



UNIVERSITE
JEAN LOROUGNON GUEDE

UFR ENVIRONNEMENT

REPUBLIQUE DE COTE D'IVOIRE

Union-Discipline-Travail

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de
la Recherche Scientifique

ANNEE : 2024-2025

N° D'ORDRE : 120

CANDIDAT

Nom : N'GUESSAN

Prénoms : Konan Jean-Yves

THESE DE DOCTORAT

Mention : Géosciences et Environnement

Spécialité : Hydraulique Agricole & Agro-Hydrologie

**Impact du changement climatique sur la
riziculture irriguée et stratégies d'adaptation
dans le Département de Yamoussoukro au
Centre de la Côte d'Ivoire**

JURY

Président	M. KOUASSI Kouakou Lazare	Professeur Titulaire,	Université Jean Lorougnon Guédé, Côte d'Ivoire
Directeur	M. KONAN-WAIDHET Arthur Brice	Professeur Titulaire	Université Jean Lorougnon Guédé, Côte d'Ivoire
Co-Directeur	M. ASSIDJO Nogbou Emmanuel	Professeur Titulaire	Institut National Polytechnique Félix HOUPHOUËT-BOIGNY, Côte d'Ivoire
Rapporteur	M. N'GUESSAN Bi Vami Hermann	Maître de Conférences	Université Félix Houphouët- Boigny, Côte d'Ivoire
Examineur	M. KOUASSI Amani Michel	Professeur Titulaire	Institut National Polytechnique Félix HOUPHOUËT-BOIGNY, Côte d'Ivoire
Examineur	M. ANOH Kouao Armand	Maître de Conférences	Université Jean Lorougnon Guédé, Côte d'Ivoire

**Soutenue publiquement
le : 08 Février 2025**



UNIVERSITE
JEAN LOROUGNON GUEDE

UFR ENVIRONNEMENT

REPUBLIQUE DE COTE D'IVOIRE

Union-Discipline-Travail

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de
la Recherche Scientifique

ANNEE : 2024-2025

N° D'ORDRE : 120

CANDIDAT

Nom : N'GUESSAN

Prénoms : Konan Jean-Yves

THESE DE DOCTORAT

Mention : Géosciences et Environnement

Spécialité : Hydraulique Agricole & Agro-Hydrologie

**Impact du changement climatique sur la
riziculture irriguée et stratégies d'adaptation
dans le Département de Yamoussoukro au
Centre de la Côte d'Ivoire**

JURY

Président	M. KOUASSI Kouakou Lazare	Professeur Titulaire,	Université Jean Lorougnon Guédé, Côte d'Ivoire
Directeur	M. KONAN-WAIDHET Arthur Brice	Professeur Titulaire	Université Jean Lorougnon Guédé, Côte d'Ivoire
Co-Directeur	M. ASSIDJO Nogbou Emmanuel	Professeur Titulaire	Institut National Polytechnique Félix HOUPHOUËT-BOIGNY, Côte d'Ivoire
Rapporteur	M. N'GUESSAN Bi Vami Hermann	Maître de Conférences	Université Félix Houphouët-Boigny, Côte d'Ivoire
Examineur	M. KOUASSI Amani Michel	Professeur Titulaire	Institut National Polytechnique Félix HOUPHOUËT-BOIGNY, Côte d'Ivoire
Examineur	M. ANOH Kouao Armand	Maître de Conférences	Université Jean Lorougnon Guédé, Côte d'Ivoire

**Soutenue publiquement
le : 08 Février 2025**

TABLE DES MATIERES

DEDICACES	x
REMERCIEMENTS	xi
LISTE DES SIGLES ET ABREVIATIONS	xiv
LISTE DES TABLEAUX	xvi
LISTE DES FIGURES	xix
LISTE DES ANNEXES	xxv
INTRODUCTION	1
PARTIE I : GENERALITES	8
Chapitre 1 : Cadre physique de la zone d'étude.....	9
1.1. Situation géographique et population	10
1.2. Caractéristiques physiques de la zone d'étude	10
1.2.1. Démographie.....	10
1.2.2. Hydrographie	11
1.2.3. Relief	13
1.2.4. Végétation.....	14
1.2.5. Géologie et pédologie.....	15
1.3. Caractéristiques climatiques de la zone d'étude.....	16
1.3.1. Pluviométrie et températures	16
1.3.2. Evapotranspiration potentielle, insolation et rayonnement solaire	17
1.3.3. Vent et hygrométrie.....	19
1.4. Description du périmètre rizicole irrigué de Nanan.....	20
1.4.1. Caractéristiques du barrage.....	21
1.4.2. Structure générale du périmètre rizicole irrigué de Nanan	22
1.4.3. Réseaux d'irrigation et de drainage du périmètre de Nanan.....	22
1.4.3.1. Ouvrages d'alimentation.....	22
1.4.3.2. Canaux primaires.....	23
1.4.3.3. Canaux secondaires	23
1.4.3.4. Ouvrages sur canaux d'irrigation	24
1.4.3.5. Drain principal, secondaire et exutoire.....	25
Conclusion partielle.....	26
Chapitre 2 : Etudes d'impact du changement climatique sur les agrosystèmes	27

2.1.	Etat des connaissances	28
2.1.1.	Impacts du changement climatique sur la disponibilité en eau, les besoins d'irrigation et les rendements du riz.....	28
2.1.2.	Impacts du changement climatique sur les rendements du riz irrigué	29
2.1.3.	Adaptation aux impacts du changement climatique sur les besoins d'irrigation et les rendements du riz.....	30
2.2.	Modélisation climatique.....	31
2.2.1.	Modèles climatiques.....	31
2.2.2.	Scénarios climatiques	32
2.2.3.	Réduction d'échelle des modèles climatiques	34
2.2.4.	Correction des biais des modèles climatiques	34
2.3.	Modélisation hydrologique.....	35
2.3.1.	Modèles hydrologiques : définition et classification.....	35
2.3.2.	Modèles hydrologiques et étude d'impact du changement climatique sur les ressources en eau.....	36
2.3.3.	Incertitudes de la modélisation hydrologique de l'impact du changement climatique	37
2.3.4.	Modèle agro-hydrologique SWAT+	38
2.3.4.1.	Description générale du modèle SWAT+.....	38
2.3.4.2.	Fonctionnement du modèle SWAT+.....	39
2.3.4.3.	Phase terrestre du cycle hydrologique.....	39
2.3.4.4.	Phase de routage ou d'acheminement de l'eau	41
2.3.4.5.	Configuration d'un bassin versant dans le modèle SWAT+.....	42
2.3.4.6.	Ensemble de données d'entrée du modèle SWAT+.....	44
2.3.5.	Analyse de sensibilité, calibration, validation et évaluation des modèles hydrologiques.....	45
2.4.	Modélisation de cultures	47
2.4.1.	Systèmes d'aide à la décision en agriculture et modèles de simulation de culture	47
2.4.1.1.	Systèmes d'aide à la décision en agriculture	47
2.4.1.2.	Modèles de simulation de culture.....	47
2.4.2.	Structure des modèles de simulation de culture.....	49
2.4.3.	Typologie des modèles de simulation de culture	49

2.4.3.1. Modèles de culture empiriques	49
2.4.3.2. Modèles de culture mécanistes.....	50
2.4.4. Paramétrisation des modèles de simulation de cultures	50
2.4.5. Application des modèles de culture dans les études d'impact du changement climatique	53
2.4.6. Incertitudes dans l'évaluation de l'impact du changement climatique sur le riz	55
2.4.7. Modèle de simulation de culture DSSAT/CERES-Rice	56
2.4.7.1. Description générale du modèle DSSAT/CERES-Rice	56
2.4.7.2. Ensemble minimum de données d'entrée du DSSAT	58
2.4.7.3. Outils de données d'entrée du DSSAT	59
2.4.7.4. Processus du bilan hydrique dans le DSSAT	61
2.4.7.5. Etalonnage dans le DSSAT.....	62
2.4.7.6. Utilitaires d'analyse de performances des modèles de DSSAT.....	65
2.4.8. Bilan hydrique dans les rizières	66
2.4.8.1. Composantes du bilan hydrique des rizières.....	66
2.4.8.2. Evapotranspiration de la culture de riz.....	67
2.4.8.3. Besoins en eau d'irrigation de la culture de riz.....	68
2.5. Perception, vulnérabilité et adaptation au changement climatique en agriculture	69
2.5.1. Perception paysanne du changement climatique	69
2.5.2. Vulnérabilité au changement climatique	69
2.5.3. Composantes de la vulnérabilité	70
2.5.3.1. Exposition	72
2.5.3.2. Sensibilité.....	72
2.5.3.3. Impacts potentiels.....	73
2.5.3.4. Capacité d'adaptation	73
2.5.4. Vulnérabilité de l'agriculture au changement climatique	73
2.5.5. Adaptation de l'agriculture au changement climatique.....	75
Conclusion partielle.....	76
PARTIE II : MATERIEL ET METHODES	78
Chapitre 3 : Matériel.....	79
3.1. Description des données de l'étude	80
3.1.1. Données météorologiques.....	80
3.1.1.1. Données météorologiques observées.....	80

3.1.1.2. Sorties de modèles climatiques	81
3.1.2. Données hydrométriques	82
3.1.3. Données topographiques et cartographiques	82
3.1.4. Données agronomiques et pédologiques	83
3.1.5. Données d'enquête	84
3.2. Outils	84
Conclusion partielle	85
Chapitre 4 : Méthodes	87
4.1. Estimation des apports en eau dans la retenue du périmètre rizicole de Nanan	88
4.1.1. Justification du choix du modèle agro-hydrologique SWAT+	88
4.1.2. Procédure d'estimation des apports dans la retenue du périmètre rizicole de Nanan	90
4.1.3. Configuration du modèle du bassin versant de la retenue de Nanan	93
4.1.3.1. Préparation des données physiographiques du BVT	93
4.1.3.2. Préparation des données hydro-climatiques	95
4.1.3.3. Préparation des tables d'utilisation des terres et des sols	95
4.1.4. Discrétisation du bassin versant en Unités de Réponses Hydrologiques	95
4.1.5. Tables de décision d'irrigation et de libération de l'eau du réservoir	96
4.1.6. Analyse de sensibilité du modèle SWAT+	98
4.1.7. Calibration et validation du modèle SWAT+	98
4.1.8. Evaluation de la performance du modèle SWAT+	99
4.1.9. Simulation des apports d'eau sur la période 1986 – 2020	101
4.1.10. Bilan hydrologique de la retenue du périmètre rizicole irrigué de Nanan	102
4.2. Estimation des besoins en eau d'irrigation et des rendements du riz	102
4.2.1. Procédure d'étalonnage du modèle DSSAT/CERES-Rice	102
4.2.1.1. Expérience de terrain	103
4.2.1.2. Collecte des mesures de culture	104
4.2.1.3. Préparation des fichiers d'entrée du modèle DSSAT/CERES-Rice	105
4.2.1.4. Calibration et validation du modèle DSSAT/CERES-Rice pour le périmètre de Nanan	108
4.2.1.5. Evaluation de la performance du modèle DSSAT/CERES-Rice	108
4.2.2. Analyse de sensibilité du modèle DSSAT/CERES-Rice	109

4.2.3. Simulation des besoins en eau d'irrigation et des rendements du riz sur la période 1986 – 2020	110
4.3. Simulation des impacts potentiels du changement climatique sur les apports dans la retenue de Nanan, les besoins en eau d'irrigation et les rendements du riz	111
4.3.1. Evaluation de la performance des modèles climatiques	111
4.3.1.1. Choix des modèles climatiques	112
4.3.1.2. Choix des horizons temporels et des scénarios d'émission	112
4.3.1.3. Mise en évidence des biais dans les sorties des modèles climatiques régionaux	113
4.3.1.4. Correction des biais des sorties des modèles climatiques régionaux	115
4.3.2. Evaluation de la variation des paramètres climatiques futures	116
4.3.2.1. Détermination des amplitudes de variations des paramètres climatiques	116
4.3.2.2. Détermination des taux de variation des paramètres climatiques	117
4.3.3. Evaluation des impacts du changement climatique sur les apports dans la retenue de Nanan	117
4.3.4... Evaluation des impacts du changement climatique sur les besoins d'irrigation et les rendements du riz	118
4.3.5. Evaluation des stratégies d'adaptation du riz irrigué au changement climatique	119
4.4. Analyse de la perception des riziculteurs du changement climatique et de leur vulnérabilité au changement climatique	120
4.4.1. Analyse de la perception des riziculteurs du changement climatique	120
4.4.1.1. Enquête	121
4.4.1.2. Analyse de la variabilité climatique	123
4.4.2. Analyse de la vulnérabilité des riziculteurs face au changement climatique ...	129
4.4.2.1. Identification des risques climatiques et de leur impact	129
4.4.2.2. Elaboration de la matrice d'impacts des risques climatiques	130
4.4.2.3. Détermination de la capacité d'adaptation	131
4.4.2.4. Elaboration de la matrice de vulnérabilité des riziculteurs	133
4.4.2.5. Sélection des meilleures stratégies d'adaptation	133
Conclusion partielle	134
PARTIE III : RESULTATS ET DISCUSSION	136

Chapitre 5 : Apports dans la retenue d'irrigation du périmètre rizicole de Nanan sur la période historique 1986 – 2020	137
5.1. Discrétisation spatiale du bassin versant de Taabo.....	138
5.2. Sensibilité des paramètres du modèle SWAT+ du Bassin Versant de Taabo	140
5.3. Calibration du modèle SWAT+ du Bassin Versant de Taabo.....	141
5.4. Validation du modèle SWAT+ du Bassin Versant de Taabo	143
5.5. Bilan hydrologique du bassin versant de Taabo	144
5.5.1. Pluviométrie.....	144
5.5.2. Ruissellement de surface	145
5.5.3. Evapotranspiration réelle.....	146
5.5.4. Percolation	147
5.6. Rapport des différentes composantes du bilan hydrologique du BVT	148
5.7. Variation des écoulements vers la retenue de Nanan sur la période historique 1986–2020.....	149
5.7.1. Variation des écoulements moyens mensuels.....	149
5.7.2. Variation et tendance des écoulements moyens annuels.....	150
5.7.3. Bilan hydrologique de la retenue du périmètre rizicole irrigué de Nanan	150
5.8. Discussion	152
Conclusion partielle.....	157
Chapitre 6 : Besoins en eau, besoins en irrigation et rendements du riz sur la période historique 1986 – 2020	158
6.1. Calibration du modèle DSSAT/CERES-Rice de la variété WITA 9.....	159
6.1.1. Coefficients génétiques de la variété WITA 9.....	159
6.1.2. Calibration de la phénologie.....	159
6.1.3. Calibration de la croissance et du rendement	160
6.1.3.1. Comparaison des données sommaires observées et simulées.....	160
6.1.3.2. Comparaison des données de séries chronologiques observées et simulées	161
6.2. Validation du modèle DSSAT/CERES-Rice de la variété WITA 9.....	162
6.2.1. Validation de la phénologie	162
6.2.2. Validation de la croissance et du rendement	163
6.3. Sensibilité du modèle DSSAT/CERES-Rice de la variété WITA 9.....	165
6.3.1. Sensibilité à la phénologie et à la croissance	165
6.3.2. Sensibilité à la température maximale et à la température minimale.....	167

6.3.3. Sensibilité à la date de semis	168
6.4. Variation interannuelle et tendance des besoins en eau, des besoins en eau d'irrigation et du rendement du riz.....	169
6.4.1. Variation interannuelle et tendance des besoins en eau du riz	169
6.4.2. Variation interannuelle et tendance des besoins en eau d'irrigation du riz	170
6.4.3. Variation interannuelle et tendance des rendements du riz	171
6.5. Discussion	172
Conclusion partielle.....	177
Chapitre 7 : Impacts potentiels du changement climatique sur les apports dans la retenue de Nanan, les besoins en eau d'irrigation et les rendements du riz	
7.1. Biais dans les précipitations	179
7.1.1. Variations moyennes mensuelles des précipitations	179
7.1.2. Variations moyennes annuelles des précipitations.....	181
7.2. Biais dans les températures maximales et minimales	182
7.2.1. Variations moyennes mensuelles des températures maximales et minimales ..	182
7.2.2. Variations moyennes annuelles des températures maximales et minimales	187
7.3. Paramètres climatiques corrigés des modèles climatiques.....	188
7.3.1. Précipitations corrigées des modèles climatiques	188
7.3.2. Températures maximales et minimales corrigées des modèles climatiques.....	191
7.4. Paramètres climatiques des MCR aux horizons futurs	193
7.4.1. Evolution future des précipitations mensuelles	193
7.4.2. Evolution future des précipitations annuelles	194
7.4.3. Evolution future des températures mensuelles	197
7.4.4. Evolution future des températures annuelles	198
7.5. Impacts du changement climatique sur les apports dans la retenue de Nanan.....	201
7.5.1. Evolution mensuelle des apports futurs.....	201
7.5.2. Evolution annuelle des apports futurs	202
7.6. Impacts du changement climatique sur les besoins en eau, les besoins d'irrigation et les rendements du riz irrigué	203
7.6.1. Variation des besoins en eau futurs du riz irrigué.....	203
7.6.2. Variation des besoins nets d'irrigation futurs du riz	205
7.6.3. Variation des rendements futurs du riz irrigué	206
7.7. Stratégies d'adaptation pour les rendements du riz irrigué	208

7.7.1. Changement de la date de semis	208
7.7.2. Changement de la dose d'irrigation	209
7.8. Discussion	211
Conclusion partielle.....	218
Chapitre 8 : Perception et vulnérabilité des riziculteurs du changement climatique	219
8.1. Perception des riziculteurs sur l'évolution des variables agro-climatiques	220
8.1.1. Perception de la variabilité et du changement climatiques.....	220
8.1.2. Perception sur la pluviométrie	220
8.1.3. Perception sur les caractéristiques de la saison des pluies : démarrage, fin et durée	220
8.1.4. Perception sur les températures.....	221
8.1.5. Perception sur la disponibilité de l'eau	222
8.2. Caractérisation de la variabilité climatique	223
8.2.1. Variabilité interannuelle des précipitations et des températures.....	223
8.2.1.1. Evolution interannuelle et tendance de la pluviométrie	223
8.2.1.2. Evolution interannuelle et tendance des températures	225
8.2.2. Caractérisation de la saison pluvieuse.....	228
8.2.1.3. Démarrage de la saison pluvieuse	228
8.2.1.4. Fin de la saison pluvieuse	229
8.2.1.5. Durée de la saison pluvieuse.....	230
8.3. Vulnérabilité des riziculteurs face au changement climatique	232
8.3.1. Risques climatiques sur la riziculture irriguée.....	232
8.3.1.1. Impacts des risques climatiques sur la riziculture irriguée	232
8.3.1.2. Matrice d'impacts des risques climatiques sur la riziculture irriguée	234
8.3.2. Capacité d'adaptation des riziculteurs au changement climatique	236
8.3.3. Matrice de vulnérabilité des riziculteurs au changement climatique	236
8.3.4. Stratégies d'adaptation des riziculteurs au changement climatique.....	237
8.3.4.1. Identification des stratégies d'adaptation des riziculteurs	237
8.3.4.2. Sélection des stratégies d'adaptation identifiées.....	238
8.4. Discussion	240
Conclusion partielle.....	247
CONCLUSION GENERALE	249
REFERENCES	256

ANNEXES	295
PUBLICATIONS.....	307
RESUME	

DEDICACES

Ce mémoire est spécialement dédié à :

*Feu KOUASSI N'GUESSAN Joseph et
KOUASSI Affoué Marie née N'ZI,
respectivement mon père et ma mère, à ma
Famille,*

*Qui m'ont transmis, par le sang, par
l'éducation, par l'amour et par un
indéfectible soutien,*

Un précieux capital...

REMERCIEMENTS

Ce travail de recherche doctorale a été réalisé grâce à la contribution de plusieurs personnes physiques et morales auxquelles il convient d'exprimer nos remerciements du fond du cœur. Je tiens d'emblée à signifier à tous ceux qui, de près ou de loin, ont participé, d'une manière ou d'une autre, à la réalisation de ce projet, que la liste des personnes énumérées ici n'est en aucun cas exhaustive.

J'adresse tout d'abord, mes sincères remerciements à tout le personnel de l'Université Jean Lorougnon Guédé (UJLoG), avec à sa tête Madame KROU Viviane Epouse ADOHI, Professeure Titulaire et Présidente de l'UJLoG pour le cadre institutionnel et de formation dont j'ai pu bénéficier durant toutes ces années universitaires.

Mes remerciements sont ensuite adressés aux autorités de l'Institut National Polytechnique Félix HOUPHOUËT-BOIGNY (INP-HB), à travers son Directeur Général, Docteur DIABY Moussa Abdoul Kader, pour le cadre dans lequel j'ai mené toutes ces années de recherche.

Je remercie également Monsieur KOUASSI Kouakou Lazare, Professeur Titulaire, Directeur de l'Unité de Recherche et de Formation Environnement (UFR Environnement) de l'UJLoG, pour son engagement dans le travail et l'amélioration des conditions d'étude et de travail des étudiants et du personnel de l'UFR.

J'exprime ma profonde gratitude à Feu Monsieur DIBO Gérard N'guessan, Ex-Directeur du Département de Formation et de Recherche Génie Rural et Sciences Géographiques (DFR GRSG) de l'INP-HB, pour sa grande simplicité, ses qualités humaines et sociales. Il m'a permis d'utiliser pleinement toutes les ressources de son département. J'ai été accueilli de façon chaleureuse au DFR GRSG depuis mon stage de Master en 2016.

Je voudrais également exprimer ma gratitude envers Monsieur DIBI Brou, Professeur Titulaire, Directeur du Laboratoire des Sciences et Technologies de l'Environnement (LSTE) de l'UJLoG, pour ses qualités humaines, ses conseils et l'appui technique et institutionnel dont j'ai bénéficié du LSTE.

Je remercie spécialement tout le personnel du Programme d'Appui Stratégique à la Recherche Scientifique (PASRES) avec à sa tête, Monsieur SANGARE Yaya, Maître de Conférences, Secrétaire Exécutif du PASRES, pour l'appui financier et matériel dont j'ai bénéficié pour la réalisation de mes travaux de thèse.

Mes remerciements les plus chaleureux sont adressés à chacun des membres du Jury de cette thèse, qui ont bien voulu être associés à ce travail, contribuer à son évaluation, ainsi qu'à son amélioration. Je remercie donc :

- Monsieur KOUASSI Kouakou Lazare, Professeur Titulaire, Président du Jury ;
- Monsieur N'GUESSAN Bi Vami Hermann, Maitre de Conférences, Rapporteur ;
- Monsieur KOUASSI Amani Michel, Professeur Titulaire, Examineur ;
- Monsieur ANOH Kouao Armand, Maitre de Conférences, Examineur.

Ma plus profonde gratitude et ma reconnaissance sont adressées à Monsieur KONAN-WAIDHET Arthur Brice, Professeur Titulaire, Directeur Scientifique de cette thèse, qui a bien voulu diriger ces travaux en me faisant confiance. Je vous remercie sincèrement pour votre simplicité, vos qualités humaines et sociales, votre profonde compréhension, vos conseils, votre disponibilité et votre appui scientifique dans la réalisation de cette étude.

Je voudrais également adresser ma plus profonde gratitude et reconnaissance à un grand homme, Monsieur ASSIDJO Nogbou Emmanuel, Professeur Titulaire, Co-directeur de cette thèse, qui a accepté de co-superviser ce travail, pour sa grande humilité, sa rigueur scientifique, sa bonne humeur et ses conseils avisés. Je me souviens Professeur, que vous dites toujours et je cite : « *Petit, tu bosses. C'est bien !! Mais il faut aussi t'amuser !!* ». Merci infiniment Professeur pour tout !

Je remercie infiniment avec une extrême gratitude, Docteur ADAI Botou Moïse, mon encadreur de terrain, qui m'a initié à la recherche scientifique, m'a octroyé sa confiance, m'a soutenu sur tous les plans. Merci pour vos conseils, votre travail et votre attention particulière envers vos étudiants. Vous m'avez adopté comme votre fils et vous m'avez permis de relever ce défi qu'est la thèse. Vous m'avez toujours fourni vos conseils avisés dans les moments les plus difficiles. Je ne pourrai citer tous vos bienfaits en ces quelques lignes, mais je voudrais du fond du cœur, vous dire « *Merci* ».

Mes plus sincères remerciements vont à l'endroit de tout le corps Enseignant de l'UFR Environnement de l'UJLoG, qui depuis la Licence 3 et pour certains, mes débuts à l'UJLoG, ont partagé leurs savoir-faire et savoir-vivre avec nous, leurs étudiants.

J'adresse ma profonde gratitude au personnel du DFR GRSG de l'INP-HB, aujourd'hui Unité Pédagogique Génie Rural et Equipements Agricoles (UP GREA). Je remercie en l'occurrence Monsieur YESSOH M'boua Jean Marie, Maitre-Assistant pour sa grande humilité et sa simplicité. Il m'a toujours apporté ses conseils scientifiques et humains avisés, depuis mes années de Master. Au Docteur KAMBIRE Seu et à Feu Monsieur GNALY Casimir, j'adresse également mes plus profonds remerciements pour leurs conseils, leur soutien et leur sympathie.

Je remercie grandement mes confrères de l'UP GREA, Monsieur KRA Léandre Junias et Monsieur KONE Doyéré Joël, Doctorants, avec qui j'ai passé toutes ces années de recherche pour tout le soutien qu'ils ont pu me procurer.

Je voudrais remercier mes promotionnels du Laboratoire des Sciences et Technologies de l'Environnement (LSTE) : Dr KOFFI Bérenger, Dr KOKOBOU Kouassi Hervé Jacques Joël, Dr KOUAME Kouadio Jean Olivier, Dr OUATTARA Gningnéri Souleymane, Dr TOURE Fanraban Fabrice, Monsieur KONATE Yaya, Mesdames AKATCHI Akouba Agnès Epouse ZEBO, KOUASSI Amoin Anne-Marie Epouse KOUAME et ZOUGROU Ninlou Nadège, pour leur sympathie et leur contribution à la réalisation de ce travail.

Je suis infiniment reconnaissant envers toute ma Famille, sans qui je ne serai là où je suis aujourd'hui, en particulier à mon défunt père Feu Monsieur KOUASSI N'guessan Joseph, ma mère Madame N'ZI Affoué Marie Epouse KOUASSI. Je remercie grandement et du plus profond du cœur pour leur soutien indéfectible, mes frères et sœurs : Mademoiselle KOUASSI Aya Isabelle, Mademoiselle N'GUESSAN Amenan Nicole, Monsieur N'GUESSAN Konan Donatien et son épouse Madame N'GUESSAN née KEKE Adjoungoua Christelle et Madame N'GUESSAN Akissi Nathalie Epouse KOFFI et son époux Monsieur KOFFI Yannick. J'espère que vous trouverez en ces quelques mots, l'expression de ma plus profonde gratitude.

Je remercie du fond du cœur tous mes amis. Tout particulièrement Monsieur MALAN Jean Laurent, Monsieur MAHI Gboda Achille Bienvenue et Monsieur KOUASSI Kouamé Jean Brice, et tous les autres, pour tout le soutien.

A tous et à toutes, MERCI !

LISTE DES SIGLES ET ABREVIATIONS

2PAI-Bélier	: Projet de Pôle Agro-Industriel dans la Région du Bélier
ADAP	: Date d’anthèse
ADHI	: African Database of Hydrometric Indices
BEC	: Besoin en Eau de la Culture
BNI	: Besoin Net d’Irrigation
BVRN	: Bassin Versant de la Retenue de Nanan
BVT	: Bassin Versant de Taabo
CC	: Changement Climatique
CERES-Rice	: Crop Environment REsource Synthesis for Rice
CG	: Coefficient Génétique
CMIP5 & 6	: Coupled Model Intercomparaison Project Phase 5 & 6
COPRORIZ	: Coopératives des PROducteurs de RIZ
CORDEX	: COordinated Regional climate Downscaling EXperiment
CSDSS-RIMIS	: Climate-Smart Decision Support System for Rice Irrigation Management Information System
CSM	: Cropping System Model
CSP	: Cultivar Specific Parameter
DM	: Distribution Mapping
DSS	: Decision Support System
DSSAT	: Decision Support System for the Agrotechnology Transfer
ESDB	: European Soil Data Base
FAO	: Food and Agricultural Organization of the United Nations
FED	: Fonds Européen de Développement
GENCALC	: Genetic Coefficient Calculator
GES	: Gaz à Effet de Serre
GIEC	: Groupe d’experts Intergouvernemental sur l’Evolution du Climat
GLUE	: Generalized Likelihood Uncertainty Estimation
GSP	: Genotype Specific Parameter
HWSD	: Harmonized World Soil Database
IDAP	: Date d’initiation paniculaire
IBSNAT	: International Benchmark Sites Network for Agrotechnology Transfer

INPHB	: Institut National Polytechnique Félix HOUPHOUËT-BOIGNY
LSU	: Landscape Unit
MC	: Modèle Climatique
MCG	: Modèle Climatique Global
MCR	: Modèle Climatique Régional
MDAP	: Date de maturité physiologique
MDS	: Minimum Data Sets
NASA	: National Aeronautics and Space Administration
OMM	: Organisation Météorologique Mondiale
PDRI	: Programme de Développement de la Riziculture Irriguée
POWER	: Prediction Of Worlwide Energy Resources
RCP	: Representative Concentration Pathways
SODEXAM	: Société d'Exploitation et de Développement Aéroportuaire et Maritime
SPEI	: Standardized Precipitation Index and Evapotranspiration
SPI	: Standardized Precipitation Index
SRES	: Special Report on Emissions Scenarios
SRTM	: Shuttle Radar Topography Mission
SWAT	: Soil and Water Assessment Tool
TOR	: Tout-Ou-Rien
UE	: Union Européenne
UJLoG	: Université Jean Lorougnon Guédé
URH	: Unité de Réponse Hydrologique
USGS	: United States Geological Survey
WCRP	: World Climate Research Programme

LISTE DES TABLEAUX

Tableau I : Données hydrologiques de la retenue d'eau du barrage	22
Tableau II : Caractéristiques hydrauliques des canaux primaires du périmètre de Nanan	23
Tableau III : Caractéristiques hydrauliques du drain principal du périmètre de Nanan	26
Tableau IV : Principales caractéristiques des scénarios RCP	33
Tableau V : Objets spatiaux du modèle SWAT+ et leurs rôles dans la configuration des bassins versants	43
Tableau VI : Paramètres de cultures utilisés pour la paramétrisation des modèles de simulation de culture du riz	52
Tableau VII : Caractéristiques principales des divers types d'analyse de vulnérabilité	74
Tableau VIII : Stations météorologiques des données d'observations	81
Tableau IX : Description des modèles climatiques régionaux utilisés dans cette étude	81
Tableau X : Station hydrométrique utilisée dans cette étude	82
Tableau XI : Description des données topographiques et cartographiques	83
Tableau XII : Principales différences de fonctionnalités entre les modèles SWAT et SWAT+	90
Tableau XIII : Unités de sols rencontrées sur le bassin versant de Taabo	94
Tableau XIV : Structure des quatre quadrants des tables de décision de SWAT+	96
Tableau XV : Critères de performance des fonctions objectives utilisées pour l'évaluation des modèles hydrologiques	99
Tableau XVI : Données sommaires de culture recueillies durant les expériences de terrain	104
Tableau XVII : Données de séries chronologiques recueillies durant les expériences de terrain	105
Tableau XVIII : Propriétés chimiques et physiques des sols des parcelles expérimentales sur le périmètre rizicole de Nanan	107
Tableau XIX : Paramètres et modalités de l'analyse de sensibilité du modèle DSSAT-CERES-Rice de la variété WITA 9	110
Tableau XX : Calendrier des activités culturelles sur le périmètre rizicole de Nanan, Yamoussoukro	111
Tableau XXI : Classification de la sécheresse selon les indices de précipitations et d'évapotranspiration potentielle	125

Tableau XXII : Terminologie des probabilités d’occurrence des risques climatiques	130
Tableau XXIII : Degrés des impacts des risques climatiques sur les variables du système de culture du riz irrigué	130
Tableau XXIV : Sous-indicateurs des différents indicateurs des moyens d’existence.....	131
Tableau XXV : Cotation de la disponibilité et de l’accessibilité des riziculteurs aux indicateurs des moyens d’existence	132
Tableau XXVI : Degrés de vulnérabilité des riziculteurs au changement climatique.....	133
Tableau XXVII : Priorisation des options d’adaptation aux impacts du changement climatique	134
Tableau XXVIII : Discrétisation des sous-bassins du BVT en LSU et en URH	139
Tableau XXIX : Statistiques de performance du modèle SWAT+ pour les périodes de calibration et de validation.....	144
Tableau XXX : Ratios des composantes du bilan hydrologique du bassin versant de Taabo	148
Tableau XXXI : Composantes du bilan hydrologique du réservoir du périmètre rizicole irrigué de Nanan sur la période 1986–2020.....	151
Tableau XXXII : Valeurs initiales et calibrées de coefficients génétiques de la variété de riz WITA 9 en campagne 2019.....	159
Tableau XXXIII : Comparaison entre les dates d’initiation paniculaire, d’anthèse et de maturité simulées et observées de la variété de riz WITA 9 lors de la calibration	160
Tableau XXXIV : Comparaison entre le rendement et les composantes du rendement simulés et observés de la variété de riz WITA 9, lors de la calibration	160
Tableau XXXV : Comparaison entre les dates d’initiation paniculaire, d’anthèse et de maturité simulées et observées du WITA 9, lors de la validation en campagne 2020	162
Tableau XXXVI : Comparaison entre le rendement et les composantes du rendement simulés et observés du WITA 9, lors de la validation en campagne 2020	164
Tableau XXXVII : Amplitudes et taux de variation annuels des précipitations aux horizons 2050 et 2080 par rapport à la période de référence 1982–2005.....	196
Tableau XXXVIII : Amplitudes et taux de variation annuels des Tmax et des Tmin aux horizons 2050 et 2080 par rapport à la période de référence 1982–2005	200

Tableau XXXIX : Taux de variation annuels des apports vers la retenue de Nanan aux horizons 2050 et 2080 par rapport à la période de référence 1982–2005	203
Tableau XL : Perception des riziculteurs de la variabilité et du changement climatiques ...	220
Tableau XLI : Perception des riziculteurs sur l'évolution pluviométrique à Yamoussoukro	220
Tableau XLII : Perception des riziculteurs du démarrage et de la fin de la saison pluvieuse	221
Tableau XLIII : Perception des riziculteurs sur la durée de la saison des pluies.....	221
Tableau XLIV : Perception des riziculteurs sur l'évolution des températures	221
Tableau XLV : Comparaison des moyennes des températures des sous-séries délimitées par le test de rupture de Pettitt à Yamoussoukro de 1979 à 2020.....	228
Tableau XLVI : Impacts des risques climatiques sur les variables de la riziculture irriguée	233
Tableau XLVII : Conséquences des risques climatiques sur les variables de la riziculture irriguée.....	234
Tableau XLVIII : Degrés des impacts des risques climatiques sur les variables de la riziculture irriguée.....	234
Tableau XLIX : Matrice d'impacts des risques climatiques sur les variables de la riziculture irriguée.....	235
Tableau L : Matrice de vulnérabilité des riziculteurs dans le département de Yamoussoukro	237
Tableau LI : Matrice d'adaptation aux conséquences du changement climatique.....	238
Tableau LII : Priorisation des options d'adaptation identifiées	239

LISTE DES FIGURES

Figure 1 : Carte de la localisation géographique du département de Yamoussoukro.....	10
Figure 2 : Réseau hydrographique dans le département de Yamoussoukro.....	12
Figure 3 : Carte du réseau hydrographique du bassin versant de Taabo	12
Figure 4 : Relief du département de Yamoussoukro	13
Figure 5 : Carte des pentes du bassin versant de Taabo	14
Figure 6 : Végétation dans le département de Yamoussoukro.....	15
Figure 7 : Classes de sols dans le département de Yamoussoukro	16
Figure 8 : Diagramme ombrothermique de la ville de Yamoussoukro de 1979 à 2020.....	16
Figure 9 : Évolution mensuelle moyenne des températures à la station synoptique Yamoussoukro de 1979 à 2020.....	17
Figure 10 : Evolution mensuelle moyenne de l'évapotranspiration potentielle à la station synoptique de Yamoussoukro de 1979 à 2015	18
Figure 11 : Evolution mensuelle moyenne de l'insolation à la station synoptique de Yamoussoukro de 1975 à 2015.....	18
Figure 12 : Evolution annuelle moyenne du rayonnement solaire à la station synoptique de Yamoussoukro de 1979 à 2020.....	19
Figure 13 : Evolution mensuelle moyenne de l'hygrométrie à la station synoptique de Yamoussoukro de 1975 à 2015.....	20
Figure 14 : Carte de la localisation géographique du périmètre rizicole irrigué de Nanan	21
Figure 15 : Ouvrages d'alimentation.....	23
Figure 16 : Ouvrages sur canaux d'irrigation	24
Figure 17 : Ouvrages de chute	25
Figure 18 : Processus du cycle hydrologique modélisés par SWAT+	40
Figure 19 : Processus dans le cours d'eau modélisés par SWAT+	42
Figure 20 : Données d'entrée du modèle agro-hydrologique SWAT+	44
Figure 21 : Exemple d'organigramme pour les études d'impact du changement climatique sur les systèmes agricoles	54
Figure 22 : Système de modèles de culture DSSAT	57
Figure 23 : Système de fichiers d'entrées et de sorties du DSSAT	59
Figure 24 : Résumé de la procédure GLUE dans le DSSAT.....	64
Figure 25 : Composantes de la vulnérabilité au changement climatique	71

Figure 26 : Réduction de la vulnérabilité à l'aide des stratégies d'adaptation	75
Figure 27 : Relation conceptuelle entre la disponibilité des données, le degré de complexité et la performance du modèle.....	88
Figure 28 : Organigramme pour l'estimation des apports dans la retenue du périmètre de Nanan.....	92
Figure 29 : Périodes de calibration, de validation et de simulation des apports dans la retenue de Nanan.....	93
Figure 30 : Données physiographiques d'entrées utilisées dans le modèle SWAT+.....	94
Figure 31 : Table d'utilisation et d'occupation des terres (à gauche) et table des sols (à droite)	95
Figure 34 : Carte d'utilisation et de la couverture terrestres du BVT de 2017.....	101
Figure 35 : Localisation géographique des parcelles expérimentales sur le périmètre de Nanan.....	103
Figure 36 : Organigramme d'évaluation des impacts du changement climatique sur les apports de la retenue du périmètre rizicole de Nanan	117
Figure 37 : Organigramme d'évaluation de l'impact du changement climatique sur les besoins en eau d'irrigation et les rendements du riz	119
Figure 38 : Organigramme d'évaluation des stratégies d'adaptation au changement climatique du riz	120
Figure 39 : Entretiens avec les riziculteurs durant la phase d'enquête	122
Figure 40 : Diagramme de capacité d'adaptation	132
Figure 41 : Sous-bassins du bassin versant de Taabo délimités par le modèle SWAT+	138
Figure 42 : Paramètres retenus pour la calibration après l'analyse de sensibilité.....	140
Figure 43 : Débits mensuels observés et simulés lors de la calibration sur la période 1984–1989 à la station hydrométrique de Bouaflé.....	142
Figure 44 : Corrélation entre les débits moyens observés et simulés lors de la calibration sur la période 1984–1989 à la station hydrométrique de Bouaflé	142
Figure 43 : Débits mensuels observés et simulés lors de la validation sur la période 1991–1996 à la station hydrométrique de Bouaflé.....	143
Figure 47 : Corrélation entre les débits moyens observés et simulés lors de la validation sur la période 1991–1996 à la station hydrométrique de Bouaflé	144
Figure 48 : Répartition spatiale de la pluviométrie sur le BVT de 1986 à 2020	145

Figure 49 : Répartition spatiale du ruissellement de surface sur le BVT de 1986 à 2020	146
Figure 50 : Répartition spatiale de l'évapotranspiration réelle sur le BVT de 1986 à 2020	147
Figure 51 : Répartition spatiale de la percolation sur le BVT de 1986 à 2020.....	148
Figure 52 : Variation des écoulements moyens mensuels vers la retenue du périmètre rizicole irrigué de Nanan sur la période 1986 – 2020	149
Figure 53 : Variation et tendance des écoulements moyens annuels vers la retenue du périmètre rizicole de Nanan sur la période 1986–2020.....	150
Figure 54 : Ecart entre les apports par ruissellement et les prélèvements de la retenue du périmètre irrigué de Nanan de 1986 à 2020	151
Figure 55 : Comparaison du rendement et des composantes du rendement simulés et observés de la variété de riz WITA 9 lors de la calibration	161
Figure 56 : Comparaison de la simulation des phases de développement de la variété de riz WITA 9 entre les parcelles P1 et P2	163
Figure 57 : Comparaison de la simulation du rendement et des composantes du rendement du WITA 9 entre les parcelles P1 et P2.....	165
Figure 58 : Sensibilité du modèle CERES-Rice de la variété WITA 9 aux coefficients génétiques de la phénologie.....	166
Figure 59 : Sensibilité du modèle CERES-Rice de la variété WITA 9 aux coefficients génétiques de la croissance.....	167
Figure 60 : Sensibilité du modèle CERES-Rice de la variété de riz WITA 9 à la température maximale et minimale	168
Figure 61 : Sensibilité du modèle CERES-Rice de la variété WITA 9 à la date de semis....	168
Figure 62 : Variation interannuelle et tendance des besoins en eau du riz en campagne 1 et campagne 2 sur la période 1986–2020	169
Figure 63 : Variation interannuelle et tendance des besoins nets d'irrigation du riz en campagne 1 et campagne 2 sur la période 1986–2020.....	170
Figure 64 : Variation interannuelle et tendance des rendements du riz en campagne 1 et en campagne 2 sur la période 1986–2020.....	171
Figure 65 : Résidus des précipitations moyennes mensuelles des MCR RCA4 et RACMO22T sur la période historique 1982–2005.....	179
Figure 66 : Précipitations moyennes mensuelles observées et simulées brutes des MCR RCA4 et RACMO22T sur la période historique 1982–2005	180

Figure 67 : Précipitations moyennes annuelles observées et simulées brutes des MCR RCA4 et RACMO22T sur la période historique 1982 – 2005	182
Figure 68 : Résidus des températures maximales moyennes mensuelles des MCR RCA4 et RACMO22T sur la période historique 1982–2005.....	183
Figure 69 : Résidus des températures minimales moyennes mensuelles des MCR RCA4 et RACMO22T sur la période historique 1982–2005.....	184
Figure 70 : Températures moyennes mensuelles maximales et minimales observées et simulées brutes des MCR RCA4 et RACMO22T sur la période 1982–2005	185
Figure 71 : Diagrammes de Taylor des simulations brutes des Tmax et des Tmin par les MCR RCA4 et RACMO22T sur la période historique 1982–2005.....	186
Figure 72 : Températures moyennes annuelles maximales observées et simulées brutes des MCR RCA4 et RACMO22T sur la période historique 1982–2005.....	187
Figure 73 : Températures moyennes annuelles minimales observées et simulées brutes des MCR RCA4 et RACMO22T sur la période historique 1982–2005.....	188
Figure 74 : Précipitations moyennes mensuelles corrigées de biais sur la période 1982–2005	189
Figure 75 : Diagrammes de Taylor précipitations simulées corrigées de biais sur la période 1982 – 2005	190
Figure 76 : Précipitations moyennes annuelles corrigées de biais sur la période 1982 – 2005	190
Figure 77 : Diagrammes de Taylor des températures maximales et minimales corrigées de biais sur la période 1982 – 2005	191
Figure 78 : Températures maximales et minimales moyennes annuelles corrigées de biais sur la période 1982 – 2005	192
Figure 79 : Précipitations moyennes mensuelles sur la période de référence 1982–2005 et aux horizons 2050 (2031–2060) et 2080 (2061–2090) sur le BVT	193
Figure 80 : Taux de variation mensuels des précipitations aux horizons 2031–2060 et 2061–2090 par rapport à la période de référence 1982–2005	194
Figure 81 : Précipitations moyennes annuelles sur la période de référence 1982–2005 et aux horizons 2050 (2031–2060) et 2080 (2061–2090) sur le BVT	195
Figure 82 : Tendances annuelles des précipitations sur la période de référence et simulées par les MCR RCA4 et RACMO22T sur la période 2031–2090	196

Figure 83 : Températures maximales et minimales moyennes mensuelles sur la période de référence 1982–2005 et aux horizons 2050 et 2080	197
Figure 84 : Taux de variation mensuels des précipitations aux horizons 2050 et 2080 par rapport à la période de référence 1982–2005	198
Figure 85 : Températures maximales et minimales moyennes annuelles sur la période de référence 1982–2005 et aux horizons 2050 et 2080 sur le BVT	199
Figure 86 : Tendances annuelles des précipitations sur la période de référence et sur la période 2031–2090, sur le BVT.....	200
Figure 87 : Evolution des apports moyens mensuels sur la période de référence 1982–2005 et aux horizons 2050 et 2080	201
Figure 88 : Evolution des apports moyens annuels vers la retenue de Nanan sur la période de référence 1982–2005 et aux horizons 2050 et 2080	202
Figure 89 : Evolution des besoins en eau du riz sur la période de référence 1982–2005 et aux horizons 2050 et 2080 en campagnes 1 et 2.....	204
Figure 90 : Taux de variation des besoins en eau du riz irrigué aux horizons 2050 et 2080 par rapport à la période de référence 1982–2005, en campagnes 1 et 2	204
Figure 91 : Evolution des besoins nets d’irrigation sur la période de référence 1982–2005 et aux horizons 2050 et 2080, en campagnes 1 et 2	205
Figure 92 : Taux de variation des besoins nets d’irrigation aux horizons 2050 et 2080 par rapport à la période de référence 1982–2005, en campagnes 1 et 2	206
Figure 93 : Evolution des rendements du WITA 9 sur la période de référence 1982–2005 et aux horizons 2050 et 2080, en campagnes 1 et 2.....	207
Figure 94 : Taux de variation des rendements aux horizons 2050 et 2080 par rapport à la période de référence 1982–2005, en campagnes 1 et 2.....	207
Figure 95 : Rendements du riz irrigué pour les changements de la date de semis aux horizons 2050 et 2080, selon le RCP 4.5	208
Figure 96 : Rendements du riz irrigué pour les changements de la date de semis aux horizons 2050 et 2080 selon le RCP 8.5	209
Figure 97 : Rendements du riz irrigué pour les changements de la dose d’irrigation selon le scénario RCP 4.5 aux horizons 2050 et 2080	210
Figure 98 : Rendements du riz irrigué pour les changements de la dose d’irrigation selon le scénario RCP 8.5 aux horizons 2050 et 2080	211

Figure 99 : Perception des riziculteurs de la disponibilité en eau dans les retenues d'irrigation en période de hautes et basses eaux	222
Figure 100 : Évolution annuelle de l'Indice de Nicholson et de la pluviométrie à Yamoussoukro sur la période 1979–2020	223
Figure 101 : Évolution des indices pluviométriques mensuels à Yamoussoukro sur la période 1979–2020.....	224
Figure 102 : Evolution annuelle de l'indice de précipitations et d'évapotranspiration à Yamoussoukro sur la période 1979–2020	224
Figure 103 : Tendance de la pluviométrie moyenne annuelle à Yamoussoukro de 1979 à 2020.....	225
Figure 104 : Évolution des températures minimales à Yamoussoukro de 1979 à 2020	226
Figure 105 : Tendance des températures minimales à Yamoussoukro de 1979 à 2020.....	226
Figure 106 : Évolution des températures maximales à Yamoussoukro de 1979 à 2020.....	227
Figure 107 : Tendance des températures maximales à Yamoussoukro de 1979 à 2020	227
Figure 108 : Évolution du début de la saison des pluies à Yamoussoukro de 1979 à 2020 ..	228
Figure 109 : Evolution des caractéristiques de la saison pluvieuse à Yamoussoukro sur la période 1979 – 2020.....	229
Figure 110 : Évolution de la fin de la saison des pluies à Yamoussoukro de 1979 à 2020...	230
Figure 111 : Évolution de la longueur de la saison pluvieuse à Yamoussoukro de 1979 à 2020	231
Figure 112 : Densité des jours de pluie à Yamoussoukro sur la période 1979–2020	231
Figure 113 : Capacité d'adaptation des riziculteurs dans le département de Yamoussoukro	236
Figure 114 : Stratégies d'adaptation des riziculteurs dans le département de Yamoussoukro	237

LISTE DES ANNEXES

Annexe 1 :	Plan d'aménagement du périmètre rizicole irrigué de Nanan
Annexe 2 :	Caractéristiques des infrastructures du périmètre rizicole de Nanan.....
Annexe 3 :	Description des coefficients génétiques du riz dans le DSSAT et leurs plages de calibration
Annexe 4 :	Paramètres de l'analyse de sensibilité de SWAT+ et leurs plages de valeurs
Annexe 5 :	Parcelles expérimentales sur le périmètre rizicole irrigué de Nanan.....
Annexe 6 :	Calendriers d'irrigation sur les parcelles P1 et P2 pour les traitements 1, 2 et 3
Annexe 7 :	Stratégies d'adaptation simulées dans le cadre des scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5 aux horizons 2050 (2031–2060) et 2080 (2061–2090).....
Annexe 8 :	Questionnaire d'entretien avec les riziculteurs.....
Annexe 9 :	Résultats de tous les tests de Mann-Kendall réalisés dans cette étude
Annexe 10 :	Dates de démarrage, de fin et durée de la saison des pluies à Yamoussoukro sur la période 1979-2020.....
Annexe 11 :	Évaluation des sous indicateurs et des indicateurs des modes d'existence

INTRODUCTION

La sécurité alimentaire représente un enjeu majeur pour de nombreux pays du monde, en particulier pour les pays d'Afrique. Selon les estimations de l'Organisation des Nations-Unies pour l'Alimentation et l'Agriculture (FAO), le nombre de personnes en situation d'insécurité alimentaire grave en Afrique, est passé de 192 millions à environ 250 millions entre 2014 et 2019, avec près de 70 millions de personnes touchées en Afrique de l'Ouest en 2019 (FAO *et al.*, 2020). D'après le Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Evolution du Climat (GIEC), le changement climatique¹ (CC) représente une sérieuse menace pour l'Agriculture et la sécurité alimentaire, car ce dernier impacte toutes ses composantes, à savoir la disponibilité, l'accès, l'utilisation et la stabilité, et l'ensemble du système alimentaire (GIEC, 2014 ; IPCC, 2019), en particulier en Afrique. Il a en effet, été prédit que les impacts du changement climatique seraient davantage ressentis sur le continent africain en raison de facteurs tels qu'une forte variabilité climatique², une forte dépendance des ressources naturelles, de faibles revenus et un développement insuffisant des infrastructures pour s'adapter aux effets néfastes du changement climatique (Tubiello *et al.*, 2007). En outre, il est désormais reconnu que les petits exploitants agricoles africains sont très vulnérables aux aléas climatiques et environnementaux, car leurs possibilités de diversifier leurs ressources et leurs sources de revenus sont limitées (Ochieng *et al.*, 2016).

Le climat est le principal facteur influençant la disponibilité des ressources en eau et la productivité des cultures (Alexandrov & Hoogenboom, 2000 ; Kang *et al.*, 2009 ; Ahmed *et al.*, 2015 ; Dias *et al.*, 2016). De ce fait, les variations à moyen et long termes dans le climat, affectent la disponibilité de l'eau pour la croissance et le rendement des cultures, en raison des changements dans la quantité et la répartition spatio-temporelle des précipitations, ainsi que de l'augmentation globale des températures (Wegehenkel, 2013). Par ailleurs, cette disponibilité en eau pour la production agricole varie fortement du fait de la prédominance de la sécheresse (Ogouwalé *et al.*, 2015) et de la modification de l'occupation et de l'utilisation des terres (Kouyate *et al.*, 2018). Ainsi, la non-disponibilité de l'eau représente un facteur limitant majeur

¹ Changement climatique : Variation de l'état du climat qu'on peut déceler (au moyen de tests statistiques, etc.) par des modifications de la moyenne et/ou de la variabilité de ses propriétés et qui persiste pendant une longue période, généralement pendant des décennies ou plus. Les changements climatiques peuvent être dus à des processus internes naturels ou à des forçages externes, notamment les modulations des cycles solaires, les éruptions volcaniques ou des changements anthropiques persistants dans la composition de l'atmosphère ou dans l'utilisation des terres (GIEC, 2018).

² Variabilité climatique : Variation de l'état moyen et d'autres variables statistiques (écarts-types, valeurs extrêmes, etc.) du climat à toutes les échelles spatiales et temporelles au-delà de la variabilité propre à des phénomènes météorologiques particuliers. La variabilité peut être due à des processus naturels au sein du système climatique (variabilité interne) ou à des variations des forçages anthropiques ou naturels (variabilité externe) (GIEC, 2018).

pour une production agricole durable (Hong *et al.*, 2016). Dans de nombreuses régions du monde, l'eau est un élément important de la vulnérabilité des systèmes de production agricole, où des rendements élevés peuvent être atteints grâce à une irrigation adéquate (Elias *et al.*, 2016). L'irrigation demeure d'ailleurs, un moyen important pour assurer une production alimentaire suffisante (Sun *et al.*, 2018) dans les pays en développement, où les rendements agricoles des terres irriguées représentent 60 % de la production agricole totale (Fischer *et al.*, 2007).

À l'échelle mondiale, le riz est l'un des aliments les plus consommés et nourrit près de la moitié de la population (Lacharme, 2001a ; Fageria, 2003 ; Reeves *et al.*, 2016 ; Kontgis *et al.*, 2019). Il joue un rôle prépondérant dans la sécurité alimentaire et le développement socio-économique des pays en voie de développement (Salack, 2006 ; AfricaRice, 2011 ; Liu, S.-L. *et al.*, 2016). En Côte d'Ivoire, pays d'Afrique de l'Ouest, le riz est devenu l'un des principaux aliments de la population, en raison de l'urbanisation croissante et de l'accroissement rapide de la population (MINAGRI-RCI, 2009 ; N'garesseum, 2010 ; FAO, 2014), avec une consommation par habitant estimée à 115 kg/an en 2017 (MINADER, 2018). En effet, entre 1975 et 2021 (près de 50 ans), le taux d'urbanisation de la Côte d'Ivoire est passé de 32 à 54 %. Le taux de croissance moyen annuel de la population a quant à lui, fluctué de 2,6 à 2,9 %, entre 2014 et 2021 (INS, 2021). En outre, un aspect inquiétant de la production du riz est l'indisponibilité d'eau douce (Bouman *et al.*, 2002), en particulier pour la riziculture irriguée qui est une pratique agricole très grande consommatrice en eau. En effet, la riziculture irriguée utilise à elle seule 34 à 43 % de l'eau d'irrigation mondiale, ce qui représente 24 à 30 % de la consommation mondiale d'eau douce (Bouman *et al.*, 2007). Ainsi, la durabilité de la production rizicole est sérieusement affectée et menacée par le changement climatique (Anugwa *et al.*, 2022).

Ayant très tôt compris l'importance du riz pour les populations locales, depuis les années 1970, l'Etat ivoirien a entamé et accéléré le développement de la riziculture irriguée. Cela s'est notamment traduit par la création d'aménagements hydroagricoles (retenues d'eau de barrages et zones de cultures aménagées en aval) exclusivement destinés à la riziculture irriguée, dans le Centre et dans le Nord du pays (Brou *et al.*, 2005 ; Kotchi *et al.*, 2018). Ainsi, la riziculture irriguée est devenue l'une des options privilégiées pour atteindre l'autosuffisance en riz, réduire les importations massives et ainsi, contribuer fortement à une sécurité alimentaire durable dans le pays (FAO, 2010). En effet, les taux d'autosuffisance en riz et de dépendance des importations de riz en Côte d'Ivoire, sont estimés à 65 % et plus de 50 %, respectivement

(MINADER, 2018). Cependant, la riziculture irriguée en Côte d'Ivoire couvrant 13 % des surfaces rizicoles cultivées et contribue à 15 % de la production nationale, avec un rendement moyen de paddy situé entre 3 et 10 t/ha (ADERIZ, 2022).

Le département de Yamoussoukro, situé dans le Centre de la Côte d'Ivoire se positionne parmi les importantes zones de production de riz irrigué (JICA, 2013). Il a bénéficié de l'aide de l'Etat et compte aujourd'hui, environ une dizaine d'aménagements hydroagricoles consacrés à la production du riz irrigué. Toutefois, ces périmètres aménagés rencontrent plusieurs difficultés. Entre autres zones, le périmètre rizicole du village de Nanan présente des performances hydraulique et agronomique qui s'affaiblissent au fil du temps (N'guessan *et al.*, 2019). Cela est essentiellement marqué par une variation de la quantité d'eau d'irrigation de la retenue du périmètre (Kouyate *et al.*, 2018) ainsi que des rendements, des infrastructures de plus en plus affectés, et des saisons culturales perturbées (Oga, 2013 ; N'guessan *et al.*, 2019). Ce qui pourrait en partie, être dû aux variations climatiques observées dans la région, telles que l'augmentation des températures et la diminution des précipitations (Goula *et al.*, 2006 ; N'guessan *et al.*, 2014 ; Kouassi & Brou, 2020), ainsi qu'à l'irrégularité des saisons pluvieuses (Kouassi *et al.*, 2018). Cette baisse de performances pourrait également être due à la faible capacité d'adaptation des riziculteurs aux variations climatiques (Sivakumar & Stefanski, 2010). De ce fait, le système de production rizicole irrigué de Nanan (retenue d'eau, cultures, producteurs) pourraient être très peu ou pas vulnérables aux impacts potentiels du changement climatique, en raison de l'incertitude même des impacts du changement climatique (GIEC, 2014). Toutefois, les impacts négatifs du changement climatique pourraient entraîner, probablement à long terme une réduction de la disponibilité de l'eau dans la retenue d'irrigation, un besoin croissant en eau d'irrigation, une baisse des rendements de riz, et une forte vulnérabilité des riziculteurs. Par conséquent, il s'avère capital d'une part, de s'interroger sur la durabilité de la disponibilité de l'eau d'irrigation, sur l'évolution des besoins en eau d'irrigation et de la productivité du riz irrigué sur ce site. Et d'autre part, il est essentiel de s'interroger sur la résilience des riziculteurs de la région de Yamoussoukro vis-à-vis du changement climatique, en étudiant leur perception du changement climatique et leur vulnérabilité aux effets néfastes de ce phénomène.

Les études d'impact du changement climatique sur l'agriculture en Afrique ont connu une grande expansion dans la communauté scientifique depuis le quatrième (4^{ème}) Rapport d'Evaluation du GIEC (IPCC, 2007). Peu d'études ont cependant été menées sur les

implications du changement climatique pour la production rizicole (van Oort & Zwart, 2018) et les petits bassins versants des retenues agricoles, notamment à l'échelle locale. Ces études étant effectuées à l'échelle mondiale (Liu *et al.*, 2008v; Chen *et al.*, 2012), nationale ou régionale (Aggarwal & Mall, 2002 ; Mall & Aggarwal, 2002 ; Gerardeaux *et al.*, 2012). Cette présente étude est conduite à une échelle plus fine afin de mieux saisir les impacts que pourraient avoir les conditions climatiques futurs et les pratiques de cultures sur la disponibilité en eau d'irrigation et les rendements du riz. Ainsi, cette étude suit d'une part, une approche descendante d'évaluation des impacts locaux du changement climatique afin de prévoir les tendances climatiques et leurs implications à moyen et long terme. En outre, de nombreuses recherches sur la résilience de l'agriculture au changement climatique ont soutenu l'inclusion de la perception des agriculteurs (Sillitoe, 1998) en vue d'obtenir des résultats durables et efficaces. En effet, la plupart des études d'impact climatique sur l'agriculture se consacrent uniquement aux effets potentiels du changement climatique sans une prise en compte des agriculteurs dans la proposition de stratégies d'adaptation. Pourtant l'un des piliers de la capacité des petits exploitants à faire face au changement climatique est leur capacité d'adaptation (Bojang *et al.*, 2020). Et cette capacité d'adaptation est largement déterminée par leur niveau de perception du changement climatique, les opportunités qui s'offrent à eux et leur capacité à d'apporter des solutions et (Ouédraogo *et al.*, 2010). Selon Roncoli *et al.* (2001), la perception des riziculteurs du changement climatique détermine fortement le type de stratégies d'adaptation à adopter. De ce fait, cette étude suit une approche ascendante qui tient compte de la perception et de la capacité d'adaptation des riziculteurs pour analyser leur vulnérabilité afin d'identifier des stratégies d'adaptation spécifiques au contexte local et de renforcer leur résilience au changement climatique. C'est donc l'une des toutes premières études qui combinent les approches descendante et ascendante qui permettent d'intégrer à la fois les projections climatiques et la vulnérabilité à l'échelle locale, offrant ainsi une évaluation efficace de l'impact du changement climatique sur les agrosystèmes.

Il est question donc dans ce travail de savoir dans quelle mesure le changement climatique affecte-t-il la disponibilité en eau d'irrigation, les besoins en eau d'irrigation et les rendements de riz sur le périmètre rizicole irrigué de Nanan ? Comment les riziculteurs locaux peuvent-ils s'adapter à ces impacts ? De ces questions de recherche ressortent les hypothèses selon lesquelles d'une part, le changement climatique a et continuera d'impacter significativement les apports en eau dans la retenue de Nanan, les besoins en irrigation et les rendements du riz

sur le périmètre irrigué de Nanan. D'autre part, les riziculteurs locaux ont conscience du phénomène de changement climatique mais sont vulnérables à ses impacts négatifs. En conséquence, ces derniers devront s'adapter à ces variations climatiques pour maintenir, voire augmenter la production de riz et ainsi, contribuer à la sécurité alimentaire et à la durabilité de la riziculture irriguée dans la région. Les hypothèses spécifiques qui en découlent sont les suivantes :

- **Hypothèse 1** : les variations de régimes des précipitations dans le passé ont provoqué une variation et une diminution des écoulements vers la retenue d'irrigation du périmètre de Nanan ;
- **Hypothèse 2** : sur une période passée, les besoins en eau des cultures et d'irrigation du riz sur le site de Nanan ont augmenté et les rendements du riz ont baissé en raison des variations des températures et des précipitations dans le département de Yamoussoukro ;
- **Hypothèse 3** : les variations futures de précipitations et de températures dans le département de Yamoussoukro entraîneront une baisse des écoulements vers la retenue de Nanan et des rendements du riz irrigué, ainsi qu'une hausse des besoins en eau et des besoins en eau d'irrigation du riz ;
- **Hypothèse 4** : les riziculteurs du département de Yamoussoukro perçoivent le changement climatique à différents niveaux de connaissances quant à ses impacts sur leur système de production ont une faible capacité d'adaptation au changement climatique et sont vulnérables face à ce phénomène.

Cette étude a pour objectif principal, d'évaluer les impacts potentiels du changement climatique sur l'offre et la demande en eau, ainsi que la productivité du riz irrigué sur le périmètre de Nanan (Yamoussoukro), au centre de la Côte d'Ivoire, en intégrant la perception et la vulnérabilité des riziculteurs face au changement climatique. Pour atteindre cet objectif principal, quatre (4) objectifs spécifiques ont été dégagés comme suit :

- i. quantifier les apports en eau dans la retenue d'irrigation du périmètre rizicole de Nanan ;
- ii. estimer les besoins en eau des cultures, les besoins en eau d'irrigation et les rendements du riz ;
- iii. simuler les impacts potentiels du changement climatique sur les apports dans la retenue de Nanan, les besoins en eau (des cultures et d'irrigation) et les rendements du riz ;

- iv. analyser la perception des riziculteurs du changement climatique et leur vulnérabilité aux impacts du changement climatique.

Ce manuscrit est divisé en trois (3) principales parties qui sont subdivisées en huit (08) chapitres :

- la Partie I est consacrée à l'état de l'art sur le sujet, aux caractéristiques physiques de la zone d'étude et aux éléments de contexte de l'étude. Elle est constituée des 2 premiers chapitres ;
- la Partie II composée des chapitres 3 et 4, concerne le matériel utilisé (données et outils) et les différentes méthodes employées dans cette étude ;
- la Partie III est quant à elle, dédiée aux résultats obtenus, à leur analyse et à la discussion de ces résultats. Elle est composée des chapitres 5, 6, 7 et 8.

Ce document qui débute par une introduction, s'achève par une conclusion générale dans laquelle est effectuée la synthèse des principaux résultats, et est proposée des recommandations et des perspectives. Des annexes sont également disponibles en fin du manuscrit.

PARTIE I : GENERALITES

Chapitre 1 : Cadre physique de la zone d'étude

1.1. Situation géographique et population

La Côte d'Ivoire est un pays d'une superficie de 322 462 km², situé dans la zone tropicale humide d'Afrique de l'Ouest. La ville de Yamoussoukro située au Centre du pays, est la capitale politique et administrative du pays. Le département de Yamoussoukro forme avec celui d'Attiegouakro, le District Autonome de Yamoussoukro. Le département de Yamoussoukro est situé entre les coordonnées 05°00' et 05°40' de longitude Ouest, et entre les coordonnées 06°30' et 07°10' de latitude Nord (**Figure 1**). Il est limité au Nord par le département de Tiébissou ; au Sud par les départements d'Oumé et de Toumodi ; à l'Est par le département d'Attiegouakro ; et à l'Ouest par les départements de Sinfra et de Bouaflé.

Dans le cadre de cette étude, une enquête a été réalisée dans le département auprès des riziculteurs des périmètres irrigués des villages de Zatta, Séman, Nanan, Kpoussoussou et Subiakro.

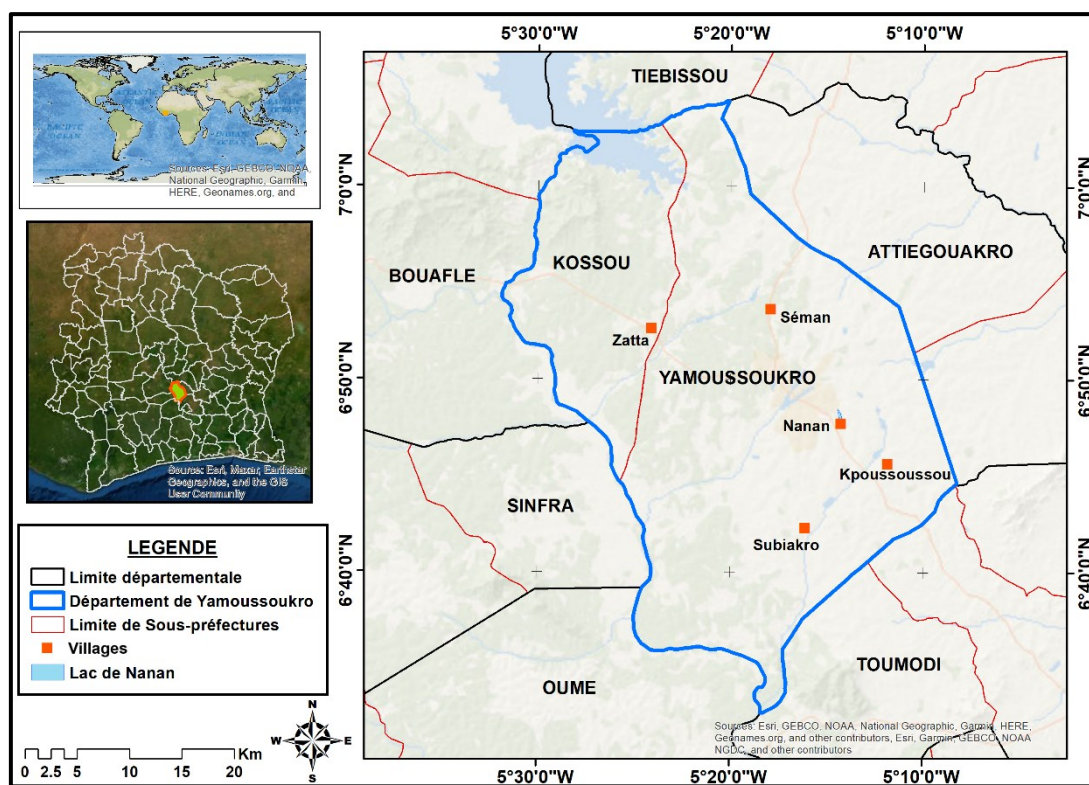


Figure 1 : Carte de la localisation géographique du département de Yamoussoukro

1.2. Caractéristiques physiques de la zone d'étude

1.2.1. Démographie

La population du District Autonome de Yamoussoukro a été récemment estimée à 402 728 habitants avec une densité supérieure à 200 hbts/km² (INS, 2021). Le département de Yamoussoukro compte deux (2) Sous-préfectures des noms de Kossou et de Yamoussoukro,

pour une population estimée à 340 234 habitants en 2021 dont 173 978 hommes et 166 256 femmes (INS, 2021). Cela fait de Yamoussoukro, la sixième ville la plus peuplée de Côte d'Ivoire après Abidjan, Bouaké, Korhogo, Daloa et San-Pedro. Avec un taux d'accroissement annuel moyen de 2,9 % en Côte d'Ivoire (INS, 2021), cette population pourrait être estimée à environ 412 661 habitants en 2024.

La ville de Yamoussoukro est une ville dynamique avec diverses activités socio-économiques qui contribuent à l'économie locale et offrent des opportunités d'emploi pour les habitants. Ces activités ont le mérite d'attirer des touristes du monde entier. Parmi les attraits touristiques, l'on peut citer la Basilique de Notre Dame de la Paix, le lac aux caïmans, le Parc animalier d'Abokouamékro, le Palais Présidentiel, le Marché Central, le village des tisserands de Bomizambo, le spectacle de danse du masque traditionnel Goli. L'agriculture est également très pratiquée dans la ville de Yamoussoukro. On dénombre en effet, aux alentours de la ville, une dizaine de périmètres irrigués destinés à la riziculture où sont également pratiquées des cultures maraichères.

1.2.2. Hydrographie

Le réseau hydrographique de Yamoussoukro converge soit directement dans le fleuve Bandama, soit par l'intermédiaire d'affluents. Le bassin versant du fleuve Bandama appartient au régime équatorial de transition atténué. La saison des pluies entraîne une période de hautes eaux en mai–juin et en septembre–octobre. La période de basses eaux est observée de janvier à avril, en août et en novembre–décembre. Le lac du barrage hydroélectrique de Kossou se situe dans la partie septentrionale du réseau. La retenue du barrage du périmètre rizicole irrigué de Nanan se trouve plus à l'Est (**Figure 2**).

La **Figure 3** présente la situation géographique et le réseau hydrographique du bassin versant qui a fait également l'objet de cette étude. Ce bassin est une portion du « grand bassin versant du lac Taabo » (**Figure 3-a**) qui fait lui-même partie du bassin versant du fleuve Bandama. Ainsi, dans ce manuscrit, le terme « BVT » fait référence à la portion du grand bassin versant du lac Taabo qui a été étudié dans ce travail. Le BVT a une superficie de 9 288 km² et est situé entre les coordonnées 5°10' et 6°20' de longitude Ouest et les coordonnées 6°15' et 7°35' de latitude Nord (**Figure 3-b**). Il présente une légère inclinaison d'Ouest en Est où le lac de Taabo d'une superficie de 69 km², sert de barrage hydroélectrique (Kouassi, 2007).

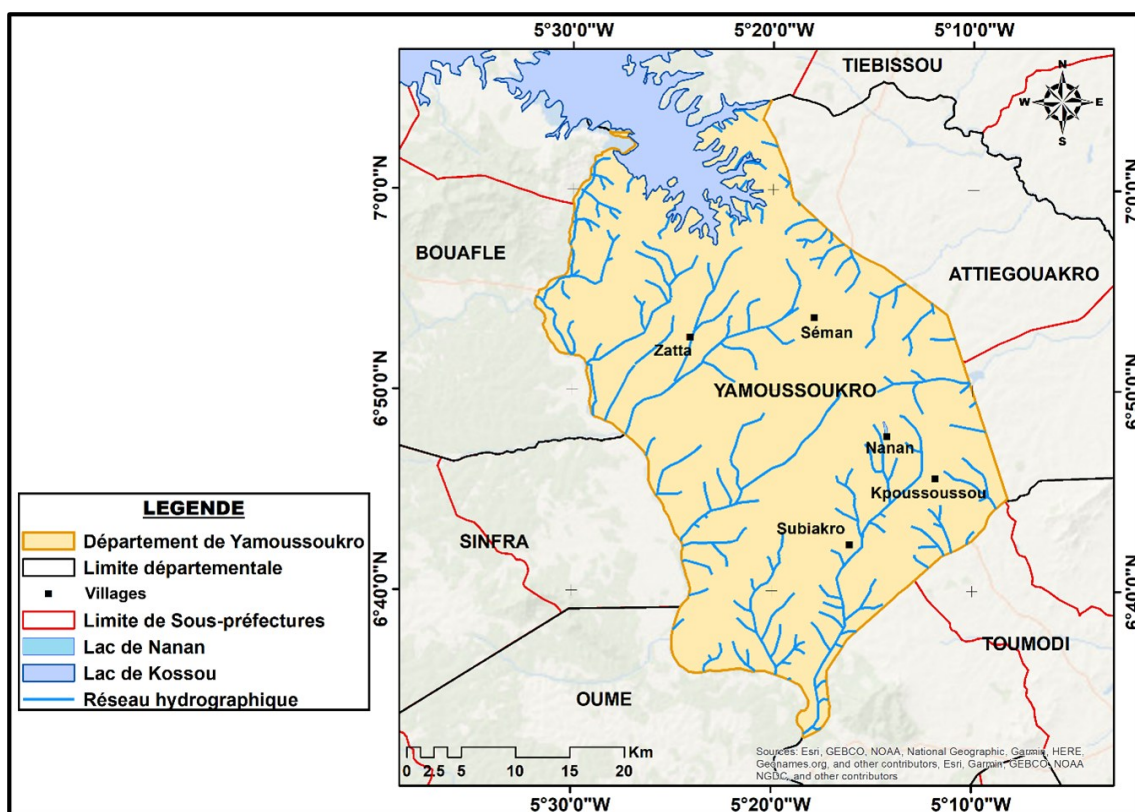


Figure 2 : Réseau hydrographique dans le département de Yamoussoukro

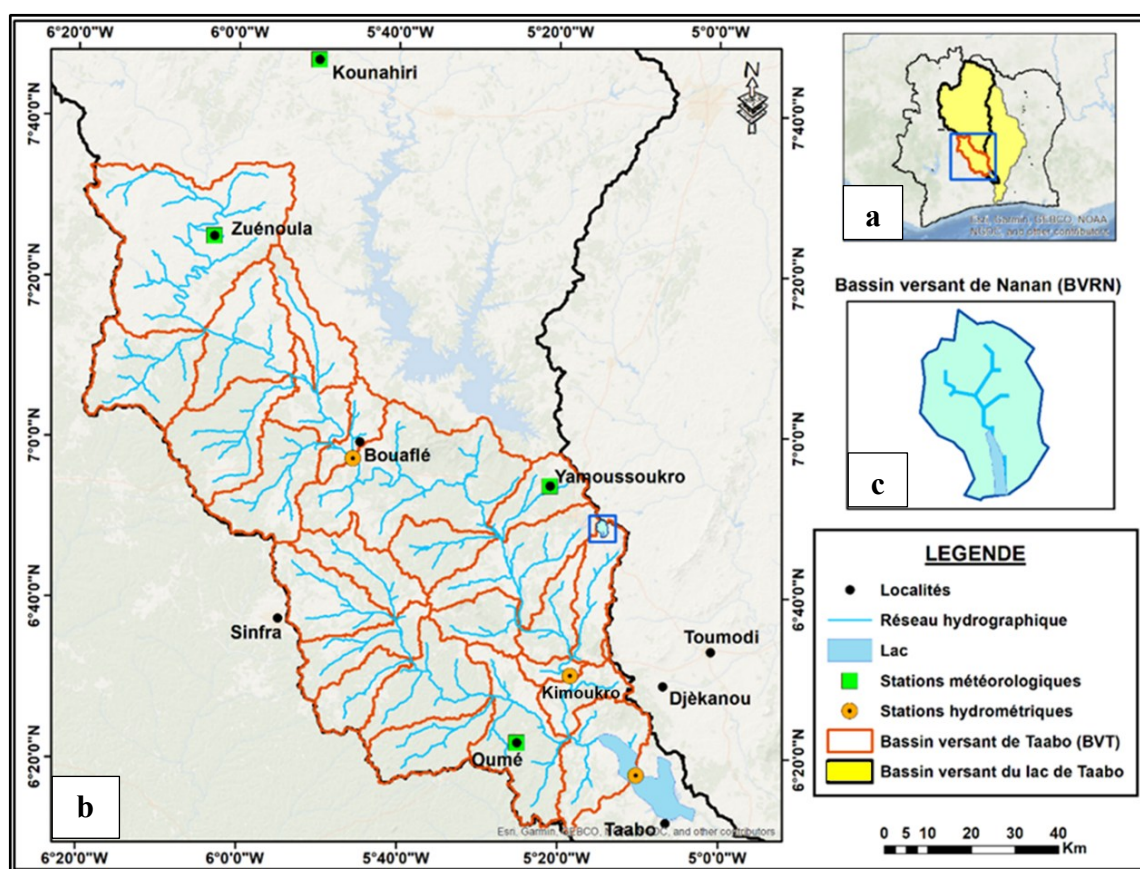


Figure 3 : Carte du réseau hydrographique du bassin versant de Taabo

Le bassin versant de la retenue de Nanan (BVRN) est situé entre les parallèles 6°46,1' et 6°49,7' de latitude Nord, et les méridiens 5°13,64' et 5°15,44' de longitude Ouest (**Figure 3-c**). C'est un petit bassin qui avait une superficie de 8,300 km² en 1986. Avec l'urbanisation grandissante et la construction de la voie triomphale de la ville de Yamoussoukro, sa superficie s'est réduite à 7,350 km². Le barrage de la retenue de Nanan a été construit sur le bassin versant de la rivière « Atokro », affluent en rive droite de la rivière « Kpoussou », elle-même affluent en rive gauche du fleuve Bandama (BNETD, 1997).

1.2.3. Relief

Le relief du département de Yamoussoukro est peu accidenté et homogène. Il présente une légère inclinaison du Nord vers le Sud avec une altitude variant entre 133 m au Sud et 470 m au Nord (**Figure 4**). Deux (02) unités morphologiques (plaines et plateaux) peuvent être distinguées dans le département. L'apparente monotonie d'ensemble du relief laisse apparaître tant en zone de plaines qu'en zone de plateaux, des reliefs isolés appelés inselbergs (Oga, 2013). Il s'agit par exemple de la « chaîne Baoulé » ou du « Rombo Oka ». L'altitude dans le BVT varie entre 121 et 650 m avec une moyenne de 217 m et la topographie y est relativement plane avec près de 95 % des pentes situées entre 0 et 8 % (**Figure 5**). Les altitudes sur le BVRN varient entre 200 et 260 m (Sawadogo, 2020).

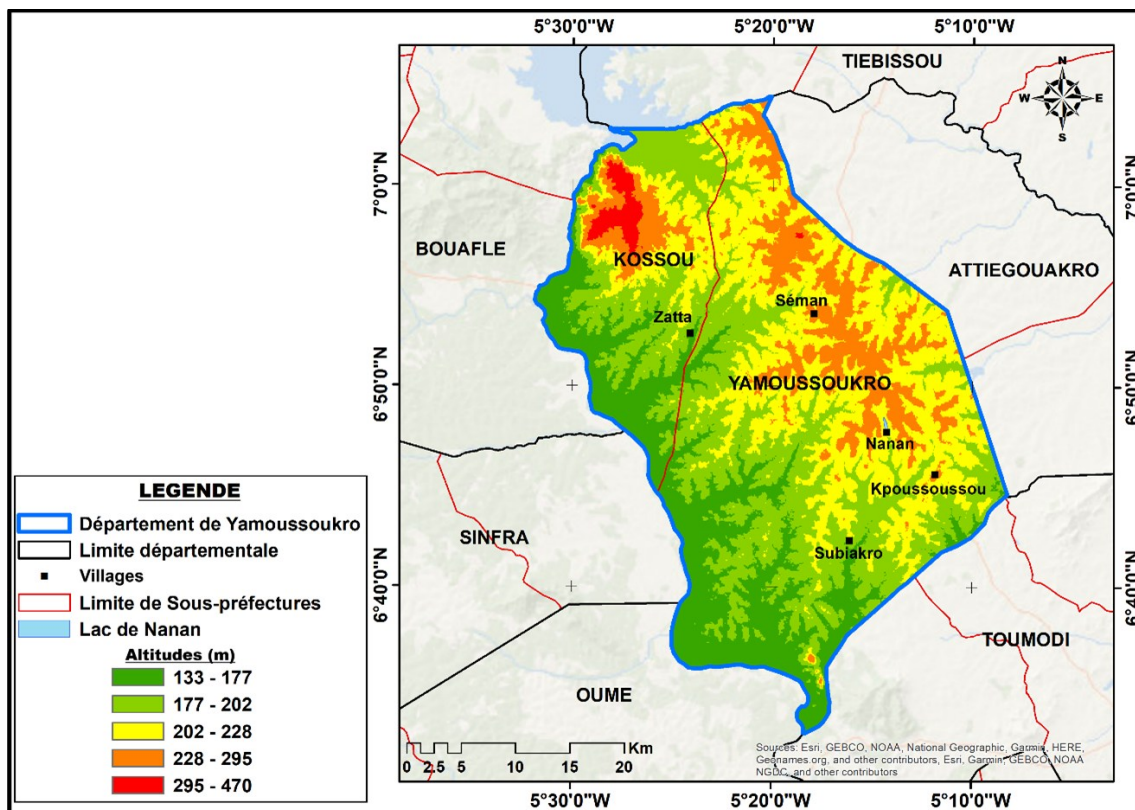


Figure 4 : Relief du département de Yamoussoukro

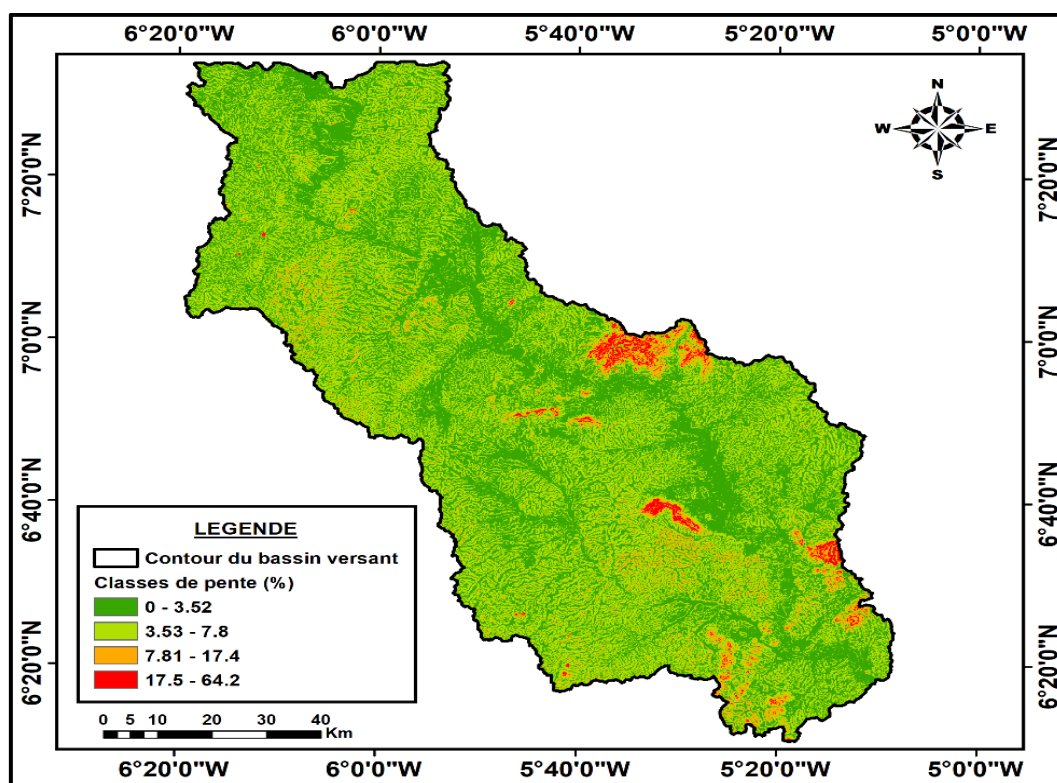


Figure 5 : Carte des pentes du bassin versant de Taabo

1.2.4. Végétation

L'espace végétal du département de Yamoussoukro appartient au domaine Guinéen. Cette végétation se caractérise par des savanes pré-forestières. Ces savanes se présentent comme des étendues herbeuses essentiellement graminées, parsemées plus ou moins densément de petits arbres. La végétation rencontrée est constituée dans l'ensemble de forêts défrichées mésophiles, de forêts denses humides semi-décidues et de savanes mésophiles (**Figure 6**). Les galeries forestières sont liées à la présence d'eau, tandis que les îlots forestiers sont bien développés sur le Birrimien et beaucoup plus instables sur les roches éruptives. Les forêts sont le plus souvent conservées autour des villages. Sur les sols drainés, la savane à rôniers domine au Centre et à l'Est du « V Baoulé » (Oga, 2013).

Le BVT est principalement couvert par des forêts mixtes (savanes arborées et forêts décidues) et l'agriculture constitue la principale activité humaine qui y est pratiquée (Anoh, 2014). Le périmètre de Nanan se situe dans la savane mésophile où l'on rencontre des rôniers.

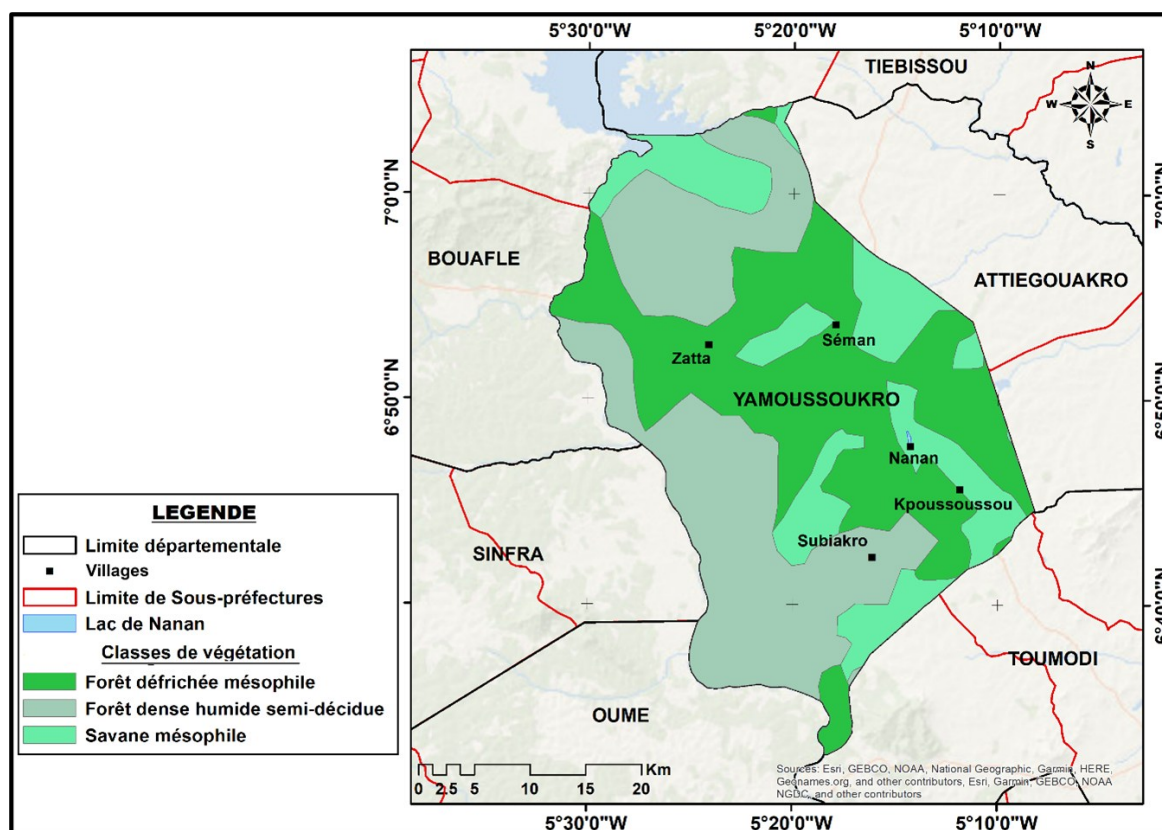


Figure 6 : Végétation dans le département de Yamoussoukro

1.2.5. Géologie et pédologie

Le département de Yamoussoukro appartient à la catégorie des pénéplaines granito-gneissiques du socle ouest africain (Sawadogo, 2020). Les formations géologiques qui y sont observées sont variables et se composent de granites à biotite, de granites à deux micas, de granodiorites, de roches volcaniques basiques et de roches volcano-sédimentaires. Ces formations géologiques laissent apparaître des sols essentiellement dominés par les sols de type ferralitique, surtout remaniés (**Figure 7**). Des sols brunifiés (ferrisols) sont observables dans les plateaux et les zones accidentées. Tandis que des sols peu évolués, ainsi que des sols hydromorphes sont observables dans les plaines et les bas-fonds (Oga, 2013).

Le BVT est dominé par le complexe granitoïde baoulé et les Acrisols ferriques sont les types de sols les plus représentés sur le bassin. Le périmètre rizicole de Nanan est situé sur des sols ferralitiques remaniés indurés.

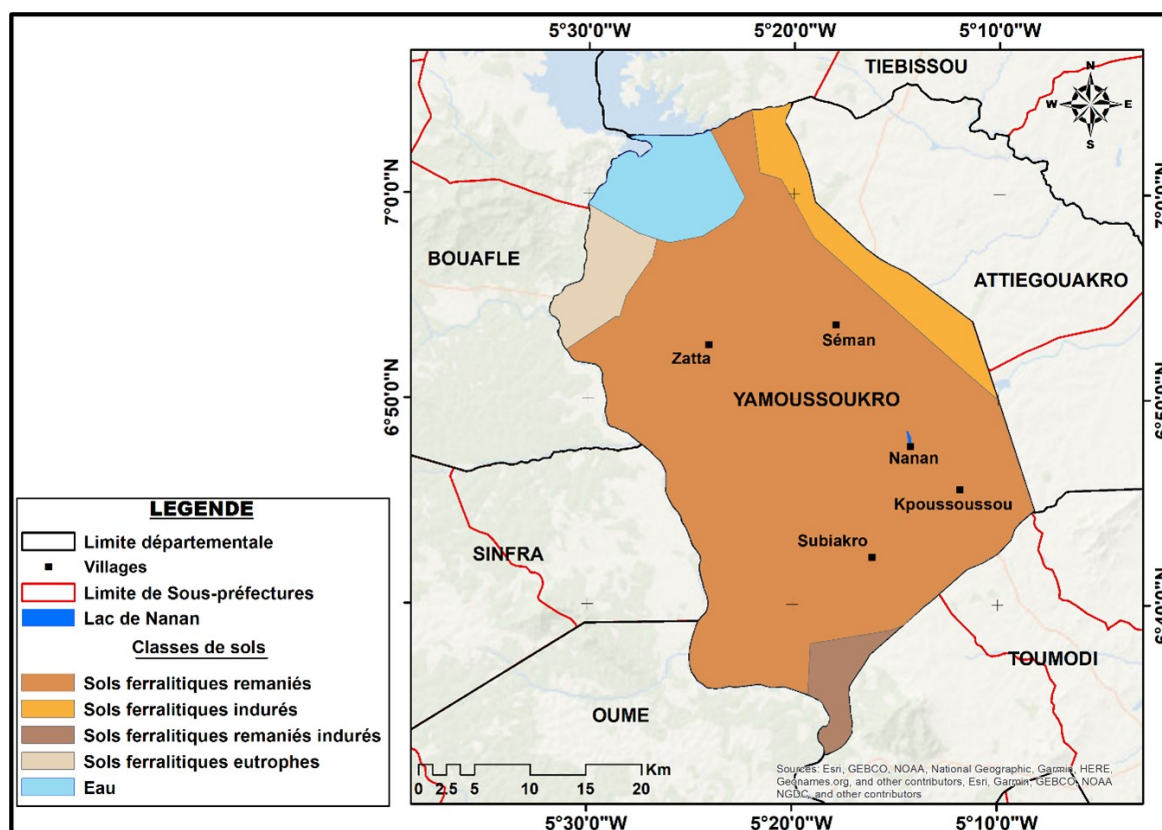


Figure 7 : Classes de sols dans le département de Yamoussoukro

1.3. Caractéristiques climatiques de la zone d'étude

1.3.1. Pluviométrie et températures

Le département de Yamoussoukro se situe dans un climat tropical humide caractérisé récemment par une saison pluvieuse de mars à octobre et une saison sèche allant de novembre à février (Kouassi & Brou, 2020) (Figure 8).

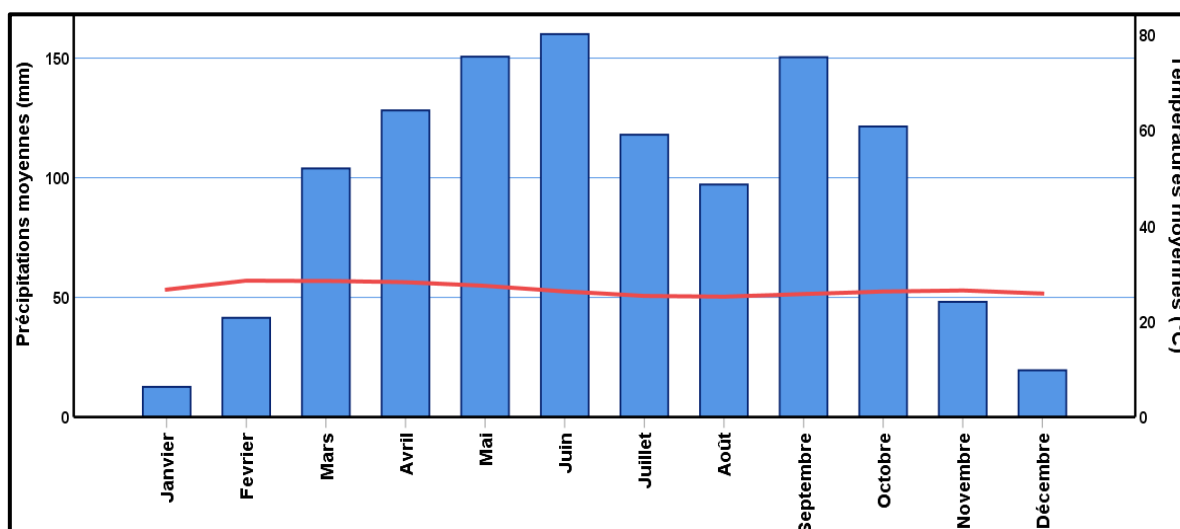


Figure 8 : Diagramme ombrothermique de la ville de Yamoussoukro de 1979 à 2020

Le régime pluviométrique dans le département est de type bimodal avec un 1^{er} pic observé en juin qui baisse jusqu'en août pour remonter en septembre où on observe le 2nd pic avant de baisser à nouveau jusqu'en décembre. La pluviométrie annuelle se situe entre 800 et 1 600 mm. Les hauteurs pluviométriques ont une répartition temporelle très variable d'une année à l'autre (N'guessan *et al.*, 2014). Sur la période 1979–2020, le mois le plus arrosé de la saison pluvieuse est le mois de juin avec 160 mm de pluie, alors que le mois le moins arrosé est celui d'août avec 96 mm de pluie. La saison sèche est caractérisée par des moyennes pluviométriques mensuelles comprises entre 12 et 40 mm, avec janvier comme le mois le moins pluvieux de l'année. En saison des pluies, il peut pleuvoir sans discontinuité pendant plusieurs jours consécutifs ou alors pleuvoir intensément pendant une heure, période à laquelle succède un très fort ensoleillement. La température moyenne annuelle à Yamoussoukro varie de 26 à 30 °C avec une moyenne de 27 °C sur la période 1979–2020. Le mois de février est le mois le plus chaud de l'année avec une température moyenne de 29 °C, tandis que juillet et août sont les mois les plus froids avec 25 °C chacun. La température maximale la plus élevée est observée en février avec 36 °C et la température minimale la plus faible est de 19 °C, observée en décembre et en janvier (**Figure 9**).

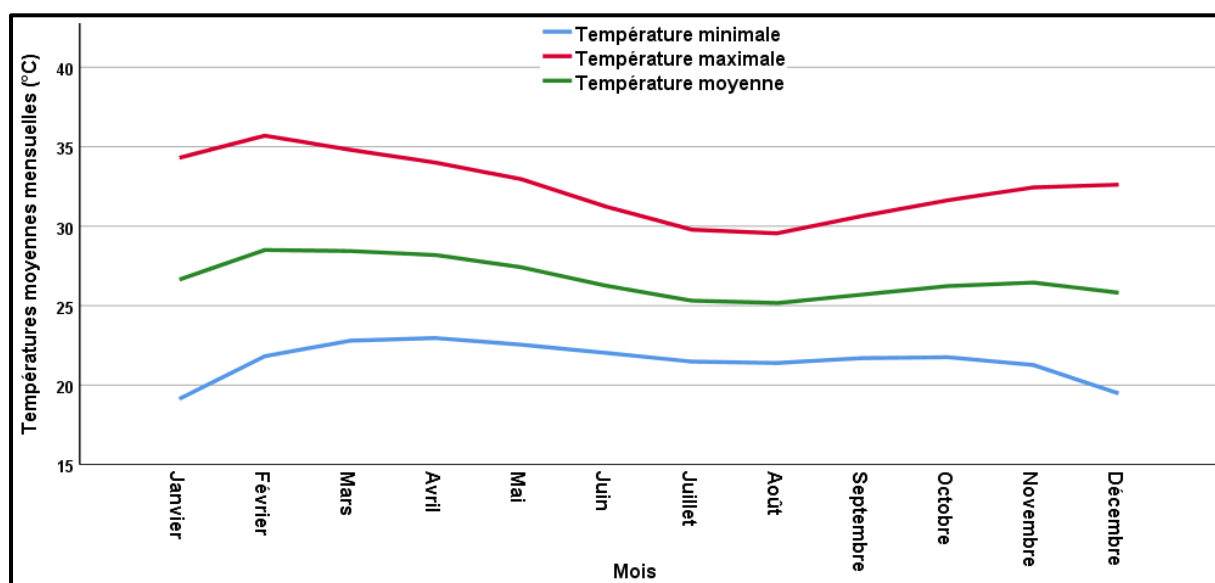


Figure 9 : Évolution mensuelle moyenne des températures à la station synoptique Yamoussoukro de 1979 à 2020

1.3.2. Evapotranspiration potentielle, insolation et rayonnement solaire

La **Figure 10** présente les variations mensuelles moyennes de l'évapotranspiration potentielle (ETP) à la station synoptique de Yamoussoukro sur la période 1975–2015. De janvier à mars, l'ETP augmente progressivement, atteignant un pic de 142 mm en mars. Une diminution nette

de l'ETP est observée d'avril à juillet, qui atteint son niveau le plus bas en août (106 mm). L'ETP repart à la hausse à partir de septembre jusqu'en octobre (120 mm), avant de diminuer à nouveau en fin d'année en décembre.

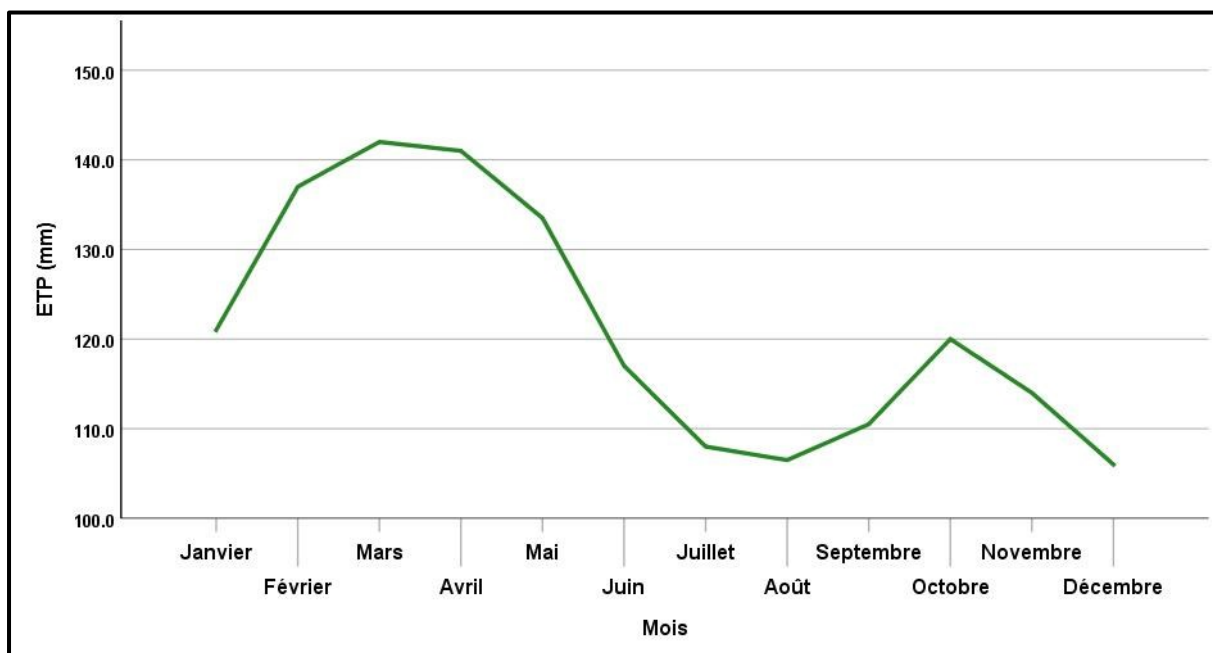


Figure 10 : Evolution mensuelle moyenne de l'évapotranspiration potentielle à la station synoptique de Yamoussoukro de 1979 à 2015

La variation de la durée d'ensoleillement moyenne mensuelle est présentée à la **Figure 11**.

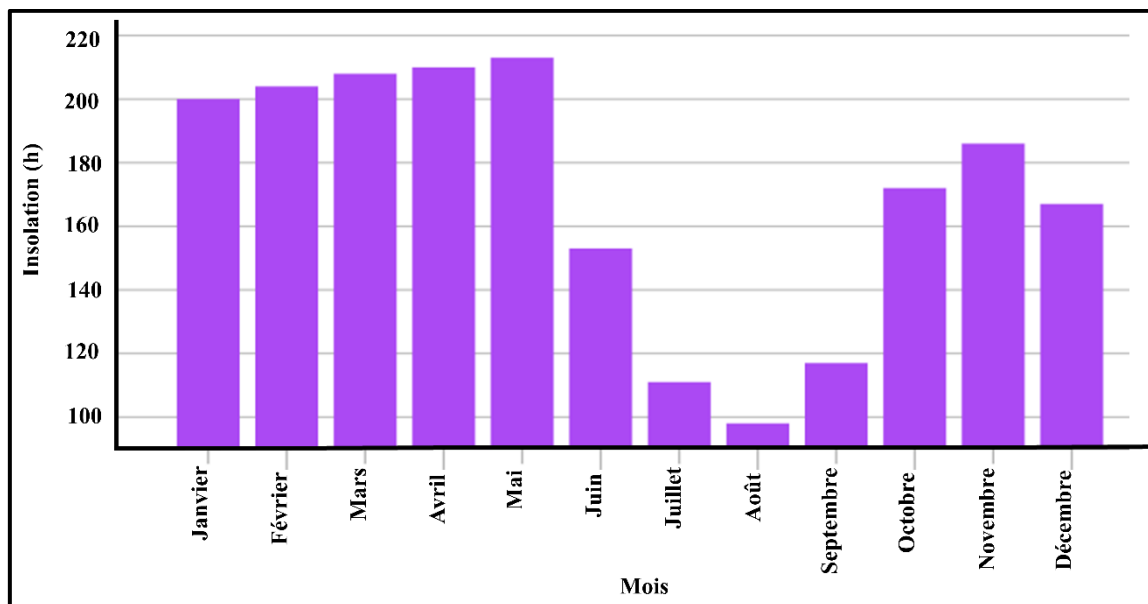


Figure 11 : Evolution mensuelle moyenne de l'insolation à la station synoptique de Yamoussoukro de 1975 à 2015

On observe que les mois de mars, avril et mai enregistrent les niveaux d'insolation les plus élevés, atteignant des valeurs comprises entre 200 et 220 h. Une chute importante de l'insolation est observée à partir de juin, avec un minimum en août, où l'insolation est extrêmement faible (80 h). À partir de septembre, l'insolation augmente de nouveau, atteignant un pic secondaire en novembre (183 h), avant de diminuer légèrement en décembre (164 h).

Le rayonnement solaire moyen annuel varie d'une année à l'autre, entre 15,77 et 20,62 MJ/m² avec une moyenne de 18,62 MJ/m² sur la période 1979–2020 (**Figure 12**).

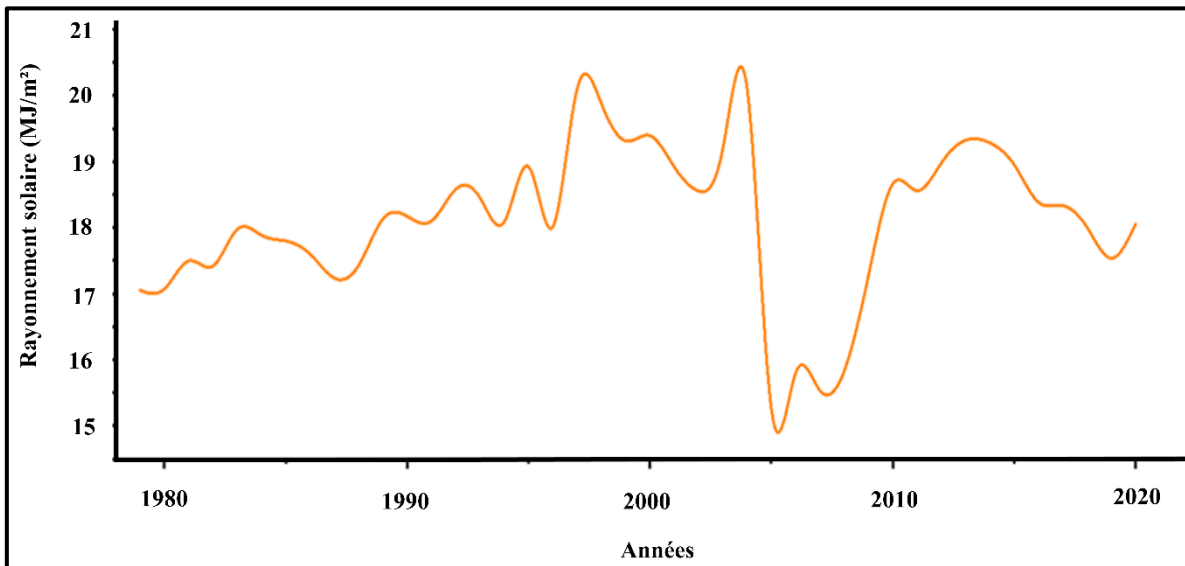


Figure 12 : Evolution annuelle moyenne du rayonnement solaire à la station synoptique de Yamoussoukro de 1979 à 2020

De 1979 vers l'année 2000, une tendance légèrement ascendante est observée, avec une augmentation progressive du rayonnement solaire moyen, passant d'environ 17 MJ/m² à environ 20 MJ/m². Une chute brutale est visible après l'an 2000, suivie d'une reprise rapide, puis d'une variabilité accrue et une légère baisse jusqu'en 2020.

L'ETP et l'insolation mensuelles évoluent selon des tendances quasi similaires car l'ETP dépend directement de la quantité d'insolation disponible pour transformer l'eau en vapeur. Leurs valeurs sont en moyenne élevées les cinq premiers mois de l'année (janvier–mai), diminuent progressivement pour atteindre leurs plus faibles valeurs en juillet–août, avant de remonter de septembre à décembre.

1.3.3. Vent et hygrométrie

A Yamoussoukro, la vitesse moyenne du vent varie de 3,6 km/h (juin) à 8,8 km/h (février) de 1975 à 2015. Les vents sont relativement modérés et varient peu sur l'année avec une valeur moyenne de 1 m/s. Cependant, en période d'harmattan, des vents relativement forts sont

observés, atteignant parfois 3 m/s. La direction prédominante du vent par temps normal est Sud-ouest et Nord-est. En outre, de février à novembre, les vents viennent de la direction Sud-Ouest. Ils oscillent ensuite entre le Sud-ouest et le Nord-est en décembre pour se stabiliser au Nord en janvier (harmattan) (Sawadogo, 2020).

De 1975 à 2015, l'humidité relative moyenne mensuelle est comprise entre 64 et 82 %, avec un minimum en janvier et un maximum en juillet. Les périodes d'humidité relative moyenne élevée correspondent à la saison des pluies (**Figure 13**).

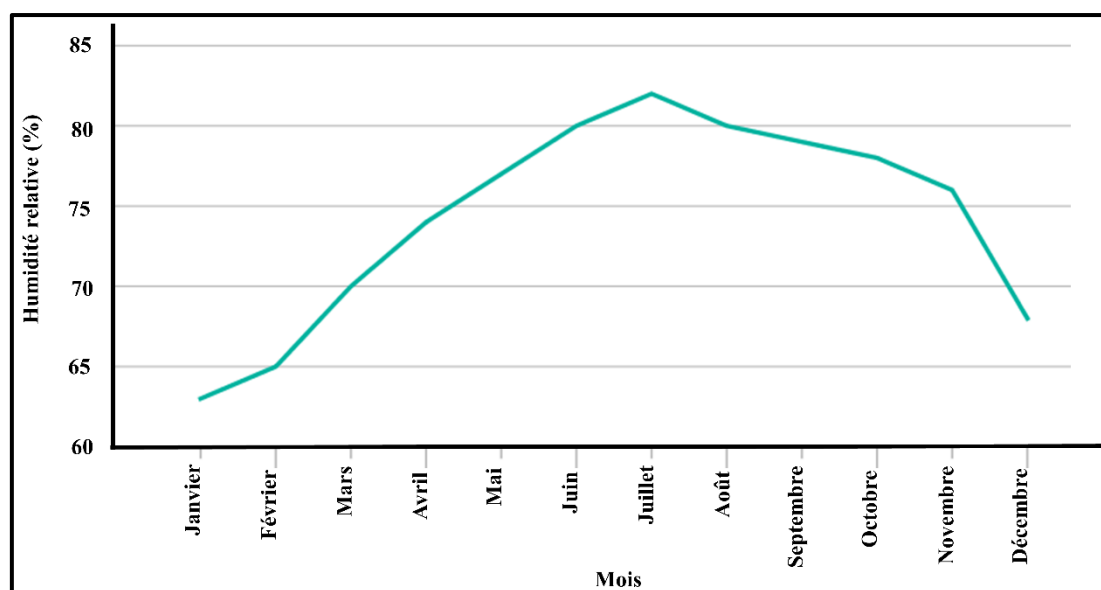


Figure 13 : Evolution mensuelle moyenne de l'hygrométrie à la station synoptique de Yamoussoukro de 1975 à 2015

1.4. Description du périmètre rizicole irrigué de Nanan

Le village de Nanan fait partie de la Sous-préfecture de Yamoussoukro. Le périmètre de Nanan se situe aux coordonnées géographiques 5°14'13'' de longitude Ouest et 6°47'43'' de latitude Nord (**Figure 14**). Il est situé à l'entrée Sud de la ville en venant d'Abidjan, la capitale économique de la Côte d'Ivoire. Le périmètre rizicole irrigué de Nanan a été aménagé en 1997 à l'occasion de la mise en œuvre du Programme de Développement de la Riziculture Irriguée (PDRI). Son aménagement a été financé par le Fonds Européen de Développement (FED) de l'Union Européenne (UE) en collaboration avec le Gouvernement de Côte d'Ivoire. Le périmètre de Nanan est irrigué par un barrage du même nom. La retenue de Nanan est située en aval d'un bassin versant périurbain à caractère multi-usage (Sawadogo, 2020). Le périmètre de Nanan a été réaménagé et réhabilité en 2017, dans le cadre de la mise en œuvre du Projet de Pôle Agro-Industriel dans la Région du Béliér : 2PAI-Béliér.

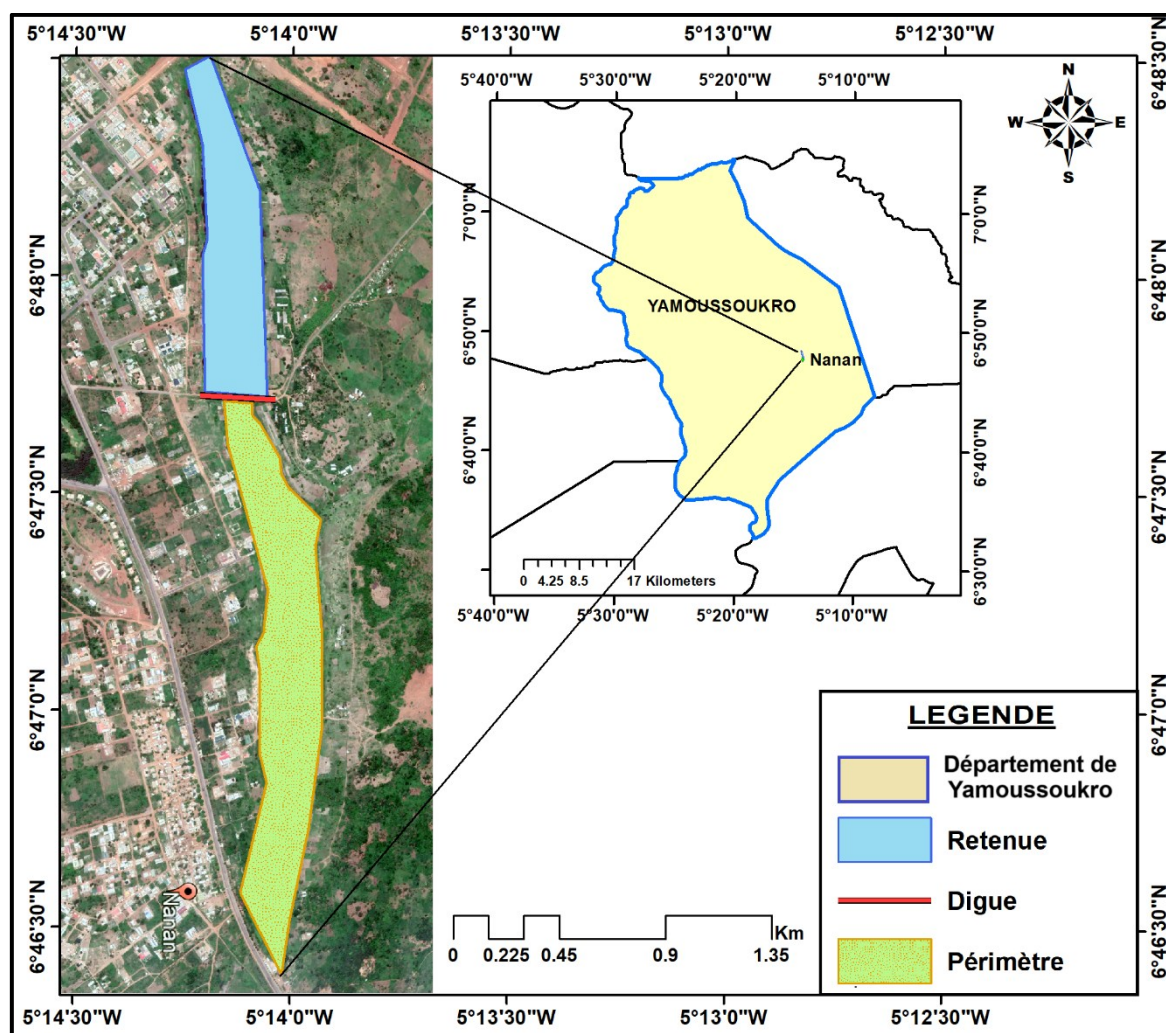


Figure 14 : Carte de la localisation géographique du périmètre rizicole irrigué de Nanan

1.4.1. Caractéristiques du barrage

Le barrage du périmètre rizicole de Nanan a été construit en 1970 avec une capacité initiale de 0,6 millions de m³ et un potentiel d'irrigation d'une superficie de 90 ha. Le barrage est constitué d'une digue, d'un déversoir et d'ouvrages de prise d'eau. D'après l'étude diagnostique du barrage de Nanan (2PAI, 2016a), les caractéristiques de la digue sont les suivantes :

- **type** : barrage en terre ;
- **hauteur** : environ 7,1 m ;
- **longueur en crête** : 375 m (crête bitumée servant de voie).

Le déversoir du barrage est de type latéral en buse de béton de diamètre 1000 mm avec un chenal en simple déblai en rive gauche. Deux (2) ouvrages de prise de diamètre 200 mm sont installés sur chaque rive (gauche et droite) pour le captage de l'eau de la retenue en amont vers le périmètre en aval. Au niveau du pont de l'ouvrage de prise de la rive gauche, est installé un limnimètre dont l'origine est placée en dessous des plus basses eaux. Ce dispositif permet la

lecture directe de la hauteur d'eau dans la retenue. Le tableau suivant illustre les données hydrologiques de la retenue d'eau de Nanan.

Tableau I : Données hydrologiques de la retenue d'eau du barrage

Apports en année normale (m³)	1 138 000
Apports en année déficitaire quinquennale (m³)	565 440
Apports en année déficitaire décennale (m³)	438 480
Apports en année excédentaire quinquennale (m³)	2 192 480
Apports en année excédentaire décennale (m³)	1 784 640

Source : Rapport de l'étude technique du barrage de Nanan (PRC, 1998)

1.4.2. Structure générale du périmètre rizicole irrigué de Nanan

Le périmètre rizicole irrigué de Nanan est situé en aval, en rive droite et gauche du barrage de Nanan et couvre une superficie agricole utile de 43,44 ha dont 13,54 ha en rive droite et 29,91 ha en rive gauche (2PAI, 2016b). La structuration globale du périmètre est illustrée en **Annexe 1**. Le site est aménagé de manière à assurer l'irrigation des parcelles de riz de façon gravitaire à partir de deux (2) canaux principaux situés sur chacune des rives. L'évacuation des eaux excédentaires (pluies, vidange des rizières, etc.) est réalisée par un drain central (principal). La circulation est effectuée à travers des pistes périmétrales « rive gauche » et « rive droite », à l'extérieur du périmètre, et à l'intérieur du périmètre, par des pistes transversales. Le périmètre est protégé des eaux de ruissellement grâce à des drains de garde longitudinaux et une digue de protection contre les eaux provenant de l'évacuateur de crues du barrage (déversoir). Des ouvrages de franchissement sont installés sur le drain principal pour relier les deux rives. Les infrastructures dénombrées sur le périmètre sont décrites dans un tableau en **Annexe 2**.

1.4.3. Réseaux d'irrigation et de drainage du périmètre de Nanan

Le périmètre rizicole de Nanan comprend un réseau d'irrigation et un réseau de drainage. Le réseau d'irrigation est composé d'ouvrages d'alimentation, de canaux primaires, de canaux secondaires et d'ouvrages sur canaux d'irrigation. Le réseau de drainage est constitué par un drain principal et des drains secondaires, des fossés de garde et d'ouvrages hydrauliques spécifiques.

1.4.3.1. Ouvrages d'alimentation

Les ouvrages d'alimentation sont deux (2) ouvrages permettant l'approvisionnement en eau des canaux principaux des deux rives du périmètre. Ils sont exécutés au niveau des deux (2) prises

du barrage. Ces ouvrages sont constitués d'une chambre à vanne en béton de section 2,50 x 2,00 m (**Figure 15-a**), d'un bassin de dissipation d'énergie de type « Impact » en béton et d'une vanne de diamètre Ø égale à 200 mm (**Figure 15-b**).

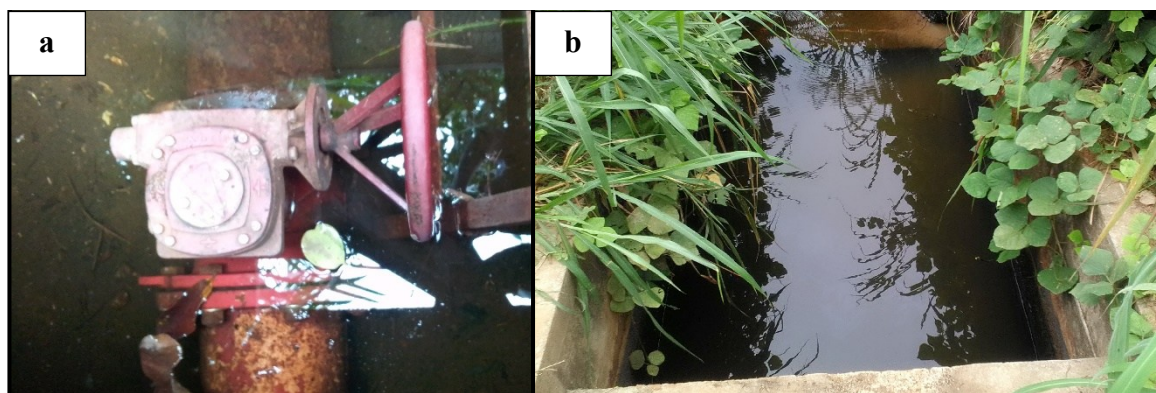


Figure 15 : Ouvrages d'alimentation

(a) vanne d'ouverture du barrage et (b) bassin de dissipation d'énergie de type « Impact »

1.4.3.2. Canaux primaires

Les canaux primaires (2) sont implantés sur les rives gauche et droite. Ils sont entièrement revêtus de béton ordinaire. Le canal primaire de la rive gauche (CP-RG) est long de 2 600 m. Il assure l'irrigation d'une superficie de près de 30 ha avec un débit d'équipement en tête de 120 l/s et alimente 21 canaux secondaires. Celui de la rive droite (CP-RD), long de 2 163 m, irrigue une superficie de 13,5 ha, avec un débit en tête de 50 l/s et alimente 5 canaux secondaires et 10 prises directes. La vitesse d'écoulement dans les canaux primaires n'excède pas 1,5 m/s. Les caractéristiques des canaux primaires sont mentionnées dans le tableau ci-après.

Tableau II : Caractéristiques hydrauliques des canaux primaires du périmètre de Nanan

Rive	Largeur au plafond b (m)	Hauteur canal H (m)	Pente (m/m)	Fruit	Ks	Tirant d'eau h (m)
Droite	0,40	0,50	0,0020	1,00	60,00	0,35
Gauche	0,30	0,45	0,0020	1,00	60,00	0,30

1.4.3.3. Canaux secondaires

Les canaux secondaires sont au nombre de 26 au total : 21 en rive gauche et 5 en rive droite. Ils sont en terre, en remblai/déblai avec une section trapézoïdale de pente de talus 1/1 et sont perpendiculaires aux canaux principaux. Leur linéaire total est d'environ 3 300 m à raison de 478 m à droite et 2 822 m à gauche. Les canaux secondaires sont dimensionnés pour maintenir une vitesse d'écoulement inférieure à 0,3 m/s.

1.4.3.4. Ouvrages sur canaux d'irrigation

À l'exception des ouvrages d'alimentation, les ouvrages installés sur les canaux du réseau d'irrigation du périmètre de Nanan sont de trois (3) types : (i) les ouvrages de prises d'eau : sur les canaux principaux (prises secondaires) et sur les canaux secondaires (prises parcellaires) ; (ii) les ouvrages de chute ; et (iii) les ouvrages de sécurité.

❖ Prises secondaires et parcellaires

Les ouvrages de prise secondaire sont de type « Tout Ou Rien (TOR) » munis de pertuis de fond, installés en tête des canaux secondaires. Il s'agit d'ouvertures de section circulaire, réalisées dans les parois du canal principal et équipées de vannettes de sectionnement de débits pour leur isolement en cas de non-fonctionnement du canal à desservir (**Figure 16-a**).

Les prises parcellaires sont de type TOR simples et TOR doubles selon qu'ils irriguent d'un seul ou de deux côtés du canal secondaire. Ils permettent de prélever totalement la main d'eau au profit des parcelles par le jeu de fermeture ou d'ouverture des vannettes de sectionnement prévues à cet effet. Au droit de chaque ouvrage de prise sur canaux principaux, est disposé un ouvrage de régulation de niveau d'eau appelé déversoir (**Figure 16-b**).

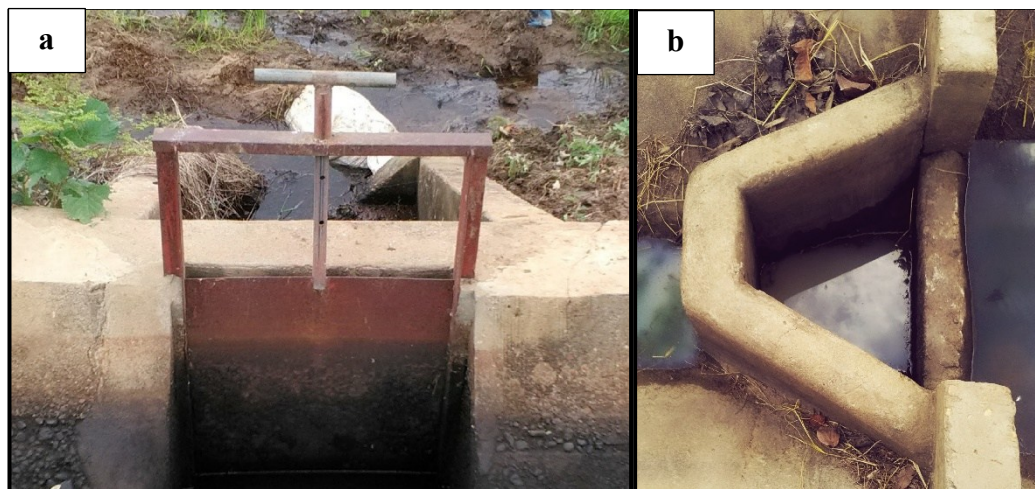


Figure 16 : Ouvrages sur canaux d'irrigation

(a) ouvrage de prise sur canal primaire et (b) déversoir de type « Giraudet »

❖ Ouvrages de chute et de sécurité

Les ouvrages de chute sont associés soit aux ouvrages de prise d'eau, soit aux ouvrages de régulation des plans d'eau, ou soit sur des tronçons des canaux d'irrigation, compte tenu de la topographie du terrain naturel. Les hauteurs de chute dans les canaux secondaires sont de l'ordre de 20 à 100 cm. Les ouvrages de sécurité sont constitués de déversoirs latéraux et d'un ouvrage d'extrémité de canaux secondaires. Ils ont pour principale fonction d'évacuer un surplus

éventuel d'eau que ne pourrait supporter les canaux dimensionnés pour un certain débit nominal. Les déversoirs latéraux de sécurité permettent de restituer les débits vers le réseau de drainage lorsqu'aucun canal secondaire n'est desservi, mais que de l'eau s'écoule dans le canal primaire. Les déversoirs sont constitués d'un simple seuil arasé à la cote du plan d'eau nominal plus une marge de 5 cm, et prolongé par un bassin de dissipation et par un fossé de restitution de l'eau vers le drain le plus proche (**Figure 17**). L'ouvrage d'extrémité de canaux secondaires est prévu pour évacuer hors du réseau, les eaux excédentaires d'irrigation engendrées par de fausses manœuvres des ouvrages de prise sur le canal secondaire. Il est situé après la dernière prise et constitué d'une simple chute suivie d'un bassin de dissipation. La restitution de l'eau se fait par une rigole qui rejoint le drain principal.



Figure 17 : Ouvrages de chute

1.4.3.5. Drain principal, secondaire et exutoire

Le drain principal (cours d'eau principal) est un ouvrage qui doit pouvoir évacuer l'eau excédentaire d'irrigation et aussi la crue du barrage passant par l'évacuateur. Il est long de 2 123 m et possède les caractéristiques consignées dans le **Tableau III**. Les drains secondaires drainent les eaux excédentaires des parcelles et les évacuent vers le drain principal. Ils sont en terre, de section trapézoïdale, de profondeur minimale de 20 cm avec un fruit des berges de 3H/2V. Les drains exutoires sont des affluents du drain principal. Ils redirigent les eaux provenant des fossés de garde et/ou de l'extérieur vers le drain principal. Ils sont au nombre de sept (7) drains : six (6) en rive gauche et un (1) en rive droite.

Les fossés de garde permettent de protéger les canaux primaires des eaux de ruissellement. Ils sont deux (2) fossés de garde pour chacune des rives, d'un linéaire total de 4 770 m qui longe les canaux principaux. Les ouvrages du réseau de drainage sont représentés par sept (7)

ouvrages de franchissement de type « dalot » passant sous les canaux principaux et les pistes périmétrales.

Tableau III : Caractéristiques hydrauliques du drain principal du périmètre de Nanan

Longueur drain (m)	Largeur au plafond b (m)	Hauteur (m)	Pente (m/m)	Largeur au miroir (m)	Fruit	Ks	Tirant d'eau h (m)	Débit Q (m ³ /s)
2122,10	0,7	1	0,004	3,7	1,5	25	0,86	0,900

Conclusion partielle

Dans ce premier chapitre, il a essentiellement été question de réaliser une synthèse sur les éléments caractéristiques de la zone d'étude en décrivant le cadre physique dans lequel cette étude a été menée.

Le département de Yamoussoukro compte deux (2) Sous-préfectures des noms de Kossou et de Yamoussoukro, pour une population estimée en 2021 à 340 234 habitants en 2021 dont 173 978 hommes et 166 256 femmes. Le climat de la zone d'étude, qui est le département de Yamoussoukro, est de type tropical humide à une saison pluvieuse (mars à octobre) et une saison sèche (novembre à février). Sur la période 1979–2020, la pluviométrie annuelle se situe entre 800 mm et 1 600 mm. La température moyenne annuelle y varie de 26 °C à 30 °C. L'ETP moyenne mensuelle se situe entre 106 mm (août) et 142 mm (mars) sur la période 1975 – 2015. Le bassin versant de Taabo (BVT), situé entre les parallèles 6°15' et 7°35' de latitude Nord, et les méridiens 5°10' et 6°20' de longitude Ouest, fait également l'objet de cette étude. Ce bassin d'une superficie de 9 288 km², est situé dans le bassin versant du fleuve Bandama. Il a servi à la modélisation des volumes entrants dans la retenue du périmètre rizicole irrigué de Nanan. Le périmètre de Nanan est d'une superficie d'environ 44 ha. L'irrigation sur le périmètre se fait de façon gravitaire par submersion des rizières. Il est composé d'un réseau d'irrigation, de drainage et de circulation.

Dans le chapitre suivant, il est question de décrire les éléments de contexte, les termes clés relatifs au sujet de cette étude, ainsi que deux (2) modèles d'impact qui ont principalement servi dans ce travail : un modèle agro-hydrologique et un modèle de simulation de cultures.

Chapitre 2 : Etudes d'impact du changement climatique sur les agrosystèmes

2.1. Etat des connaissances

Si dans ses précédents rapports, le GIEC attribuait en partie le réchauffement de la planète à l'Homme (GIEC, 2007, 2014), dans son 6^{ème} Rapport d'Evaluation, il désigne avec assurance, l'influence des activités humaines sur le changement climatique comme « sans équivoque » (GIEC, 2021). L'agriculture est l'un des secteurs les plus touchés par le changement climatique (GIEC, 2014). Il y a beaucoup d'incertitudes entre le niveau d'impact du changement climatique des pays, quant à la disponibilité des ressources en eau et à la productivité agricole, à l'avenir. Toutefois, plus d'impacts négatifs que positifs ont été observés sur les rendements agricoles. En outre, un petit nombre d'études ont montré des effets positifs, qui concernent principalement les régions de hautes latitudes. Cependant, il n'est pas encore clairement admis que le bilan des impacts est négatif ou positif dans les régions (GIEC, 2014).

2.1.1. Impacts du changement climatique sur la disponibilité en eau, les besoins d'irrigation et les rendements du riz

La variabilité du climat, en particulier des précipitations peut avoir de effets considérables sur le ruissellement de surface (Qiu *et al.*, 2020). Par ailleurs, les précipitations seront plus élevées dans les hautes latitudes, les tropiques et la plupart des régions de mousson, mais elles varieront à la fois au sein des saisons et d'une année à l'autre. Il y a moins de consensus sur le degré de changement des variables climatiques, mais plusieurs études ont montré que le changement climatique aura un impact significatif sur la disponibilité et la demande en eau agricoles en Afrique (Vera *et al.*, 2018). C'est ainsi qu'il est prévu que dans plusieurs régions, la demande d'irrigation surpassera la disponibilité locale de l'eau (Acharjee *et al.*, 2019). De nombreuses études ont été réalisées sur les impacts du changement climatique sur les débits à l'échelle des bassins versants, mais en comparaison, les études sur l'implication du changement climatique pour l'irrigation connaissent un engouement moins important. Les travaux sur l'évolution de l'utilisation des ressources en eau, des demandes en eau d'irrigation et des besoins en eau des cultures, dans le domaine agricole, sont plus rares et ont débuté plus tard, notamment en Afrique. En comparaison, les travaux sur la réponse du rendement des cultures au changement climatique ont commencé beaucoup plus tôt (Wang *et al.*, 2014). En outre, bien que les petits réservoirs contribuent à assurer la sécurité alimentaire, à réduire la pauvreté et l'exode rural, ainsi qu'à garantir la cohésion sociale (Fowe *et al.*, 2015), il existe peu de recherches sur les petits barrages, en particulier ceux utilisés à des fins agricoles (Kouyate *et al.*, 2018).

Les besoins en eau d'irrigation seront influencés par le changement climatique en raison de l'altération du bilan hydrique des sols, de l'évapotranspiration, de la physiologie et de la

phénologie des cultures. Cela est particulièrement vrai pour le riz, une culture qui nécessite des quantités considérables d'eau pour sa production (Ding *et al.*, 2017). Un constat est que le réchauffement climatique a un effet généralement négatif sur le riz, se manifestant par une baisse générale de l'efficacité d'utilisation de l'eau et de l'efficience d'irrigation (Wang *et al.*, 2014). Le réchauffement climatique peut aussi contribuer à l'augmentation des besoins en eau du riz et de ses besoins d'irrigation. Et cela se manifesterait par une augmentation de la superficie des plantations adaptées aux systèmes de cultures multiples, ainsi que par une prolongation de la période de végétation des variétés de riz à maturation tardive (Ye *et al.*, 2015). Il n'est vraisemblablement pas aisé de simuler les besoins en eau des cultures dans le futur, compte tenu de la difficulté de prédire certaines variables (évapotranspiration de référence, précipitations efficaces) nécessaires pour leur estimation. Les études qui s'y consacrent sont très souvent confrontées aux manques de données et s'orientent plus à l'échelle régionale que locale. C'est dans ce cadre que Rowshon *et al.* (2019) ont développé un outil de gestion de l'irrigation du riz (CSDSS-RIMIS : Climate-Smart Decision Support System for Rice Irrigation Management Information System) sous l'interface utilisateur graphique (GUI) de MATLAB. De même, Ismail *et al.* (2020) ont mis au point un modèle intelligent agro-hydrologique en utilisant Visual Basic for Applications (VBA) basé sur Excel.

2.1.2. Impacts du changement climatique sur les rendements du riz irrigué

En Afrique de l'Ouest, l'agriculture joue un rôle important dans la sécurité alimentaire des ménages, en raison de l'importance de l'autosuffisance agricole et du rôle des marchés de proximité de produits vivriers dans l'alimentation des populations urbaines (Béavogui, 2012). Il est admis que dans les pays en développement, le changement climatique provoquera une baisse de la production des cultures les plus importantes et aura des effets variables sur le rendement des cultures irriguées, selon les régions (IFPRI, 2009). L'Afrique subsaharienne est l'une des régions les plus vulnérables au changement climatique. La région est en effet, affectée par une forte variabilité climatique, qui se manifeste par une mauvaise répartition spatiale et temporelle des précipitations et une hausse des températures (IPCC, 2012).

Un constat majeur est que les études d'impact du changement climatique sur les rendements du riz irrigué, ont été essentiellement menées en Asie. Rare, voire aucune étude ne s'y est encore consacrée en Afrique de l'Ouest, notamment en Côte d'Ivoire et dans le centre du pays. Cependant, de nombreuses études ont montré que le rendement agricole sera probablement, gravement affecté au cours des cent (100) prochaines années en raison des taux sans précédent de changements dans le système climatique (Misra, 2014). Pour les cultures majeures (blé, riz,

maïs) dans les régions tropicales et tempérées, le changement climatique sans adaptation, anticipe des impacts négatifs sur la production pour une hausse locale des températures de 2 °C ou plus, par rapport au niveau de la fin du XX^{ème} siècle (GIEC, 2014). Selon le GIEC, chaque augmentation de température de 1 °C entraîne une diminution de 10 % des rendements en riz (Devkota *et al.*, 2018). Toutefois, le réchauffement climatique pourrait avoir des effets positifs sur le riz. En revanche, les températures, surtout élevées, pourraient avoir plus d'impacts négatifs que d'impacts positifs sur le riz.

2.1.3. Adaptation aux impacts du changement climatique sur les besoins d'irrigation et les rendements du riz

D'après le GIEC (2007), le rythme et l'intensité du changement climatique dépassent l'autoadaptation et mettent en danger la résilience des communautés rurales pauvres. En effet, il est mentionné que le changement climatique affecte de plus en plus et de manière disproportionnée les populations les plus vulnérables du monde (GIEC, 2013, 2021). Le changement climatique est généralement préjudiciable à l'agriculture en l'absence de stratégies d'adaptation, mais il peut être partiellement compensé par diverses stratégies d'adaptation au niveau de l'exploitation (Smit & Skinner, 2002). Ainsi, la mesure dans laquelle le secteur agricole est touché par le changement climatique est déterminée par la capacité d'adaptation des communautés agricoles. Pour atténuer l'impact négatif du changement climatique sur l'agriculture, l'adaptation est considérée comme un élément essentiel (Gbetibouo, 2009) pour que la production végétale puisse continuer à fournir de hauts rendements favorables à la sécurité alimentaire (Dow *et al.*, 2013). L'adaptation dans l'agriculture est présentée depuis longtemps (Devkota *et al.*, 2018). Ce qui est nouveau, c'est l'ampleur et la rapidité du changement climatique et de la dégradation de l'environnement, qui représentent aujourd'hui, le défi de s'adapter à un rythme plus rapide qu'auparavant (Wiggins & Wiggins, 2009).

L'adaptation aux changements climatiques est un processus qui exige que les producteurs perçoivent d'abord que le climat a changé, puis identifient les options d'adaptation appropriées à mettre en œuvre (Mustapha *et al.*, 2012) pour lutter contre ses effets négatifs et amplifier ses effets positifs. En Afrique de l'Ouest, plusieurs recherches se sont intéressées à la perception paysanne et aux stratégies d'adaptation au changement climatique (Brou *et al.*, 2005 ; Agossou, 2008 ; Chédé, 2012 ; Pereira, 2012 ; Allé *et al.*, 2013 ; Loko *et al.*, 2013 ; Comoé *et al.*, 2014 ; Kosmowski *et al.*, 2015 ; Béhanzin *et al.*, 2018 ; N'drin *et al.*, 2019 ; Gana *et al.*, 2020), notamment sur le riz (Béavogui, 2012 ; Doumbia & Depieu, 2013 ; Bojang *et al.*, 2020 ; Nyamekye *et al.*, 2021 ; Anugwa *et al.*, 2022). Certaines études ont montré que la capacité

d'adaptation varie d'un agriculteur à l'autre en fonction de certains facteurs propres à chaque agriculteur. En outre, la capacité d'adaptation des agriculteurs est déterminée par certains facteurs ou caractéristiques tels que leurs connaissances et le nombre de fois qu'ils utilisent une stratégie d'adaptation spécifique (Mabe *et al.*, 2012). Les stratégies d'adaptation peuvent prendre de nombreuses formes (gestion, finance, technologie), évoluer à différentes échelles (locale, régionale, mondiale), et impliquer une variété d'intervenants (agriculteurs, industries, gouvernements). Cependant, elles doivent être soigneusement adaptées aux besoins locaux et aux situations spécifiques (Smit & Skinner, 2002). La connaissance de l'adaptation et les perceptions des nouvelles options d'adaptation doivent être bien comprises. Il est clair que toutes les adaptations ne profitent pas aux agriculteurs (Pant, 2013). Cependant, savoir si les agriculteurs possèdent certaines qualités, telles que l'éducation, les connaissances et d'autres qualités, peut aider à formuler de meilleures stratégies d'adaptation (Devkota *et al.*, 2018).

2.2. Modélisation climatique

2.2.1. Modèles climatiques

Pour la simulation et les prévisions climatiques, l'on utilise des modèles climatiques (MC) globaux (MCG) ou régionaux (MCR). Les MC sont des représentations numériques des processus d'interactions entre les composants du système climatique, basées sur des équations mathématiques (GIEC, 2018). Lorsqu'on effectue une représentation de la réaction future possible du système climatique à un scénario futur d'émissions ou de concentration de gaz à effet de serre (GES) et d'aérosols, on réalise une projection climatique (GIEC, 2014).

Les MCG sont les sources typiques utilisés pour générer des projections et des scénarios de changement climatique (Basheer *et al.*, 2016), car ils fournissent des scénarios pour un grand nombre de variables climatiques de manière physiquement cohérente (Alexandrov & Hoogenboom, 2000). En outre, du fait de leur large résolution spatiale et de leur faiblesse dans la reproduction du climat local, plusieurs auteurs prétendent que les sorties brutes des MCG ne doivent pas directement servir dans les études d'impact à l'échelle régionale ou locale (Ardoin-Bardin *et al.*, 2006 ; Ahmed *et al.*, 2013 ; Mbaye *et al.*, 2015 ; Wang *et al.*, 2016). En effet, l'évaluation complète des performances des MCG est importante pour une interprétation correcte des résultats simulés (Kim *et al.*, 2020). Pour des études régionales, il est recommandé de se servir des MCR en raison de leur résolution spatiale plus réduite, qui permet une meilleure représentation du climat régional (Fowler *et al.*, 2007). Cependant, une résolution élevée n'assure nécessairement pas une performance supérieure. Malgré leur faible résolution, les

MCG sont très utiles dans la compréhension des caractéristiques climatiques à grande échelle (IPCC, 2013). Par ailleurs, il faut considérer les tendances exprimées par les résultats des MCG selon des scénarios climatiques plutôt que de les utiliser directement (Ardoin-Bardin *et al.*, 2006). Aussi, la modélisation climatique dans son essence, ne consiste pas à reproduire la séquence des observations historiques de façon exacte mais plutôt, à reproduire les propriétés statistiques de ces observations (Charron, 2016). Il ne s'agit donc pas de prédire avec exactitude un climat futur mais plutôt, de faciliter l'analyse de potentielles tendances climatiques futures (Corbeels *et al.*, 2018). Ce sont des sorties de MCR qui ont été utilisées pour mener cette étude du fait de son échelle locale.

2.2.2. Scénarios climatiques

Les projections climatiques associées à des observations actuelles permettent d'obtenir ce qu'on appelle des « scénarios climatiques » (Bates *et al.*, 2008). Un scénario d'émission est une représentation vraisemblable des futurs rejets, principalement de GES et d'aérosols dans l'atmosphère terrestre, fondée sur la base d'hypothèses sur les évolutions démographique, économique, sociale et technologique (Moss *et al.*, 2010 ; Planton *et al.*, 2013). Les scénarios de concentration sont des résultantes des scénarios d'émission (GIEC, 2014).

Dans son rapport spécial consacré aux émissions de GES, le GIEC a publié au début des années 2000, des scénarios d'émission dit SRES pour Special Report on Emissions Scenarios (IPCC, 2000). Les SRES ont servi de base aux projections climatiques présentées par le GIEC dans ses troisième et quatrième Rapports d'Evaluation, ainsi que dans le rapport du Groupe de Travail I lors de sa 5^{ème} évaluation (IPCC, 2001, 2007, 2013). Toutefois, le GIEC a éprouvé le besoin de raisonner sur la base de nouveaux scénarios associés au changement climatique appelés profils représentatifs d'évolution de concentration des gaz à effet de serre (Representative Concentration Pathways : RCP). Les RCP sont des trajectoires d'évolution des émissions et des concentrations des gaz à effet de serre et des aérosols sur la période 2006-2100. Ces scénarios ont été utilisés lors de la 5^{ème} phase du Projet d'Intercomparaison des Modèles Couplés (Coupled Model Intercomparaison Project : CMIP5), adoptés par le GIEC et présentés dans son 5^{ème} Rapport d'Evaluation (GIEC, 2014). Selon Moss *et al.* (2010) et Guivarch & Rozenberg (2013), même si les SRES ont été très productifs, cinq (5) raisons principales ont justifié l'élaboration d'une nouvelle génération de scénarios : (i) l'évolution des déterminants socio-économiques depuis les années 2000 ; (ii) les SRES n'intégraient pas de politiques climatiques ; (iii) les SRES ne fournissaient pas d'informations détaillées à fine résolution pour la modélisation physique du climat ; (iv) les SRES n'offraient pas une possibilité d'étude

exhaustive des impacts du changement climatique et de l'adaptation ; et enfin (v) les MC ont commencé à avoir une plus large application. Ces insuffisances ont été corrigées dans la conception des RCP. Les RCP offrent des projections climatiques à des échelles temporelles courte (jusqu'à 2035) et longue (jusqu'à 2100) et facilitent la compréhension des différences entre les projections des modèles climatiques (Bauwens *et al.*, 2013). Les scénarios RCP sont au nombre de quatre et sont présentés dans le **Tableau IV**.

Tableau IV : Principales caractéristiques des scénarios RCP

Nom	Forçage radiatif	Concentration de GES (ppm)	Trajectoire
RCP 8.5	>8,5 W/m ² en 2100	>1370 eq-CO ₂ en 2100	Croissante
RCP 6.0	~6 W/m ² au niveau de stabilisation après 2100	~850 eq-CO ₂ au niveau de stabilisation après 2100	Stabilisation sans dépassement
RCP 4.5	~4,5 W/m ² au niveau de stabilisation après 2100	~660 eq-CO ₂ au niveau de stabilisation après 2100	Stabilisation sans dépassement
RCP 2.6	Pic à ~3 W/m ² avant 2100 puis déclin	Pic ~490 eq-CO ₂ avant 2100 puis déclin	Pic puis déclin

Source : Moss *et al.* (2010)

Les RCP sont étiquetés en fonction du forçage radiatif³ qu'ils atteignent en 2100 : 2,6 W/m², 4,5 W/m², 6,0 W/m² et 8,5 W/m² (Guivarch & Rozenberg, 2013) :

- RCP 2.6, qui représente la trajectoire du forçage qui atteint un pic de 3 W/m² au milieu du siècle suivi d'une diminution jusqu'à 2,6 W/m² en 2100. C'est le scénario le plus optimiste nécessitant des politiques climatiques très rigoureuses pour limiter les émissions ;
- RCP 4.5, qui décrit une stabilisation sans dépassement de 4,5 W/m² et une stabilisation après 2100 ;
- RCP 6.0, qui est semblable au RCP 4.5, avec une stabilisation sans dépassement à 6,0 W/m² et une stabilisation après 2100 ;

³ Le forçage radiatif, exprimé en W/m², est le changement du bilan radiatif (rayonnement descendant moins rayonnement ascendant) au sommet de la troposphère (10 à 16 km d'altitude), dû à un changement d'un des facteurs d'évolution du climat comme la concentration des gaz à effet de serre. La valeur pour 2011 est de 2,84 W/m² (Moss *et al.*, 2010). Ce qui correspond à une augmentation de la température terrestre.

- RCP 8.5, qui correspond au profil du forçage radiatif en pleine croissance conduisant à 8,5 W/m² en 2100. Il s'agit du scénario le plus pessimiste, représentatif d'une grande fourchette de scénarios de politiques non climatiques.

Le choix des scénarios d'émission est une étape délicate de l'étude d'impact climatique et doit se faire selon les objectifs et les attentes de l'étude. Dans cette étude, ce sont les scénarios RCP qui ont été choisis en raison de la disponibilité des données.

2.2.3. Réduction d'échelle des modèles climatiques

Pour fournir de l'information climatique à une échelle régionale ou locale fine avec les sorties des MCG et considérant les incertitudes des projections climatiques, il est nécessaire d'utiliser plusieurs scénarios de modèles climatiques. Cela permet de générer une vaste gamme de climats futurs possibles (IPCC, 2007 ; Foley, 2010 ; Parker, 2013). Deux principales approches dites de réduction ou de descente d'échelle sont utilisées pour les analyses régionales des impacts du CC avec les MCG : les méthodes statistiques et les méthodes dynamiques (Ahmed *et al.*, 2013 ; Nover *et al.*, 2016). La réduction d'échelle dynamique consiste à fournir des conditions aux limites aux MCR en utilisant des extraits de MCG (Waongo *et al.*, 2015). La réduction d'échelle statistique vise à établir des relations quantitatives entre les variables climatiques à grande échelle issues des MCG et les variables climatiques régionales ou locales observées (Wilby *et al.*, 2004). La technique de réduction d'échelle dynamique est capable de produire plusieurs variables climatiques (précipitations, température de l'air, humidité, vitesse du vent et rayonnement solaire), à des résolutions temporelles plus fines (échelle horaire, par exemple) (Ishida *et al.*, 2018). En revanche, contrairement à la réduction d'échelle statistique, la réduction d'échelle dynamique présente l'important désavantage d'exiger un temps de calcul très prohibitif. Les méthodes de réduction d'échelle statistique comme dynamique donnent des résultats satisfaisants et utilisables. Cependant, selon Charron (2016), la réduction d'échelle (statistique ou dynamique) ne peut qu'améliorer la précision d'une partie de l'information fournie sur certaines variables et à certains horizons temporels.

2.2.4. Correction des biais des modèles climatiques

Les MCG, comme les MCR présentent des incertitudes dans la simulation des climats actuel et futur (Liu *et al.*, 2012). Les sorties des modèles climatiques sont donc sujet à des biais inévitables entre les variables observées et simulées, qui nécessitent très souvent des corrections. Les méthodes de correction de biais consistent à appliquer un algorithme de transformation afin d'ajuster les résultats des modèles climatiques aux observations (Chen *et*

al., 2019). La correction des biais est une technique nécessaire pour rendre utilisable avec fiabilité, les données des modèles climatiques dans les modèles d'impact. Il existe plusieurs méthodes de correction de biais des modèles climatiques (Michelangeli *et al.*, 2009 ; Berg *et al.*, 2012 ; Sippel *et al.*, 2016). Berg *et al.* (2012) ont démontré que les méthodes les plus simples corrigent le premier ordre des distributions et peuvent avoir des effets négatifs sur les ordres plus élevés. L'une des méthodes de correction les plus utilisées est la cartographie des quantiles. Cette méthode consiste à corriger la fonction de distribution des valeurs climatiques simulées par le MCG pour qu'elle corresponde à la fonction de distribution observée (Chen *et al.*, 2019). Les méthodes complexes comme l'égalisation d'histogramme nécessitent des approximations de la fonction de transfert pour corriger les ordres de distributions élevés, lorsqu'elle n'est pas appliquée à des données de calibration (Berg *et al.*, 2012).

La correction de biais peut être appliquée directement sur les sorties des modèles climatiques (Kumar *et al.*, 2017 ; Famien *et al.*, 2018) ou combinée à des méthodes de réduction d'échelle statistique (Ahmed *et al.*, 2013 ; Cho *et al.*, 2016 ; Ndhlovu & Woyessa, 2020). Son rôle dans l'incertitude des modèles climatiques n'est pas toujours considéré. Cependant, un certain nombre d'auteurs affirment que la correction de biais ajoute un niveau d'incertitude aux projections des modèles climatiques (Chen *et al.*, 2011 ; Teutschbein & Seibert, 2013), les voilent (Ehret *et al.*, 2012), ou n'apporte aucune compétence supplémentaire (Muerth *et al.*, 2013). Toutefois, la correction de biais s'est montrée utile et très efficace dans de nombreux cas. En effet, la performance des différentes méthodes de correction de biais dépend du type de biais du modèle et de la statistique étudiée pour Berg *et al.* (2012). Par exemple, Ndhlovu & Woyessa (2020) ; Kumar *et al.* (2017) et Cho *et al.* (2016) ont obtenu de très bons résultats en appliquant la correction de biais.

2.3. Modélisation hydrologique

2.3.1. Modèles hydrologiques : définition et classification

L'Hydrologie est l'étude des échanges d'eau entre l'atmosphère, la surface de la Terre et le sous-sol. Ces échanges se manifestent à travers le cycle de l'eau à différentes échelles spatiales, en particulier celle de l'objet d'étude en Hydrologie appelé « bassin versant ». Le terme « bassin versant » désigne un territoire qui draine toutes les eaux vers une seule sortie (exutoire, qui peut être un point d'un cours d'eau, d'une mer, etc.). Le bassin versant est ainsi défini par son exutoire et ses limites sont les lignes de partage des eaux.

La modélisation hydrologique est le processus de quantification du régime hydrologique d'un bassin versant selon les relations continues dans l'espace et dans le temps, entre les éléments

du cycle de l'eau (Poncelet, 2016). C'est une méthode d'extrapolation des mesures et d'estimation de variables non mesurables (Beven & Kirkby, 1979). Les modèles hydrologiques sont des outils utilisés pour reproduire de façon partielle ou totale, le comportement des flux d'eau à l'échelle des bassins versants (Beckers & Degré, 2011). De nombreux modèles hydrologiques ont été développés depuis leur essor, chacun ayant ses spécificités et son domaine d'application. Les classifications des modèles hydrologiques sont également très nombreuses et peuvent parfois porter à confusion dans la distinction des différents types de modèles (Perrin, 2002). Ainsi, l'ensemble des multiples approches de classification des modèles hydrologiques se base principalement sur : (i) le but de la modélisation (Modèles de gestion ou d'aménagement ; Modèles de prédiction) ; (ii) l'évolution dans le temps (Modèles cinématiques qui sont descriptifs ; Modèles dynamiques qui sont explicatifs) ; (iii) la nature de la variable (Modèles déterministes quand les variables sont non aléatoires ; Modèles stochastiques pour les variables aléatoires) ; (iv) la description des processus simulés (Modèles empiriques ; Modèles conceptuels ; Modèles physiques) ; (v) la discrétisation spatiale (Modèles globaux ; Modèles semi-distribués ou semi-spatialisés ; Modèles distribués ou spatialisés) et (vi) les phénomènes observés sur le bassin versant (Modèles « boîtes noires » ; Modèles « boîtes grises » ; Modèles « boîtes blanches ») (Andréassian, 2002 ; Perrin, 2002 ; Oudin, 2004). Cette classification précise bien les différentes caractéristiques des modèles hydrologiques. Par ailleurs, Beckers & Degré (2011) proposent une classification qui assimile les modèles empiriques aux modèles « boîtes noires » mais par ailleurs, distinguent les « modèles conceptuels empiriques » et les « modèles conceptuels à base physique ». Il les classe comme suit : (i) les modèles empiriques ou « boîtes noires » ; (ii) les modèles conceptuels empiriques ou « boîtes grises » ; (iii) les modèles conceptuels à base physique ou capacitifs ; (iv) les modèles physiques.

2.3.2. Modèles hydrologiques et étude d'impact du changement climatique sur les ressources en eau

Dans les évaluations des conséquences du changement climatique sur les ressources en eau, le constat fait dans la littérature récente est le même que celui de Bauwens *et al.* (2013) et de Hakala *et al.* (2019). Les modèles conceptuels (empiriques et à base physique) moins complexes sont beaucoup plus utilisés que les modèles physiques ou basés sur les processus, qui sont plus complexes. L'usage de modèles conceptuels est en effet privilégié étant donné que l'on se focalise sur les extrants des modèles hydrologiques plus que sur les processus. De façon générale, les modèles physiques ou basés sur les processus ne sont pas adoptés par les

hydrologues du fait qu'ils requièrent un nombre important de paramètres, des temps de calcul excessifs et qu'ils sont difficiles à mettre en œuvre (Fatichi *et al.*, 2016). En effet, la complexité du modèle hydrologique ne confirme pas sa supériorité dans différentes conditions (Coron *et al.*, 2014). En outre, il est observable en pratique, que les modèles moins complexes simulent aussi bien les débits observés que les modèles complexes (Breuer *et al.*, 2009). Cependant, les modèles physiques montrent une meilleure performance que les autres types de modèles, dans les situations où l'on s'intéresse aux contraintes physiques et/ou aux trajectoires d'évolution des écoulements ou des variables d'état distribués (Fatichi *et al.*, 2016).

Entre modèles conceptuels, par ailleurs, un intérêt semble plus prononcé pour les modèles conceptuels à base physique que pour les modèles conceptuels empiriques, dans les études récentes d'impact du changement climatique. Les modèles conceptuels physiques prennent en compte l'hétérogénéité spatiale des bassins versants, contrairement aux modèles conceptuels empiriques (Beckers & Degré, 2011 ; Hakala *et al.*, 2019). Un des modèles hydrologiques les plus utilisés à l'heure actuelle pour l'évaluation du CC sur les ressources en eau est le modèle Soil and Water Assessment Tool (SWAT) (Arnold & Fohrer, 2005).

2.3.3. Incertitudes de la modélisation hydrologique de l'impact du changement climatique

La chaîne de modélisation hydrologique de l'impact du changement climatique comprend les scénarios d'émission – le modèle climatique – la méthode de réduction d'échelle et/ou de correction des biais – et le modèle hydrologique. Il existe dans son entièreté, plusieurs incertitudes dans cette chaîne de modélisation. Ces incertitudes peuvent concerner les différentes phases de la projection hydrologique, la transférabilité des biais dans les sorties des modèles climatiques, du climat actuel au climat futur, et l'étalonnage des modèles hydrologiques dans des conditions changeantes (Bauwens *et al.*, 2013). Bourgin (2014) estime que les sources d'incertitudes les plus fréquentes sont les incertitudes sur les données d'entrée et les conditions aux limites, l'incertitude sur l'estimation des paramètres et l'incertitude quant à la structure du modèle. D'autres sources importantes d'incertitudes sont le choix des modèles climatique et hydrologique (Karlsson *et al.*, 2016), de la période de référence (Zhang *et al.*, 2018), de l'analyse de la fréquence (Ahn & Kim, 2019), de la méthode d'estimation des données d'entrée des modèles hydrologiques (Kay & Davies, 2008) mais aussi, la résolution et l'échelle des modèles climatiques (Mendoza *et al.*, 2016).

Selon Bourqui *et al.* (2012), la chaîne de modélisation hydrologique, ainsi que ses maillons doivent être nécessairement évalués sur le climat actuel pour une meilleure interprétation des

sorties des simulations hydrologiques futures. Pour ce faire, les analyses de sensibilité ou de robustesse ou encore, les approches multi-modèles semblent être indiquées afin d'apprécier, dans une certaine mesure, les erreurs dans les simulations hydrologiques futures (Woznicki & Nejadhashemi, 2012 ; Lee *et al.*, 2017). Les approches multi-modèles présentent néanmoins, des insuffisances caractérisées par l'interdépendance des modèles climatiques qui sont susceptibles de conserver les mêmes erreurs (Knutti *et al.*, 2013 ; Ahn & Kim, 2019). De nouvelles approches multi-modèles considérant plus les modèles qui fournissent des résultats différents que ceux qui présentent des résultats similaires, ont été testées (Ahn & Kim, 2019). Dans la chaîne de modélisation, les incertitudes liées au choix des scénarios et/ou des modèles climatiques et leur structure, semblent être de loin les plus importantes (Kay & Davies, 2008 ; Coron, 2013 ; Karlsson *et al.*, 2016), mais celles liées aux modèles hydrologiques ne devraient pas pour autant être négligées (Vaze *et al.*, 2010). Les incertitudes liées à la modélisation du climat futur sont généralement encore plus importantes que celles liées aux émissions ou à la modélisation hydrologique (Kay *et al.*, 2009a). Le choix du modèle hydrologique et de la méthode d'estimation de ses paramètres sont indispensables pour obtenir des projections fiables (Chen *et al.*, 2017). En outre, la structure du modèle hydrologique est une source importante d'incertitude (Hakala *et al.*, 2019) et elle affecte de façon très marquée le résultat de l'analyse d'impact, en particulier pour les événements extrêmes (Karlsson *et al.*, 2016). C'est pourquoi Singh *et al.* (2011) suggèrent à l'hydrologue de se consacrer uniquement à l'évaluation du modèle hydrologique dans la chaîne de modélisation, sans se soucier du degré de contribution aux incertitudes des autres maillons, d'autant plus qu'elles lui sont en quelque sorte imposées (Coron, 2013). Cela lui permettrait de mieux comprendre l'incertitude liée au modèle hydrologique et ainsi de la réduire de façon beaucoup plus efficace.

2.3.4. Modèle agro-hydrologique SWAT+

2.3.4.1. Description générale du modèle SWAT+

Le modèle SWAT (Soil and Water Assessment Tool) est un outil de modélisation agro-hydrologique semi-distribué, à base physique et continu dans le temps (Arnold *et al.*, 2012). Depuis 2014, une version entièrement restructurée du modèle SWAT, appelé SWAT+, a été développée (Arnold *et al.*, 2018). Le modèle SWAT+ permet de simuler la qualité et la quantité des eaux de surface et souterraines et de prévoir l'impact environnemental de l'utilisation des terres, des pratiques de gestion des terres et du changement climatique (Dile *et al.*, 2016). Le modèle SWAT+ a été développé pour relever les défis actuels et futurs de la modélisation des ressources en eau et répondre aux besoins d'une communauté mondiale croissante

d'utilisateurs. Il offre une plus grande flexibilité dans la configuration du modèle, ainsi qu'une représentation spatiale plus souple des interactions et des processus au sein d'un bassin versant (Bieger *et al.*, 2017). Il permet également la mise en œuvre d'unités paysagères et le routage des flux et des polluants à travers le paysage. SWAT+ introduit des fichiers de connexion, qui sont des tableaux permettant de relier facilement des objets spatiaux dans le modèle. Actuellement, les seules interfaces qui permettent de configurer un modèle SWAT+ sont QSWAT+, qui est une interface basée sur le logiciel de SIG, Quantum GIS (QGIS) et l'éditeur SWAT+ (SWAT+ Editor) (Chawanda *et al.*, 2020b). Ces programmes sont disponibles sur le site web du modèle SWAT (<https://swat.tamu.edu/software/plus/>).

2.3.4.2. Fonctionnement du modèle SWAT+

Comme dans le modèle SWAT, les simulations du modèle SWAT+ se déroulent en deux (2) phases principales : la phase terrestre du cycle hydrologique et la phase de routage ou d'acheminement de l'eau (Neitsch *et al.*, 2011). La phase du cycle hydrologique se déroule au niveau de l'Unité de Réponse Hydrologique (URH)⁴ et traite du ruissellement de surface, du rendement sédimentaire, de l'évapotranspiration, des simulations des processus sol-eau et des nutriments.

Quel que soit le type de problème étudié avec SWAT+, le bilan hydrique est la force motrice de tout ce qui se passe dans le bassin versant (Neitsch *et al.*, 2011). De ce fait, la phase terrestre du cycle hydrologique est simulée sur la base de l'équation du bilan hydrique, à l'échelle du bassin versant :

$$SW_t = SW_0 + \sum_{i=1}^t (P_i - Q_{surfi} - ETR_i - W_{seepi} - Q_{qwi}) \quad (\text{Eq.1})$$

Avec pour le jour i , SW_t qui est le stock d'eau (en mm) disponible dans le sol à la fin d'un pas de temps t ; SW_0 est le stock initial d'eau (mm) ; P représente la précipitation (mm) ; Q_{sur} est le ruissellement de surface (mm) ; ETR est l'évapotranspiration réelle (mm) ; W_{seep} est la percolation (mm) ; et Q_{gw} est le retour d'écoulement souterrain vers le cours d'eau (mm).

2.3.4.3. Phase terrestre du cycle hydrologique

Le cycle hydrologique est composé d'une série de processus complexes et divers, comprenant principalement les précipitations, l'évaporation, la transpiration (végétation), l'interception, le

⁴ Les URH représentent des zones de propriétés uniques ou homogènes d'utilisation des terres, de sol et de classe de pente dans chaque sous-bassin, où sont effectuées les calculs élémentaires du modèle (Arnold *et al.*, 2012). C'est la plus petite unité de calcul des modèles SWAT et SWAT+.

ruissellement, l'infiltration, le stockage (recharge profonde) et l'écoulement souterrain (Gbohoui, 2021). Ces différents processus du cycle hydrologique considérés dans la phase terrestre du modèle SWAT sont schématisés à la **Figure 18**. Durant un épisode pluvieux, une partie des précipitations est interceptée par la végétation, une autre partie s'achemine vers les dépressions de surface et une dernière partie s'infiltrate dans les couches superficielles et profondes du sol (Anoh, 2014), selon des échanges verticaux et horizontaux (Neitsch *et al.*, 2011).

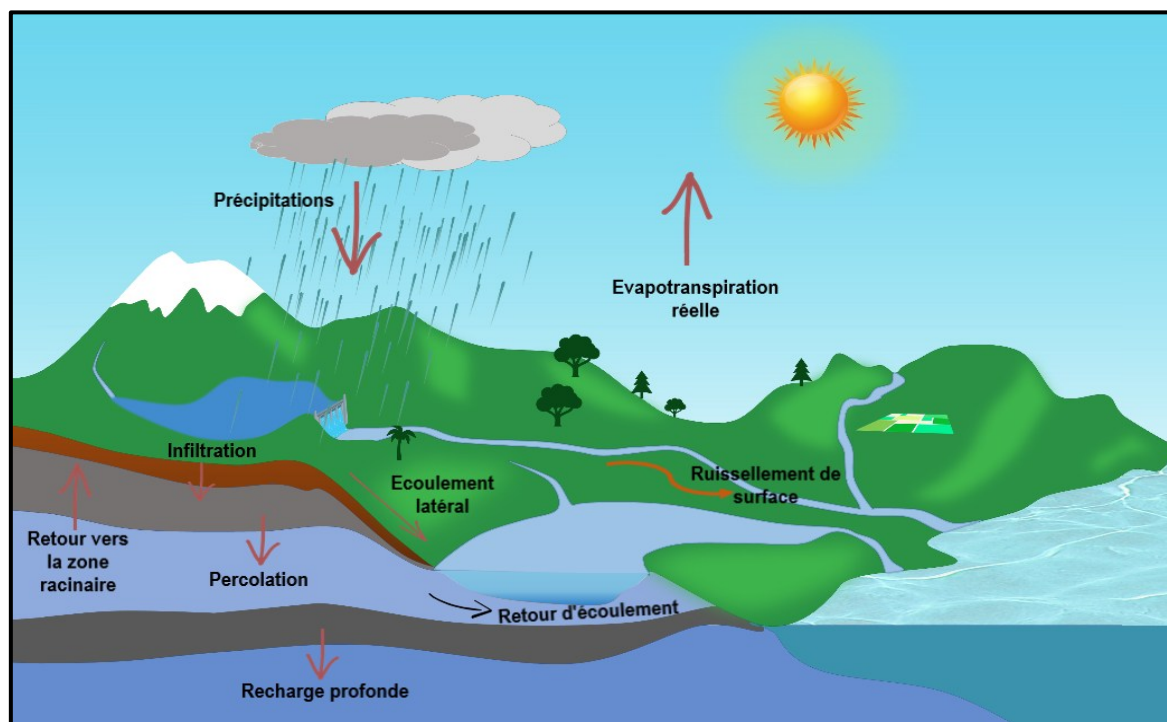


Figure 18 : Processus du cycle hydrologique modélisés par SWAT+

Note : Figure adaptée de Neitsch *et al.* (2011)

Cette étude s'intéresse principalement à la composante « Ruissellement » du bilan hydrique. Deux (2) approches sont utilisées dans le modèle SWAT+ pour modéliser le ruissellement : (i) la méthode d'infiltration de Green & Ampt (1911) et (ii) la méthode du « Curve Number (CN) » (Soil Conservation Service, 1972). La méthode de Green & Ampt (1911) prédit l'infiltration en supposant un excès d'eau à la surface du sol à tout moment, que le profil du sol est homogène, et que l'humidité précédente est uniformément répartie dans le profil du sol. Dans cette méthode, l'infiltration est divisée en 2 phases où lors de la première phase, elle est égale au taux de précipitations. Durant la seconde phase, l'infiltration est fonction de la conductivité hydraulique effective, de la succion au front d'humectation, de la porosité du sol et de la quantité d'eau déjà infiltrée (Neitsch *et al.*, 2011). Cependant, cette méthode ne tient pas compte de l'interception des précipitations par le couvert végétal dans la quantification de l'infiltration

et du ruissellement. Elle nécessite donc la quantification distincte de l'interception du couvert végétal ainsi que des données horaires (Gbohoui, 2021).

La méthode du « Curve Number (CN) » a été développée par le Soil Conservation Service (SCS) du Département Américain de l'Agriculture (United States Department of Agriculture, USDA). L'équation du CN dépend de la perméabilité du sol, de l'occupation du sol et des conditions antérieures d'humidité du sol (Neitsch *et al.*, 2011). Elle est basée sur la relation Pluie-Débit et estime le ruissellement de surface en soustrayant la lame d'eau infiltrée des précipitations selon la relation (2) :

$$Q_{surf} = \frac{(P_j - I_a)^2}{(P_j - I_a + S)} \quad \text{avec} \quad P_j > I_a \quad (\text{Eq.2})$$

Où Q_{surf} est le ruissellement de surface (mm) ; P_j est la précipitation du jour (mm) ; I_a représente l'abstraction initiale (mm) qui inclut l'interception de la pluie par le couvert végétal et dans les dépressions de surface et l'infiltration avant le ruissellement ; S est un paramètre relatif à la capacité maximale de rétention en eau du sol (mm). Le paramètre S varie dans l'espace en fonction du type de sol, de l'état de surface et de la pente du terrain. Il varie également dans le temps en fonction de la teneur en eau du sol. Ce paramètre est défini en fonction d'un nombre adimensionnel nommé « Curve Number (CN) » selon la relation (3) :

$$S = 25,4 \left(\frac{1000}{CN} - 10 \right) \quad (\text{Eq.3})$$

Le CN varie de façon non linéaire du point de flétrissement à la capacité au champ et approche 100 à la saturation (Cao *et al.*, 2006). Le ruissellement de surface est proportionnel à la valeur du CN et les valeurs du CN ont été produites par le SCS pour chaque type de sol selon les états de surface, les conditions hydrologiques pour une pente du terrain d'environ 5 %. L'abstraction initiale (I_a) est communément supposée proche de $0,2 \times S$. L'écoulement de surface se produit lorsque la lame d'eau précipitée au cours de la journée dépasse I_a (Neitsch *et al.*, 2011).

2.3.4.4. Phase de routage ou d'acheminement de l'eau

La seconde phase du processus de simulation du modèle SWAT+ dite de routage ou fluviale, se déroule au niveau du lit du cours d'eau et définit le mouvement de l'eau, des sédiments et des nutriments, et autres polluants, à travers le réseau hydrographique jusqu'à l'exutoire (**Figure 19**). La phase de routage se déroule dans le canal principal, les canaux annexes et dans les réservoirs. Le cheminement dans les canaux peut être divisé en quatre (4) composantes : l'eau, les sédiments, les nutriments et les produits chimiques organiques. La phase de routage

est basée sur les équations de Manning et modélise la propagation des flux dans SWAT/SWAT+ selon deux méthodes : (i) la méthode stockage variable et (ii) la méthode Muskingum (Gbohoui, 2021). La méthode de stockage variable est basée sur des équations de continuité, tandis que la méthode de Muskingum utilise le concept de coefficient de stockage, qui comme la méthode du CN, est basée sur la proportionnalité avec le ruissellement de surface (Neitsch *et al.*, 2011).

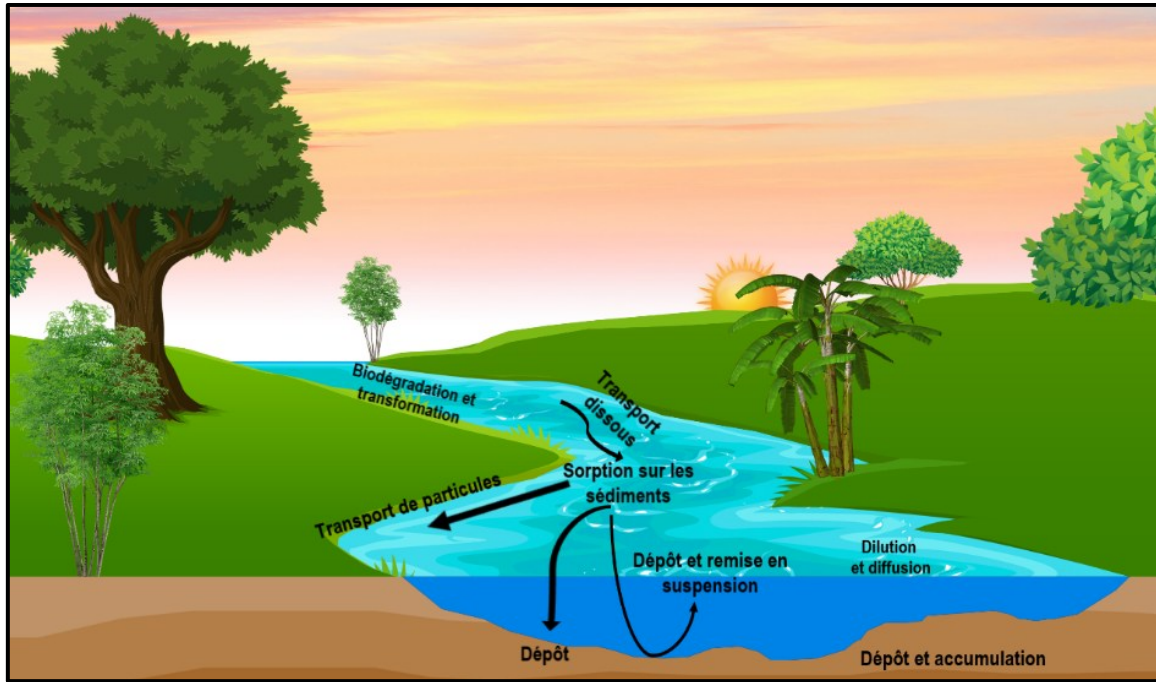


Figure 19 : Processus dans le cours d'eau modélisés par SWAT+

Note : Figure adaptée de Neitsch *et al.* (2011)

2.3.4.5. Configuration d'un bassin versant dans le modèle SWAT+

Lors du processus de modélisation d'un bassin versant, le modèle SWAT+ divise le bassin versant en sous-bassins connectés par un réseau de canaux. Les sous-bassins sont eux-mêmes finement discrétisés en unités de paysages (Landscape Units, LSU) et en Unités de Réponses Hydrologiques (URH). Les sous-bassins sont des zones de terres où les eaux s'écoulent dans le cours d'eau principal. Ils constituent les principales divisions du bassin versant, généralement examinés dans les résultats du modèle SWAT+. Les canaux permettent de placer plus précisément les composantes du bassin versant qui formeront le modèle SWAT+ : unités paysagères, réservoirs, étangs, sources ponctuelles et URH (Dile *et al.*, 2022). Une LSU est définie comme un ensemble d'URH, comme un sous-bassin, comme une unité de plaine inondable ou de hautes terres, ou bien comme une cellule de grille avec plusieurs URH (Tech, 2021). Les LSU permettent de faire la différence entre les processus se déroulant dans les hautes

terres et ceux se déroulant dans les zones humides. Les LSU regroupent les hydrogrammes et les acheminement vers n'importe quel objet spatial du bassin versant (Bailey *et al.*, 2022).

Lors de la discrétisation spatiale, les URH, les aquifères, les canaux, les réservoirs, les étangs, les sources ponctuelles et les entrées sont représentés comme des objets spatiaux distincts (Tableau V).

Tableau V : Objets spatiaux du modèle SWAT+ et leurs rôles dans la configuration des bassins versants

Objet spatial	Fonction dans la configuration du modèle SWAT+
URH	Simulation complexe des processus de la phase terrestre
URH-lte	Simulation simplifiée des processus de la phase terrestre
Coefficient d'exportation	Remplacement de la simulation des processus en phase terrestre
LSU	Agrégation des sorties de l'URH
Etangs/réservoirs	Simulation des processus d'endiguement
Aquifère	Simulation des processus d'eau souterraine utilisant les algorithmes de SWAT+
MODFLOW	Simulation des processus d'eau souterraine utilisant MODFLOW
Canal	Simulation complexe des processus de cours d'eau
Canal-lte	Simulation des processus de cours d'eau tenant compte de la dégradation du canal
Ratio de livraison	Remplacement de la simulation des processus de cours d'eau
Entrées/sources ponctuelles	Ajout de flux et de charges polluantes provenant de sources externes (rappel)
Tronçon	Redistribution de l'eau
Pompe	Extraction d'eau des aquifères ou des masses d'eau de surface
Droits d'eau	Collecte des URH avec des droits d'eau définis par l'utilisateur
Troupeaux d'animaux	Collecte des URH utilisées pour se déplacer autour d'un troupeau d'animaux

Source : Bieger et al. (2017) ; **Note** : URH, Unité de Réponse Hydrologique ; LSU, Landscape Unit (Unité Paysagère)

L'interaction hydrologique entre ces objets spatiaux a été améliorée dans SWAT+. Elle peut être définie de manière à représenter les caractéristiques physiques d'un bassin versant, de façon aussi réaliste que possible. Chaque objet spatial possède un fichier de connexion qui permet d'envoyer sa sortie vers n'importe quel autre objet spatial. Cela a l'avantage de faciliter la connexion des systèmes de flux gérés, par exemple, des canaux d'irrigation vers le réseau de cours d'eau naturel ou bien des réservoirs qui peuvent interagir avec n'importe quel autre objet spatial. Ce qui permet à l'eau de s'écouler non seulement des canaux en amont vers les réservoirs et ensuite vers les canaux en aval, mais aussi directement du paysage et des aquifères vers les réservoirs.

2.3.4.6. Ensemble de données d'entrée du modèle SWAT+

Les modèles de bassins versants semi-distribués et distribués peuvent nécessiter beaucoup de données pour leur fonctionnement. Les modèles SWAT/SWAT+ nécessitent dans la forme, le même ensemble de données qui pourrait être divisé en deux (2) groupes principaux (**Figure 20**) : (i) les données météorologiques et (ii) les données de Système d'Informations Géographiques (SIG) (topographiques, pédologiques et d'utilisation et d'occupation des terres).

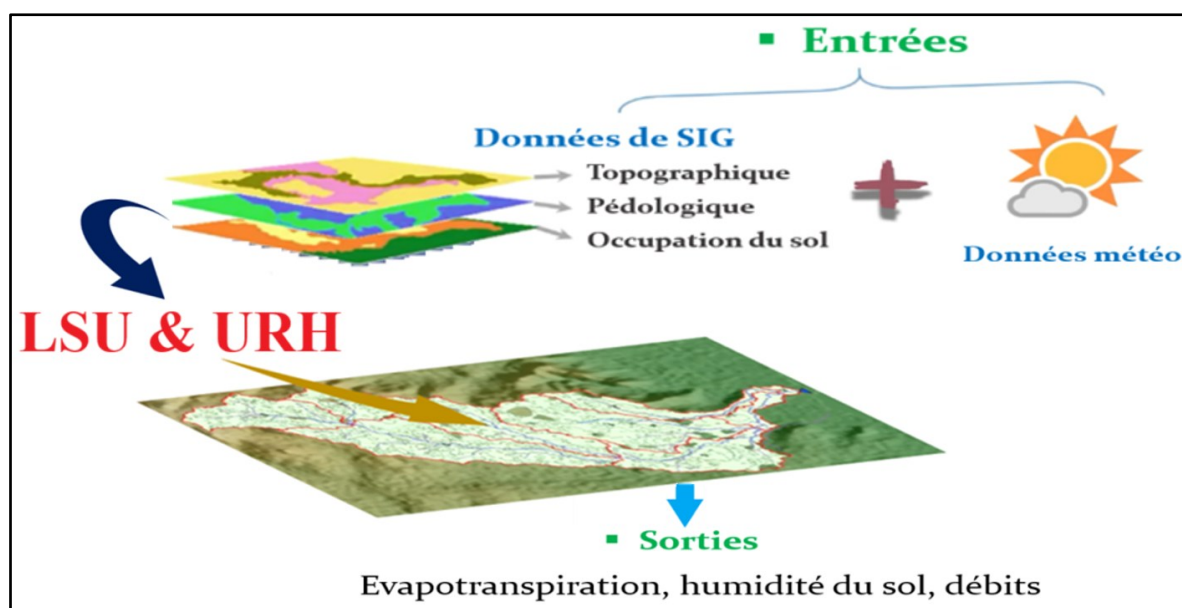


Figure 20 : Données d'entrée du modèle agro-hydrologique SWAT+

Les données météorologiques sont relatives aux précipitations (mm), aux températures minimale et maximale (°C), à la radiation solaire (MJ/m²), à la vitesse moyenne du vent (m/s) et à l'humidité relative moyenne (entre 0 et 1). Ces données doivent être au pas de temps quotidien ou infra-quotidien. Sinon, un générateur météorologique disponible dans le programme SWAT+ Editor pourrait les produire sur la base de statistiques mensuelles (moyennes et écart-types) des stations météo. Le modèle SWAT+ requiert un Modèle

Numérique de Terrain (MNT), une carte des sols et une carte d'occupation et d'utilisation des sols. D'autres données SIG peuvent concerner un réseau hydrographique prédéfini, la position géographique des stations hydrométriques, le contour d'un réservoir, etc. Les autres types de données sont des fichiers qui concernent les classes d'occupation et d'utilisation des sols, les classes de sols, l'utilisation et la gestion des terres, les coordonnées géographiques des stations météorologiques et leurs statistiques.

2.3.5. Analyse de sensibilité, calibration, validation et évaluation des modèles hydrologiques

Les résultats des modèles hydrologiques ne sont fiables que si les entrées et les paramètres estimés sont identiques. Il faut donc choisir les jeux de valeurs des paramètres du modèle, de manière à ce que le modèle reproduise le mieux possible, le comportement du bassin versant (Nguyen, 2012). Ce processus d'ajustement numérique des jeux de paramètres est appelé « calibration » ou « étalonnage » ou encore « calage ». À la suite de la calibration, la validation est l'étape qui sert à renforcer la confiance dans les paramètres étalonnés du modèle (Abbaspour *et al.*, 2017). Une étape qui précède la calibration et la validation, est l'analyse de sensibilité (AS). Elle permet de déterminer les paramètres qui nécessitent la plus grande précision lors de leur détermination, ainsi que le plus (ou le moins) d'attention lors de la configuration du modèle (Saltelli *et al.*, 2007).

L'AS a pour objectif d'étudier l'effet des paramètres d'entrée sur les paramètres de sortie d'un modèle (Gilardelli *et al.*, 2018) afin de révéler les changements ou les incertitudes dans les entrées qui ont le plus d'impact sur les résultats du modèle, contribuant ainsi à caractériser et à réduire l'incertitude (Skaggs *et al.*, 2014 ; Specka *et al.*, 2015). Selon Abbaspour *et al.* (2017), l'AS fournit des informations sur les paramètres d'entrée les plus importants, représentant les processus dans la zone d'étude. Elle permet aussi d'éliminer les paramètres identifiés comme non sensibles, ce qui contribue à réduire le nombre de paramètres de la procédure de calibration. Par ailleurs, les résultats de l'AS peuvent fortement contribuer à améliorer l'efficacité de la calibration d'un modèle (Guo *et al.*, 2020). Il existe diverses méthodes d'AS qui peuvent être classées en deux catégories principales : les méthodes locales et les méthodes globales (Gilardelli *et al.*, 2018). Les méthodes d'analyse de sensibilité locale étudient l'effet d'un paramètre d'entrée unique sur les sorties du modèle, tandis que toutes les autres entrées restent inchangées (Baroni & Tarantola, 2014 ; Liang *et al.*, 2017). En revanche, les méthodes d'analyse de sensibilité globale s'intéressent à l'effet de plusieurs paramètres d'entrées ou à

l'ensemble de la gamme des paramètres du modèle (Skaggs *et al.*, 2014). Les méthodes globales nécessitent un important coût de calculs en comparaison aux méthodes locales (Andrianandraina *et al.*, 2015). Elles sont toutefois, puissantes (Vanuytrecht *et al.*, 2014) et largement utilisées dans la littérature (Haghnegahdar *et al.*, 2017).

Le processus de calibration est réalisé en comparant les résultats des simulations du modèle aux valeurs mesurées (débits, précipitations, évapotranspiration, etc.) pour un ensemble de conditions données, afin de minimiser les différences entre elles (Abbaspour *et al.*, 2017). Il existe divers algorithmes d'optimisation des modèles hydrologiques dont, SUFI-2 (Sequential Uncertainty Fitting ; Ajustement Séquentiel de l'Incertitude) (Abbaspour *et al.*, 2015) est probablement le plus utilisé pour le modèle SWAT, y compris le modèle SWAT+.

Comme l'ensemble des modèles sémi-distribués et distribués, SWAT souffre du problème d'équifinalité ou de non-unicité des paramètres, c'est-à-dire, qu'il existe plus d'une combinaison de valeurs de paramètres qui peuvent aboutir à la même sortie du modèle. Cette équifinalité est une propriété inhérente de la calibration des modèles distribués (Abbaspour *et al.*, 2017). Ainsi, la validation est effectuée pour vérifier si un ensemble de paramètres calibrés a été sélectionné de manière appropriée pour un bassin versant donné (White & Chaubey, 2005). C'est l'étape où les paramètres du modèle calibré sont utilisés pour l'exécuter sur une période différente de la période de calibration.

Afin d'apprécier l'aptitude du modèle hydrologique à simuler les données observées, certaines informations sont nécessaires pour mesurer la performance du modèle après la calibration et la validation. Deux (2) approches sont généralement utilisées pour juger de la fiabilité d'un modèle hydrologique :

- l'approche qualitative, où il s'agit d'effectuer une évaluation visuelle du modèle à partir de graphiques représentant les débits simulés et observés. Cette approche manque clairement d'objectivité et doit être soutenue par d'autres critères ;
- l'approche quantitative, qui est basée sur des critères numériques d'évaluation de performance appelés fonctions objectives.

Les fonctions objectives sont des indices statistiques d'efficacité et d'erreurs, qui mesurent quantitativement la concordance entre les valeurs simulées et observées. Pour une évaluation précise de la performance d'un modèle hydrologique, une combinaison de critères statistiques est recommandée (Krause *et al.*, 2005 ; Moriasi *et al.*, 2007). Le critère de Nash-Sutcliffe (Nash-

Sutcliffe Efficiency, NSE) est la fonction objective la plus utilisée pour évaluer les modèles hydrologiques. D'autres indices statistiques généralement utilisés sont le coefficient de détermination (R^2) et le rapport entre l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et l'écart-type des observations, (RSR) (Moriasi *et al.*, 2007 ; Golmohammadi *et al.*, 2014). En outre, Coffey *et al.* (2004) recommandent d'employer conjointement le NSE et le R^2 pour évaluer les simulations de modèles à des pas de temps mensuels. Plusieurs indices d'erreurs sont également couramment utilisés, car ils indiquent l'incertitude d'une variable d'intérêt, ce qui facilite l'analyse des résultats (Moriasi *et al.*, 2007). Par ailleurs, le NSE et le PBIAS font partie des indices statistiques les plus couplés dans la littérature (Moriasi *et al.*, 2007; Kouchi *et al.*, 2017).

2.4. Modélisation de cultures

2.4.1. Systèmes d'aide à la décision en agriculture et modèles de simulation de culture

2.4.1.1. Systèmes d'aide à la décision en agriculture

Le rôle principal de la Science Agricole est de prendre en compte les besoins et les aptitudes des agriculteurs afin de développer des méthodes d'analyse et de sélection des options de production, bien adaptées aux conditions météorologiques et climatiques (Kihara *et al.*, 2012). Les systèmes d'aide à la décision jouent un rôle important dans l'agriculture. Un système d'aide à la décision (DSS : Decision Support System) est un système logiciel interactif utilisé pour aider les décideurs à compiler des informations utiles à partir d'une combinaison de données brutes, de documents et de connaissances personnelles – à identifier et à résoudre les problèmes – et à prendre une décision optimisée (Rinaldi & He, 2014). Les DSS ont pour but de fournir de meilleures pratiques de gestion des sols et des cultures pour améliorer l'agriculture et les moyens de subsistance des agriculteurs. Ces systèmes permettent aux décideurs et/ou aux agriculteurs de prendre des décisions justes et efficaces en fonction des ressources disponibles. Ils peuvent aider dans la planification des ressources en eau agricole, l'amélioration des pratiques de gestion et sont également utiles pour donner des recommandations pour une culture dans un scénario climatique et pédologique approprié. Les DSS incluent généralement des données d'entrée (sol, cultures, climat), des outils de communication (SIG) et un ou plusieurs modèles de simulation de cultures (Rinaldi & He, 2014 ; Gallardo *et al.*, 2020).

2.4.1.2. Modèles de simulation de culture

Les modèles de simulation de culture sont une représentation simplifiée du système Sol-Plante en interaction avec le climat et les pratiques agricoles (Barbottin, 2004 ; Gilardelli *et al.*, 2018).

Ils constituent une application informatique reconnue et importante dans l'agriculture (de Wit *et al.*, 2019 ; Guo *et al.*, 2020). Les modèles de culture sont largement utilisés pour le conseil agricole et la planification environnementale (Specka *et al.*, 2015), notamment pour la sélection des cultures, la gestion des cultures, l'évaluation des impacts du CC, l'adaptation au CC et l'aide à la prise de décisions politiques (Aggarwal & Mall, 2002 ; Porter *et al.*, 2014 ; Ahmed *et al.*, 2019 ; Zhao *et al.*, 2019 ; Xu *et al.*, 2020). Ils sont très utiles pour simuler les processus des cultures et des sols en réponse aux changements climatiques et de gestion (Jones *et al.*, 2015), avec de nouvelles applications pour une agriculture de précision et intelligente (de Wit *et al.*, 2019). Les modèles de culture ont évolué au fil du temps et sont devenus de plus en plus complexes pour répondre aux défis agricoles de plus en plus complexes (Gilardelli *et al.*, 2018). Ils visent à représenter de façon dynamique, généralement au pas de temps journalier, la complexité des relations Sol-Plante en estimant des grandeurs agronomiques (rendement, date de récolte, consommation en eau et en azote, impact environnemental de techniques culturales sur le système, etc.). Cette complexité du système Sol-Plante ne pouvant être prise en compte entièrement, les modèles de culture se basent sur une hiérarchisation des processus en fonction des variables de sortie cibles et des conditions de leur utilisation (Barbottin, 2004).

Initialement, les modèles de simulation de culture ont été utilisés pour calculer la croissance et le développement des cultures dans un seul champ, en supposant que le sol, le climat, les conditions initiales et les pratiques de gestion étaient homogènes. Toutefois, il est également nécessaire d'utiliser les modèles de culture pour plusieurs champs (éventuellement des centaines ou des milliers) avec différents sols, climats et méthodes de gestion (Leenhardt *et al.*, 2006). En effet, la croissance et le développement des cultures peuvent être facilement évalués pour diverses options de gestion et de conditions environnementales (Alexandrov & Hoogenboom, 2000). Ainsi, les modèles de culture sont appliqués dans des études sur une base nationale (Aggarwal & Mall, 2002 ; Zhang *et al.*, 2015a), continentale ou régionale (Liu *et al.*, 2008 ; Chen *et al.*, 2011 ; Dias *et al.*, 2016 ; Chun *et al.*, 2016 ; van Oort & Zwart, 2018 ; Kontgis *et al.*, 2019) en combinant les résultats de plusieurs champs, pour faciliter les prises de décision de manière globale. Mais, le principal problème dans toutes ces études est d'obtenir les données d'entrée nécessaires pour exécuter le modèle (Leenhardt *et al.*, 2006). Cependant, les études ponctuelles, c'est-à-dire au champ, sont les plus répandues dans la littérature (Buddhaboon *et al.*, 2011, 2018 ; Gerardeaux *et al.*, 2012 ; Akinbile, 2013 ; Amiri *et al.*, 2013 ; Lamsal *et al.*, 2013 ; Jones *et al.*, 2015 ; Vilayvong *et al.*, 2015). Elles visent à fournir aux agriculteurs des solutions à leurs problèmes de gestion directe des champs.

2.4.2. Structure des modèles de simulation de culture

Les modèles de simulation de culture sont en général composés de relations mathématiques et de paramètres complexes (Guo *et al.*, 2020) et sont structurés en compartiments reliés par un flux de matière, qui dépend de la gestion de l'énergie et du flux d'informations (Barbottin, 2004). Ils sont également constitués de variables d'entrée, de paramètres, de variables d'état et de variables de sortie. Les variables d'entrée concernent en général, les données météorologiques, culturelles, pédologiques, conditions initiales. Les paramètres sont des coefficients d'équations mathématiques. Les variables d'état décrivent l'état du système à différents pas de temps. Et les variables de sorties peuvent être les rendements, l'efficacité d'utilisation de l'eau ou des engrais. En général, les modèles de culture sont divisés en trois (3) compartiments : le module « Climat », le module « Culture » et le module « Sol » (de Wit *et al.*, 2019 ; Gallardo *et al.*, 2020).

2.4.3. Typologie des modèles de simulation de culture

Les modèles de simulation de culture sont très divers selon leurs structures et la complexité des processus qu'ils simulent (Asseng *et al.*, 2013), c'est-à-dire, selon leurs niveaux de sophistication. On peut cependant les distinguer en fonction de la nature des variables d'état qu'ils décrivent et des formules mathématiques qu'ils contiennent. Ainsi, on peut distinguer, mais pas exclusivement, les « modèles de culture empiriques » et les « modèles de culture mécanistes » (Barbottin, 2004).

2.4.3.1. Modèles de culture empiriques

Les modèles de culture empiriques décrivent les processus complexes du système Sol-Plante par simplification des relations existant au sein du système (Barbottin, 2004) sans expliquer le fonctionnement biologique ou physique du système (Guillaume, 2011). Les modèles de culture empiriques estiment les relations climat-rendement à partir de séries chronologiques empiriques et/ou d'ensemble de données d'échantillons sur la variabilité spatiale et temporelle des variables de rendement et climatiques. Souvent, ces modèles ne tiennent pas explicitement compte des possibilités d'adaptation. Cependant, comme l'autoadaptation progresse, celle-ci sera implicitement prise en compte si le modèle est basé sur des séries de données à long terme. Les modèles empiriques ont l'avantage de pouvoir être appliqués pour ajuster les fonctions de réponse du rendement aux données disponibles, même si les données sont rares ou disponibles uniquement sous forme agrégée (par exemple, des données climatiques mensuelles). Ils peuvent être appliqués de manière analytique pour identifier les principaux facteurs climatiques

spécifiques à la région et la variabilité du rendement. Les prédictions d'un modèle validé peuvent être considérées comme valables dans la gamme de données utilisées pour ajuster le modèle. Cependant, leur capacité à fournir des prédictions correctes au-delà des conditions d'observation peut être entravée par le fait que les relations causales supposées sur la base des données d'observation peuvent ne pas représenter les relations de processus en dehors des observations (Holzkämper, 2017).

2.4.3.2. Modèles de culture mécanistes

Les modèles de culture mécanistes, basés sur les processus décrivent et quantifient finement chaque processus sur des bases physiques ou physiologiques (Barbottin, 2004 ; Guillaume, 2011). Les modèles de culture mécanistes simulent des processus biophysiques tels que la croissance des plantes, la dynamique des nutriments et du carbone, le bilan hydrique, sur la base d'une compréhension mécaniste du processus, qui est formalisée mathématiquement. Ils diffèrent entre eux en termes d'échelle spatiale, de niveaux d'intégration et de complexité. À l'échelle de la parcelle, on peut citer entre autres, les modèles suivants : FAO CROPWAT/AquaCrop (FAO, 1994 ; Steduto *et al.*, 2009) ; DSSAT (Decision Support System for Agrotechnology Transfer) (Jones *et al.*, 2003); EPIC (Erosion Productivity Impact Calculator) (Williams *et al.*, 1989) ; STICS (Simulateur multiDisciplinaire pour les Cultures Standard) (Brisson *et al.*, 2003) ; APSIM (Agricultural Production Systems sIMulator) (Keating *et al.*, 2003). Au niveau régional ou mondial, il y a les modèles SWAT (Soil Water Assessment Tool) (Arnold & Fohrer, 2005) ; LPJmL (Lund-Potsdam-Jena managed Land model) (Bondeau *et al.*, 2007); ORYZA2000 (Bouman & van Laar, 2006). Étant donné que les modèles de culture mécanistes fournissent des descriptions explicites des processus, ils permettent de tester les effets des changements climatiques, de gestion et leurs interactions. Ils constituent donc une excellente base pour simuler les impacts du changement climatique sur diverses fonctions des agroécosystèmes et pour tester les options d'adaptation (Holzkämper, 2017).

Pour cette étude, c'est le système d'aide à la décision DSSAT dans lequel est intégré le modèle de simulation de culture CERES-Rice (Crop Environment REsource Synthesis) qui a été utilisé.

2.4.4. Paramétrisation des modèles de simulation de cultures

Le paramétrage d'un modèle de culture comprend la calibration ou étalonnage et l'évaluation du modèle (Ahuja & Ma, 2015). Un étalonnage est nécessaire pour ajuster les coefficients du modèle à des caractéristiques spécifiques adaptées aux espèces de cultures et aux conditions de croissance (Gallardo *et al.*, 2020). La calibration est une étape exigeante et critique dans le

développement et l'application d'un modèle. Il s'agit d'estimer certains paramètres du modèle pour que les résultats correspondent le mieux possible aux données observées (Wallach, 2011). Il est en effet nécessaire d'estimer correctement les paramètres d'un modèle pour assurer une prédiction précise et une bonne prise de décision basée sur le modèle (He *et al.*, 2010a ; Jones *et al.*, 2015).

L'évaluation consiste à effectuer une comparaison entre les observations et les simulations. Aucune mesure unique ne peut indiquer la performance d'un modèle de simulation. De ce fait, il est recommandé d'utiliser une combinaison de mesures graphiques et statistiques (Bouman & van Laar, 2006). L'évaluation permet donc de juger de la performance du modèle dans un contexte d'étude donné. L'évaluation peut être considérée comme une validation à part entière lorsque la performance du modèle est évaluée sur une ou plusieurs périodes différentes de la période de calibration (Akponikpè *et al.*, 2010). Ainsi, la validation vise à prédire la réaction du modèle calibré lorsque les conditions expérimentales changent (Ahuja & Ma, 2015). La validation consiste à utiliser un ensemble de données différent de l'ensemble de données utilisé pour l'étalonnage (Gallardo *et al.*, 2020) mais pas, dans un endroit nécessairement différent de celui de l'étalonnage. Cependant, le caractère non-linéaire des simulations des modèles de culture, dû à leurs structures complexes, ainsi que les variations de leurs paramètres en fonction de la gestion des champs et des conditions environnementales, entravent le calibrage et favorisent l'incertitude des résultats des modèles (Vanuytrecht *et al.*, 2014).

Le paramétrage des modèles de culture nécessite des données issues d'expériences de terrain (Montesino-San Martin *et al.*, 2018). Diverses approches de paramétrage des modèles de culture ont été appliquées au sein de la communauté scientifique. Parmi les approches de paramétrage des modèles de culture, on peut citer, l'approche d'estimation bayésienne des paramètres (Estimation Généralisée de l'Incertainitude des Probabilités ou GLUE) (He *et al.*, 2010b), les méthodes fréquentistes (Buis *et al.*, 2015), le calculateur de coefficients génétiques GENCALC (Genetic Coefficient Calculator) (Hunt *et al.*, 1993), etc. En revanche, du fait de leur complexité, il n'existe pas une approche standard pour paramétrer les modèles de culture (Ahuja & Ma, 2015 ; Seidel *et al.*, 2018), de même que pour le choix des paramètres de calibration. Les approches et les paramètres dépendent souvent du modèle et de l'utilisateur. À titre d'exemple, dans le Système d'Aide à la Décision pour le Transfert de l'Agro-technologie (DSSAT) (Hoogenboom *et al.*, 2019), le libre choix est laissé à l'utilisateur entre la GLUE et

le GENCALC pour la paramétrisation. Le GENCALC étant conseillé aux utilisateurs expérimentés.

Une particularité du DSSAT, pour tous les modèles de simulation de culture qu'il contient, est que le calibrage se fait en estimant des paramètres dits spécifiques aux cultivars (coefficients génétiques). L'estimation de ces coefficients nécessite la mesure de paramètres standard communs aux autres modèles. Il est également à noter que les détails de l'application d'une méthode peuvent avoir des impacts significatifs sur les paramètres estimés (Seidel *et al.*, 2018). Par ailleurs, le choix des données à utiliser pour le calibrage et comment elles sont utilisées peut également sérieusement affecter son résultat (Angulo *et al.*, 2013).

Pour la culture de riz, les paramètres fréquemment utilisés pour la calibration sont répertoriés dans le **Tableau VI**, selon les modèles de cultures les plus courants.

Tableau VI : Paramètres de cultures utilisés pour la paramétrisation des modèles de simulation de culture du riz

Modèles de simulation de culture	Paramètres calibrés
Oryza2000	Taux de développement dans les phases juvénile, photosensible, paniculaire et reproductrice ; paramètres d'une jonction permettant de calculer la surface foliaire spécifique ; fraction de la matière sèche de la pousse répartie entre les feuilles, les sternes et les panicules ; coefficient de mort foliaire en fonction du stade de développement.
Aquacrop FAO	Croissance maximale de la canopée ; longueur maximale et minimale des racines ; temps de récupération après le repiquage ; temps entre le repiquage et le début de la floraison, le début de la sénescence, la maturité ; durée du stade de floraison ; indice de récolte de référence ; productivité de l'eau normalisée pour ET_0 et CO_2
DSSAT/CERES-Rice	<u>Paramètres végétaux mesurés pour estimer les coefficients génétiques du riz</u> : dates des stades phénologiques clés (jours d'initiation paniculaire, d'épiaison et de maturité après plantation) ; date d'anthèse et de maturité physiologique ; rendement et composantes du rendement.

2.4.5. Application des modèles de culture dans les études d'impact du changement climatique

Les modèles de culture apparaissent comme des outils privilégiés pour évaluer l'impact du CC sur la production agricole et pour prévoir des mesures d'adaptation appropriées (Hatfield *et al.*, 2011 ; Corbeels *et al.*, 2018 ; Webber *et al.*, 2018 ; Zhao *et al.*, 2019 ; Tao *et al.*, 2020). Ces modèles sont très largement utilisés dans ce contexte (Alexandrov & Hoogenboom, 2000 ; Kang *et al.*, 2009 ; Wang *et al.*, 2014 ; Holzkämper *et al.*, 2015), car ils intègrent les effets des conditions météorologiques quotidiennes sur le processus de croissance des cultures pour prédire la croissance et le développement quotidiens, ainsi que le rendement des cultures. Ils permettent également de surmonter les limites des expérimentations de terrain (Webber *et al.*, 2018). Cependant, les évaluations du changement climatique sur les systèmes agricoles suivent différents protocoles, de sorte qu'elles limitent la synthèse des études croisées et augmentent le risque de biais dans l'impact attendu (White *et al.*, 2011). Il est donc difficile d'établir une approche méthodologique commune pour une culture spécifique ou des espèces de cultures séparément. Pour une culture comme le riz, les différences dans la méthodologie résident principalement dans les paramètres de calibration des modèles (**Tableau VI**). Les données d'entrée (météorologiques, de gestion, de sols), ainsi que les sorties (rendement et composantes du rendement, simulation de la croissance et du développement, etc.) sont en général similaires dans les modèles de riz. Trois (3) approches sont en général utilisées pour étudier la réponse des cultures au CC (Wang *et al.*, 2014) : (i) analyser la corrélation de l'observation entre le rendement des cultures et le CC directement ; (ii) utiliser un générateur météorologique pour exécuter les modèles de culture afin de vérifier les changements dans les rendements des cultures sous différents intrants climatiques ; et (iii) utiliser les données météorologiques futures des modèles climatiques pour simuler les réponses futures du rendement des cultures. Cette dernière approche est la plus répandue (**Figure 21**). Elle consiste dans un premier temps, à générer un climat futur par l'élaboration de scénarios décrivant l'évolution future des variables météorologiques. Ensuite, dans un second temps, la modélisation de cultures est effectuée pour traduire les scénarios climatiques générés en résultats agricoles possibles, à l'aide de modèles de culture empiriques ou basés sur les processus.

L'utilisation des modèles climatiques globaux pour forcer les modèles de simulation de culture nécessite de la prudence en raison de leur faible résolution spatiale et temporelle, ce qui peut limiter leur précision dans certaines régions (Zhang *et al.*, 2015b ; Corbeels *et al.*, 2018). Cependant, les modèles récents de simulation de culture sont calibrés pour fonctionner

directement à l'échelle des données climatiques, évitant ainsi les ajustements nécessaires auparavant (Roudier *et al.*, 2011).

Les modèles de simulation de culture nécessitent des données météorologiques journalières, comme la température, les précipitations et le rayonnement solaire, pour leurs simulations. Dans les études sur l'impact climatique, ces données proviennent de projections climatiques, souvent incertaines. La précision des simulations dépend fortement de la qualité des données utilisées, en particulier des précipitations, qui présentent fréquemment des lacunes, notamment dans les pays en développement (Ramarohetra *et al.*, 2012).

Dans les études sur l'impact climatique sur les systèmes agricoles, les pratiques de gestion des champs sont généralement considérées comme fixes. Cependant, des changements, comme la modification de la distribution des cultures, peuvent être pris en compte en supposant que ces pratiques évoluent avec le temps en fonction de règles de décision. Bien que cette approche soit complexe, elle mérite d'être explorée dans de futures recherches.

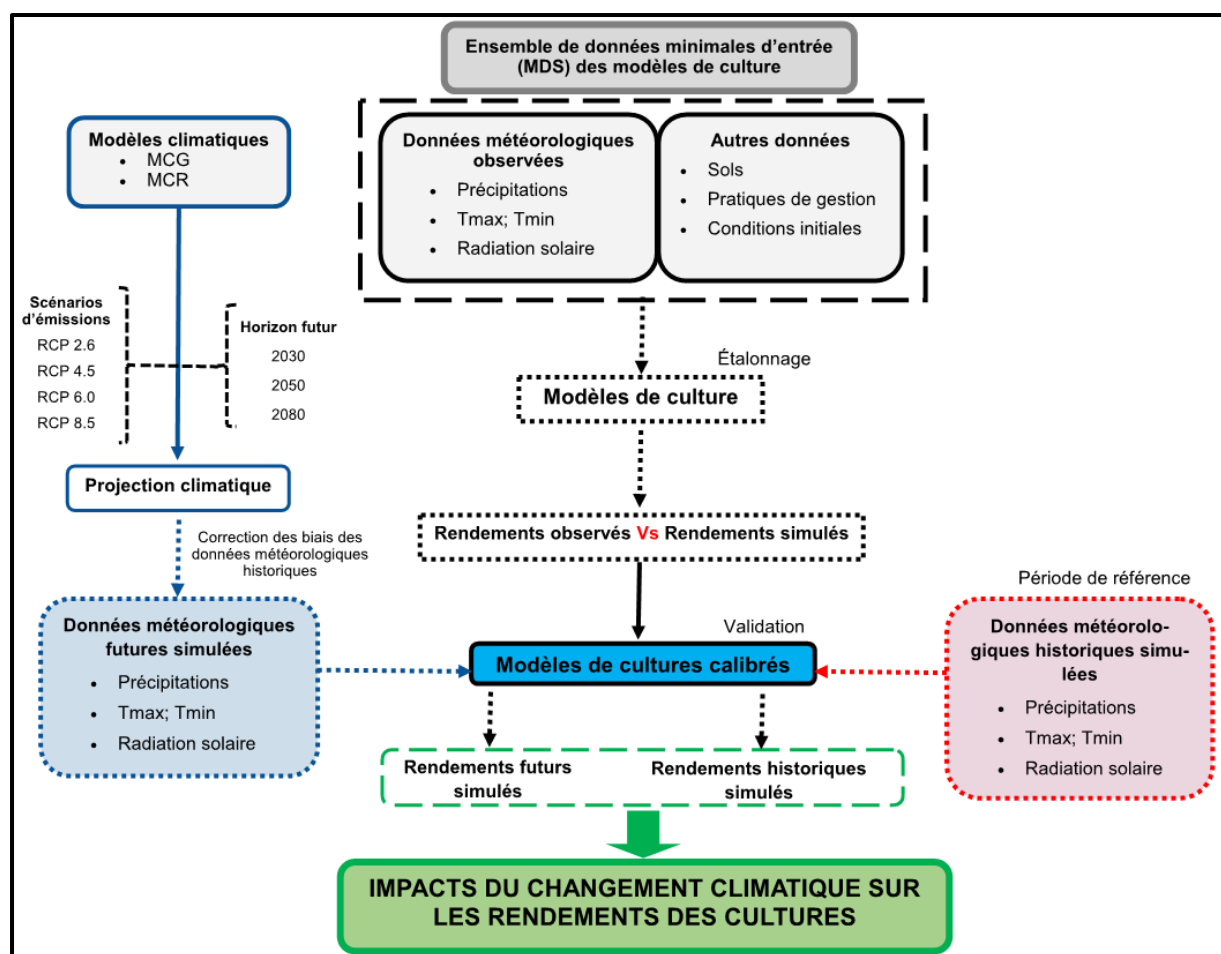


Figure 21 : Exemple d'organigramme pour les études d'impact du changement climatique sur les systèmes agricoles

2.4.6. Incertitudes dans l'évaluation de l'impact du changement climatique sur le riz

Le changement climatique futur et ses impacts ne sont pas prédictibles avec une précision absolue. C'est pourquoi les climatologues parlent généralement de scénarios ou de projections climatiques plutôt que de prédictions (GIZ, 2015). Dans le domaine agricole, les modèles de simulation de culture servent à l'analyse des observations issues des expériences et les expériences sont essentielles pour la paramétrisation des modèles (Wesseling *et al.*, 2020). Comme dans tout processus de modélisation, il existe inévitablement une différence (incertitude) entre la simulation des modèles de culture et la situation réelle (Tan *et al.*, 2017). Ces incertitudes sont de trois types (Benke *et al.*, 2008 ; Suárez-Rey *et al.*, 2019) : structurelle, paramétrique et sur les données.

D'après Suárez-Rey *et al.* (2019), l'incertitude structurelle découlerait du fait que tous les modèles soient des représentations simplifiées de systèmes réels, donc il n'y a pas de structure de modèle réel et unique. Effectivement, les modèles ne peuvent inclure dans leur structure, toutes les variables explicatives congruentes déterminant le rendement des cultures (Kihara *et al.*, 2012 ; Jones *et al.*, 2015a). L'incertitude structurelle peut provenir également du fait que les équations du modèle décrivant l'effet des variables explicatives sur les variables de sortie peuvent ne pas avoir la forme fonctionnelle correcte ou optimale (Seidel *et al.*, 2018). L'incertitude paramétrique résulterait d'une valeur inconnue d'une constante qui configure un processus physique ou biologique spécifique dans le modèle (Suárez-Rey *et al.*, 2019). La valeur du paramètre du modèle peut ne pas être la valeur qui minore l'erreur de prédiction. Aussi, l'incertitude paramétrique est inhérente à l'incertitude des données (Seidel *et al.*, 2018). Enfin, l'incertitude des données viendrait des erreurs dans les observations expérimentales (Suárez-Rey *et al.*, 2019), la non-disponibilité de données et la grande variabilité spatio-temporelle des variables météorologiques (Seidel *et al.*, 2018).

Tout comme pour leurs simulations, il est généralement admis que les prédictions des modèles de culture sur les effets du changement climatique sont intrinsèquement incertaines (Bolster & Vadas, 2013 ; Asseng *et al.*, 2013 ; Campbell *et al.*, 2016). Les incertitudes de prédictions des modèles de culture proviennent de nombreuses sources à savoir, les projections climatiques associées aux incertitudes de simulations des modèles (Tao *et al.*, 2018) mais aussi, le choix du modèle de culture (Holzkämper *et al.*, 2015). Les modèles de culture actuels divergent fortement entre eux, dans leurs projections de l'impact climatique (Tao *et al.*, 2020). De façon générale, à l'instar de la modélisation hydrologique, la source d'incertitude la plus couramment

représentée dans l'évaluation des impacts climatiques sur les systèmes agricoles, est l'incertitude des projections climatiques (Holzkämper, 2017). Toutefois, chaque source d'incertitude participe à l'incertitude des prédictions des modèles de culture à différents niveaux.

Selon Li *et al.* (2015), les principales incertitudes de l'évaluation de l'impact du changement climatique sur le riz sont la capacité limitée des modèles individuels à reproduire de manière cohérente le rendement dans différentes conditions expérimentales ; l'incertitude des prédictions des modèles qui augmente à la fois à basse et à haute température ; et la grande variation entre les modèles dans les réponses du rendement simulé à l'augmentation des températures et de la concentration de CO₂.

2.4.7. Modèle de simulation de culture DSSAT/CERES-Rice

2.4.7.1. Description générale du modèle DSSAT/CERES-Rice

Le Decision Support System for the Agrotechnology Transfer (DSSAT, Système d'Aide à la Décision pour le Transfert de l'Agro-technologie) est une suite de modèles de simulation de cultures développé à l'initiative du projet International Benchmark Sites Network for Agrotechnology Transfer (IBSNAT) pour faciliter l'application de la simulation des cultures et la prise de décision (Jones *et al.*, 2003), en matière agricole. Le DSSAT intègre la physiologie et la phénologie des cultures, les données météorologiques et pédologiques, et les stratégies de gestion des cultures en se basant sur les processus impliqués dans l'interaction sol-plante-atmosphère (Ahmed *et al.*, 2015) (**Figure 22**). Le moteur principal du DSSAT appelé Cropping System Model (CSM), intègre plus de 32 cultures (Islam & Hasan, 2021) sous forme de modules, notamment CROPGRO pour les légumineuses et CERES pour les céréales. Il utilise un seul module de sol. Tous les modules du DSSAT sont reliés au CSM (Jones *et al.*, 2003). Ainsi, le CERES-Rice est le module spécifique au riz qui permet de simuler la croissance, le développement et le rendement du riz, depuis le semis jusqu'à la récolte (Ahmad *et al.*, 2013 ; Lamsal *et al.*, 2013). Il tient compte des effets des conditions météorologiques, de l'eau du sol, et de gestion de l'irrigation et de la fertilisation, ainsi que des champs pour simuler les cultures. Le DSSAT-CERES-Rice a été largement utilisé dans le monde entier et a fait preuve d'excellentes performances de simulation des agroécosystèmes (Cheyglinted *et al.*, 2001 ; Akinbile, 2013 ; Ahmed *et al.*, 2015 ; Vilayvong *et al.*, 2015 ; Dias *et al.*, 2016).

Le DSSAT-CERES-Rice est capable de simuler les processus suivants : le développement phénologique de la culture, la croissance des feuilles, des tiges et des racines, l'accumulation et

le partage de la biomasse entre les feuilles, les tiges, les panicules, les grains et les racines, l'équilibre hydrique du sol et l'utilisation de l'eau par la culture, les transformations de l'azote dans le sol et son absorption par la culture. Les stades phénologiques simulés par le modèle CERES-Rice sont le semis ou le repiquage, la germination, l'émergence, la phase juvénile, l'initiation des panicules, la floraison, le début du remplissage des grains, la fin du remplissage des grains et la maturité de récolte (Swain & Yadav, 2009).

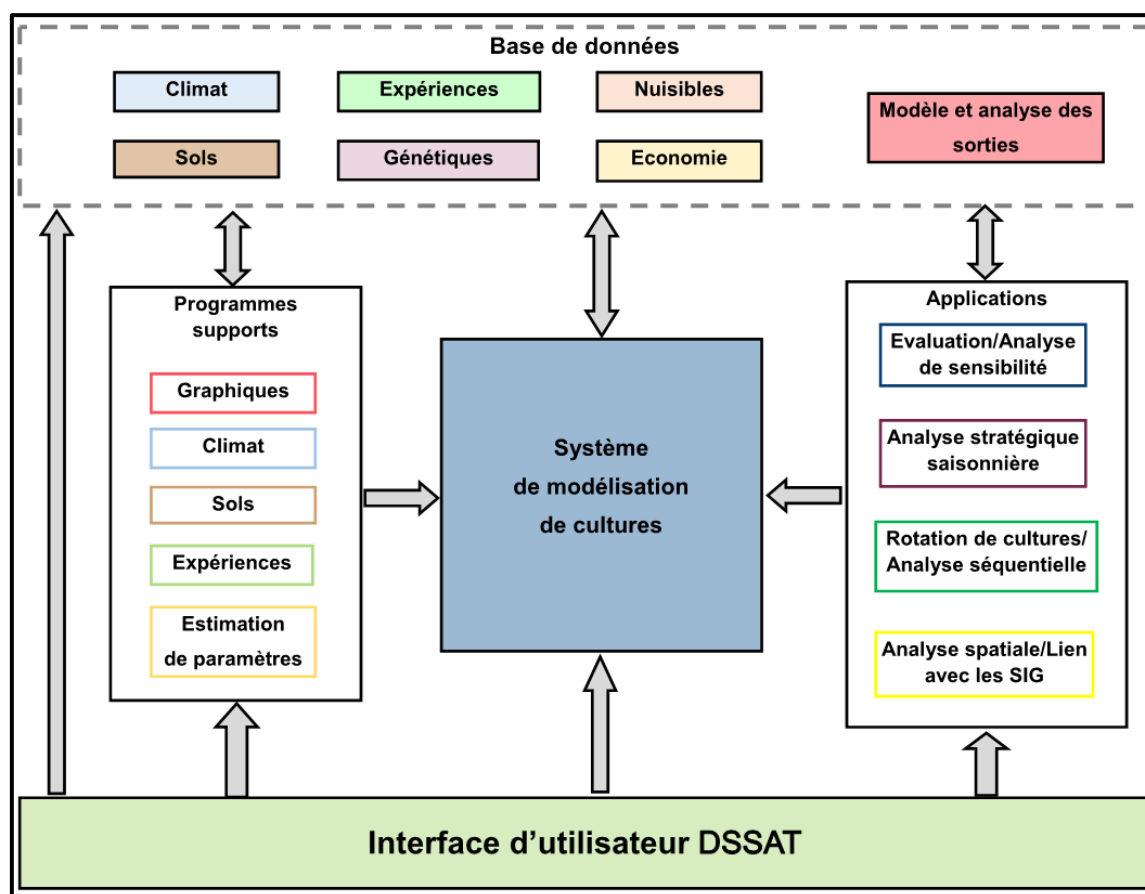


Figure 22 : Système de modèles de culture DSSAT

Note : Figure adaptée de Hoogenboom *et al.* (2019a)

Le DSSAT-CERES-Rice a aussi abondamment été appliqué pour évaluer l'impact du changement climatique sur la production du riz en vue de faciliter les prises de décisions stratégiques et le travail des riziculteurs (Tao *et al.*, 2008 ; Swain & Yadav, 2009 ; Gerardeaux *et al.*, 2012 ; Lamsal *et al.*, 2013 ; Chun *et al.*, 2016 ; Kontgis *et al.*, 2019 ; Alejo, 2021 ; Shakoore *et al.*, 2021). A la rédaction de ce manuscrit, il a cependant, rarement été appliqué en Afrique de l'Ouest sur le riz, et plus particulièrement en Côte d'Ivoire. Le DSSAT a évolué progressivement d'années en années et plusieurs versions du modèle sont disponibles. La version du DSSAT (v4.8) (Hoogenboom *et al.*, 2021) a été utilisée dans le cadre de cette étude. Elle est disponible gratuitement sur le site web du modèle au lien suivant : <https://dssat.net/>.

2.4.7.2. Ensemble minimum de données d'entrée du DSSAT

L'exécution des modèles de simulation de cultures du DSSAT nécessite un ensemble minimum de données d'entrée (Minimum Data Set, MDS) (Amiri *et al.*, 2013 ; Hoogenboom *et al.*, 2019a) relatif au site à modéliser. Cet ensemble minimum de données comprend des données météorologiques quotidiennes, des informations sur la surface et le profil du sol, sur la gestion des cultures et les conditions initiales au début de la simulation.

❖ Données météorologiques

Les données météorologiques quotidiennes minimales à entrer dans le DSSAT pour effectuer une simulation, incluent la position géographique de la station météorologique la plus proche du site d'étude, en particulier la latitude, la longitude et l'altitude. Le DSSAT requiert également des données de températures minimale et maximale de l'air (°C), de précipitations (mm) et de rayonnement solaire (MJ/m²/j).

❖ Données pédologiques

Le DSSAT demande des données minimales sur les sols dont la couleur de la surface du sol, la pente, le drainage et la perméabilité, ainsi que la texture du sol, la densité apparente et le carbone organique du sol pour chaque horizon pédologique individuel.

❖ Données de gestion des cultures

Les données minimales sur la gestion des cultures comprennent la date et la méthode de semis, la densité des plantes, l'espacement des rangs et la profondeur des semis, l'irrigation et les apports d'engrais. Concernant l'irrigation et la fertilisation, le modèle requiert les dates, les quantités d'eau d'irrigation et d'engrais, ainsi que le type de système d'irrigation adopté sur le site et les types d'engrais inorganiques appliqués. La profondeur d'incorporation des engrais doit être également renseignée dans le modèle. La spéculation étudiée dans cette étude étant le riz, le poids initial des grains repiqués, l'âge et la température de la pépinière doivent être également définis en entrée du modèle.

❖ Conditions initiales

Les conditions initiales minimales au début d'une simulation du DSSAT concernent l'environnement du sol avant l'application du modèle. Ces conditions initiales nécessitent de renseigner les informations sur l'humidité initiale du sol, le taux de nitrate et d'ammoniac pour chaque horizon de sol, ainsi que les résidus de biomasse aérienne et les racines de la culture précédente et leur composition. Certaines données de conditions initiales étant difficiles à mesurer sur le terrain, à défaut de matériel et de personnel, elles peuvent être estimées à l'aide des outils et des services fournis avec le DSSAT.

2.4.7.3. Outils de données d'entrée du DSSAT

La **Figure 23** présente l'ensemble des systèmes de fichiers d'entrée et de sorties des modèles du DSSAT. Le DSSAT fournit des outils spécifiques pour entrer les données sur la gestion des cultures, le climat, les sols, et les données d'observation. Ce sont respectivement les outils : XBuild, WeatherMan, SBuild et ATCreate. Ainsi, le DSSAT contient cinq (5) fichiers d'entrée qui sont conçus pour stocker les données insérées dans les différents outils : FileX, FileW, FileS, FileA et FileT. Les sorties de modèles sont disponibles à l'échelle journalière et sous forme de résumés.

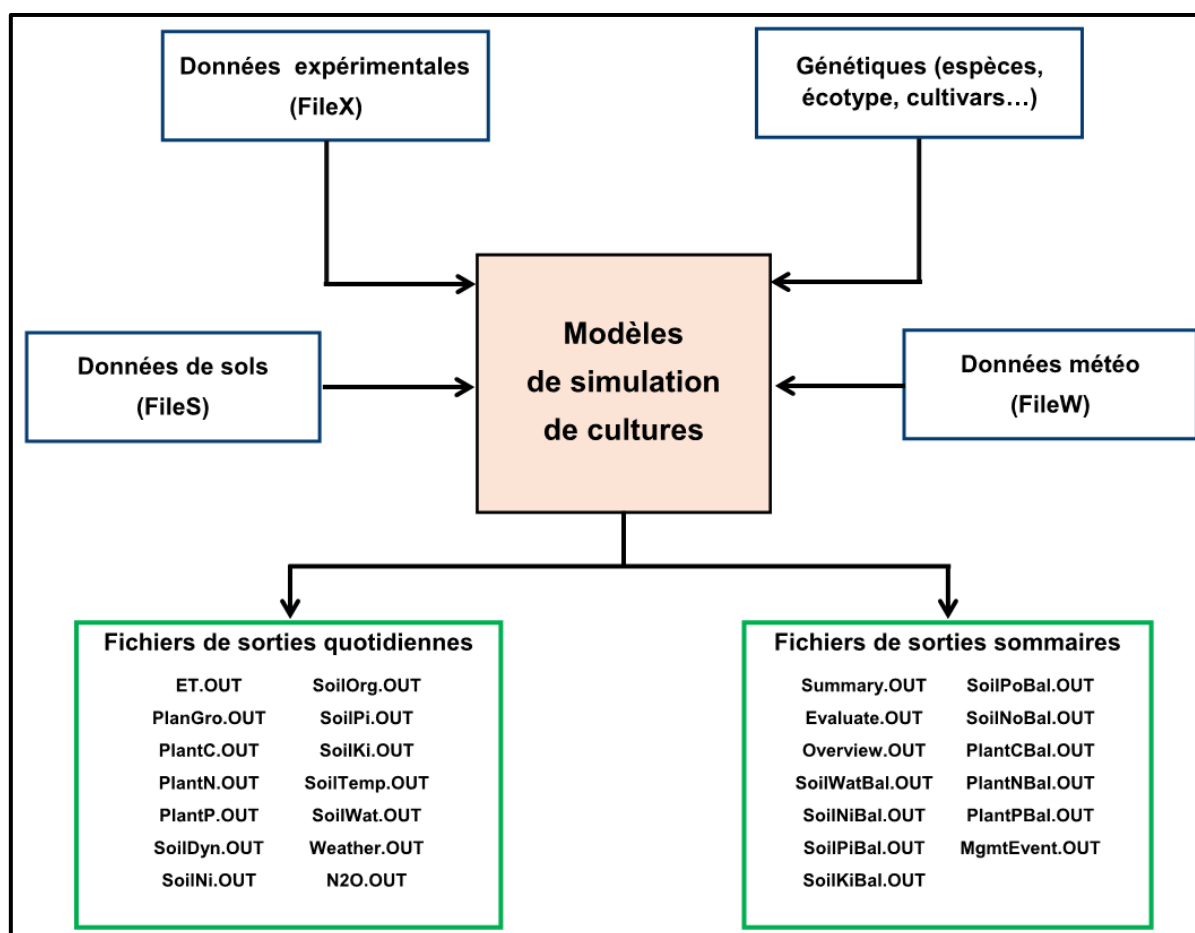


Figure 23 : Système de fichiers d'entrées et de sorties du DSSAT

Note : Figure adaptée de Hoogenboom *et al.* (2019a)

❖ XBuild

L'outil XBuild de l'écosystème de DSSAT permet de saisir des données de gestion des cultures qui sont stockées dans le fichier de gestion des cultures « FileX », combinant des options d'environnement, de gestion et de simulation. Le FileX stocke les données sur les traitements,

les conditions de terrain, la gestion des cultures et les contrôles de simulation (Hoogenboom *et al.*, 2010).

❖ **WeatherMan**

Le programme de DSSAT, WeatherMan permet la saisie et le formatage des données météorologiques dans les fichiers météorologiques de DSSAT. Le FileW est chargé de stocker les données météorologiques quotidiennes de l'environnement d'étude. Ces fichiers peuvent être en format ASCII ou Microsoft Excel.

❖ **SBuild**

Le programme SBuild de DSSAT permet d'entrer des informations sur les sols du site d'étude. La simulation du bilan hydrique du sol dans le DSSAT est basée sur l'approche du pluviomètre à auget basculant avec trois variables clés de l'humidité du sol. Ces variables sont (i) la teneur en eau saturée (SAT), (ii) la limite supérieure drainée (DUL, capacité au champ) et (iii) la limite inférieure (LL, point de flétrissement permanent) de l'eau extractible par les plantes. SBuild utilise des fonctions de pédotransfert internes pour calculer SAT, DUL et LL pour chaque horizon ou couche de sol, et il enregistre les informations pour ce profil de sol particulier dans le fichier d'entrée du sol appelé « FileS ».

❖ **ATCreate**

ATCreate est le programme de DSSAT qui permet de saisir les données mesurées ou observées sur le terrain pour l'évaluation des modèles. Ces données mesurées sont de deux (2) types. Le premier type d'observations est appelé « données sommaires ». Les données sommaires comprennent les stades phénologiques clés, le rendement et les composantes du rendement à la récolte, ainsi que d'autres mesures qui peuvent être obtenues à des stades critiques, telles que l'indice de surface foliaire maximal (LAI) ou la concentration d'azote des grains. Le second type de données d'observations est appelé « données de séries chronologiques ». Les séries chronologiques représentent des observations à un stade phénologique donné, pour l'analyse de la croissance, la teneur en humidité du sol, les mesures de l'azote du sol et d'autres données pertinentes qui peuvent être utilisées pour l'évaluation du modèle.

Les fichiers FileA et FileT sont chargés de stocker respectivement, les données sommaires et les données de séries chronologiques. FileA stocke les valeurs des observations sélectionnées de chaque traitement dans l'expérience. Il est question de variables observées une seule fois durant le cycle de développement, dont la plupart sont mesurées à la récolte. FileT stocke les valeurs des séries chronologiques observées pendant la saison de croissance, de chaque

traitement. A travers FileA et FileT, l'outil ATCreate permet l'évaluation des modèles en comparant les observations avec les résultats sommaires du modèle et en comparant les résultats mesurés et simulés des séries chronologiques, respectivement (Hoogenboom *et al.*, 2010).

2.4.7.4. Processus du bilan hydrique dans le DSSAT

Dans le DSSAT, le sous-programme de calcul du bilan hydrique du sol (BH) est le même pour tous les modèles qu'il contient. Le bilan hydrique du sol est calculé sur une base quotidienne en additionnant l'irrigation (I) et les précipitations (P) et en soustrayant le ruissellement de surface (R), le drainage (D), la transpiration des plantes (Tr) et l'évaporation du sol (E). Le principe consiste à redistribuer l'eau à l'intérieur d'une colonne de sol par drainage vertical, remontée capillaire et labour du sol. Le bilan hydrique dans le DSSAT peut être représenté selon l'équation ci-dessous :

$$BH = I + P - (R + D + Tr + E) \quad (\text{Eq. 4})$$

Les précipitations sont renseignées en tant qu'entrées dans le fichier météorologique (WeatherMan). L'irrigation est spécifiée dans le fichier d'entrée des détails d'expériences (FileX), qui fournit des informations sur le type d'irrigation, l'efficacité de l'approvisionnement en eau et la quantité d'irrigation appliquée. La répartition des précipitations en infiltration et en ruissellement de surface est fondée sur l'approche du « Curve Number » (Soil Conservation Service, 1972). L'eau est drainée dans le sol selon l'approche du pluviomètre basculant pour les sols stratifiés avec un seul écoulement unidimensionnel. Les couches successives du sol sont définies par la limite inférieure (LL), la limite supérieure (DUL) et la teneur en eau volumétrique saturée du sol (SAT). Les processus d'évaporation du sol, de transpiration des plantes et d'absorption de l'eau par les racines sont séparés dans un module sol-plante-atmosphère, afin de créer plus de flexibilité pour l'expansion et la maintenance du modèle (Hoogenboom *et al.*, 2010).

L'évapotranspiration des cultures (ETc) est calculée selon la demande totale d'évapotranspiration de référence (ETo) en utilisant l'une des deux options suivantes :

- la méthode de Priestley–Taylor (Priestley & Taylor, 1972), basée sur la saisie des données météorologiques standard (pcp, tmax, tmin, rad) ;
- la méthode FAO–56 (Allen *et al.*, 1998), qui nécessite la vitesse du vent et l'humidité relative comme données supplémentaires, en plus des données météo standard.

L'azote du sol (N), l'azote végétal, le phosphore inorganique du sol (P) et la demande en phosphore des plantes sont les processus qui sont également simulés dans le DSSAT. Par ailleurs, des composants de gestion d'une culture particulière comme le riz, sont intégrés afin de simuler le bilan hydrique des rizières inondées.

2.4.7.5. Etalonnage dans le DSSAT

L'étalonnage ou calibration est le processus d'estimation des paramètres des modèles de culture pour obtenir une correspondance entre le comportement observé et simulé du système (Oliva, 2003). Pour cela, il faudrait des données observées du système réel, le modèle qui simule le comportement du système, un critère pour déterminer les meilleurs paramètres, et une méthode pour déterminer le meilleur ensemble de paramètres. En général, le critère est de minimiser l'erreur entre les variables observées et simulées (Jones *et al.*, 2015) à l'instar de la plupart des procédures de modélisation.

Le DSSAT contient par défaut des données de paramètres pour certaines variétés ou cultivars de cultures qui peuvent être modélisées, issues d'expériences réalisées dans plusieurs environnements différents. L'étalonnage des modèles de culture du DSSAT consiste à estimer les paramètres spécifiques des variétés à modéliser, pour lesquels les variables observées correspondent le mieux aux variables simulées par le modèle. Par ailleurs, lorsque l'objectif de l'étude est de modéliser une variété de culture qui n'est pas encore disponible dans l'écosystème DSSAT, le modèle utilisé doit au préalable être calibré selon les paramètres de cette variété et des données d'observation. Ces observations peuvent concerner la phénologie, le rendement et les composantes du rendement et elles doivent être ajoutées à l'ensemble de données minimales (MDS) précédemment décrites (Jones *et al.*, 2003). L'étalonnage dans le DSSAT peut s'effectuer manuellement par la méthode d'essais-erreurs ou automatiquement à l'aide d'outils d'optimisation.

Dans l'écosystème DSSAT, deux (2) outils peuvent être utilisés pour l'étalonnage des cultivars :

- l'outil « Generalized Likelihood Uncertainty Estimation » (GLUE) ;
- l'outil « Genetic Coefficient Calculator » (GENCALC) (Buddhaboon *et al.*, 2018).

En outre, un utilitaire d'analyse de sensibilité peut également être utilisé pour améliorer la valeur d'un ou de plusieurs coefficients de cultivar, en définissant la plage et l'incrément pour un cultivar particulier et en comparant les données simulées avec les données observées.

❖ Coefficients génétiques ou paramètres spécifiques au cultivar

Le système de modélisation DSSAT définit des intrants spécifiques aux variétés, appelés coefficients génétiques (CG) ou paramètres spécifiques aux cultivars (CSP = Cultivar Specific Parameter) ou encore paramètres spécifiques aux génotypes (GSP = Genotype Specific Parameter). En effet, l'hypothèse implicite dans les modèles de culture, est qu'il y a certains paramètres pour une espèce de culture donnée qui restent les mêmes pour tous les cultivars ou toutes les variétés. En revanche, il y a d'autres paramètres qui varient entre les variétés ou les cultivars. Ainsi, les CSP permettent de simuler des différences de rendement ou d'autres caractéristiques lorsque différents cultivars ou variétés sont cultivés dans les mêmes environnements et les mêmes conditions de gestion (Boote *et al.*, 2001; Bertin *et al.*, 2010).

Deux (2) types de CG sont estimés dans le DSSAT pour l'étalonnage des modèles : les CG de la phénologie et les CG de la croissance. Les paramètres spécifiques à la plante de riz sont au nombre de onze (11) : P1, P2O, P2R et P5 représentant les paramètres de la phénologie – et G1, G2, G3 et THOT étant les paramètres de la croissance (Buddhaboon *et al.*, 2018). Les autres paramètres sont PHINT, TCLDP et TCLDF. Une description détaillée des CG de DSSAT, ainsi que leurs plages de calibration est disponible en **Annexe 3**.

❖ Estimation généralisée de l'incertitude de vraisemblance

L'estimation générale de l'incertitude de vraisemblance (GLUE) est une méthode d'estimation bayésienne, qui utilise un échantillonnage de Monte Carlo, à partir de distributions antérieures de coefficients et d'une fonction de vraisemblance gaussienne pour déterminer les meilleurs coefficients de cultivars, sur la base de données observées (Blasone *et al.*, 2008 ; He *et al.*, 2010b, 2021). GLUE est une méthode statistique utilisée pour estimer les CG de cultivars à étalonner dans le DSSAT. Ainsi, il en résulte plusieurs ensembles de valeurs de paramètres qui sont tout aussi probables que la solution finale. Pour réaliser un étalonnage avec GLUE, il est important de n'utiliser que des traitements proches de conditions sans stress si possible, afin de minimiser de potentielles erreurs (He *et al.*, 2021).

Le programme GLUE permet de sélectionner une culture, puis un cultivar (variété) à estimer. Le programme identifie ensuite toutes les expériences et tous les traitements dans les fichiers de données DSSAT pour la culture qui ont des mesures pour ce cultivar. GLUE calcule également les incertitudes des estimations (variances) pour chaque paramètre (He *et al.*, 2010b). Le résultat final de GLUE est une liste de valeurs les plus probables pour chaque CG individuel estimé (Hoogenboom *et al.*, 2019a). Pour réaliser un étalonnage avec GLUE, il est important

de n'utiliser que des traitements proches de conditions sans stress si possible, afin de minimiser de potentielles erreurs (He *et al.*, 2021).

La procédure de mise en œuvre de la méthode GLUE est résumée à la **Figure 24**.

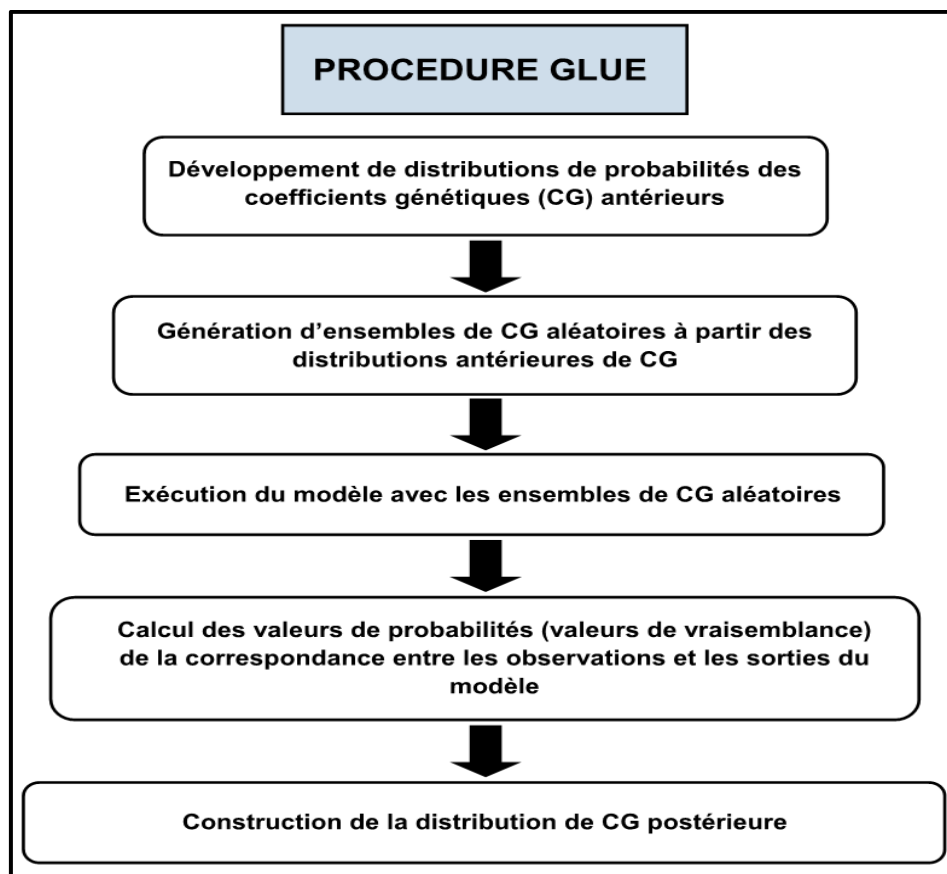


Figure 24 : Résumé de la procédure GLUE dans le DSSAT

❖ **Calculateur de coefficient génétique**

Le calculateur de coefficient génétique ou GENCALC de DSSAT permet d'estimer les coefficients pour un cultivar en exécutant itérativement le modèle de culture avec une valeur approximative des coefficients concernés. GENCALC compare donc les valeurs simulées et mesurées, puis modifie automatiquement les coefficients du cultivar jusqu'à ce que les valeurs simulées et mesurées correspondent ou se situent dans des limites d'erreurs prédéfinies (Hunt *et al.*, 1993 ; Amiri *et al.*, 2013). GENCALC nécessite un fonctionnement plus manuel que GLUE (Buddhaboon *et al.*, 2018). GLUE en revanche, est beaucoup exigeante en temps de calcul selon le nombre de traitements sélectionnés pour l'estimation des CG (He *et al.*, 2010b). Bien que les deux estimateurs de CG de DSSAT puissent être utilisés pour l'étalonnage des modèles de culture, c'est l'estimateur GLUE qui a été retenu pour calibrer le modèle CERES-Rice pour le périmètre de Nanan. En effet, GLUE a largement été utilisée dans la modélisation

environnementale du fait de sa simplicité conceptuelle, sa relative facilité de mise en œuvre et d'utilisation, et de sa capacité à traiter différentes structures d'erreurs et différents modèles sans modifications majeures de la méthode elle-même (Blasone *et al.*, 2008).

2.4.7.6. Utilitaires d'analyse de performances des modèles de DSSAT

A l'instar des modèles hydrologiques, il est nécessaire d'évaluer les performances des modèles de cultures afin de juger de leur capacité à reproduire les variables mesurées pour un environnement donné. Les outils de visualisation du DSSAT fournissent non seulement une comparaison visuelle entre les données simulées et observées, mais aussi une analyse statistique. En effet, une seule mesure ne suffit pas pour indiquer la performance d'un modèle de simulation. Cela nécessite une combinaison de mesures graphiques et statistiques (Bouman & van Laar, 2006). Le principal outil du DSSAT pour la visualisation et la comparaison des simulations de modèles avec les données observées, est GBuild. Un autre outil de visualisation appelé EasyGrapher est également disponible dans le système.

❖ GBuild

L'utilitaire d'analyse GBuild de DSSAT permet de tracer facilement des graphiques après une simulation. Il offre la possibilité de sélectionner en fichiers de sortie, des graphiques représentant chaque comparaison de variables simulées et observées individuellement, ou une combinaison de comparaisons des variables. GBuild comprend aussi des statistiques pour les données de séries chronologiques pour une comparaison numérique entre les variables issues des modèles et les variables expérimentales. L'outil utilise en particulier l'indice d'accord-d (Willmott *et al.*, 1985) et la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE), et les statistiques de régression pour la phénologie, les données de fin de saison, telles que la floraison et les dates de maturité, et le rendement et les composantes du rendement.

❖ Outil d'analyse de sensibilité

Le DSSAT possède un outil appelé « Sensitivity Analysis » qui permet d'évaluer la sensibilité des modèles de cultures aux changements de cultivars, de coefficients génétiques, de profils de sol, de facteurs météorologiques, pour différents emplacements ou années, espacement des plantes et des rangées, et diverses autres options. L'analyse de sensibilité dans le DSSAT consiste en une approche locale ou unique. Le principe est de maintenir constantes toutes les données d'entrée à l'exception d'une seule, qui peut être modifiée en fonction d'une valeur de départ, d'une valeur d'incrément et du nombre d'itérations. Le programme crée automatiquement une nouvelle expérience qui est simulée avec les variations de la donnée

d'entrée sélectionnée. Après les simulations, le programme graphique GBuild lié au Sensitivity Analysis, permet une analyse visuelle des résultats de simulation, ainsi que des statistiques associées.

2.4.8. Bilan hydrique dans les rizières

Le bilan hydrique des rizières est généralement utilisé pour modéliser les besoins en eau d'irrigation (BEI) du riz (Ding *et al.*, 2017 ; Rowshon *et al.*, 2019 ; Ding *et al.*, 2020). Les besoins en eau d'irrigation sont déterminés à partir des besoins en eau des cultures. Le besoin en eau des cultures représente la quantité d'eau nécessaire pour compenser la perte d'eau par évapotranspiration au champ cultivé (Allen *et al.*, 1998). Les besoins en eau des cultures dépendent principalement du climat, du type de cultures et de leur stade de croissance.

Les méthodes de calcul des besoins en eau du riz diffèrent de celles utilisées pour les autres cultures. Le riz est en effet une spéculature cultivée dans des conditions particulières, où il faut considérer certains éléments supplémentaires dans l'estimation de ses besoins hydriques. Par ailleurs, une couche d'eau est maintenue dans la rizière pendant la majeure partie du cycle de développement. Ainsi, de l'eau supplémentaire est nécessaire non seulement pour couvrir les pertes dues à l'évapotranspiration mais aussi, pour compenser les pertes par percolation dans les rizières inondées. De plus, avant le repiquage, une irrigation substantielle est requise pour la préparation du sol et l'arrosage de la pépinière.

2.4.8.1. Composantes du bilan hydrique des rizières

La quantité d'eau à fournir à une rizière pour en assurer les besoins durant le cycle cultural comprend les volumes nécessaires aux usages et processus suivants (Dembelé *et al.*, 1999) :

- la préparation du sol (HPsol) (dans laquelle on inclut les besoins en eau de la pépinière).
La quantité d'eau requise pour cette opération dépend de la texture et de la porosité du sol, de son état initial de saturation, de la profondeur de la nappe phréatique et de l'épaisseur de la couche à saturer, qui est généralement inférieure à 50 cm et souvent limitée à 25–30 cm (De Datta, 1981) ;
- l'évapotranspiration du riz (ETC), qui est régie par les conditions climatiques (influence de la période de culture) et par le stade de développement du riz ;
- la percolation (Perc), très variable dans le temps et dans l'espace, qui dépend des caractéristiques physiques du sol et de la profondeur de la nappe phréatique ;
- le supplément d'eau ou lame d'eau (Le) nécessaire pour inonder la rizière afin de faciliter la préparation du sol et de protéger les plantes des mauvaises herbes.

Ces différents éléments doivent être pris en compte pour une estimation fiable des besoins en eau d'une rizière (BE_{riz} en m^3/ha ou en mm) selon la relation suivante :

$$BE_{riz} = HP_{sol} + ETC + Perc + Le \quad (Eq.5)$$

2.4.8.2. Evapotranspiration de la culture de riz

Pour l'estimation de l'évapotranspiration des cultures sur un site donné et à une période donnée, il faut tenir compte du type de cultures, de leur stade de croissance, ainsi que de la superficie cultivée. L'évapotranspiration du riz (ETC en mm/j) ou besoin en eau de la culture (BEC) est déterminée en multipliant l'évapotranspiration de référence (ET_o en mm/j) par le coefficient cultural de la variété de riz (K_c , sans dimension) selon :

$$ETC = ET_o \times K_c = BEC \quad (Eq.6)$$

Dans cette étude, l'évapotranspiration de référence est calculée selon la méthode de Priestley & Taylor (1972) au lieu de celle de Penman–Monteith (FAO–56) (Allen *et al.*, 1998). Même si la méthode de Penman–Monteith est largement adoptée dans la littérature pour l'estimation de l'évapotranspiration de référence (ET_o) (Yuan & Shen, 2013 ; Ding *et al.*, 2017 ; N'guessan *et al.*, 2019 ; Rowshon *et al.*, 2019), l'insuffisance de données observées de certaines variables climatiques de la zone d'étude (vitesse du vent, insolation, humidité relative) nécessaires pour son application, a conduit à opter pour la méthode de Priestley–Taylor. La méthode de Priestley–Taylor fournit des résultats fiables (Flint & Childs, 1991 ; Wu *et al.*, 2021), qui sont très proches de ceux de la méthode de Penman–Monteith (Calanca & Smith, 2011). L'équation de Priestley–Taylor est similaire à celle de Penman–Monteith mais, elle est plus simplifiée. Elle se représente comme suit :

$$ET_o = \alpha \frac{\Delta(R_n - G)}{\lambda_v(\Delta + \gamma)} \quad (Eq.7)$$

Avec, α : constante empirique tenant compte du déficit de pression de vapeur et des valeurs de résistance. Typiquement, α est de 1,26 pour les plans d'eau ouverts, mais possède une large gamme de valeurs allant de moins de 1 (conditions humides) à presque 2 (conditions arides : 1,74) ; Δ : courbe de pression de vapeur en pente ($kPa/^\circ C$) ; R_n : rayonnement net à la surface de la culture (MJ/m^2) ; G : densité de flux thermique du sol (MJ/m^2) ; γ : constante psychrométrique ($kPa/^\circ C$) ; λ_v : chaleur latente volumétrique de vaporisation (MJ/m^3).

La constante α est de 1,26 dans le cadre de cette étude, car le site de Nanan se situe dans une région de transition entre le climat humide et le climat sec, mais à dominance humide.

2.4.8.3. Besoins en eau d'irrigation de la culture de riz

❖ Besoin net d'irrigation du riz

Le besoin net d'irrigation (BNI) est la quantité d'eau nécessaire à la croissance des cultures pour couvrir la faible ou mauvaise répartition des précipitations. Il dépend du besoin en eau des cultures (BEC) et des ressources en eau disponibles. Pour le riz, le BNI dépend des besoins en eau de la rizière (BERiz). Ainsi, pour obtenir le besoin net d'irrigation du riz (en m³/ha), il faut soustraire les précipitations efficaces (Pe), des besoins en eau de la rizière (BERiz) selon la relation suivante :

$$BNI = BERiz - Pe$$

$$BNI = (P_{sol} + ET_c + P_{erc} + Le) - Pe \quad (\text{Eq.8})$$

❖ Pluie efficace

Selon Van Laere (2003), la pluie efficace (Pe) représente la fraction des précipitations qui est effectivement utilisée par la culture, après déduction des pertes par ruissellement de surface et par percolation profonde. C'est la quantité d'eau des précipitations disponibles dans la zone racinaire et utilisable par les cultures. En irrigation par bassin, les précipitations efficaces peuvent représenter jusqu'à 90 % des pluies totales attendues avec une probabilité au dépassement de 75 %. En effet, la taille des diguettes (20 cm en moyenne) permet de stocker une importante partie des pluies dans les casiers rizicoles (Dembelé *et al.*, 1999), ce qui élimine quasiment tout ruissellement de surface. Toutefois, différentes méthodes d'estimation des précipitations efficaces ont été développées, chacune prenant en compte le climat de la région où doivent s'effectuer les mesures. Et le choix de la méthode appropriée pour le calcul des précipitations efficaces demeure très délicat. Dans le cadre de cette étude, la pluie efficace a été déterminée selon la méthode mise au point par le Service des Sols du Ministère Américain de l'Agriculture (USDA–SCS), à l'échelle mensuelle (Van Laere, 2003), selon ces 2 relations :

- pour des précipitations mensuelles inférieures à 250 mm :

$$P_{eff} = \frac{P_{tot} \times (125 - 0.2 \times P_{tot})}{125} \quad (\text{Eq.9})$$

- pour des précipitations mensuelles supérieures à 250 mm :

$$P_{eff} = 125 + 0.1P_{tot} \quad (\text{Eq.10})$$

Où P_{tot} représente les précipitations totales.

2.5. Perception, vulnérabilité et adaptation au changement climatique en agriculture

2.5.1. Perception paysanne du changement climatique

Le concept de « perception » se rapporte à l'action et à l'effet de sentir ou comprendre et connaître quelque chose (Béhanzin *et al.*, 2018). Toutes les mesures développées pour résoudre un problème sont fonction de l'idée faite de ce problème et de la manière dont est ressenti ledit problème (Agossou *et al.*, 2012). Les pratiques des agriculteurs, les choix technologiques qu'ils font et les changements qui y sont associés, ne peuvent être appréhendés qu'à l'aune de leur conception des choses (Ruault, 2008). Ainsi, en matière d'adaptation des systèmes agricoles aux effets néfastes du changement climatique, la perception des agriculteurs est un élément à ne pas négliger et à incorporer dans les études d'impact. Les perceptions du changement climatique sont des traductions de stimuli observés (Dimon, 2008). La perception paysanne du changement climatique traduit donc la compréhension que les agriculteurs ont des impacts négatifs comme positifs du changement climatique sur leur système de production et de leur vulnérabilité face à ce phénomène (Agossou, 2008). Elle se traduit également par les différentes pratiques adoptées ou développées par les agriculteurs pour faire face aux modifications du climat (Agossou *et al.*, 2012). Il n'y a pas d'échelle continue de mesure des phénomènes perceptifs. Ce sont avant tout des phénomènes temporels, c'est-à-dire que leurs mesures ne sont pas constantes à tous les instants (t) (Dimon, 2008). Aho *et al.* (2006) distinguent deux types de perception : la perception collective et la perception individuelle. La perception collective fait référence aux manifestations physiques et aux effets ressentis décrits par l'ensemble des producteurs, à l'échelle mondiale, continentale, régionale ou nationale. Quant à la perception individuelle, elle concerne les descriptions de chaque producteur ou groupe de producteurs vivant dans des conditions socio-économiques et environnementales similaires. Cette étude s'intéresse à la perception individuelle, à l'échelle des riziculteurs de la Coopérative des Producteurs de Riz (COPRORIZ) du département de Yamoussoukro.

2.5.2. Vulnérabilité au changement climatique

Les systèmes humains doivent se préparer et s'adapter aux impacts potentiels du changement climatique (GIEC, 2013), car les effets de ce phénomène vont s'accroître dans le futur. Dans le domaine du changement climatique, il existe plusieurs définitions de la vulnérabilité. Ainsi, le terme « vulnérabilité » fait référence à la mesure dans laquelle un système est sensible – ou incapable de traiter – les effets négatifs du changement climatique, y compris la variabilité du climat et les événements extrêmes (IPCC, 2007). Plus récemment, le GIEC (2018) définit la vulnérabilité comme « la propension ou la prédisposition à subir des dommages ». Pour Adger

(2000), la vulnérabilité est l'exposition de groupes de personnes ou d'individus à la perturbation de leurs moyens de subsistance et de l'adaptation forcée, résultant des impacts des changements environnementaux. Selon Wiggins & Wiggins (2009), c'est la possibilité de subir un préjudice. Cette dernière définition rejoint celles du GIEC. En outre, toutes ces définitions cadrent bien avec la conceptualisation de la vulnérabilité recherchée dans cette étude.

La vulnérabilité est une notion qui est parfois assimilée à la résilience. Les termes « vulnérabilité » et « résilience » couvrent des notions complexes ne faisant pas l'objet de consensus dans la littérature scientifique. La résilience étant la capacité des systèmes à faire face à une évolution, à une perturbation ou à un événement dangereux, leur permettant d'y répondre ou de se réorganiser de façon à conserver leur fonction et leur structure fondamentales tout en gardant leurs capacités d'adaptation, d'apprentissage et de transformation (Adger, 2006 ; GIEC, 2018). La vulnérabilité et la résilience sont donc deux concepts distincts mais souvent liés, selon Cutter *et al.* (2008). Par ailleurs, la résilience semble être plus étroitement liée à la capacité d'adaptation.

Le lien entre la vulnérabilité, la résilience et la capacité d'adaptation n'est toujours pas bien articulé. Ainsi pour Cutter *et al.* (2008), trois courants semblent se distinguer : il y a certains chercheurs qui soutiennent que la résilience fait partie intégrante de la capacité d'adaptation, alors que d'autres considèrent la capacité d'adaptation comme une composante principale de la vulnérabilité. Et enfin, il y a des auteurs qui considèrent la résilience et la capacité d'adaptation comme des concepts imbriqués dans la vulnérabilité. Toutefois, il est possible d'avancer que la vulnérabilité se réfère à l'état d'un système avant la perturbation. La résilience se rapporte à la réponse du système avant et/ou pendant, et/ou après la perturbation. Et la capacité d'adaptation se réfère à la réponse du système après la perturbation. En outre, la résilience peut être considérée comme un résultat lorsqu'elle démontre la capacité à réagir à la suite d'une perturbation (capacité d'adaptation). En revanche, elle peut être vue comme un processus lorsqu'elle met en exergue toutes les activités visant à se préparer à la perturbation. Cela semble correspondre au 3^{ème} courant de pensée auquel la présente étude se réfère pour analyser la vulnérabilité des riziculteurs au changement climatique.

2.5.3. Composantes de la vulnérabilité

La notion de vulnérabilité dépend de la nature, de l'ampleur et du taux de changement, et de la variation du climat auquel le système est soumis, ainsi que de la sensibilité et de la capacité d'adaptation du système (IPCC, 2007). La vulnérabilité est déterminée par l'exposition (ce qui est en danger) et la sensibilité du système (le degré auxquelles les systèmes peuvent subir des

dommages) (Adger, 2006). En plus de l'exposition et de la sensibilité, deux autres éléments peuvent intervenir dans l'analyse de la vulnérabilité : l'impact potentiel et la capacité d'adaptation. L'exposition et la sensibilité détermineront les impacts potentiels que pourraient subir le système. Et la capacité d'adaptation permettra donc de réduire ses impacts potentiels et ainsi, de diminuer la vulnérabilité du système. L'exposition, la sensibilité, l'impact potentiel et la capacité d'adaptation sont appelés les quatre (4) composantes clefs de la vulnérabilité (Figure 25).

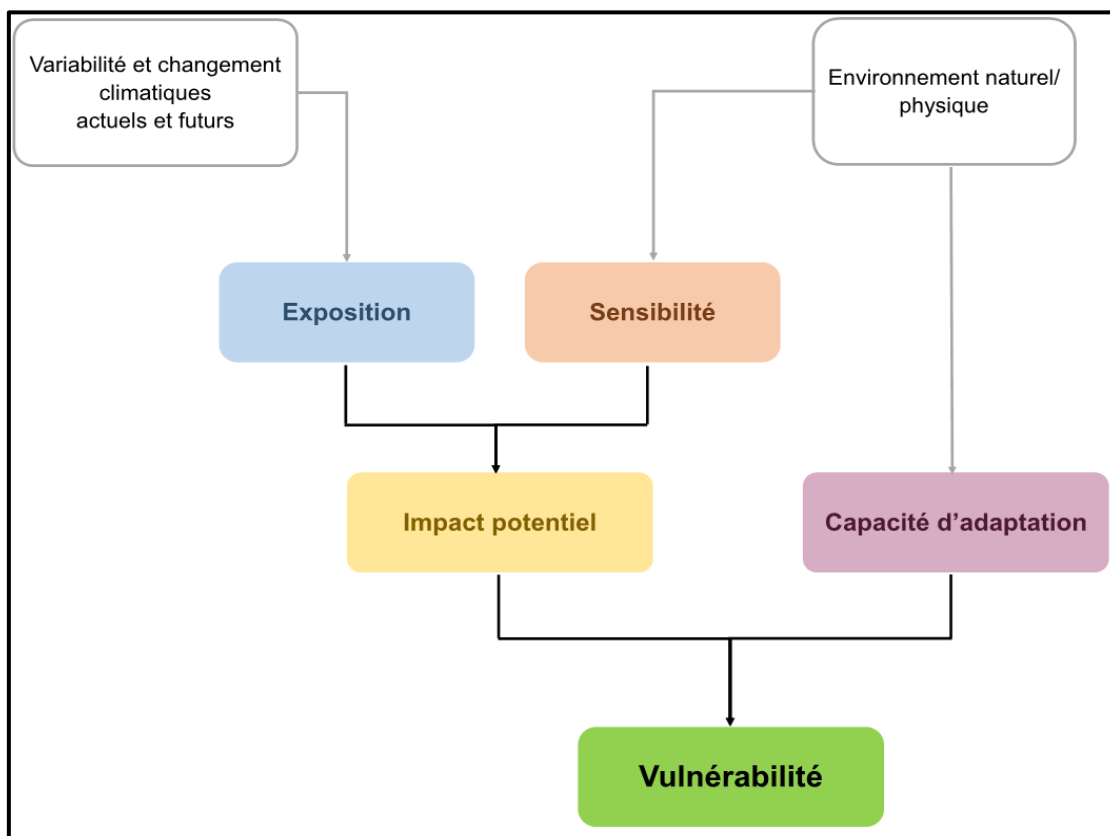


Figure 25 : Composantes de la vulnérabilité au changement climatique

Source : GIZ (2015)

Ces composantes déterminent si, et dans quelle mesure, un système est susceptible d'être impacté par les changements climatiques (GIZ, 2015), c'est-à-dire s'il est vulnérable ou non. Par exemple, un système de production agricole (retenue d'irrigation + zone de culture) est exposé à la variabilité et au changement actuels et futurs dans les variables agro-climatiques. L'environnement de production (sols, plantes et source d'eau, gestion des champs, situation géographique) est sensible à la variation des températures et de la pluviométrie. Les impacts potentiels sont fonction de l'exposition au changement climatique et de la sensibilité du système. Ainsi, ce système de production, exposé et sensible aux variations du climat, est susceptible de subir une baisse de la quantité d'eau de la retenue, une augmentation des besoins

en eau d'irrigation des cultures, une réduction des rendements, une dégradation des sols, etc. La vulnérabilité à ces impacts dépend également de la capacité d'adaptation du système. La vulnérabilité de ce système de production sera donc fonction des moyens et des mesures mises en place par les producteurs pour faire face ou s'adapter à ces impacts potentiels. Les quatre éléments clés de la vulnérabilité sont décrits de façon détaillée dans les titres ci-dessous.

2.5.3.1. Exposition

Parmi tous les facteurs qui contribuent à la vulnérabilité, l'exposition est le seul qui soit directement lié aux paramètres climatiques, en particulier le caractère, l'étendue et le taux d'évolution de la variabilité climatique. L'exposition correspond à la nature et au degré auxquels un système est susceptible de subir des variations climatiques significatives sur une certaine période (GIEC, 2001). Les facteurs d'exposition comprennent les températures, les précipitations, l'évapotranspiration, le bilan hydrique, ainsi que les événements extrêmes, tels que les fortes pluies et les sécheresses. Les variations de ces paramètres peuvent exercer un stress supplémentaire important sur un système (par exemple, des épisodes de fortes pluies, des augmentations de températures ou une augmentation des besoins en eau des cultures). Ce sont ces variations que l'on étudie lorsque l'on cherche à obtenir des scénarios d'évolution du climat à divers horizons temporels à l'échelle locale. Ainsi, évaluer l'exposition consistera à évaluer les risques climatiques et l'ampleur auxquels le système devra faire face, de même que la probabilité d'occurrence de ces risques climatiques. Les éléments exposés sont les éléments tangibles et intangibles d'un milieu (populations, bâtiments, systèmes de production agricole), susceptibles d'être affectés par les effets des variations climatiques (ADEME, 2012 ; GIZ, 2015).

2.5.3.2. Sensibilité

La sensibilité fait référence à la proportion d'affectation positive ou négative d'un système par une exposition donnée au changement climatique. Elle fait également référence aux activités humaines qui ont un impact sur la composition physique d'un système, telles que les techniques culturales, la gestion de l'eau, l'exploitation des ressources et la pression démographique. Les caractéristiques de l'environnement naturel et/ou physique d'un système, telles que la topographie, la résistance de divers types de sols à l'érosion, et le type de couverture de sol et de cultures, façonnent généralement la sensibilité. Étant donné que la plupart des systèmes sont adaptés au climat actuel (par exemple, en construisant des barrages, des digues et des systèmes d'irrigation), la sensibilité inclue déjà les adaptations historiques et récentes. Des facteurs

sociaux comme la densité de la population ne devraient être considérés comme faisant partie de la sensibilité que s'ils contribuent directement à un impact de changement climatique spécifique. La sensibilité dépend d'un lieu donné (ADEME, 2012).

2.5.3.3. Impacts potentiels

La combinaison de l'exposition et de la sensibilité va permettre de déterminer l'impact potentiel du changement climatique (GIZ, 2015). Par exemple, des températures élevées (facteur d'exposition) sur des variétés de cultures sensibles à la chaleur (sensibilité), pourraient entraîner une augmentation des besoins en eau de la culture et une perte des rendements (impacts potentiels). Les effets du changement climatique peuvent former une chaîne d'impact plus ou moins directs qui s'étend de la sphère biophysique à la sphère sociale. On peut citer à titre d'exemple, l'augmentation des besoins en eau des cultures, la destruction des épis, comme impacts directs, et la baisse des rendements et la perte de revenus des agriculteurs comme impacts indirects.

2.5.3.4. Capacité d'adaptation

La capacité d'adaptation représente la capacité d'un système, d'une communauté à s'acclimater aux effets du changement climatique (y compris de la variabilité climatique) (Boureima *et al.*, 2012), leur permettant de se prémunir contre d'éventuels dommages, de tirer parti des possibilités ou de réagir aux conséquences (GIEC, 2018). Par conséquent, la capacité d'adaptation est la capacité de planifier et de mettre en œuvre des stratégies d'adaptation pour atténuer les effets du changement climatique (Mabe *et al.*, 2012). Ainsi, la capacité d'adaptation peut être considérée comme un ensemble de facteurs qui sont inextricablement liés aux ressources inhérentes aux systèmes humains, ainsi qu'à leurs caractéristiques et capacités socio-économiques, structurelles, institutionnelles et technologiques (GIZ, 2015).

2.5.4. Vulnérabilité de l'agriculture au changement climatique

La vulnérabilité n'est pas une caractéristique mesurable d'un système, telles que la température, les précipitations ou la production agricole. Ce concept reflète l'interaction complexe de plusieurs facteurs qui détermineront la sensibilité d'un système aux effets du changement climatique (GIZ, 2015). Il n'y a pas de méthodologies singulières pour évaluer la vulnérabilité. Le **Tableau VII** fournit un aperçu des principales caractéristiques d'une analyse de vulnérabilité, quel que soit le système étudié (humain ou naturel).

Tableau VII : Caractéristiques principales des divers types d'analyse de vulnérabilité

Caractéristiques	Questions clefs	Exemples de caractéristiques
Sujet	Combien d'impacts potentiels causés par le changement climatique sont-ils couverts par l'analyse ?	Approche focalisée sur un seul secteur et un impact principal (par ex. la vulnérabilité d'un système agricole face à la hausse des températures) ; champ plus large incluant les impacts multisectoriels (par ex. la vulnérabilité de l'agriculture face à la diminution de l'eau disponible et à l'augmentation du stress thermique).
Périmètre géographique	Quel est le périmètre géographique / administratif couvert par l'analyse ?	Périmètre géographique ou administratif (lieux, municipalités), secteurs, groupes de populations.
	Quel est le niveau de l'analyse ?	Niveau régional (transnational), national, communautaire, local, écosystèmes, bassins.
	Combien d'entités sont-elles évaluées ?	Une ou plusieurs communautés.
	Quel est le niveau de précision de l'analyse ?	Niveau infranational, des communautés ou des bassins, avec une précision de 10 km × 10 km.
Horizons temporels	Quelles sont les périodes concernées par l'analyse de vulnérabilité ?	Vulnérabilité actuelle (historique, récente) et périodes futures (par exemple 2030-2060, 2060-2090, etc.).
Moyens et méthodes	Quelles méthodes sont-elles utilisées pour acquérir les informations pertinentes ?	Méthodes quantitatives (mesures, modélisation, enquêtes statistiques, etc.) ; méthodes qualitatives (entretiens avec des experts etc.), combinaison d'analyses qualitatives et quantitatives.

Source : GIZ (2015)

2.5.5. Adaptation de l'agriculture au changement climatique

L'adaptation d'un système consiste à réduire sa vulnérabilité. Pour les systèmes naturels, comme la production végétale, l'adaptation représente une démarche d'ajustement au climat actuel, ainsi qu'à ses conséquences en partie ou totalement grâce à l'intervention humaine. En effet, l'action humaine peut faciliter l'adaptation au climat attendu et à ses conséquences (GIEC, 2018). L'adaptation est un processus, et non un résultat. Cependant, les stratégies d'adaptation s'accompagnent d'un niveau élevé d'incertitudes, car elles sont appliquées en prévision d'impacts futurs du changement climatique eux-mêmes incertains (GIZ, 2015). L'adaptation de l'agriculture au changement climatique est importante pour l'évaluation de l'impact et de la vulnérabilité, de même que pour l'élaboration de politiques en matière de changement climatique (Smit & Skinner, 2002). L'adaptation peut contribuer à atténuer la vulnérabilité en accroissant la capacité d'adaptation d'un système et en diminuant sa sensibilité au changement climatique. Une bonne capacité d'adaptation permet ainsi de faciliter l'application de stratégies d'adaptation (**Figure 26**). Toutefois, en matière d'adaptation, le concept de « vulnérabilité » peut aider à comprendre les causes des impacts négatifs du changement climatique.

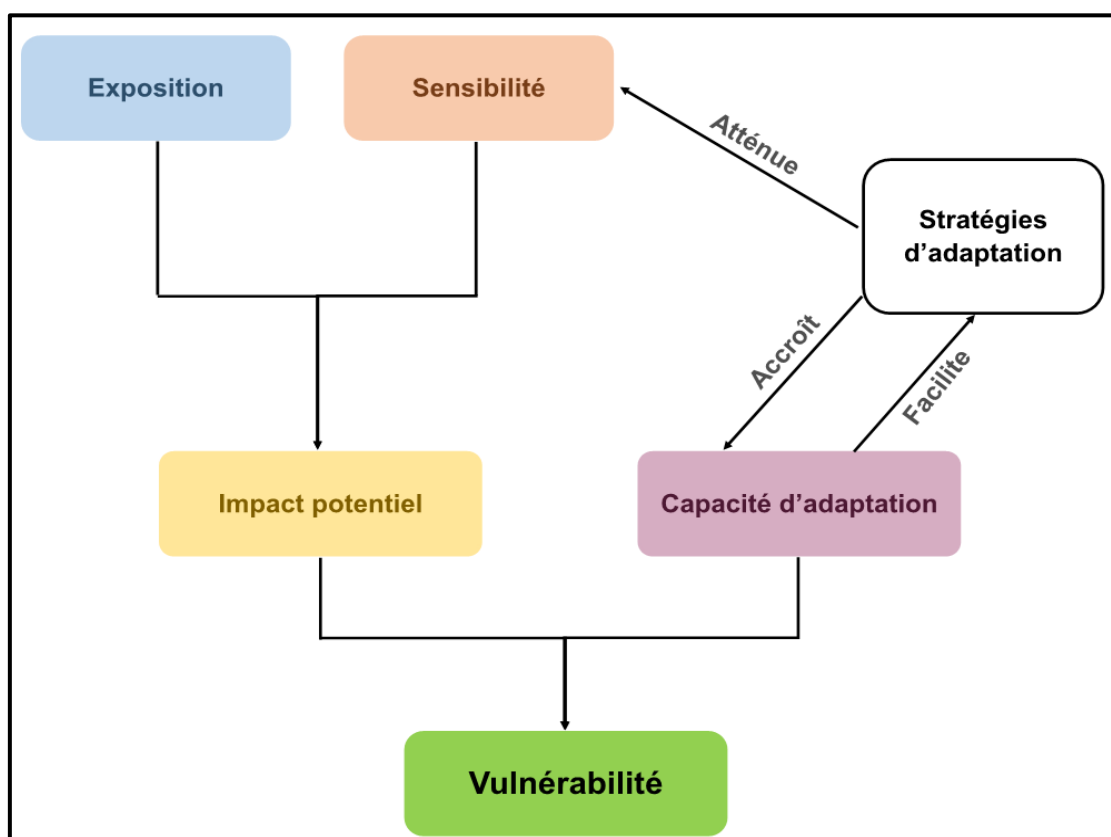


Figure 26 : Réduction de la vulnérabilité à l'aide des stratégies d'adaptation

Source : GIZ (2015)

La réalisation d'une analyse de vulnérabilité est un moyen très efficace d'identifier et de hiérarchiser les interventions d'adaptation (GIZ, 2015). L'adaptation des systèmes de production agricole au changement climatique doit tenir compte, avant tout, de l'impact attendu sur la production végétale, sur la base des connaissances disponibles sur les cultures appliquées à la simulation des effets du changement climatique (Pereira, 2012). Ainsi, l'évaluation de la vulnérabilité d'une exploitation agricole au changement climatique, nécessite que l'on comprenne la façon dont le climat devrait changer (par exemple, températures plus élevées, baisse des précipitations, sécheresses plus fréquentes...), la sensibilité du système à ces changements (par exemple, la relation entre le rendement des cultures agricoles et la température).

Conclusion partielle

Ce second chapitre a été consacré à une revue bibliographique sur les termes centraux en rapport avec le thème d'étude. Il a été question de la présentation du contexte général de la modélisation climatique, hydrologique et de la modélisation de cultures. Un accent a été mis sur la description du modèle agro-hydrologique SWAT+ et du modèle de simulation de culture DSSAT/CERES-Rice. Il ressort qu'il existe des incertitudes dans la chaîne de modélisation hydrologique et de la modélisation de culture des impacts du changements climatique (CC). Cependant, les modélisateurs devraient se consacrer à l'incertitude liée à la structure des modèles hydrologique ou de simulation de culture. Il n'y a pas une approche méthodologique standard d'évaluation du CC sur les ressources en eau et les systèmes agricoles. Cela dépend des objectifs de l'étude.

Le modèle SWAT+ est un outil de modélisation agro-hydrologique semi-distribué, à base physique et continu dans le temps, qui est une version entièrement restructurée du modèle SWAT. Il permet de simuler la qualité et la quantité des eaux de surface et souterraines et de prévoir l'impact environnemental de l'utilisation des terres, des pratiques de gestion des terres et du changement climatique. Il offre une plus grande flexibilité dans la configuration d'un modèle, ainsi qu'une représentation spatiale plus souple des interactions et des processus au sein d'un bassin versant. Le DSSAT est une suite de modèles de simulation de cultures qui intègre plus de 32 cultures, la physiologie et la phénologie des cultures, les données météorologiques et pédologiques, et les stratégies de gestion des cultures, en se basant sur les processus impliqués dans l'interaction sol-plante-atmosphère. Le CERES-Rice est le module spécifique au riz dans le DSSAT, qui permet de simuler la croissance, le développement et le rendement du riz, depuis le semis jusqu'à la récolte. Le modèle SWAT+ et le DSSAT/CERES-

Rice ont tous deux des applications limitées en Afrique de l'Ouest et particulièrement en Côte d'Ivoire.

Dans ce chapitre, il a également s'agit de la perception paysanne du CC, de la vulnérabilité au CC, et des études d'impact du CC sur les agrosystèmes. L'analyse de perception des agriculteurs du CC et de leur vulnérabilité est une étape importante qui doit être intégrée dans l'évaluation de l'impact climatique sur les agrosystèmes. Dans cette étude, l'analyse de la vulnérabilité combine des méthodes quantitatives et qualitatives.

Ce 2^{ème} chapitre marque la fin de la 1^{ère} Partie de ce document qui concerne les Généralités. Dans la seconde Partie, il s'agit de la description du matériel et des méthodes qui ont été employés pour réaliser ce travail.

PARTIE II : MATERIEL ET METHODES

Chapitre 3 : Matériel

3.1. Description des données de l'étude

Plusieurs types et ensembles de données ont été utilisés dans cette étude. Ces données varient selon leur disponibilité, leur échelle temporelle et leur qualité. Ces données se composent de données météorologiques :

- de stations d'observations au sol, satellitaires et de modèles climatiques ;
- de données hydrométriques, topographiques, cartographiques, agronomiques, pédologiques ;
- de données sociales.

Cette section du manuscrit fait une description de la nature de ces divers ensembles de données et de leurs sources. Leur traitement est abordé dans les chapitres qui leur sont dédiés.

3.1.1. Données météorologiques

3.1.1.1. Données météorologiques observées

Les données météorologiques observées sont de deux (2) types : les données provenant de mesures de stations au sol et les données provenant de satellites. Les données de stations concernent les précipitations (P), et les températures minimale et maximale (Tmin et Tmax). Elles sont issues de la station synoptique de Yamoussoukro. Ces données ont été obtenues auprès de la Société d'Exploitation et de Développement Aéroportuaire et Maritime (SODEXAM), au pas de temps journalier et couvrent la période 1979–2020. Ces données ont servi à l'analyse de la variabilité climatique.

Les données satellitaires sont l'autre type de données d'observations utilisées dans cette étude. Elles sont issues de la base de données POWER version 2.0.0 (Prediction Of Worldwide Energy Resources) de la NASA (National Aeronautics and Space Administration) des Etats-Unis. Ces données sont basées sur des produits satellitaires de modèles et sont disponibles sur la grille mondiale de latitude et de longitude des modèles (**Tableau VIII**). Les données POWER ont une résolution spatiale de $0,5^\circ \times 0,625^\circ$ de latitude et longitude. Elles se sont révélées suffisamment précises pour fournir des données fiables sur les ressources solaires et météorologiques dans les régions où les mesures de surface sont rares ou inexistantes. Ces données concernent les précipitations, les températures maximale et minimale, l'humidité relative (Rh), la vitesse du vent (U) et le rayonnement solaire (RS). Elles ont été recueillies sur un site web dédié (<https://power.larc.nasa.gov/data-access-viewer/>), au pas de temps journalier

sur la période 1982–2021 et concernant les villes de Yamoussoukro, Kounahiri, Oumé et Zuénoula.

Tableau VIII : Stations météorologiques des données d’observations

Stations	Source	Latitude	Longitude	Période d’observation
Kounahiri	POWER	7,78 °	-5,83 °	1982 – 2021
Oumé	POWER	6,36 °	-5,41 °	1982 – 2021
Yamoussoukro	SODEXAM	6,90 °	-5,35 °	1979 – 2020
	POWER			1982 – 2021
Zuénoula	POWER	7,41 °	-6,05 °	1982 – 2021

3.1.1.2. Sorties de modèles climatiques

Les données météorologiques simulées utilisées dans le cadre de cette étude proviennent de deux (2) modèles climatiques régionaux (MCR) issus de la base de données du Centre Allemand de Calcul Climatique (DKRZ ; <https://cera-www.dkrz.de/WDCC/ui/cersearch/>). Ces modèles sont issus de l’initiative CORDEX ([Cordex - Expérience régionale coordonnée de réduction d’échelle climatique](#)) pour le domaine de l’Afrique (AFR–44) du Programme Mondial de Recherche sur le Climat (WCRP), basée sur les forçages du CMIP5. Ces MCR sont RACMO22T (ICHEC-EC-EARTH du KNMI) et RCA4 (CCCma-CanESM2 du SMHI) (**Tableau IX**). Ils ont tous une résolution spatiale de $0,44^{\circ} \times 0,44^{\circ}$ (50 km) et leurs données, qui ont été recueillies, couvrent deux périodes : 1981–2005 (données historiques) et 2006–2100 (données scénarios). Elles concernent les précipitations, les températures maximale et minimale, l’humidité relative, la vitesse du vent et le rayonnement solaire.

Tableau IX : Description des modèles climatiques régionaux utilisés dans cette étude

MCG	MCR	Résolutions spatiale/temporelle	Institut	Source
ICHEC-EC-EARTH	RACMO22T	$0,44^{\circ} \times 0,44^{\circ}$ /jour	KNMI	Royal Netherlands Meteorological Institute
CCCma-CanESM2	RCA4	$0,44^{\circ} \times 0,44^{\circ}$ /jour	SMHI	Swedish Meteorological and Hydrological Institute

3.1.2. Données hydrométriques

Dans le cadre de ces travaux, ce sont les données de débits de la station hydrométrique de la ville de Bouaflé sur le Bandama rouge (La Marahoué), qui ont été recueillies (**Tableau X**). Ces données sont issues de la Base de Données Africaine des Indices Hydrométriques (ADHI). Elles sont gratuitement accessibles via le lien web <https://doi.org/10.23708/LXGXQ9> et couvrent la période 1950–2018. Cette nouvelle base de données fournit un large éventail d'indices hydrométriques et de signatures hydrologiques calculés à partir de différentes sources de données après un contrôle de qualité (Tramblay *et al.*, 2021). Les données de la station de Bouaflé recueillies, s'étendent de 1982 à 1996 (15 ans) et sont disponibles au pas de temps mensuel.

Tableau X : Station hydrométrique utilisée dans cette étude

Station	Résolution temporelle	Latitude	Longitude	Période d'observation
Bouaflé	Mensuelle	6,979 °	-5,754 °	1982 – 1996

3.1.3. Données topographiques et cartographiques

Les données topographiques et cartographiques de cette étude ont exclusivement servi à la modélisation hydrologique (**Tableau XI**). Ce sont des données de type « Raster » qui comprennent :

- un Modèle Numérique de Terrain (MNT) SRTM (Shuttle Radar Topography Mission) de résolution 30 m, acquis sur la base de données de l'United States Geological Survey (USGS) via le lien web : <https://earthexplorer.usgs.gov/> ;
- la carte mondiale des sols de la Base de données Mondiale Harmonisée des Sols (Harmonized World Soil Database, HWSD version 1.21), disponible gratuitement sur le site web [IIASA - Land Use Change and Agriculture Program](#) : cette base de données a été optimisée à partir de quatre (4) bases de données sources : la base de données des sols européens (European Soil Data Base, ESDB), la carte pédologique de la Chine au 1:1 million, diverses bases de données régionales Soil and Terrain (SOTER), et la carte des sols du monde de la FAO. La carte obtenue a une résolution spatiale d'environ 1 km (30 secondes d'arc par 30 secondes d'arc). Elle contient près de 16 000 unités cartographiques de sols. Elle est d'une utilité pratique pour les modélisateurs et peut

servir à des études prospectives sur le zonage agroécologique, la sécurité alimentaire et les impacts du changement climatique (FAO *et al.*, 2012) ;

- une carte d’occupation et d’utilisation terrestres réalisée à partir d’images satellitaires Landsat 4-5 du capteur TM (Thematic Mapper) de l’USGS : Ces images ont été acquises du 16 au 22 décembre 1988 ;
- la carte globale de l’utilisation et de la couverture terrestres de 10 m de résolution (Karra & Kontgis, 2021) : Cette carte est accessible via le lien web [Sentinel-2 10m Land Use/Land Cover Timeseries – Aperçu \(arcgis.com\)](https://sentinel2.esri.com/). Elle est dérivée de l’imagerie Sentinel-2 et couvre la période 2017-2022 et est constamment mise à jour au fil du temps. Elle contient 10 classes d’utilisation et de couverture terrestres : zones aquatiques, arbres, prairies, végétation inondée, cultures, broussailles/arbustes, zones bâties, sols nus, neige/glace et nuages. C’est la scène de janvier 2017 qui a été recueillie pour cette étude.

Tableau XI : Description des données topographiques et cartographiques

Données	Description	Sources
MNT	Résolution spatiale de 30 m	United States Geological Survey (USGS)
Carte mondiale des sols (HWSD v1.21)	Résolution spatiale de 1 km	International Institute for Applied Systems Analysis (IIASA)
Landsat 4-5 TM	Résolution spatiale de 30 m	United States Geological Survey (USGS)
Carte de l’utilisation et de la couverture terrestres	Du 1 ^{er} janvier 2017 avec une résolution spatiale de 10 m	Environmental Systems Research Institute (ESRI)

3.1.4. Données agronomiques et pédologiques

Les données agronomiques sont relatives à une variété de riz irrigué cultivée sur la plupart des périmètres rizicoles du département de Yamoussoukro, ainsi que son itinéraire technique de culture. Il s’agit également de données de gestion des champs à savoir : la durée du cycle de croissance, les dates de préparation des champs, de repiquage, de récolte, ainsi que des mesures de culture (date d’anthèse, date de maturation, poids d’un grain, nombre de grains/m², rendements en grain), etc. Les données pédologiques sont des échantillons de sols qui ont été

prélevés sur les champs suivis, durant cette étude. Ces échantillons de sol ont été analysés au Laboratoire de Pédologie de l'Institut National Polytechnique Félix HOUPHOUËT-BOIGNY (INP-HB). Les analyses ont porté sur la densité apparente du sol, la porosité, la texture, le pH, les taux de matière organique, d'azote total, de phosphore et de potassium des sols.

3.1.5. Données d'enquête

Les données d'enquête sont des données qui ont été recueillies au cours des entretiens menés auprès des riziculteurs de cinq (5) périmètres irrigués du département de Yamoussoukro. Ces informations ont été utiles pour comprendre les habitudes culturelles et la perception des agriculteurs vis-à-vis de la dynamique du climat, d'appréhender les mesures adaptatives qu'ils développent pour faire face au changement climatique, ainsi que les besoins pour y faire face.

3.2. Outils

Les outils utilisés dans ce travail se composent essentiellement de programmes informatiques. Il s'agit de :

- **Sphinx plus version 5** : c'est un logiciel ayant servi à l'élaboration du questionnaire d'enquête utilisé lors des entretiens avec les riziculteurs ;
- **IBM SPSS version 25** : c'est un logiciel spécialisé dans le traitement de données à des fins d'analyses statistiques. Il a été utilisé pour le traitement des données d'enquête. Ce logiciel a permis de présenter certains résultats sous forme graphique ;
- **R-Instat 0.7.0** : c'est un logiciel d'analyse de données agrométéorologiques. Il a permis de réaliser le calcul des indices pluviométriques, ainsi que l'analyse des facteurs clés de la saison agricole ;
- **Khronostat version 1.01** : cet outil a permis l'application des tests de ruptures sur les séries chronologiques agro et hydro-climatiques ;
- **Rstudio** : ce programme a permis l'application du test de tendance de Mann-Kendall et de la régression linéaire sur les séries chronologiques agro et hydro-climatiques ;
- **QGIS 3.26.2** : c'est le logiciel SIG ayant été utilisé pour la conception de cartes ;
- **QSWATPlus3_9 version 2.2.4** : c'est le modèle agro-hydrologique qui a été utilisé pour simuler les apports dans la retenue du périmètre rizicole de Nanan ; ce programme est intégré dans le logiciel SIG QGIS ;
- **SWAT+ Toolbox version 1.0** : c'est l'outil utilisé pour réaliser l'analyse de sensibilité, la calibration et la validation du modèle SWAT+ ;

- **DSSAT version 4.8** : c'est le système de modèles de cultures utilisé pour modéliser les besoins en eau d'irrigation et les rendements du riz irrigué ;
- **CMhyd** : c'est l'outil qui a été utilisé pour extraire et corriger les biais des données des différents modèles climatiques ;
- **Origin 2022** : c'est un logiciel d'analyse de données qui a été utilisé pour la création de graphiques et la visualisation des données.

Conclusion partielle

Ce chapitre a été destiné à la description des données ainsi que des outils qui ont servi dans cette étude. Plusieurs types et ensembles de données ont été utilisés notamment, des données météorologiques, des données hydrométriques, topographiques, cartographiques, agronomiques, pédologiques, et des données sociales. Ces données varient selon leur disponibilité, leur échelle temporelle et leur qualité. Les données météorologiques concernent des données d'observations au sol, des données satellitaires et des sorties de modèles climatiques régionaux (MCR). Les données météorologiques observées proviennent de la SODEXAM, à la station synoptique de Yamoussoukro à une échelle de temps journalière, sur la période 1979–2020. Les données météorologiques satellitaires couvrant la période 1982–2021, concernent les villes de Yamoussoukro, Kounahiri, Oumé et Zuénoula, et sont issues de la base de données NASA POWER. Les sorties de modèles proviennent de deux MCR (RCA4 et RACMO22T) et couvrent deux périodes : 1981–2005 (données historiques) et 2006–2100 (données scénarios). Les données hydrométriques sont issues de la Base de Données Africaine des Indices Hydrométriques (ADHI), à la station de la ville de Bouaflé et s'étendent de 1982 à 1996, au pas de temps mensuel. Les données topographiques et cartographiques sont un MNT de 30 m de résolution, la carte mondiale des sols de la FAO de 1 km de résolution, des images Landsat 4-5 TM de 30 m de résolution et une carte globale de l'utilisation et de la couverture terrestres de 10 m de résolution. Les données agronomiques sont relatives à l'itinéraire technique d'une variété de riz, de données de gestion des champs. Les données pédologiques concernent la densité apparente du sol, la porosité, la texture, le pH, les taux de matière organique, etc.

Les outils utilisés sont également de divers types et sont essentiellement des programmes informatiques. Il s'agit entre autres de Sphinx plus v.5, IBM SPSS v.25, R-Instat 0.7.0,

Khronostat v.1.01, Rsutdio, QGIS 3.26.2, QSWATPlus3_9 v.2.2.4, SWAT+ Toolbox v.1.0, DSSAT v.4.8, CMhyd et Origin 2022.

Il est question dans le 4^{ème} chapitre de ce mémoire, d'effectuer une description détaillée des différentes approches méthodologiques qui ont été utilisées pour résoudre les objectifs spécifiques de l'étude.

Chapitre 4 : Méthodes

4.1. Estimation des apports en eau dans la retenue du périmètre rizicole de Nanan

4.1.1. Justification du choix du modèle agro-hydrologique SWAT+

Avant même de démarrer le processus de modélisation hydrologique, le choix d'un type de modèle peut se montrer très difficile. Ce choix doit constituer un compromis entre le degré de complexité du modèle, la disponibilité des données et la performance du modèle (Gbohoui, 2021). Selon Grayson & Blöschl (2001), pour une quantité de données disponibles, les performances du modèle sont maximisées à mesure que la complexité varie. Une fois qu'un certain optimum de complexité d'un modèle est dépassé, sa performance est réduite si les paramètres du modèle deviennent trop nombreux par rapport aux données disponibles. Et un modèle trop simple ne sera pas capable de traiter au maximum toutes les informations stockées dans une grande quantité de données (**Figure 27**).

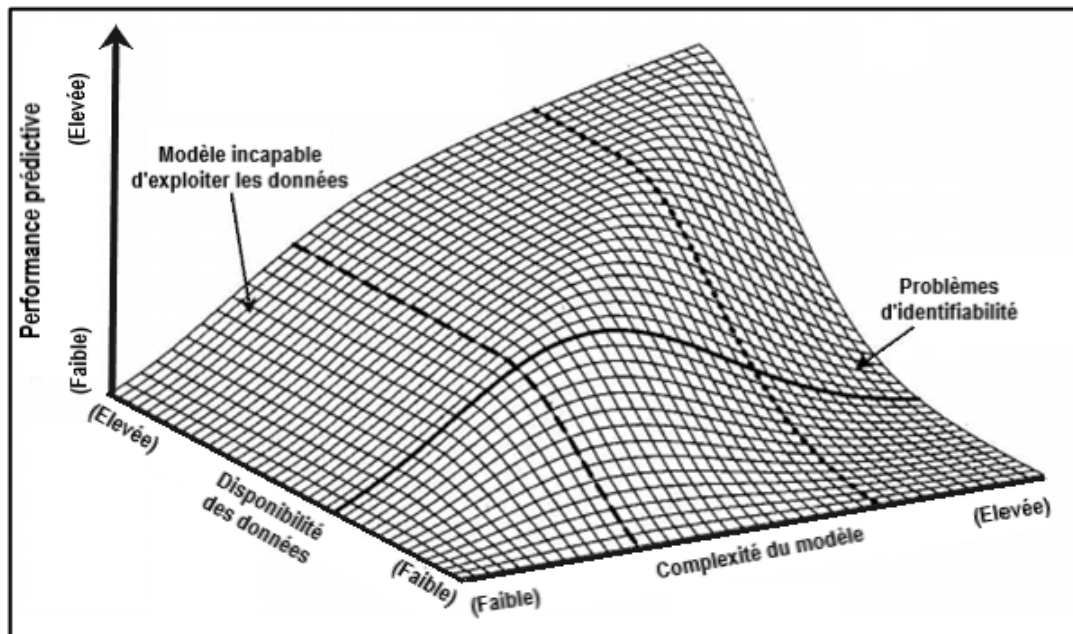


Figure 27 : Relation conceptuelle entre la disponibilité des données, le degré de complexité et la performance du modèle

Note : Figure adaptée de Grayson & Blöschl (2001)

Une approche intéressante dans le choix d'un modèle hydrologique, est le « principe de parcimonie » qui permet d'expliquer un phénomène à partir d'un minimum de causes élémentaires (Gbohoui, 2021). Aussi, Beckers & Degré (2011) proposent deux (2) critères de choix des modèles hydrologiques : (i) l'objectif de la modélisation avec comme choix, les modèles physiques complexes, si l'on s'intéresse aux processus et aux paramètres régissant les phénomènes modélisés – et les modèles conceptuels physiques plus simples, si l'on ne s'intéresse qu'aux résultats de la modélisation ; (ii) la taille de la zone d'étude où les modèles

physiques ne semblent qu'être appropriés qu'aux bassins versants de petite taille, dans le cas contraire, ceux-ci fonctionneraient comme des modèles conceptuels.

Dans cette étude, il est question de simuler les écoulements vers la retenue d'irrigation du périmètre rizicole de Nanan, que ce soit dans le passé comme dans le futur, afin d'évaluer les impacts potentiels du changement climatique. Sur la base des critères ci-dessus, le modèle hydrologique à sélectionner pour cette étude, doit être conceptuel et à base physique comme le modèle SWAT ou CEQUEAU. Il doit être parcimonieux, c'est-à-dire que le modèle doit être assez complexe pour nécessiter une quantité de données qui n'affectera pas sa performance. Aussi, la variabilité spatiale et temporelle du bassin versant à modéliser doit pouvoir être capturée par l'outil de modélisation hydrologique choisi.

Le modèle SWAT a largement été utilisé dans le monde (Tan *et al.*, 2020) et en Afrique (Akoko *et al.*, 2021). Dans le contexte ivoirien, le modèle SWAT a notamment été appliqué par Koua *et al.* (2014, 2019, 2021) ; Anoh *et al.* (2017, 2021) ; N'Dri *et al.* (2019) ; Kouadio *et al.* (2022), qui ont obtenu des résultats satisfaisants dans la simulation des débits de cours d'eau. Par ailleurs, le modèle SWAT+ utilise les mêmes codes que le modèle SWAT mais, il contient plusieurs améliorations par rapport aux versions précédentes du modèle SWAT. Cependant, il est difficile de dire lequel des deux modèles est le plus performant. En effet, Kakarndee & Kositsakulchai (2020) ont comparé les performances des modèles SWAT et SWAT+ pour la simulation des débits de cours d'eau et ont obtenu des résultats satisfaisants dans les deux cas. Toutefois, le modèle SWAT+ permet la définition d'unités de paysage, qui fournissent une meilleure représentation de la dynamique spatio-temporelle des bassins versants (Wagner *et al.*, 2022). Il permet également une connexion entre les objets spatiaux présents sur le bassin versant. Cette nouvelle fonctionnalité est une piste très intéressante pour simuler les écoulements vers le réservoir du périmètre de Nanan qui ne dispose pas de mesures de débits. En outre, les aquifères dans SWAT+ ne sont plus liés aux URH comme dans SWAT et leur nombre peut être défini sans tenir compte du nombre de LSU, de URH et de sous-bassins. Les objets spatiaux permettent en outre, d'améliorer la simulation de l'utilisation anthropique des terres et des ressources en eau.

Par ailleurs, une des limites du modèle SWAT, est la non prise en compte des fonctions des réservoirs alors qu'ils peuvent jouer un rôle significatif dans les réponses des bassins versants, selon leurs tailles. Le modèle SWAT+ permet désormais d'attribuer facilement des règles de gestion détaillées des réservoirs de manière à ce que les simulations des sorties des réservoirs puissent être beaucoup plus proches des routines d'exploitation réelles (Yen *et al.*, 2019). Des

tables de décision qui permettent de spécifier les conditions de diverses activités de gestion et de scénarios d'utilisation des terres, de vidange des réservoirs et de conditions de flux, sont également nouvellement disponibles dans le modèle SWAT+ (Chawanda *et al.*, 2020a). Elles permettent notamment, de simuler l'irrigation automatisée et les rejets de réservoirs. L'utilisation de tables de décision pour simuler la gestion dans des modèles de terres, de rivières et de réservoirs présente plusieurs avantages par rapport aux approches actuelles (Arnold *et al.*, 2018). Le **Tableau XII** illustre les différences principales entre les modèles SWAT et SWAT+.

Tableau XII : Principales différences de fonctionnalités entre les modèles SWAT et SWAT+

Catégorie	SWAT+	SWAT
Prise en charge de la calibration	Calibration manuellement SWAT+ en utilisant « calibration.cal »	Non supporté
Opération de réservoirs	Assignation de règles d'opérations	Non supporté
Flexibilité du codage	Structure de codage modulaire facile à modifier/mettre à niveau	Conventionnel
Limites d'aquifères	Peuvent être définies de manière flexible sans limitations	Utilisées pour être liées aux URH*
Connectivité	Définition d'objets individuels de bassins versants	Flexibilité spatiale limitée

Source : Yen *et al.* (2019) ; *URH = Unité de Réponse Hydrologique

Les applications du modèle SWAT+ en Afrique sont relativement peu nombreuses (Chawanda *et al.*, 2020a, 2020b ; Kiprotich *et al.*, 2021 ; Msigwa *et al.*, 2021 ; Nkwasa *et al.*, 2022) étant donné que c'est un modèle assez récent. Au moment de la rédaction de ce manuscrit, aucune application du modèle SWAT+ sur des bassins versants en Côte d'Ivoire n'a encore été publiée. Eu égard à tout ce qui précède, la version SWAT+ a été choisie comme modèle hydrologique pour quantifier les écoulements vers la retenue d'irrigation du périmètre de Nanan et ensuite évaluer les impacts du changement climatique sur ces apports.

4.1.2. Procédure d'estimation des apports dans la retenue du périmètre rizicole de Nanan

Le barrage hydroagricole de Nanan se situe dans le bassin versant du fleuve Bandama, qui est l'un des principaux fleuves du réseau hydrographique de la Côte d'Ivoire. Le bassin versant de

la retenue du périmètre de Nanan (BVRN) est un bassin dit « non jaugé », du fait de l'absence de stations hydrométriques pour la mesure de débits vers la retenue. Les bassins versants non-jaugés ne permettent pas d'effectuer la modélisation hydrologique classique, nécessitant des données de débits observés pour l'étalonnage des modèles. Dans de telles situations, l'approche appelée « Régionalisation » est très souvent employée. Cette approche consiste à estimer les variables hydrologiques d'intérêt à partir de données provenant d'un ou plusieurs bassins versants jaugés (donneurs), considérés similaires au bassin versant non-jaugé (receveur). Les similarités peuvent être des points de vue géographique, climatique et/ou hydrologique. Le principe des méthodes de régionalisation est donc d'utiliser les bassins versants jaugés pour déterminer un jeu de paramètres qui représente le fonctionnement hydrologique des bassins non-jaugés (Poncelet, 2016). Cependant, la modélisation régionalisée est sujette à l'erreur et à l'incertitude en raison de la relation statistique entre les valeurs des paramètres et le paysage (Arsenault *et al.*, 2019). Etant donné que les processus de régionalisation sont souvent mis en œuvre à une grande échelle spatiale, l'application de modèles régionalisés à des réservoirs agricoles locaux est sujette à des erreurs (Song *et al.*, 2022).

Sur le bassin versant du Bandama, la station de Bouaflé est la station hydrométrique la plus proche du BVRN (non jaugé) avec des données assez homogènes. La procédure de modélisation des volumes d'eau entrants de la retenue de Nanan adoptée dans cette étude, consiste donc d'une part, à calibrer et à valider le modèle SWAT+ à la station de Bouaflé. Le réservoir de Nanan étant un objet spatial, une calibration et validation satisfaisantes permettraient de fidèlement reproduire les écoulements vers la retenue, en raison de la connectivité des flux entre les objets spatiaux du bassin, représentée par le modèle SWAT+. En effet, Migliaccio & Chaubey (2007) mentionnent que l'étalonnage d'un sous-bassin ne nécessite aucun étalonnage supplémentaire d'autres sous-bassins adjacents, lorsqu'ils sont tous hydrologiquement connectés, en raison de la minimisation de l'erreur lors de la calibration du premier sous-bassin. D'autre part, la méthodologie consiste à utiliser les tables de décision des réservoirs et d'irrigation pour respectivement simuler les conditions de gestion et d'exploitation de la retenue, ainsi que les opérations d'irrigation du périmètre rizicole de Nanan. Dans la procédure de modélisation des écoulements vers la retenue du périmètre rizicole irrigué de Nanan, des données physiographiques et hydro-climatiques sont utilisées pour configurer et exécuter le modèle SWAT+ (**Figure 28**). Une analyse de sensibilité, la calibration et la validation sont d'abord réalisées. Et le modèle calibré et validé est utilisé pour simuler les écoulements vers la

retenue de Nanan après avoir défini les règles d'opérations d'irrigation et de gestion de la retenue.

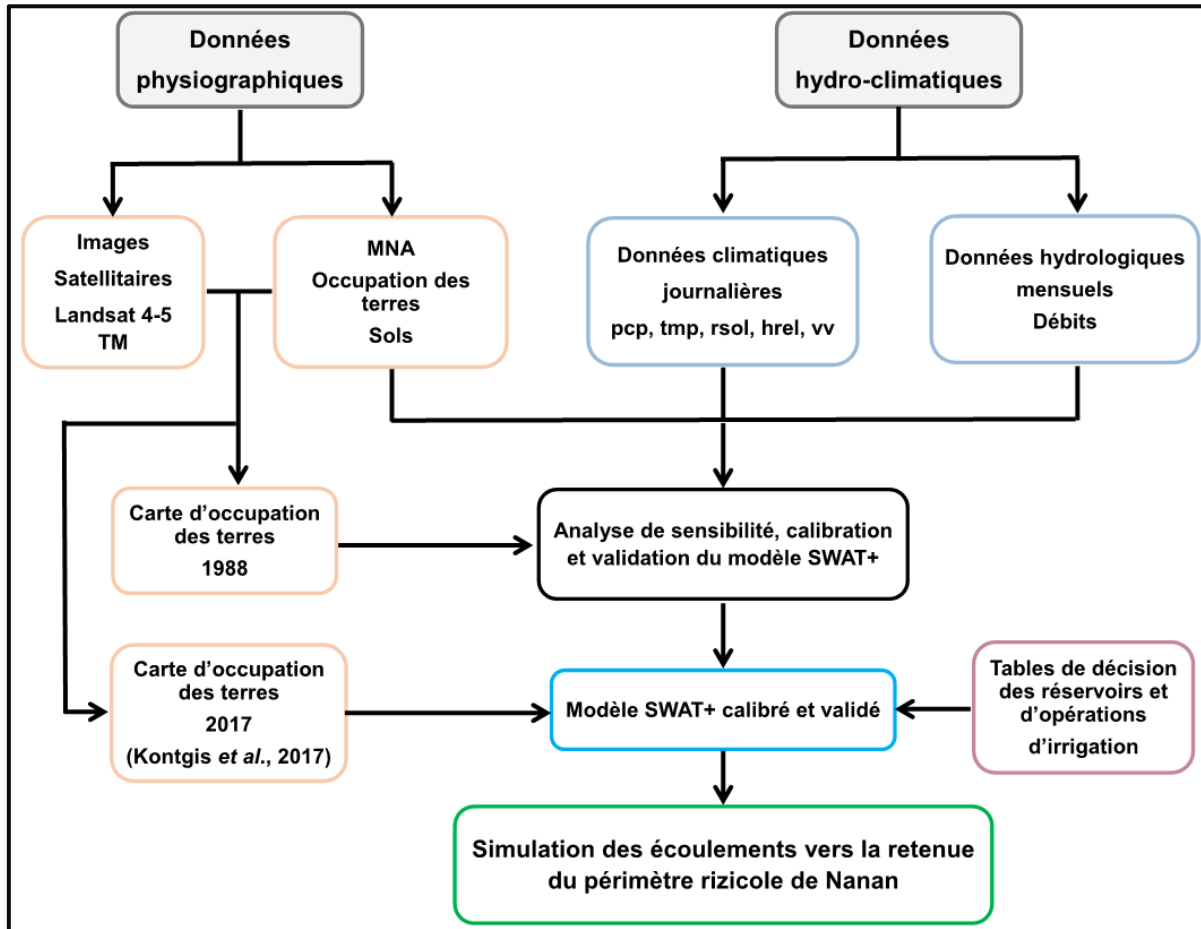


Figure 28 : Organigramme pour l'estimation des apports dans la retenue du périmètre de Nanan

La **figure 29** illustre les périodes de calibration, de validation et de simulation des écoulements vers la retenue de Nanan. Sur la période 1984–1989 (06 ans), l'étalonnage consiste à calibrer le modèle à la station de Bouaflé en utilisant une carte d'occupation et d'utilisation des terres de l'année 1988. Ensuite, le modèle est validé de 1991 à 1996 (06 ans) avec la même carte d'occupation des terres de 1988. Les flux entrants de la retenue du périmètre de Nanan sont simulés sur 35 ans, de 1986 à 2020, avec le modèle SWAT+ calibré et validé. En outre, cette simulation est effectuée avec la carte d'occupation et d'utilisation des terres de 2017 (Kontgis et al., 2021).

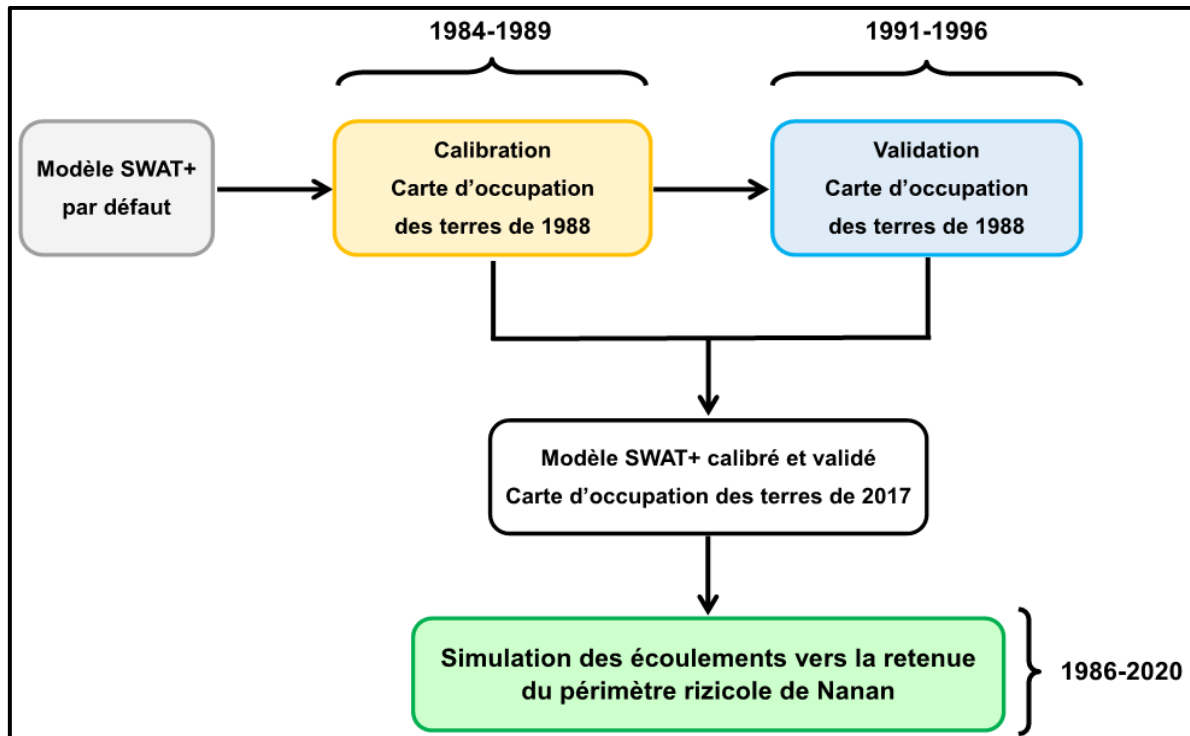


Figure 29 : Périodes de calibration, de validation et de simulation des apports dans la retenue de Nanan

4.1.3. Configuration du modèle du bassin versant de la retenue de Nanan

4.1.3.1. Préparation des données physiographiques du BVT

Des grilles SRTM de 30 m de résolution ont été récupérées sur la base de données de l'USGS afin de confectionner le Modèle Numérique de Terrain (MNT) (**Figure 30-a**). Les grilles ont d'abord été découpées selon la zone d'intérêt, ensuite elles ont été mosaïquées et enfin, reprojetées selon le système de coordonnées de la Côte d'Ivoire (WGS 84 / UTM zone 30N). Afin d'améliorer la précision de la délimitation du bassin versant par le modèle SWAT+, un masquage du MNT a été effectué selon les limites du BVT qui fut préalablement extrait. De même, la carte d'occupation et d'utilisation des sols de 1988 (**Figure 30-b**) et la carte mondiale des sols de la Base de données Mondiale Harmonisée des Sols (HWSD version 1.21) (**Figure 30-c**) ont été masquées d'après les contours du BVT. Le **Tableau XIII** présente les différentes classes de sols rencontrées sur le bassin versant de Taabo.

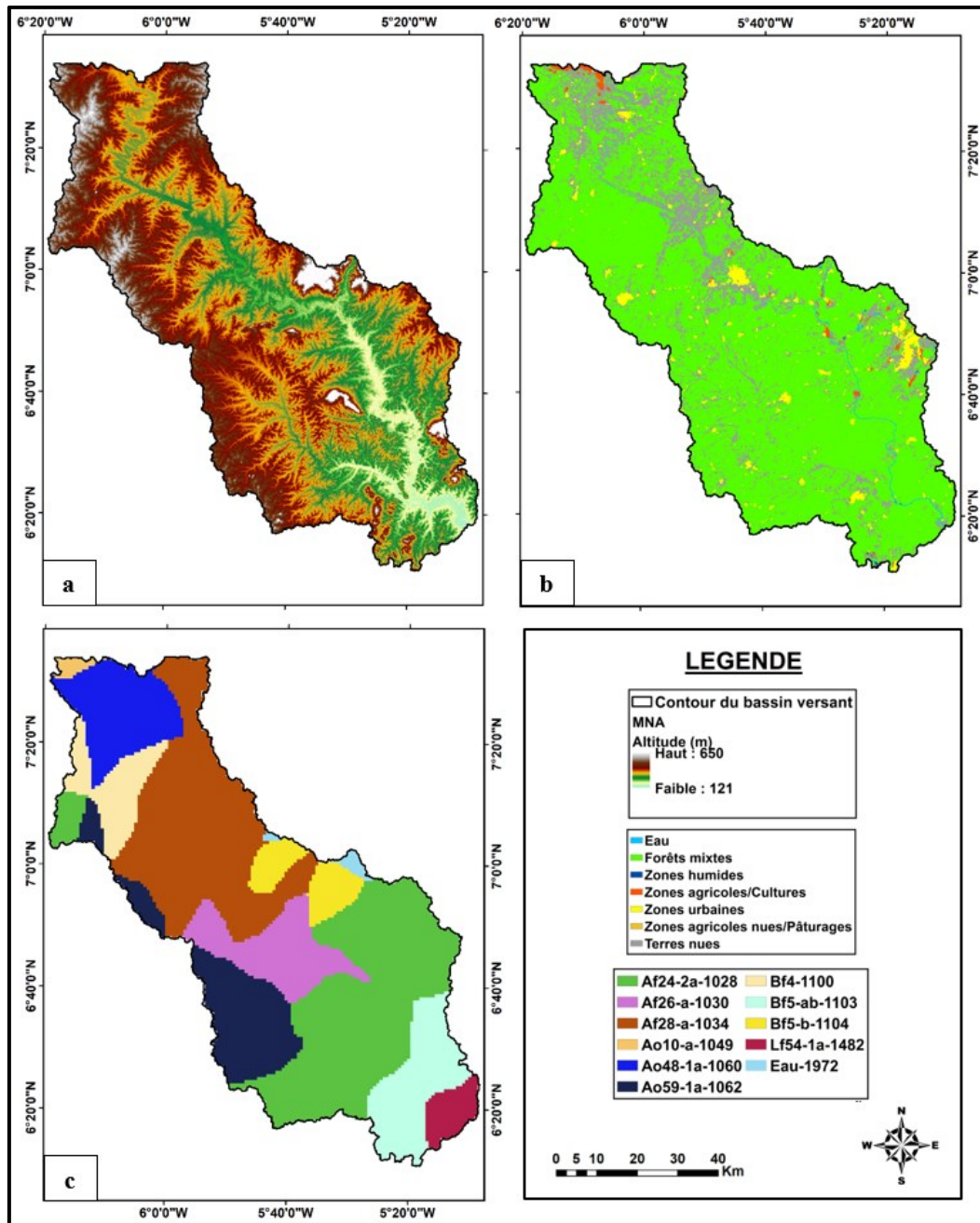


Tableau XIII : Unités de sols rencontrées sur le bassin versant de Taabo

Code de sol	Nom de sol
Af	Acrisols ferriques
Ao	Acrisols orthiques
Bf	Cambisols ferraliques
Lf	Luvisols ferriques

4.1.3.2. Préparation des données hydro-climatiques

Deux types de fichiers doivent être préparés pour les données climatiques : les fichiers d'informations sur les stations météo et les fichiers de données des variables climatiques. Les données météorologiques sont issues de la base de données POWER de la NASA et concernent les stations de Kounahiri, Zuénoula, Oumé et Yamoussoukro. Ces fichiers sont utilisés dans le programme connexe du modèle SWAT+ appelé SWAT+ Editor (Editeur SWAT+). Des fichiers supplémentaires concernant les informations sur les stations météorologiques du bassin versant et leurs statistiques mensuelles respectives, ont été également préparés pour être importer dans l'éditeur SWAT+.

4.1.3.3. Préparation des tables d'utilisation des terres et des sols

Respectivement pour la carte d'utilisation et d'occupation des terres, ainsi que la carte des sols, des tables de choix ont été créées. Ces tables sont utilisées par SWAT+ pour convertir les valeurs numériques trouvées dans les deux types de cartes en codes d'utilisation des terres SWAT+ et en noms de sols, respectivement (**Figure 31**).

LANDUSE_ID, SWAT_CODE	SOIL_ID, SNAM
1, WATR	1027, Af23-2a-1027
2, FOMI	1028, Af24-2a-1028
3, WETM	1029, Af25-1a-1029
4, WETL	1030, Af26-a-1030
5, AGRL	1033, Af28-1033
6, WETW	1034, Af28-a-1034
7, URBN	1035, Af29-1-2a-1035
8, BARR	1036, Af30-1036
10, CRDY	1047, Ao10-1047
11, BRLD	1049, Ao10-a-1049
	1057, Ao45-2a-1057
	1059, Ao48-1a-1059

Figure 31 : Table d'utilisation et d'occupation des terres (à gauche) et table des sols (à droite)

4.1.4. Discrétisation du bassin versant en Unités de Réponses Hydrologiques

La discrétisation du BVT en Unités de Réponses Hydrologiques (URH) a consisté à créer les sous bassins, puis les unités paysagères (LSU), enfin les URH. Pour créer les sous bassins, des seuils ont été définis afin de représenter les canaux et le réseau hydrographique du bassin. Le seuil est le nombre de cellules (ou la surface) nécessaire pour former un canal ou un tronçon du réseau de cours d'eau – une cellule fera partie d'un canal ou d'un tronçon, si elle possède au

moins le nombre seuil de cellules défini qui s’y déversent (Dile *et al.*, 2022). En effet, plus les seuils de canaux et de réseau hydrographique sont faibles, plus de LSU et de sous-bassins seront créés, respectivement. Le BVRN étant de très petite taille (entre 7 et 8 km²), il est nécessaire de définir de petites valeurs de seuils pour augmenter le nombre de canaux et densifier le réseau hydrographique, afin que la retenue de Nanan appartienne au réseau de cours d’eau. Ainsi, un seuil de 2,12 km² (212 ha) a été défini pour les canaux, ce qui correspond à un seuil de 21,2 km² (2120 ha) pour le réseau hydrographique. Un seuil d’accrochage de 300 m a été défini. Ce seuil signifie que tous les points situés à au moins 300 m d’un tronçon du réseau, appartiennent au réseau. Au-delà de 300 m, ils sont considérés hors du réseau hydrographique.

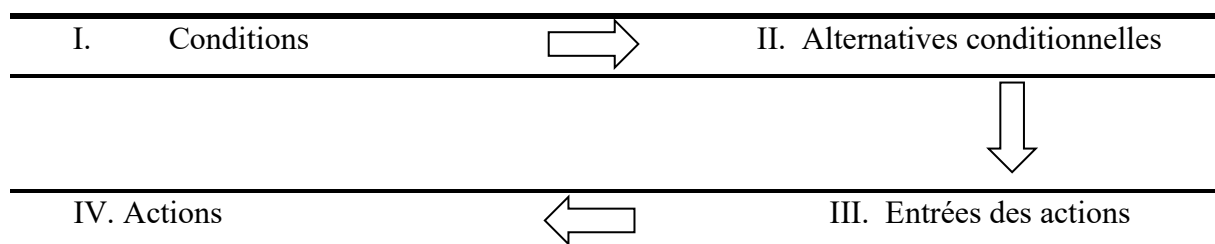
Les LSU ont été créées selon la méthode d’inversion des distances sur le MNT. Cette méthode consiste à annuler toutes les altitudes du MNT, à redéfinir les directions d’écoulement, puis à calculer la quantité d’eau qui s’écoulerait alors en chaque point. La faible valeur de seuil de réseau hydrographique définie, a engendré la création de nombreux sous-bassins versants qui ont été fusionnés afin de réduire leur nombre et le temps de calcul du modèle.

La création des URH a été effectuée selon deux (2) méthodes : la méthode du filtrage par utilisation des terres, sol et pente, et la méthode du seuil de pourcentage de l’unité de paysage. La valeur de 10 % est renseignée pour l’utilisation des terres, le sol et la pente. Cette valeur signifie que pour la création des URH, SWAT+ ignorera toutes les unités paysagères ayant un pourcentage de classes d’utilisation des terres, de sols et de pente inférieur à 10 %.

4.1.5. Tables de décision d’irrigation et de libération de l’eau du réservoir

Les tables de décision sont un moyen précis mais compact qui permettent de modéliser des ensembles complexes de règles et les actions qui y correspondent. Ce sont des organigrammes et des instructions « If-Then-Else » (« Si-Alors-Sinon ») et « Switch-Case » (« Commutation de Cas ») qui associent des conditions aux actions à exécuter de manière compacte et intuitive. Elles sont divisées en quatre (4) quadrants : I. Conditions, II. Alternatives conditionnelles, III. Entrées ou résultats des actions, et IV. Actions (**Tableau XIV**).

Tableau XIV : Structure des quatre quadrants des tables de décision de SWAT+



Chaque décision correspond à une variable, une relation ou un prédicat dont les valeurs possibles sont énumérées parmi les alternatives de condition. Chaque action est une procédure ou une opération à exécuter, et les entrées précisent si (ou dans quel ordre) l'action doit être exécutée pour l'ensemble des alternatives conditionnelles auxquelles l'entrée correspond.

Des algorithmes ont été développés dans SWAT+ pour déclencher automatiquement une application d'irrigation en fonction du stress hydrique de la plante ou du déficit hydrique du sol. Dans le présent exercice, il est question de déclencher les applications d'irrigation du riz selon ces conditions mais, en prélevant l'eau dans le réservoir de Nanan. La libération de l'eau du réservoir est automatiquement programmée en fonction du volume du réservoir et de la demande en eau d'irrigation selon les algorithmes suivants :

$$\begin{aligned} &\text{Si volume réservoir} < evol \times 1 \text{ et volume réservoir} > pvol \times 1 \\ &\text{alors jours de libération de l'eau (au-dessus_pvol)} \end{aligned} \quad (\text{Eq.11})$$

$$\begin{aligned} &\text{Si volume réservoir} > evol \times 1, \\ &\text{alors jours de libération de l'eau (au-dessus_evol)} \end{aligned} \quad (\text{Eq.12})$$

$$\begin{aligned} &\text{Si demande d'irrigation} > 0, \\ &\text{alors allouer_eau réservoir (irrigation_directe)} \end{aligned} \quad (\text{Eq.13})$$

où *evol* et *pvol* sont respectivement, le volume du réservoir au déversoir d'urgence et le volume du réservoir au plan d'eau normal. Le code de l'équation (11) indique de libérer l'eau du réservoir, si le volume du réservoir est inférieur au volume au déversoir d'urgence et supérieur au volume au plan d'eau normal. L'équation (12) signifie de libérer l'eau du réservoir, si le volume du réservoir est supérieur au volume au déversoir d'urgence. Et l'équation (13) ordonne d'irriguer systématiquement le périmètre en aval, si la demande d'irrigation du site est supérieure à 0.

Les opérations d'irrigation du périmètre en aval à partir de l'eau du réservoir peuvent être automatiquement déclenchées à travers l'algorithme suivant, selon le déficit hydrique du sol et le stress hydrique des plants de riz :

$$\begin{aligned} &\text{Si humidité sol} < 0,5_saturation \text{ et Cultures_Croissance} = \text{Oui}, \\ &\text{alors irrigation par submersion (submersion)} \end{aligned} \quad (\text{Eq.14})$$

$$\begin{aligned} &\text{Si stress hydrique} < 0,8, \\ &\text{alors irrigation par submersion (submersion)} \end{aligned} \quad (\text{Eq.15})$$

Le script de l'équation (14) correspond à une irrigation de 100 mm de hauteur d'eau à partir du réservoir, lorsque la quantité d'eau dans le sol est inférieure à la moitié de la capacité à la saturation du sol, et que les plantes sont en croissance. Le script de l'équation (15) indique d'irriguer par submersion, une quantité de 100 mm, lorsque le stress hydrique des cultures est inférieur à 0,8.

4.1.6. Analyse de sensibilité du modèle SWAT+

L'analyse de sensibilité du modèle du BVT (MBVT) a été réalisée par la méthode globale de Sobol (Sobol & Kucherenko, 2005) avec les données hydrométriques de la station de Bouaflé. Les 24 paramètres utilisés pour l'analyse de sensibilité ont été choisis d'après la littérature sur les essais de modélisation avec SWAT, du bassin versant du fleuve Bandama à Taabo (Anoh, 2014 ; Anoh *et al.*, 2017, 2021 ; Kouadio *et al.*, 2022), dans lequel se trouve le BVT (**Annexe 4**).

4.1.7. Calibration et validation du modèle SWAT+

Dans le cadre de cette étude, une calibration automatique a été effectuée avec le seul algorithme d'optimisation des paramètres qui est actuellement disponible dans la SWAT+ Toolbox. Il s'agit de l'algorithme de Recherche à Dimensions Dynamiques ou de Recherche Dynamiquement Dimensionnée (Dynamically Dimensioned Search, DDS) (Tolson & Shoemaker, 2007). Le DDS est approprié aux problèmes d'étalonnage avec de nombreux paramètres. Il ne nécessite aucun réglage des paramètres de l'algorithme et étend automatiquement la recherche pour trouver une bonne solution dans un nombre maximal d'évaluations de fonctions spécifiées (ou de modèles). Par conséquent, le DDS est bien adapté aux problèmes d'optimisation coûteux en temps de calculs, tels que l'étalonnage de modèles distribués comme SWAT+. Par ailleurs, Lespinas *et al.* (2018) ont constaté que le DDS peut rapidement converger vers une bonne solution pour calibrer les paramètres d'un modèle.

Les paramètres sensibles identifiés, l'étape de calibration automatique a été réalisée avec 2500 simulations de SWAT+ sur la période 1982–1989, avec 2 années comme période d'échauffement du modèle et une période d'étalonnage allant de 1984 à 1989 (06 ans).

Comme indiqué à la **figure 29**, la validation du MBVT s'est effectuée sur la période 1990–1996, selon les données disponibles, avec une année d'échauffement (1990). Ainsi, la période de validation part de 1991 à 1996, soit 06 années. La procédure dans SWAT+ Toolbox a consisté à exécuter le modèle avec les paramètres obtenus lors de la meilleure simulation du processus de calibration.

4.1.8. Evaluation de la performance du modèle SWAT+

Dans la SWAT+ Toolbox, l'algorithme d'optimisation DDS est lié à quatre (4) fonctions objectives que sont : le critère d'efficacité de Nash & Sutcliffe (1970) (NSE) ; les critères d'erreurs : l'erreur quadratique moyenne (MSE), l'erreur quadratique moyenne au carrée (RMSE) et le pourcentage de biais (PBIAS). L'ensemble des critères statistiques retenus dans cette étude pour l'évaluation de la performance du modèle SWAT+, est composé d'indices d'efficacité (NSE et R^2) et d'indices d'erreurs (PBIAS et le rapport de la RMSE et de l'écart-type des observations, RSR). Ces quatre (4) critères ont également été utilisés par Twisa *et al.* (2020) ; Beharry *et al.* (2021). Les fonctions objectives retenues dans le cadre de cette étude, leurs plages de valeurs et de performance associées, sont renseignées dans le **Tableau XV**.

Tableau XV : Critères de performance des fonctions objectives utilisées pour l'évaluation des modèles hydrologiques

Fonction objective	Plage de valeurs	Classification des performances
NSE	$0,75 < NSE \leq 1,00$	Très bon
	$0,65 < NSE \leq 0,75$	Bon
	$0,50 < NSE \leq 0,65$	Satisfaisant
	$0,40 < NSE \leq 0,50$	Acceptable
	$NSE \leq 0,40$	Insatisfaisant
R^2	$0,7 < R^2 < 1$	Très bon
	$0,6 < R^2 < 0,7$	Bon
	$0,5 < R^2 < 0,6$	Satisfaisant
	$R^2 < 0,5$	Insatisfaisant
PBIAS	$PBIAS < \pm 10$	Très bon
	$\pm 10 \leq PBIAS \leq \pm 15$	Bon
	$\pm 15 \leq PBIAS \leq \pm 25$	Satisfaisant
	$PBIAS \geq \pm 25$	Insatisfaisant
RSR	$0,00 \leq RSR \leq 0,50$	Très bon
	$0,50 \leq RSR \leq 0,60$	Bon
	$0,60 \leq RSR \leq 0,70$	Satisfaisant
	$RSR > 0,70$	Insatisfaisant

Source : Moriasi *et al.* (2007) ; Golmohammadi *et al.* (2014)

Le coefficient d'efficacité de Nash-Sutcliffe (NSE) exprime l'ampleur relative de la variance résiduelle en fonction de la variance des observations (**Equation 16**). Il permet de vérifier si le modèle représente bien la dynamique du phénomène étudié. Le NSE est compris entre $-\infty$ et 1. Un NSE égale à 1 indique une correspondance parfaite entre les valeurs mesurées et simulées. Les valeurs positives de NSE sont à certains seuils, considérées de façon globale comme des niveaux de performance acceptables. A l'inverse, les valeurs négatives indiquent une performance inacceptable du modèle, car elles indiquent que la valeur observée est supérieure à la valeur simulée (Moriasi *et al.*, 2007 ; Golmohammadi *et al.*, 2014). Le PBIAS mesure la tendance moyenne des variables mesurées à être sous-estimées ou surestimées par le modèle (**Equation 17**). La valeur optimale de PBIAS est de 0. Une valeur positive indique un biais du modèle vers la sous-estimation, tandis qu'une valeur négative indique un biais vers la surestimation (Van Liew *et al.*, 2005 ; Moriasi *et al.*, 2007). Le coefficient de détermination (R^2) exprime le degré de colinéarité entre les données simulées et observées (**Equation 18**). Il décrit la proportion de la variance des erreurs dans les données mesurées, qui est expliquée par le modèle, avec des valeurs plus élevées révélant moins de variance d'erreur. En règle générale, un $R^2 > 0,5$ est considéré comme acceptable (voir Tableau ci-dessus). Le rapport RMSE/Ecart-type des observations (RSR) varie de la valeur optimale de 0, à une grande valeur positive. Plus le RSR est faible, plus la RMSE est faible et meilleures sont les performances de simulation du modèle (Golmohammadi *et al.*, 2014). Comme son nom l'indique, le RSR correspond au ratio de la RMSE et de l'écart-type des données mesurées et s'exprime selon l'équation 19.

$$NSE = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - Q_{sim,i})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - \overline{Q_{obs,i}})^2} \right] \quad (\text{Eq.16})$$

$$PBIAS = 100 \times \left[\frac{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - Q_{sim,i})}{\sum_{i=1}^n Q_{obs,i}} \right] \quad (\text{Eq.17})$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - \overline{Q_{obs,i}})(Q_{sim,i} - \overline{Q_{sim,i}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - \overline{Q_{obs,i}})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_{sim,i} - \overline{Q_{sim,i}})^2}} \quad (\text{Eq.18})$$

$$RSR = \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - Q_{sim,i})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - \overline{Q_{obs,i}})^2} \quad (\text{Eq.19})$$

Avec $Q_{obs,i}$ et $Q_{sim,i}$ qui représentent respectivement les débits observés et simulés au pas de temps i ; $\overline{Q_{obs}}$ qui représente le débit moyen sur la période de simulation et n , étant le nombre total d'observations.

4.1.9. Simulation des apports d'eau sur la période 1986 – 2020

Le MBVT calibré et validé, est maintenant utilisé pour simuler les écoulements vers la retenue du périmètre rizicole de Nanan. La simulation est exécutée sur une période de 35 années (1986–2020). La carte globale de l'utilisation et de la couverture terrestres de 10 m de résolution (Karra & Kontgis, 2021) (**Figure 32**) est cette fois-ci, utilisée comme entrée du modèle. C'est une carte qui atteint une précision globale de 86 % à la validation.

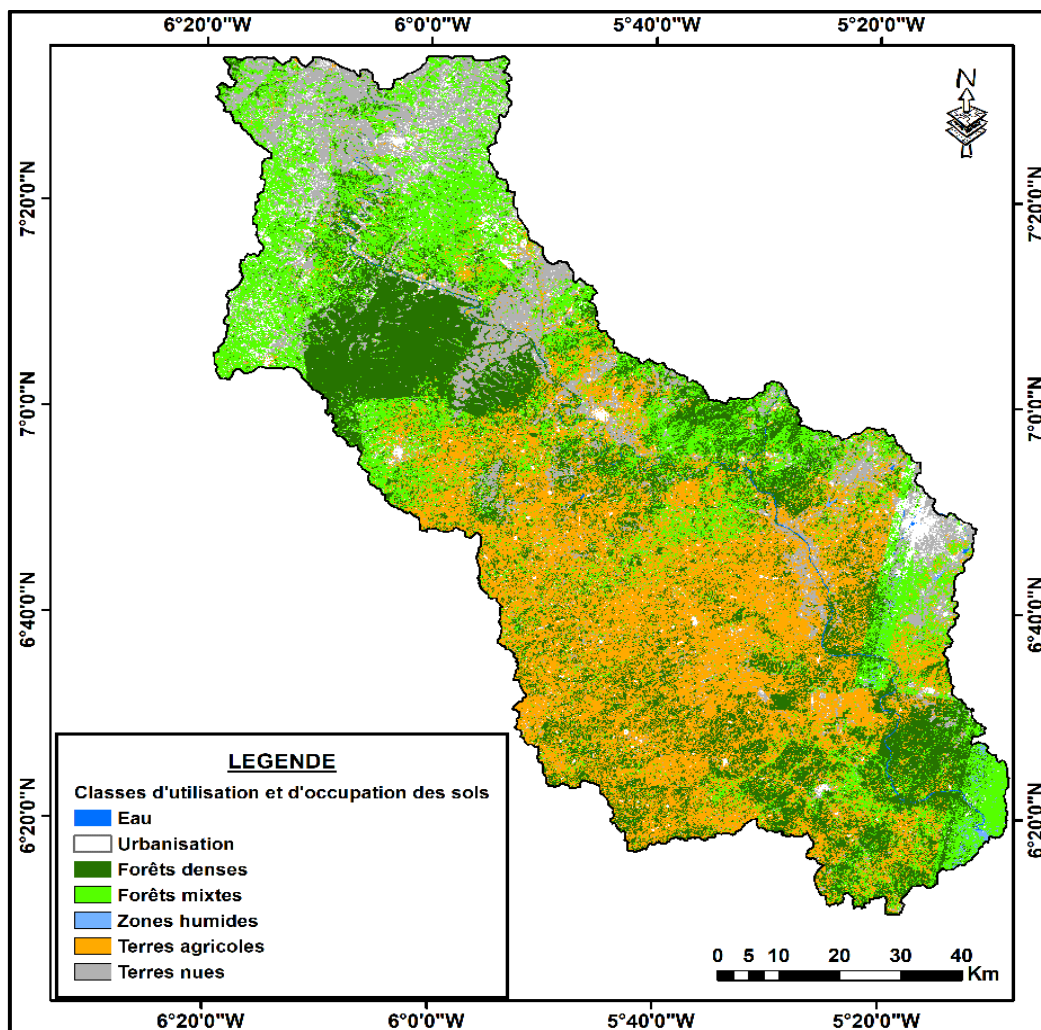


Figure 32 : Carte d'utilisation et de la couverture terrestres du BVT de 2017

Note : Carte extraite de la carte mondiale de Karra & Kontgis (2021)

Cette carte est issue de la scène du 1^{er} janvier 2017, qui est une année qui pourrait représentée la variabilité spatio-temporelle de l'état de surface récent du bassin versant. Le réservoir de

Nanan ayant été ajouté comme une entité spatiale lors de la configuration du modèle, les écoulements vers la retenue peuvent être exportés séparément. Les fichiers de sortie ont été recueillis sur une base mensuelle et annuelle. Une analyse de la tendance de l'évolution du ruissellement vers le réservoir a également été réalisée selon le test de Mann-Kendall (Mann, 1945 ; Kendall, 1975), avec le niveau de confiance de 95 % et le seuil de la statistique normale standard Z égale à 1,96. Une régression linéaire simple a également été appliquée. Une description détaillée de ces tests de tendance est disponible dans les pages ultérieures.

4.1.10. Bilan hydrologique de la retenue du périmètre rizicole irrigué de Nanan

Le modèle SWAT+ simule un bilan hydrologique complet pour chaque réservoir du réseau hydrographique d'un bassin versant. Le bilan hydrologique d'un réservoir, comprenant le volume d'eau entrant et le volume sortant, les précipitations de surface, l'évaporation, l'infiltration depuis le fond du réservoir et les dérivations, est donné par la formule suivante (Neitsch *et al.*, 2011) :

$$V = V_{stored} + V_{flowin} - V_{flowout} + V_{pcp} - V_{evap} - V_{seep} \quad (\text{Eq.20})$$

où V (m^3) est le volume d'eau dans la retenue à la fin d'un pas de temps (journalier, mensuel ou annuel), V_{stored} est le volume d'eau stocké dans le plan d'eau au début du pas de temps (m^3), V_{flowin} est le volume d'eau entrant dans le plan d'eau durant le pas de temps (m^3), $V_{flowout}$ est le volume d'eau sortant du plan d'eau au cours du pas temps (m^3), V_{pcp} est le volume des précipitations tombant directement sur la masse d'eau au cours du pas de temps (m^3), V_{evap} est le volume d'eau retiré de la masse d'eau par évaporation au cours du pas de temps (m^3), et V_{seep} est le volume d'eau perdu de la masse d'eau par infiltration (m^3).

Dans cette étude, un bilan hydrologique moyen annuel a été établi pour la retenue du périmètre de Nanan sur la période 1986–2020. Ce bilan a ensuite permis d'estimer la quantité d'eau prélevée dans la retenue pour l'irrigation des parcelles de riz.

4.2. Estimation des besoins en eau d'irrigation et des rendements du riz

4.2.1. Procédure d'étalonnage du modèle DSSAT/CERES-Rice

La méthodologie d'étalonnage du modèle DSSAT-CERES-Rice pour le périmètre de Nanan est présentée dans les sections suivantes. Elle a d'abord consisté aux suivis de deux (2) parcelles de culture sur le périmètre, afin de collecter des données d'observations (mesures de culture). Ensuite, la calibration, la validation et l'évaluation du modèle ont été effectuées avec ces données.

4.2.1.1. Expérience de terrain

L'expérience a été menée sur le périmètre rizicole irrigué de Nanan (**Figure 14**). Deux (2) sites (appelés parcelles P1 et P2) appartenant à deux (2) riziculteurs différents ont été sélectionnés pour la conduite de l'essai (**Figure 33** et **Annexe 5**). La parcelle P1 est située aux coordonnées géographiques 6°46'57'' Nord et 5°13'60'' Ouest et la parcelle P2 se situe aux coordonnées 6°47'20'' Nord et 5°14'02'' Ouest. Les superficies respectives de P1 et P2 sont de 950 m² et 850 m². Les casiers ont été choisis selon le découpage parcellaire propre aux riziculteurs et étaient disposés en randomisation totale avec deux facteurs sans aucune répétition. Ainsi, le plan expérimental était composé de trois (3) dates de repiquage et d'une (1) variété de riz (WITA 9). Trois (3) traitements ont donc été appliqués sur chacune des parcelles. La parcelle P1 a été établie une première fois en 2019–2020 (septembre 2019–janvier 2020, campagne 2019). Les deux parcelles P1 et P2 ont été établies en 2020 (avril–octobre 2020 ; campagne 2020). Le WITA 9 est une variété à cycle moyen de 120 jours du semis à la maturité, d'une tolérance à la sécheresse assez bonne. C'est une variété à productivité élevée donnant un rendement moyen de 6 t/ha et un rendement potentiel de 10 t/ha (MINAGRI-RCI, 2015). L'itinéraire technique proposé par le Centre National de Recherche Agronomique (CNRA) (Bouet *et al.*, 2005), à savoir la méthode de plantation, la densité de semis, les dates et quantités d'irrigation et d'application d'engrais, a été adopté. La conduite et la gestion des champs ont été entièrement réalisées par les riziculteurs eux-mêmes, avec notre suivi et nos recommandations.

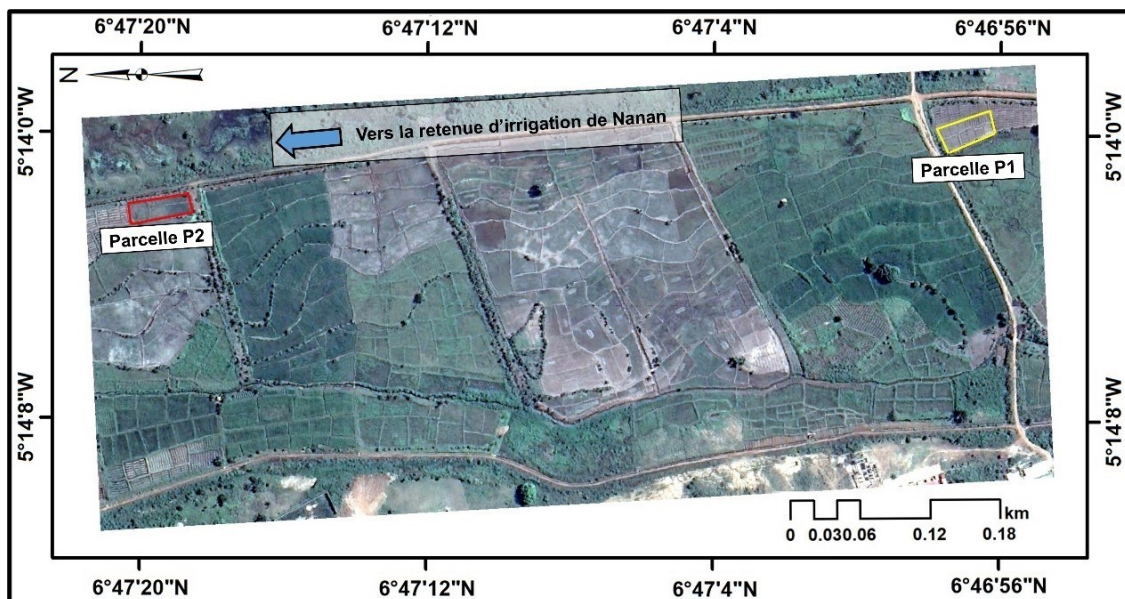


Figure 33 : Localisation géographique des parcelles expérimentales sur le périmètre de Nanan

4.2.1.2. Collecte des mesures de culture

Dans le cadre de cette étude, le même ensemble minimal de données a été collecté sur les deux (2) parcelles expérimentales. Des mesures de culture (sommaires et chronologiques) sur la variété WITA 9 ont été recueillies durant le cycle de croissance au cours des deux cycles culturaux (campagne 2019 et campagne 2020) pour l'étalonnage du modèle CERES-Rice.

❖ Collecte des données sommaires

Les données sommaires ont été collectées une seule fois durant le cycle de développement comme présenté dans le **Tableau XVI**. Ces données ont concerné les phases de développement clés et leurs dates associées, ainsi que le rendement et les composantes du rendement. La plante de riz a trois (3) grandes phases de développement : (i) la phase végétative, (ii) la phase de reproduction et (iii) la phase de maturation (Lacharme, 2001b).

Tableau XVI : Données sommaires de culture recueillies durant les expériences de terrain

Pour les coefficients génétiques de la phénologie : dates des stades de développement		
Observations	Nom dans DSSAT	Période d'observation
Initiation paniculaire	IDAP	55 j après le semis (SP55)
Floraison ou anthèse	ADAP	Tous les 5 j à partir de l'initiation paniculaire (à partir du SP60)
Maturité physiologique	MDAP	À partir du j 85 après le semis (SP85)
Pour les coefficients génétiques de la croissance : rendement et composantes du rendement		
Nombre de grains à la maturité/m ²	H#AM	À la maturité de récolte (SP89)
Poids unitaire des grains à la maturité	HWUM	À la maturité de récolte (SP89)
Rendement	HWAH	A la récolte

Selon la classification de Meier (2001), la phase végétative couvre la période allant de la germination (stade principal 05, correspondant au 5^{ème} jour après semis, SP05) à l'initiation paniculaire (SP30). La phase de reproduction s'étend de l'initiation paniculaire à la floraison (SP61) et la phase de maturation part de la floraison à la maturité physiologique (SP89). Ainsi, les dates des stades phénologiques observées sont la date d'initiation de la panicule, de floraison et de maturité physiologique. La date de l'initiation paniculaire a été quotidiennement surveillée

à partir du 40^{ème} jour après le repiquage, jusqu'à l'apparition de 50 % des panicules. La surveillance s'est poursuivie tous les 5 jours pour les autres stades de développement. La date de la floraison correspond à la période où l'ouverture des anthères de la moitié de la population des plants de riz est observée. La date de la maturité de récolte est considérée lorsque les caryopses de 80 à 90 % des grains sont complètement développés en taille et sont durs, sans teinte verdâtre. Le poids unitaire des grains est déterminé après pesée des grains d'un épi et en moyennant leurs poids. Le rendement en grain a été calculé à partir du poids des grains récoltés sur chaque parcelle et séchés à l'air.

❖ Collecte des données de séries chronologiques

Les données de séries chronologiques collectées ont concerné les observations présentées dans le **Tableau XVII**, à un stade de développement spécifique.

Tableau XVII : Données de séries chronologiques recueillies durant les expériences de terrain

Observations	Nom dans DSSAT	Stades de développement
Nombre de grains/m ²	G#AD	Maturité physiologique
Poids unitaire des grains	GWGD	Remplissage des grains–Maturité de récolte
Rendements en grains	GWAD	Maturité de récolte
Nombre de talles/m ²	T#AD	Tallage–Maturité physiologique

Les données expérimentales recueillies n'ont pas été statistiquement analysées pour la comparaison des moyennes. En effet, ces données sont censées être utilisées uniquement pour calibrer et valider le modèle DSSAT-CERES-Rice pour la variété WITA 9, avant l'évaluation de l'impact du changement climatique. En outre, un modèle DSSAT n'a besoin que de données et de paramètres observés sur les conditions locales de sols, des conditions météorologiques, des cultures et de la gestion des cultures pour réaliser l'étalonnage et la validation (Alejo, 2021).

4.2.1.3. Préparation des fichiers d'entrée du modèle DSSAT/CERES-Rice

❖ Préparation du FileX

La configuration du modèle CERES-Rice pour le périmètre de Nanang a consisté à préparer et à stocker les données d'entrée dans les outils et fichiers dédiés. Dans l'outil XBuild, les données à renseigner dans le FileX ainsi que décrites précédemment, ont été saisies. Lors de la campagne 2019, les 3 dates de repiquage de la parcelle étaient : le 1^{er} septembre, le 15 septembre et le 1^{er}

octobre. Lors de la campagne 2020, les dates de repiquage de la parcelle P1 étaient : le 8 avril, le 22 avril et le 8 mai. Les dates de repiquage de la parcelle P2 étaient : le 15 mai, le 29 mai et le 14 juin 2020. Le repiquage a été réalisé 12 à 20 jours après la mise en place de la pépinière dans chaque cas. La méthode de repiquage consistait à planter 2 à 3 plantules par poquet à 2–3 cm de profondeur selon une densité de 20×20 cm². Les calendriers d'irrigation des parcelles ont été établis grâce au logiciel d'aide à la gestion de l'irrigation CropWat version 8.0 développé par la FAO (Langlois, 2006) (**Annexe 6**). La hauteur moyenne d'eau à appliquer sur chaque parcelle était d'environ 100 mm à chaque irrigation. Trois (3) applications d'engrais ont été effectuées comme suit : (i) 250 kg/ha d'engrais minéral NPK (10-18-18) pendant le labour profond ; (ii) 50 kg/ha d'urée au repiquage ; et (iii) 50 kg/ha d'urée, 30 jours après le repiquage.

❖ Préparation du FileW

Dans le WeatherMan, les données météorologiques renseignées, ont concerné les précipitations, les températures minimale et maximale, et le rayonnement solaire de la station de la SODEXAM de Yamoussoukro. Le rayonnement solaire a été déterminé selon la formule de Hargreaves ajustée et validée dans plusieurs stations météorologiques dans des conditions climatiques variées. Elle s'exprime selon la relation suivante (Allen *et al.*, 1998) :

$$R_s = k_{Rs} \sqrt{(T_{\max} - T_{\min})} R_a \quad (\text{Eq.21})$$

Où R_a est le rayonnement extraterrestre (MJ/m²/j), $T_{\max}$ et $T_{\min}$ sont respectivement, la température maximale et minimale (°C), k_{Rs} est un coefficient d'ajustement empirique, variant selon qu'il s'agisse de régions intérieures ou côtières. Pour les endroits intérieurs, où la masse terrestre domine et où les masses d'air ne sont pas fortement influencées par un grand plan d'eau, $k_{Rs} \cong 0,16$. Pour les emplacements côtiers, situés sur ou à côté de la côte d'une grande masse terrestre et où les masses d'air sont influencées par un plan d'eau proche, $k_{Rs} \cong 0,19$. Le site de Nanan étant situé à l'intérieur des terres, k_{Rs} est pris égal à 0,16. La racine carrée de la différence de températures est étroitement liée au rayonnement solaire quotidien existant dans un endroit donné (Allen *et al.*, 1998). Les coordonnées géographiques de la station de la ville de Yamoussoukro qui ont été enregistrées dans le FileW sont : latitude 6,90 ° Nord, longitude 5,35 ° Ouest et élévation 202 m.

❖ Préparation du FileS

Dans le SBuild, les propriétés des sols des parcelles expérimentales ont été renseignées et enregistrées dans le FileS. Les sols sont limono-argileux sur la parcelle P1 et limono-argilo-

sableux sur la parcelle P2. Les sols des deux (2) parcelles expérimentales ont pratiquement les mêmes propriétés. Certaines caractéristiques chimiques et physiques de ces sols sont présentées dans le **Tableau XVIII**.

Ces propriétés ont été déterminées après échantillonnage et analyse au laboratoire de Pédologie de l'Institut National Polytechnique Félix HOUPHOUET-BOIGNY (INP-HB) de Yamoussoukro.

Tableau XVIII : Propriétés chimiques et physiques des sols des parcelles expérimentales sur le périmètre rizicole de Nanan

Parcelle expérimentale	Parcelle P1				Parcelle P2			
Caractéristiques des sols	Profondeurs de sol (cm)							
	0-15	15-30	30-40	40-60	0-15	15-30	30-40	40-60
Texture	Limono-sableux				Limono-argilo-sableux			
pH	5,27	5,27	5,96	5,96	5,69	5,69	5,87	5,87
MO (%)	1,76	1,76	1,57	1,21	1,53	1,53	1,19	1,19
CO (%)	1,02	1,02	0,91	0,7	0,89	0,89	0,69	0,69
N (%)	0,084	0,084	0,07	0,07	0,13	0,13	0,105	0,105
Argile (%)	25,47	25,47	23,14	23,14	38,69	38,69	48,52	48,52
Limon (%)	39,23	39,23	31,17	31,17	23,09	23,09	24,18	24,18
SAT (cm³/cm³)	0,432	0,404	0,445	0,435	0,514	0,508	0,465	0,465
DUL (cm³/cm³)	0,266	0,211	0,296	0,285	0,371	0,361	0,413	0,413
LL (cm³/cm³)	0,145	0,117	0,166	0,161	0,2	0,195	0,287	0,287
Ksat (cm/h)	1,32	2,59	1,32	1,32	0,23	0,23	0,06	0,06
P (ppm)	12	12	6	6	11	11	5	5
K (ppm)	81	81	88	88	79	79	88	88
Densité apparente	1,43	1,51	1,39	1,42	1,2	1,22	1,34	1,34

Note : pH= potentiel hydrogène ; MO= matière organique ; CO= carbone organique ; N= azote ; P= phosphore ; K= potassium ; SAT= humidité à la saturation ; DUL= humidité à la capacité au champ ; LL= humidité au point de flétrissement ; Ksat= conductivité hydraulique à la saturation.

❖ Préparation du FileA et du FileT

Au niveau des observations, dans le FileA de l'outil ATCreate, les dates des principaux stades de développement, le rendement et les composantes du rendement ont été renseignées (**Tableau**

XVI). Dans le FileT, les dates de l'initiation paniculaire, de la floraison, de la maturité laiteuse et de la maturité de récolte ont été enregistrées (**Tableau XVII**).

4.2.1.4. Calibration et validation du modèle DSSAT/CERES-Rice pour le périmètre de Nanan

Le processus de calibration du modèle CERES-Rice pour le périmètre de Nanan a consisté à estimer les paramètres spécifiques (CSP) à la variété WITA 9, à l'aide de l'outil GLUE du DSSAT. Ces coefficients n'ont jamais été rapportés auparavant pour la variété WITA 9 dans le DSSAT. Pour estimer les CSP, les données recueillies sur la parcelle expérimentale P1, sous une gestion optimale, sans stress quelconque, en campagne 2019, ont été utilisées. Parmi les 11 coefficients, seuls sept (7) coefficients sont déterminés et calibrés. Ce sont P1, P2O, P2R et P5 pour la phénologie, et G1, G2 et G3 pour la croissance. Les coefficients PHINT, THOT, TCLDP et TCLDF ne doivent pas être inclus dans la procédure de calibration et leurs valeurs par défaut sont maintenues. Le module GLUE a d'abord été exécuté avec des valeurs par défaut des paramètres. He *et al.* (2021) recommandent d'effectuer un total d'au moins 6 000 simulations pour les calculs de GLUE, en raison de 3 000 simulations pour estimer les coefficients phénologiques et 3 000 autres pour estimer ceux de la croissance. En dessous de 3 000 simulations, les résultats obtenus ne seront probablement pas fiables. Dans cette étude, 20 000 simulations, respectivement 10 000 simulations pour les coefficients phénologiques et de croissance, ont été réalisées une première fois. Afin de renforcer la confiance dans les paramètres estimés, 10 000 autres simulations ont été exécutées une seconde fois. La validation a consisté à utiliser les valeurs de paramètres estimés lors de la calibration pour simuler la variété WITA 9 avec les données recueillies sur les parcelles P1 et P2, durant la saison culturale de l'année 2020.

4.2.1.5. Evaluation de la performance du modèle DSSAT/CERES-Rice

L'évaluation consiste à comparer les résultats du modèle aux données observées et à déterminer s'ils sont adaptés à l'objectif visé. Cela permet de documenter la précision du modèle pour des prédictions particulières, dans des environnements spécifiques, en tenant compte des erreurs potentielles dans les variables d'entrée ou dans l'analyse des données (Goswami & Dutta, 2020). La performance du modèle CERES-Rice sur le site de Nanan, à la fois pour la calibration et la validation, a été évaluée à l'aide des critères statistiques et graphiques disponibles dans le DSSAT. Les indicateurs statistiques retenus comprennent l'indice d'accord (d-stat), l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et l'erreur quadratique moyenne normalisée (RMSEn).

Le d-stat a des valeurs comprises entre 0 et 1, avec 1 comme la valeur exprimant l'accord parfait entre les données observées et simulées. Le calcul du d-stat se fait selon l'équation ci-dessous :

$$d-stat = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^n (p_i - o_i)^2}{\sum_{i=1}^n (|p_i'| + |o_i'|)^2} \right] \quad (\text{Eq.22})$$

Où p_i est la valeur simulée, o_i est la valeur observée.

Avec $p_i' = p_i - \bar{o}$ et $o_i' = o_i - \bar{o}$; où $\bar{o}$ représente la moyenne arithmétique du paramètre observé.

La RMSE sert à comparer la différence entre les données simulées par le modèle et les données mesurées au champ. Elle fournit le degré de dispersion entre les valeurs simulées et observées et s'exprime selon la relation suivante :

$$RMSE = \left[N^{-1} \sum_{i=1}^n (p_i - o_i)^2 \right]^{1/2} \quad (\text{Eq.23})$$

Où N est le nombre d'observations (nombre de simulations). Le modèle reproduit parfaitement les données observées lorsque la RMSE est égale à 0.

L'erreur quadratique moyenne normalisée (RMSEn) donne la différence en pourcentage entre les données observées et les données simulées. La relation qui donne la RMSEn est indiquée ci-dessous :

$$RMSEn = \frac{RMSE \times 100}{\bar{o}} \quad (\text{Eq.24})$$

Les valeurs de RMSEn proches de 0 indiquent des différences non significatives entre les moyennes simulées et observées. Ce qui signifie ainsi, peu d'écarts systématiques dans l'ensemble de données et implique une précision de la simulation du modèle pour les variables observées. La performance du modèle est excellente, si la valeur de RMSEn < 10 %, bonne si 10 % < RMSEn < 20 %, juste si 20 % < RMSEn < 30 %, et médiocre si RMSEn > 30 % (Alejo, 2021).

4.2.2. Analyse de sensibilité du modèle DSSAT/CERES-Rice

Après avoir estimé les paramètres spécifiques de la variété de riz WITA 9, une analyse de sensibilité a été réalisée en faisant varier certains paramètres pouvant influencer la réponse du modèle CERES-Rice du périmètre de Nanan (**Tableau XIX**).

Cette étape, d'une grande importance a donc permis d'appréhender la façon dont le changement dans les paramètres peut affecter la réponse du modèle. Ainsi, l'influence sur le modèle a été analysée pour chaque paramètre spécifique au cultivar, les températures maximale et minimale, ainsi que la date de semis. L'analyse de sensibilité a été réalisée avec les données de la parcelle P1 en campagne 2019 (période de calibration), et des parcelles P1 et P2 en campagne 2020 (période de validation). Pour chaque de campagne, les températures maximales et minimales ont été diminuées de 1 et 2 °C (T-1 ; T-2) et augmentées de 1 à 5 °C (T+1 à T+5). Au niveau des dates de semis, elles ont été retardées de 15, 30, 45, 60 et 75 jours.

Tableau XIX : Paramètres et modalités de l'analyse de sensibilité du modèle DSSAT-CERES-Rice de la variété WITA 9

Variables	Modalités
Coefficients génétiques	Développement : P1, P2O, P2R, P5
	Croissance : G1, G2, G3
Températures maximales et minimales	T-2, T-1, T+1, T+2, T+3, T+4, T+5
Date de semis	+ 15, 30, 45, 60, 75 jours

4.2.3. Simulation des besoins en eau d'irrigation et des rendements du riz sur la période 1986 – 2020

L'outil « Seasonal Analysis » du DSSAT permet de réaliser des simulations sur de longues périodes, à des dates et saisons spécifiques. Ainsi, le modèle DSSAT-CERES-Rice pour la variété WITA 9, calibré et validé, a été utilisé pour effectuer une simulation des besoins en eau de la culture (BEC), des besoins nets d'irrigation (BNI) et du rendement (RDT) du riz sur la période historique 1986–2020 (35 ans) sur le périmètre de Nanan. Les simulations ont été effectuées pendant la première et la seconde campagnes selon le calendrier cultural normal⁵ du périmètre (Ouattara, 2003) (**Tableau XX**). La première campagne part de juin à octobre avec les 15 premiers jours de juillet pour le repiquage. La récolte étant prévue fin octobre ou début novembre. La deuxième campagne s'étend de décembre à avril, avec les mêmes modalités que la première campagne : 15 premiers jours de janvier pour le repiquage et récolte en fin avril ou début mai. Les mois de mai et de novembre sont consacrés aux activités post-récoltes pour la

⁵ Il est ici important de signifier que les mises en place des parcelles expérimentales dans les campagnes 2019 et 2020, respectivement de calibration et de validation, ne se sont pas faites selon ce calendrier, mais selon les riziculteurs eux-mêmes. En effet, les riziculteurs sur le périmètre de Nanan ne respectent plus le calendrier normal recommandé.

première et la deuxième campagne, respectivement. L'évolution des besoins en eau des cultures, des besoins d'irrigation et du rendement a été analysée selon les tests de régression linéaire simple et de Mann-Kendall, comme précédemment dans cette étude.

Tableau XX : Calendrier des activités culturelles sur le périmètre rizicole de Nanan, Yamoussoukro

Campagne 1					
Mois	Juin	Juillet	Août	Septembre	Octobre
Activités	Préparation du sol et pépinière	Repiquage	-	-	Récolte
Campagne 2					
Mois	Décembre	Janvier	Février	Mars	Avril
Activités	Préparation du sol et pépinière	Repiquage	-	-	Récolte

Source : Ouattara (2003)

4.3. Simulation des impacts potentiels du changement climatique sur les apports dans la retenue de Nanan, les besoins en eau d'irrigation et les rendements du riz

4.3.1. Evaluation de la performance des modèles climatiques

Lorsqu'un modèle reproduit fidèlement le climat actuel, il est possible d'avoir une grande confiance dans sa capacité à produire des scénarios climatiques futurs plausibles (Kouakou, 2011 ; Koffi, 2022). Pour évaluer un modèle climatique en termes de performance dans la reproduction des variables observées, il faut afficher le degré d'adéquation qui existe entre ces variables observées et les variables simulées par le modèle.

L'évaluation de la performance des modèles climatiques régionaux retenus dans cette étude, a essentiellement consisté à comparer les données simulées par les MCR aux observations des quatre stations météorologiques susmentionnées. Cette comparaison s'est effectuée en deux (2) étapes sur la base de critères numériques et graphiques. La première étape a été de mettre en évidence les biais dans les sorties des MCR, tandis que la seconde étape a été de corriger les biais identifiés dans la première étape et de réaliser une autre comparaison à l'aide des mêmes critères. Mais, d'abord, il faut choisir les MCR, les horizons temporels et les scénarios d'émission de gaz à effet de serre.

4.3.1.1. Choix des modèles climatiques

Dans le processus d'évaluation de l'impact du changement climatique, il existe une grande incertitude dans le choix des modèles climatiques et des scénarios futurs d'émissions de gaz à effet de serre (Kay *et al.*, 2009b ; Eisner *et al.*, 2012). Le choix de la simulation dépend non seulement de questions scientifiques, mais aussi de la disponibilité des données et de la capacité de traitement de l'utilisateur (Muerth *et al.*, 2013). D'autres critères comme la récence des modèles, leur résolution spatiale, leur validation et la représentativité de leurs résultats sont également à considérer dans le choix des modèles climatiques (Ardoin-Bardin, 2004). Le compromis adéquat est donc de sélectionner des modèles récents, à haute résolution spatiale, qui simulent bien le climat actuel pour représenter un climat futur plausible et dont les sorties concordent le plus possible entre elles. Pour cette étude, les modèles climatiques régionaux (MCR) choisis sont le modèle RACMO22T (ICHEC-EC-EARTH du KNMI) et le modèle RCA4 (CCCma-CanESM2 du SMHI).

Le choix de ces MCR se justifie par leur grande utilisation pour les projections climatiques, la disponibilité gratuites des données, leur haute résolution spatiale (50 km) et leur capacité à bien reproduire les précipitations et les températures en Afrique de l'Ouest (Fowe, 2015 ; N'Dri *et al.*, 2019), ainsi qu'à fournir des résultats cohérents entre eux (Koffi, 2022).

4.3.1.2. Choix des horizons temporels et des scénarios d'émission

La définition d'horizons temporels cohérents pour l'ensemble des composantes de la démarche employée pour l'étude des impacts du climat, se heurte à des difficultés inhérentes à la nature des données disponibles (Hoang *et al.*, 2012). À cet effet, l'Organisation Météorologique Mondiale (OMM) recommande d'utiliser comme normale climatologique standard, une période de 30 années la plus récente dont la dernière année se termine par le chiffre 0 (1901–1930, 1931–1960, 1961–1990, 1971–2000, 1981–2010 actuellement, et à l'avenir 1991–2020), et non plus des périodes de 30 ans qui ne se recoupent pas. Cependant, l'OMM suggère de conserver, pour l'évaluation du changement climatique sur le long terme, la période 1961–1990 comme référence standard, à moins qu'il y ait une raison scientifiquement impérieuse de la modifier (OMM, 2017). Les données climatiques des MCR retenus dans la présente étude couvrent deux périodes : 1981–2005 (données historiques) et 2006–2100 (données scénarios). Ainsi, la normale 1981–2010 ne peut être considérée comme période historique de référence dans cette étude. Par ailleurs, les données météorologiques observées utilisées concernent les données POWER de quatre (4) stations : Yamoussoukro, Kounahiri, Oumé et Zuénoula, et elles couvrent

la période 1982–2021. Après un recouplement des périodes, c’est la période 1982–2005 qui a été choisie comme période historique de référence par rapport à laquelle le changement climatique a été évalué.

Deux (2) périodes du climat futur ont été sélectionnées pour être comparées à cette période de référence : la période 2031–2060, représentant l’horizon 2050 (moyen terme) ; et la période 2061–2090, représentant l’horizon 2080 (long terme). Les sorties des deux (2) MCR ont été récupérées sous les trajectoires d’évolution des émissions et des concentrations des gaz à effet de serre et des aérosols RCP 4.5 (scénario stable) et RCP 8.5 (scénario pessimiste).

4.3.1.3. Mise en évidence des biais dans les sorties des modèles climatiques régionaux

Cette étape consiste à évaluer la capacité des MCR à pouvoir reproduire le climat observé sur la période historique. Une comparaison a donc été effectuée entre les données climatiques historiques simulées par les MCR et les données historiques observées à l’échelle locale, sur la période de référence 1982–2005. Cette comparaison s’est réalisée sur les données de précipitations et de températures maximales et minimales en se basant sur des critères graphiques et numériques.

❖ Méthode numérique

La qualité des modèles climatiques peut être évaluée sur la base d’un certain nombre de critères numériques (anomalies annuelles, erreurs relatives, résidus, variance, coefficient de détermination). Ces critères donnent une estimation numérique globale de la différence entre les paramètres simulés et les paramètres observés. Dans le cadre de cette étude, les résidus ont été utilisés pour effectuer l’évaluation numérique des sorties des MCR retenus.

Le résidu (Rd) permet de savoir si le modèle climatique surestime ou sous-estime les paramètres recherchés. Le résidu est donné par la relation suivante (Kouakou, 2011 ; Yao, 2015 ; Koffi, 2022) :

$$Rd = \frac{(X_{sim} - X_{obs})}{X_{obs}} \times 100 \quad (\text{Eq.25})$$

Avec X_{sim} qui est la valeur du paramètre simulé par le modèle et X_{obs} qui est la valeur du paramètre observé. Si $Rd > 0$, le modèle surestime le paramètre simulé et si $Rd < 0$, le modèle sous-estime le paramètre simulé.

❖ Méthode graphique

En plus des critères statistiques, une comparaison graphique des sorties des MCR avec les observations a été réalisée. Cette comparaison a été réalisée sur la base de représentations graphiques (courbes, des boîtes à moustaches) à l'échelle annuelle et mensuelle. L'analyse s'est effectuée de façon visuelle et les graphes simulés doivent pratiquement être identiques en allure aux graphes observés afin d'indiquer que le modèle climatique est performant.

Une autre méthode de comparaison graphique des modèles climatiques avec les observations, qui a été utilisée, est le diagramme de Taylor (Taylor, 2001). Le diagramme de Taylor est un outil mathématique utilisé pour illustrer quel modèle d'un système, d'un processus ou d'un phénomène est le plus réaliste. Il permet de quantifier statistiquement le degré de similitude entre les variables simulées par un ou plusieurs modèles et les variables observées. Dans le diagramme de Taylor, les relations entre les variables simulées et observées sont résumées et expliquées par trois (3) statistiques : le coefficient de corrélation de Pearson (R), l'erreur quadratique moyenne (E') et l'écart-type (σ). Un tel diagramme peut être utilisé pour comparer plusieurs sources de données ou sorties de modèles à un ensemble de données de référence ou à un ensemble de données d'observation (IPCC, 2001). Un seul point du diagramme affiche trois valeurs statistiques (R, E' et σ) et leur relation est donnée par l'équation ci-dessous :

$$E'^2 = \sigma_f^2 + \sigma_r^2 - 2\sigma_f\sigma_r R \quad (\text{Eq.26})$$

Où σ_f^2 et σ_r^2 sont respectivement la variance du modèle et des observations, et R est le coefficient de corrélation entre les champs simulés et observés. Le coefficient R est donné par :

$$R = \frac{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (f_n - \bar{f})(r_n - \bar{r})}{\sigma_f \sigma_r} \quad (\text{Eq.27})$$

Un modèle sans erreur présenterait une corrélation parfaite avec les observations. Selon le diagramme, la distance par rapport aux données observées est calculée comme la différence quadratique centrée entre les deux champs, d'après la relation suivante :

$$E'^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left[(f_n - \bar{f}) - (r_n - \bar{r}) \right]^2 \quad (\text{Eq.28})$$

Où f représente la variable simulée et r est la variable de référence ou observée, tandis que σ_f et σ_r sont les écarts-types respectifs des variables simulées et observées :

$$\sigma_f = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (f_n - \bar{f})^2} \quad (\text{Eq.29})$$

$$\sigma_r = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (r_n - \bar{r})^2} \quad (\text{Eq.30})$$

Dans un diagramme de Taylor, la position azimutale des symboles fait référence au coefficient de corrélation entre les simulations des modèles et les observations. La distance entre le point de référence (observations) et chaque symbole indique l'erreur quadratique moyenne au niveau des cercles concentriques du diagramme. La distance radiale de chaque symbole par rapport à l'origine du repère, représente l'écart-type qui illustre la variabilité des simulations des modèles par rapport aux observations. Une corrélation proche de 1 (symboles proches de l'axe horizontal) indique que les modèles capturent bien les variations temporelles des paramètres climatiques. Pour l'erreur quadratique moyenne, plus un symbole est proche de l'observation (marquée sur l'axe horizontal), plus l'erreur est faible. Plus le symbole est proche de l'écart-type des observations (point de référence), meilleure est la capacité du modèle à reproduire la variabilité des paramètres climatiques. Un écart-type plus faible ou plus élevé que celui des observations, signifie que les modèles sous-estiment ou surestiment la variabilité.

4.3.1.4. Correction des biais des sorties des modèles climatiques régionaux

Des biais inévitables se trouvent dans les simulations des modèles climatiques du climat passé comme futur et ils varient selon les modèles et les paramètres. La correction de biais utilise des observations pour corriger les simulations brutes de modèles climatiques en supposant que les biais entre les observations et les sorties de modèles sont constants, indépendamment de la période considérée. Ainsi, l'algorithme de correction peut être appliqué aux données passées et futures du climat selon cette hypothèse. Parmi les nombreuses méthodes, il convient de sélectionner avec soin la méthode de correction en fonction des caractéristiques statistiques, notamment la moyenne et les valeurs extrêmes à corriger (Worku *et al.*, 2020). Dans le cadre de ces travaux, la cartographie de la distribution a été employée sur les précipitations et les températures. En effet, la méthode de cartographie de distribution a été appliquée dans de nombreuses études où de bons résultats ont été obtenus (Kim *et al.*, 2020 ; Worku *et al.*, 2020). L'outil CMhyd (Rathjens *et al.*, 2016) a été utilisé pour exécuter la technique de correction des biais. Afin de corriger les résultats historiques et futurs des MCR, CMhyd compare leurs résultats bruts aux données observées, calcule la variation entre les données observées et simulées par les MCR et applique les différentes méthodes de correction des biais. Dans le

cadre de la méthode de cartographie de la distribution (distribution mapping, DM), les fonctions de distribution (cumulative distribution function, CDF) des simulations des MCR des valeurs des variables climatiques sont ajustées aux fonctions de distribution des valeurs des variables observées, à travers la moyenne, l'écart-type, les extrêmes et la distribution des événements de précipitations et de températures simulées (Teutschbein & Seibert, 2013). Dans cette méthode, les événements de précipitations et de températures sont ajustés de façon non-linéaire et la variabilité des données corrigées est plus cohérente avec les données originales de MCR. La méthode utilise un seuil de précipitations spécifique au MCR (Schmidli *et al.*, 2006) pour ajuster les fréquences des jours humides des précipitations quotidiennes. Dans la cartographie de distribution, la transformation entre les événements climatiques observés et simulés est donnée par l'équation (31) :

$$X_{obs} = F_{obs}^{-1}(F_{sim}(X_{sim})) \quad (\text{Eq.31})$$

Avec X_{obs} et X_{sim} qui représentent respectivement les paramètres observé et simulé, F_{sim} est la CDF liée à X_{sim} et F_{obs}^{-1} est la CDF inverse de X_{obs} .

4.3.2. Evaluation de la variation des paramètres climatiques futures

Une évaluation de l'évolution des précipitations (Pcp) et des températures minimales (Tmin) et maximales (Tmax), futures par rapport à la période de référence (1982–2005) a été réalisée. L'évaluation a consisté à comparer l'évolution en termes de diminution ou d'augmentation, des valeurs des variables corrigées aux horizons futurs (2031–2060 : horizon 2050 et 2061–2090 : horizon 2080) selon les scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5, aux observations sur la période de référence. Ces variations des paramètres climatiques peuvent être exprimées à l'échelle saisonnière ou annuelle sous forme d'amplitude en °C ou en mm d'eau tombée, ou sous forme de taux de variation en pourcentage (%) (Kouakou, 2011 ; Yao, 2015 ; Soro *et al.*, 2017 ; Koffi, 2022).

4.3.2.1. Détermination des amplitudes de variations des paramètres climatiques

Les amplitudes de variations des paramètres climatiques (Δ_i^{scen}) sont déterminées pour les températures en °C et pour les précipitations en mm d'eau tombée, comme suit :

$$\Delta_i^{scen} = \left(\overline{X_i^{scen}} - \overline{X_i^{contr}} \right) \quad (\text{Eq.32})$$

Où $\overline{X_i^{scen}}$ est la valeur moyenne mensuelle ou annuelle de la série simulée sur un horizon temporel donné, $\overline{X_i^{contr}}$ est la valeur moyenne mensuelle ou annuelle de la série simulée sur la période de référence et i est le pas de temps, mensuel ou annuel.

4.3.2.2. Détermination des taux de variation des paramètres climatiques

Les taux de variation mensuels et annuels des paramètres climatiques (Pcp et Tmin, Tmax) exprimés en pourcentage (%), sont déterminés selon :

$$\Phi_i^{scen} = 100 \times \frac{(\overline{X_i^{scen}} - \overline{X_i^{contr}})}{\overline{X_i^{contr}}} \quad (\text{Eq.33})$$

Où Φ_i^{scen} est le taux de variation mensuel ou annuel.

4.3.3. Evaluation des impacts du changement climatique sur les apports dans la retenue de Nanan

La méthodologie d'étude d'impact du changement climatique sur les apports de la retenue du périmètre rizicole irrigué de Nanan est illustrée à la **Figure 34**.

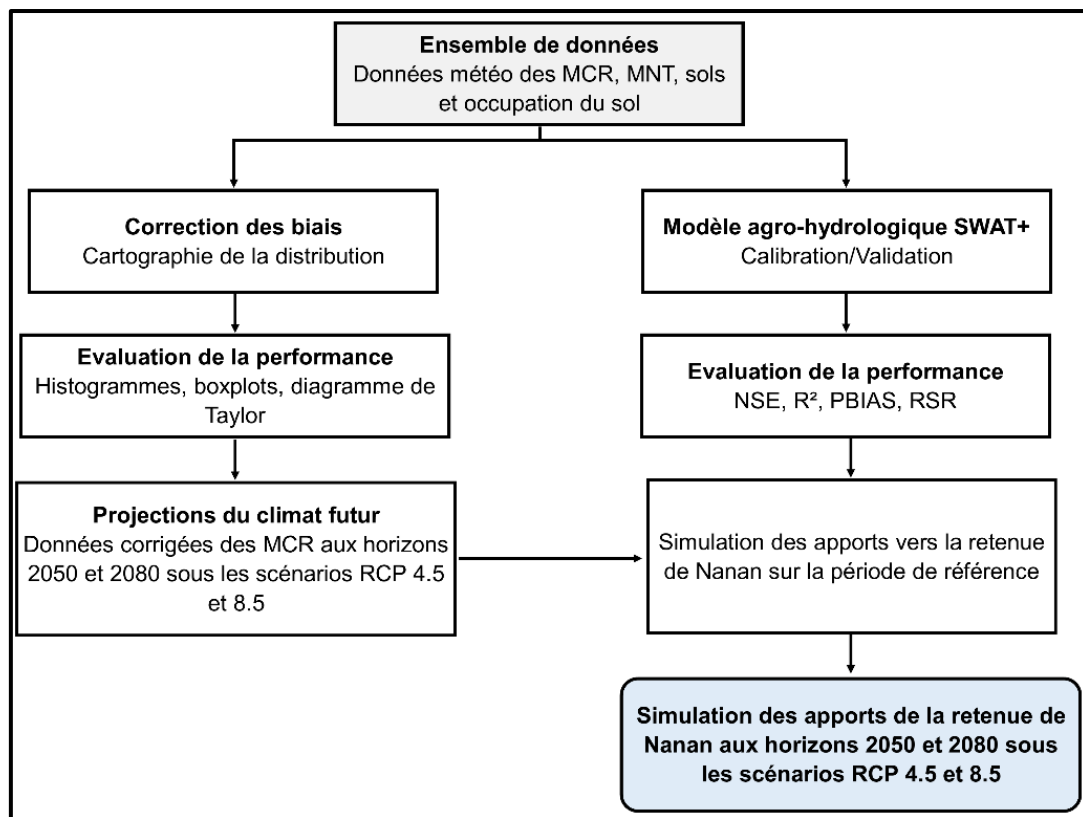


Figure 34 : Organigramme d'évaluation des impacts du changement climatique sur les apports de la retenue du périmètre rizicole de Nanan

Le modèle agro-hydrologique SWAT+ a été calibré et validé, et une analyse rétrospective des écoulements vers la retenue d'irrigation du périmètre rizicole de Nanan a été réalisée. Cette section de ce manuscrit est donc consacrée à l'analyse prospective de ces écoulements aux horizons futurs 2050 (2031–2060) et 2080 (2061–2090), sous les scénarios RCP 4.5 et 8.5, selon une approche descendante. Les données météorologiques futures des modèles climatiques régionaux RACMO22T et RCA4 corrigées, ainsi que la carte d'occupation du sol de 2017, ont servi à forcer le modèle SWAT+ en fixant toutes les autres entrées. Comme pour les paramètres climatiques, l'impact du changement climatique sur les apports dans la retenue de Nanan est évalué en comparant les écoulements futurs aux écoulements sur la période de référence, en termes d'amplitudes et de taux de variation.

4.3.4. Evaluation des impacts du changement climatique sur les besoins d'irrigation et les rendements du riz

De même, l'approche descendante a été employée pour évaluer les impacts potentiels du changement climatique sur le riz irrigué, en termes de besoins en eau de la culture, de besoins nets d'irrigation et de rendements. Le modèle de simulation de cultures CERES-Rice du DSSAT version 4.8 qui a été calibré et validé, a donc servi à réaliser une analyse prospective des besoins en eau du riz, des besoins d'irrigation ainsi que des rendements. Les mêmes horizons et les mêmes scénarios RCP sont conservés, mais le modèle CERES-Rice est cette fois-ci, forcé avec les données futures des MCR corrigées (**Figure 35**). Les résultats des simulations sont également interprétés en amplitude et en taux de variation.

Le modèle de simulation du riz DSSAT-CERES-Rice nécessite des données de rayonnement solaire en plus des données de précipitations et de températures minimales et maximales. Cependant, les sorties des modèles climatiques régionaux RCA4 et RACMO22T ne contiennent pas de données de rayonnement solaire. Le rayonnement solaire pour les horizons futurs selon les scénarios RCP 4.5 et 8.5, a donc été calculé à l'échelle quotidienne, selon la formule de Hargreaves (**Equation 21**) avec les données de température maximale (T_{max}) et de température minimale (T_{min}) pour chaque horizon et chaque scénario.

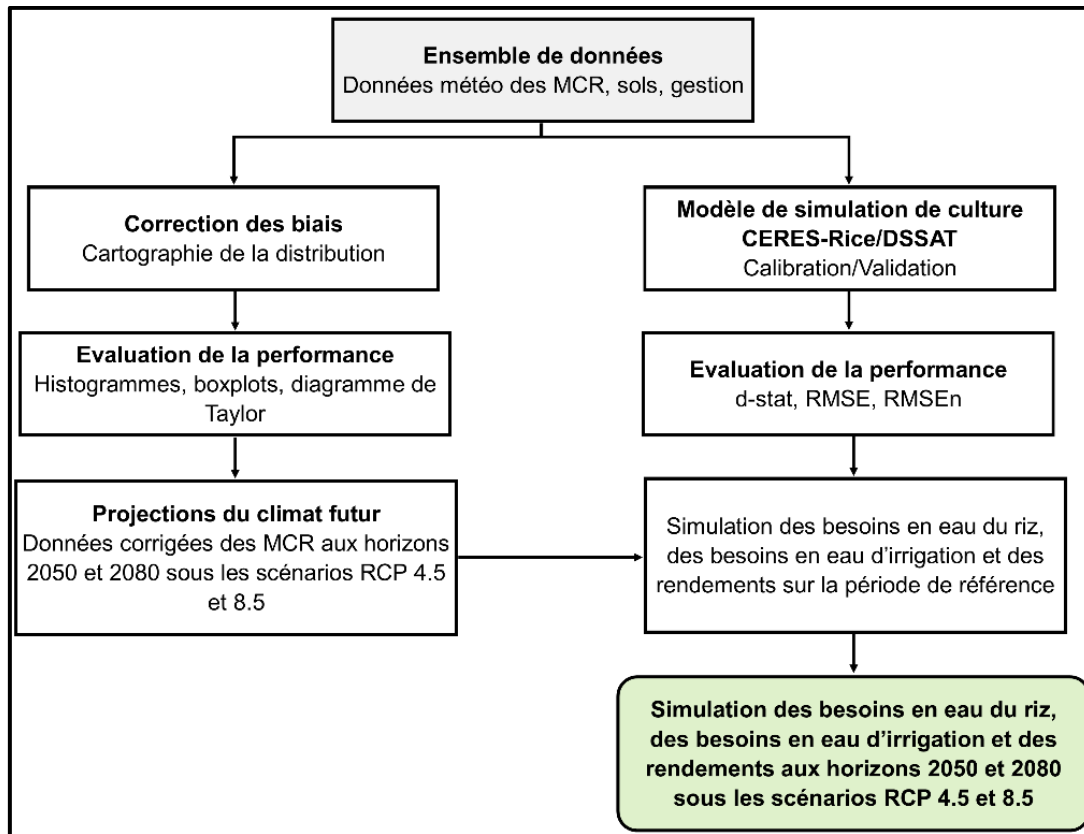


Figure 35 : Organigramme d'évaluation de l'impact du changement climatique sur les besoins en eau d'irrigation et les rendements du riz

4.3.5. Evaluation des stratégies d'adaptation du riz irrigué au changement climatique

La méthodologie adoptée pour évaluer les stratégies d'adaptation du riz irrigué au changement climatique dans le département de Yamoussoukro est présentée à la **Figure 36**.

Après avoir projeter les besoins en eau, les besoins en eau d'irrigation et les rendements du riz, l'approche appliquée consiste à simuler des stratégies d'adaptation du riz au changement climatique. Ainsi, deux (2) stratégies d'adaptation ont été retenues et simulées dans le modèle CERES-Rice/DSSAT afin de comprendre leur influence sur les impacts potentiels du changement climatique sur le riz irrigué. Ce sont la date de semis et la dose d'irrigation. Les simulations des stratégies d'adaptation ont été réalisées avec les données météorologiques futures du modèle RACMO22T qui a plus bien reproduit le climat actuel sur la période de référence 1982–2005 que le modèle RCA4. L'**Annexe 7** présente les différentes stratégies d'adaptation qui sont simulées aux horizons futurs.

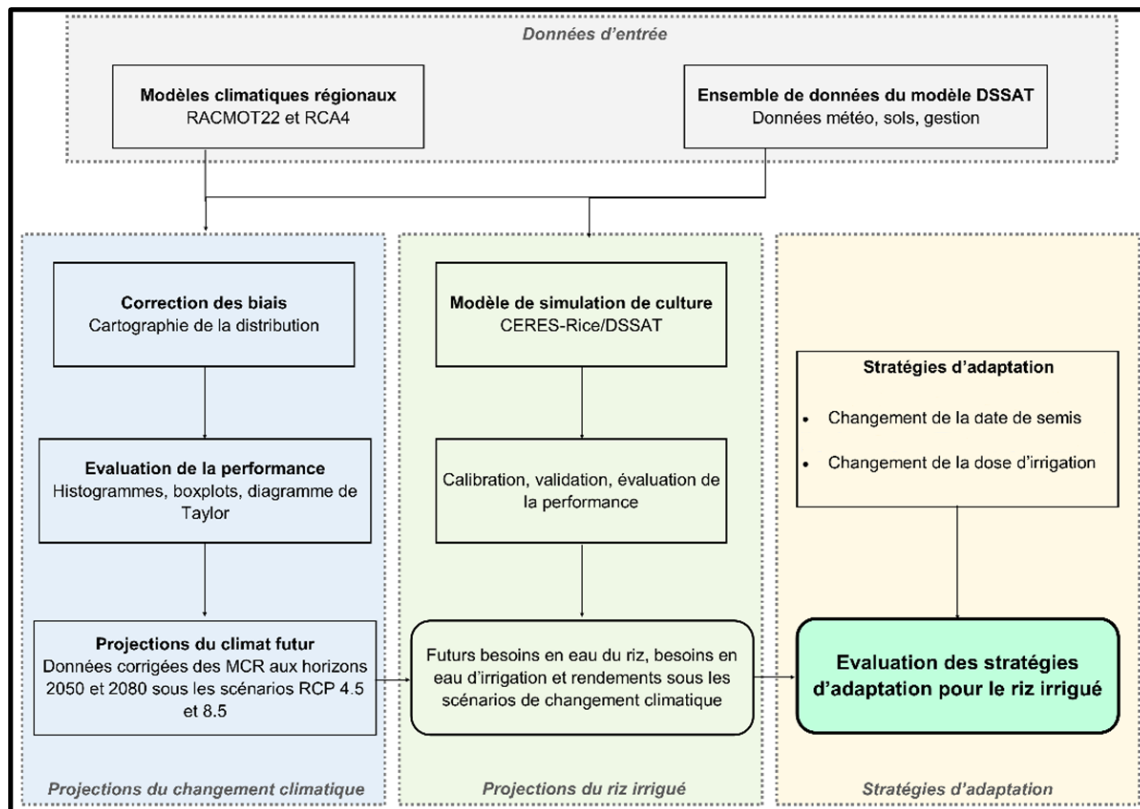


Figure 36 : Organigramme d'évaluation des stratégies d'adaptation au changement climatique du riz

4.4. Analyse de la perception des riziculteurs du changement climatique et de leur vulnérabilité au changement climatique

4.4.1. Analyse de la perception des riziculteurs du changement climatique

L'approche méthodologique adoptée dans cette étude est une synthèse de plusieurs méthodes utilisées dans l'analyse de la perception paysanne vis-à-vis du changement climatique (Agossou, 2008 ; Wiggins & Wiggins, 2009 ; Marleau, 2011 ; Boureima *et al.*, 2012 ; Chédé, 2012 ; Pereira, 2012 ; Pouria *et al.*, 2012 ; Allé *et al.*, 2013 ; IISD, 2015 ; Oumarou *et al.*, 2017). Cette méthodologie consiste en une approche participative, caractérisée par la réalisation d'entretiens avec les riziculteurs. Il s'agit principalement d'étudier la concordance entre les perceptions des riziculteurs des variations dans le climat, avec les tendances climatiques observées, dans le département de Yamoussoukro. Deux parties essentielles définissent la démarche adoptée. Il s'agit dans la première partie, d'appréhender la compréhension des riziculteurs du changement climatique et d'identifier les stratégies établies par ceux-ci pour s'y adapter. Dans la seconde partie, il s'agit de comparer ces significations aux tendances

évolutives des variables climatiques, afin de juger du niveau de conscience des perturbations du climat affiché par les riziculteurs du département de Yamoussoukro.

4.4.1.1. Enquête

❖ Échantillonnage

Les enquêtes ont porté sur cinq (5) périmètres irrigués (Nanan, Zatta, Séman, Subiakro et Kpoussoussou) dans le département de Yamoussoukro (**Figure 1**). Le choix des producteurs à enquêter n'a pas suivi un processus aléatoire comme dans la plupart des études sociologiques, car les périmètres rizicoles du département de Yamoussoukro sont dans leur grande majorité, sous la tutelle de la Coopérative des Producteurs de Riz (COPRORIZ). Ce sont donc les producteurs de la COPRORIZ qui ont essentiellement été interrogés. Les critères « Expérience et Âge » des riziculteurs ont été retenus afin de tenir compte de leur expérience dans l'observation de la variabilité et du changement climatiques durant les précédentes décennies. Ainsi, les entretiens ont été exclusivement orientés vers les riziculteurs pratiquant la riziculture irriguée depuis plus d'une dizaine d'années et ceux âgés de plus de 35 ans. Au total, 123 riziculteurs ont été interrogés sur l'ensemble de la zone considérée et répartis comme suit : Nanan (20), Zatta (20), Séman (16), Kpoussoussou (23) et Subiakro (44). Cet échantillon d'agriculteurs enquêtés est composé de 8 % de femmes et de 92 % d'hommes – la riziculture irriguée dans le département de Yamoussoukro étant plus pratiquée par les hommes que par les femmes.

❖ Questionnaire

Le questionnaire élaboré pour les différents entretiens est constitué de questions ouvertes et fermées (**Annexe 8**). Les questions ouvertes portent sur les perceptions des riziculteurs du changement climatique, les stratégies d'adaptation et les moyens mis à leur disposition. Quant aux questions fermées, elles se rapportent aux caractéristiques des exploitations, à la mise en œuvre technique de la riziculture irriguée sur leur périmètre. Le questionnaire a principalement été axé sur les points suivants :

- les paramètres climatiques utilisés par les producteurs pour apprécier la variabilité du climat local ;
- les indicateurs utilisés par les producteurs pour déterminer les modifications des paramètres climatiques ;
- les impacts du changement climatique sur le milieu physique (eau de la retenue, sols, les cultures et les éléments du système de production) ;

- les impacts socio-économiques (revenus économiques, modes d'acquisitions des terres agricoles, moyens de lutte contre les effets du CC, etc.) ;
- l'attitude des producteurs (stratégies ou abandon) face aux contraintes climatiques ; en cas de constance, leur attitude face à l'amélioration ou à la détérioration des conditions climatiques ;
- les stratégies d'adaptation adoptées par les producteurs et leurs attentes de l'Etat et des acteurs du développement, en vue d'une aide dans la lutte contre les variations du climat ; et l'appréciation des riziculteurs de leur situation de vulnérabilité causée par le changement climatique.

❖ Entretiens avec les riziculteurs

Les entretiens, de type « semi-structuré », ont consisté à administrer un questionnaire aux producteurs retenus dans chaque site (**Figure 37**). Cette étape vise à appréhender la perception individuelle de la variation des conditions climatiques locales. L'unité d'observation retenue ici est le chef d'exploitation, car c'est l'appréhension de la perception, de la vulnérabilité ainsi que des stratégies adaptatives spécifiques à chaque exploitation qui est recherchée. En effet, si une parcelle rizicole appartient à plusieurs producteurs, c'est l'avis du chef de parcelle ou d'un riziculteur désigné qui constitue l'individu interrogé au niveau de cette parcelle et non les avis de chacun des propriétaires ou personnes travaillant sur la parcelle. Dans cette optique, chaque chef de parcelle rizicole a été interrogé séparément en vue de collecter les informations spécifiques à chaque exploitation, au niveau de chaque périmètre.



Figure 37 : Entretiens avec les riziculteurs durant la phase d'enquête

4.4.1.2. Analyse de la variabilité climatique

L'analyse de la variabilité climatique est structurée autour d'approches quantitatives basées sur des méthodes statistiques. Le but de cette étape est d'attester les modifications des paramètres agro et hydro-climatiques et de comparer leurs tendances évolutives aux différents constats établis par les riziculteurs dans la zone d'étude. Ainsi, l'indice de Nicholson, l'indice de précipitation et d'évapotranspiration (SPEI), et les précipitations directes, ont été déterminés. Une caractérisation des saisons pluvieuses a été également effectuée, et le test de détection de ruptures de Pettitt (1979) a été réalisé. Le jeu de données utilisé dans le cadre de cette étude couvre la période 1979–2020 au niveau de la station de Yamoussoukro. Les tests de tendances de Mann-Kendall et de régression linéaire ont été appliqués aux séries chronologiques de températures et de précipitations comme proposés et utilisés par Nascimiento *et al.* (2015).

❖ Variabilité de la pluviométrie : Indice de Nicholson

L'indice de Nicholson (Nicholson *et al.*, 1988) permet de suivre les variations des régimes pluviométriques en mettant en évidence les périodes excédentaires et déficitaires au sein d'une série chronologique de précipitations. Il se définit comme une variable centrée réduite qui s'exprime selon la relation suivante :

$$I_i = \frac{X_i - \bar{X}}{\sigma} \quad (\text{Eq.34})$$

Avec I_i : indice de la variable pluviométrique pour l'année i ; X_i : pluviométrie de l'année i (mm) ; $\bar{X}$: pluviométrie annuelle moyenne sur la période d'observation (mm) ; σ : écart-type de la série pluviométrique sur la période d'observation (écart moyen).

❖ Indice standardisé de précipitation et d'évapotranspiration

L'indice standardisé de précipitation et d'évapotranspiration (SPEI) (Vicente-Serrano *et al.*, 2010) est un indice qui permet de surveiller la sécheresse, tout comme l'indice standardisé de précipitation (SPI) (Keyantash & Eds, 2018). Le SPEI est similaire au SPI, mais contrairement à ce dernier, il inclut le rôle de la température pour le calcul de l'évapotranspiration. Le SPEI permet donc de capturer l'effet de l'augmentation des températures associées au changement climatique sur la demande en eau. Le SPEI utilise la différence mensuelle (ou hebdomadaire) entre les précipitations et l'ETP. L'estimation du SPEI suit trois (3) étapes :

- i. le calcul de l'ETP qui peut se faire selon la méthode de Thornthwaite (Thornthwaite, 1948) ou la méthode de Hargreaves (Hargreaves & Samani, 1985). Ce sont des

méthodes simples qui nécessitent uniquement des données de températures. Dans le cadre de cette étude, c'est la méthode de Hargreaves et Samani qui a été retenue et elle s'exprime selon la relation suivante :

$$ET_0 = 0,0023(T_{moy} + 17,8)(T_{max} - T_{min})^{1/2} R_a \quad (\text{Eq.35})$$

Avec ET_0 : évapotranspiration potentielle en mm ; T_{max} , T_{min} et T_{moy} : respectivement température maximale, minimale et moyenne, exprimées en °C ; R_a : rayonnement extraterrestre en mm.

- ii. le calcul du déficit hydrique (D) qui représente la différence entre les précipitations (P) et l'évapotranspiration potentielle (ETP) pour le mois i. Il fournit une mesure simple du surplus ou du déficit d'eau pour le mois analysé, selon l'expression ci-après :

$$D_i = P_i - ETP_i \quad (\text{Eq.36})$$

- iii. le calcul du SPEI se fait selon l'équation ci-dessous :

$$SPEI = W - \frac{C_0 + C_1 W + C_2 W^2}{1 + d_1 W + d_2 W^2 + d_3 W^3} \quad (\text{Eq.37})$$

Où $W = \sqrt{-2\ln(P)}$ pour $P \leq 0,5$. P est la probabilité de dépasser une valeur D déterminée par :

$$P = 1 - F(x) \quad (\text{Eq.38})$$

$F(x)$ est la fonction de distribution de probabilité de la série D, selon la distribution log-logistique et est donnée par :

$$F(x) = \left[1 + \left(\frac{\alpha}{x - \gamma} \right)^\beta \right]^{-1} \quad (\text{Eq.39})$$

Si $P > 0,5$, alors P est remplacé par $1 - P$ et le signe du SPEI résultant est inversé. Les constantes sont $C_0 = 2,515517$, $C_1 = 0,802853$, $C_2 = 0,010328$, $d_1 = 1,432788$, $d_2 = 0,189269$, et $d_3 = 0,001308$. La valeur moyenne de SPEI est 0 et l'écart-type est 1. Le SPEI est une variable standardisée, et il peut donc être comparé à d'autres valeurs SPEI dans le temps et dans l'espace. Un SPEI de 0 indique une valeur correspondant à 50 % de la probabilité cumulée de D, selon une distribution log-logistique. Comme le SPI, une valeur négative de SPEI indique une sécheresse, tandis qu'une valeur positive signifie une humidité. L'estimation du SPEI requiert une longue période de données (30–50 ans et plus) afin de mieux échantillonner la variabilité climatique naturelle. Pour cette étude, c'est une série chronologique de 42 ans (1979–2020) qui

a été utilisée. Les valeurs de SPEI peuvent être classées comme les SPI en fonction de la gravité de la sécheresse (**Tableau XXI**).

Tableau XXI : Classification de la sécheresse selon les indices de précipitations et d'évapotranspiration potentielle

SPEI	Degré de sécheresse et d'humidité
2,00 >	Humidité extrême
1,50 à 1,99	Humidité forte
1,00 à 1,49	Humidité modérée
0 à 0,99	Humidité atténuée
0 à -0,99	Sécheresse atténuée
-1,00 à -1,49	Sécheresse modérée
-1,50 à -1,99	Sécheresse intense
-2,00 <	Sécheresse extrême

Source : Sawadogo (2020) ; Koffi (2022)

❖ Détermination de ruptures dans les séries chronologiques

• Test de détection de ruptures de Pettitt

Le test de Pettitt est un test non-paramétrique et libre, inspiré de celui de Mann-Whitney qui se base sur les rangs pour identifier le moment d'une transition dans les séries (Pettitt, 1979). Ce test réputé puissant et robuste (Lubes-Niel *et al.*, 1998), permet d'appréhender les éventuelles ruptures en moyenne dans l'allure d'une série chronologique de données, afin de les classer en sous-séries. Une rupture désigne une modification subite dans les propriétés d'un processus aléatoire (Lemaitre, 2002 ; Faïza *et al.*, 2011) ou encore, un changement dans la loi de probabilité des variables aléatoires, dont les réalisations successives définissent les séries chronologiques étudiées (Servat *et al.*, 1998). La rupture suppose que les propriétés du processus sont stables de part et d'autre de l'année de rupture (Ahmad *et al.*, 2013).

Le test de détection de rupture de Pettitt suit une hypothèse nulle de « non-rupture » H_0 consistant en la stationnarité de la série, contre une hypothèse alternative (existence d'une rupture) $H_1 \neq 0$. L'hypothèse alternative H_1 traduit une instabilité dans l'égalité des moyennes de deux séries issues d'une série initiale. Le test de Pettitt ne requiert aucune condition particulière (hypothèse) dans la distribution des données (Debortoli *et al.*, 2012). Il a également l'avantage d'être moins sensible aux valeurs singulières et à la non normalité des séries, mais

il est particulièrement sensible au changement de moyenne (Faïza *et al.*, 2011). Le principe du test est le suivant : Soit $X_t, t=1, 2, \dots, n$, un élément de la série. Soit :

$$U_t = 2W_t - t(n+1) \quad (\text{Eq.40})$$

Avec :

- U_t : indice du test ;
- $W_t = \sum R_j (j=1, 2, \dots, t)$
- R_j étant le rang de l'élément X_t dans une série rangée par ordre croissant.

Pour les valeurs extrêmes U_E des U_t , la valeur critique U_c au niveau de chaque seuil α est donnée par la formule :

$$U_c = \sqrt{\left[\frac{(n^3 + n^2)(\log x)}{(-6)} \right]} \quad (\text{Eq.41})$$

Où $\alpha = 0,05$.

Quand $|U_E| > U_c$, la valeur t correspondante est l'estimation d'un point de changement brusque ou saut (rupture). Comme année de rupture, est retenue l'année durant laquelle a lieu la première rupture détectée la plus significative obtenue à l'issue du test, au seuil de significativité de 5 %.

• Test de comparaison de Student

Le test paramétrique de Student est un test de comparaison en moyenne d'échantillons utilisé pour tester la stationnarité d'une série. Il permet généralement de comparer deux échantillons afin de vérifier s'ils appartiennent à la même population (Lemaitre, 2002). Dans le cas de la détection d'une rupture dans les séries chronologiques après l'application du test de Pettitt, les moyennes des sous-séries avant et après la rupture sont comparées via le test de Student. Ce dernier permettra ainsi, de vérifier la stabilité des sous-séries délimitées par le test de Pettitt (si elles sont statistiquement différentes). Le principe du test de Student est le suivant : Soit deux moyennes $\bar{X}_1$ et $\bar{X}_2$ de deux échantillons X_1 et X_2 supposés indépendants et distribués suivant une loi normale ; n_1 et n_2 représentant les effectifs respectifs des deux échantillons. La statistique utilisée dans ce test est :

$$t = \frac{\bar{X}_1 - \bar{X}_2}{\sqrt{\left(S^2 \left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2} \right) \right)}} \quad (\text{Eq.42})$$

Avec S^2 correspondant à la variance pondérée du groupe entier des deux échantillons :

$$S^2 = \frac{\sum (X_{1,i} - \bar{X}_1)^2 + \sum (X_{2,i} - \bar{X}_2)^2}{n_1 + n_2 - 2} \quad (\text{Eq.43})$$

La valeur absolue de t obtenue est comparée à une valeur lue (t') sur la table de Student-Fisher pour un nombre de degré de liberté v , tel que $v = n_1 + n_2 - 2$ au seuil de confiance α . Si la valeur absolue de t est supérieure à t' , on conclut qu'il y a une différence statistiquement significative entre les deux moyennes au seuil $\alpha = 0,05$ et très significative, au seuil $\alpha = 0,01$.

❖ Détermination des tendances des variables climatiques

• Test de tendances de Mann-Kendal

Le test non paramétrique proposé par Mann (1945) et Kendall (1975) est un test permettant *a priori* de détecter des tendances non nécessairement linéaires (Dion *et al.*, 2009; Rome *et al.*, 2015). Ce test basé sur le rang, permet de déterminer si la corrélation entre le temps et la variable étudiée est significative ou pas (Mann, 1945). Il permet de vérifier l'hypothèse nulle H_0 d'absence de tendance i.e., si les observations x_i sont aléatoirement ordonnées dans le temps, contre l'hypothèse alternative H_1 , où il y a une tendance monotone croissante ou décroissante (Eyasmin *et al.*, 2017). Le test de Mann-Kendall est basé sur la statistique S suivante :

$$S = \sum_{k=1}^{N-1} \sum_{j=k+1}^N \text{signe}(x_j - x_k) \quad (\text{Eq.44})$$

Il a été démontré que pour une taille d'échantillon suffisamment grande ($N \geq 8$ ou $N > 10$), la statistique S est approximativement distribuée suivant une loi normale standard (i.e., normalement avec la moyenne) (Dion *et al.*, 2009 ; Eyasmin *et al.*, 2017). Et la statistique standard normalisée Z s'écrit comme suit :

$$Z = \begin{cases} \frac{(S-1)}{\sqrt{\text{Var}(S)}} & \text{si } S > 0 \\ 0 & \text{si } S = 0 \\ \frac{(S+1)}{\sqrt{\text{Var}(S)}} & \text{si } S < 0 \end{cases} \quad (\text{Eq.45})$$

$$\text{Var}(S) = \sqrt{\frac{N(N-1)(2N+5)}{18}} \quad (\text{Eq.46})$$

Une valeur positive (resp. négative) de Z signifie que la série a une tendance à croître (resp. décroître). Z suit la loi normale standard de sorte que l'on rejette l'hypothèse d'absence de tendance si :

$$|Z| > z_{1-\alpha/2} \quad (\text{Eq.47})$$

Où $z_{1-\alpha/2}$ est le quantile d'ordre $(1 - \alpha/2)$ d'une loi normale standard.

Dans cette recherche, le niveau de confiance de 95 % a été adopté pour évaluer la tendance de variation des paramètres hydro-climatiques, avec le seuil de la statistique normale standard Z égale à 1,96 (Chen *et al.*, 2020). La tendance (à la hausse ou à la baisse) est significative ou non, lorsque la valeur absolue de Z est respectivement supérieure ou inférieure au seuil (1,96).

- **Test de régression linéaire simple**

Le test de régression linéaire simple est un test paramétrique qui permet de vérifier l'hypothèse de stationnarité de la série contre celle de tendance linéaire. Il s'appuie sur un modèle de régression linéaire simple entre la série et le temps. L'esprit du test est de chercher à ajuster une droite de régression et d'estimer la pente de la tendance à l'aide de a (Lemaitre, 2002 ; Dion *et al.*, 2009) :

$$Y = aX + b \quad (\text{Eq.48})$$

Avec : Y , la variable expliquée (la pluie ou la température) ; a , le coefficient de régression linéaire appelé pente :

$$a = \frac{\sum (X - \bar{X})(Y(X) - \bar{Y})}{\sum (X - \bar{X})^2} \quad (\text{Eq.49})$$

- X , la variable explicative (le temps) ;
- b , un coefficient appelé « ordonnée à l'origine ».

Si $a > 0$, on a une tendance à la hausse et si $a < 0$, on a une tendance à la baisse.

- ❖ **Caractérisation des saisons climatiques**

La détermination du début et de la fin de la saison des pluies a été effectuée selon la méthode de Sivakumar (Sivakumar *et al.*, 1988 ; Balme *et al.*, 2005), distinguée par son caractère agronomique. Cette méthode basée sur des seuils empiriques de précipitations, a été reprise par Goula *et al.* (2006) ; Kouakou *et al.* (2017) ; Kouassi & Brou (2020), aux spécificités de la Côte d'Ivoire. La longueur de la saison des pluies est l'indice dont l'analyse a permis d'apprécier le raccourcissement des saisons. Pour déterminer les dates de démarrage et de fin de la saison pluvieuse, les critères suivants ont été fixés :

- le début de la saison des pluies a été défini comme le premier jour, à partir du 1^{er} mars, lorsqu'on enregistre au moins 20 mm de pluie en 1 ou 2 jours successifs, et sans qu'un épisode sec de plus de 07 jours consécutifs ne soit observé pendant les 30 jours qui

suivent le démarrage. Les jours avec des hauteurs de pluie inférieure ou égale à 0,85 mm sont considérés comme des jours sans pluie.

- la fin de la saison des pluies correspond au premier jour après une date fixée, lorsque la quantité de 100 mm d'eau disponible dans le sol est complètement épuisée par une perte journalière d'évapotranspiration de 5 mm. Cette date est fixée à partir du 1er octobre.
- la longueur de la saison pluvieuse correspond à la différence entre la date de fin de la saison et la date de début de la saison.

4.4.2. Analyse de la vulnérabilité des riziculteurs face au changement climatique

La vulnérabilité des producteurs de riz irrigué est examinée dans le but de vérifier, d'une part l'adéquation de la perception des personnes interrogées, aux caractéristiques de survenance potentielle ou effective de risques climatiques dans la zone d'étude. D'autre part, l'analyse consiste à déterminer la capacité d'adaptation des riziculteurs au changement climatique et aux facteurs qui réduisent ou augmentent cette capacité d'adaptation, ainsi qu'à sélectionner les meilleures stratégies d'adaptation qu'ils pratiquent. L'approche employée dans le cadre de ce travail est la méthode des matrices (Chédé, 2012 ; Pereira, 2012). C'est une approche participative qui combine des données quantitatives et qualitatives, et consiste à identifier les risques climatiques et leur probabilité d'occurrence, de même que les variables susceptibles d'être affectées par ces risques. Aussi, cette approche porte sur l'analyse des impacts et l'élaboration des matrices d'impacts, d'adaptation et de vulnérabilité, et la priorisation de stratégies d'adaptation.

4.4.2.1. Identification des risques climatiques et de leur impact

❖ Probabilité d'occurrence des risques climatiques

Les principaux risques climatiques pouvant affecter la riziculture irriguée ont été identifiés sur la base des réponses des personnes enquêtées, de l'analyse de la variabilité climatique et de la documentation. La probabilité d'occurrence des risques climatiques identifiés a été déterminée selon la terminologie proposée par le GIEC (2007). Une couleur de fond est octroyée à chaque probabilité d'occurrence selon le **Tableau XXII**. Ainsi, un risque est dit (IPCC, 2007) : « extrêmement probable », si sa probabilité d'occurrence est supérieure à 95 % ; « très probable », si la probabilité est supérieure à 90 % ; « probable », si elle est supérieure à 66 % et « peu probable », si la probabilité est supérieure à 50 %.

Tableau XXII : Terminologie des probabilités d'occurrence des risques climatiques

Terminologie de probabilité	Probabilité de l'occurrence (%)	Couleur de fond
Extrêmement probable	$\alpha > 95$	
Très probable	$90 < \alpha < 95$	
Probable	$66 < \alpha < 90$	
Peu probable	$50 < \alpha < 66$	

Source : IPCC (2007) ; Avec α : Probabilité d'occurrence

❖ Détermination des impacts des risques climatiques

Les résultats d'enquêtes et la littérature ont également permis d'identifier les éléments du système de culture susceptibles d'être impactés par les menaces identifiées. Une identification des effets à proprement dits, des risques climatiques sur les variables d'intérêt a été effectuée pendant cette phase. L'apparition et l'occurrence d'un risque entraîne des conséquences sur les différentes variables du système de culture (disponibilité en eau, sol, cultures, etc.). Selon son ampleur, une conséquence peut être dite : « mineure » ; « modérée » ; « majeure » ; « sévère ».

4.4.2.2. Elaboration de la matrice d'impacts des risques climatiques

La matrice d'impacts des risques climatiques permet de mettre en évidence le niveau de sévérité de chaque impact identifié sur les différentes variables susceptibles d'être atteintes du système de production du riz irrigué. Le degré d'impact d'un risque (niveau de sévérité) sur une variable est obtenu en croisant la fréquence d'occurrence de ce risque à l'ampleur des conséquences qu'il peut provoquer (**Tableau XXIII**).

Tableau XXIII : Degrés des impacts des risques climatiques sur les variables du système de culture du riz irrigué

Probabilité d'occurrence	Conséquences			
	Mineure	Modérée	Majeure	Sévère
Peu probable	Faible			
Probable	Faible	Moyen	Moyen	Élevé
Très probable	Faible	Moyen	Élevé	Élevé
Extrêmement probable	Faible	Moyen	Élevé	Extrême

Le degré d'impact peut alors être : « faible » ; « moyen » ; « élevé » ; « extrême ». La matrice d'impacts est donc obtenue en agrégeant la couleur attribuée au degré d'impact du risque à l'impact provoqué par ce risque.

4.4.2.3. Détermination de la capacité d'adaptation

Certains auteurs affirment que la capacité d'adaptation des agriculteurs au changement climatique dépend des moyens (financiers, logistiques, etc.) dont ces derniers disposent (Chédé, 2012 ; Eyasmin *et al.*, 2017). Les moyens d'existence comprennent les capacités, les possessions (matérielles et sociales) et les activités nécessaires pour survivre. Ainsi, la méthode d'évaluation des paysages (Schultz, 2005) a été utilisée pour déterminer la capacité d'adaptation des riziculteurs dans le département de Yamoussoukro. Cette méthode est essentiellement axée sur l'analyse des indicateurs de moyens d'existence que sont : le capital physique, social, naturel, financier et humain. C'est une méthode qui a notamment été appliquée par Bokoto de Semboli (2008) ; Chédé (2012). Chaque indicateur peut être composé d'un ou plusieurs sous-indicateurs ou ressources. La détermination de la capacité d'adaptation consiste d'abord à identifier les sous-indicateurs constituant les indicateurs de base (**Tableau XXIV**).

Tableau XXIV : Sous-indicateurs des différents indicateurs des moyens d'existence

Indicateurs	Sous indicateurs
Capital physique	Qualité des infrastructures routières et sanitaires, accessibilité aux intrants et matériels agricoles, accessibilité aux variétés améliorées, qualité des habitations, disponibilité d'eau potable et d'électricité, existence de marchés et d'écoles
Capital social	Appartenance à une organisation paysanne, entraide ; Aides des Organisations Non Gouvernementales ou de l'État ; Participation des minorités aux prises de décision
Capital naturel	Disponibilité de terres fertiles, disponibilité de l'eau, la végétation, progrès vers la gestion durable des terres
Capital financier	Revenu des travaux agricoles, autres activités procurant une rémunération, apports des membres de la famille, accès aux crédits
Capital humain	Accès aux soins de santé, scolarisation, nombre de personnes qualifiées professionnellement, nombre de bras valides (main d'œuvre permanente ou occasionnelle), sécurité des personnes et des biens

Ensuite chaque sous-indicateur se voit attribué une note allant de 0 à 3, en fonction de sa disponibilité et de son accessibilité (**Erreur ! Référence non valide pour un signet.**). Et pour un indicateur de base donné, la cote du sous-indicateur est déterminée en faisant la moyenne de l'ensemble des notes de ce sous-indicateur pour les riziculteurs enquêtés par périmètre et pour toute la zone enquêtée. La moyenne des cotes de ses sous-indicateurs permet de déterminer la cote d'un indicateur de base. La moyenne des cotes de l'ensemble des différents indicateurs de base sert maintenant à déterminer une note qui est affectée à un niveau de capacité d'adaptation des riziculteurs dans toute la zone d'étude.

Tableau XXV : Cotation de la disponibilité et de l'accessibilité des riziculteurs aux indicateurs des moyens d'existence

Accessibilité aux sous- indicateurs	Non disponible	Accès restreint et peu disponible	Accès moyen et moyennement disponible	Accès illimité et disponible en abondance
Cotes	0	1	2	3

La capacité d'adaptation est finalement déterminée sur le diagramme de capacité d'adaptation (**Figure 38**).

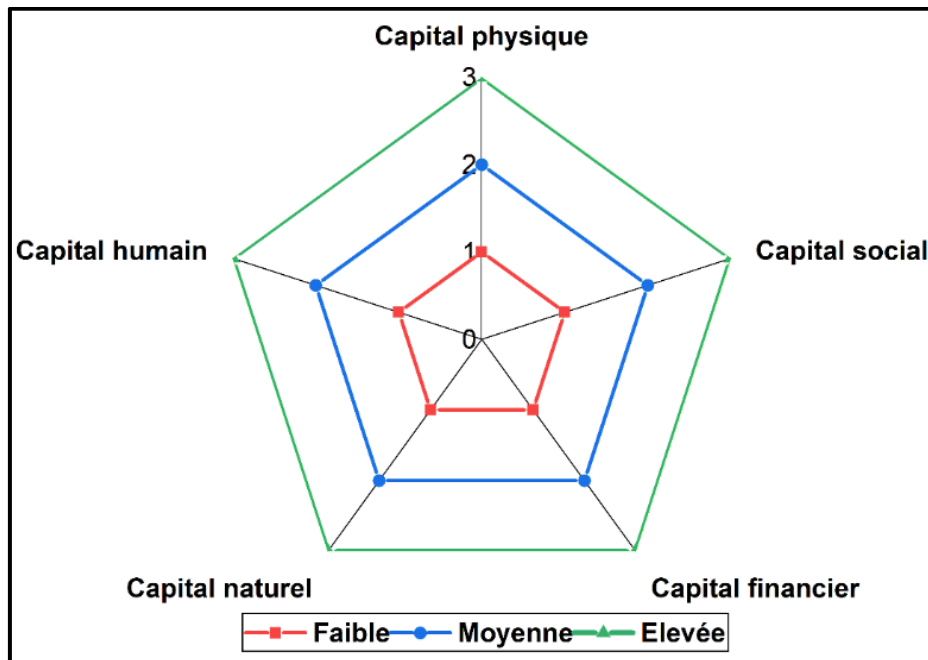


Figure 38 : Diagramme de capacité d'adaptation

La classification sur le diagramme est la suivante : « faible », si la note de la capacité d'adaptation est inférieure ou égale à 1 ; « moyenne », si elle est supérieure à 1 et inférieure ou égale à 2 ; « élevée », si la note de la capacité d'adaptation est supérieure à 2.

4.4.2.4. Elaboration de la matrice de vulnérabilité des riziculteurs

La matrice de vulnérabilité a pour but de montrer la fragilité des riziculteurs aux impacts des variations climatiques. Elle permet de mettre en évidence les risques climatiques pouvant toucher d'une part, la pratique de la riziculture irriguée et d'autre part, les producteurs eux-mêmes, à travers leurs moyens d'existence. Avant d'élaborer la matrice de vulnérabilité, le degré de vulnérabilité des riziculteurs a été déterminé. La détermination du degré de vulnérabilité a consisté à confronter le degré d'impact du risque climatique (degré de sévérité) à la capacité d'adaptation à ce risque. Une couleur est attribuée à chaque degré de vulnérabilité (**Tableau XXVI**). Selon son ampleur, le degré de vulnérabilité peut être : « faible » ; « modéré » ; « élevé ». La matrice de vulnérabilité a été alors renseignée en agrégeant la couleur du degré de vulnérabilité à la capacité d'adaptation à un risque climatique.

Tableau XXVI : Degrés de vulnérabilité des riziculteurs au changement climatique

Degrés d'impact des risques climatiques	Capacité d'adaptation		
	Faible	Moyenne	Élevée
Faible	Faible	Faible	Faible
Moyen	Modérée	Modérée	Faible
Élevé	Élevée	Élevée	Modérée
Extrême	Élevée	Élevée	Elevée

4.4.2.5. Sélection des meilleures stratégies d'adaptation

Les stratégies développées par les producteurs en réponse aux effets des variations climatiques sont fonction de leur compréhension des évolutions passées, actuelles et futures du climat. Cette étape a consisté en une analyse multicritère de différentes stratégies d'adaptation. Elle a permis d'identifier les pratiques d'adaptation des riziculteurs au changement climatique dans la littérature et auprès des producteurs eux-mêmes. Ensuite, des critères de priorisation de ces stratégies ont été établis. Enfin, les meilleures stratégies d'adaptation ont été sélectionnées sur la base de ces critères de priorisation.

❖ Identification des stratégies d'adaptation

Dans cette étape, il a été élaboré dans un premier temps, une matrice d'adaptation aux impacts des risques climatiques en vue de la représentation de la capacité d'adaptation des riziculteurs. Dans un second temps, les stratégies d'adaptation ont été classées par ordre de priorité, en fonction de leur niveau de vulnérabilité face aux menaces. Plus, le niveau de vulnérabilité est élevé, plus l'option d'adaptation est prioritaire. Le niveau de vulnérabilité étant déjà déterminé, la couleur qui lui a été attribuée est maintenant agrégée aux options d'adaptation pour faire face à l'impact de chaque risque. On obtient ainsi, la matrice d'adaptation.

❖ Priorisation des stratégies d'adaptation

Les stratégies d'adaptation identifiées ont été classées sur la base de critères de priorisation qui sont : le coût, l'efficacité, la rapidité, la capacité, l'acceptabilité et la facilité de mise en œuvre (Tableau XXVII). Cette priorisation des options d'adaptation permet d'identifier les meilleures stratégies et de les proposer aux riziculteurs pour renforcer leur capacité d'adaptation.

Tableau XXVII : Priorisation des options d'adaptation aux impacts du changement climatique

Option d'adaptation	Coût	Efficacité	Rapidité	Capacité	Acceptabilité	Facilité	Total	Rang
A	3	2	1	1	3	1	11	6
B								
C								

L'option d'adaptation est dite « faible », « moyenne » ou « élevée », d'autant plus que le critère favorise sa mise en œuvre et son adoption par les riziculteurs. En fonction de la pertinence de l'option, un score a été affecté à chaque critère de priorisation : 1 = faible ; 2 = moyenne ; 3 = élevée. Pour une stratégie d'adaptation donnée, la sommation des scores de chaque critère de priorisation permet de la classer dans un premier temps, par rapport aux autres stratégies d'adaptation. Ainsi, les options totalisant un score de critères inférieur à 12 sont écartées au profit de celles ayant des scores de critères supérieurs ou égaux à 12. Les stratégies d'adaptation ont été dans un second temps, priorisées par ordre décroissant de scores de critères. La stratégie la plus prioritaire face à une autre, est celle ayant le plus grand score de critères et ainsi de suite.

Conclusion partielle

Ce 4^{ème} chapitre a permis de présenter l'ensemble des méthodes qui ont été employées dans ce travail. Pour résoudre l'objectif spécifique 1 (OS1), il a été question d'utiliser le modèle agro-

hydrologique SWAT+ pour estimer les volumes d'eau entrants dans la retenue du périmètre de Nanan sur la période historique 1986-2020 (35 ans). Ainsi, le modèle a été configuré en préparant les données d'entrée composées de données physiographiques et de données hydro-climatiques, et aussi les tables de décision des réservoirs.

Au niveau de l'OS2, les besoins en eau, les besoins d'irrigation et les rendements du riz ont été estimés sur la période 1986-2020, à l'aide du modèle de simulation de culture DSSAT/CERES-Rice. Pour ce faire, une expérience de terrain a été conduite sur 2 parcelles de riz du site de Nanan afin de collecter des mesures de culture nécessaire à la calibration du modèle. Par ailleurs, une analyse de sensibilité, la calibration, la validation et une évaluation de performance sur la base de critères graphiques (courbes, histogrammes) et numériques (NSE, PBIAS, RMSE, RMSEn, d-stat, R^2 , RSR), ont été réalisées sur les modèles SWAT+ et DSSAT/CERES-Rice.

L'évaluation des impacts potentiels du changement climatique sur les apports dans la retenue de Nanan, les besoins d'irrigation et les rendements du riz (OS3), a d'abord consisté à évaluer la performance des deux MCR RCA4 et RACMO22T sélectionnés, par des méthodes graphiques (diagramme de Taylor, boxplots, courbes) et numériques (résidus). Ensuite, une évaluation des précipitations et des températures maximales et minimales futures a été réalisée. Après, une évaluation des impacts potentiels du changement climatique sur les apports dans la retenue de Nanan, les besoins d'irrigation et les rendements du riz, a été effectuée. Et enfin, des stratégies d'adaptation du riz irrigué au changement climatique, ont été évaluées. En outre, l'évaluation de l'impact du changement climatique a été réalisée sur les horizons 2050 (2031-2060) et 2080 (2061-2090) sous les scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5, par rapport à la période de référence 1982-2005.

Pour l'OS4, d'abord, l'analyse de la perception du changement climatique a consisté à réaliser une enquête sur 123 riziculteurs du département de Yamoussoukro (Nanan, Séman, Kpoussoussou, Zatta, Subiakro). Ensuite, une analyse de la variabilité climatique à travers l'indice de Nicholson, le SPEI, les tests de ruptures (Pettitt) et de tendances (Mann-Kendall, régression linéaire) a été effectuée afin de confronter la perception des riziculteurs aux observations climatiques. Enfin, l'analyse de la vulnérabilité a essentiellement consisté à déterminer la capacité d'adaptation des riziculteurs, à élaborer la matrice de vulnérabilité et à réaliser une analyse multicritère pour sélectionner les stratégies d'adaptation prioritaires.

Il est question dans la 3^{ème} Partie, de présenter les résultats qui ont été obtenus et de discuter de leurs implications.

PARTIE III : RESULTATS ET DISCUSSION

Chapitre 5 : Apports dans la retenue d'irrigation du périmètre rizicole de Nanan sur la période historique 1986 – 2020

5.1. Discrétisation spatiale du bassin versant de Taabo

Les seuils de canaux et du réseau hydrographique fixés ont permis d'obtenir 167 sous-bassins versants. Après la fusion des sous-bassins, au total 38 sous-bassins ont été délimités avec un nombre de 2 355 canaux (**Figure 39**).

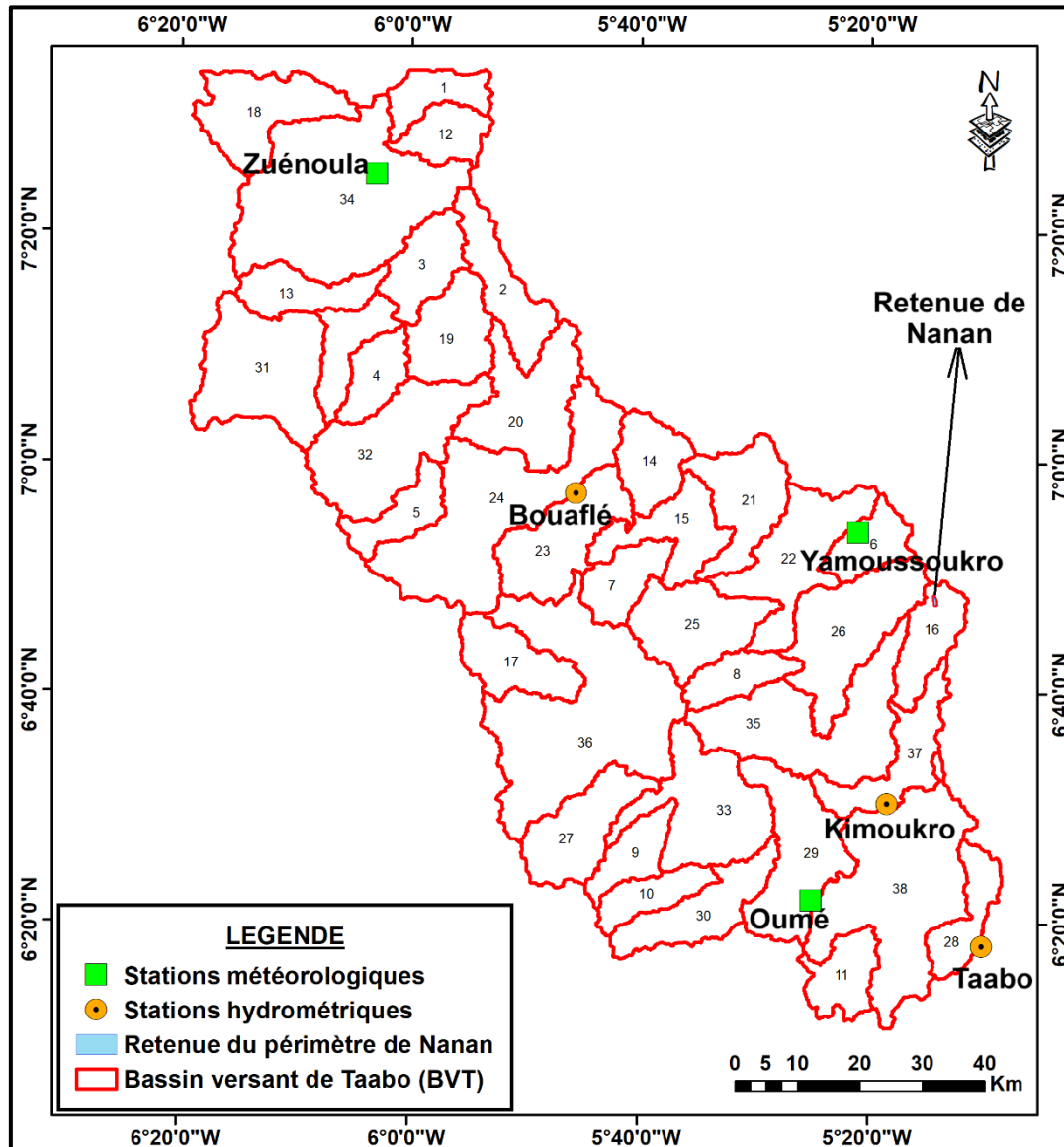


Figure 39 : Sous-bassins du bassin versant de Taabo délimités par le modèle SWAT+

A la fin de la création des unités de réponses hydrologiques (URH), 2 355 unités paysagères (LSU) et 11 787 URH ont été discrétisées. Le **Tableau XXVIII** met en évidence le nombre de LSU et d'URH déterminées par sous-bassins du BVT. Le nombre de LSU et d'URH par sous-bassin varie respectivement de 19 à 183 et de 74 à 1076. Le nombre de LSU et d'URH créées ne dépend pas de la taille des sous-bassins. Le nombre d'URH ne dépend pas non plus du nombre de LSU. Ainsi, le sous-bassin 3 a une superficie de 14 848 ha pour 39 LSU et 274

URH, et le sous-bassin 8, avec une superficie de 10 543 ha, possède 37 LSU et 204 URH. En revanche, le sous-bassin 30 possède 44 LSU et 161 URH avec une superficie de 18 922 ha. De même, le sous-bassin 23, avec une superficie de 24 702 ha, possède 67 LSU et 361 URH, alors que le sous-bassin 35, avec une superficie de 41 100 ha, possède 94 LSU et 360 URH.

La retenue de Nanan se situe dans le sous-bassin 16 (**Figure 39**) qui a une superficie de 13 300 ha, 33 LSU et 207 URH (**Tableau XXVIII**).

Tableau XXVIII : Discrétisation des sous-bassins du BVT en LSU et en URH

Sous-bassin	Aire (ha)	Nombre de LSU	Nombre d'URH	Sous-bassin	Aire (ha)	Nombre de LSU	Nombre d'URH
1	10531	27	181	20	28487	66	326
2	17852	40	205	21	21088	54	307
3	14848	39	274	22	28411	58	249
4	11017	27	116	23	24702	67	361
5	11320	37	195	24	55063	147	732
6	10864	27	163	25	23854	57	214
7	12197	35	139	26	31614	85	420
8	10543	37	204	27	20781	57	292
9	10607	21	120	28	12053	31	129
10	10258	19	74	29	28940	71	357
11	12155	35	204	30	18922	44	161
12	10840	23	154	31	36135	97	413
13	13565	37	207	32	35696	98	498
14	13928	33	194	33	31871	79	342
15	17995	49	249	34	69663	183	1076
16*	13299	33	207	35	41100	94	360
17	16731	37	179	36	71890	167	812
18	23340	59	352	37	18037	45	212
19	31301	91	431	38	57225	149	678

16* : Sous-bassin de la retenue de Nanan ; LSU : Unités paysagères ; URH : Unité de réponse Hydrologique

5.2. Sensibilité des paramètres du modèle SWAT+ du Bassin Versant de Taabo

Les résultats de l'analyse de sensibilité du modèle SWAT+ pour le bassin versant de Taabo sont présentés à la **Figure 40**.

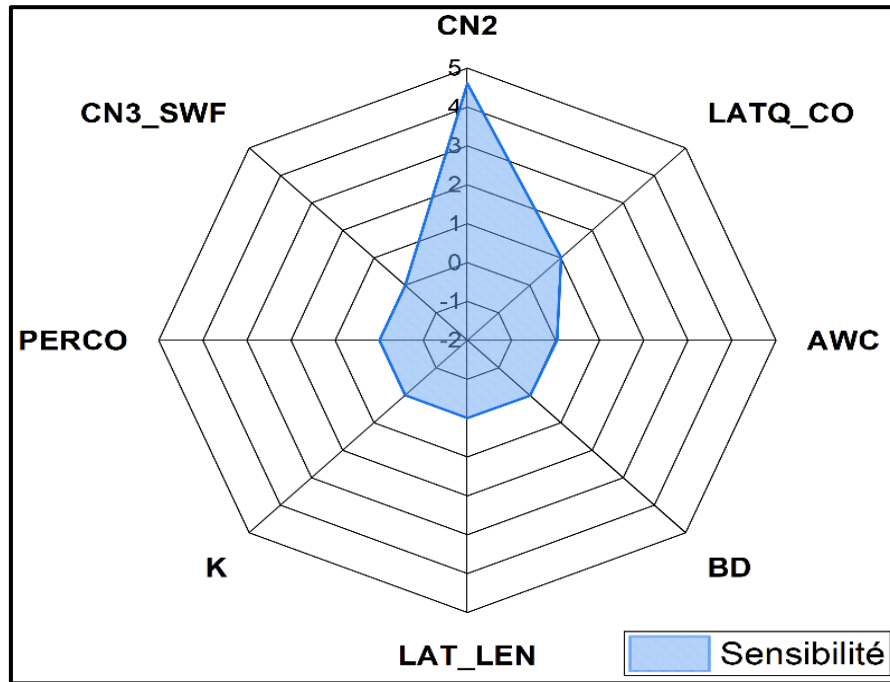


Figure 40 : Paramètres retenus pour la calibration après l'analyse de sensibilité

Sur les 24 paramètres analysés, huit (8) paramètres ont été retenus pour la calibration du modèle SWAT+/BVT. Les paramètres les plus sensibles sont le numéro initial de la courbe de ruissellement « SCS » pour la condition d'humidité II (CN2), le coefficient de flux latéral (LATQ_CO) et la capacité en eau disponible de la couche de sol (AWC). Le rôle des paramètres retenus peut être résumé comme suit :

- le paramètre CN2 (valeur de sensibilité : 4,60) dépend des caractéristiques du sol, de la végétation et des conditions d'humidité précédentes du sol. Il intervient dans la génération du ruissellement de surface. Son augmentation entraînera une baisse de la perméabilité du sol et favorisera les écoulements de surface.
- le paramètre CN3_SWF (-0,043) permet de contrôler le niveau de saturation du sol qui doit être atteint avant que le modèle ne passe de l'utilisation du numéro de courbe pour la condition d'humidité II à la condition d'humidité III. Ainsi, il peut être utilisé pour retarder ou accélérer le début du ruissellement de surface après des périodes sèches.
- les paramètres LAT_LEN (-0,024) et LATQ_CO (1,01) interviennent dans l'écoulement du flux latéral souterrain. Ils sont appliqués à l'équation de stockage des

pentons qui est utilisée pour calculer le débit latéral dans chaque couche de sol. Si leurs valeurs sont diminuées, cela réduirait le flux total.

- le paramètre PERCO (-0,036) contrôle la percolation à partir de la couche inférieure du sol et peut être utilisé pour limiter la percolation en cas de présence d’une couche imperméable ou d’une nappe phréatique élevée. Il est capable d’influencer les écoulements latéraux.
- les paramètres AWC (0,034), K (-0,028) et BD (0,092) sont relatifs aux propriétés des sols du bassin versant et permettent d’influencer les écoulements de surface à travers le CN2. A titre d’exemple, si la valeur de K (conductivité hydraulique à saturation) est diminuée, la recharge des nappes souterraines et les écoulements latéraux seront réduits. Si également, la capacité de rétention en eau d’un sol (AWC) est augmentée, les conditions de saturation lors d’un événement pluvieux seront atteintes plus rapidement. Dans les 2 cas, cela favorisera le ruissellement de surface.

5.3. Calibration du modèle SWAT+ du Bassin Versant de Taabo

Le modèle SWAT+ du bassin versant de Taabo (BVT) a été calibré au pas de temps mensuel sur la période 1984 – 1989, à la station de Bouaflé, avec 2 500 simulations. Le modèle a été évalué avec le critère d’efficacité de Nash-Sutcliffe (NSE), le coefficient de détermination (R^2), le pourcentage de biais (PBIAS) et le rapport de l’erreur quadratique moyenne et de l’écart-type des observations (RSR). Les **Figure 41** et **Figure 42** illustrent respectivement les hydrogrammes observés et simulés obtenus lors de la calibration à la station hydrométrique de Bouaflé, et la corrélation entre les débits observés et simulés. Le modèle SWAT+ présente de bonnes performances dans l’ensemble, avec un NSE de 0,78, un R^2 de 0,90, un PBIAS de -18,58 et un RSR de 0,47.

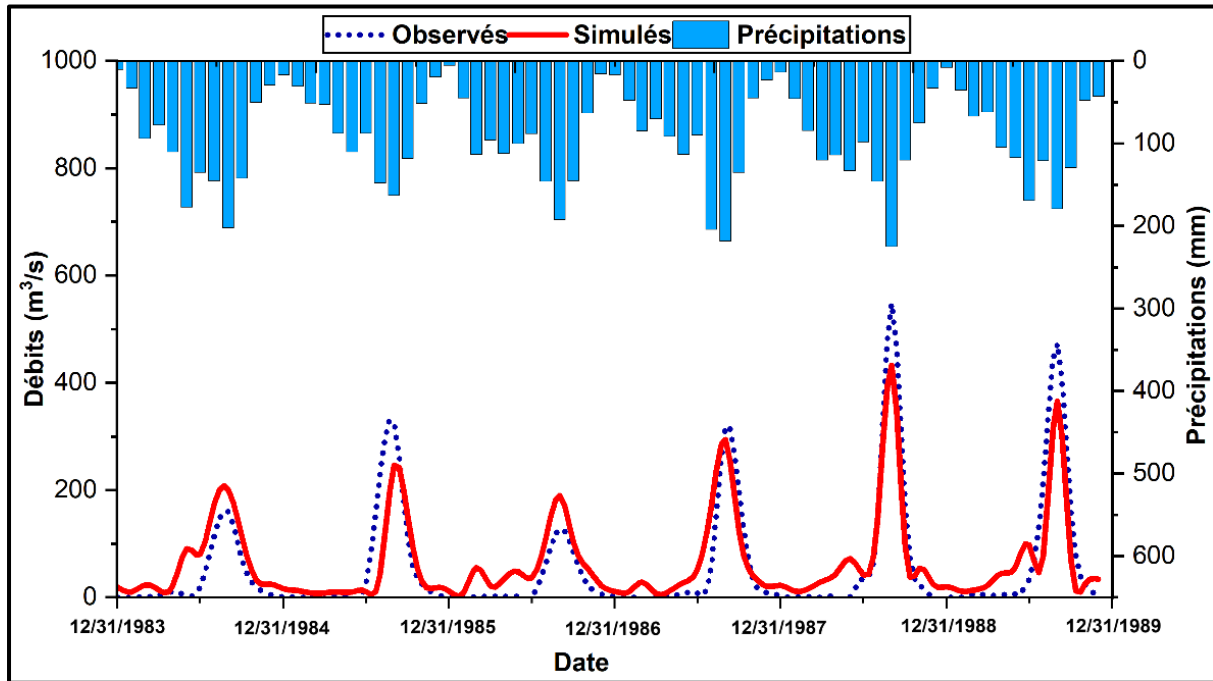


Figure 41 : Débits mensuels observés et simulés lors de la calibration sur la période 1984–1989 à la station hydrométrique de Bouaflé

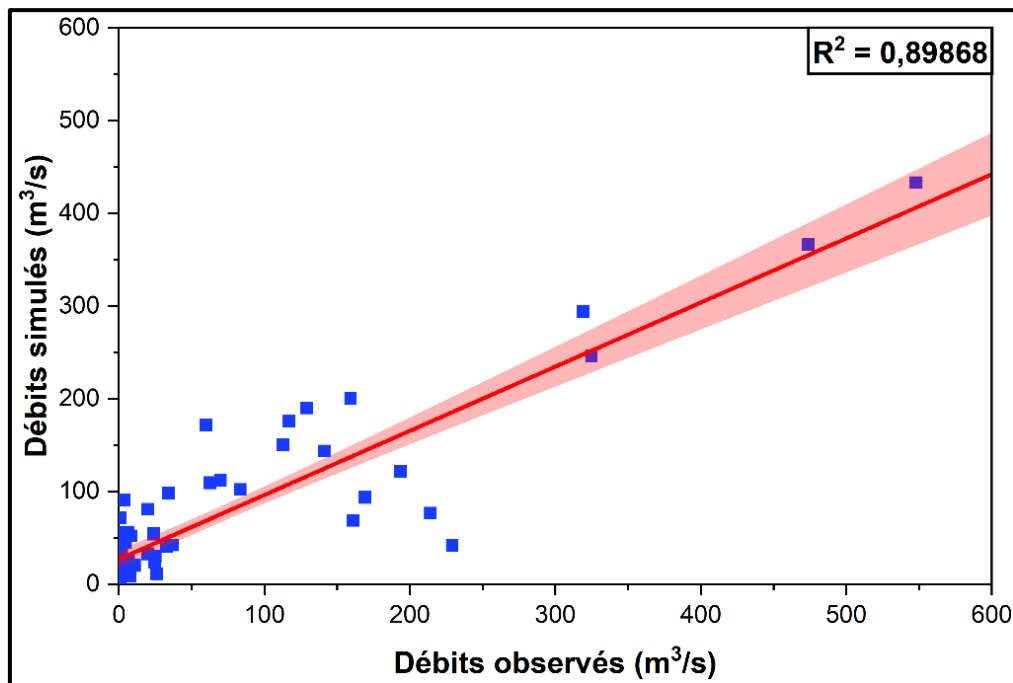


Figure 42 : Corrélation entre les débits moyens observés et simulés lors de la calibration sur la période 1984–1989 à la station hydrométrique de Bouaflé

5.4. Validation du modèle SWAT+ du Bassin Versant de Taabo

Les résultats de la validation du modèle SWAT+/BVT sont présentés par la **Figure 43**. Le SWAT+ a été validé à la station de Bouaflé au pas de temps mensuel, sur la période 1991–1996. La **Figure 44** illustre la corrélation entre les débits observés et simulés.

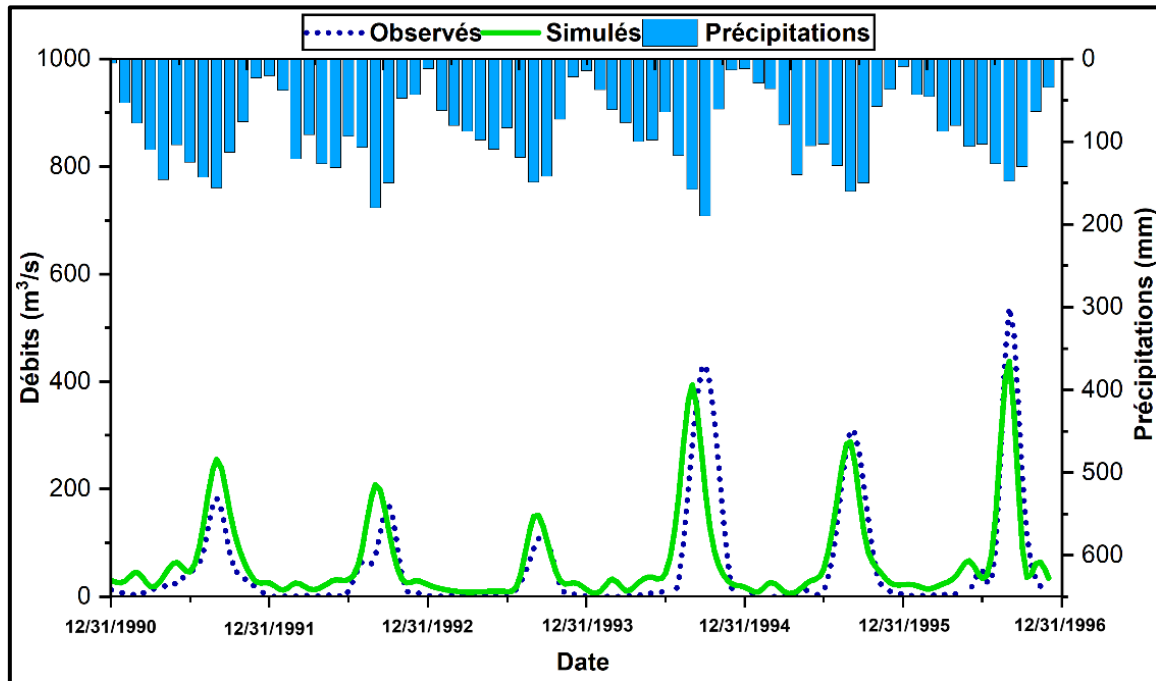


Figure 43 : Débits mensuels observés et simulés lors de la validation sur la période 1991–1996 à la station hydrométrique de Bouaflé

Le modèle montre des performances satisfaisantes lors de la validation avec des valeurs de NSE de 0,69, R^2 de 0,70, PBIAS de -23,90 et de RSR de 0,56. On observe donc une dégradation du NSE de la calibration à la validation. Comme à la calibration, il est observé une surestimation des débits observés par le modèle sur la période de validation en particulier des faibles débits également. Cette situation est illustrée par de légers pics en mars et en juin. La saisonnalité hydrologique est également bien représentée par le modèle SWAT+ lors de la validation, mais des décalages dans les débits de pointe sont observés, notamment dans les mois de septembre 1992 et 1994.

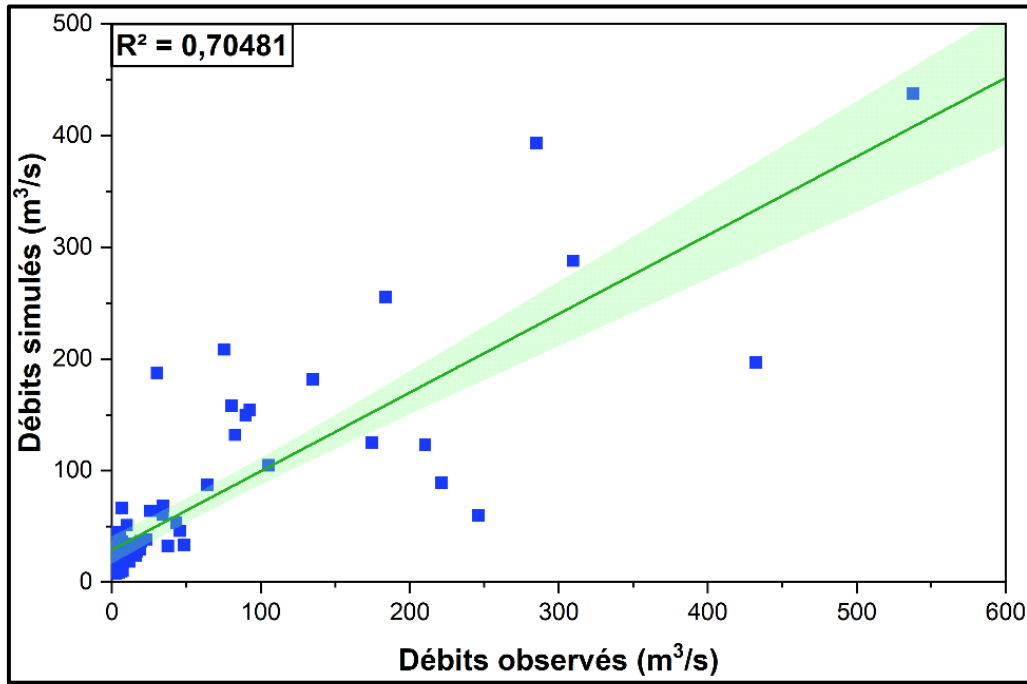


Figure 44 : Corrélation entre les débits moyens observés et simulés lors de la validation sur la période 1991–1996 à la station hydrométrique de Bouaflé

Le **Tableau XXIX** récapitule les critères numériques utilisés pour évaluer la performance et la robustesse du modèle SWAT+/BVT. Il est observé dans l'ensemble, une baisse de la performance du modèle de la calibration à la validation.

Tableau XXIX : Statistiques de performance du modèle SWAT+ pour les périodes de calibration et de validation

Périodes		Critères de performance			
		NSE	R ²	PBIAS	RSR
1984–1989	Calibration	0,78	0,90	-18,98	0,47
1991–1996	Validation	0,69	0,70	-23,90	0,56

5.5. Bilan hydrologique du bassin versant de Taabo

La répartition spatiale pour chaque sous-bassin, des composantes du bilan hydrique du BVT sur la période 1986–2020, est présentée dans les sections subséquentes. Il s'agit de la pluviométrie, du ruissellement de surface, de l'évapotranspiration réelle et de la percolation.

5.5.1. Pluviométrie

La distribution spatiale de la pluviométrie moyenne annuelle sur le BVT est présentée à la **Figure 45**. Sur l'ensemble du bassin, les hauteurs pluviométriques varient de 950 à 1 270 mm.

Il est observé une répartition inégale des hauteurs de pluie caractérisée par trois principales zones pluviométriques. Dans la partie Nord du bassin, la pluviométrie varie en moyenne de 950 à 1 090 mm, dans la partie centrale, les pluies sont en moyenne de 950 mm et dans la partie Sud, elles varient de 1 090 à 1 270 mm. Le bassin versant de la retenue du périmètre de Nanan (BVRN) se situe dans la zone centrale avec 950 mm en moyenne de pluies.

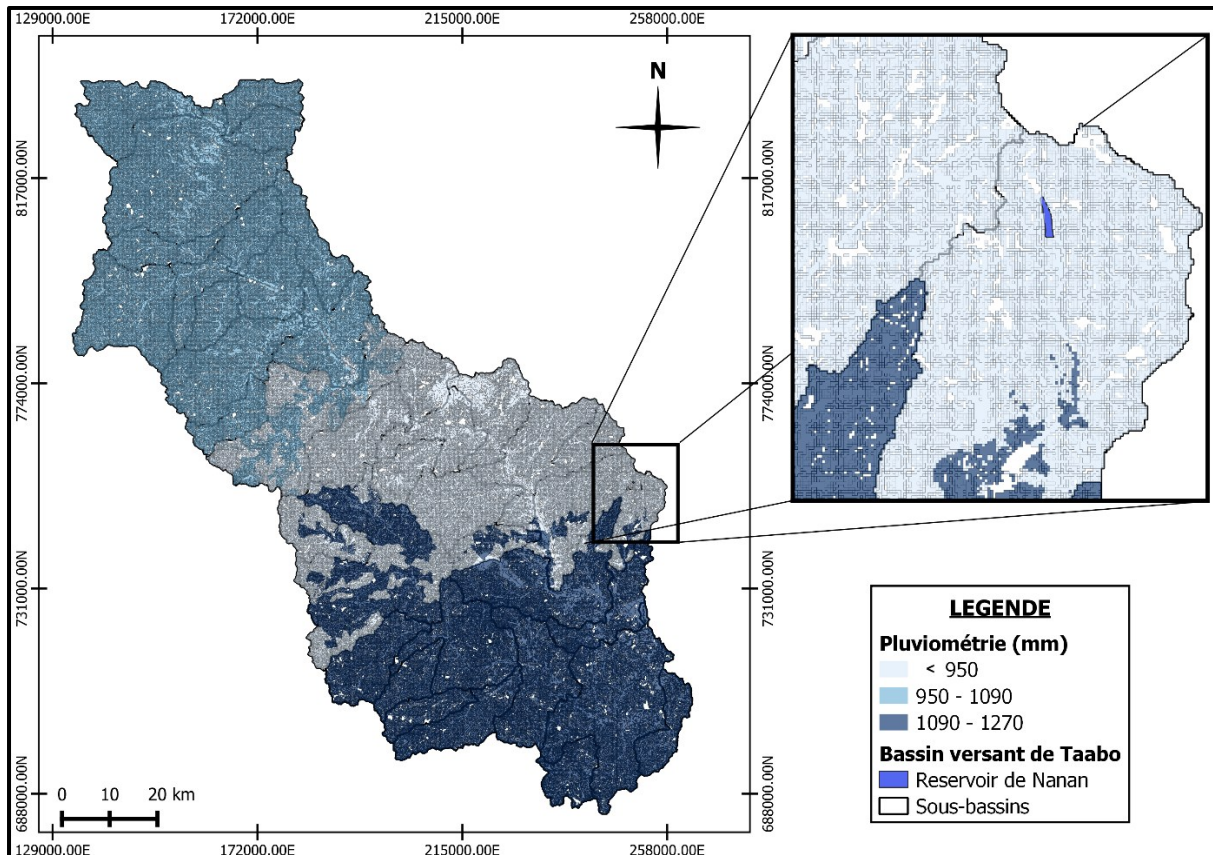


Figure 45 : Répartition spatiale de la pluviométrie sur le BVT de 1986 à 2020

5.5.2. Ruissellement de surface

Le ruissellement de surface sur le BVT (**Figure 46**) est compris entre 120 mm et 690 mm. Il décroît du Nord au Sud avec des quantités moyennes respectives se situant entre 120 et 690 mm. Les écoulements dans la zone centre du bassin, dans laquelle se situe le BVRN, varient de 120 à 300 mm. Par ailleurs, le ruissellement est plus élevé au Nord-ouest avec des valeurs comprises entre 350 et 360 mm. Il est moyennement élevé au centre qui est une combinaison d'agglomérations, de terres agricoles, de savanes et de terres nues.

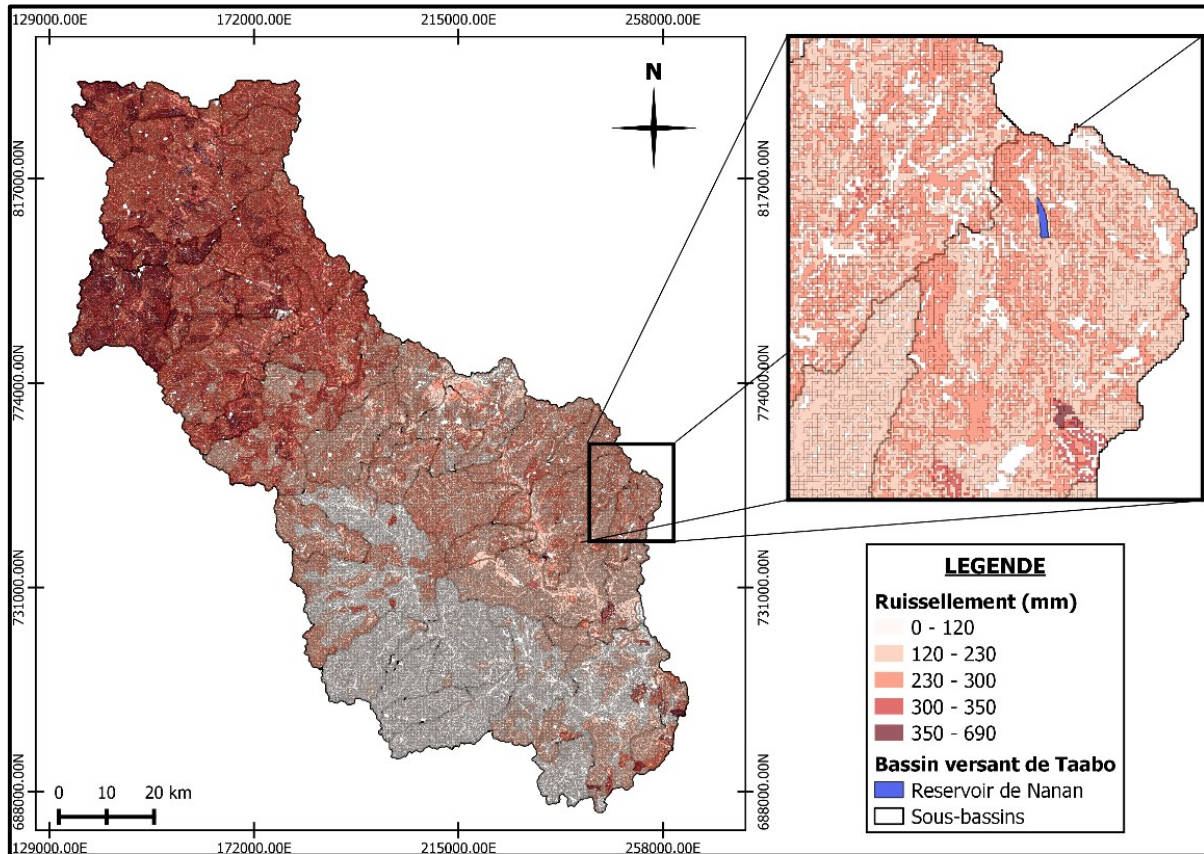


Figure 46 : Répartition spatiale du ruissellement de surface sur le BVT de 1986 à 2020

5.5.3. Evapotranspiration réelle

La répartition spatiale de la lame d'eau évaporée sur le BVT (**Figure 47**) est similaire à celle de la pluviométrie. L'évapotranspiration est plus élevée au Sud (250–790 mm) dans les terres agricoles et de forêts. Elle est moyenne dans le Nord (180–790 mm) où les forêts sont dominantes sur le bassin et elle est faible dans le Centre (30–180 mm) où les terres sont relativement peu couvertes. L'évapotranspiration sur le BVRN se situe en moyenne, entre 50 et 180 mm.

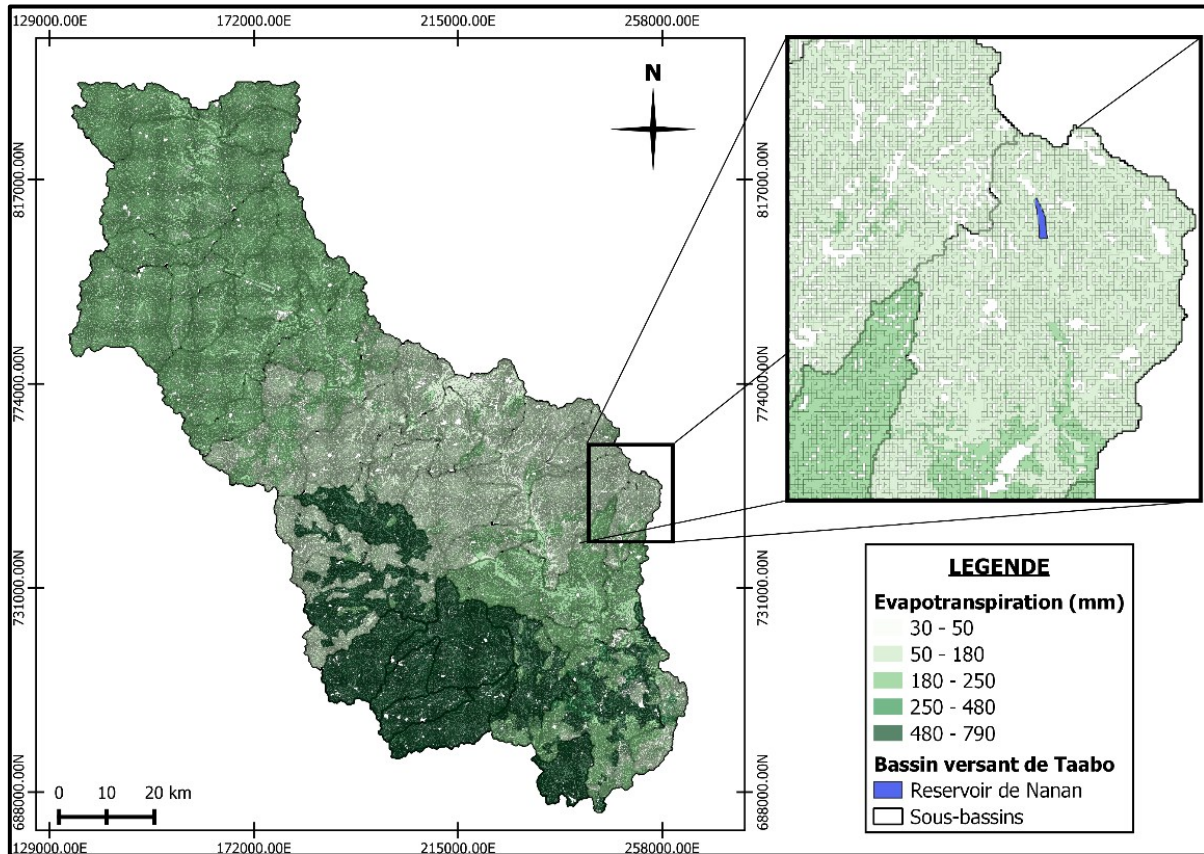


Figure 47 : Répartition spatiale de l'évapotranspiration réelle sur le BVT de 1986 à 2020

5.5.4. Percolation

La **Figure 48** illustre la répartition spatiale de la percolation sur le BVT de 1986 à 2020. Cette répartition est très variable sur l'ensemble du BVT et est comprise entre des valeurs en dessous de 30 mm et 480 mm. La percolation est relativement élevée au Nord avec des valeurs moyennes situées entre 400 et 480 mm, moyenne au Centre avec des valeurs comprises entre 340 et 440 mm. Elle est faible au Sud avec des valeurs allant jusqu'à 340 mm. Le BVRN est situé dans la zone centrale avec des valeurs de percolation comprises entre 340 et 400 mm. Au Nord-ouest, on rencontre de faibles valeurs de percolation.

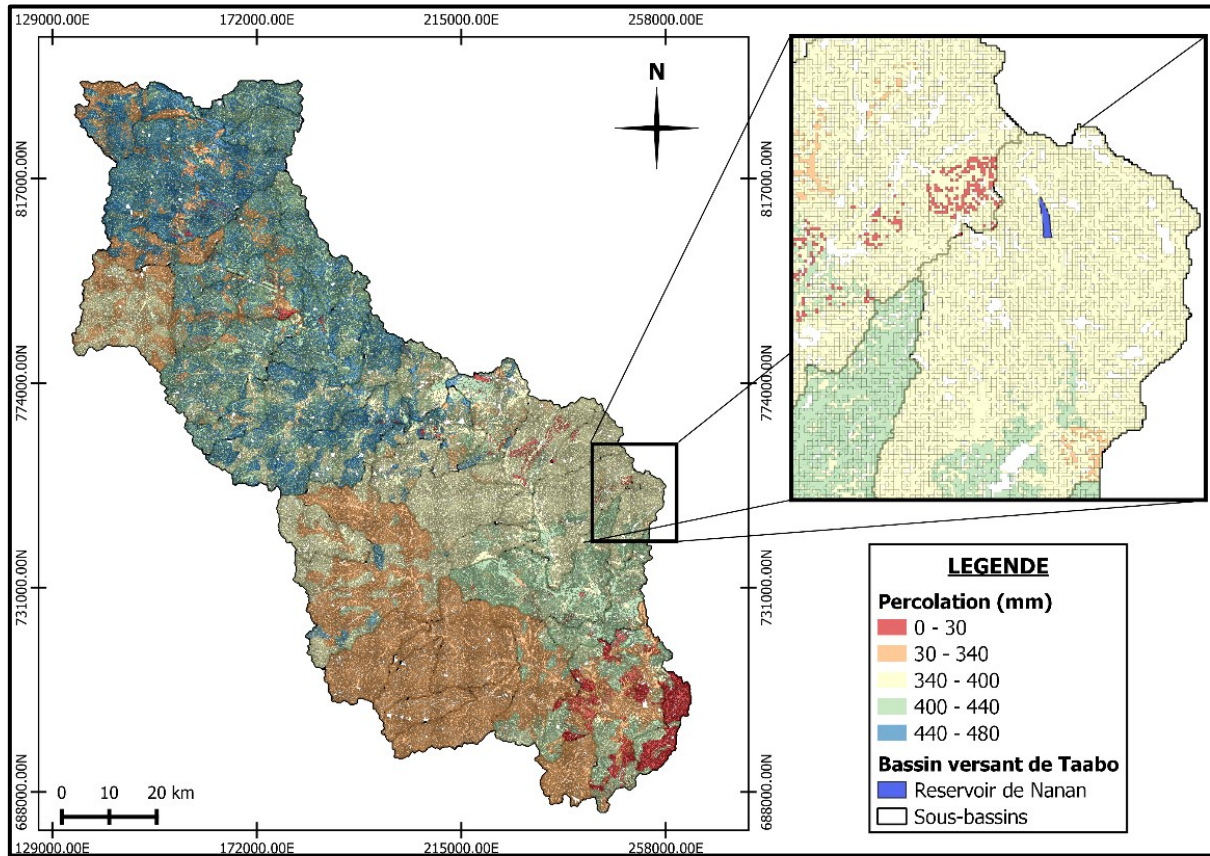


Figure 48 : Répartition spatiale de la percolation sur le BVT de 1986 à 2020

5.6. Rapport des différentes composantes du bilan hydrologique du BVT

Le **Tableau XXX** résume les conclusions de l'analyse du bilan hydrologique du bassin versant de Taabo.

Tableau XXX : Ratios des composantes du bilan hydrologique du bassin versant de Taabo

Ratios des composantes du bilan hydrique	Valeurs (%)
Percolation/Précipitation	34
Evapotranspiration réelle/Précipitation	26
Ruissellement de surface/Précipitation	18
Recharge profonde/Précipitation	02
Rendement en eau/Précipitation	20
Débit de base/Débit total	62
Ruissellement de surface/Débit total	38

Le bilan hydrologique reconstitue les différentes fragmentations des précipitations entre le ruissellement, l'évapotranspiration et l'infiltration. Selon tous les rapports, le bilan

hydrologique met en évidence un excès d'eau sur le bassin. Ainsi, la percolation est de loin la composante prédominante du bilan hydrologique. Elle est suivie du rendement en eau qui représente le ruissellement de surface, l'écoulement latéral et l'écoulement d'eau souterraine. La recharge de l'aquifère profond est l'élément le plus faible du bilan. Le débit de base contribue plus au débit total du cours d'eau que le ruissellement de surface.

5.7. Variation des écoulements vers la retenue de Nanan sur la période historique 1986–2020

5.7.1. Variation des écoulements moyens mensuels

L'évolution mensuelle des écoulements vers la retenue du périmètre rizicole irrigué de Nanan, dans le département de Yamoussoukro sur la période 1986–2020, est illustrée à la **Figure 49**. Les écoulements varient de 47 870 m³ (en janvier) à 727 000 m³ (en juin) avec une moyenne de 302 616 m³. Un régime bimodal des hydrogrammes est observé avec deux pics de crue en juin et en septembre, avec un pic en septembre plus faible. Il est observé que les écoulements sont relativement faibles en mars et en avril malgré une bonne pluviométrie (135 à 190 mm, respectivement) dans la région. En outre, les volumes d'eau entrants dans la retenue baissent avec la pluviométrie d'octobre à décembre.

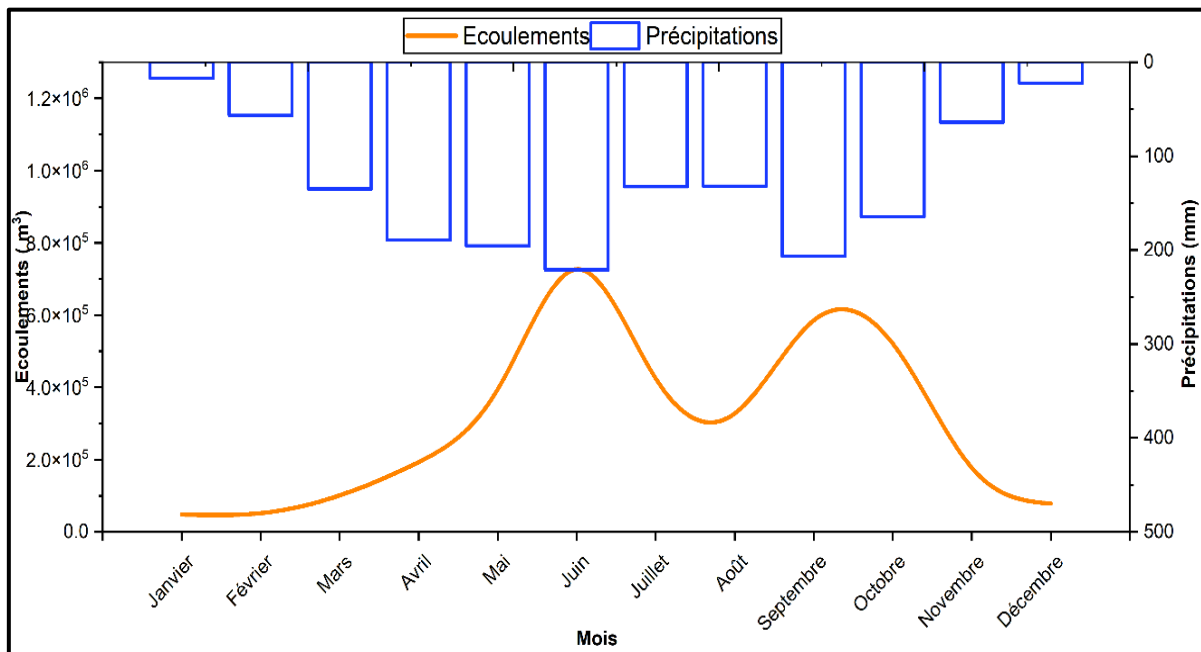


Figure 49 : Variation des écoulements moyens mensuels vers la retenue du périmètre rizicole irrigué de Nanan sur la période 1986 – 2020

5.7.2. Variation et tendance des écoulements moyens annuels

Les écoulements moyens annuels vers la retenue du périmètre de Nanan sur la période 1986–2020, varient de $2,38.10^6 \text{ m}^3$ à $6,11.10^6 \text{ m}^3$, avec une moyenne de $3,63.10^6 \text{ m}^3$. Une forte variabilité interannuelle des écoulements est observée sur la période d'étude (**Figure 50**). Au cours de la période 1986–2020, l'évolution des écoulements montre une tendance à la hausse statistiquement non significative avec une statistique normale standard du test de Mann-Kendall, $|Z| = 1,3068 > 0, < 1,96$. La tendance à la hausse est également observée par la régression linéaire qui a donné une pente $a = 14\,894 > 0$.

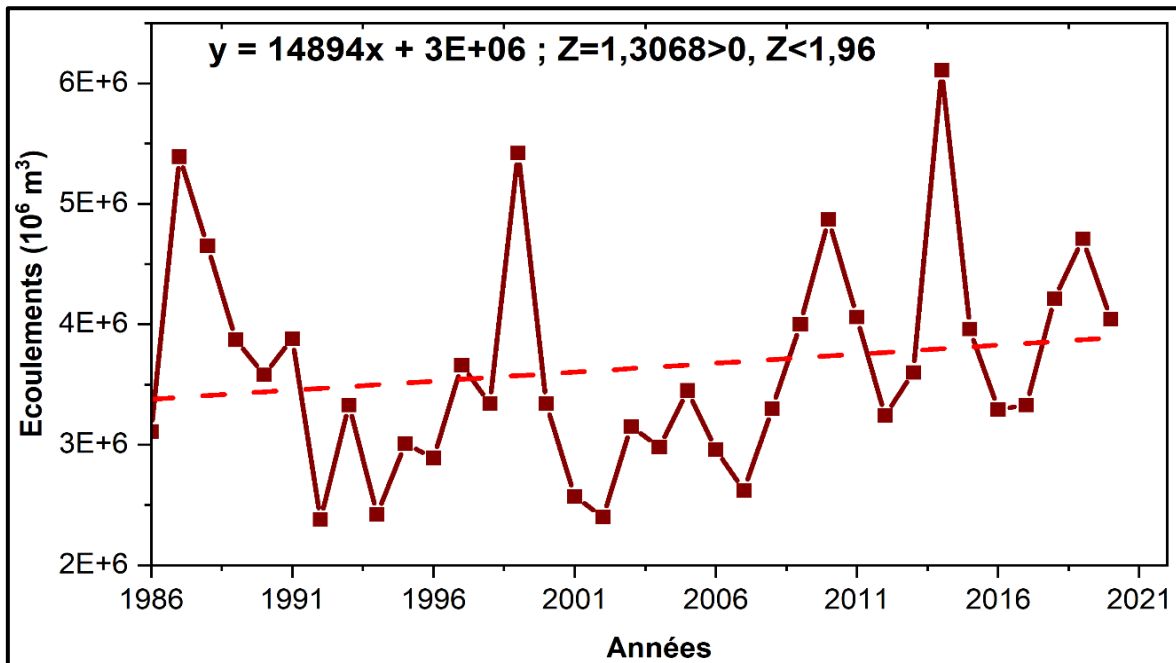


Figure 50 : Variation et tendance des écoulements moyens annuels vers la retenue du périmètre rizicole de Nanan sur la période 1986–2020

5.7.3. Bilan hydrologique de la retenue du périmètre rizicole irrigué de Nanan

Le modèle SWAT+ a permis d'établir un bilan hydrologique de la retenue du périmètre de Nanan sur la période de simulation de 1986 à 2020 (35 ans). Le **Tableau XXXI** présente les différentes composantes du bilan hydrologique moyen annuel de la retenue. L'analyse de ce tableau montre que le ruissellement et les prélèvements sont les termes les plus prédominants avec un volume respectif de $3\,630\,000 \text{ m}^3$ et $3\,330\,000 \text{ m}^3$ sur toute la période. L'ensemble du volume d'eau prélevé est principalement composé de l'eau destinée à l'irrigation du périmètre rizicole, avec en des proportions moindres, l'eau utilisée pour d'autres usages tels que l'arrosage des petits maraîchers et l'abreuvement du bétail. Sur toute la période d'étude, le stock d'eau moyen annuel dans la retenue est de $281\,000 \text{ m}^3$ et le volume d'eau entrant ($4\,433\,000$

m³) est légèrement supérieur au volume d'eau sortant (4 145 000 m³) du réservoir. Ainsi, le volume moyen d'eau de la retenue établi, est de 288 000 m³. La différence entre le ruissellement entrant dans le réservoir et les prélèvements est positive avec une valeur de 300 000 m³.

Tableau XXXI : Composantes du bilan hydrologique du réservoir du périmètre rizicole irrigué de Nanan sur la période 1986–2020

Termes du bilan	Volumes (m ³)
Volume stocké	281 000
Apports par précipitations directes	522 000
Apports par ruissellement	3 630 000
Volume entrant	4 433 000
Pertes par évaporation	363 000
Pertes par infiltration	452 000
Prélèvements	3 330 000
Volume sortant	4 145 000
Volume de la retenue	288 000
Différence entre ruissellement et prélèvements	300 000

La **Figure 51** présente les variations mensuelles de la différence entre les apports par ruissellement et les prélèvements du réservoir de Nanan sur la période 1986–2020.

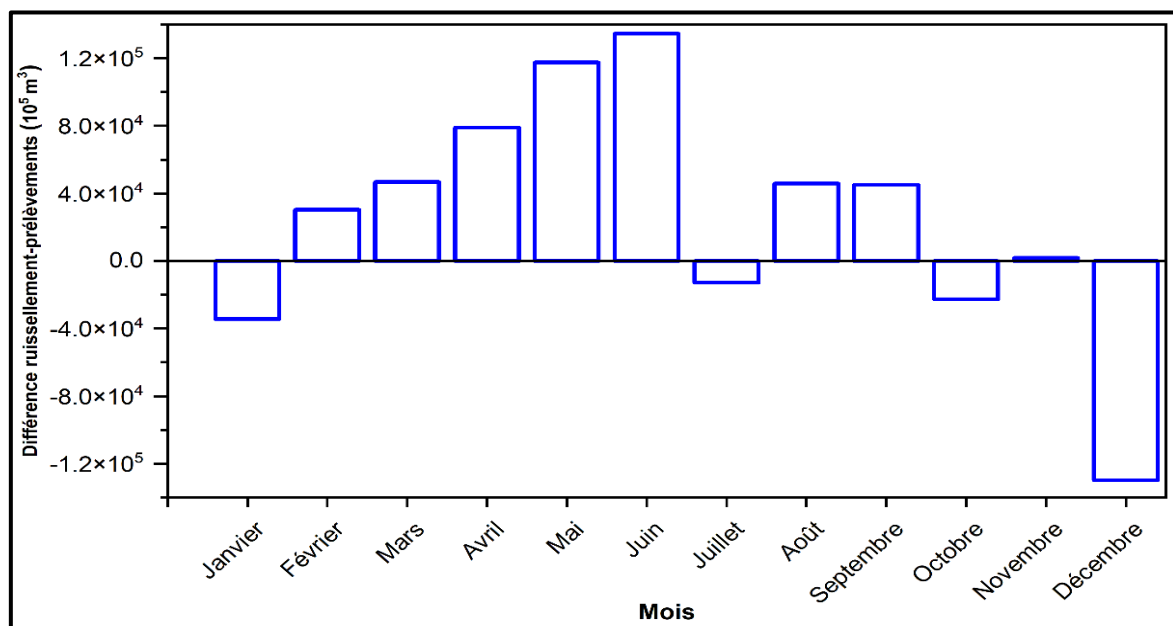


Figure 51 : Ecart entre les apports par ruissellement et les prélèvements de la retenue du périmètre irrigué de Nanan de 1986 à 2020

Les apports par ruissellement en février estimés à 30 292 m³, arrivent à couvrir les prélèvements (besoins) jusqu'au mois de juin. Durant cette période, le mois de juin représente le mois plus excédentaire (134 543 m³). Cependant, au niveau des mois de janvier, juillet, octobre et de décembre, les prélèvements deviennent plus importants que les apports par ruissellement avec le mois de décembre très largement déficitaire (-129 854 m³). Par ailleurs, au niveau du mois de novembre, les prélèvements et les apports sont pratiquement égaux avec une légère supériorité des apports (1 808 m³).

5.8. Discussion

❖ Performance du modèle agro-hydrologique SWAT+

La modélisation du bassin versant de Taabo (BVT) à l'aide du modèle SWAT+ a été effectuée dans cette étude, en vue de simuler les écoulements vers la retenue du périmètre rizicole irrigué de Nanani. Hormis la préparation minutieuse des données d'entrée de ce modèle semi-distribué, le BVT a été discrétisé en unités paysagères (LSU), ensuite en unités de réponses hydrologiques (URH), après l'avoir délimité en sous-bassins. Ainsi, 38 sous-bassins ont été délimités, et 2 355 LSU et 11 787 URH ont été créées. Dans son étude sur le bassin versant du lac de Taabo (grand bassin dans lequel est inclus le BVT), Anoh (2014) qui a utilisé le modèle SWAT, a trouvé que la discrétisation du bassin en URH ne dépend pas de la taille des sous-bassins, mais plutôt du type d'occupation du sol. Il a également été observé dans la présente étude, que le nombre de LSU et d'URH n'est pas fonction de la superficie des sous-bassins. En outre, le nombre d'URH ne dépend pas non plus du nombre de LSU. Les LSU sont créées selon le relief et la pente et les URH sont créées selon les classes d'occupation du sol, de pente et de sol.

Une analyse de sensibilité globale par la méthode de Sobol a été réalisée sur 24 paramètres du modèle SWAT+ en vue de son étalonnage. L'analyse des résultats a permis de sélectionner huit (8) paramètres comme étant les plus sensibles à la réponse du modèle SWAT+ dans la reproduction des débits dans le BVT. Ces paramètres retenus sont relatifs au ruissellement (CN2, CN3_SWF), au flux latéral (LATQ_CO, LAT_LEN), aux propriétés des sols (AWC, BD, K) et à la percolation dans les couches peu profondes du sol (PERCO). Au vu des résultats, il semblerait que pour l'ensemble du bassin versant du lac Taabo, y compris le BVT, le modèle SWAT soit plus influencé par le ruissellement et la teneur en eau dans le sol, à travers les paramètres CN2 et LATQ_CO, respectivement. En effet, dans les 3 applications du modèle SWAT sur le bassin versant du lac Taabo trouvées dans la littérature, le paramètre CN2 a

toujours figuré parmi les plus sensibles (Anoh *et al.*, 2017, 2018, 2021). Et les résultats de cette étude sont donc en accord, en partie, avec ces précédentes études. Cependant, le jeu de paramètres sensibles de la présente étude diffère de celui de ces 3 études, même si dans tous les cas, de bons résultats ont été obtenus. Cela est sans doute dû à la non-unicité ou équi-finalité des modèles hydrologiques. En effet, plusieurs jeux de paramètres différents, peuvent aboutir à de bonnes réponses du modèle, parfois mêmes similaires. En outre, la non-unicité peut être considérée comme une propriété inhérente de l'étalonnage des modèles hydrologiques semi-distribués et distribués (Abbaspour *et al.*, 2017).

Les paramètres sensibles identifiés ont été utilisés pour réaliser la calibration/validation du modèle SWAT+ à une échelle temporelle mensuelle, respectivement de 1984 à 1989 et de 1991 à 1996. Les périodes d'échauffement du modèle étaient de 2 ans (1982–1983) pour la calibration et d'un an (1990) pour la validation, selon la disponibilité des données. Les données de débits de la station hydrométrique de Bouaflé ont été utilisées pour ce travail. Quatre fonctions objectives ont servi à l'évaluation de la performance du modèle : le critère d'efficacité de Nash-Sutcliffe (NSE), le pourcentage de biais (PBIAS), le coefficient de détermination (R^2), et le rapport de l'erreur quadratique moyenne et de l'écart-type des observations (RSR). Le MBVT a montré de bonnes performances lors de la calibration/validation avec une importante adéquation entre les débits observés et simulés, selon les critères de performance proposés par Moriasi *et al.* (2007) et Golmohammadi *et al.* (2014). En outre, les valeurs de NSE, R^2 et RSR obtenues, soulignent un rendement plus que satisfaisant du modèle. Les PBIAS négatifs (-18,58 et -23,90) indiquent une surestimation des débits observés par le modèle. Les résultats obtenus sont de façon globale, relativement similaires aux études précédentes des applications de SWAT dans le bassin versant de Taabo. Par ailleurs, dans ces études, des ensembles de données et des périodes de calibration/validation différents, ont été utilisés. En effet, la comparaison entre les résultats de ces études et ceux de la présente étude est difficile, du moment où la calibration/validation n'ont pas été effectuées au niveau de sous-bassins similaires. Par exemple, Anoh *et al.* (2021) ont également obtenu des valeurs de PBIAS négatives. Aussi, comme dans cette étude, Anoh *et al.* (2018) ont obtenu des valeurs de NSE supérieures à 0,7 lors de la calibration et supérieures à 0,6 lors de la validation. En comparaison à l'étude de Kouadio *et al.* (2022), la valeur de R^2 de cette étude, est également supérieure à 0,8 lors de la calibration, mais elle est un peu plus faible pour la validation. Pour toutes les fonctions

objectives, le modèle SWAT+ montre une baisse de performance de la calibration à la validation.

Tant à la calibration qu'à la validation, le modèle SWAT+ surestime les débits de base durant les mois secs. Toutefois, SWAT+ a montré une bonne capacité à saisir les montées et les chutes de débits durant une période sèche (calibration, 1984–1989) et une période plus ou moins normale (validation, 1991–1996). Cette observation a également été faite par Bailey *et al.* (2022). Cela suggère que le modèle SWAT+ pourrait tout aussi bien simuler les débits au cours d'une période humide. Les pics remarquables dans les débits simulés durant la première moitié de l'année, représentent les débits au cours de ce qui était appelée la première saison des pluies sur le bassin versant. Cependant, il est remarqué de faibles débits observés durant cette période malgré une bonne pluviométrie. Une raison à cela, pourrait être l'état de surface du bassin versant durant cette période humide. En effet, les propriétés des bassins versants (occupation du sol) peuvent moduler les variations des écoulements. C'est ce qu'ont observés Sidibe *et al.* (2019) et Yonaba *et al.* (2021) sur des bassins versants Ouest-africains sahéliens, et appelé le « paradoxe sahélien », où une augmentation du ruissellement de surface est observée malgré une diminution des précipitations. Cela pourrait également s'expliquer par le fait que ce soit le fleuve Bandama qui alimente les nappes souterraines au cours de cette première période humide de l'année. Le modèle SWAT+ simulant la relation pluie-débit, a donc généré des pics durant ladite période en raison de la pluviométrie assez élevée. Les décalages entre les pics des débits de pointe observés et simulés dans le mois de septembre lors de la calibration/validation, pourraient être dus à un retard dans les écoulements après de longues périodes sèches. Et cela pourrait s'expliquer par un faible étalonnage des paramètres LATQ_CO et LAT_LEN, qui contrôlent les écoulements latéraux dans les couches de sol. C'est en cela que le nouveau paramètre CN3_SWF montre toute son importance en favorisant un retour des écoulements par une saturation rapide du sol, afin que le modèle passe rapidement de la condition d'humidité II (humidité moyenne, CN2) à la condition d'humidité III (sol saturé, CN3). Cette observation sur le paramètre CN3_SWF, a également été faite par Wagner *et al.* (2022).

❖ Evolution des apports d'eau dans la retenue du périmètre rizicole irrigué de Nanan

Le modèle SWAT+ a simulé une bonne hétérogénéité spatiale des composantes du bilan hydrique du bassin versant de Taabo. L'analyse de la carte de la répartition spatiale de la pluviométrie montre une inégale distribution des pluies, qui influence les différentes composantes du bilan hydrique du bassin. Ainsi, il est observé que l'évapotranspiration réelle

est répartie sur le bassin de manière similaire à la pluie. En effet, l'évapotranspiration est élevée au Sud du bassin, dans les terres agricoles et forestières, où les hauteurs de pluies sont élevées. En revanche, l'évapotranspiration est moins élevée dans les savanes et forêts mixtes du Nord du bassin, où les pluies sont moyennes. Cela pourrait être due à une irrigation abondante des cultures, qui amplifie les quantités d'eau évaporées et transpirées dans cette zone du BVT. En outre, cela pourrait s'expliquer par la capacité du modèle SWAT+ à fournir plus d'eau disponible pour l'évapotranspiration dans les basses terres. La percolation, c'est-à-dire, les quantités d'eau dans les couches peu profondes du sol, contribue beaucoup à l'évapotranspiration sur le BVT. Cette remarque a également été faite par Anoh *et al.* (2018). La variabilité spatiale très élevée de la percolation simulée par le modèle SWAT+ montre que l'influence des différents types de sols du bassin a été bien prise en compte par le modèle. Par ailleurs, la percolation est assez faible dans les terres agricoles où l'évapotranspiration réelle est très élevée. Une remarque est que le ruissellement ne dépend pas forcément des hauteurs pluviométriques, mais plutôt de l'état de surface (Sidibe *et al.*, 2019 ; Yonaba *et al.*, 2021) et de la pente moyenne. En effet, la partie nord du BVT où les écoulements sont les plus forts, est en partie recouverte de terres nues et de forêts mixtes avec des pentes relativement élevées. Alors que la zone sud du bassin où les écoulements sont les plus faibles, est essentiellement constituée de terres agricoles et de forêts.

Le bilan hydrologique du BVT se solde par un excès d'eau qui pourrait provenir de la forte contribution des eaux souterraines au débit du cours d'eau principal (le fleuve Bandama). Il est observé en effet, que le débit de base contribue fortement au débit total avec un ratio débit de base/débit total de 62 %. Ce qui voudrait suggérer que les nappes souterraines alimentent le fleuve durant la seconde saison humide après avoir elles-mêmes été alimentées par le cours d'eau en première saison humide, d'où les pics importants observés durant cette période. En outre, le ratio percolation/précipitation (34 %) est le plus élevé des composantes du bilan hydrologique. Ce qui signifie que l'eau est principalement acheminée à travers les eaux souterraines vers le cours d'eau. Wagner *et al.* (2022) ont également fait cette observation dans leur étude. Parmi les composantes du bilan hydrologique, seul le rapport entre la recharge profonde et les précipitations (2 %) concorde approximativement avec la valeur estimée par Anoh *et al.* (2018), qui ont travaillé sur le bassin versant de Taabo en entier avec le modèle SWAT, sur la période 1982–1990 (1 %). Les rapports des autres composantes diffèrent considérablement et cela pourrait être due à la différence de taille de bassins modélisés.

Toutefois, la contribution du débit de base au débit total du cours d'eau a également été remarqué dans leur étude.

Les écoulements vers la retenue du périmètre rizicole irrigué de Nanan se manifestent sous un régime bimodal avec l'observation de deux pics aux mois de juin et de septembre. Cela a également été observé par Sawadogo (2020) sur la retenue de Nanan. L'analyse de l'évolution interannuelle des écoulements vers la retenue de Nanan a mis en évidence une forte variabilité des écoulements qui suivent une tendance non significative à la hausse sur la période 1986–2020. Kouyate *et al.* (2018) ont également montré une augmentation de la lame d'eau ruisselée vers la retenue de 1986 à 2015. Cependant, ces auteurs mentionnent que la quantité d'eau qui atteint effectivement la retenue est réduite de tiers (-30 %). Et cela est principalement dû à l'urbanisation grandissante qui a provoqué une suppression des drains naturels du bassin, ce qui a engendré une modification morphologique du bassin versant de la retenue de Nanan. Toutefois, cette observation n'a pas été prise en compte dans cette étude, car l'objectif était d'évaluer uniquement le volume d'eau généré par ruissellement vers la retenue de Nanan.

Le bilan hydrologique moyen annuel de la retenue de Nanan a montré que, sur la période 1986–2020, les précipitations directes, les apports par ruissellement, l'évaporation du plan d'eau, l'infiltration et les prélèvements sont respectivement de 522 000 m³, 3 630 000 m³, 363 000 m³, 452 000 m³, et 3 330 000 m³. Sawadogo (2020) a obtenu des résultats quasi similaires par mesures directes, mais un peu plus faibles. Ces résultats démontrent la capacité du modèle SWAT+ à reproduire le bilan hydrologique de la retenue de Nanan, malgré une surestimation de l'ensemble des termes. Cette surestimation pourrait se justifier par la différence de périodes d'étude. En effet, les résultats de cette étude sont une moyenne annuelle sur 35 ans, tandis que ceux de Sawadogo (2020), s'étalent sur 2 années distinctes de mesures (2016 et 2017). Aux mois de janvier, juillet, octobre et de décembre, les prélèvements d'eau dans la retenue de Nanan pour l'irrigation des parcelles de riz sont supérieurs aux apports par ruissellement. Cependant, de grandes quantités d'eau sont stockées de février à juin, en août et en septembre. Ces quantités d'eau permettent donc au réservoir d'assurer sa fonction d'approvisionnement en eau d'irrigation du périmètre rizicole, sans tenir compte des autres termes du bilan hydrologique. Ce qui suggère que les apports par ruissellement compensent les prélèvements d'eau d'irrigation. Les bonnes performances du modèle SWAT+ dans la modélisation des écoulements vers la retenue du périmètre rizicole de Nanan, suggèrent qu'il peut être utilisé

avec une grande confiance pour évaluer les impacts du changement climatique sur les apports vers la retenue de Nanan.

Conclusion partielle

Dans ce chapitre, les résultats de l'estimation des écoulements vers la retenue d'irrigation du périmètre rizicole de Nanan sur la période 1986-2020, à l'aide du modèle agro-hydrologique, sont présentés. Le modèle SWAT+ a été sensible à huit (8) paramètres sur 24 sélectionnés : CN2, CN3_SWF, LAT_LEN, LATQ_CO, PERCO, AWC, K et BD. Ces paramètres ont ensuite été utilisés pour calibrer et valider le modèle, respectivement de 1984 à 1989 et de 1991 à 1996. Le modèle SWAT+ a montré de bonnes performances durant la calibration et la validation avec des valeurs respectives de NSE (0,78 ; 0,69), de R^2 (0,89 ; 0,70), de PBIAS (-18,98 ; -23,90) et de RSR (0,47 ; 0,56).

Les résultats de la simulation sur les 35 ans (1986-2020), montrent que le modèle SWAT+ représente bien l'hétérogénéité spatiale des composantes du bilan hydrique du bassin versant de Taabo (BVT). De même, il reproduit bien les écoulements vers la retenue du périmètre rizicole de Nanan caractérisé par un régime bimodal avec deux pics en juin et en septembre, respectivement. Le bilan hydrique de la retenue de Nanan donne un volume entrant (précipitations directes + ruissellement) de 4 433 000 m³, un volume sortant (évaporation + infiltration + irrigation) de 4 145 000 m³ et un volume de la retenue de 288 000 m³. Les apports sont très variables d'une année à l'autre et évoluent à la hausse sur la période 1986-2020. Ces apports sont supérieurs aux prélèvements d'eau de la retenue pour l'irrigation des parcelles de riz avec une différence positive de 300 000 m³.

Ainsi, il a été conclu que les apports par ruissellement pourraient permettre de compenser les prélèvements d'eau d'irrigation de la retenue du périmètre rizicole de Nanan. Il a également été conclu que le modèle SWAT+ peut être utilisé avec une grande confiance pour évaluer les impacts du changement climatique sur les apports vers la retenue de Nanan.

Dans le prochain chapitre, il s'agit de présenter les résultats de la simulation des besoins en eau, des besoins d'irrigation et des rendements du riz sur la période historique 1986 – 2020, à l'aide du modèle de simulation de culture DSSAT/CERES-Rice.

Chapitre 6 : Besoins en eau, besoins en irrigation et rendements du riz sur la période historique 1986 – 2020

6.1. Calibration du modèle DSSAT/CERES-Rice de la variété WITA 9

6.1.1. Coefficients génétiques de la variété WITA 9

Le processus de calibration du modèle CERES-Rice a permis de déterminer les sept (7) coefficients génétiques (CG) de la variété de riz WITA 9, à l'aide du programme GLUE du DSSAT (**Tableau XXXII**). La calibration a été effectuée avec les données d'observation de la parcelle P1 durant la campagne 2019 (septembre 2019 à janvier 2020). Les CG calibrés de la phénologie sont P1, P2R, P2O et P5 et les CG calibrés de la croissance sont G1, G2 et G3. Ainsi, le CG P1 = 746,5 DJC, P2R = 7,58 DJC, P5 = 339,1 DJC et P2O = 11,75 h pour la phénologie. Le coefficient G1 est de 60,34 épillets/g, G2 est de 0,024 g et G3 est d'une valeur de 0,71, pour la croissance. Ces valeurs représentent le maximum de probabilité des CG estimés lors du processus.

Tableau XXXII : Valeurs initiales et calibrées de coefficients génétiques de la variété de riz WITA 9 en campagne 2019

Dénomination	Coefficients du développement				Coefficients de la croissance		
	P1 (DJC)	P2R (DJC)	P5 (DJC)	P2O (h)	G1 (#/g)	G2 (g)	G3 (-)
Coefficients génétiques initiaux	650	110	400	12	60	0,025	1
Coefficients génétiques calibrés	746,5	7,58	339,1	11,75	60,34	0,024	0,71

Note : DJC= Degré Jour de Croissance ; h= heure ; #/g= nombre/g ; CG= coefficients génétiques

6.1.2. Calibration de la phénologie

Trois (3) phases critiques de développement de la plante de riz ont été comparées avec les observations durant la calibration : l'initiation paniculaire (IDAP), l'anthèse ou floraison (ADAP) et la maturité physiologique (MDAP). Les résultats de la simulation sont présentés dans le **Tableau XXXIII**. La durée moyenne observée des phases de développement de la variété WITA 9 est de 46 et 110 jours après le repiquage pour l'initiation paniculaire, l'anthèse et la maturité, respectivement. Pour les valeurs simulées, les sorties du modèle pour l'IDAP, l'ADAP et la MDAP sont respectivement de 44, 80 et 108 jours après le repiquage. Les valeurs de RMSEn et de RMSE pour chacune des 3 phases sont de 5,472 (2,517), 1,614 (1,291) et 2,288

(2,517), respectivement. Le d-Stat est respectivement de 0,396 ; 0,308 et 0,716 pour l'IDAP, l'ADAP et la MDAP. Les critères statistiques révèlent une performance très satisfaisante du modèle CERES-Rice (RMSEn < 10 %, RMSE proche de 0) par rapport aux observations. Cependant, les valeurs de d-Stat sont moins bonnes pour l'initiation paniculaire et l'anthèse.

Tableau XXXIII : Comparaison entre les dates d'initiation paniculaire, d'anthèse et de maturité simulées et observées de la variété de riz WITA 9 lors de la calibration

Variables	Unités	Moyenne		Indicateurs statistiques		
		Obs	Sim	RMSEn	RMSE	d-Stat
Date d'initiation paniculaire	JAS	46	44	5,472	2,517	0,396
Date d'anthèse	JAS	80	80	1,614	1,291	0,308
Date de maturité	JAS	110	108	2,288	2,517	0,716

Note : Obs= observée ; Sim= simulée ; JAS= jours après semis

6.1.3. Calibration de la croissance et du rendement

6.1.3.1. Comparaison des données sommaires observées et simulées

Deux (2) variables de croissance de la variété de riz WITA 9 ont été comparées avec les données observées : le nombre de grains à la maturité (H#AM) et le poids des grains (HWUM). Le rendement en grain (HWAM) a également été comparé au rendement observé à la parcelle P1 (Tableau XXXIV).

Tableau XXXIV : Comparaison entre le rendement et les composantes du rendement simulés et observés de la variété de riz WITA 9, lors de la calibration

Variables	Unités	Moyenne		Indicateurs statistiques		
		Obs	Sim	RMSEn	RMSE	d-Stat
Nombre de grains à la maturité/m ²	#	12798	13615	7,024	898,87	0,951
Poids unitaire de grains	g	0,024	0,024	4,167	0,001	0,471
Rendement	kg/ha	3 385	3 268	4,214	142,65	0,977

Note : Obs= observée ; Sim= simulée

Le poids unitaire des grains a été simulé avec précision par rapport aux observations sur le terrain avec une valeur de 0,024 g, identique à la valeur observée, avec un RMSEn ($4,167 < 10\%$) et un RMSE quasi nul (0,001). Le nombre de grains simulé est de 13 615 alors que le nombre de grains observé est de 12 798 avec des valeurs de RMSEn ($7,024 < 10\%$) et de d-stat très proche de 1 (0,951). Le rendement en grain observé (3 385 kg/ha) a également été très bien reproduit par le modèle avec une valeur simulée de 3 268, qui correspond à un RMSEn de $4,214\% < 10\%$ et un d-stat de 0,977, très proche de 1.

6.1.3.2. Comparaison des données de séries chronologiques observées et simulées

Les comparaisons du rendement et des composantes du rendement observés et simulés ont été réalisées à travers le nombre de talles (T#AD), le nombre de grains (G#AD), le poids unitaire des grains (GWGD) et le rendement en grain (GWAD) (**Figure 52**).

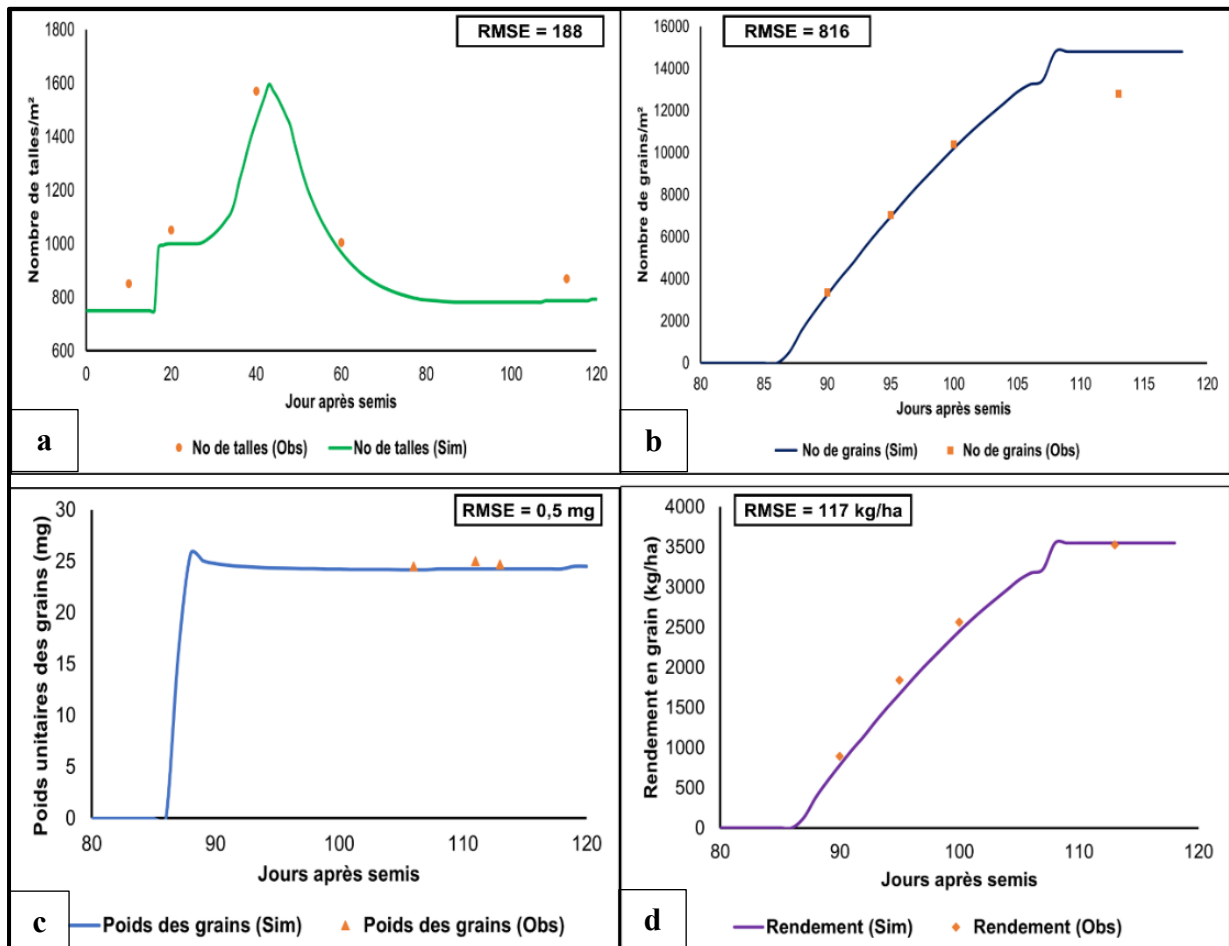


Figure 52 : Comparaison du rendement et des composantes du rendement simulés et observés de la variété de riz WITA 9 lors de la calibration

Obs= observé ; Sim= simulé

Le nombre de talles a été bien simulé par le modèle CERES-Rice (RMSE=188) en comparaison aux données observées. Cependant, il a été constaté une tendance du modèle à sous-estimer les observations (**Figure 52-a**). Le G#AD a également été bien reproduit par le CERES-Rice durant le cycle de croissance (RMSE = 816) avec une surestimation du modèle à la maturité physiologique (**Figure 52-b**). Le poids des grains et le rendement en grain ont été bien reproduits par le modèle par rapport aux observations, avec des valeurs de RMSE respectives de 0,5 mg et de 117 kg/ha (**Figure 52-c** et **Figure 52-d**).

6.2. Validation du modèle DSSAT/CERES-Rice de la variété WITA 9

6.2.1. Validation de la phénologie

Le **Tableau XXXV** illustre les résultats des variables de la phénologie simulées et observées sur les parcelles P1 et P2, durant la validation du modèle CERES-Rice en 2020. La durée moyenne observée des phases d'initiation paniculaire, d'anthèse et de maturité sur la parcelle P1, est respectivement de 45, 82 et de 112 jours. Cependant, sur la parcelle P2, la durée moyenne observée est de 45, 83 et de 111 jours, respectivement pour l'IDAP, l'ADAP et la MDAP. Les résultats de la simulation des 3 phases sur la parcelle P1 sont respectivement de 43, 80 et de 108 jours et sur la parcelle P2 de 45, 82 et de 110 jours. Sur les deux parcelles, les valeurs de RMSEn (< 10 %) et de RMSE (proches de 0) indiquent une très bonne performance du modèle. Toutefois, le d-stat avec des valeurs respectives de 0,146 et 0,357 sur P1 et P2, suggèrent une moins bonne simulation de l'ADAP par le modèle sur les 2 parcelles.

Tableau XXXV : Comparaison entre les dates d'initiation paniculaire, d'anthèse et de maturité simulées et observées du WITA 9, lors de la validation en campagne 2020

Variables	Unité	Moyenne		Indicateurs statistiques		
		Obs	Sim	RMSEn	RMSE	d-Stat
Parcelle P1						
Date d’initiation paniculaire	JAS	45	43	3,142	1,414	0,597
Date d’anthèse	JAS	82	80	3,590	2,944	0,146
Date de maturité	JAS	112	108	3,645	4,082	0,232
Parcelle P2						
Date d’initiation paniculaire	JAS	45	45	2,869	1,291	0,74
Date d’anthèse	JAS	83	82	1,392	1,155	0,357
Date de maturité	JAS	111	110	1,645	1,826	0,563

Note : Obs= observée ; Sim= simulée ; JAS= jours après semis

La **Figure 53** compare la performance du modèle CERES-Rice sur les deux (2) parcelles P1 et P2 au cours de la validation. Dans l'ensemble, il a été constaté que le modèle CERES-Rice montre une performance satisfaisante dans la simulation des phases de développement de la variété WITA 9 sur le périmètre de Nanan.

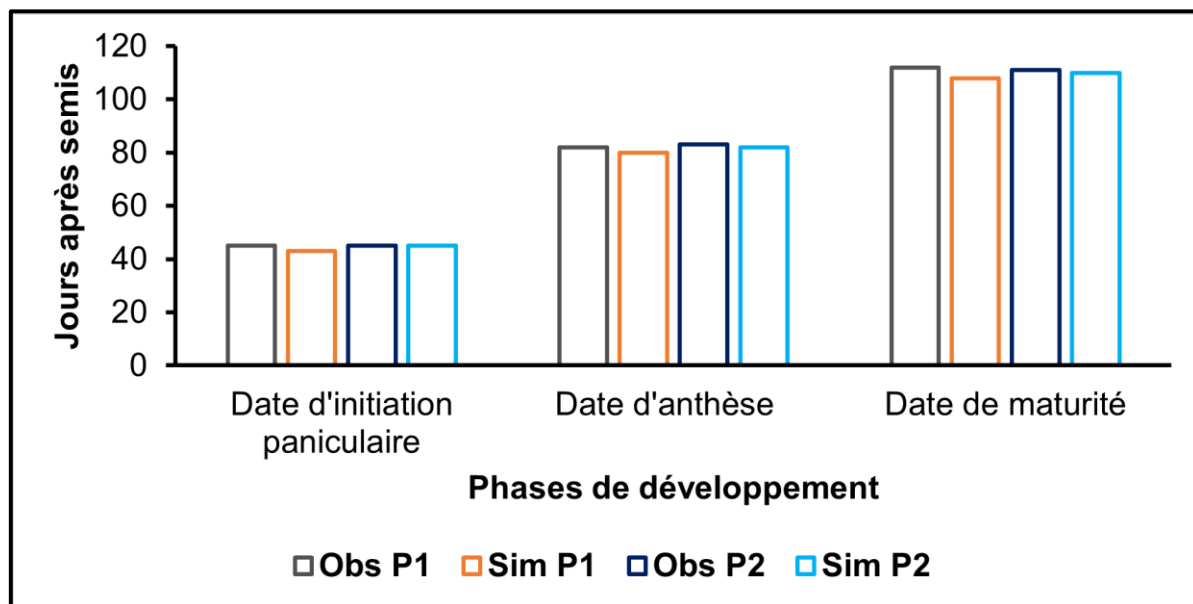


Figure 53 : Comparaison de la simulation des phases de développement de la variété de riz WITA 9 entre les parcelles P1 et P2

6.2.2. Validation de la croissance et du rendement

Le rendement en grain et les composantes du rendement (nombre de grains et poids unitaire des grains) simulés et observés, sont présentés dans le **Tableau XXXVI**. Le nombre de grains sur les 2 parcelles a été simulé avec une bonne précision, avec respectivement des valeurs de RMSEn de 6,625 et 6,187 et de d-stat de 0,624 et de 0,710. Le poids des grains sur les 2 parcelles a été également très bien reproduit avec des valeurs de RMSEn < 10 % et de RMSE proches de 0 (0,0001). Les rendements en grain observé et simulé sur la parcelle P1 sont de 3027 kg/ha et 2 760 kg/ha, respectivement. Les indicateurs statistiques (RMSEn=9,037, RMSE=273,558 kg/ha et d-stat=0,559) indiquent une bonne simulation du modèle CERES-Rice. Sur la parcelle P2, le rendement observé est de 2 964 kg/ha alors que le rendement simulé est de 2719 kg/ha. Les valeurs de RMSEn (10,65 % > 10 %) et de RMSE (315,77 kg/ha) suggèrent également une bonne performance du modèle dans la simulation des rendements observés. En revanche, au niveau du poids des grains, les valeurs de d-stat sur les 2 parcelles (P1 et P2=0,372), et de 0,166 sur la parcelle P2 au niveau du rendement, indiquent une performance beaucoup plus modeste sur la parcelle P2.

Tableau XXXVI : Comparaison entre le rendement et les composantes du rendement simulés et observés du WITA 9, lors de la validation en campagne 2020

Variables	Unités	Moyenne		Indicateurs statistiques		
		Obs	Sim	RMSEn	RMSE	d-Stat
Parcelle P1						
Nombre de grains à la maturité/m²	#	11 371	11 500	6,625	753,306	0,624
Poids unitaire de grains	g	0,025	0,024	4,000	0,001	0,372
Rendement	kg/ha	3 027	2 760	9,037	273,558	0,559
Parcelle P2						
Nombre de grains à la maturité/m²	#	10 976	11 330	6,187	679,094	0,710
Poids unitaire de grains	g	0,025	0,024	4,000	0,001	0,372
Rendement	kg/ha	2 964	2 719	10,654	315,770	0,166

Note : Obs= observée ; Sim= simulée

La **Figure 54** illustre la comparaison de la performance du modèle CERES-Rice sur les parcelles P1 et P2 pour le rendement et les composantes du rendement. Le modèle CERES-Rice surestime le nombre de grains sur les 2 parcelles (**Figure 54-a**). Au niveau du poids unitaire des grains, les simulations du modèle sur les 2 parcelles semblent égales avec une tendance à sous-estimer les observations (**Figure 54-b**). Concernant le rendement en grain, le CERES-Rice sous-estime les rendements observés sur les 2 parcelles avec des simulations quasiment égales (**Figure 54-c**). Toutefois, il a été obtenu dans l'ensemble, une bonne correspondance entre les données observées et simulées par le modèle relativement à la croissance et au rendement.

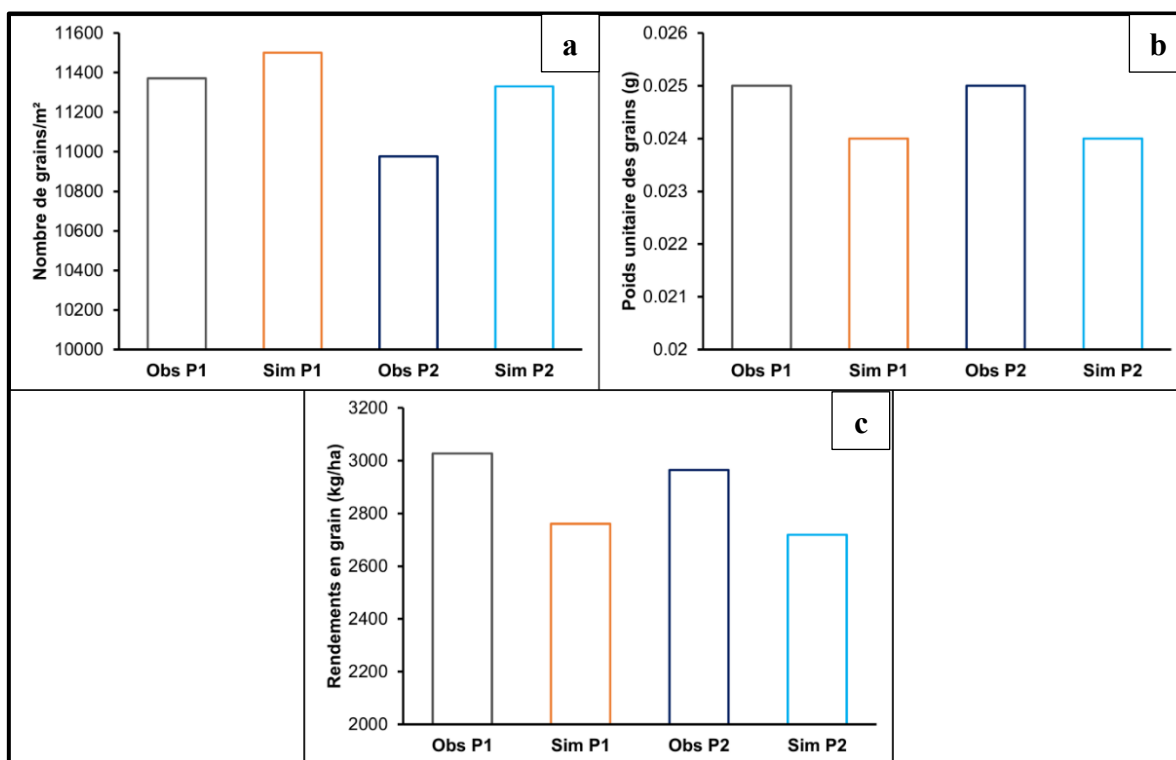


Figure 54 : Comparaison de la simulation du rendement et des composantes du rendement du WITA 9 entre les parcelles P1 et P2

Obs P1 et Obs P2=observations sur les parcelles P1 et P2 ; Sim P1 et Sim P2=simulations des parcelles P1 et P2.

6.3. Sensibilité du modèle DSSAT/CERES-Rice de la variété WITA 9

6.3.1. Sensibilité à la phénologie et à la croissance

La sensibilité du modèle CERES-Rice de la variété de riz WITA 9 sur le périmètre de Nanan aux changements de chacun des coefficients génétiques (CG), a été analysée dans le cadre de cette étude (**Figure 55**). Cette analyse a également concerné l'influence des phases de développement et des paramètres de croissance sur la réponse du modèle, en termes de rendement. Le CG P1 influence la durée de la phase végétative de base de la plante de riz. Ainsi, il a été constaté que le rendement de la variété WITA 9 augmente lorsque la durée de la phase végétative augmente, jusqu'à un certain seuil. Le rendement est maximal pour des valeurs de P1 comprises entre 550 et 650 et une durée de phase végétative de 79 à 81 jours après semis, au-delà desquelles le rendement baisse (**Figure 55-a**). Le CG P2O montre que le rendement de la variété WITA 9 augmente avec la durée du jour (**Figure 55-b**), avec des valeurs maximales comprises entre 12,20 et 12,50 h, mais selon la saison de culture. L'analyse du coefficient P2R révèle que le rendement baisse lorsque l'initiation paniculaire du WITA 9 tarde, au-delà d'une valeur de P2R de 155 (**Figure 55-c**). L'analyse de P5 montre que plus la durée entre le

remplissage des grains et la maturité physiologique est étendue, c'est-à-dire, plus P5 est grand, plus le rendement en grains augmente (**Figure 55-d**).

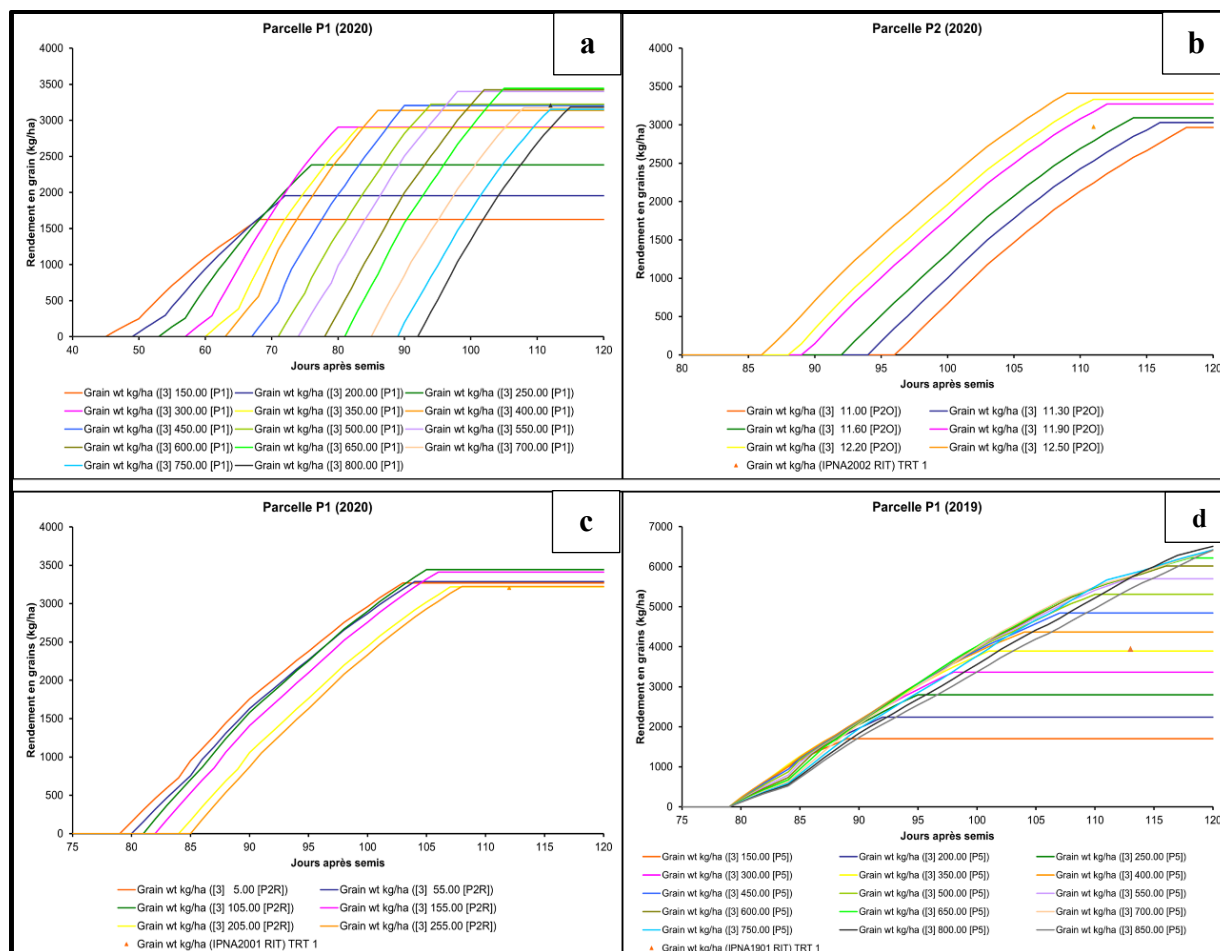


Figure 55 : Sensibilité du modèle CERES-Rice de la variété WITA 9 aux coefficients génétiques de la phénologie

La sensibilité du modèle CERES-Rice de la variété WITA 9 aux coefficients génétiques de la croissance est illustrée à la **Figure 56**. Le coefficient génétique de la croissance G1 qui exprime le nombre d'épillets, n'exerce aucune influence sur la réponse du modèle CERES-Rice de la variété WITA 9, en termes de rendement (**Figure 56-a**). Le coefficient génétique G2 montre qu'au-delà d'un certain poids unitaire des grains (0,02 g), le rendement commence à baisser (**Figure 56-b**). Le nombre de talles contrôlé par le coefficient G3 n'influence pas les rendements de la variété WITA 9 (**Figure 56-c**).

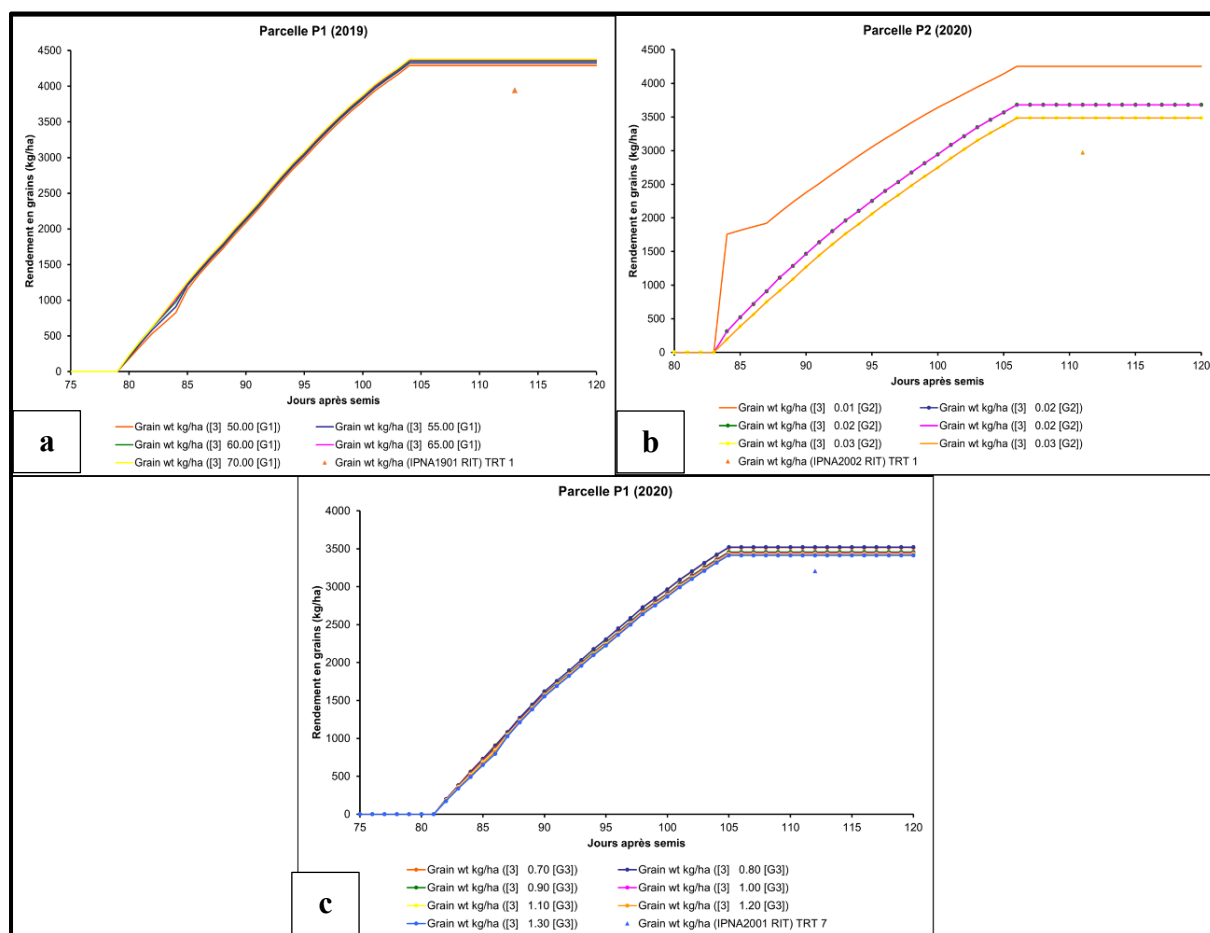


Figure 56 : Sensibilité du modèle CERES-Rice de la variété WITA 9 aux coefficients génétiques de la croissance

6.3.2. Sensibilité à la température maximale et à la température minimale

La sensibilité du modèle CERES-Rice de la variété de riz WITA 9 aux températures maximale et minimale est présentée à la **Figure 57**. L'analyse a été effectuée selon les températures de 2019 et de 2020, comme températures de référence, en les diminuant de -2 et -1 °C et en les augmentant de +1 à +5 °C. La température maximale à Yamoussoukro en 2019 et en 2020 était respectivement de 32,4 °C et de 32,7 °C et la température minimale était de 27,3 °C pour les deux années. Il est observé que lorsque les températures minimales et maximales sont diminuées de -2 °C et -1 °C, les rendements sont très proches du rendement de référence. Au-delà de +2 °C, les rendements du riz baissent considérablement. Par ailleurs, à +1 °C, le rendement obtenu est similaire au rendement de référence et à +2 °C, le rendement obtenu est plus faible que le rendement de référence.

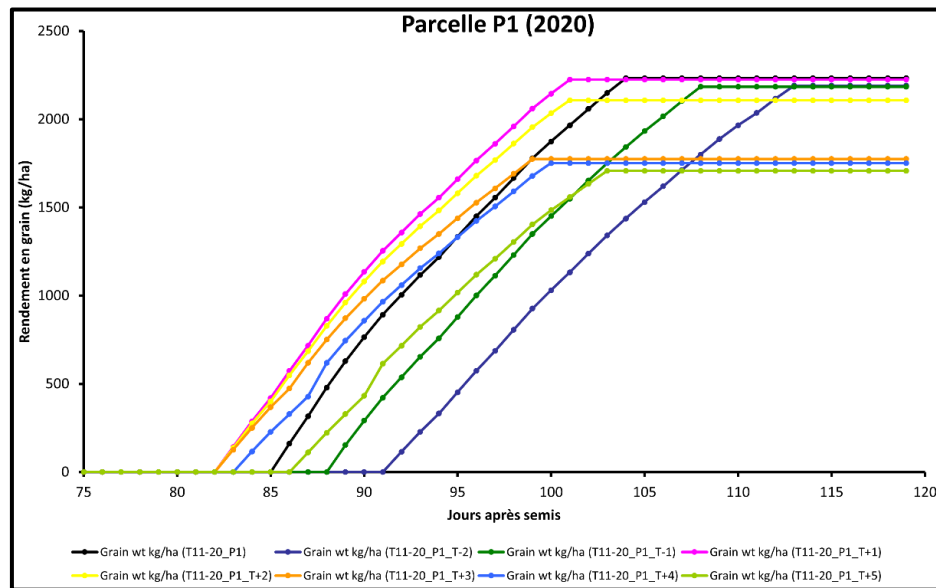


Figure 57 : Sensibilité du modèle CERES-Rice de la variété de riz WITA 9 à la température maximale et minimale

6.3.3. Sensibilité à la date de semis

Les résultats de l'analyse de sensibilité du modèle CERES-Rice de la variété de riz WITA 9 à la date de semis (1^{er} septembre, date de référence) sur la parcelle P1 lors de l'année 2019, révèle que le rendement augmente lorsque la date de semis est retardée entre 15 jours (16 septembre) et 45 jours (16 octobre). Cependant, le rendement est maximal lorsque la date de semis est retardée de 30 jours (i.e. au 1^{er} octobre). Au-delà de 30 jours, le rendement commence à baisser (Figure 58).

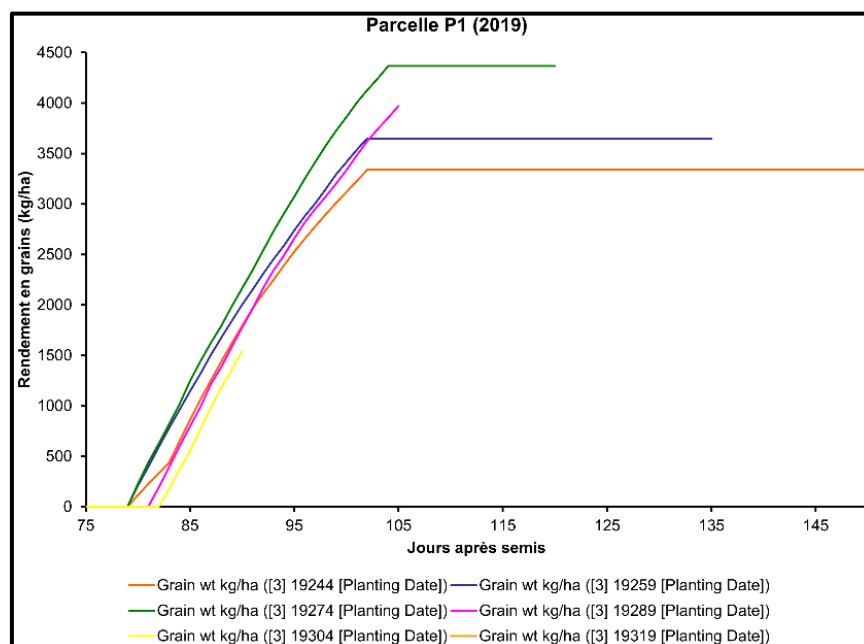


Figure 58 : Sensibilité du modèle CERES-Rice de la variété WITA 9 à la date de semis

6.4. Variation interannuelle et tendance des besoins en eau, des besoins en eau d'irrigation et du rendement du riz

La variabilité interannuelle et les tendances évolutives des besoins en eau du riz (évapotranspiration, BEC), des besoins en eau d'irrigation (BNI) et du rendement du riz (RDT) sur le périmètre de Nanan, dans le département de Yamoussoukro, ont été analysées sur la période 1986–2020 (35 ans). Ces analyses ont été effectuées en campagne 1 (juin–octobre) et en campagne 2 (décembre–avril).

6.4.1. Variation interannuelle et tendance des besoins en eau du riz

Les tendances des besoins en eau de la plante de riz (BEC) sur la période 1986–2020 en campagne 1 et 2 sont présentées à la **Figure 59**.

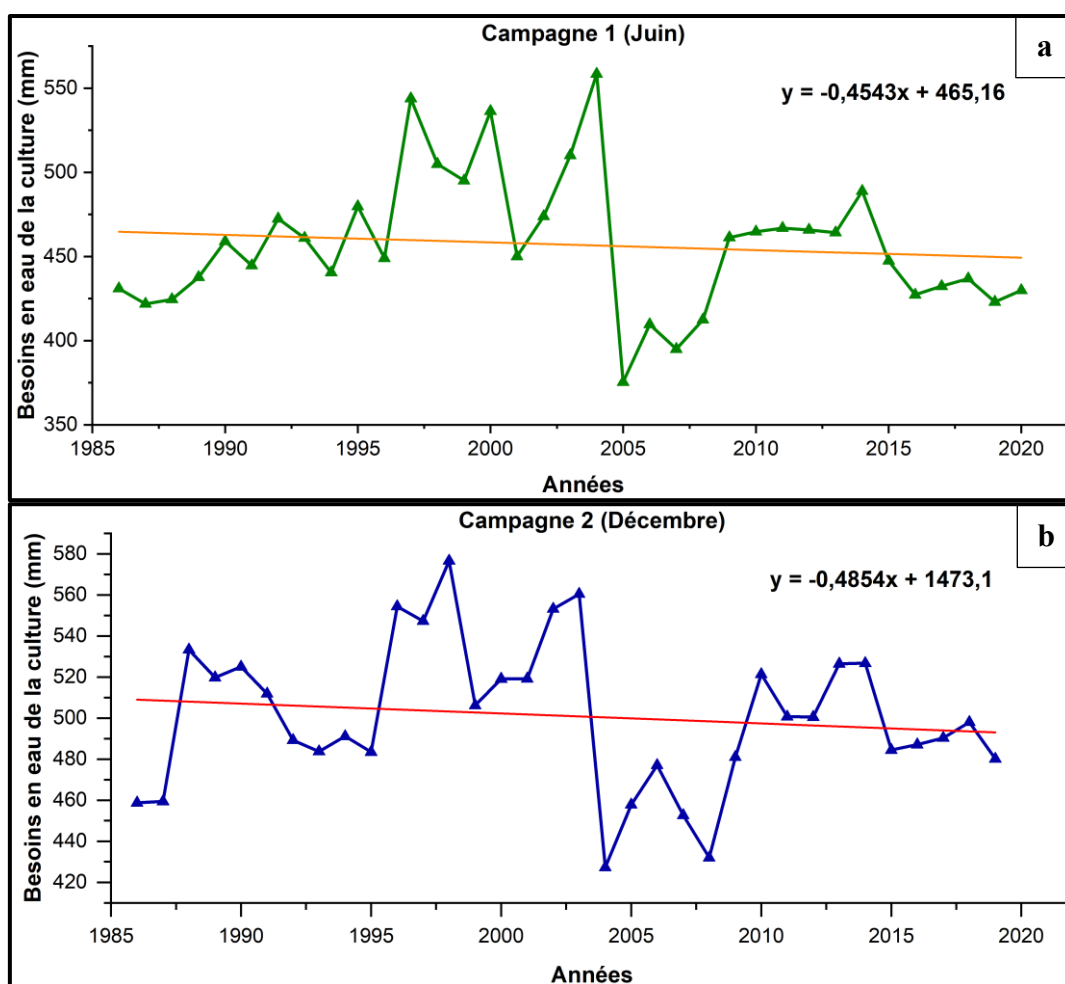


Figure 59 : Variation interannuelle et tendance des besoins en eau du riz en campagne 1 et campagne 2 sur la période 1986–2020

Durant la 1^{ère} campagne, les besoins en eau de la culture varient fortement entre les années de 375,4 à 558,5 mm avec une moyenne de 457 mm (**Figure 59-a**). La régression linéaire et le test

de Mann-Kendall mettent en évidence une tendance monotone à la baisse des BEC avec des valeurs respectives de $a = -0,4543 < 0$ et $|Z| = 0,2272 < 1,96$. En 2^{ème} campagne, le BEC suit également une tendance à la baisse ($a = -0,4854 < 0$ et $|Z| = 1,05 < 1,96$) avec une forte variabilité interannuelle comme l'illustre la **Figure 59-b**. Ces tendances à la baisse sont statistiquement non-significatives selon le test de Mann-Kendall. Sur cette campagne 2, le BEC varie entre 427,3 et 576,6 mm pour une moyenne de 501 mm. Il est observé une chute remarquable des BEC en 2005 au cours des deux campagnes.

6.4.2. Variation interannuelle et tendance des besoins en eau d'irrigation du riz

Sur la période 1986–2020, les besoins nets d'irrigation (BNI) du riz sur le périmètre de Nanan suivent une tendance à la hausse en 1^{ère} campagne, avec une pente de la droite de régression positive $a = 2,9894$.

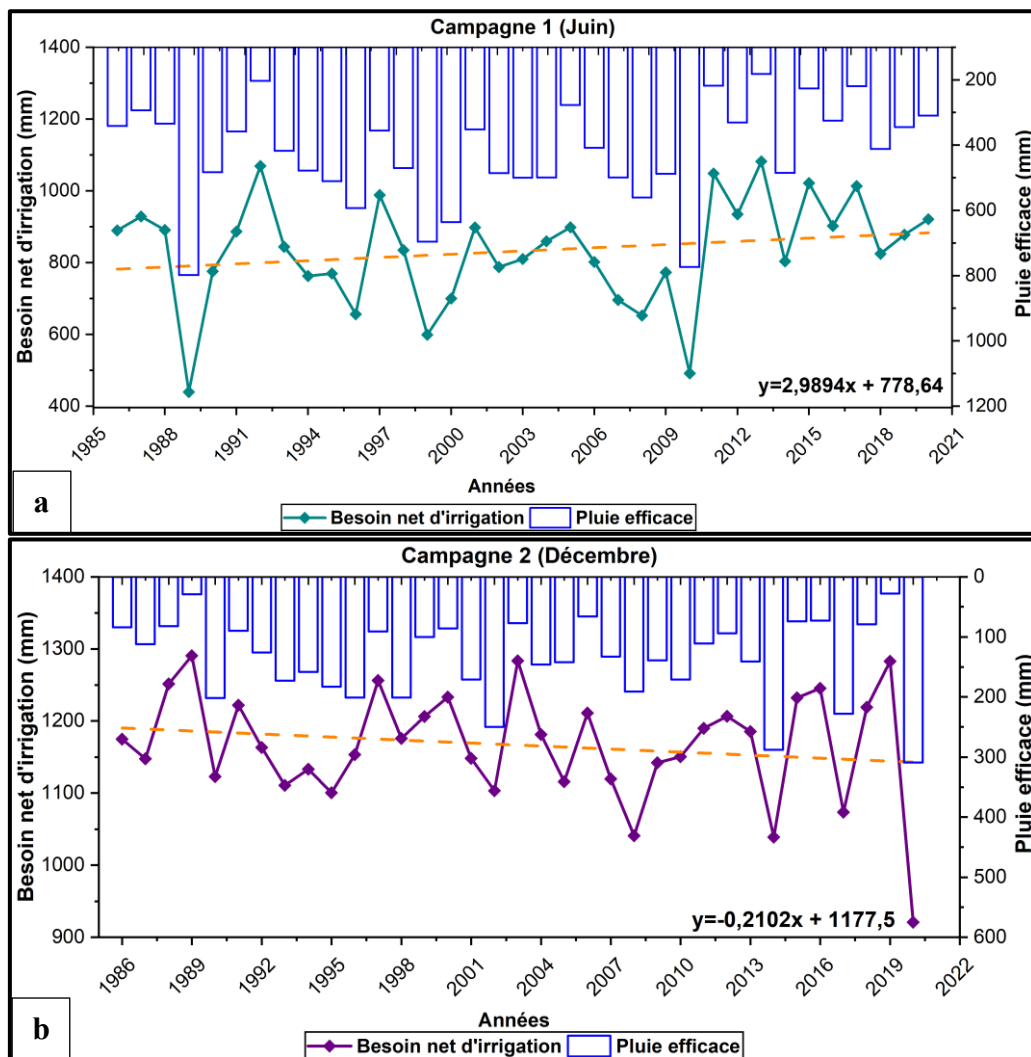


Figure 60 : Variation interannuelle et tendance des besoins nets d'irrigation du riz en campagne 1 et campagne 2 sur la période 1986–2020

Cependant, cette tendance à la hausse n'est pas statistiquement significative ($|Z| = 1,0509 < 1,96$ (**Figure 60-a**). Une forte variabilité interannuelle des BNI avec un maximum de 1 082,2 mm, un minimum de 439,6 mm et une moyenne de 832,4 mm. En 2^{ème} campagne, les BNI du riz sont beaucoup plus élevés et varient d'une année à l'autre de 1 038,8 à 1 290,7 mm, avec une moyenne de 1 173,8 mm. Toutefois, la tendance est à la baisse sur cette campagne avec des valeurs respectives de $a = -0,2102$ et $|Z| = 0,2556 < 1,96$ (**Figure 60-b**).

6.4.3. Variation interannuelle et tendance des rendements du riz

Pendant la campagne 1, le rendement en grains du riz sur le périmètre de Nanan varie fortement entre les années avec des valeurs maximale et minimale respectives de 3 389 kg/ha et de 9 734 kg/ha et une valeur moyenne de 6 356 kg/ha (**Figure 61-a**).

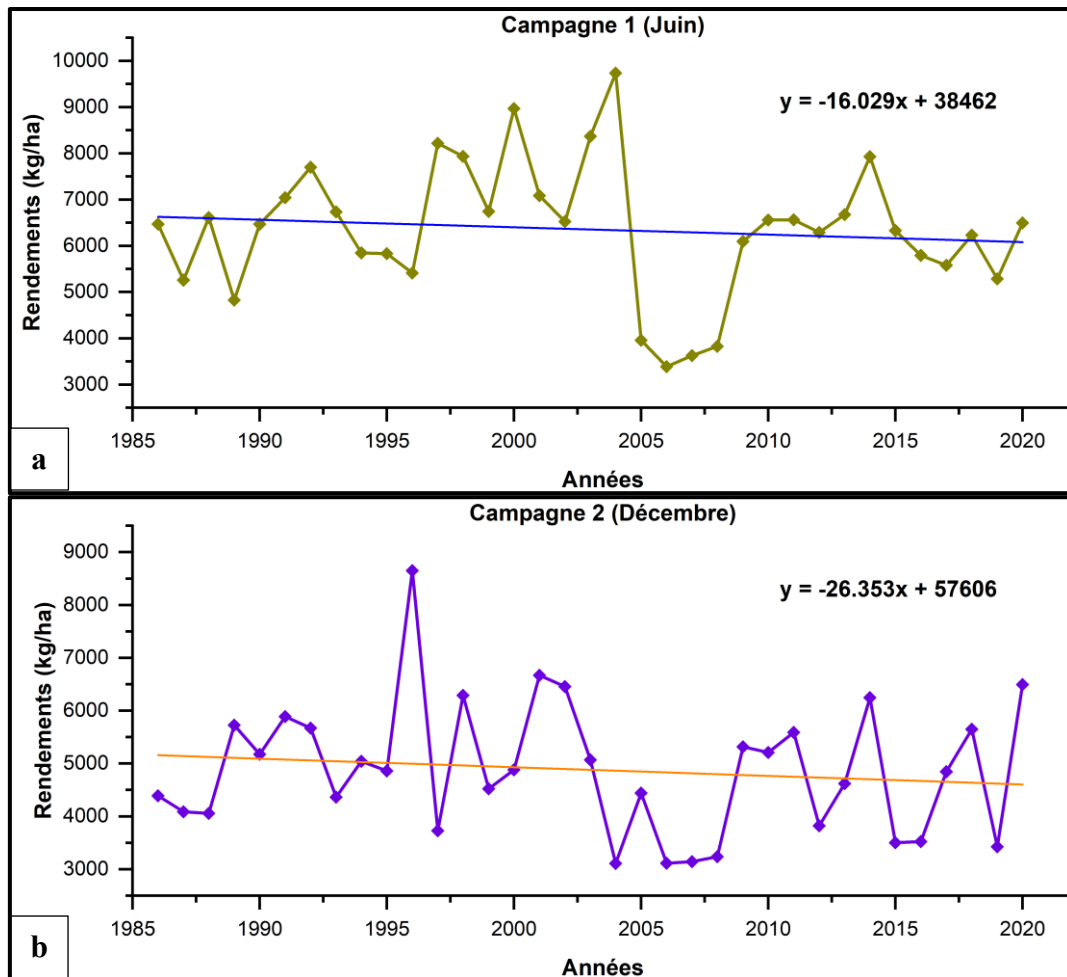


Figure 61 : Variation interannuelle et tendance des rendements du riz en campagne 1 et en campagne 2 sur la période 1986–2020

Durant cette première campagne, les rendements suivent une tendance non significative à la baisse, avec une valeur de $a = -16,029 < 0$ et de $|Z| = 0,6532 < 1,96$. De même en campagne 2,

les rendements évoluent non significativement à la baisse ($a = -26,353 < 0$ et $|Z| = 0,426 < 1,96$), comme l'illustre la **Figure 61-b**. Sur cette seconde campagne, le rendement varie de façon accrue entre les années, de 3110 à 8653 kg/ha et une moyenne de 4 835 kg/ha.

6.5. Discussion

❖ Performance du modèle de simulation de culture DSSAT/CERES-Rice

Dans cette étude, l'étalonnage du modèle CERES-Rice a été effectué sur la base de la détermination de sept (7) coefficients génétiques (CG) dont, quatre (4) pour la phénologie : P1, P2R, P5 et P2O et trois (3) pour la croissance : G1, G2 et G3. Ces paramètres sont spécifiques à la variété de riz WITA 9, cultivée sur le périmètre de Nanan, dans le département de Yamoussoukro, au centre de la Côte d'Ivoire. En effet, les valeurs de paramètres spécifiques au cultivar varient selon le lieu de culture et le cultivar (Mourice *et al.*, 2014). Ces paramètres résument quantitativement l'interaction entre une variété spécifique de riz et les facteurs environnementaux (Ray *et al.*, 2018). De même, ils constituent les principaux facteurs qui réagissent aux produits des cultures, à la suite de changements dans divers facteurs environnementaux, au cours de la période de croissance et de développement de la culture (Jha *et al.*, 2020). Par ailleurs, les paramètres estimés dans la présente étude n'ont jamais été rapportés auparavant dans la littérature, à notre connaissance, pour la variété de riz WITA 9 à Yamoussoukro et même en Côte d'Ivoire.

Les paramètres de la phénologie qui ont été déterminés, ont tous montré leur influence sur la réponse du modèle de la variété WITA 9, en termes de rendement en grains. En outre, les coefficients P1 et P5 se sont révélés plus sensibles au rendement en grains que les autres. Un même constat a été fait par Jha *et al.* (2020) en Inde. Alors que pour les coefficients de la croissance, seul le coefficient G2 a montré qu'au-delà d'un certain poids de grain (0,02 g), le rendement du WITA 9 diminue. Cela pourrait s'expliquer par une mauvaise répartition du remplissage des grains sur les panicules de riz, i.e., que certains grains ont été privilégiés que d'autres lors de leur remplissage. Ce qui a entraîné une baisse de rendement.

Le modèle CERES-Rice a été calibré, validé et évalué pour simuler le développement, la croissance, le rendement et les composantes du rendement de la variété de riz WITA 9 du périmètre de Nanan. Le modèle a montré sa capacité à raisonnablement reproduire les phases phénologiques (dates d'initiation paniculaire, d'anthèse et de maturité physiologique) durant la calibration. En effet, les valeurs de RMSE, de RMSEn et de d-stat entre les données observées et simulées, ont toutes justifiées une performance très satisfaisante du modèle. En outre, les

valeurs de RMSEn étaient toutes inférieures à 10 %. Cette fourchette de valeurs exprime une différence insignifiante entre les valeurs mesurées et simulées, comme l'ont également obtenu Kadiyala *et al.* (2015) ; Sar & Mahdi (2017) et Jha *et al.* (2020). Le modèle CERES-Rice a également montré d'excellentes performances dans la simulation de la croissance, du rendement et des composantes du rendement durant le cycle de développement de la variété WITA 9, pendant l'étalonnage. La bonne simulation au préalable des phases de développement du riz pourrait expliquer cela. Comme l'ont mentionné Sar & Mahdi (2017), pour une simulation précise de la croissance et du rendement des cultures, il est essentiel de modéliser avec précision leur développement phasique, car c'est l'étape initiale la plus cruciale de toute étude visant à évaluer l'efficacité d'un modèle de simulation de cultures. Dans l'ensemble, le modèle a simulé la croissance, le développement, le rendement et les composantes du rendement de façon plus que satisfaisante lors de la calibration. Cela indique que les paramètres spécifiques à la variété de riz WITA 9 ont été bien ajustés durant le processus de calibration.

De même, le processus de validation a prouvé que le modèle CERES-Rice avec les paramètres de cultivar dérivés lors de l'étalonnage, pouvait fournir une estimation plus que satisfaisante du développement, de la croissance et du rendement de la variété WITA 9, telles que les valeurs simulées se sont manifestées. Il a été observé une très bonne performance du modèle dans la reproduction des phases de développement sur les deux parcelles d'expérience, avec des valeurs de RMSEn < 10 % et de RMSE proches de 0. Le modèle CERES-Rice de Chandrvavanshi *et al.* (2019) a également bien fonctionné pendant la validation du développement du riz. Toutefois, dans la présente étude, de faibles valeurs de d-stat ont été obtenues sur les parcelles expérimentales pour les dates d'anthèse (0,146 et 0,357), le poids des grains (0,372) et le rendement (0,166) sur la parcelle P2. En revanche, de bonnes valeurs de RMSE ont été obtenues sur les deux parcelles pour les dates d'anthèse (2,944 et 1,155 jours), le poids des grains (0,001 g pour P1 et P2) et le rendement (315,77 kg/ha sur P2). D'après Ray *et al.* (2018), pour un modèle parfait, l'indice d'accord (d-stat) devrait se rapprocher de l'unité et l'erreur quadratique moyenne (RMSE), de la valeur nulle. Cependant, parce qu'elle résume la différence moyenne entre les valeurs observées et prédites, la RMSE est considérée comme la meilleure mesure globale de la performance du modèle (Willmott *et al.*, 1985). Ainsi, les résultats de RMSE obtenus dans cette étude démontrent une bonne performance du modèle CERES-Rice sur le site de Nanan pour la variété de riz WITA 9. A la validation, Hasan & Rahman (2019) ont également trouvé un bon accord entre les rendements observés et simulés.

Sur la parcelle P1, le rendement en grains a baissé de l'année de calibration (2019) à l'année de validation (2020), en situation d'observation comme de simulation. Cela pourrait être dû au fait qu'au cours de l'année de validation, les plants de riz, exposés à des jours plus chauds, aient été obligés de fermer leurs stomates plus que durant l'année de calibration, entraînant ainsi une baisse de rendement. Les simulations du modèle CERES-Rice de la variété WITA 9 sur les parcelles P1 et P2 ont été quasiment similaires à la fin du processus de validation, avec cependant une bonne reproduction des observations. Cela suggérerait que le modèle arrive à capter l'hétérogénéité spatiale sur le site de Nanan pour simuler avec précision les données mesurées. En outre, les performances très satisfaisantes du modèle CERES-Rice lors de la calibration et de la validation soutiennent que le modèle pourrait être utilisé pour des prévisions de la phénologie, de la croissance et du rendement de la variété WITA 9 sur le périmètre irrigué de Nanan. Un constat pareil a été fait par Chandravanshi *et al.* (2019) en Inde.

L'analyse de la sensibilité du modèle CERES-Rice à la température maximale et à la température minimale, a montré que les rendements baissent lorsque les températures augmentent. Un résultat similaire a été obtenu par Islam & Hasan (2021) et Ray *et al.* (2018). En outre, les températures élevées (proches et à partir de 38 °C) peuvent stériliser les épillets de riz et entraîner une baisse des rendements en grain (FAO, 2003 ; Salack, 2006). Korres *et al.* (2017) ont montré également que l'augmentation de la température peut nuire au rendement du riz, soit en raison de la stérilité des épillets, soit en raison d'une accumulation réduite de biomasse. Cette baisse de rendements due aux températures pourrait être plus attribuée aux températures minimales (nocturnes) qu'aux températures maximales (diurnes). En effet, selon l'étude menée par Zhang *et al.* (2015), l'augmentation des températures minimales a eu un impact négatif plus important sur les rendements de riz moyen comme le WITA 9, que l'augmentation des températures maximales. Ray *et al.* (2018) ont également fait le même constat, et ont mentionné que cela pourrait être due à une augmentation de la transpiration des cultures durant la phase végétative et à une réduction de la durée de remplissage des grains durant la phase de maturation. Par ailleurs, l'effet combiné des températures maximales et minimales peut causer une diminution du tallage, entraînant ainsi une réduction des rendements (FAO, 2003).

L'analyse de la sensibilité du modèle CERES-Rice à la date de semis a montré que le rendement augmente lorsqu'on passe du mois de septembre (référence) au mois d'octobre, et il est maximal pour un écart de 30 jours correspondant au 1^{er} octobre. Cela pourrait se justifier par une température et un rayonnement solaire plus optimales en octobre qu'en septembre. Ce qui

pourrait favoriser une accumulation de biomasse, produisant ainsi un meilleur rendement sur cette période. En effet, le rendement des cultures est fortement influencé par les variations de températures, de photopériode et de conditions de précipitations (Jha *et al.*, 2020). Étant donné que le riz est planté en conditions irriguées, et qu'aucun stress hydrique n'a été simulé, les précipitations n'exercent donc aucune influence majeure sur le rendement des plantes. L'influence indirecte des précipitations sur les rendements pourrait se manifester en cas de sur-irrigation des parcelles, i.e., de non-maitrise de l'irrigation par les riziculteurs.

❖ Evolution des besoins en eau, des besoins en irrigation et des rendements du riz

Durant la 1^{ère} campagne (juin) et la 2^{ème} campagne (décembre), les besoins en eau de la plante (BEC) et les besoins en eau pour irriguer le riz (BNI) varient fortement d'une année à l'autre sur la période 1986–2020. Cette variabilité des BEC et des BNI pourrait être due aux variations de températures et du rayonnement solaire qui influencent fortement la demande en eau des cultures. Un résultat similaire a également été obtenu par Ye *et al.* (2015) dans le Sud de la Chine et par Dias *et al.* (2016) au Sri Lanka. Les BEC évoluent à la baisse au cours des deux campagnes. Cela pourrait être due à une réduction de la durée de croissance du riz au cours de cette période, en raison de températures de plus en plus élevées ; ce qui a entraîné une diminution du temps de consommation et de demande d'eau de la culture (Ahmed *et al.*, 2015; Acharjee *et al.*, 2017 ; Ding *et al.*, 2020). Les BNI évoluent à la baisse en campagne 2 alors qu'ils évoluent à la hausse en campagne 1. Ding *et al.* (2017) ont trouvé qu'au cours des dernières années, le besoin en eau d'irrigation a diminué significativement dans le cours moyen et inférieur du fleuve Yangtze, en Chine. En outre, les BNI sont plus faibles en campagne 1 qu'en campagne 2, en raison d'une assez bonne pluviométrie enregistrée durant la campagne 1, qui aurait compensé la plupart des besoins pour l'évapotranspiration des cultures (BEC). En revanche, cette assez bonne pluviométrie n'aurait pas pu compenser les BEC, d'où la hausse des BNI au cours de cette 1^{ère} campagne. En effet, une pluviométrie relativement élevée dans une saison raccourcie de riz, pourrait entraîner une augmentation de la quantité d'eau d'irrigation nécessaire pour satisfaire la demande d'évapotranspiration de la culture (Acharjee *et al.*, 2017).

Les BEC du riz à Nanan (Yamoussoukro) sont respectivement en moyenne de 457 mm et de 501 mm, en campagne 1 et en campagne 2. Des valeurs se situant dans la même fourchette ont également été obtenues dans d'autres études (Doria *et al.*, 2006 ; Wang *et al.*, 2012 ; Ding *et al.*, 2017 ; Zheng *et al.*, 2020). En outre, selon Renault (2004), les besoins en eau de la culture

de riz (évapotranspiration) oscillent entre 500 et 1 200 mm. Les BNI à Nanan sont respectivement en moyenne de 832,4 mm et de 1 173,8 mm en campagne 1 et 2. Cependant, les besoins en eau pour irriguer le riz, en considérant la préparation du sol, l'évapotranspiration, l'infiltration et la percolation, et le drainage, peuvent se situer entre 900 à 2 250 mm (Renault, 2004).

Une chute brusque des BEC au cours des deux campagnes culturales a été observée entre les années 2004 et 2005. Cette baisse pourrait s'expliquer par une chute brusque du rayonnement solaire sur la même période, dans le département de Yamoussoukro. Le rayonnement solaire est en effet, l'un des principaux facteurs influençant l'évapotranspiration dans une région (Allen *et al.*, 1998) représentant l'une des principales sources d'énergie pour l'évapotranspiration. L'analyse du rayonnement solaire à Yamoussoukro sur la période 1979–2020, confirme une baisse de 2004 à 2005. En outre, sur la période 1975–2015, de faibles valeurs mensuelles d'insolation ont été observées entre les mois de juillet et de septembre, à Yamoussoukro par Sawadogo (2020). Ces mois correspondent à la période de 1^{ère} campagne considérée dans cette étude. La hausse des BNI du riz en campagne 1 de 1986 à 2020, suggère que sur le périmètre de Nanan, la demande en eau d'irrigation du riz est susceptible de croître davantage avec le temps. Ce qui envisage par conséquent, que probablement, dans les horizons futurs (2030, 2050, 2080), cette demande augmentera.

Il a été observé une forte variabilité interannuelle des rendements du riz sur le périmètre de Nanan de 1986 à 2020. D'après Ahmed *et al.* (2015), cette augmentation de la variabilité du rendement en Afrique de l'Ouest, est attribuée à une variabilité interannuelle de la température et/ou des précipitations dans la saison de croissance. Sur les deux campagnes, durant la période 1986–2020, il a été obtenu une tendance à la baisse des rendements du WITA 9 sur le périmètre de Nanan. Une baisse des rendements agricoles a été annoncée du fait du changement climatique (GIEC, 2014 ; Misra, 2014). Cette baisse des rendements à Yamoussoukro pourrait être due à l'augmentation des températures et du rayonnement solaire, et à une baisse de la pluviométrie. Les travaux de Dias *et al.* (2016), ont montré que les trois variables climatiques que sont la température, les précipitations et le rayonnement solaire ont des effets conjugués sur le riz, qui peuvent affecter à la fois les rendements et la croissance du riz. Par ailleurs, en Afrique de l'Ouest, les rendements du riz irrigué devraient baisser du fait de températures extrêmement élevées (van Oort & Zwart, 2018).

Conclusion partielle

Ce chapitre a essentiellement consisté à présenter les résultats de la simulation des besoins en eau (BEC), des besoins en eau d'irrigation (BNI), ainsi que des rendements du riz (RDT) sur la période 1986-2020. Les résultats ont montré que le modèle DSSAT-CERES-Rice reproduit de manière plus que satisfaisante les variables mesurées, en situation de calibration comme de validation. Au niveau de la phénologie, un RMSEn $< 10\%$ a été obtenu tant à la calibration qu'à la validation, pour les dates d'initiation paniculaire, d'anthèse et de maturité. Des résultats similaires (RMSEn $< 10\%$) ont été obtenus respectivement à la calibration et à la validation de la croissance, au niveau du nombre de grains à la maturité (7,024 ; 6,625), du poids unitaire des grains (4,167 ; 4,00). La performance du modèle CERES-Rice a baissé au niveau de la calibration et validation du rendement avec des valeurs respectives de RMSEn de 4,214 et de 10,654.

Le modèle est particulièrement sensible à la date et à la densité de semis, et aux températures maximales et minimales. Les besoins en eau du riz, les besoins nets d'irrigation et les rendements varient fortement d'une année à l'autre sur la période 1986 – 2020, en campagne 1 (juin) et en campagne 2 (décembre). En outre, durant les deux campagnes, une tendance non significative à la baisse est observée respectivement au niveau des BEC du riz ($a = -0,4543 < 0$ et $|Z| = 0,2272 < 1,96$; $a = -0,4854 < 0$ et $|Z| = 1,05 < 1,96$) et des RDT ($a = -16,029 < 0$ et $|Z| = 0,6532 < 1,96$; $a = -26,353 < 0$ et $|Z| = 0,426 < 1,96$). Quant aux BNI, ils évoluent respectivement non-significativement, à la hausse ($a = 2,9894$ et $|Z| = 1,0509 < 1,96$) et à la baisse ($a = -0,2102$ et $|Z| = 0,2556 < 1,96$), au cours des campagnes 1 et 2.

La hausse des besoins nets d'irrigation suggérerait que sur le périmètre de Nanan, la demande en eau d'irrigation pourrait croître davantage avec le temps. Aussi, les besoins en eau du riz et les rendements pourraient diminuer à l'avenir, en raison de leur évolution à la baisse. La performance très satisfaisante du modèle CERES-Rice de la variété WITA 9 sur le site de Nanan, indique qu'il pourrait très bien être utilisé pour analyser les impacts du changement climatique sur les besoins en eau des cultures, les besoins nets d'irrigation et les rendements dans la région.

Il est question dans le chapitre suivant de présenter les résultats de l'évaluation des impacts potentiels du changement climatique sur les apports dans la retenue de Nanan, les BEC, les BNI et les RDT du riz sur les horizons 2050 et 2080 selon les RCP 4.5 et 8.5, par rapport à la période de référence 1982-2005.

Chapitre 7 : Impacts potentiels du changement climatique sur les apports dans la retenue de Nanan, les besoins en eau d'irrigation et les rendements du riz

7.1. Biais dans les précipitations

7.1.1. Variations moyennes mensuelles des précipitations

La **Figure 62** présente les résidus des données de précipitations brutes simulées par les MCR RCA4 et RACMO22T sur une échelle mensuelle au niveau des stations de Yamoussoukro, Kounahiri, Oumé et Zuénoula. Il ressort que le modèle RCA4 surestime les précipitations durant pratiquement toute la saison pluvieuse, de mars à septembre, aux stations de Yamoussoukro (4,92 à 70,17 %) et d'Oumé (35,51 à 79,14 %). Le modèle RACMO22T sousestime les précipitations à Yamoussoukro et les surestime à Oumé. En outre, les deux MCR ont tendance à sous-estimer les hauteurs pluviométriques aux stations de Kounahiri et de Zuénoula sur l'ensemble de l'année. Dans l'ensemble, les deux MCR ont tendance à sous-estimer les précipitations d'octobre à février.

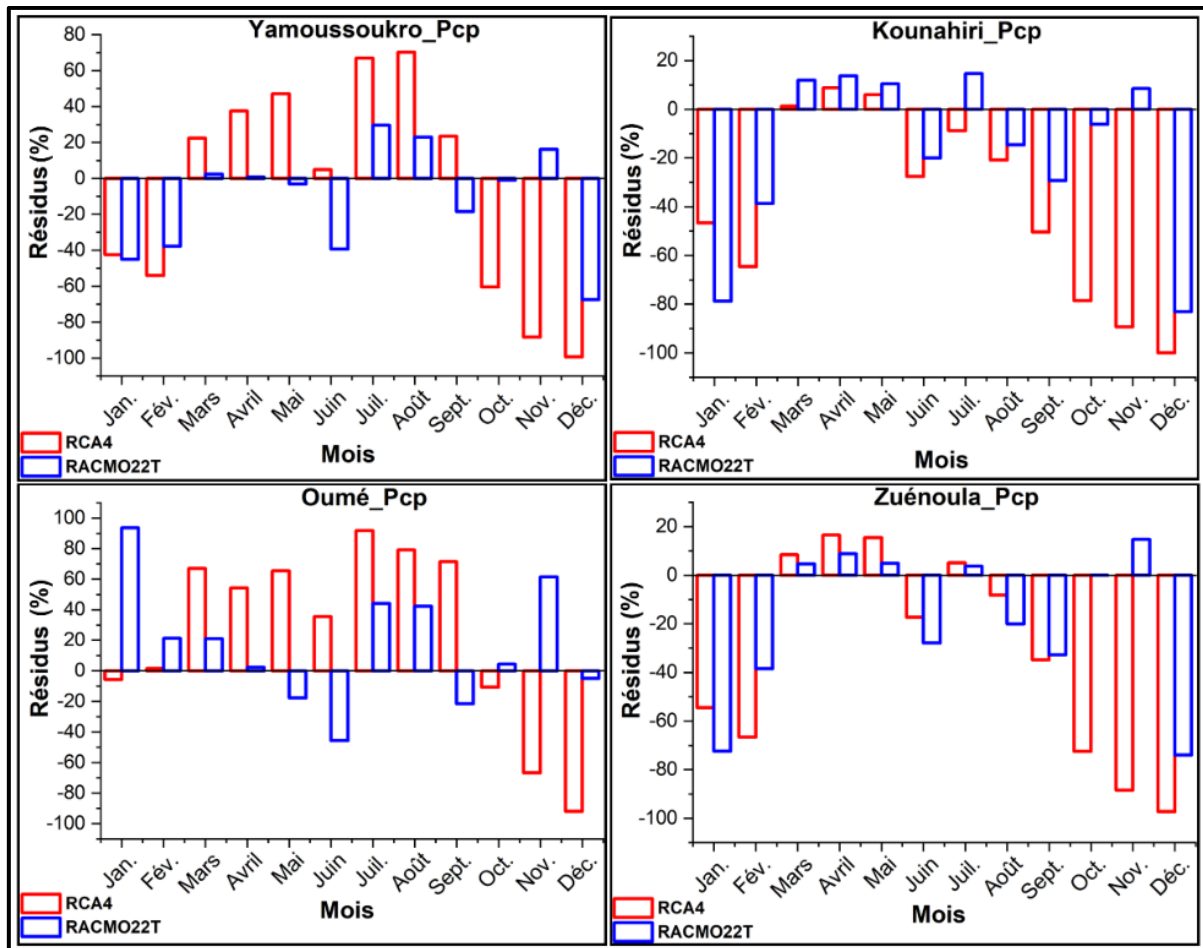


Figure 62 : Résidus des précipitations moyennes mensuelles des MCR RCA4 et RACMO22T sur la période historique 1982–2005

L'analyse des graphes mensuels de précipitations révèle des écarts importants entre les précipitations observées aux différentes stations et les précipitations brutes simulées par les MCR RCA4 et RACMO22T, sur la période historique 1982–2005 (**Figure 63-a à d**).

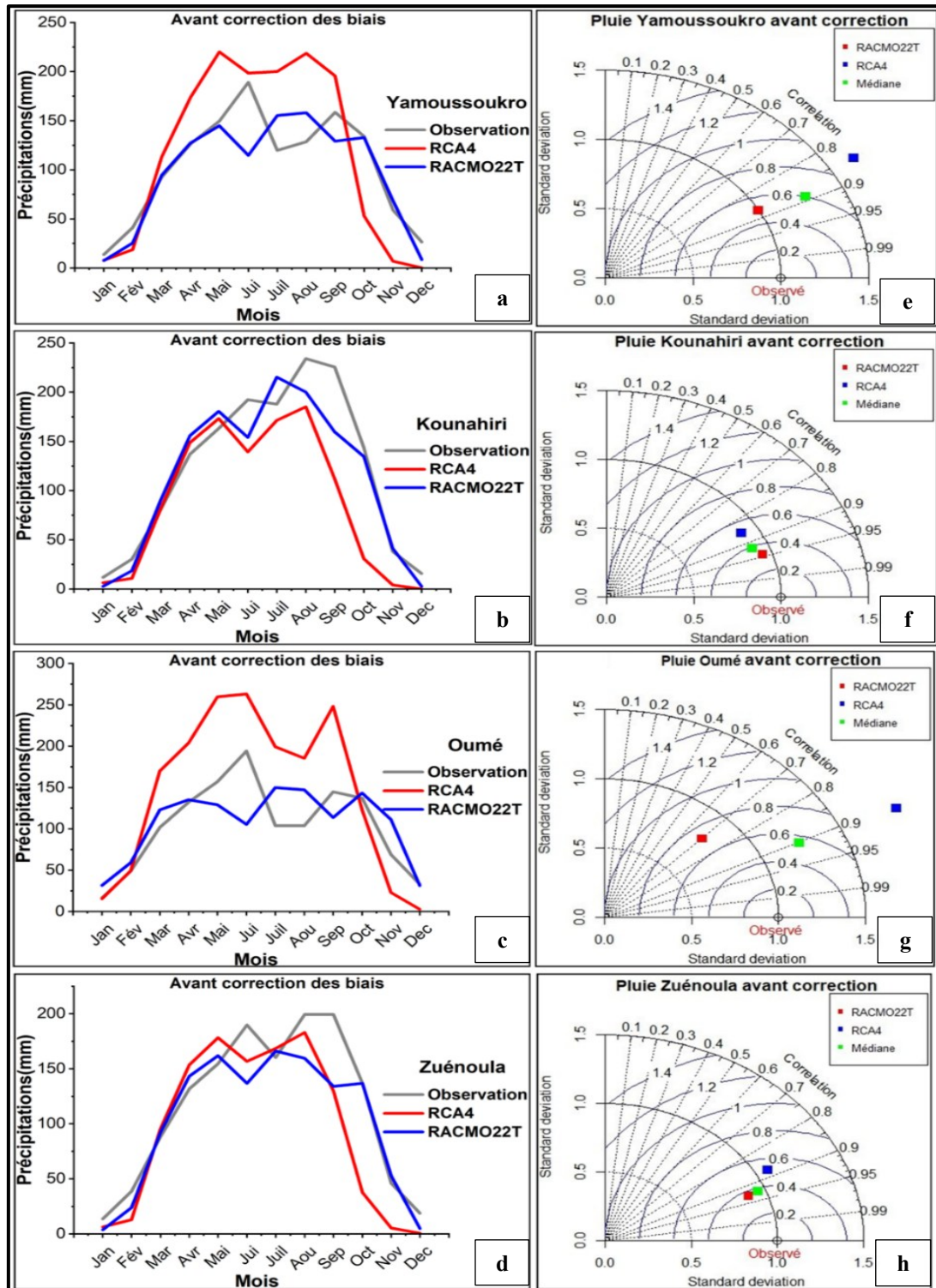


Figure 63 : Précipitations moyennes mensuelles observées et simulées brutes des MCR RCA4 et RACMO22T sur la période historique 1982–2005

De (a) à (d) : courbes des précipitations moyennes mensuelles ; De (e) à (h) : diagrammes de Taylor

Sur l'ensemble des stations, le MCR RACMO22T semble se rapprocher des observations, à l'inverse du MCR RCA4 qui s'écarte largement des observations aux stations de Yamoussoukro (**Figure 63-a**) et d'Oumé (**Figure 63-c**). Les deux MCR semblent respecter la saisonnalité pluviométrique de la zone avec l'apparition de deux pics qui se manifestent néanmoins, plus tôt. En outre, un décalage en fin d'année est observé au niveau du modèle RCA4. Les **Figure 63-e** à **Figure 63-h** résument la performance de chaque MCR selon les diagrammes de Taylor. Les figures montrent une imperfection des simulations brutes des deux MCR plus prononcée au niveau des stations de Yamoussoukro (**Figure 63-e**) et d'Oumé (**Figure 63-g**). Les MCR présentent des coefficients de corrélation élevés, se situant entre 0,85 et 0,95 sur l'ensemble des stations, à l'exception du modèle RACMO22T dont le $R = 0,7$ à la station d'Oumé. A Oumé et à Yamoussoukro, l'écart-type est supérieur à 1,5 pour le modèle RCA4. L'écart-type du modèle RACMO22T se rapproche des observations sauf à Oumé. L'erreur quadratique centrée (E') des deux MCR se situe entre 0,35 et 0,9. Les simulations brutes des précipitations mensuelles des stations de Kounahiri et de Zuénoula sont meilleures que celles de Yamoussoukro et Oumé.

7.1.2. Variations moyennes annuelles des précipitations

Avant la correction des biais, il est observé que le modèle RCA4 surestime la pluviométrie annuelle observée au niveau des stations de Yamoussoukro et d'Oumé, avec des moyennes respectives de 1406,6 mm et de 1742,4 mm pour des moyennes observées respectives de 1238,6 mm et de 1241,4 mm (**Figure 64**). En revanche, le modèle RCA4 sous-estime les précipitations annuelles aux stations de Kounahiri et de Zuénoula, avec des moyennes respectives de 1063,9 mm et de 1128 mm. Sur toutes les stations, le modèle RACMO22T simule mieux la variation annuelle des précipitations que le modèle RCA4. Les observations varient entre 900 et 1850 mm sur l'ensemble des stations, alors que pour le modèle RCA4, les précipitations varient entre 900 et 2050 mm et pour le modèle RACMO22T, elles varient entre 950 et 1750 mm.

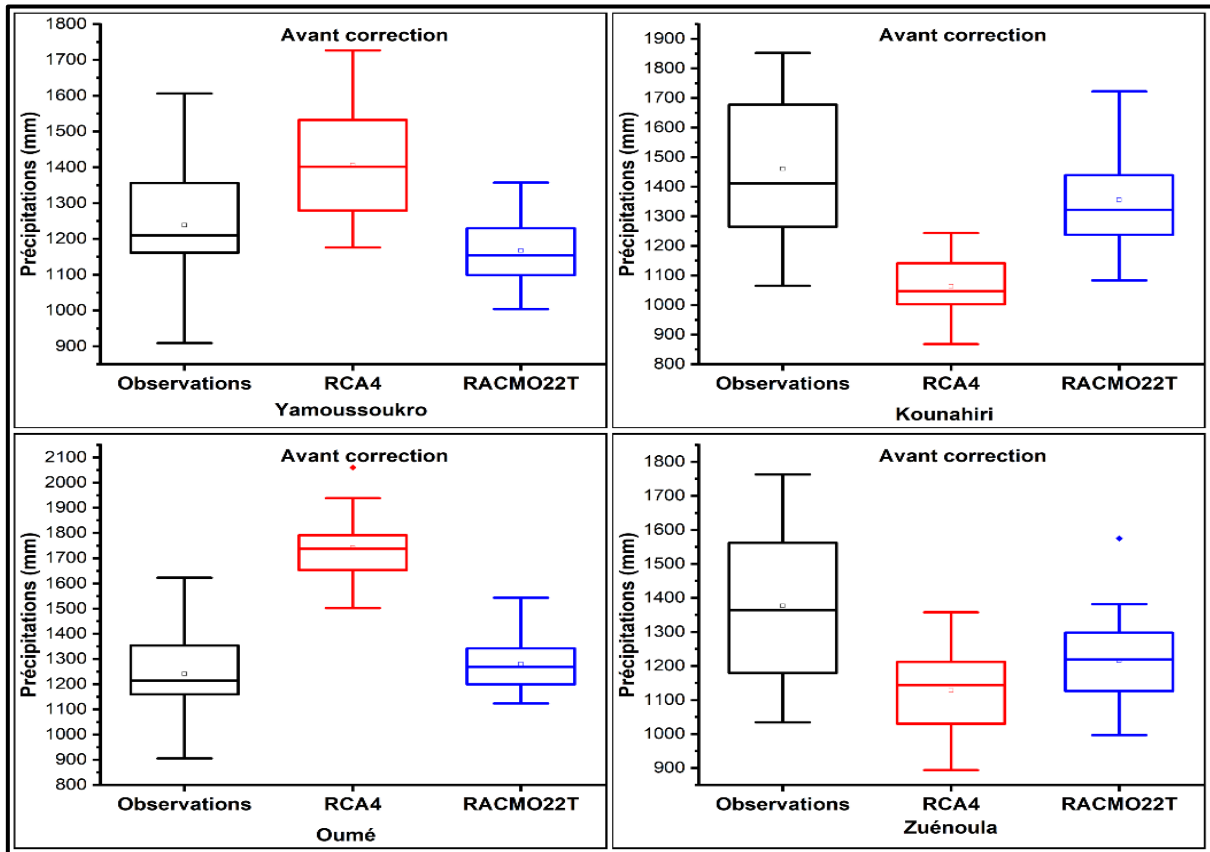


Figure 64 : Précipitations moyennes annuelles observées et simulées brutes des MCR RCA4 et RACMO22T sur la période historique 1982 – 2005

7.2. Biais dans les températures maximales et minimales

7.2.1. Variations moyennes mensuelles des températures maximales et minimales

L'analyse des résidus des températures maximales (Tmax) brutes sur la **Figure 65** montre clairement que les MCR RCA4 et RACMO22T surestime et sous-estime respectivement les températures maximales observées au niveau de toutes les stations. Cependant, le modèle RCA4 reproduit correctement la variation des températures maximales au mois de juin aux stations de Yamoussoukro et d'Oumé et les sous-estime légèrement au mois de juillet. Par ailleurs, le modèle RCA4 reproduit mieux les températures maximales aux mois de juin et de juillet que le modèle RACMO22T, sur l'ensemble des stations d'observations.

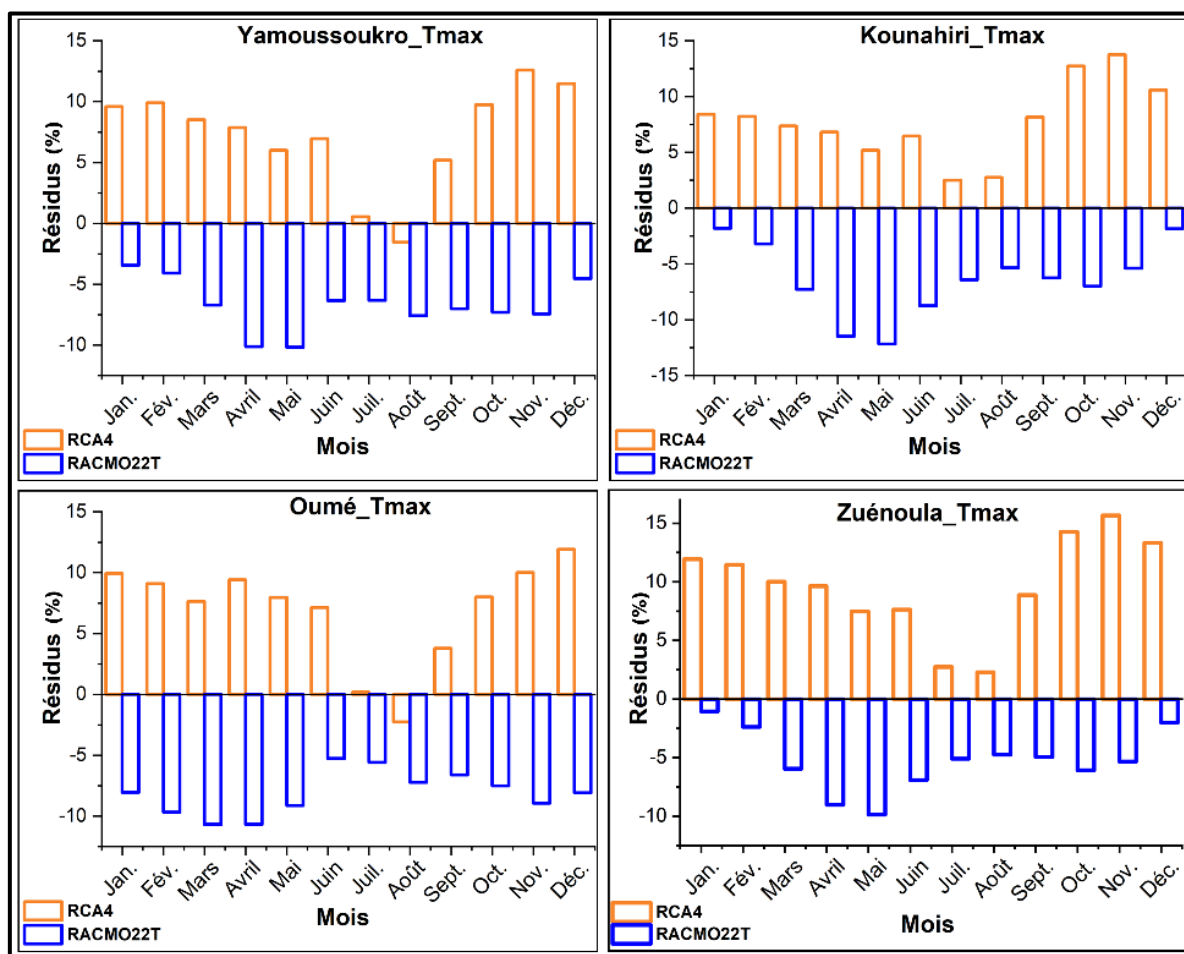


Figure 65 : Résidus des températures maximales moyennes mensuelles des MCR RCA4 et RACMO22T sur la période historique 1982–2005

La tendance est similaire au niveau des températures minimales (T_{min}) sur l'ensemble des stations. Le modèle RCA4 surestime les températures minimales et le modèle RACMO22T, les sous-estime (**Figure 66**). Toutefois, le MCR RCA4 sous-estime les températures minimales en novembre, décembre et janvier sur toutes les stations sauf à la station d'Oumé. En outre, le modèle RACMO22T reproduit très bien les observations au niveau des mois de juillet, d'août et de septembre sur toutes les quatre stations.

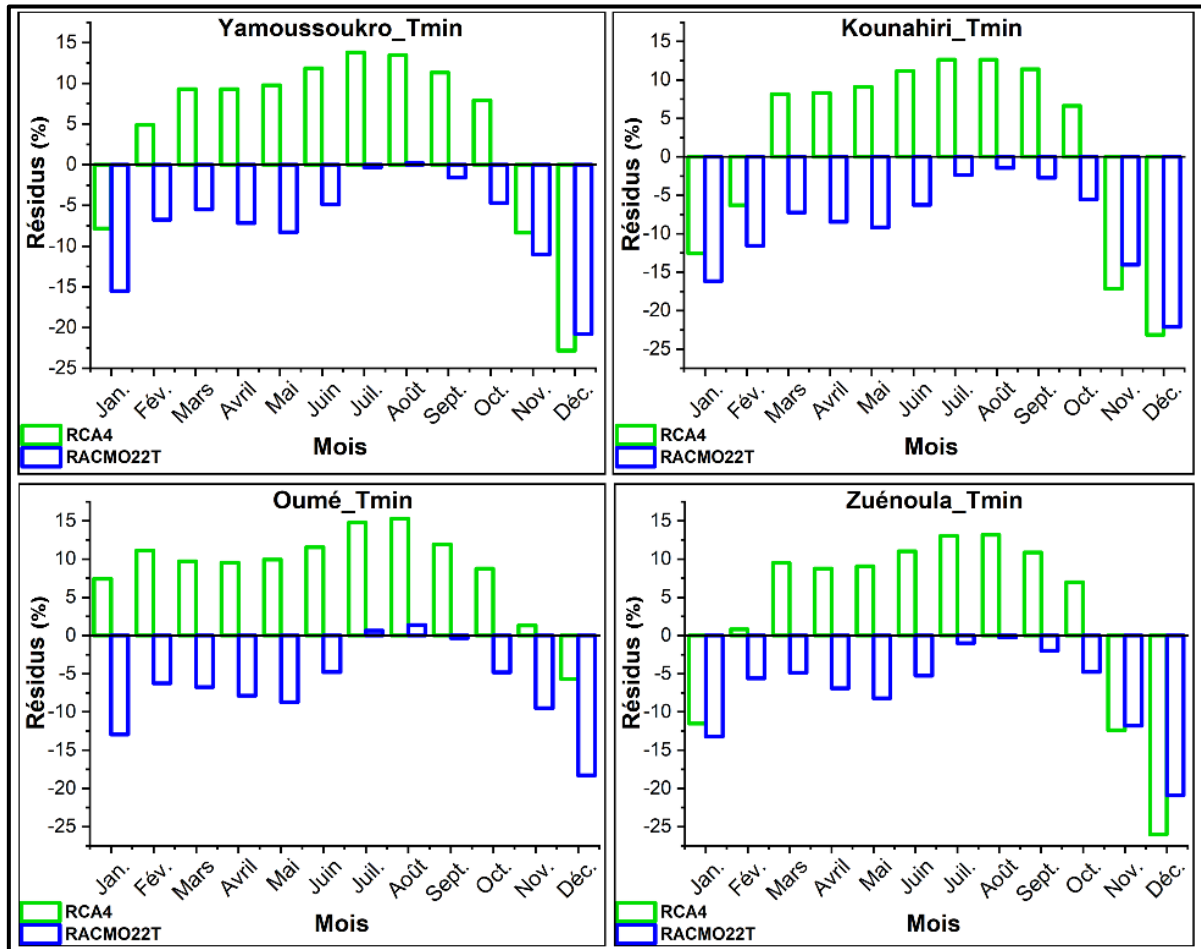


Figure 66 : Résidus des températures minimales moyennes mensuelles des MCR RCA4 et RACMO22T sur la période historique 1982–2005

Les stations de Yamoussoukro, Oumé et Zuénoula présentent la même allure dans la simulation des températures moyennes mensuelles maximales et minimales, en situation d'observations comme de simulations des MCR (**Figure 67**). Il est néanmoins observé un écart considérable (surestimation) entre les valeurs observées et simulées, même si la dynamique saisonnière des températures semble être bien respectée par les MCR. Les températures maximales simulées varient entre 29 °C et 38 °C avec une moyenne de 34 °C sur l'ensemble des stations (**Figure 67-a**). Les températures minimales simulées se situent entre 14 et 26 °C avec une moyenne de 23 °C (**Figure 67-b**). Le mois de février est le mois le plus chaud au niveau des températures maximales et le mois de décembre est le mois le plus froid au niveau des températures minimales.

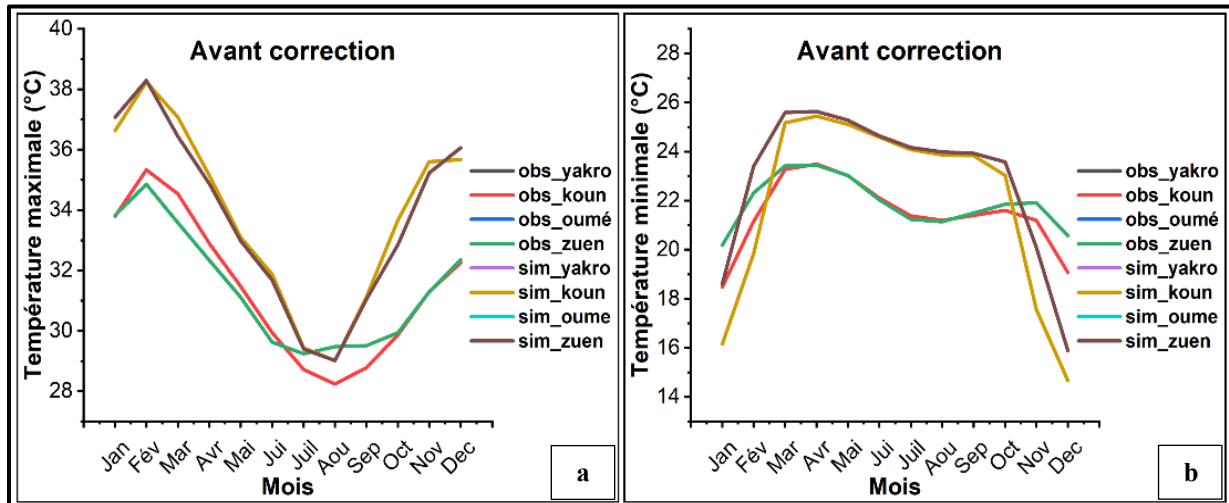


Figure 67 : Températures moyennes mensuelles maximales et minimales observées et simulées brutes des MCR RCA4 et RACMO22T sur la période 1982–2005

Les diagrammes de Taylor comparant les températures moyennes mensuelles maximales et minimales simulées par les MCR RCA4 et RACMO22T avec les observations sont présentés à la **Figure 68**. Il est observé que pour les deux MCR, le coefficient de corrélation (R) des Tmax se situent autour de 0,95 aux stations de Yamoussoukro et d'Oumé (**Figure 68-a** et **Figure 68-c**). L'écart-type (σ) se trouve autour de 1,5 et la E' se trouve autour de 0,65. À Kounahiri, pour les MCR RCA4 et RACMO22T, $R = 0,94$ et $0,92$, $\sigma = 1,25$ et $1,1$ et $E' = 0,44$ et $0,41$, respectivement (**Figure 68-b**). A la **Figure 68-d**, à Zuénoula, $R = 0,93$ et $0,92$, $\sigma = 1,5$ et $1,1$, et $E' = 0,67$ et $0,41$, respectivement pour les MCR RCA4 et RACMO22T (**Figure 68-d**). Pour les Tmin, à Kounahiri et à Zuénoula, $R = 0,88$ et $0,89$, $\sigma > 2,5$ et $\sigma = 1,5$ et $E' > 1,6$ et $E' = 0,8$ pour les MCR RCA4 et RACMO22T, respectivement (**Figure 68-f** et **Figure 68-h**). A Yamoussoukro, pour les deux modèles, $R = 0,73$, $\sigma = 2,9$ et $E' = 2,3$ (**Figure 68-e**). Et à Oumé, pour RCA4 et RACMO22T respectivement, $R = 0,65$ et $0,5$, $\sigma = 1,75$ et $1,5$, et $E' = 1,35$ et $1,3$ (**Figure 68-g**). Les diagrammes de Taylor pour les Tmax et Tmin simulées révèlent tous une assez faible performance des deux MCR dans la reproduction des observations.

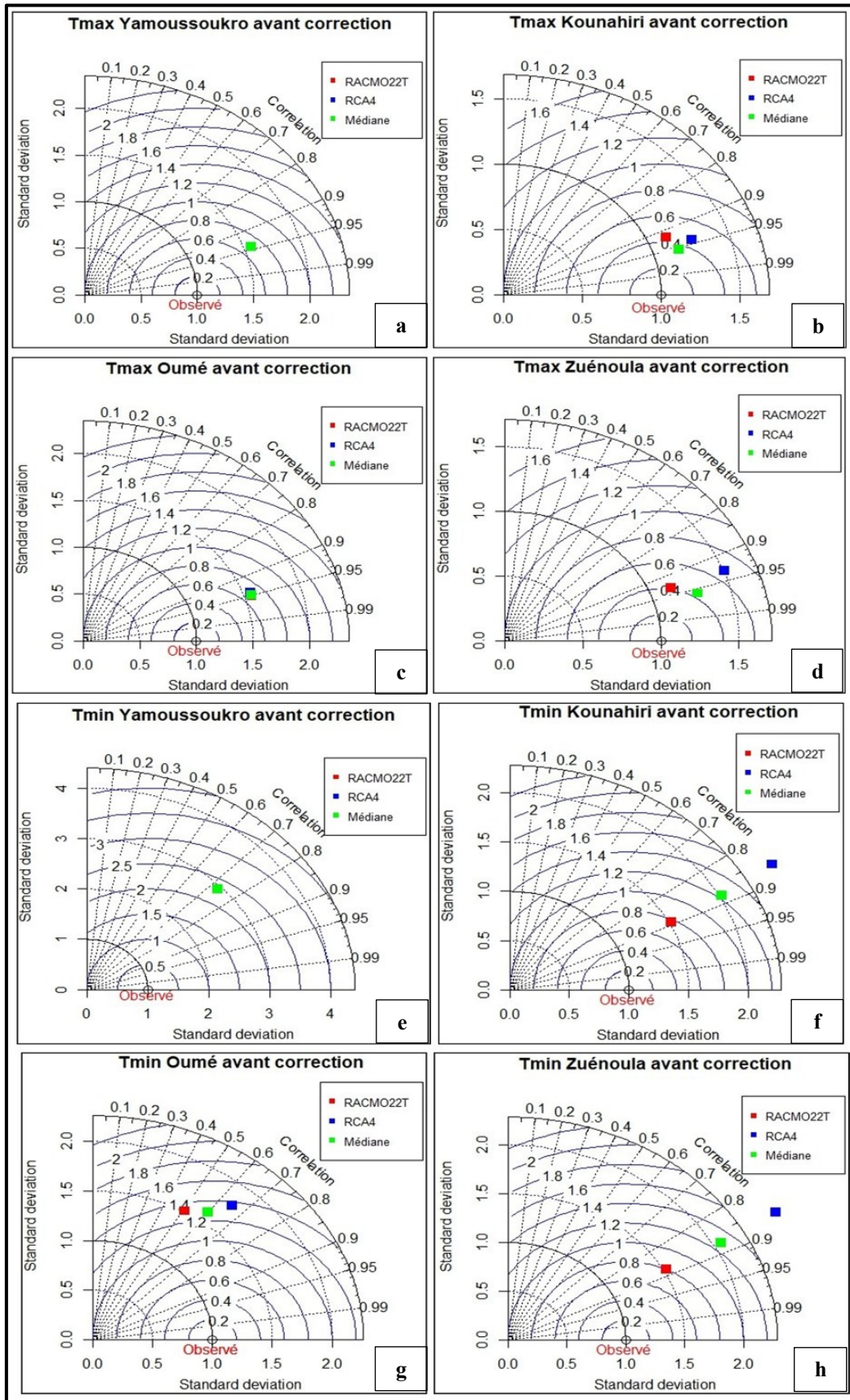


Figure 68 : Diagrammes de Taylor des simulations brutes des Tmax et des Tmin par les MCR RCA4 et RACMO22T sur la période historique 1982–2005

7.2.2. Variations moyennes annuelles des températures maximales et minimales

L'analyse de la **Figure 69** et de la **Figure 70** révèle que le MCR RCA4 surestime fortement les températures maximales et minimales moyennes annuelles observées au niveau de toutes les stations, alors que le MCR RACMO22T les sous-estime. Pour le modèle RCA4, sur l'ensemble des stations, les Tmax annuelles se situent entre 31,9 et 32,4 °C et pour le modèle RACMO22T, elles se situent entre 27,4 et 28,2 °C (**Figure 69**).

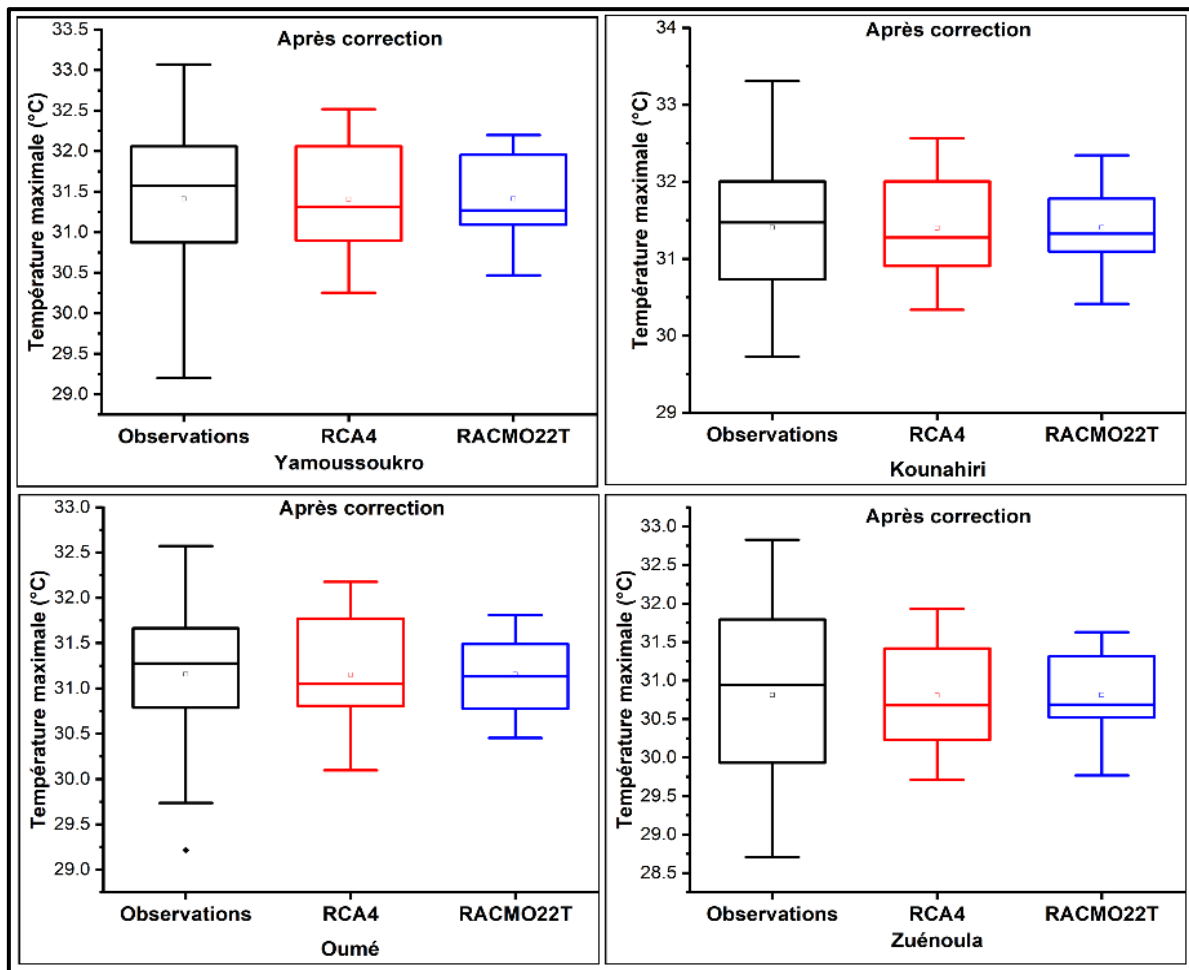


Figure 69 : Températures moyennes annuelles maximales observées et simulées brutes des MCR RCA4 et RACMO22T sur la période historique 1982–2005

Au niveau des Tmin, elles varient pour toutes les stations entre 21 et 28,2 °C pour le modèle RCA4, alors que pour le modèle RACMO22T, les Tmin varient entre 18,8 et 19,6 °C (**Figure 70**).

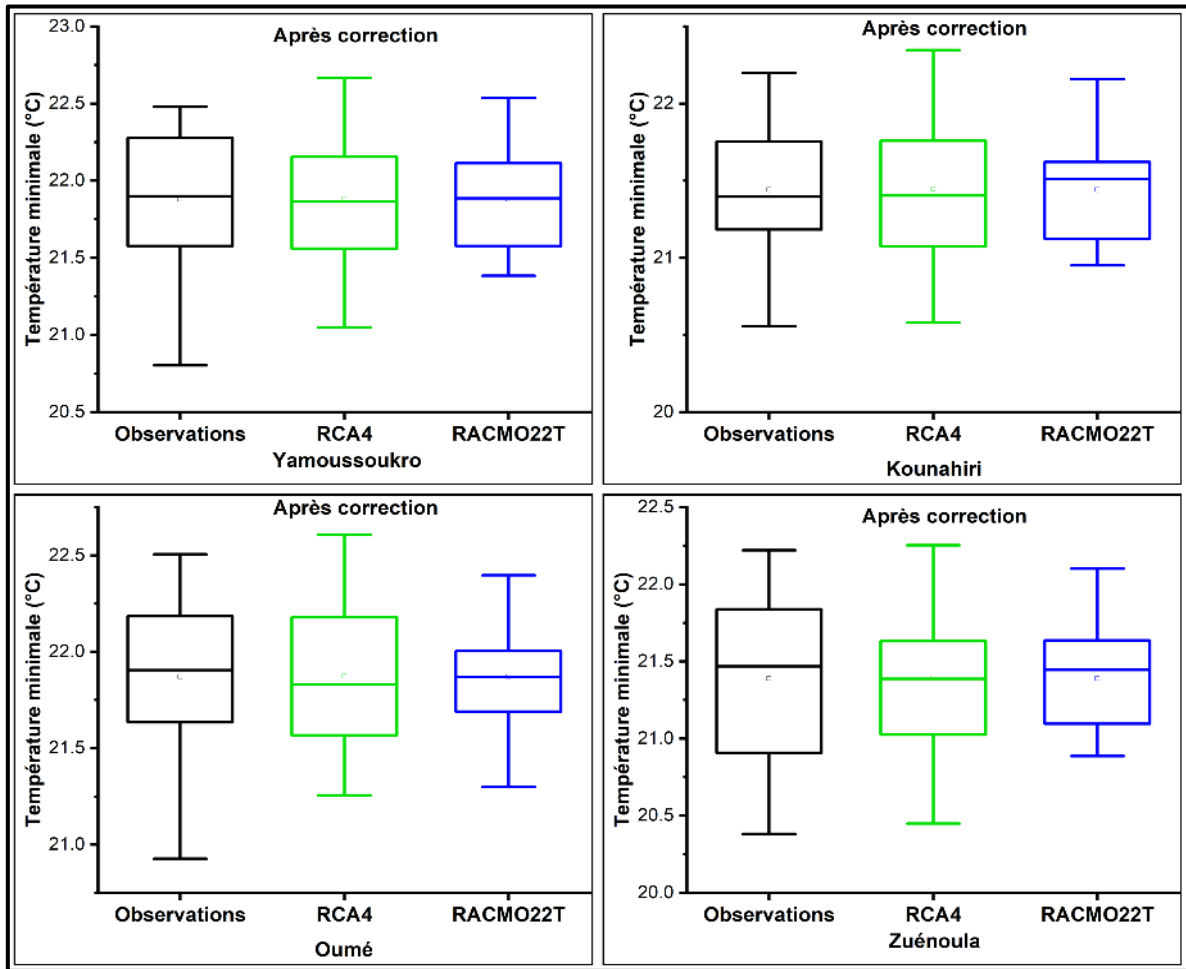


Figure 70 : Températures moyennes annuelles minimales observées et simulées brutes des MCR RCA4 et RACMO22T sur la période historique 1982–2005

7.3. Paramètres climatiques corrigés des modèles climatiques

7.3.1. Précipitations corrigées des modèles climatiques

Après la correction des biais, il est observé que les deux MCR reproduisent de façon très satisfaisante la saisonnalité de la pluviométrie sur l'ensemble des stations (**Figure 71**). La distribution des précipitations du modèle RACMO22T est confondue avec celle des observations. La distribution du modèle RCA4 se situe légèrement en-dessous des observations.

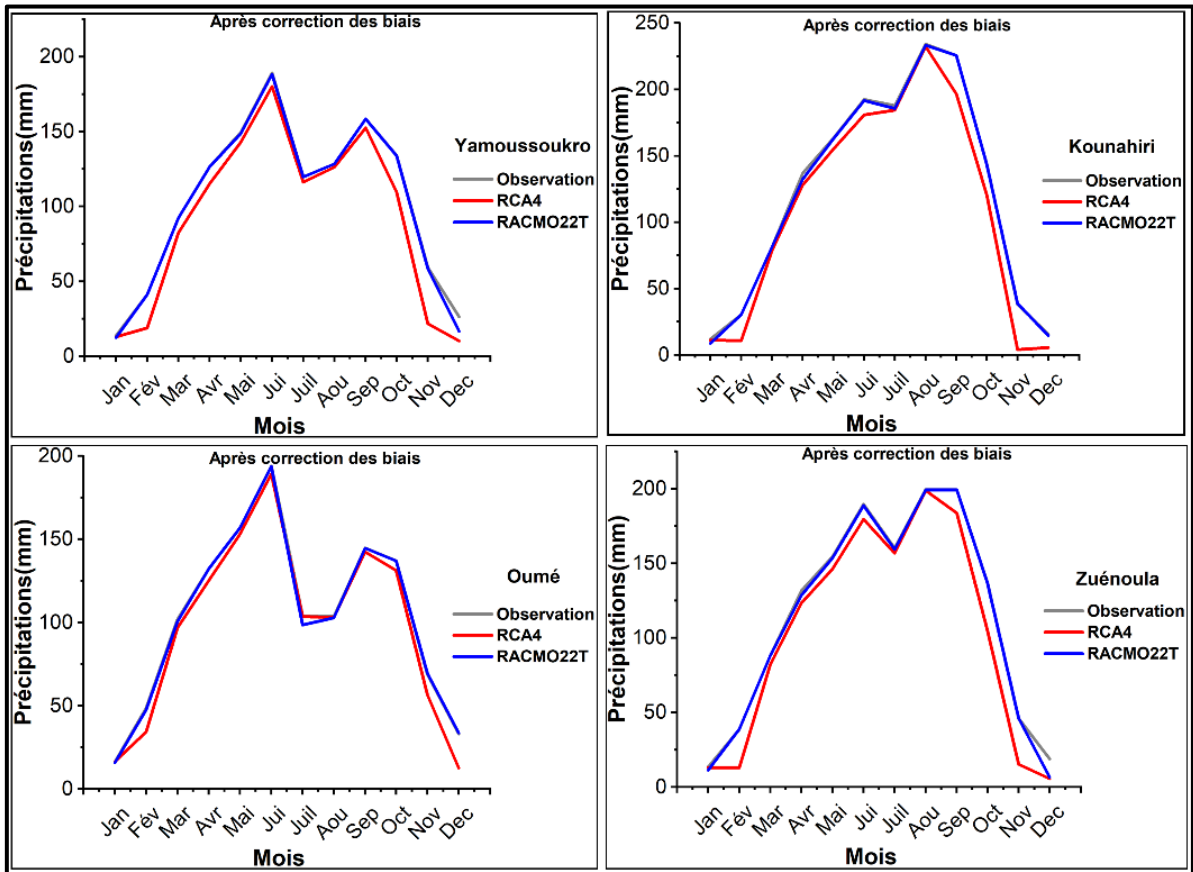


Figure 71 : Précipitations moyennes mensuelles corrigées de biais sur la période 1982–2005

La **Figure 72** présente les diagrammes de Taylor résumant les caractéristiques statistiques des précipitations moyennes mensuelles simulées par les MCR RCA4 et RACMO22T corrigées de biais, sur la période historique de référence 1982–2005. Il est remarqué pour toutes les stations, que les simulations corrigées sont très proches des observations. Sur l'ensemble des stations, pour les deux MCR, le coefficient de corrélation R est quasiment égal à l'unité, l'écart-type σ est très proche du point des valeurs observées qui correspond à 1, et l'erreur quadratique centrée (E') est inférieure à 0,2. Les variations annuelles des précipitations simulées par les MCR corrigées de leurs biais, sont présentées à la **Figure 73**. Les simulations corrigées du modèle RACMO22T se rapprochent le mieux des observations, comparativement au modèle RCA4, sur l'ensemble des stations. Le modèle RCA4 ayant tendance à sous-estimer la pluviométrie annuelle, même après correction de biais. De manière générale, les deux modèles climatiques se sont bien améliorés après la correction des biais et reproduisent très bien les régimes pluviométriques des stations d'observations, tant à l'échelle mensuelle qu'annuelle.

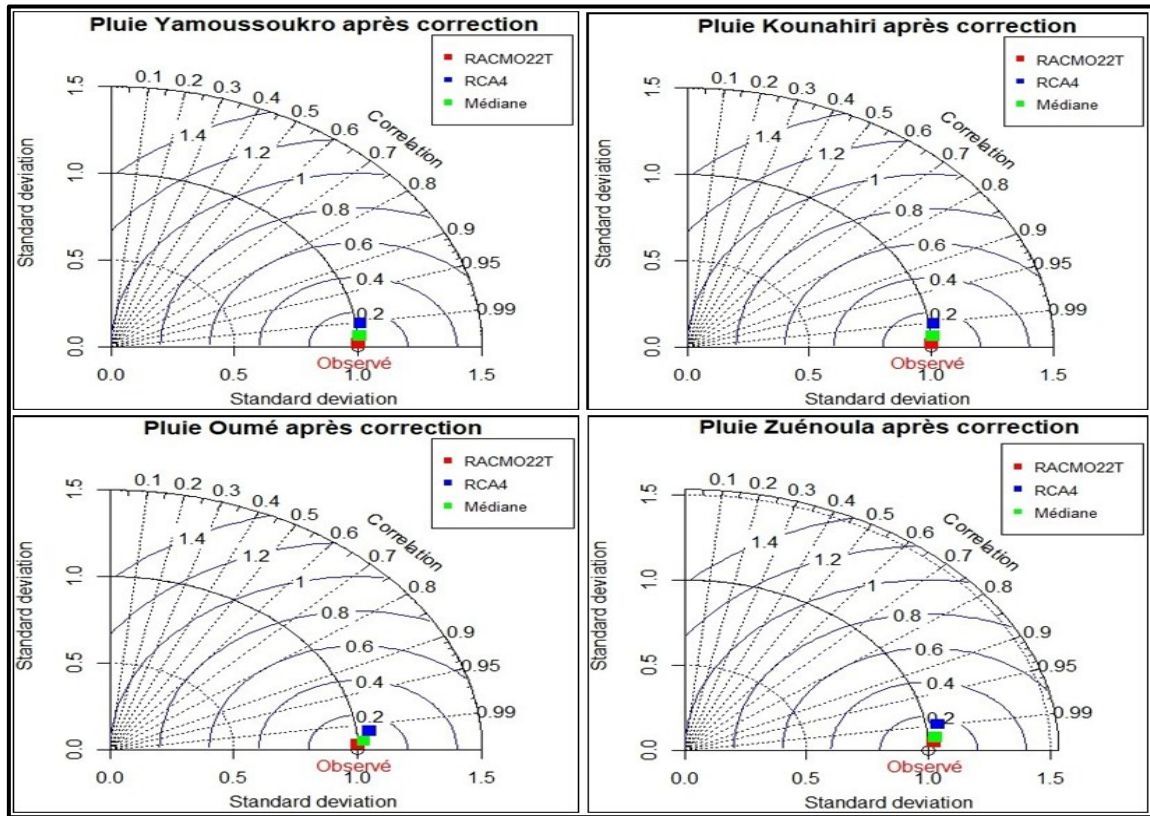


Figure 72 : Diagrammes de Taylor précipitations simulées corrigées de biais sur la période 1982 – 2005

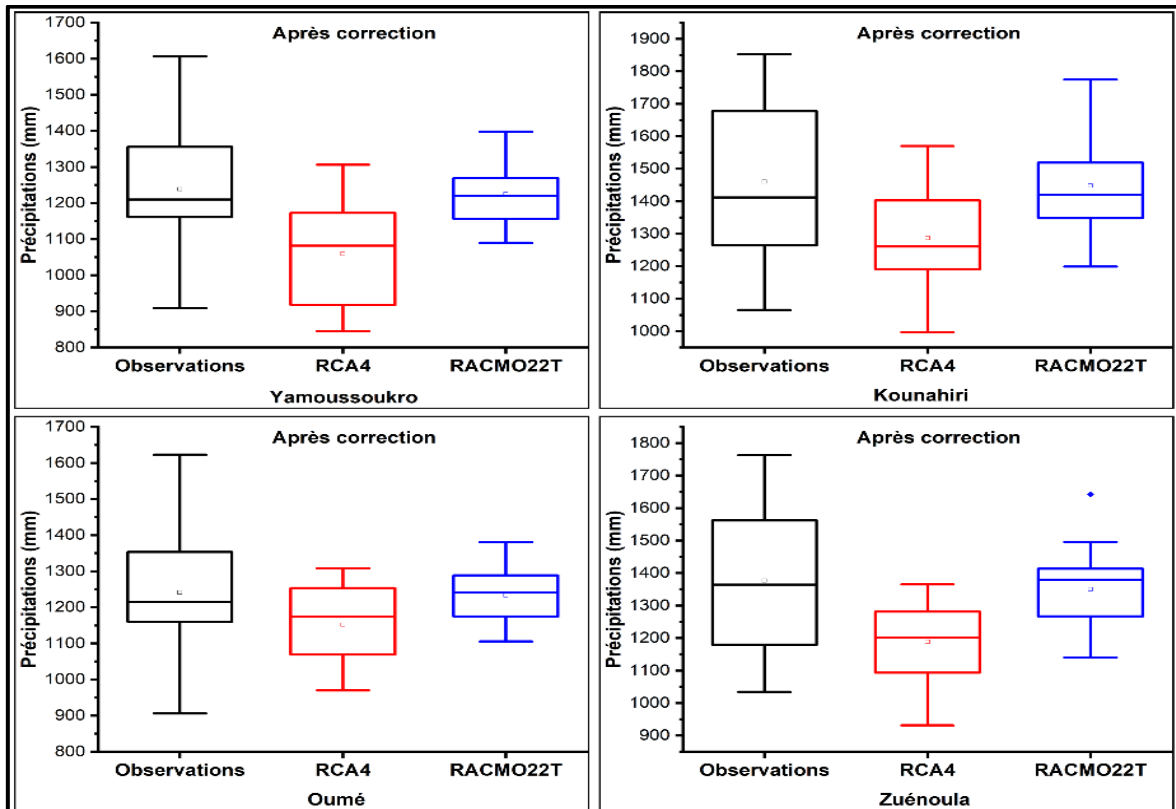


Figure 73 : Précipitations moyennes annuelles corrigées de biais sur la période 1982 – 2005

7.3.2. Températures maximales et minimales corrigées des modèles climatiques

L'analyse des diagrammes de Taylor des températures maximales et minimales des MRC RCA4 et RACMO22T corrigées de biais, montre que les simulations sont statistiquement parfaitement ajustées aux données d'observations de toutes stations (**Figure 74**). La performance des deux MCR est de moins meilleure qualité au niveau des températures maximales à la station d'Oumé.

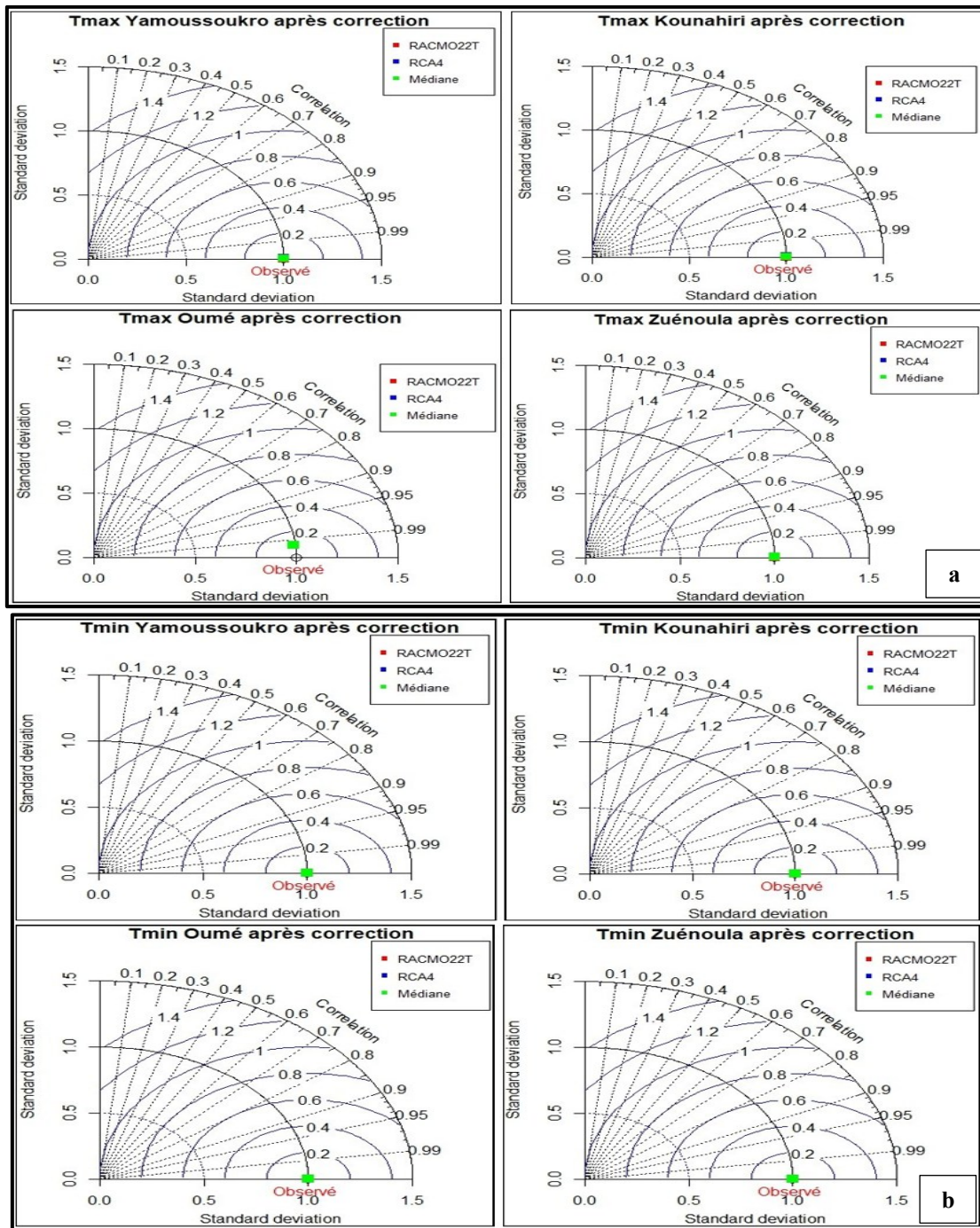


Figure 74 : Diagrammes de Taylor des températures maximales et minimales corrigées de biais sur la période 1982 – 2005

De même à l'échelle annuelle, les simulations des MCR se rapprochent très bien des observations pour toutes les stations et pour les Tmax et les Tmin (**Figure 75-a** et **Figure 75-b**). La performance des deux modèles est quasi-similaire pour les deux variables climatiques. Cependant, les valeurs du modèle RCA4 sont plus élevées que celles du modèle RACMO22T.

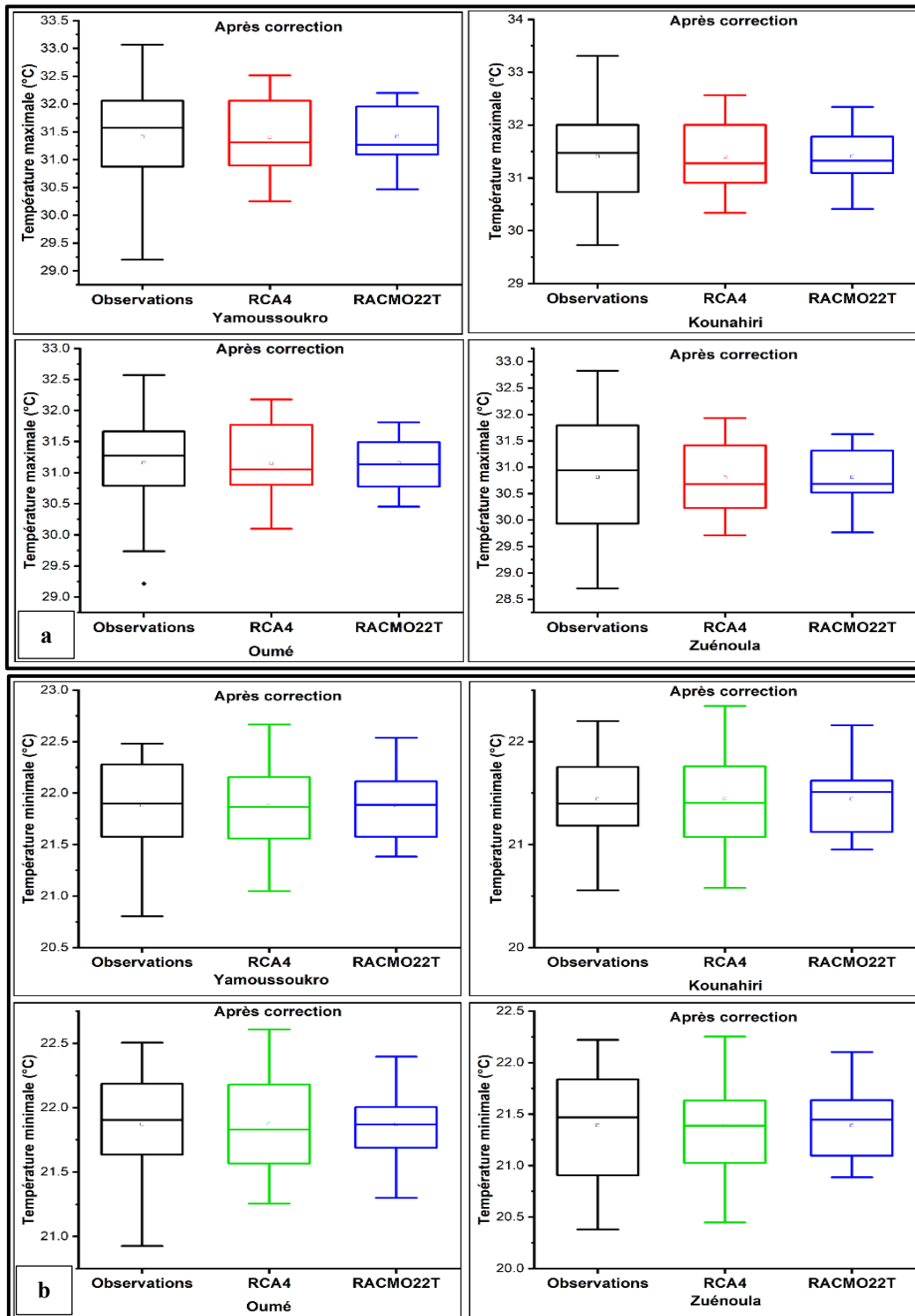


Figure 75 : Températures maximales et minimales moyennes annuelles corrigées de biais sur la période 1982 – 2005

7.4. Paramètres climatiques des MCR aux horizons futurs

L'analyse des paramètres climatiques futurs a consisté à comparer les précipitations et les températures maximales et minimales, simulées par les MCR RCA4 et RACMO22T aux horizons 2050 (2031–2060) et 2080 (2061–2090) selon les scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5, par rapport à la période de référence 1982–2005. Les comparaisons sont effectuées aux échelles temporelles mensuelle et annuelle, et à l'échelle spatiale aux quatre (4) stations d'observations représentant le Bassin Versant de Taabo (BVT).

7.4.1. Evolution future des précipitations mensuelles

Les **Figure 76-a** et **Figure 76-b** présentent l'évolution future des précipitations mensuelles par rapport aux précipitations observées.

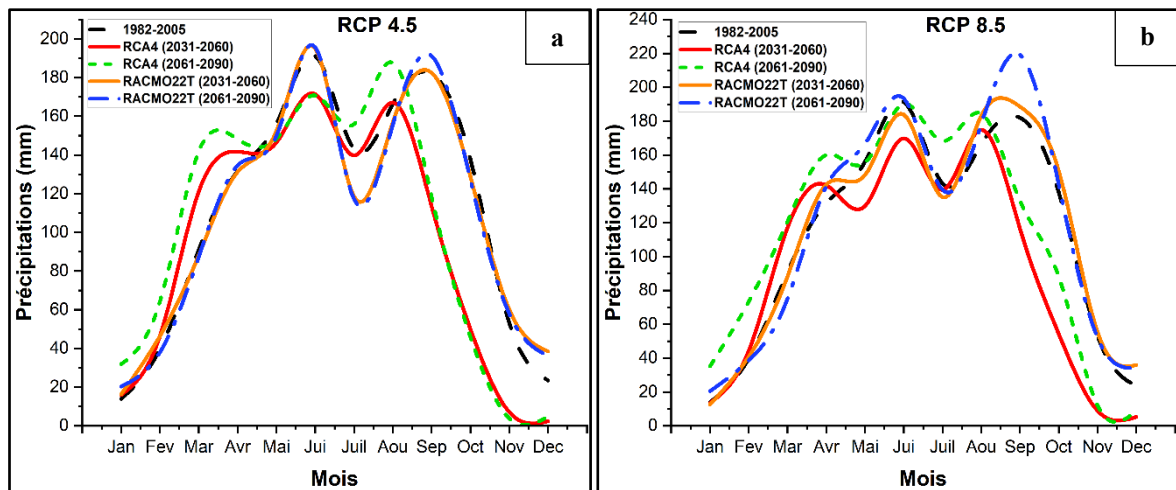


Figure 76 : Précipitations moyennes mensuelles sur la période de référence 1982–2005 et aux horizons 2050 (2031–2060) et 2080 (2061–2090) sur le BVT

L'analyse montre que les MCR RCA4 et RACMO22T conservent correctement la saisonnalité pluviométrique ainsi que leur caractère bimodal, avec une meilleure représentation affichée par le modèle RACMO22T. En outre, la fin précoce des pluies simulée par le modèle RCA4 sur la période historique de référence a été également conservée. Il est observé une diminution des cumuls mensuels au mois de juillet pour le modèle RACMO22T sous le scénario RCP 4.5, quel que soit l'horizon, et une augmentation des cumuls en septembre sous le scénario RCP 8.5 à l'horizon 2080 (2061–2090). Dans l'ensemble, il est observé une assez bonne similarité dans la distribution mensuelle des pluies.

La **Figure 77** présente les taux de variation mensuels des précipitations simulées par les deux modèles climatiques sur les horizons 2050 et 2080, selon les scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5, par rapport aux observations sur la période de référence.

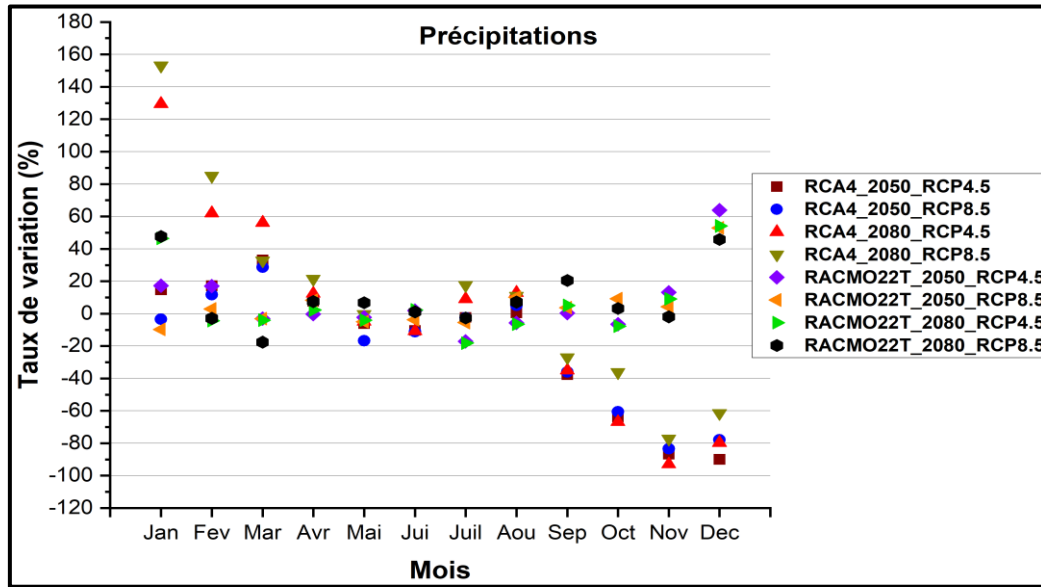


Figure 77 : Taux de variation mensuels des précipitations aux horizons 2031–2060 et 2061–2090 par rapport à la période de référence 1982–2005

L'analyse révèle que la variation des précipitations mensuelles est similaire selon les horizons pour les deux MCR. Pour le modèle RCA4, les variations se situent entre -90 % et 130 % pour le scénario RCP 4.5, aux horizons 2050 et 2080. Elles se situent entre -80 % et 150 % pour le scénario RCP 8.5 aux deux horizons. Pour le modèle RACMO22T, les variations sont comprises entre -18 et 55 % pour les scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5, aux deux horizons temporels. Le modèle RCA4 projette une augmentation et une diminution des précipitations respectivement de janvier à avril et de septembre à décembre, pour tous horizons et scénarios confondus, par rapport à la période de référence. Alors que le modèle RACMO22T projette une augmentation des pluies en janvier, février, novembre et décembre, ainsi qu'une diminution quasiment tous les autres mois, pour tous les horizons sous le RCP 4.5. Sous le scénario RCP 8.5 et pour tous les horizons, le RACMO22T projette une augmentation des précipitations du mois d'août au mois de décembre, par rapport à la période de référence.

7.4.2. Evolution future des précipitations annuelles

A l'échelle annuelle, la tendance des précipitations est à la baisse par rapport à la période de référence, pour tous les MCR et les scénarios, à l'horizon 2050 (**Figure 81-a**). En revanche, à l'horizon 2080, la tendance est la hausse pour le modèle RCA4 sous le scénario RCP 8.5 (**Figure 81-b**). Cependant, pour le modèle RACMO22T sous le scénario RCP 4.5, la variation annuelle des pluies se rapproche de la période de référence.

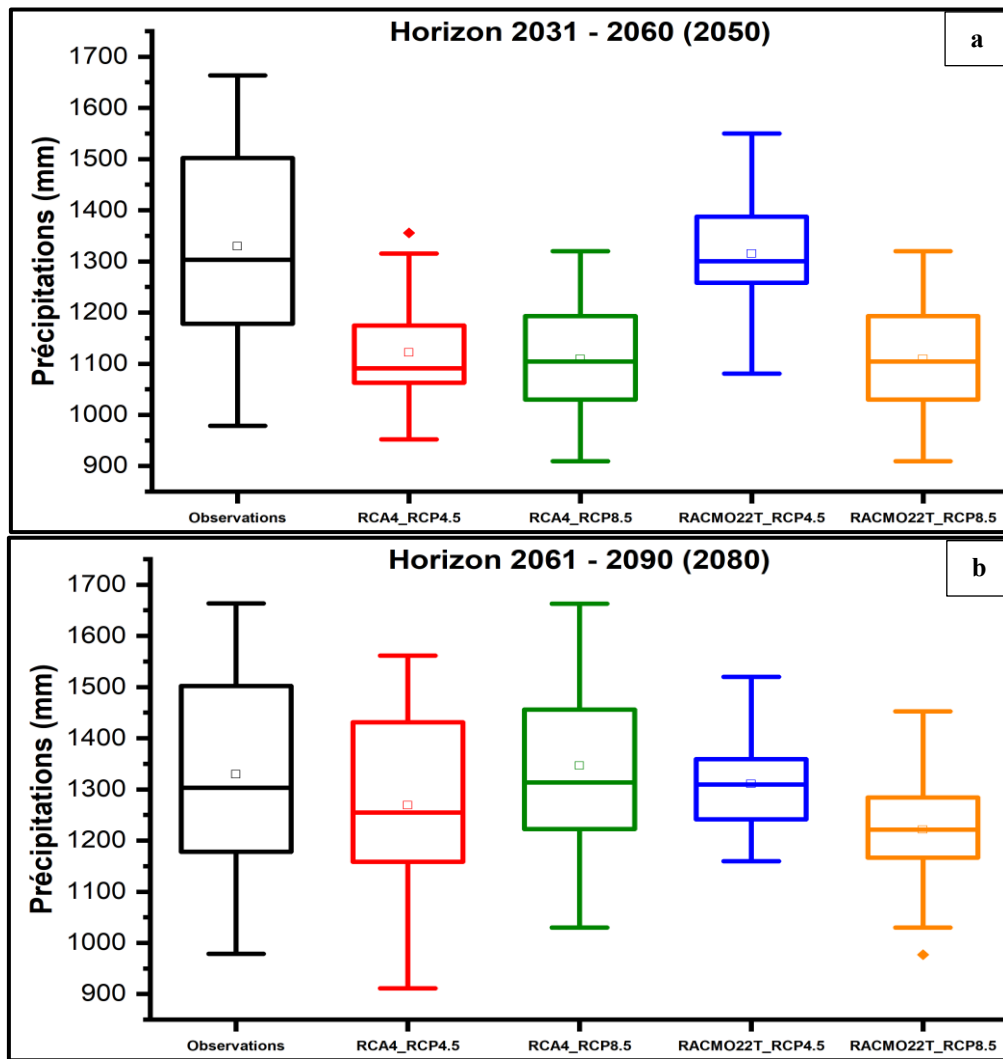


Figure 78 : Précipitations moyennes annuelles sur la période de référence 1982–2005 et aux horizons 2050 (2031–2060) et 2080 (2061–2090) sur le BVT

Le

Tableau XXXVII présente les amplitudes et les taux de variation annuels des précipitations simulées par les MCR par rapport aux observations. À l’horizon 2050, la diminution des précipitations est de l’ordre de -200 mm pour un taux de variation de -16 %, pour le modèle RCA4 et les deux scénarios RCP, par rapport à la période de référence. Pour le modèle RACMO22T, la diminution est de -1,1 % (-14,5 mm) selon le RCP 4.5 et de -16 % (-220 mm) selon le RCP 8.5. À l’horizon 2080, la diminution est plus accentuée pour le modèle RACMO22T et est de -1,4 % (-18,7 mm) selon le RCP 4.5 et de -8 % (-100 mm), par rapport à la période de référence. Pour le RCA4, il y a une baisse de -4,6 % (-60,4 mm) selon le RCP 4.5 et une hausse de +1,3 % (+16,9 mm) selon le RCP 8.5, par rapport à la période de référence.

Tableau XXXVII : Amplitudes et taux de variation annuels des précipitations aux horizons 2050 et 2080 par rapport à la période de référence 1982–2005

Modèles, horizons et scénarios RCP	RCA4				RACMO22T			
	2050		2080		2050		2080	
	RCP	RCP	RCP	RCP	RCP	RCP	RCP	RCP
	4.5	8.5	4.5	8.5	4.5	8.5	4.5	8.5
Amplitude (mm)	-207,7	-220,5	-60,4	16,9	-14,5	-220,5	-18,7	-108,1
Taux de variation (%)	-15,6	-16,6	-4,6	1,3	-1,1	-16,6	-1,4	-8,1

L'évolution des cumuls annuels de précipitations sur la période de référence et toute la période future (2031–2090) est illustrée à la **Figure 79**. Il est remarqué une variation interannuelle des précipitations très contrastée entre les modèles. Des extrêmes pluviométriques sont observés et varient entre 900 mm et 1700 mm. Une tendance à la baisse se dégage depuis la période de référence jusqu'aux horizons futurs, à l'exception du modèle RACMO22T sous le scénario RCP 4.5 (graphe en bleu) où une tendance monotone est plutôt observée.

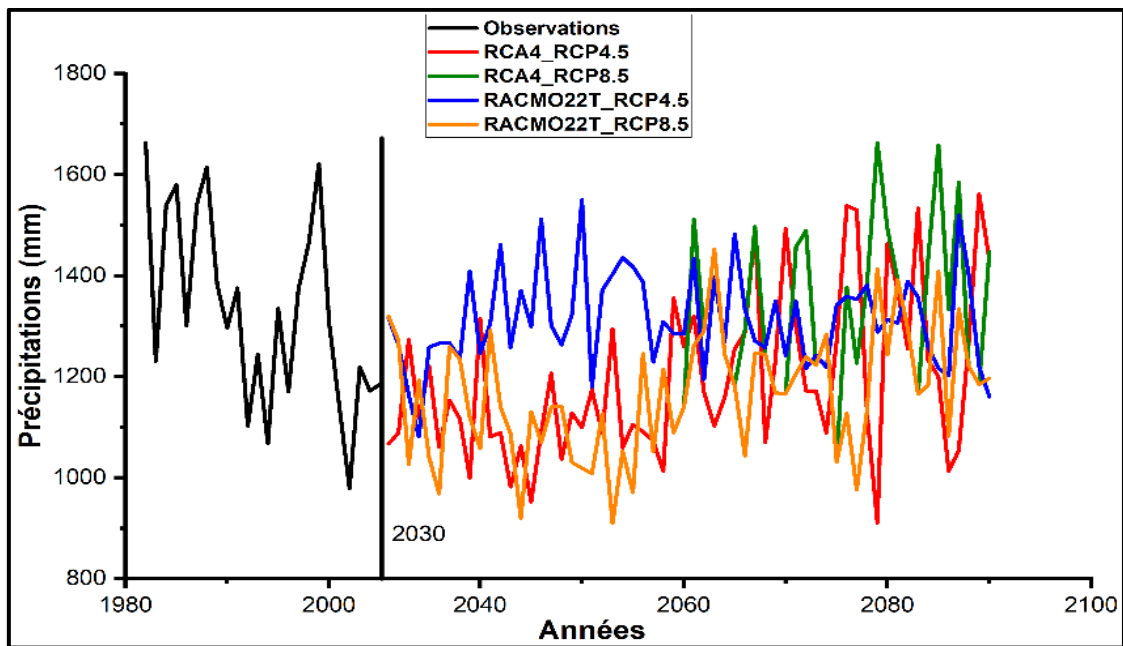


Figure 79 : Tendances annuelles des précipitations sur la période de référence et simulées par les MCR RCA4 et RACMO22T sur la période 2031–2090

7.4.3. Evolution future des températures mensuelles

L'analyse de l'évolution future des températures maximales et minimales mensuelles montre que les modèles climatiques conservent correctement la distribution mensuelle des températures sur le BVT (**Figure 80**). Il est cependant observé des décalages au niveau des mois d'août et de septembre pour les Tmax, et au niveau des mois de novembre et de décembre pour les Tmin.

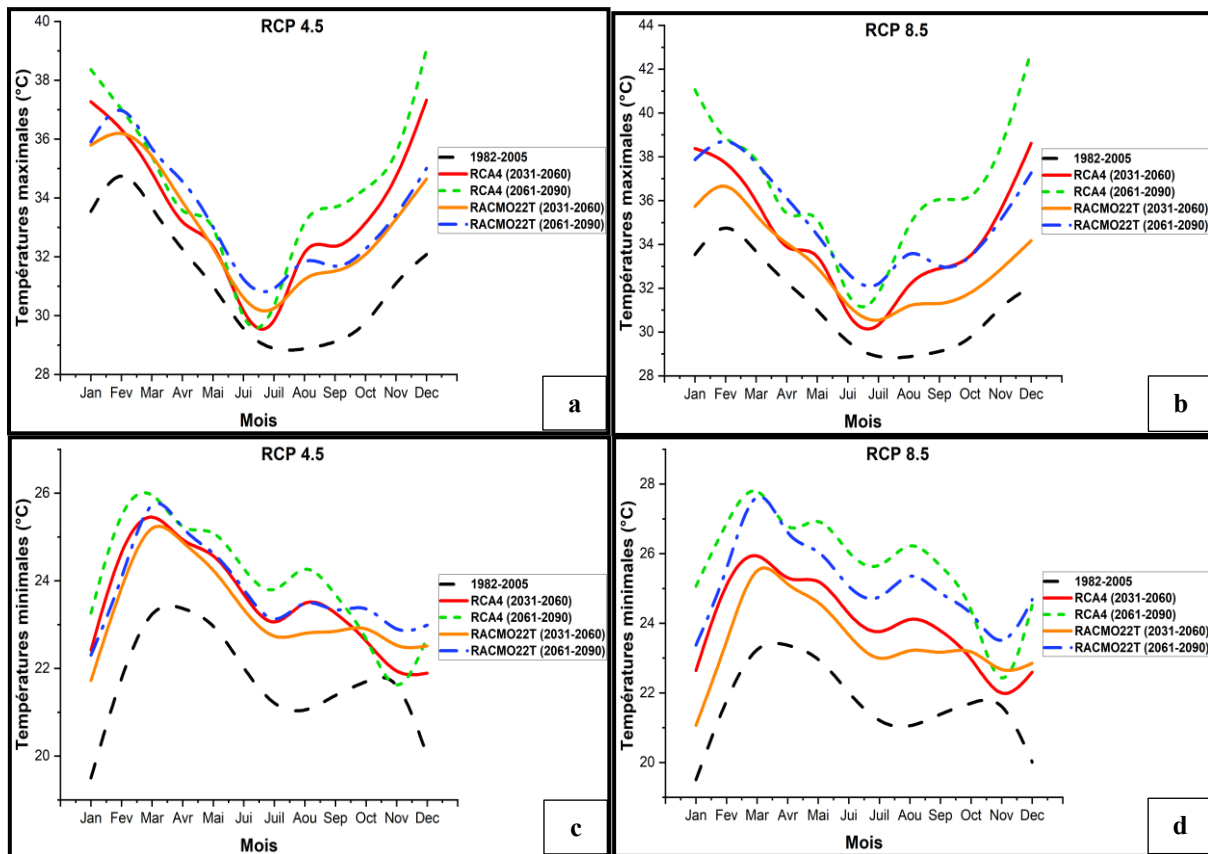


Figure 80 : Températures maximales et minimales moyennes mensuelles sur la période de référence 1982–2005 et aux horizons 2050 et 2080

Les taux de variation des Tmax et des Tmin indiquent tous une tendance à la hausse par rapport à la période de référence, pour tous les MCR, les horizons futurs et les scénarios RCP (**Figure 84**). Ainsi, selon le scénario RCP 4.5, le modèle RCA4, le taux de variation des Tmax est compris entre +1,4 et +22 %, et selon le scénario 8.5, il se situe entre +4 et +33,5 %, sur les horizons 2050 et 2080, par rapport à la période de référence. Pour le modèle RACMO22T, les Tmax varient entre +3,5 et +10 % selon le scénario RCP 4.5, et entre +5 et +16 % selon le RCP 8.5, sur les deux horizons futurs, par rapport à la période de référence. Au niveau des Tmin, les variations du modèle RCA4 sont comprises entre 0 et +20 % selon le RCP 4.5, et entre +2 et

+29 % selon le RCP 8.5, sur les deux horizons, par rapport à la période de référence. Le taux de variation des Tmin du modèle RACMO22T se trouve entre +4 et +15 % selon le RCP 4.5, et entre +5 et +24 % selon le RCP 8.5, sur les horizons 2050 et 2080. Les variations les plus faibles de Tmax et de Tmin sont enregistrées à l'horizon 2050, pour les deux MCR et les deux scénarios.

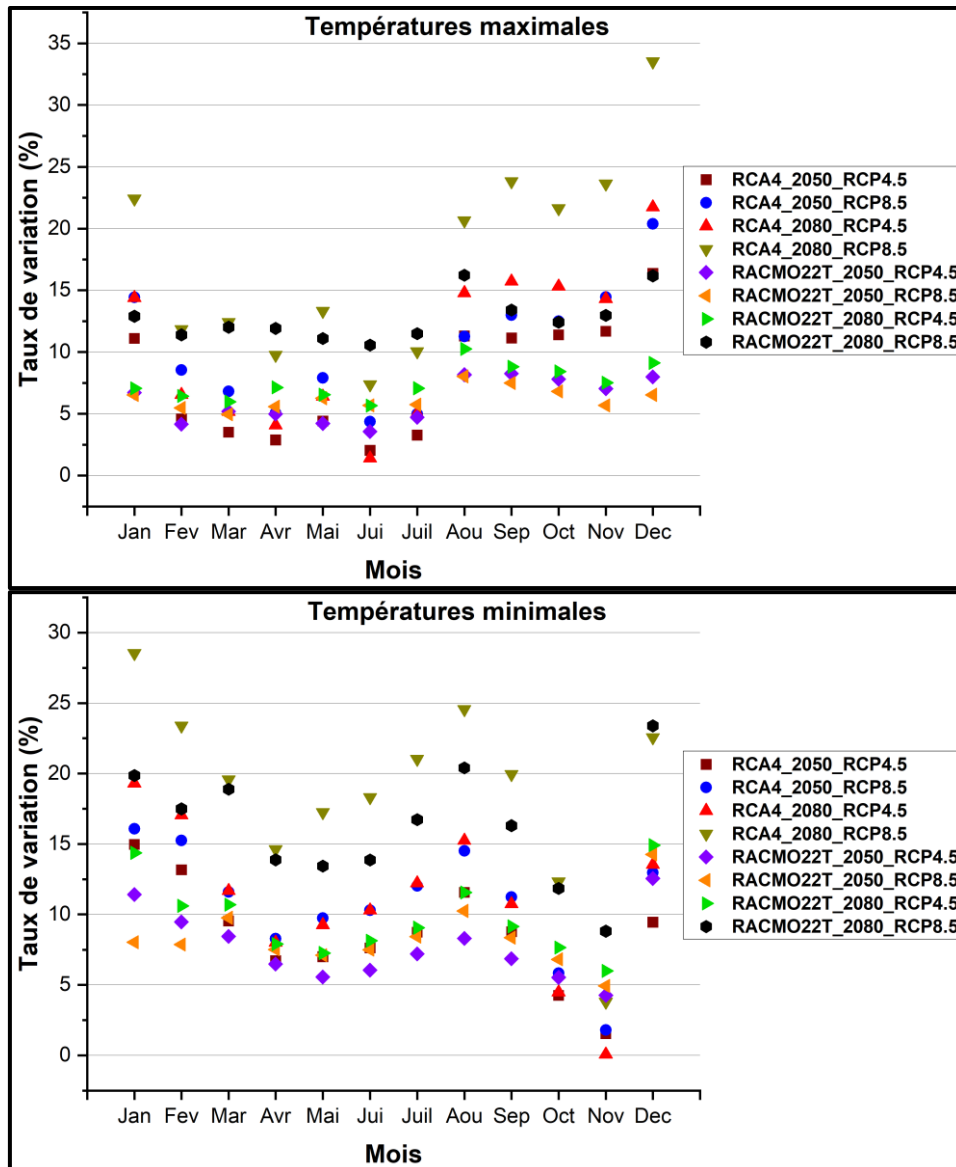


Figure 81 : Taux de variation mensuels des précipitations aux horizons 2050 et 2080 par rapport à la période de référence 1982–2005

7.4.4. Evolution future des températures annuelles

Une tendance générale à la hausse des Tmax et des Tmin annuelles est observée pour tous les MCR, les horizons futurs et les scénarios RCP (**Figure 82**). Le modèle RCA4 affiche

l'augmentation des températures la plus élevée sous le scénario RCP 8.5 avec une moyenne de 35 °C et 37 °C pour les Tmax, et de 24 °C et 26 °C pour les Tmin, aux horizons 2050 et 2080, respectivement. Le **Tableau XXXVIII** révèle qu'entre termes d'amplitudes et de taux de variation annuels, les MCR RCA4 et RACMO22T se comportent de la même manière pour les deux variables climatiques. Pour l'horizon 2050, les MCR RCA4 et RACMO22T projettent respectivement sous le RCP 4.5 et le RCP 8.5, une augmentation des Tmax de +2,4 à +3,2 °C, et de +1,8 à +1,9 °C, par rapport à la période de référence.

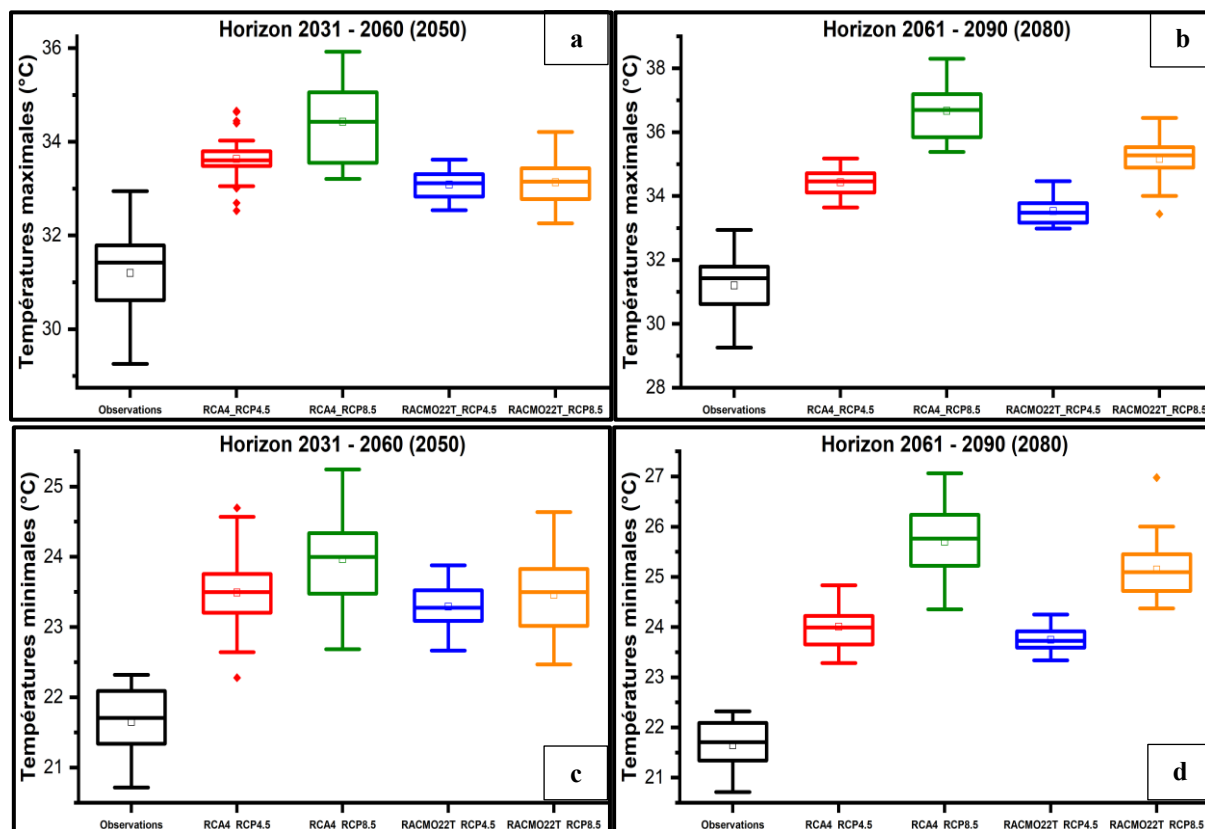


Figure 82 : Températures maximales et minimales moyennes annuelles sur la période de référence 1982–2005 et aux horizons 2050 et 2080 sur le BVT

Pour l'horizon 2080, les projections respectives de deux modèles des Tmax, respectivement sous le RCP 4.5 et le RCP 8.5, varient de +2,4 à +5,4 °C, et de +2,3 à +3,9 °C, par rapport à la période de référence. Pour les Tmin, les MCR RCA4 et RACMO22T projettent respectivement sous le scénario RCP 4.5 et le scénario RCP 8.5, une augmentation de +1,8 °C et +2,3 °C, et de +1,6 °C et +1,8 °C, à l'horizon 2050, par rapport à la période de référence. Et ils projettent de façon respective, selon le RCP 4.5 et le RCP 8.5, une hausse des Tmin, de +2,3 °C et +4 °C, et de +2,1 °C et +3,5 °C, par rapport à la période de référence. La tendance à la hausse des températures maximales et minimales est remarquée depuis la période de référence et continue

sur tous les horizons futurs pour les deux MCR et les deux scénarios RCP (**Figure 83**). Les MCR projettent des températures extrêmement élevées se situant entre 32 °C et 39 °C pour les Tmax et entre 22 °C et 27 °C pour les Tmin de 2031 à 2090. Pour les deux variables climatiques, le modèle RCA4 est plus sévère que le modèle RACMO22T sous le scénario pessimiste RCP 8.5. Pour les Tmin, les deux MCR évoluent dans le même sens.

Tableau XXXVIII : Amplitudes et taux de variation annuels des Tmax et des Tmin aux horizons 2050 et 2080 par rapport à la période de référence 1982–2005

Modèles, horizons et scénarios RCP	RCA4				RACMO22T			
	2050		2080		2050		2080	
	RCP 4.5	RCP 8.5	RCP 4.5	RCP 8.5	RCP 4.5	RCP 8.5	RCP 4.5	RCP 8.5
Températures maximales								
Amplitude (°C)	2,44	3,23	2,44	5,47	1,89	1,94	2,33	3,97
Taux de variation (%)	7,81	10,36	7,81	17,53	6,05	6,21	7,47	12,71
Températures minimales								
Amplitude (°C)	1,84	2,32	2,36	4,05	1,65	1,81	2,10	3,50
Taux de variation (%)	8,52	10,71	10,89	18,73	7,60	8,37	9,69	16,16

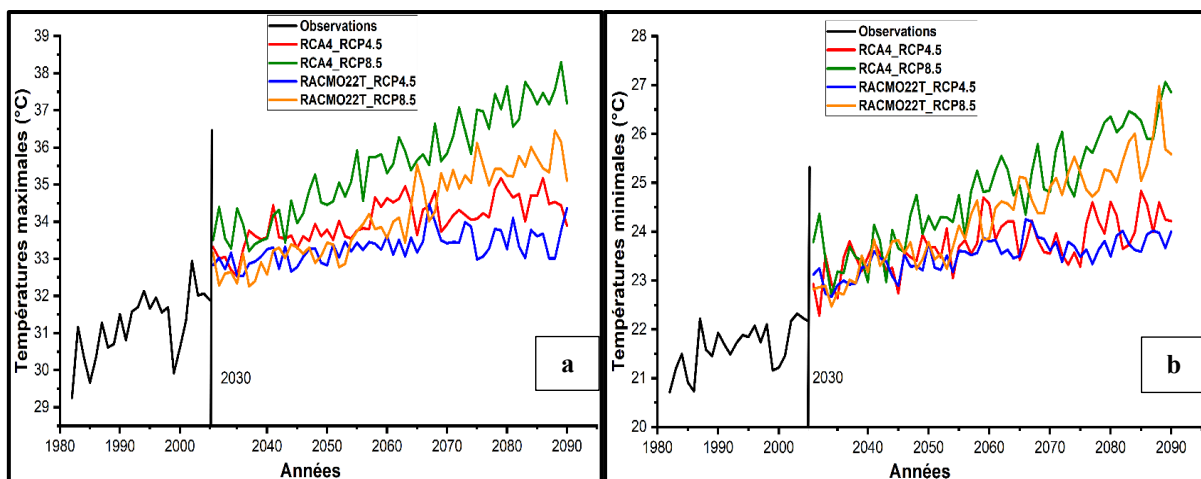


Figure 83 : Tendances annuelles des températures sur la période de référence et sur la période 2031–2090, sur le BVT

7.5. Impacts du changement climatique sur les apports dans la retenue de Nanan

7.5.1. Evolution mensuelle des apports futurs

La variation mensuelle des écoulements futurs vers la retenue d'irrigation du périmètre rizicole de Nanan est illustrée à la **Figure 84**. Il est constaté que le modèle RCA4 n'a pas pu reproduire le régime bimodal des apports mensuels observé sur la période de référence (**Figure 84-a** et **Figure 84-b**). En effet, le modèle RCA4 n'a pas reproduit le second pic de crue observé dans les observations sur la période de référence. En outre, il sous-estime grandement le premier pic de crue qu'il a pu reproduire, néanmoins. Contrairement au modèle RCA4, le modèle RACMO22T a très bien capté le caractère bimodal des écoulements, mais sous-estime le premier pic (juin) et surestime le second pic (septembre) (**Figure 84-c** et **Figure 84-d**).

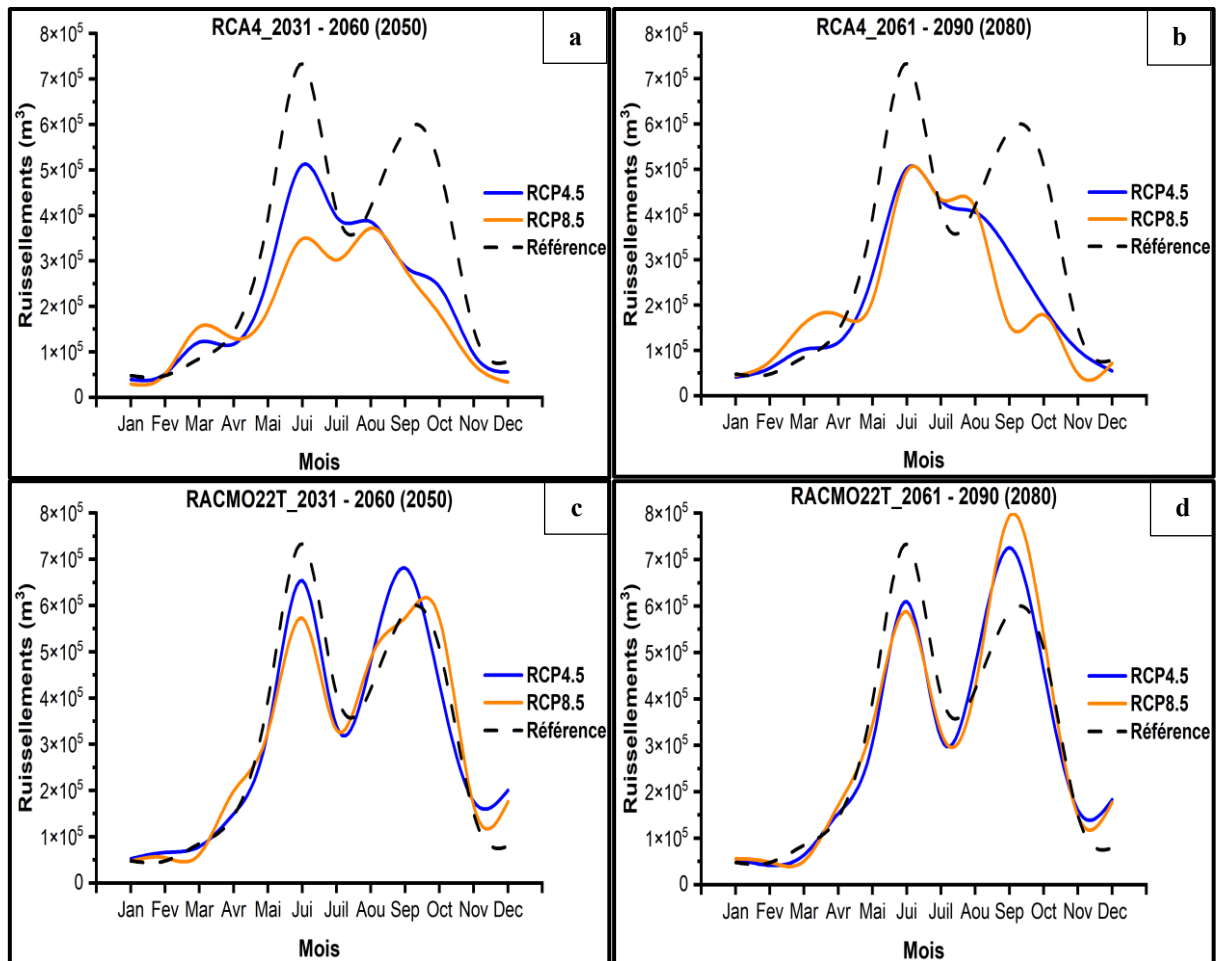


Figure 84 : Evolution des apports moyens mensuels sur la période de référence 1982–2005 et aux horizons 2050 et 2080

7.5.2. Evolution annuelle des apports futurs

L'évolution annuelle des apports futurs vers la retenue de Nanan est présentée à la **Figure 85** et au **Tableau XXXIX**.

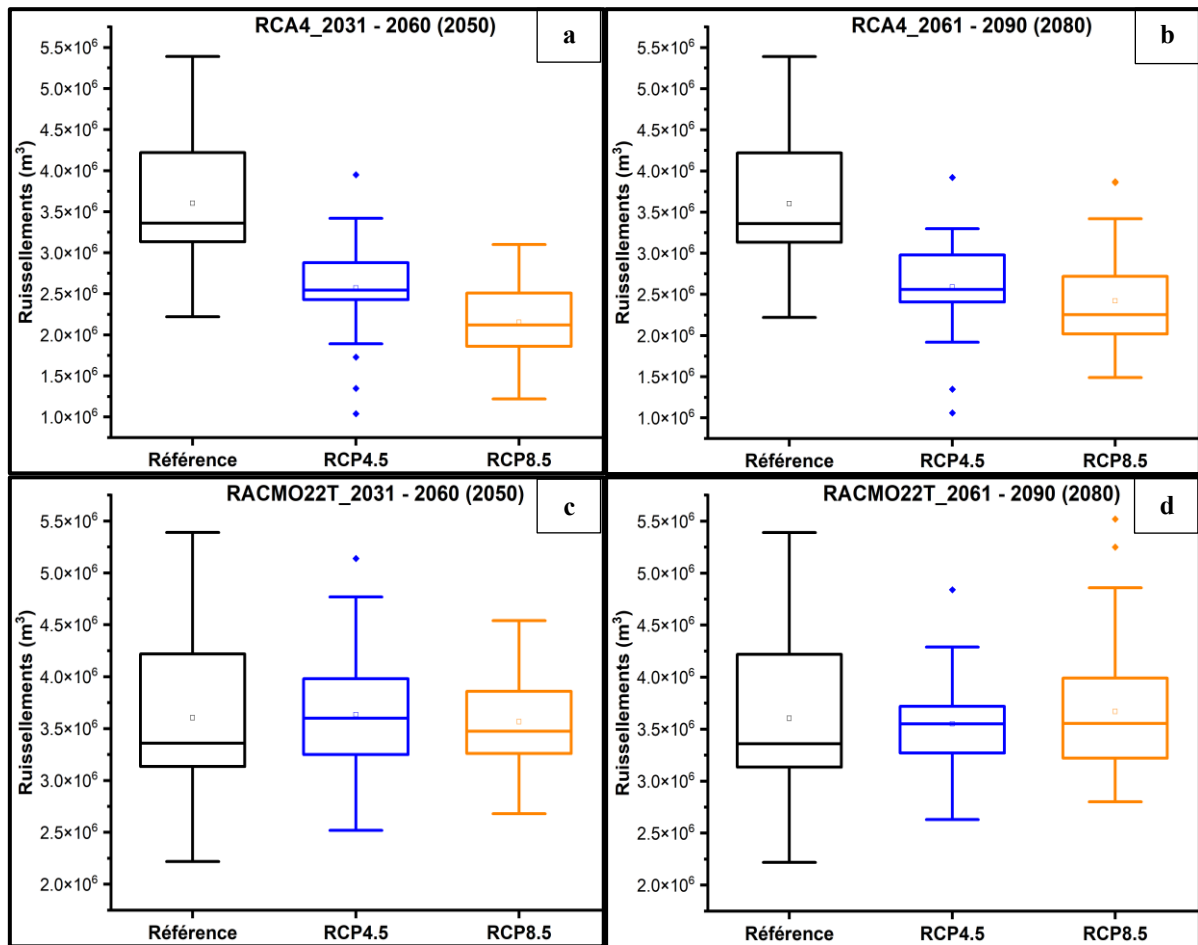


Figure 85 : Evolution des apports moyens annuels vers la retenue de Nanan sur la période de référence 1982–2005 et aux horizons 2050 et 2080

L'analyse indique une forte tendance à la baisse des écoulements simulés par le modèle RCA4 sous tous les scénarios et les horizons temporels (**Figure 85-a** et **Figure 85-b**). Cette tendance à la baisse est de l'ordre de -28 % et -30 % respectivement sous les scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5, aux horizons 2050 et 2080, par rapport à la période de référence. En revanche, une tendance quasi monotone à la baisse et à la hausse des apports est respectivement observée pour les projections du modèle RACMO22T (**Figure 85-c** et **Figure 85-d**), avec des taux de variation allant de -1,48 % à +1,86 % par rapport à la période de référence.

Tableau XXXIX : Taux de variation annuels des apports vers la retenue de Nanan aux horizons 2050 et 2080 par rapport à la période de référence 1982–2005

Variables	Période de référence	RCP 4.5		RCP 8.5	
	1982-2005	2031-2060 (Hor 2050)	2061-2090 (Hor 2080)	2031-2060 (Hor 2050)	2061-2090 (Hor 2080)
RCA4					
Apports (m³)	3 604 167	2 572 000	2 591 667	2 353 000	2 420 333
Variation des écoulements (%)		-28,64	-28,09	-34,71	-32,85
RACMO22T					
Apports (m³)	3 604 167	3 635 667	3 551 000	3 567 667	3 671 333
Variation des écoulements (%)		0,87	-1,48	-1,01	1,86

7.6. Impacts du changement climatique sur les besoins en eau, les besoins d'irrigation et les rendements du riz irrigué

7.6.1. Variation des besoins en eau futurs du riz irrigué

La variation des besoins en eau futurs (BEC) du riz irrigué simulés avec les données météorologiques des MCR RCA4 et RACMO22T par rapport aux besoins de la période de référence, est illustrée à la **Figure 86**. Ces besoins correspondant à l'évapotranspiration de la culture sont estimés pour la 1^{ère} campagne culturale (juin) et la 2^e campagne (décembre) sur le périmètre rizicole de Nanan, dans le département de Yamoussoukro. Il est constaté une diminution des BEC par rapport à la période de référence sur les deux campagnes, pour les deux MCR, sur tous les scénarios et les horizons futurs, à l'exception de l'horizon 2080 sous le scénario RCP 8.5, en campagne 2. En effet, les modèles RCA4 et RACMO22T affichent une augmentation des BEC par rapport à la référence sur cette période (507 mm), avec des valeurs de 525 mm et de 520 mm, respectivement. En campagne 1, les BEC varient de 425 à 450 mm pour les deux modèles, tout horizon et scénario confondus. Et en campagne 2, ils sont compris entre 460 mm et 525 mm. À l'horizon 2050, les BEC diminuent de -4 à -8 % par rapport à la période de référence, selon les scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5, pour les deux MCR, en campagne 1 et 2 (**Figure 87**). À l'horizon 2080, ils diminuent de -3 à -6 % par rapport à la période de

référence, durant la campagne 1. Cependant, en campagne 2, à l'horizon 2080, les BEC diminuent de -4 à -6 % sous le RCP 4.5, mais ils augmentent de +3 à +4 % sous le RCP 8.5.

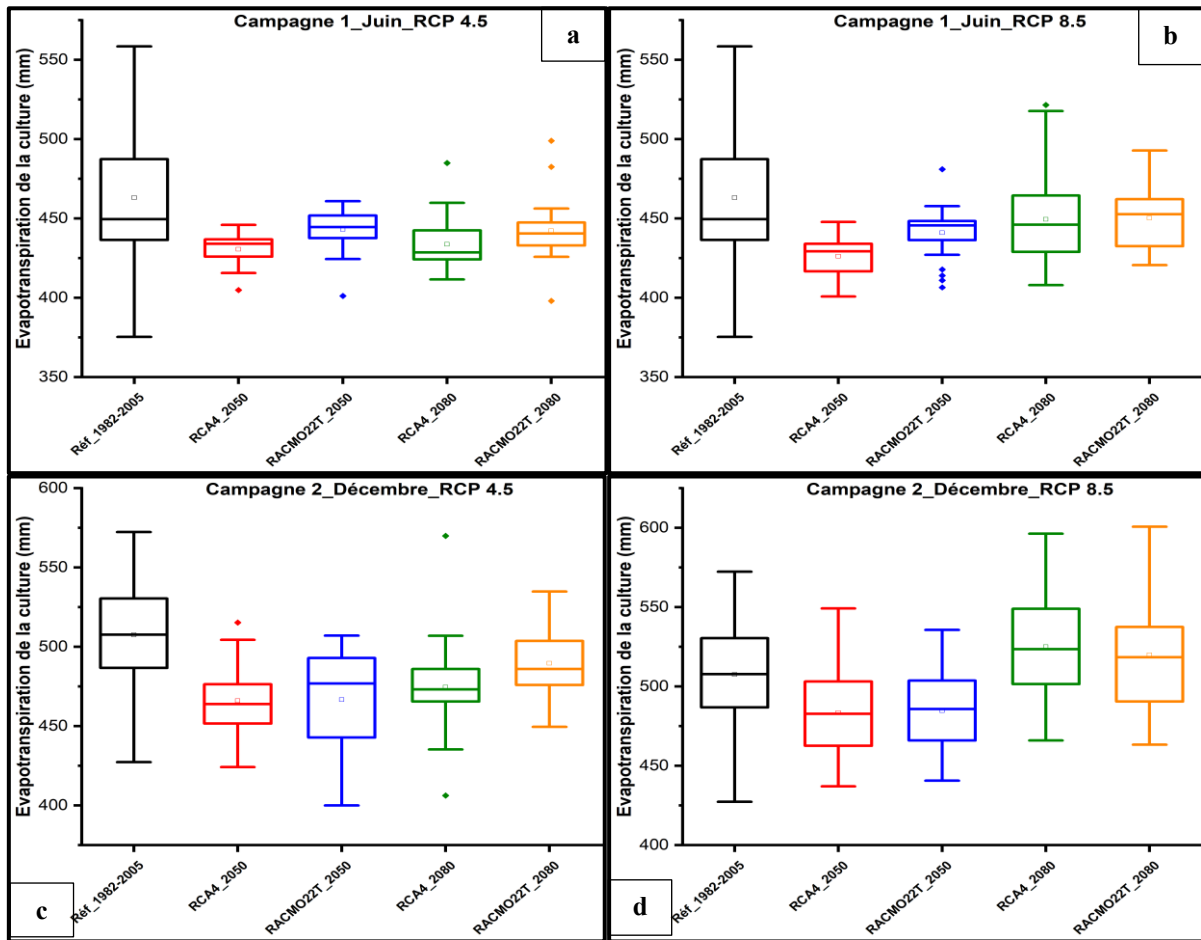


Figure 86 : Evolution des besoins en eau du riz sur la période de référence 1982–2005 et aux horizons 2050 et 2080 en campagnes 1 et 2

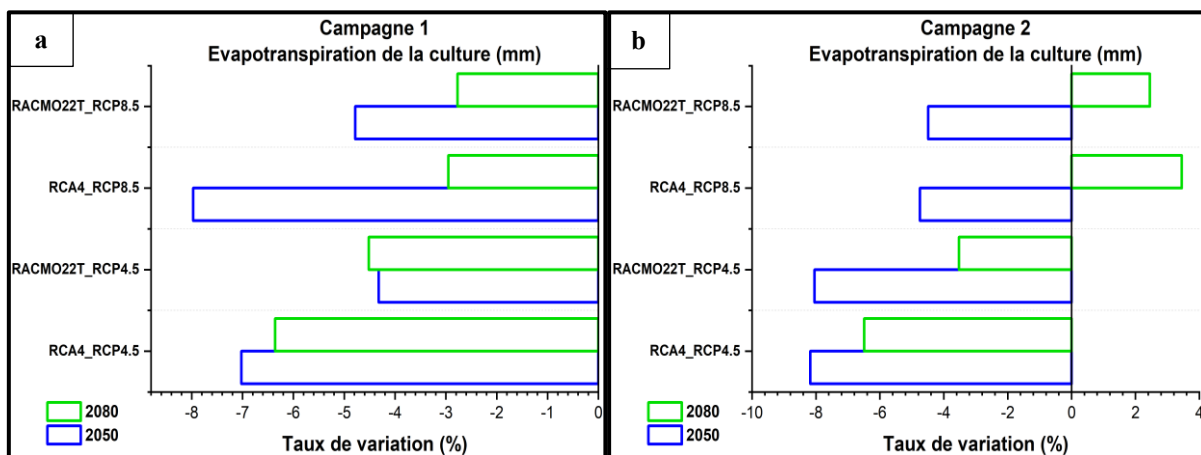


Figure 87 : Taux de variation des besoins en eau du riz irrigué aux horizons 2050 et 2080 par rapport à la période de référence 1982–2005, en campagnes 1 et 2

7.6.2. Variation des besoins nets d'irrigation futurs du riz

Les modèles RCA4 et RACMO22T projettent tous une diminution des besoins nets d'irrigation (BNI) du riz sur tous les horizons et tous les scénarios RCP, par rapport à la période de référence, sur les campagnes 1 et 2 (**Figure 88**).

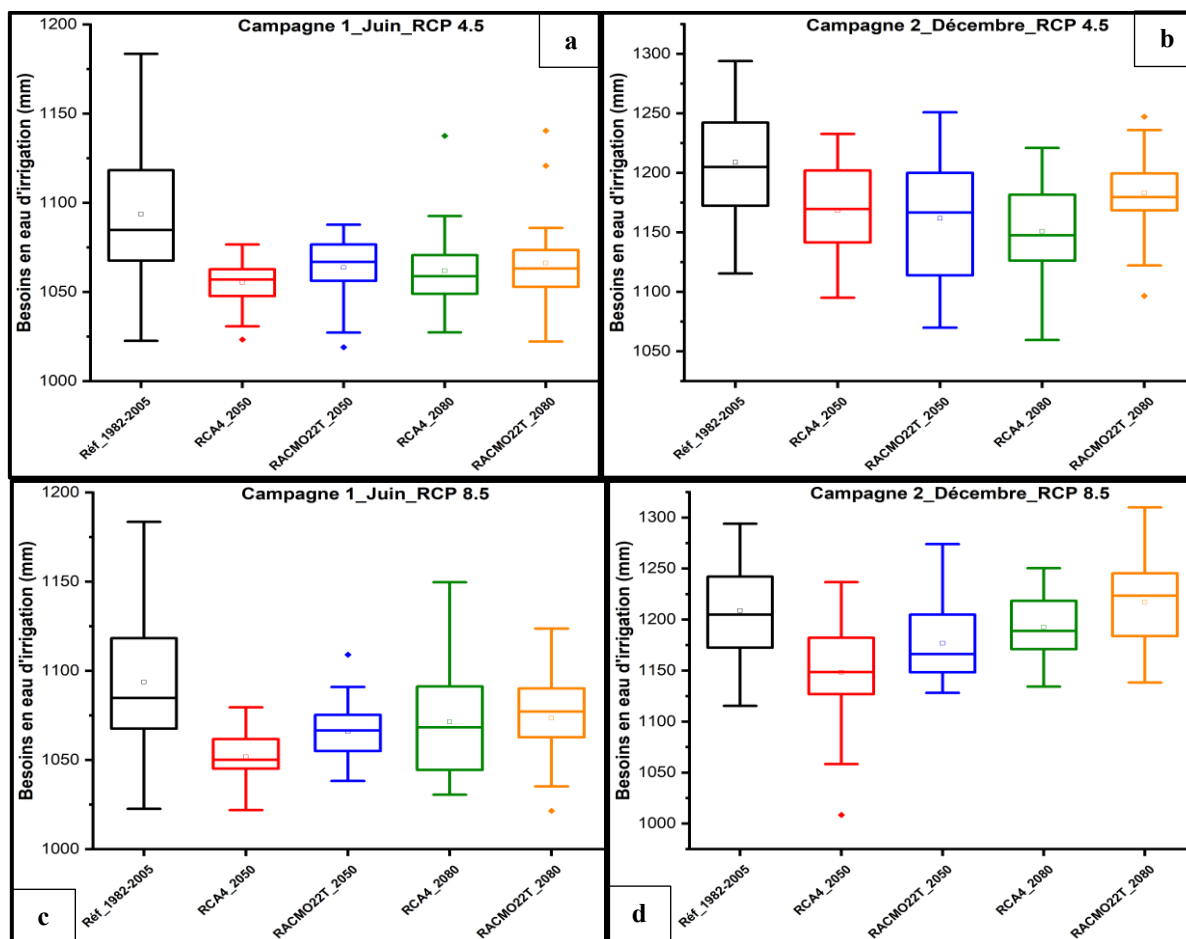


Figure 88 : Evolution des besoins nets d'irrigation sur la période de référence 1982–2005 et aux horizons 2050 et 2080, en campagnes 1 et 2

La baisse des BNI est plus marquée en campagne 2 sous les RCP 4.5 et 8.5, et les projections du modèle RACMO22T sont plus élevées que celle du modèle RCA4. Les BNI sont dans l'ordre de 1000 mm en campagne 1 et de 1200 mm en campagne 2.

En campagne 1, à l'horizon 2050, sous les scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5, le taux de variation des BNI se situe entre -2,5 % et -4 % par rapport à la période de référence. A l'horizon 2080, la variation se situe entre -2,5 et -3 % sous le RCP 4.5 et est de l'ordre -2 % sous le RCP 8.5, par rapport à la période de référence (**Figure 89-a**). A l'horizon 2050, les BNI diminuent de l'ordre de -4 % par rapport à la période de référence, sous le scénario RCP 4.5 pour les deux modèles climatiques. Ils diminuent de -2,6 à -5 % sous le scénario RCP 8.5 (**Figure 89-b**). A

l'horizon 2080, le taux de variation des BNI se trouve entre -2 % et -5 % par rapport à la période de référence, sous le scénario RCP 4.5. Sous le scénario RCP 8.5, il est observé une légère diminution de -1,3 % pour le modèle RCA4 et une légère augmentation de moins de 1 % pour le modèle RACMO22T.

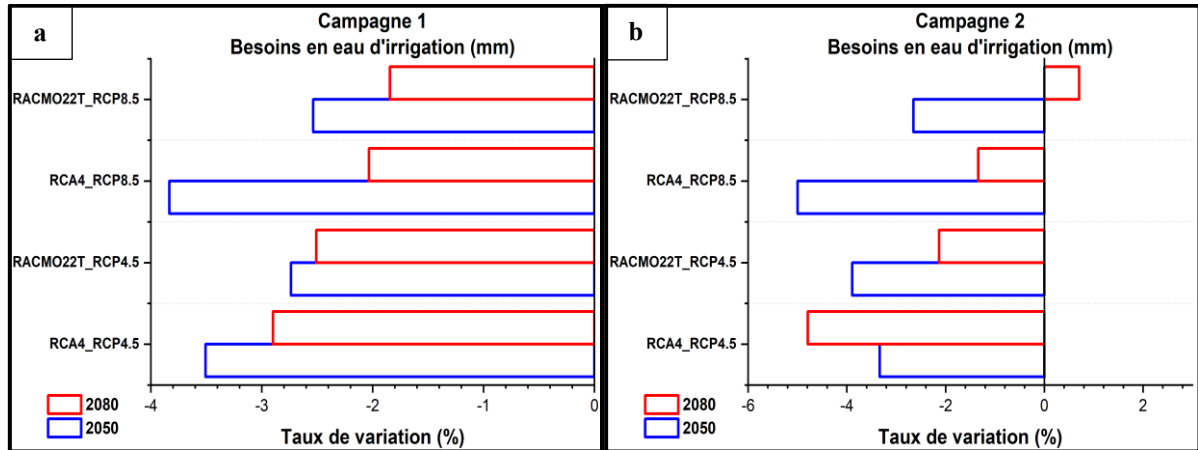


Figure 89 : Taux de variation des besoins nets d'irrigation aux horizons 2050 et 2080 par rapport à la période de référence 1982–2005, en campagnes 1 et 2

7.6.3. Variation des rendements futurs du riz irrigué

Comme pour les BNI, les deux MCR RCA4 et RACMO22T projettent une diminution des rendements de la variété de riz WITA 9 sur le périmètre de Nanan, par rapport à la période de référence, sous les scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5, aux horizons 2050 et 2080, en campagne 1 comme en campagne 2 (**Figure 90**). En campagne 1, aux horizons 2050 et 2080 et sous les scénarios RCP 4.5 et 8.5, les rendements de la variété de riz WITA 9 projetés par les MCR RCA4 et RACMO22T sont compris entre 3200 kg/ha et 5000 kg/ha (**Figure 90-a** et **Figure 90-c**). En campagne 2, les rendements des MCR se trouvent entre 2300 et 3600 kg/ha (**Figure 90-b** et **Figure 90-d**).

A l'horizon 2050 (2080), sous le scénario RCP 4.5, les rendements diminuent de -33 % (-43 %) et de -26 % (-37 %) par rapport à la période de référence, respectivement pour les MCR RCA4 et RACMO22T en campagne 1. En campagne 2, ils diminuent de -47 % et de -33 % à l'horizon 2050, et de -48 % et de -40 % à l'horizon 2080, par rapport à la période de référence, respectivement pour RCA4 et RACMO22T. A l'horizon 2050 (2080), sous le scénario RCP 8.5, les rendements baissent de -42 % (-51 %) et de -34 % (-50 %) par rapport à la période de référence, respectivement pour les MCR RCA4 et RACMO22T, en campagne 1. En outre, les rendements baissent de -51 % et de -32 % à l'horizon 2050, respectivement pour RCA4 et RACMO22T et de -56 % pour les deux modèles, en campagne 2 (**Figure 91**).

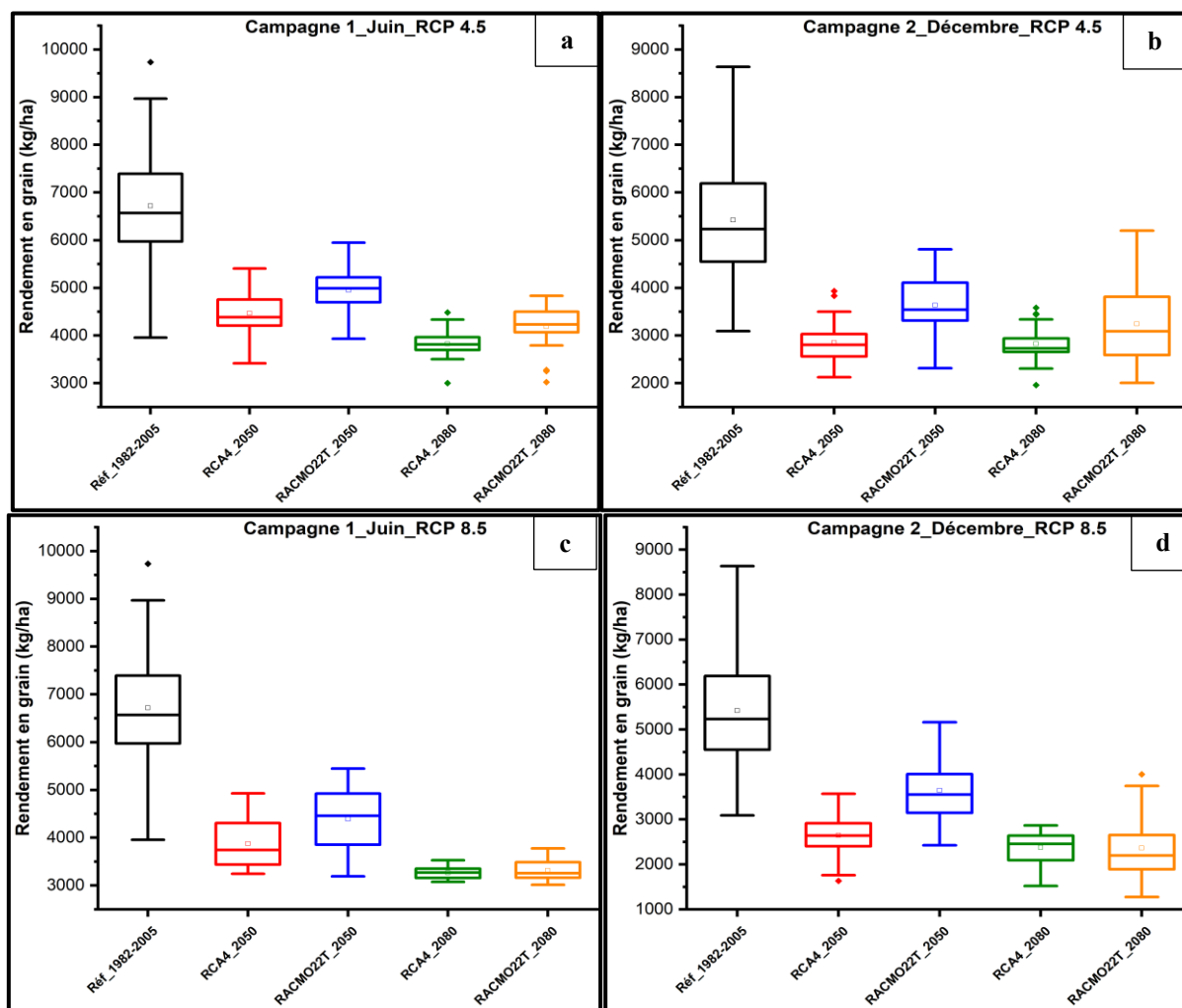


Figure 90 : Evolution des rendements du WITA 9 sur la période de référence 1982–2005 et aux horizons 2050 et 2080, en campagnes 1 et 2

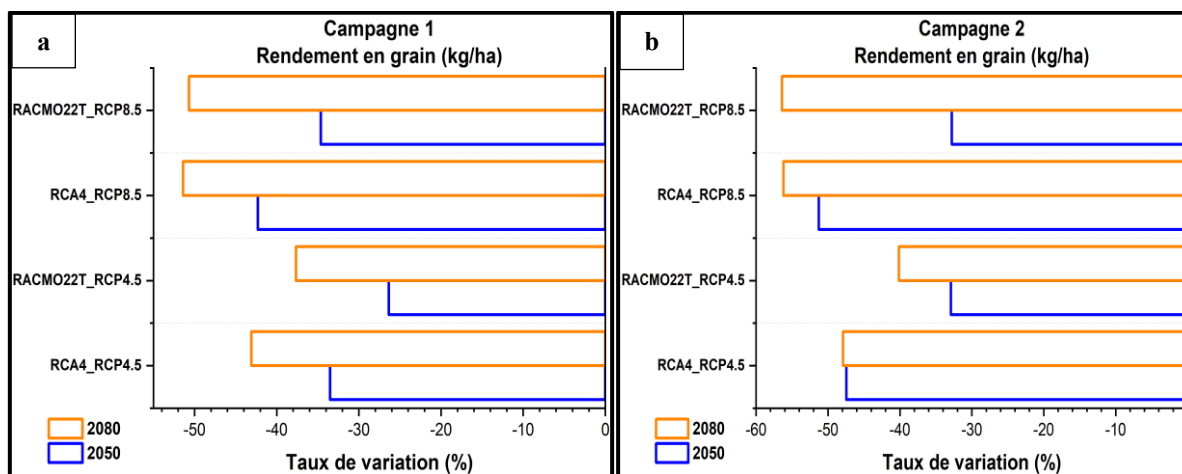


Figure 91 : Taux de variation des rendements aux horizons 2050 et 2080 par rapport à la période de référence 1982–2005, en campagnes 1 et 2

7.7. Stratégies d'adaptation pour les rendements du riz irrigué

7.7.1. Changement de la date de semis

Les **Figure 92** et **Figure 93** illustrent l'effet du changement de la date de semis utilisée comme stratégie d'adaptation sur les rendements de la variété de riz irrigué WITA 9, dans le cadre des scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5 respectivement, aux horizons 2050 et 2080.

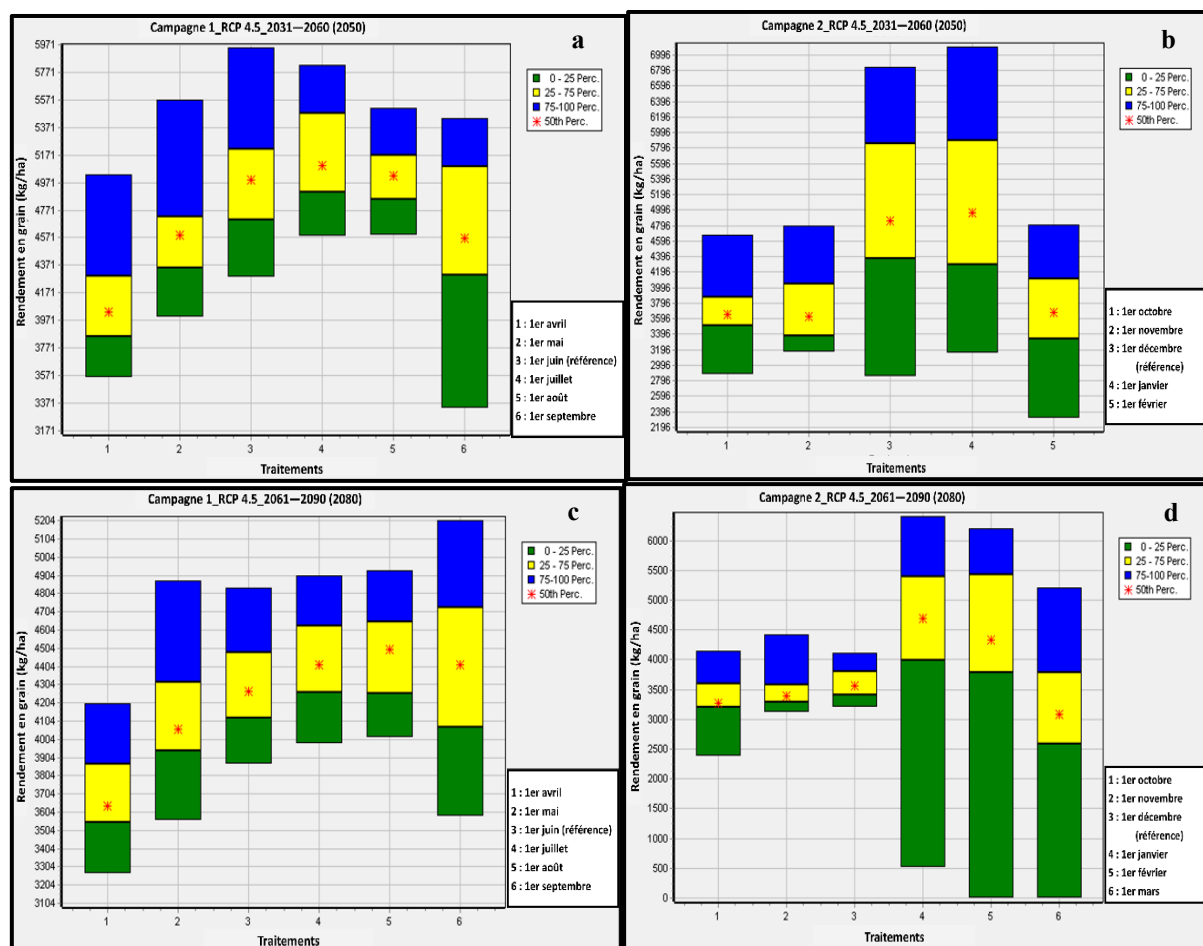


Figure 92 : Rendements du riz irrigué pour les changements de la date de semis aux horizons 2050 et 2080, selon le RCP 4.5

Pour la campagne 1, les différentes dates sont le 1^{er} avril, le 1^{er} mai, le 1^{er} juillet, le 1^{er} août, le 1^{er} septembre, avec le 1^{er} juin comme date de référence (par défaut). Pour la campagne 2, les dates sont le 1^{er} octobre, le 1^{er} novembre, le 1^{er} décembre (référence), le 1^{er} janvier, le 1^{er} février et le 1^{er} mars. Sur la 1^{ère} campagne, sous le scénario RCP 4.5, à l'horizon 2050 comme à l'horizon 2080, les meilleurs rendements sont obtenus à la date du 1^{er} juillet et du 1^{er} août (**Figure 92-a** et **Figure 92-c**). Dans cette campagne, sous le RCP 8.5, le 1^{er} juillet donne les meilleurs rendements en 2050 et le 1^{er} septembre en 2080 (**Figure 93-a** et **Figure 93-c**). La date

du 1^{er} juillet est donc la meilleure stratégie d'adaptation de la variété de riz irrigué WITA 9 au changement climatique, sous les deux RCP.

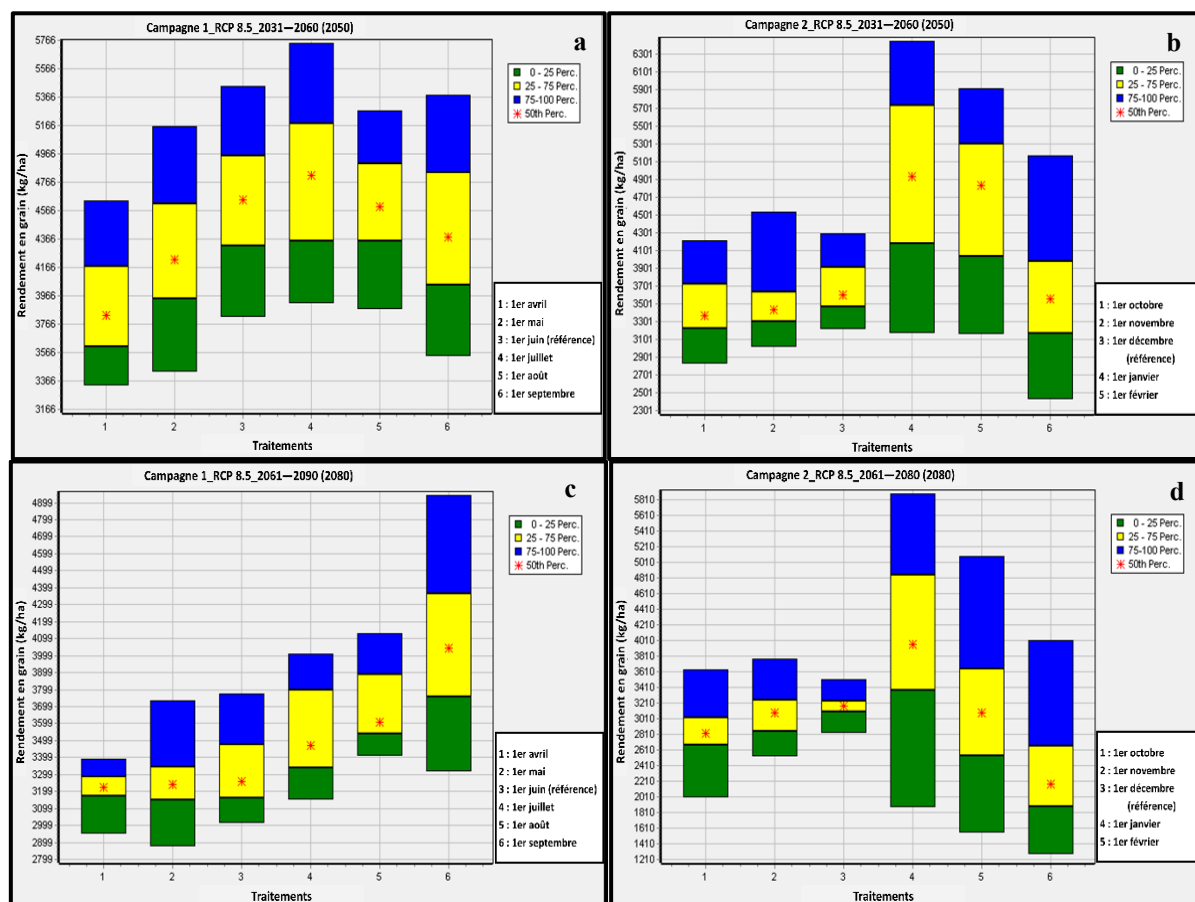


Figure 93 : Rendements du riz irrigué pour les changements de la date de semis aux horizons 2050 et 2080 selon le RCP 8.5

Sur la campagne 2, les meilleurs rendements sont fournis à la date du 1^{er} janvier pour les deux horizons, selon les scénarios RCP 4.5 (**Figure 92-b** et **Figure 92-d**) et RCP 8.5 (**Figure 93-b** et **Figure 93-d**). Cette date du 1^{er} janvier est donc la meilleure stratégie d'adaptation du riz irrigué au changement climatique. Sous les deux scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5, les rendements les plus faibles se situent au niveau des dates précoces, i.e. avant les dates standards du 1^{er} juin et du 1^{er} décembre, en campagne 1 et 2, respectivement. Les rendements baissent lorsque les dates deviennent trop tardives.

7.7.2. Changement de la dose d'irrigation

Sur la campagne 1, sous les scénarios RCP 4.5 (**Figure 94-a** et **Figure 94-b**) et RCP 8.5 (**Figure 95-a** et **Figure 95-c**), les rendements de la variété de riz WITA 9 varient faiblement entre les différents traitements, aux horizons 2050 et 2080.

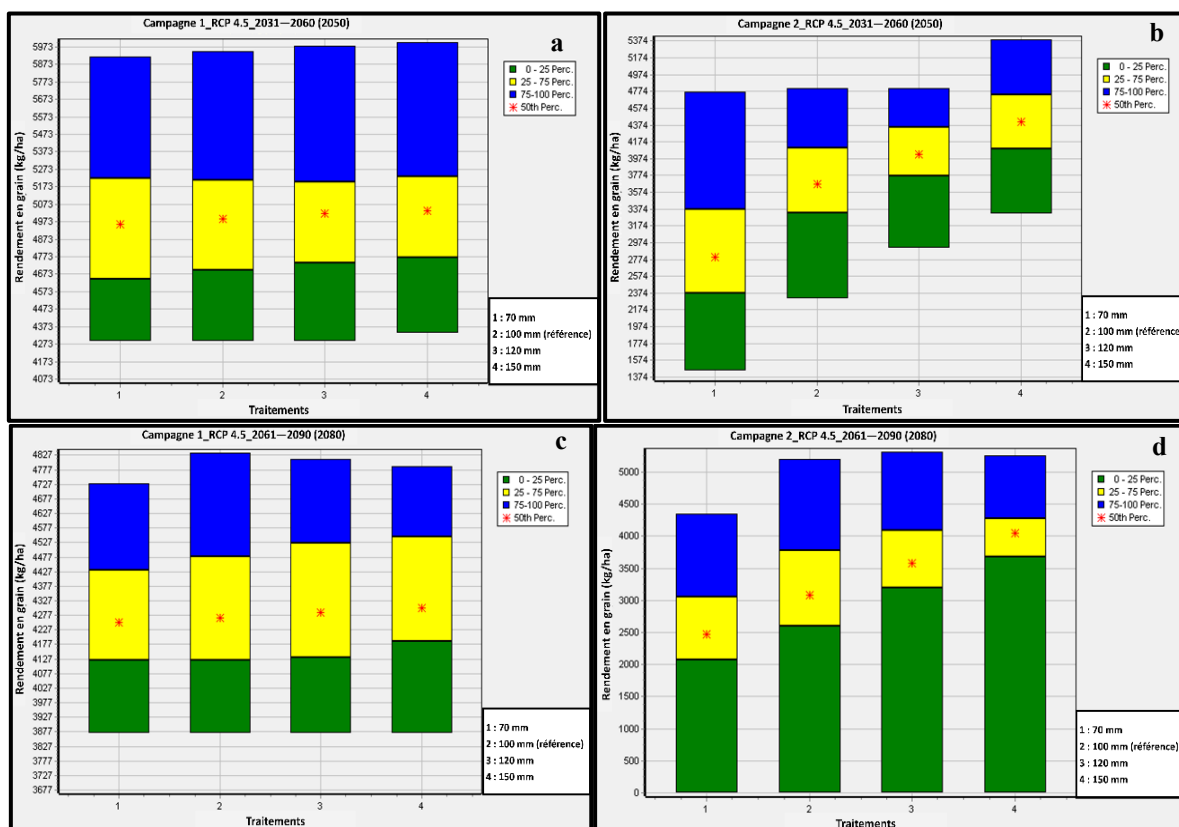


Figure 94 : Rendements du riz irrigué pour les changements de la dose d'irrigation selon le scénario RCP 4.5 aux horizons 2050 et 2080

Sur la seconde campagne, les rendements augmentent lorsque la dose d'irrigation augmente et sont les plus élevés à la dose de 150 mm, sous les scénarios RCP 4.5 (**Figure 94-b** et **Figure 94-d**) et RCP 8.5 (**Figure 95-b** et **Figure 95-d**). La dose d'irrigation de référence de 100 mm peut être maintenue comme stratégie d'adaptation du riz irrigué face au changement climatique durant la campagne 1. Pour la campagne 2, la dose d'irrigation de 150 mm est la meilleure stratégie d'adaptation du riz irrigué face au changement climatique.

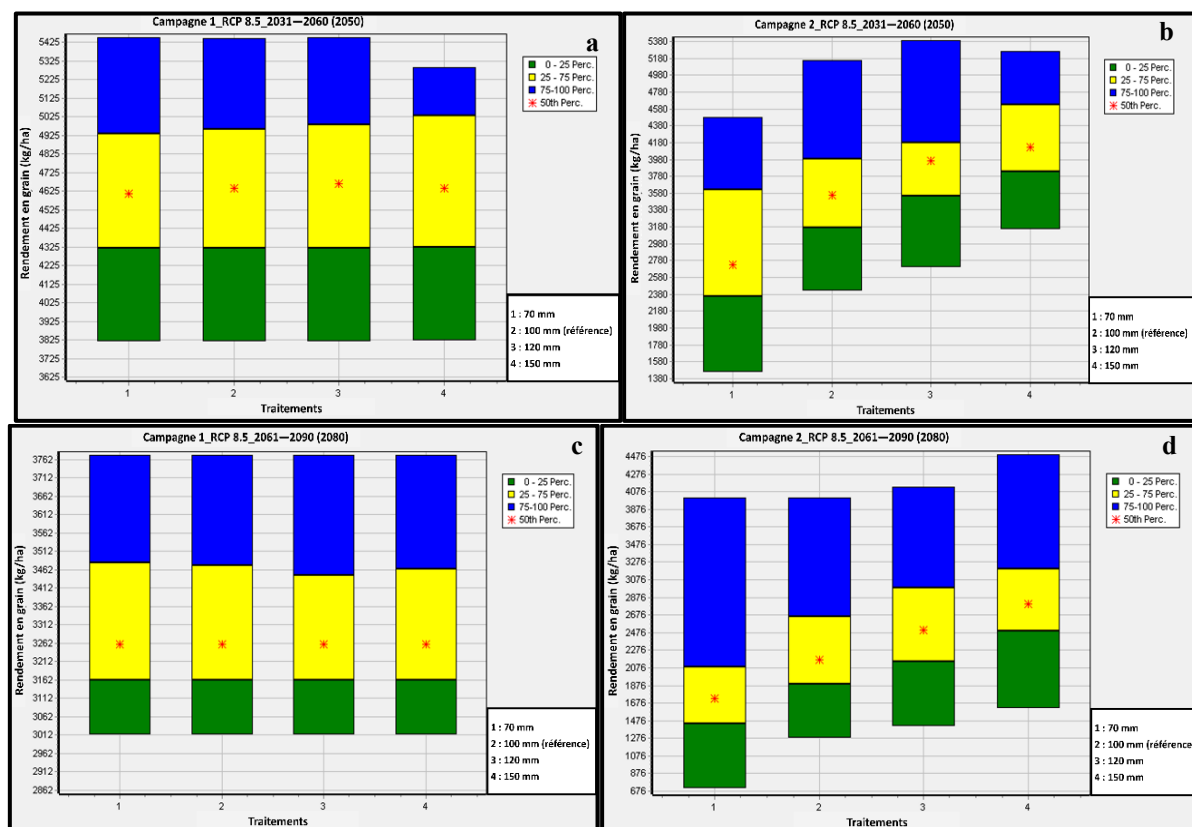


Figure 95 : Rendements du riz irrigué pour les changements de la dose d'irrigation selon le scénario RCP 8.5 aux horizons 2050 et 2080

7.8. Discussion

❖ Performance des modèles climatiques régionaux RCA4 et RACMO22T

La comparaison entre les données brutes des modèles climatiques régionaux (MCR) RCA4 et RACMO22T et les données observées sur la période historique de référence 1982–2005, a permis de mettre en évidence les biais existants dans leurs simulations. Les deux modèles ont eu tendance à sous-estimer et surestimer la pluviométrie mensuelle et annuelle selon les stations d'observations. Toutefois, la dynamique saisonnière de la pluie caractérisée par un régime bimodal, a été assez bien reproduite par les MCR avec néanmoins, l'apparition de deux pics qui se manifestent plus tôt que les pics observés. Les résultats de Dosio *et al.* (2020) qui ont utilisé plusieurs MCR du projet CORDEX-Africa dont RCA4 et RACMO, révèlent que ces MCR sont capables de simuler de manière satisfaisante le taux de précipitations moyennes saisonnières sur les côtes du Golfe de Guinée, en Afrique de l'Ouest. L'apparition précoce de ces pics dénoterait une avance dans le démarrage de la saison pluvieuse simulée par les modèles par rapport aux observations. En outre, un décalage en fin d'année a été observé dans les simulations brutes du modèle RCA4, ce qui signifierait une fin précoce de la saison des pluies.

Sawadogo (2020) a obtenu un résultat contraire à la station de Yamoussoukro avec les MCR MPI-ESM-LR, EC-EARTH et CNRM-CM5, sur la période 1975–2005. Les simulations des MCR sur l'Afrique de l'Ouest diffèrent généralement entre elles pour les précipitations moyennes saisonnières (GIEC, 2014).

Au niveau des températures mensuelles, le modèle RCA4 a eu tendance à surestimer les températures maximales (Tmax) et minimales (Tmin), contrairement au modèle RACMO22T qui les a sous-estimées. Cependant, la saisonnalité du régime des températures a été bien reproduite par les MCR sur l'ensemble des stations. Par ailleurs, une performance commune des deux MCR a été observée au niveau de la simulation des températures annuelles qui se rapprochait des observations. Les MCR RCA4 et RACMO22T ont correctement reproduit l'alternance des années sèches et humides sur l'ensemble des stations telles que les anomalies l'ont démontré, de même qu'au niveau des températures. Les diagrammes de Taylor ont montré l'imperfection des simulations brutes de précipitations et de températures des MCR, avant la correction de biais. Cela pourrait en partie être due aux biais hérités par les MCR des modèles climatiques globaux (MCG) dont ils sont issus (Torma *et al.*, 2020). Dans l'ensemble, les simulations brutes des températures ont été d'une meilleure performance que celles des précipitations pour les deux MCR.

La mise en évidence des biais démontre que les sorties brutes des MCR ne doivent pas directement être utilisées dans les modèles d'impact (hydrologiques ou de cultures), mais qu'elles doivent être au préalable corrigées de leurs biais (Ahmed *et al.*, 2013 ; Vrac *et al.*, 2016 ; Casanueva *et al.*, 2020). En effet, afin de fournir des résultats plausibles, les modèles d'impact nécessitent des données météorologiques à haute résolution non biaisées pour les conditions atmosphériques (Passow & Donner, 2019). Dans cette étude, les biais détectés dans les simulations brutes de précipitations et de températures maximales et minimales des MCR RCA4 et RACMO22T ont été corrigés par la méthode de cartographie de la distribution (distribution mapping, DM). Cette méthode de correction des biais a permis de considérablement réduire les biais identifiés au préalable. McGinnis *et al.* (2015) et Casanueva *et al.* (2020) ont démontré que la cartographie de la distribution est l'une des meilleures méthodes de correction de biais. Elle a fourni de meilleurs résultats que les autres méthodes dans l'étude de Worku *et al.* (2020) en Afrique de l'Ouest. Par ailleurs, la correction de biais a été considérée comme un outil très efficace dans de nombreuses études (Teutschbein & Seibert, 2012 ; Mbaye *et al.*, 2015 ; Cho *et al.*, 2016 ; Kumar *et al.*, 2017 ; Ndhlovu & Woyessa, 2020). Koffi (2022) a également obtenu une bonne performance des MCR RCA4 et RACMO22T en

Côte d'Ivoire, après correction des données brutes. La saisonnalité pluviométrique simulée par les modèles RCA4 et RACMO22T a été parfaitement ajustée à celles des données observées, après l'application de la correction des biais. Dans l'ensemble, les deux MCR ont démontré une performance similaire dans la reproduction des précipitations et des températures maximales et minimales. Cependant, une performance moindre du modèle RCA4 a été observée au niveau des précipitations. La capacité des MCR RCA4 et RACMO22T à reproduire les régimes de précipitations et de températures de la zone d'étude, ainsi que l'amélioration considérable de leurs simulations brutes par la technique de correction des biais, suggère que ces modèles peuvent servir à l'évaluation du changement climatique dans des modèles d'impact.

❖ Evolution des précipitations et des températures futures

Les projections corrigées de biais des précipitations des modèles climatiques régionaux (MCR) RCA4 et RACMO22T aux horizons 2050 et 2080, sous les scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5, ont été comparées aux observations sur la période historique de référence 1982–2005. Les comparaisons ont été effectuées à l'échelle spatiale du bassin versant de Taabo (BVT) avec la moyenne des données de quatre (4) stations météorologiques : Yamoussoukro, Kounahiri, Oumé et Zuénoula. A l'échelle mensuelle, les projections du modèle RACMO22T se sont montrées très proches des observations sur la période de référence, contrairement au modèle RCA4. Toutefois, la saisonnalité pluviométrique du BVT a été correctement conservée par les MCR. Un résultat similaire a été obtenu par Sawadogo (2020) à la station synoptique de Yamoussoukro avec trois (3) MCR. Par ailleurs, l'évolution des données de la station de Yamoussoukro se comportent de façon similaire à la moyenne des stations, en termes d'amplitudes et d'allure. La pluviométrie moyenne annuelle simulée par les MCR varie entre 900 mm et 1 700 mm entre 2031 et 2090. Cependant, des études ont mentionné qu'elle chutera entre 700 et 1 200 mm dans la zone agro-climatique du centre-nord (MINEDD-RCI, 2013) où se situe le BVT. Une tendance générale à la baisse des précipitations annuelles par rapport à la période de référence, s'est observée avec des divergences entre les modèles dans les taux de variation. Cette baisse peut aller de 1 % à environ 20 %. Cependant, une baisse des précipitations atteignant 30 % à la période 2031–2040 (horizon 2050), pourrait se faire sentir en Côte d'Ivoire (Kouakou, 2011). Les prévisions des modèles climatiques sur les précipitations varient d'un modèle à un autre. Par ailleurs, Goula *et al.*, (2009) prédisent pour la zone de savane arborée et pré-forestière (zone du BVT), une diminution des précipitations avec le modèle climatique GFD3 contre une hausse avec le modèle UK89, à l'horizon 2075.

La tendance générale à la hausse par rapport à la période de référence, dans l'évolution des températures maximales et minimales dans les projections des deux MCR. Cette tendance à la hausse est progressive de 2031 à 2090. Cette augmentation des Tmax et des Tmin peut aller de près de +2 °C (+8 %) à près de +6 °C (+20 %) par rapport à la période de référence. D'après Kouakou (2011), il pourrait avoir une hausse des températures annuelles de +20 % en Côte d'Ivoire sur la période 2031–2040. Les résultats obtenus sur les projections climatiques des précipitations et des températures des modèles RCA4 et RACMO22T confirment leur capacité à reproduire le climat de la zone d'étude. Diverses études ont mentionné une diminution de la pluviométrie et une augmentation des températures en Afrique de l'Ouest (van de Giesen *et al.*, 2010 ; Alemaw & Simalenga, 2015 ; Mbaye *et al.*, 2015 ; van Oort & Zwart, 2018), notamment en Côte d'Ivoire (Kouakou, 2011 ; Soro *et al.*, 2017 ; Koffi, 2022 ; Koffi *et al.*, 2023).

❖ Evolution des apports d'eau futurs dans la retenue du périmètre rizicole de Nanan

Le régime bimodal des apports vers la retenue d'irrigation du périmètre rizicole de Nanan n'a pas été correctement reproduit par le modèle climatique RCA4. En effet, le modèle RCA4 n'a pas pu reproduire le second pic de crue des écoulements, observé en septembre, sur la période de référence, à l'inverse de son homologue RACMO22T. Cela pourrait être dû au décalage dans les précipitations moyennes mensuelles simulées par le modèle RCA4 par rapport aux observations, marquant une fin hâtive des pluies. Une tendance à la baisse des apports moyens annuels, de l'ordre de -28 % et -30 % par rapport à la période de référence, a donc été simulé par le modèle RCA4, respectivement sous les scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5, aux horizons 2050 et 2080. En revanche, une tendance à la baisse et à la hausse des apports annuels par rapport à la période de référence, est respectivement observée pour les projections du modèle RACMO22T, à l'horizon 2050 (+0,87 %) et à l'horizon 2080 (-1,48 %), selon le RCP 4.5. Sous le scénario RCP 8.5 également, les tendances à la baisse et à la hausse sont respectivement observées à l'horizon 2050 (-1,01 %) et à l'horizon 2080 (+1,86 %). La baisse des apports pourrait être due à la pluviométrie simulée par le modèle RACMO22T sur la période de référence, très proche de la pluviométrie observée, mais plus faible. En effet, une augmentation des précipitations pouvant entraîner une augmentation des débits entrants dans les réservoirs agricoles (Cho *et al.*, 2016), leur diminution ou leur non-variation pourrait également entraîner une réduction ou une stabilisation des apports, respectivement. Par ailleurs, la saisonnalité hydrologique pourrait modifier les apports vers les retenues (Robles-Morua *et al.*, 2015). Une tendance à la baisse des écoulements vers la retenue de Nanan plus forte, a été simulée par trois

(3) MCR (MPI-ESM-LR, CNRM-CM5 et EC-EARTH) sur la période 2020–2050, sous les scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5, par Sawadogo (2020). En outre, cet auteur a utilisé le modèle hydrologique global GR4J. Etant un modèle global qui ne prend pas en compte l'occupation du sol et la pédologie du bassin versant, le modèle GR4J pourrait fortement sous-estimer les apports vers la retenue. Certains processus physiques comme l'hétérogénéité spatiale du bassin versant, très bien prise en compte par le modèle agro-hydrologique SWAT+, n'auraient pas été considérés par le modèle GR4J, d'où cette forte baisse des apports. En outre, dans la présente étude, l'occupation du sol est considérée comme constante, et c'est l'effet unique des variables climatiques (précipitations et températures) sur les écoulements qui a été pris en compte. En se basant sur la saisonnalité pluviométrique mal simulée par le modèle RCA4, la tendance à la baisse des apports projetés par le modèle, pourrait être considérée avec moins de fiabilité. Au contraire, les projections du modèle RACMO22T qui a bien reproduit la saisonnalité pluviométrique et les deux pics de crue des écoulements, pourraient être considérées comme plus vraisemblables. Ainsi, les résultats de la présente étude suggèrent que le changement climatique aura moins d'impact que prévu sur les apports vers la retenue de Nanan. En comparant les deux scénarios RCP, les projections du modèle RACMO22T sont contraires en termes de signe, mais sensiblement égales en termes de proportions. Ce qui insinue que, que ce soit à la baisse ou à la hausse, la quantité d'eau disponible pour l'irrigation du périmètre rizicole de Nanan variera faiblement dans le futur. Une perspective de cette recherche serait d'évaluer d'une part, l'impact isolé de l'occupation du sol sur les apports de la retenue et d'autre part, l'impact combiné du changement climatique et de l'occupation du sol sur ces apports. Plusieurs travaux récents ont rapporté l'impact de l'évolution de l'utilisation et de l'occupation du sol sur la réponse hydrologique des bassins versants (Öztürk *et al.*, 2013 ; Jodar-Abellan *et al.*, 2019 ; Osei *et al.*, 2019 ; Chen *et al.*, 2020 ; Gabiri *et al.*, 2020 ; Gao *et al.*, 2020 ; Twisa *et al.*, 2020b ; Yonaba *et al.*, 2021 ; Koffi *et al.*, 2023). En effet, une modification importante de l'occupation des terres, comme une urbanisation galopante par exemple, pourrait exacerber l'impact des précipitations en augmentant le ruissellement local (François *et al.*, 2021).

❖ Evolution des besoins en eau, des besoins en irrigation et des rendements futurs du riz

La tendance générale est à la baisse par rapport à la période de référence, dans les projections des MCR RCA4 et RACMO22T, des besoins en eau du riz (BEC) et des besoins nets d'irrigation du riz (BNI), selon les scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5, aux horizons 2050 et 2080,

en campagne culturale 1 et 2. Cette tendance est conforme à celles des BEC et des BNI observées sur la période historique 1986–2020. Une tendance à la baisse des BEC et des BNI futurs a été également obtenu dans certains travaux dans d'autres régions (Shrestha *et al.*, 2013; Acharjee *et al.*, 2017 ; Ding *et al.*, 2017). Par ailleurs, ces études mentionnent que le BEC du riz est susceptible de diminuer en raison d'un nombre raccourci de jours de croissance, du fait de la réponse phénologique du riz à des températures plus élevées, selon les scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5. La baisse des BEC et des BNI futurs est plus forte dans le scénario RCP 8.5 que dans le scénario RCP 4.5. La principale conclusion de Sun *et al.* (2018) est que les besoins en eau d'irrigation des principales cultures afficheront une tendance à la baisse dans tous les scénarios futurs de changement climatique, avec la baisse la plus forte dans le scénario RCP 8.5. À l'horizon 2080, par rapport à la période de référence (1982-2005), les BEC devraient diminuer de -4 à -6 % sous le scénario RCP 4.5, mais augmenter de +3 à +4 % sous le scénario RCP 8.5. Les BNI devraient très légèrement augmenter de près de +1 %, sous le scénario RCP 8.5, à l'horizon 2080, d'après les projections du modèle RACMO22T. Plusieurs travaux dans la littérature ont rapporté une augmentation des BEC et les BNI du riz dans les horizons futurs (Wang *et al.*, 2012, 2014 ; Ye *et al.*, 2015 ; Boonwichai *et al.*, 2018 ; Rowshon *et al.*, 2019 ; Ismail *et al.*, 2020 ; Bonetti *et al.*, 2022). Toutefois, les tendances dans l'évolution futures des BEC et des BNI peuvent varier entre les régions et les périodes (Wang *et al.*, 2014 ; Rowshon *et al.*, 2019). La baisse des besoins en eau d'irrigation du riz suggère une contribution significative des précipitations futures qui permettront de compenser les besoins en eau de la culture et que la disponibilité en eau dans la retenue pourra satisfaire la demande en eau d'irrigation du périmètre de Nanan.

Les rendements de la variété de riz irrigué WITA 9 devraient fortement baisser sur le périmètre de Nanan, dans le centre de la Côte d'Ivoire, sur l'ensemble des modèles climatiques, des scénarios, des horizons futurs et des campagnes culturales. En comparant les deux scénarios, la diminution des rendements est plus importante sous le scénario RCP 8.5 que sous le scénario RCP 4.5. Sous le scénario RCP 8.5, la baisse des rendements oscillent entre -30 et -50 % par rapport à la période de référence. En effet, il a été prédit une baisse de rendements du riz irrigué en Côte d'Ivoire allant jusqu'à -29 % sous le scénario RCP 8.5 (van Oort & Zwart, 2018), et une baisse généralisée des rendements dans la sous-région ouest-africaine (Ahmed *et al.*, 2015). Cette baisse des rendements du riz pourrait être due à une anthèse précoce qui a occasionnée la baisse des besoins en eau des cultures constatée. En effet, une anthèse précoce peut entraîner une économie d'eau chez le riz en provoquant concomitamment une baisse du rendement

potentiel (Fischer, 1979). Plusieurs études à travers le monde ont également mentionné une baisse des rendements du riz aux horizons futurs (Zhang *et al.*, 2015b ; Chun *et al.*, 2016 ; Dias *et al.*, 2016 ; Korres *et al.*, 2017 ; Adhikari *et al.*, 2019 ; Hasan & Rahman, 2019 ; Kontgis *et al.*, 2019 ; Alejo, 2021). Cependant, les scénarios d'émission de gaz à effet de serre, de même que les périodes d'évaluation de l'impact du changement climatique, diffèrent entre les études, ce qui limite les comparaisons entre elles. En outre, une augmentation des rendements du riz a été projeté dans d'autres études (Abeysingha *et al.*, 2016 ; Gupta & Mishra, 2019 ; Shakoore *et al.*, 2021).

La forte baisse de rendements du riz irrigué prédite dans cette étude, implique la mise en œuvre de stratégies d'adaptation à court, moyen et long termes afin d'accroître la résilience du système de production de riz irrigué dans le centre de la Côte d'Ivoire. Ainsi, une évaluation des stratégies d'adaptation du riz irrigué au changement climatique a été réalisée sur la base des réponses de 123 riziculteurs interrogés dans la zone d'étude. Ces stratégies qui ont été projetées sous les scénarios RCP 4.5 et 8.5 aux horizons 2050 et 2080, sont : (i) le changement de la date de semis et (ii) le changement de la dose d'irrigation. Les dates du 1^{er} juillet et du 1^{er} janvier ont été retenues comme les meilleures stratégies d'adaptation pour la campagne culturale 1 et la campagne 2, respectivement. Ces dates indiquent qu'un retard de 30 jours par rapport aux dates actuelles de semis pourrait favoriser une augmentation des rendements du riz irrigué. En revanche, les rendements commencent à baisser lorsque le retard devient trop important (au-delà de 30 jours). Le retard dans les dates de semis semble être une option d'adaptation avantageuse pour réduire les impacts négatifs du changement climatique sur le riz irrigué sur le site de Nanan. Ces résultats corroborent ceux de plusieurs auteurs (Chun *et al.*, 2016 ; Boonwichai *et al.*, 2019 ; Liu *et al.*, 2020 ; Ahn *et al.*, 2021). Au niveau de la dose d'irrigation, sur la campagne 1, les différentes quantités d'eau appliquées n'ont pas entraîné une variation significative des rendements. Ainsi, la dose par défaut de 100 mm a été retenue comme la stratégie optimale. Sur la campagne 2, c'est la dose de 150 mm qui s'est avérée être la meilleure option d'adaptation, en raison sans doute de la demande en eau des cultures plus élevée en campagne 2 qu'en 1^{ère} campagne.

Conclusion partielle

Avant de servir d'intrants dans les modèles d'impact SWAT+ et DSSAT/CERES-Rice, les sorties des deux MCR RACMO22T et RCA4 ont d'abord été évaluées sur la période de référence 1982–2005. Ainsi, dans ce chapitre 7, des biais dans les simulations brutes de précipitations, de températures maximales et de températures minimales des MCR, ont été mis en évidence avant d'être corrigés. Une très bonne reproduction des variables climatiques a été obtenue de la part des deux MCR, avec une moindre performance du modèle RCA4. Ces résultats ont démontré que les sorties corrigées des deux MCR pouvaient servir de façon fiable à évaluer l'impact du changement climatique.

Il s'est s'agi ensuite d'évaluer l'impact du changement climatique sur les apports vers la retenue d'irrigation du périmètre rizicole de Nanan, les besoins en eau des cultures, les besoins en eau d'irrigation et les rendements du riz, par le biais des sorties corrigées des deux MCR. Les projections ont été réalisées aux horizons 2050 (2031–2060) et 2080 (2061–2090), sous les scénarios d'évolution RCP 4.5 et RCP 8.5 et comparées avec les simulations sur la période de référence 1982–2005. Une simulation de deux (2) stratégies d'adaptation du riz irrigué au changement climatique a également été effectuée : le changement de la date de semis et le changement de la dose d'irrigation.

Les résultats ont montré que les modèles RCA4 et RACMO22T s'accordent pour projeter dans l'ensemble, une baisse des précipitations et une hausse des températures maximales et minimales, par rapport à la période de référence, selon tous les horizons et les scénarios RCP. Une tendance à la baisse par rapport à la période de référence, des apports vers la retenue de Nanan a été simulée par le modèle RCA4. Cependant, ces résultats doivent être considérés avec parcimonie. Quant au modèle RACMO22T, il a projeté une baisse et une hausse des apports sous les scénarios RCP 4.5 et 8.5, par rapport à la période de référence. La tendance générale est à la baisse par rapport à la période de référence, dans l'évolution des besoins en eau du riz, des besoins nets d'irrigation et des rendements du riz, dans tous les horizons et selon tous les scénarios RCP. Les stratégies d'adaptation simulées ont montré qu'un retard dans la date de semis du riz (décalage de 30 jours) et une dose d'irrigation de 100 à 150 mm, constituent les meilleures options d'adaptation du riz irrigué sur le site de Nanan, au centre de la Côte d'Ivoire.

Dans le prochain chapitre, les résultats de l'analyse de la perception et de la vulnérabilité des riziculteurs face au changement climatique, sont présentés avant d'être discutés.

Chapitre 8 : Perception et vulnérabilité des riziculteurs du changement climatique

8.1. Perception des riziculteurs sur l'évolution des variables agro-climatiques

8.1.1. Perception de la variabilité et du changement climatiques

Chez les riziculteurs du département de Yamoussoukro, la variabilité et le changement climatique font l'unanimité sur l'ensemble des périmètres enquêtés. En outre, plus de 115 riziculteurs représentant 93 % de l'échantillon enquêté, affirment ressentir des changements dans le comportement du climat dans la zone d'étude (**Tableau XL**).

Tableau XL : Perception des riziculteurs de la variabilité et du changement climatiques

Perception de la variabilité et du changement climatiques	Fréquence	Taux (%)
Oui	115	93,5
Non	8	6,5
Total	123	100

8.1.2. Perception sur la pluviométrie

Le **Tableau XLI** indique le taux de perception des riziculteurs enquêtés sur l'évolution de la pluviométrie à Yamoussoukro ces 20 dernières années. La proportion de personnes qui estiment que la pluviométrie est en baisse est de 88,6 %. La proportion de producteurs qui pensent plutôt le contraire est donc de 11,4 %.

Tableau XLI : Perception des riziculteurs sur l'évolution pluviométrique à Yamoussoukro

Perception sur la pluviométrie	Fréquence	Taux (%)
Plus de pluies	14	11,4
Moins de pluies	109	88,6
Total	123	100

8.1.3. Perception sur les caractéristiques de la saison des pluies : démarrage, fin et durée

Pour la quasi-totalité des riziculteurs soit 86 %, le démarrage de la saison des pluies se situe dans le mois de mars et prend fin en juillet, avant de reprendre en fin août et se terminer en fin novembre. Toutefois, 80 % des producteurs estiment que les pluies débutent plus tardivement actuellement que dans le passé et 61 % pensent que les pluies prennent fin de façon beaucoup plus précoce (**Tableau XLII**).

Tableau XLII : Perception des riziculteurs du démarrage et de la fin de la saison pluvieuse

Perception sur le démarrage de la saison des pluies	Fréquence	Taux (%)
Débuts précoces	24	19,51
Débuts tardifs	99	80,49
Perception sur la fin de la saison des pluies	Fréquence	Taux (%)
Fins précoces	75	61,0
Fins tardives	48	39,0
Total	123	100

Tous les producteurs interrogés affirment que la saison pluvieuse est plus courte que dans le passé. Par ailleurs, plus de 78 %, soit 96 personnes soutiennent cette remarque. Et un pourcentage de 12,2 %, soit 15 riziculteurs n'ont aucune idée de la durée actuelle de la saison des pluies (**Tableau XLIII**).

Tableau XLIII : Perception des riziculteurs sur la durée de la saison des pluies

Perception sur la durée de la saison des pluies	Fréquence	Taux (%)
Plus longue	12	9,8
Plus courte	96	78,0
Aucune idée	15	12,2
Total	123	100

8.1.4. Perception sur les températures

Selon 81,30 %, soit 100 riziculteurs, les températures à Yamoussoukro ont évolué à la hausse durant ces 20 dernières années (2000-2020) et 5,69 % soit 7 riziculteurs, disent le contraire. Les résultats obtenus sont présentés par le **Tableau XLIV**.

Tableau XLIV : Perception des riziculteurs sur l'évolution des températures

Perception sur les températures	Fréquence	Taux (%)
Plus élevées	100	81,30
Plus faibles	7	5,69
Aucune idée	16	13,01
Total	123	100

8.1.5. Perception sur la disponibilité de l'eau

Pour l'ensemble des producteurs enquêtés, l'eau des retenues de leur périmètre est plus abondante au mois de mai, dans le passé comme actuellement, avec des proportions moyennes de 44 % et de 33 %, respectivement (**Figure 96-a**). Cependant, sur le périmètre de Zatta, en moyenne 60 % des riziculteurs affirment que l'eau de leur retenue est plus abondante au mois de septembre, dans le passé comme actuellement. Aussi, selon les riziculteurs de Nanan, l'eau était plus abondante dans le mois de mai (35 %) et est actuellement plus abondante dans les mois d'août et septembre (50 %). Dans l'ensemble, l'eau était moins abondante dans les retenues en novembre (38 %) dans le passé. Elle est de nos jours moins abondante en février (33 %). En outre, dans le passé, l'eau était moins abondante durant le mois de novembre sur les périmètres de Kpoussoussou, Séman et Subiakro, d'après 38 % des personnes interrogées. Ces dernières années, particulièrement durant le mois de février, l'eau est devenue moins abondante selon en moyenne 78 % des riziculteurs des périmètres de Zatta et de Nanan (**Figure 96-b**). Pour l'ensemble des riziculteurs des périmètres enquêtés, la tendance est à la baisse quant à la quantité d'eau disponible dans les retenues ces dernières décennies.

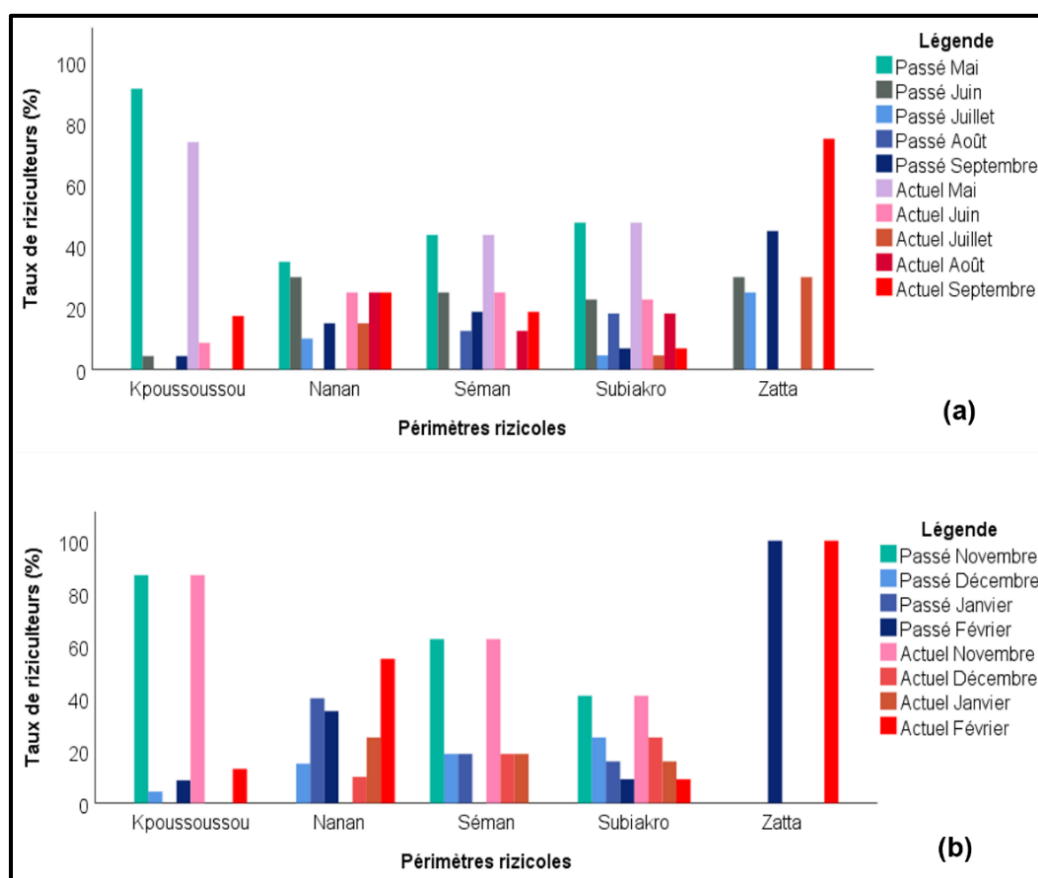


Figure 96 : Perception des riziculteurs de la disponibilité en eau dans les retenues d'irrigation en période de hautes et basses eaux

8.2. Caractérisation de la variabilité climatique

8.2.1. Variabilité interannuelle des précipitations et des températures

8.2.1.1. Evolution interannuelle et tendance de la pluviométrie

Sur la période 1979–2020, les précipitations moyennes annuelles à la station de Yamoussoukro varient entre 806,5 mm et 1569,8 mm avec une moyenne de 1143,2 mm, un écart-type de 175,9 mm et un coefficient de variation de 15 % (**Figure 97**). La figure montre les importantes fluctuations interannuelles qui sont observées dans la pluviométrie au cours de cette période. Cette variabilité interannuelle des précipitations est mise en évidence par l'évolution de l'indice de Nicholson et se distingue par une alternance de périodes sèches et humides.

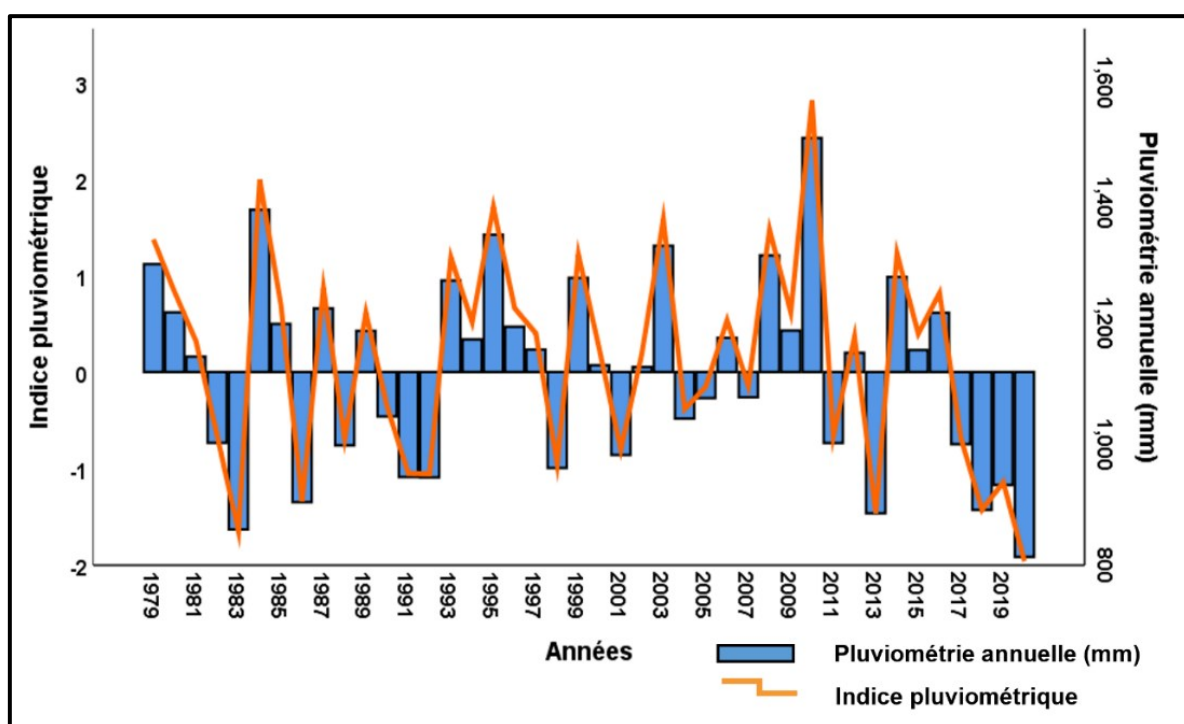


Figure 97 : Évolution annuelle de l'Indice de Nicholson et de la pluviométrie à Yamoussoukro sur la période 1979–2020

L'analyse des indices mensuels de précipitation sur la période 1979–2020 montre que les mois humides se situent entre mars et octobre au cours de l'année, avec juin comme le mois le plus humide (+1,19). Les mois secs fluctuent entre novembre et février avec janvier comme le mois le plus sec (-1,58). Le mois d'août possède la pluviométrie la plus normale sur l'année, avec un indice quasi nul (+0,01) (**Figure 98**).

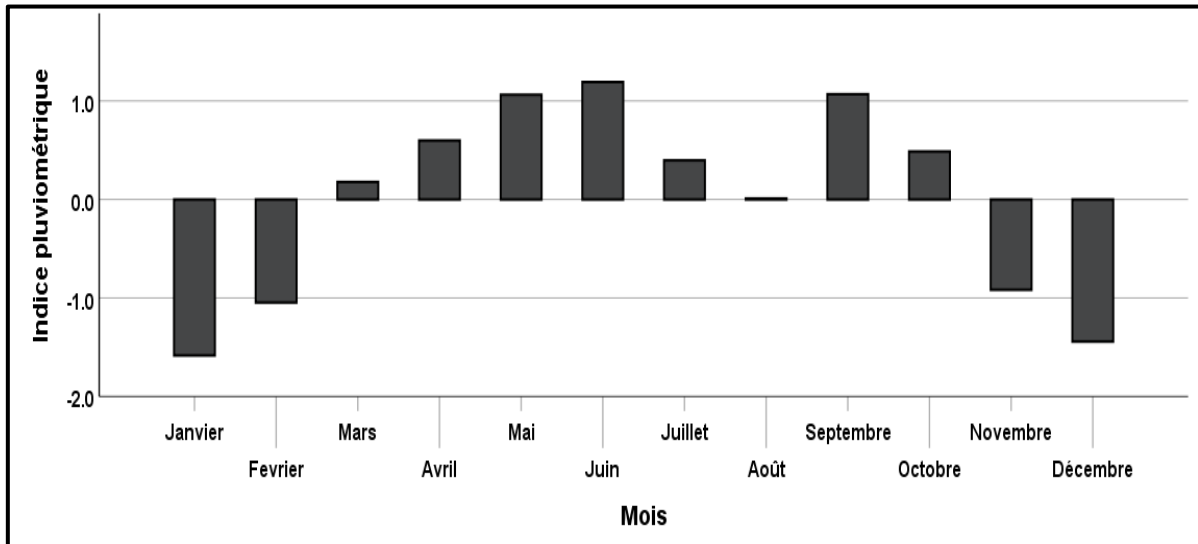


Figure 98 : Évolution des indices pluviométriques mensuels à Yamoussoukro sur la période 1979–2020

La **Figure 99** illustre les variations interannuelles des indices de précipitations et d'évapotranspiration (SPEI) sur la période 1979–2020, à la station de Yamoussoukro. Elle montre également une succession de séquences sèches et humides. Ces variations sont caractérisées par une baisse progressive de l'intensité des périodes humides contre une augmentation progressive de l'intensité des périodes sèches. Les SPEI montrent une dominance de séquences humides de 1979 à 2009. Cependant, la dernière décennie (2010–2020) est marquée par une forte dominance des séquences sèches.

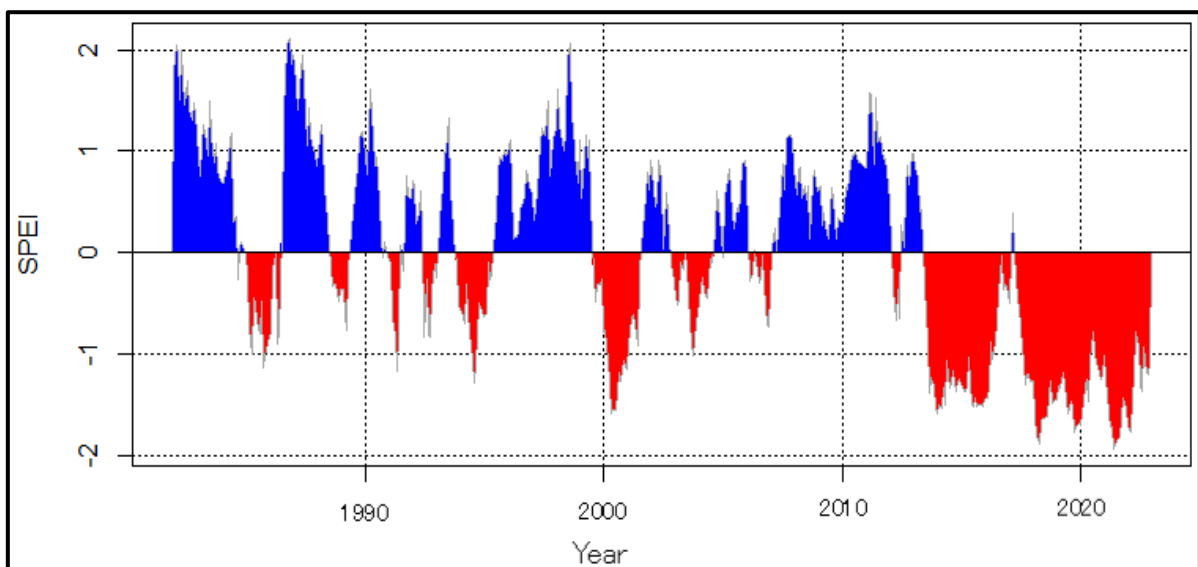


Figure 99 : Evolution annuelle de l'indice de précipitations et d'évapotranspiration à Yamoussoukro sur la période 1979–2020

La tendance de l'évolution de la pluviométrie est illustrée à la **Figure 100**. L'analyse montre une forte tendance à la baisse de la pluviométrie avec une pente de droite de régression négative ($a = -3,43$). La statistique ($Z = -1,53 < 0$ et $|Z| < 1,96$) du test de Mann-Kendall, indique une tendance à la baisse statistiquement non significative (**Annexe 9**).

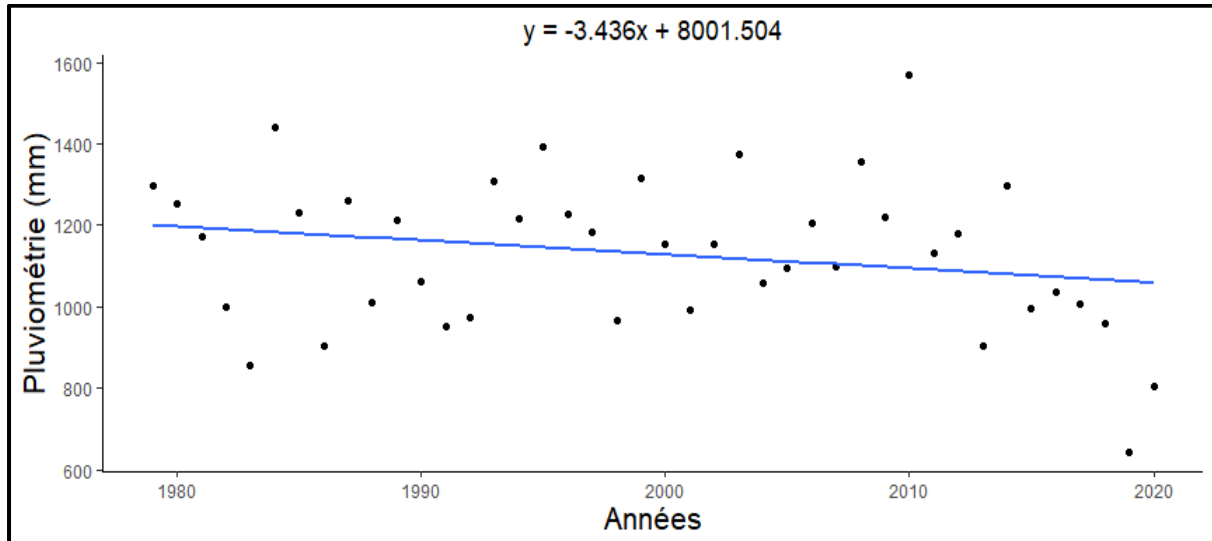


Figure 100 : Tendance de la pluviométrie moyenne annuelle à Yamoussoukro de 1979 à 2020

8.2.1.2. Evolution interannuelle et tendance des températures

L'analyse de l'évolution temporelle des températures minimales annuelles à la station de Yamoussoukro indique qu'elles sont comprises entre 19,33 °C et 25,26 °C, avec une moyenne de 21,52 °C. Sur la période d'étude, les températures minimales sont en générale inférieures à 22,5 °C. Le test de Pettitt a mis en évidence une rupture dans les températures minimales en 2004 (**Figure 101**). Les moyennes des sous-séries avant la rupture ($M1 = 20,98$ °C) et après la rupture ($M2 = 22,41$ °C) sont très significativement différentes selon le test de Student, avec un écart de 1,43 °C. Les résultats de la régression linéaire et du test de Mann-Kendall montrent une tendance non significative à la hausse des températures minimales (**Figure 102**) avec une pente a (0,0237) et une statistique Z ($0,52 < 1,96$) positives. Les détails des résultats sont consignés en **Annexe 9**.

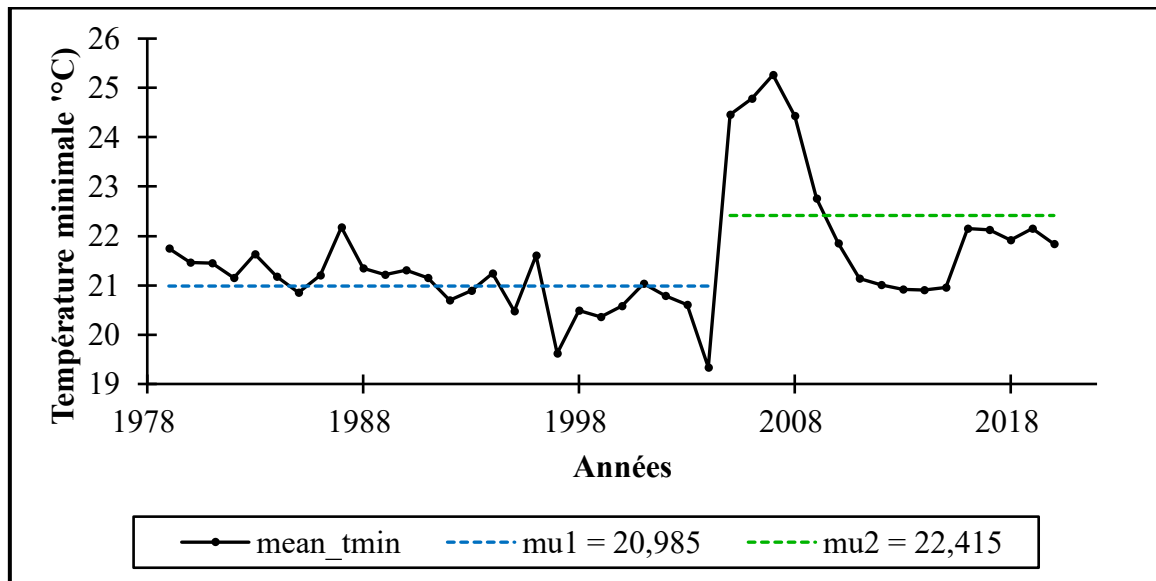


Figure 101 : Évolution des températures minimales à Yamoussoukro de 1979 à 2020

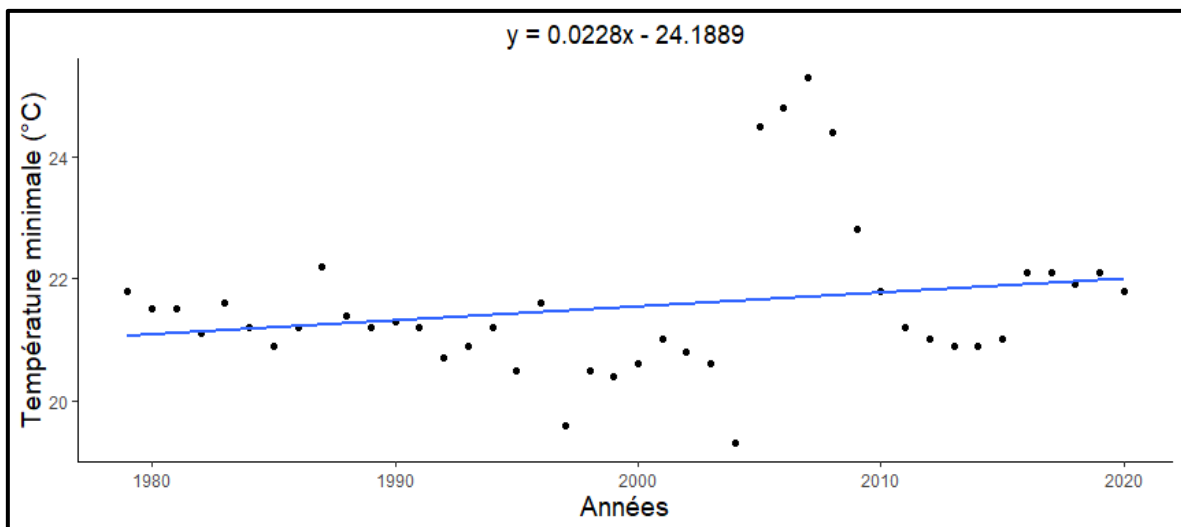


Figure 102 : Tendance des températures minimales à Yamoussoukro de 1979 à 2020

Les températures maximales annuelles sont comprises entre 31,18 °C et 33,57 °C, avec une moyenne de 32,45 °C (**Figure 103**). Les températures maximales sont inférieures à 35 °C ; laquelle est le seuil minimum dommageable pour un plant de riz. La régression linéaire et le test de Mann-Kendall révèlent une forte tendance à la hausse, statistiquement significative des températures maximales avec une valeur de 0,0386 pour la pente de la droite de régression linéaire et une valeur de Z de 5,35 > 1,96 (**Figure 104**).

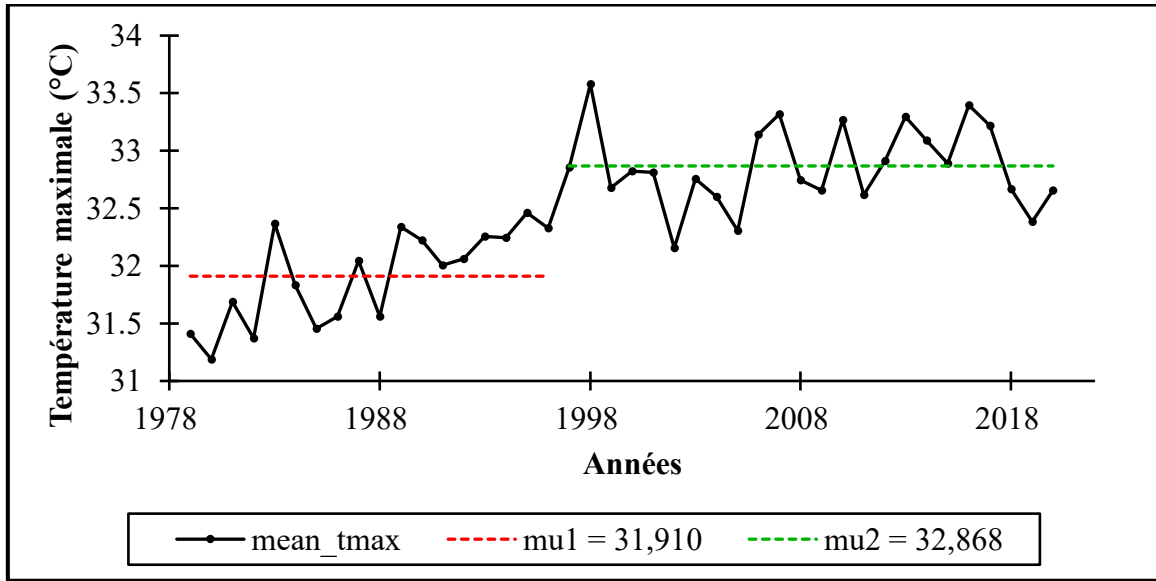


Figure 103 : Évolution des températures maximales à Yamoussoukro de 1979 à 2020

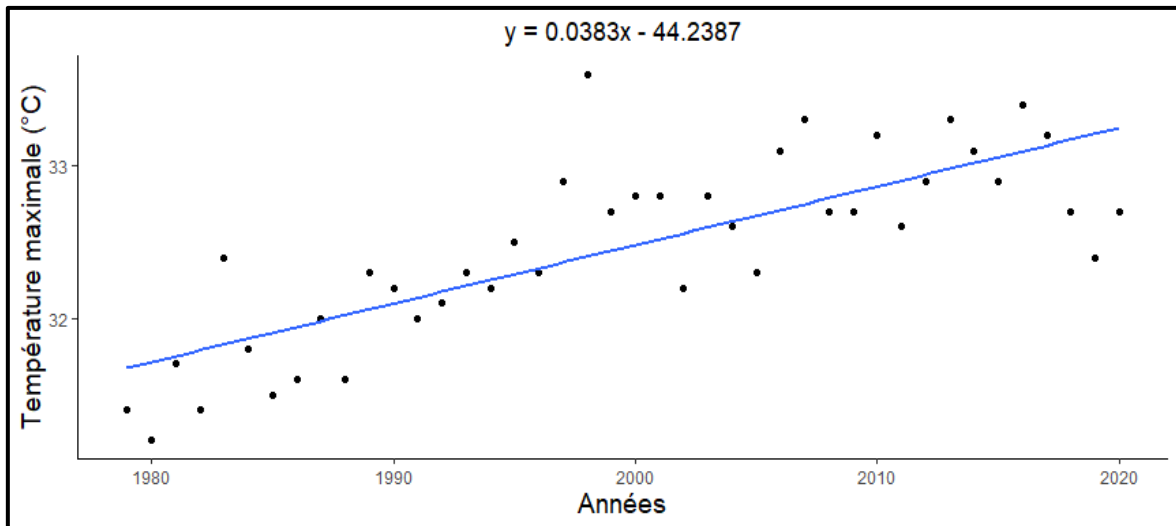


Figure 104 : Tendance des températures maximales à Yamoussoukro de 1979 à 2020

Une rupture est survenue en 1996 (**Figure 103**) avec des moyennes des sous-séries avant la rupture ($M1=31,9\text{ °C}$) et après la rupture ($M2=32,86\text{ °C}$), très significativement différentes, d'après le test de Student (écart $M2-M1 = 0,95\text{ °C}$) (**Tableau XLV**).

Tableau XLV : Comparaison des moyennes des températures des sous-séries délimitées par le test de rupture de Pettitt à Yamoussoukro de 1979 à 2020

Variable	Année de rupture	Moyenne avant rupture (M1)	Moyenne après rupture (M2)	Différence (M2-M1)	Significativité selon le test de Student
Température maximale (°C)	1996	31,910	32,868	0,958	XX
Température minimale (°C)	2004	20,985	22,415	1,43	XX

Significativité : Xo= pas significatifs ; X=significative ; XX= très significative

8.2.2. Caractérisation de la saison pluvieuse

8.2.1.3. Démarrage de la saison pluvieuse

Le démarrage de la saison des pluies à Yamoussoukro sur la période 1979–2020 est mis en évidence par la **Figure 105**.

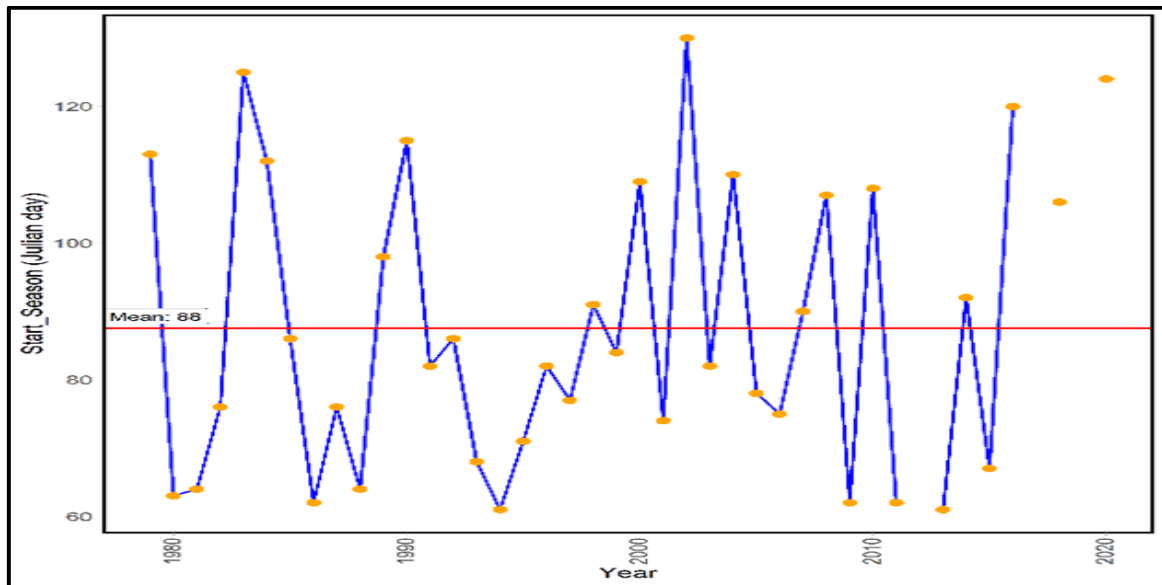


Figure 105 : Évolution du début de la saison des pluies à Yamoussoukro de 1979 à 2020

Les résultats montrent une variabilité interannuelle accrue des dates de début de la saison qui oscillent entre le 1^{er} mars et le 09 mai, avec comme moyenne la date du 28 mars (88^{ème} jour julien). Le démarrage précoce de la saison pluvieuse est compris entre le 1^{er} (jour 61) et le 08 mars (jour 68). En outre, le démarrage tardif est compris entre le 17 avril (jour 108) et le 09 mai (jour 130) (**Figure 106**). Il est remarqué plus de débuts tardifs que de débuts précoces. Le début

de la saison des pluies est retardé en moyenne de 02 jours chaque décennie. Des ruptures sont apparues dans la série de dates de début de la saison pluvieuse en 2012, 2017 et 2019.



Figure 106 : Evolution des caractéristiques de la saison pluvieuse à Yamoussoukro sur la période 1979 – 2020

8.2.1.4. Fin de la saison pluvieuse

Les dates de fin de la saison des pluies sont comprises entre le 1^{er} octobre et le 04 décembre, avec le 25 octobre (299^{ème} jour julien) comme moyenne. La fin de la saison des pluies s'est avancée d'en moyenne 07 jours entre ces deux dernières décennies (2000–2010 et 2010–2020). Il est observé une dominance de périodes de fins précoces de la saison des pluies que de périodes de fins tardives (**Figure 107**).

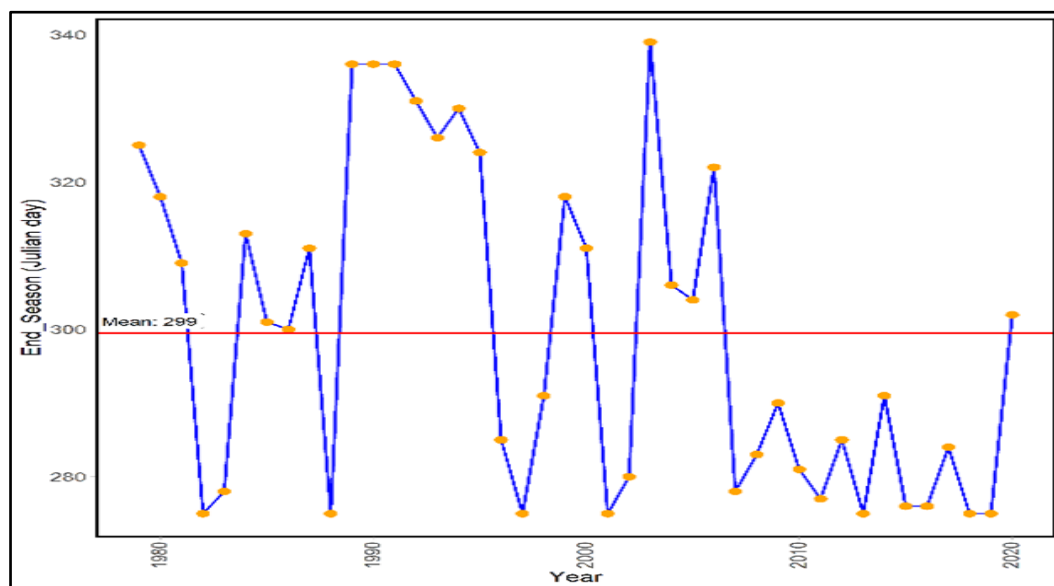


Figure 107 : Évolution de la fin de la saison des pluies à Yamoussoukro de 1979 à 2020

Une forte variabilité annuelle est également observée dans les dates de fin de saisons pluvieuses. Les dates précoces de fin de saisons sont comprises entre le 1^{er} (275 jour julien) et le 04 octobre (278 jour julien), alors que les dates tardives de fin de saison se situent entre le 14 novembre (319 jour julien) et le 04 décembre (339 jour julien) (**Figure 106**).

8.2.1.5. Durée de la saison pluvieuse

La **Figure 108** montre les résultats relatifs à la durée de la saison pluvieuse dans le département de Yamoussoukro, sur la période 1979–2020. La longueur de la saison des pluies est aussi extrêmement variable d’une année à l’autre, que le démarrage et la fin de la saison. La saison pluvieuse dure en moyenne 213 jours. La durée minimum est de 150 jours, alors que la durée maximum est de 269 jours (**Figure 106**). L’**Annexe 10** présente un résumé des résultats de la caractérisation de la saison pluvieuse.

L’on observe un raccourcissement de la durée de la saison pluvieuse d’en moyenne 18 jours entre les deux dernières décennies. Toutefois, il est remarqué une période de longues saisons des pluies (1979–1999) et une période de courtes saisons des pluies (2000–2020). Des ruptures sont apparues dans la série de longueur de la saison pluvieuse en 2012, 2017 et 2019. À Yamoussoukro, le nombre d’évènements pluvieux varie d’une année à l’autre sur la période 1979–2020. La durée de la saison pluvieuse se situe de façon globale entre les mois de mars et d’octobre, avec une légère diminution du nombre de jours de pluie observée dans le mois d’août (**Figure 109**). Cependant, sur la dernière décennie (2010–2020), on peut remarquer une forte diminution du nombre d’évènements pluvieux par rapport aux précédentes décennies.

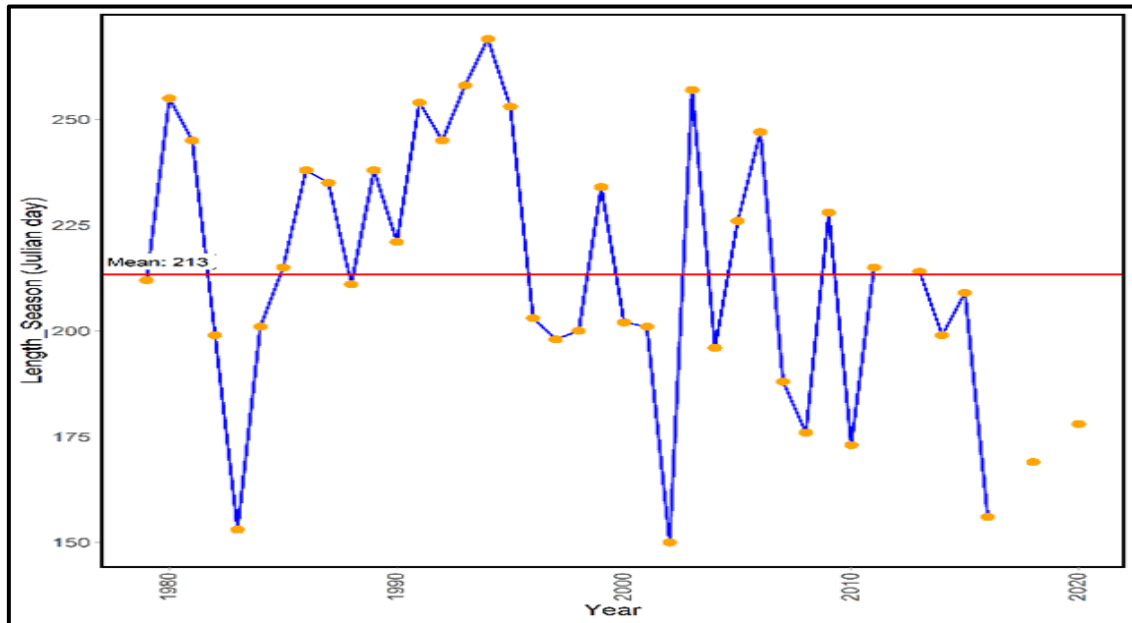


Figure 108 : Évolution de la longueur de la saison pluvieuse à Yamoussoukro de 1979 à 2020

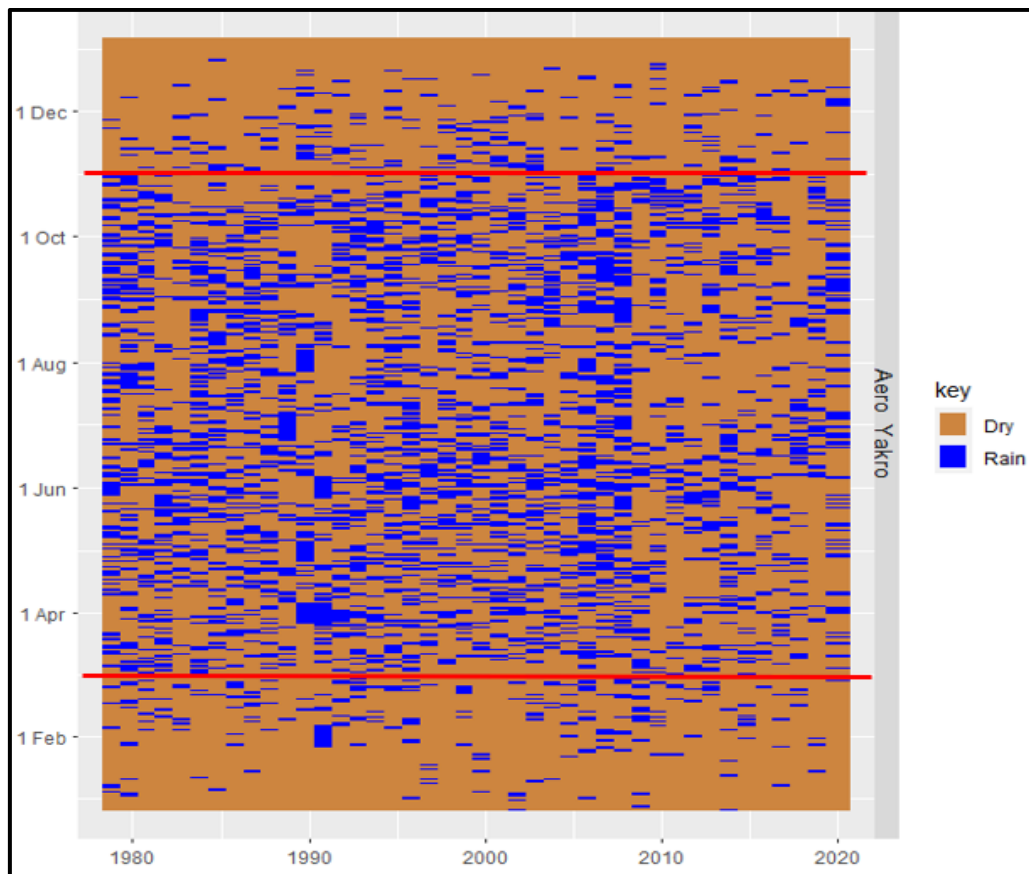


Figure 109 : Densité des jours de pluie à Yamoussoukro sur la période 1979–2020

8.3. Vulnérabilité des riziculteurs face au changement climatique

8.3.1. Risques climatiques sur la riziculture irriguée

L'analyse de la variabilité climatique dans la zone d'étude, les entretiens avec les riziculteurs, ainsi que la documentation ont permis d'identifier les éléments suivants comme risques climatiques plausibles, pouvant impacter la production du riz irrigué dans le département de Yamoussoukro : baisse de la pluviométrie, démarrage tardif de la saison des pluies, raccourcissement des saisons de pluies et hausse des températures. Ainsi, les variables du système de culture du riz irrigué susceptibles d'être impactées, qui ont été retenues sont : la disponibilité de l'eau d'irrigation, les sols et les cultures.

8.3.1.1. Impacts des risques climatiques sur la riziculture irriguée

Les différents impacts sur la riziculture irriguée pouvant être causés par les risques climatiques identifiés sont consignés dans le **Tableau XLVI**. Les probabilités d'occurrence des risques climatiques pour la riziculture irriguée identifiés sont pour la baisse de la pluviométrie et la hausse des températures : « extrêmement probable » ; et le démarrage tardif et le raccourcissement des saisons pluvieuses : « très probable ».

Compte tenu de leurs probabilités d'occurrence, les conséquences des risques climatiques sont classées comme indiqué dans le **Tableau XLVII**. La baisse de la pluviométrie et la hausse des températures entraînent respectivement une conséquence « majeure » pour la disponibilité en eau, « mineure » et « majeure » pour les sols, « modérée » et « majeure » pour les cultures. Le retard et le raccourcissement des saisons pluvieuses, entraînent une conséquence « modérée », « mineure » et « modérée » pour la disponibilité en eau, les sols et les cultures, respectivement.

Tableau XLVI : Impacts des risques climatiques sur les variables de la riziculture irriguée

Risques climatiques et probabilités d'occurrence	Variables impactées		
	Disponibilité en eau	Sols	Cultures
Baisse de la pluviométrie	Diminution de la quantité d'eau dans les retenues	Déficit hydrique	Augmentation des besoins d'irrigation des parcelles
Hausse des températures	Diminution de la quantité d'eau dans les retenues, dégradation de la qualité de l'eau	Diminution de l'humidité initiale des couches superficielles du sol, réduction de l'eau du sol disponible pour les plantes, perte de la fertilité du sol	Augmentation des besoins en eau d'irrigation, stress thermique accru, raccourcissement de la durée de croissance des cultures, baisse des rendements, réduction de la qualité des grains
Démarrage tardif des saisons pluvieuses	Diminution de la disponibilité de l'eau dans les retenues	Baisse accrue de l'humidité du sol	Augmentation des besoins d'irrigation des parcelles
Raccourcissement des saisons pluvieuses	Diminution de la disponibilité de l'eau dans les retenues en saison sèche	Baisse accrue de l'humidité du sol	Augmentation des besoins d'irrigation des parcelles

Tableau XLVII : Conséquences des risques climatiques sur les variables de la riziculture irriguée

Risques climatiques et probabilités d'occurrence	Variables impactées		
	Disponibilité en eau	Sols	Cultures
Baisse de la pluviométrie	Majeure	Mineure	Modérée
Hausse des températures	Majeure	Majeure	Majeure
Démarrage tardif des saisons pluvieuses	Modérée	Mineure	Modérée
Raccourcissement des saisons pluvieuses	Modérée	Mineure	Modérée

Légende

Extrêmement probable

Très probable

8.3.1.2. Matrice d'impacts des risques climatiques sur la riziculture irriguée

Avant d'élaborer la matrice d'impacts des risques climatiques sur la riziculture irriguée, le degré de ces impacts a été déterminé. Le **Tableau XLVIII** présente les principaux résultats obtenus.

Tableau XLVIII : Degrés des impacts des risques climatiques sur les variables de la riziculture irriguée

Risques climatiques et probabilités d'occurrence	Variables impactées		
	Disponibilité en eau	Sols	Cultures
Baisse de la pluviométrie	Élevé	Faible	Moyen
Hausse des températures	Élevé	Élevé	Élevé
Démarrage tardif des saisons pluvieuses	Moyen	Faible	Moyen
Raccourcissement des saisons pluvieuses	Moyen	Faible	Moyen

Légende

Extrêmement probable

Très probable

Faible

Moyen

Élevé

La matrice des impacts des risques climatiques est présentée dans le **Tableau XLIX**. Cette matrice montre que la baisse de la pluviométrie et la hausse des températures ont un degré d'impact « élevé » pour la disponibilité de l'eau. Alors que le démarrage tardif et le raccourcissement de la saison des pluies ont un degré d'impact « moyen » pour la disponibilité en eau. Ces derniers ont un degré d'impact « faible » et « moyen » pour les sols et les cultures,

respectivement. La hausse des températures entraîne un degré d'impact « élevé » pour les sols et les cultures. Tandis que la baisse de la pluviométrie a un degré d'impact « faible » et « moyen », respectivement pour les sols et les cultures.

Tableau XLIX : Matrice d'impacts des risques climatiques sur les variables de la riziculture irriguée

Risques climatiques et probabilités d'occurrence	Variables impactées		
	Disponibilité en eau	Sols	Cultures
Baisse de la pluviométrie	Diminution de la quantité d'eau dans les retenues	Déficit hydrique	Augmentation des besoins d'irrigation des parcelles
Hausse des températures	Diminution de la quantité d'eau dans les retenues, dégradation de la qualité de l'eau	Diminution de l'humidité initiale des couches superficielles du sol, réduction de l'eau du sol disponible pour les plantes, perte de la fertilité du sol	Augmentation des besoins en eau d'irrigation, stress thermique accru, raccourcissement de la durée de croissance des cultures, baisse des rendements, réduction de la qualité des grains
Démarrage tardif des saisons pluvieuses	Réduction de la disponibilité de l'eau dans les retenues	Baisse accrue de l'humidité du sol	Augmentation des besoins d'irrigation des parcelles
Raccourcissement des saisons pluvieuses	Réduction de la disponibilité de l'eau dans les retenues en saison sèche	Baisse accrue de l'humidité du sol	Augmentation des besoins d'irrigation des parcelles

Légende

Extrêmement probable	Très probable	Faible	Moyen	Élevé
----------------------	---------------	--------	-------	-------

8.3.2. Capacité d'adaptation des riziculteurs au changement climatique

La **Figure 110** illustre les résultats de l'estimation du niveau de capacité d'adaptation des riziculteurs au changement climatique dans le département de Yamoussoukro. On peut observer que pour le capital physique, les riziculteurs du département de Yamoussoukro ont une capacité d'adaptation d'une valeur de 2,29. Pour le capital social, leur capacité d'adaptation est de 1,89. Alors que pour le capital financier, humain et naturel, la capacité d'adaptation est respectivement de 1,5, 1,4 et de 2,57. Ainsi, le niveau moyen de la capacité d'adaptation des riziculteurs dans le département de Yamoussoukro, obtenu est de « 1,93 » (**Annexe 11**). Cette valeur, comprise entre 1 et 2, indique une capacité d'adaptation « moyenne » des producteurs de riz à Yamoussoukro.

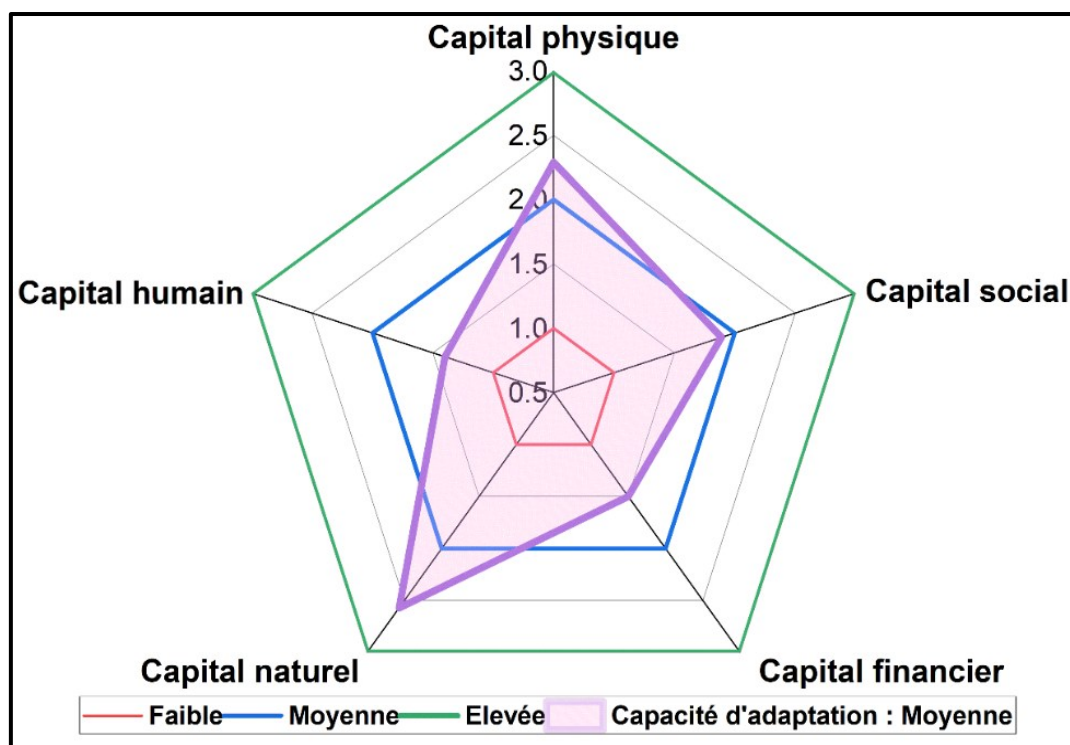


Figure 110 : Capacité d'adaptation des riziculteurs dans le département de Yamoussoukro

8.3.3. Matrice de vulnérabilité des riziculteurs au changement climatique

Avant d'élaborer la matrice de vulnérabilité, le degré de vulnérabilité des riziculteurs est déterminé. Trois (3) degrés d'impacts des risques climatiques ont été trouvés : « Faible », « Moyen » et « Élevé », avec une grande proportion de niveaux d'impacts « faible » et « moyen » (**Tableau XLVIII**). Le degré d'impacts à l'ensemble de tous les risques climatiques est donc « Moyen ». La capacité d'adaptation des riziculteurs étant « Moyenne », les degrés de vulnérabilité obtenus sont : « Faible », « Modéré » et « Élevé ». En croisant le degré d'impacts

et la capacité d'adaptation, on conclut alors que les riziculteurs du département de Yamoussoukro ont un niveau de vulnérabilité « Modéré » (**Tableau L**).

Tableau L : Matrice de vulnérabilité des riziculteurs dans le département de Yamoussoukro

Degrés d'impacts des risques climatiques	Capacité d'adaptation
	« Moyenne »
Faible	Faible
Moyen	Modérée
Élevé	Élevée

8.3.4. Stratégies d'adaptation des riziculteurs au changement climatique

8.3.4.1. Identification des stratégies d'adaptation des riziculteurs

La **Figure 111** présente les différentes stratégies d'adaptation appliquées par les riziculteurs enquêtés pour faire face aux impacts du changement climatique.

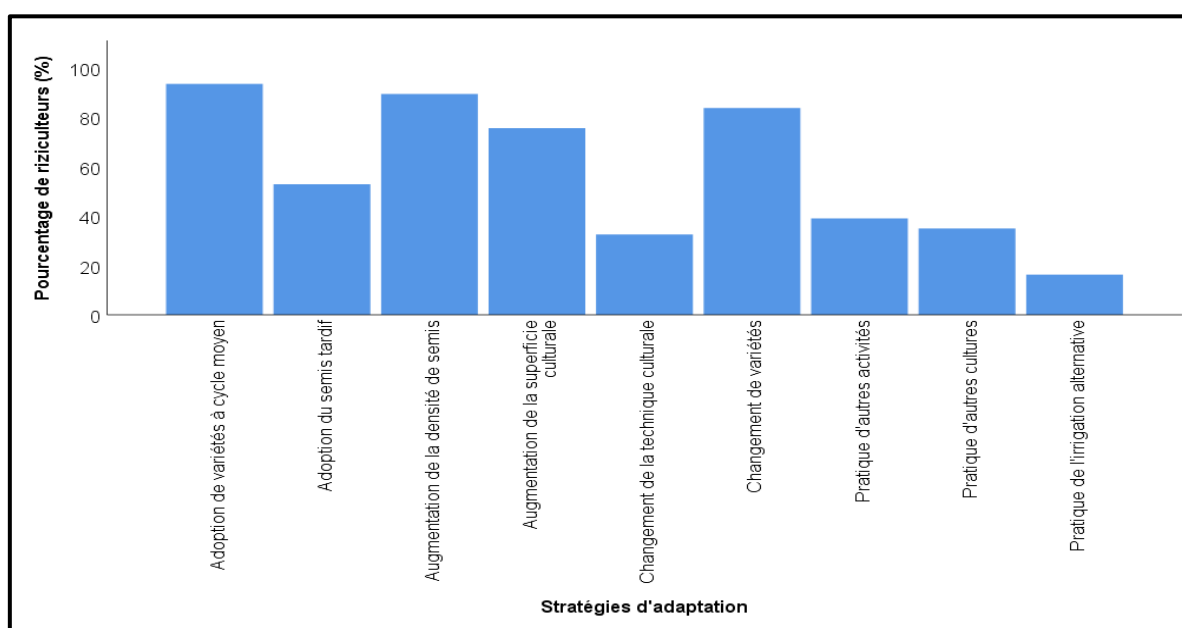


Figure 111 : Stratégies d'adaptation des riziculteurs dans le département de Yamoussoukro

Ainsi, 84 % des producteurs interrogés ont changé de variétés de riz au cours de ces 20 dernières années ; 89 % ont augmenté leur densité de semis ; 93 % ont adopté des variétés à cycle moyen ; 33 % ont changé de techniques culturales ; 76 % ont augmenté leur superficie culturale ; 35 % cultivent d'autres cultures (maraichers) sur le périmètre ; 39 % font d'autres activités hormis la riziculture ; 53 % pratiquent le semis tardif ; et 16 % pratiquent l'irrigation alternative.

Les différentes stratégies d'adaptation employées par les producteurs sont énumérées dans le **Tableau LI**. À ces options d'adaptation développées par les riziculteurs, s'ajoute l'utilisation accrue d'engrais. La couleur du degré de vulnérabilité est superposée à chaque stratégie d'adaptation, ce qui a permis d'obtenir la matrice d'adaptation.

Tableau LI : Matrice d'adaptation aux conséquences du changement climatique

Risques climatiques et probabilités d'occurrence	Variables impactées						
	Disponibilité en eau		Sols		Cultures		
Baisse de la pluviométrie	Amélioration de l'efficacité d'utilisation de l'eau des retenues		Application de technique de conservation de l'humidité du sol		Pratique de l'irrigation alternative, utilisation de variétés améliorées n'exigeant pas une grande quantité d'eau		
Hausse des températures	Amélioration de l'efficacité d'utilisation de l'eau des retenues		Application de technique de conservation de l'humidité du sol		Utilisation des variétés résistantes à la chaleur, pratique du semis tardif, amélioration des techniques culturales, augmentation de la superficie culturale		
Démarrage tardif des saisons pluvieuses	Amélioration de l'efficacité d'utilisation de l'eau des retenues, pratique de semis tardifs		Application de technique de conservation de l'humidité du sol		Ajustement des calendriers culturels, pratique de semis tardifs, utilisation de variétés précoces		
Raccourcissement des saisons pluvieuses	Amélioration de l'efficacité d'utilisation de l'eau des retenues, pratique de semis tardifs		Application de technique de conservation de l'humidité du sol		Utilisation de variétés précoces, essai de nouvelles techniques d'irrigation		
Légende		Extrêmement probable		Très probable	Faible	Modérée	Élevée

8.3.4.2. Sélection des stratégies d'adaptation identifiées

Les résultats de la priorisation des options d'adaptation de la riziculture irriguée dans le département de Yamoussoukro sont consignés dans le **Tableau LII**. Les options d'adaptation les plus prioritaires sont l'amélioration de la technique culturale, l'adoption de variétés précoces

et résistantes à la chaleur. L'option la moins prioritaire est l'augmentation de la superficie culturale.

Tableau LII : Priorisation des options d'adaptation identifiées

Options d'adaptation	Coût	Efficacité	Rapidité	Capacité	Acceptabilité	Facilité	Total	Rang
Augmentation de la densité de semis	1	3	2	3	1	3	13	7
Utilisation de variétés précoces et résistantes à la chaleur	2	3	2	3	3	3	16	1
Amélioration de la technique culturale	2	3	3	2	3	3	16	1
Augmentation de la superficie culturale	2	2	2	2	2	2	12	10
Pratique d'autres cultures et/ou activités	2	2	2	1	2	2	11	
Adoption du semis tardif	1	3	3	2	2	3	14	3
Pratique de l'irrigation alternative	1	3	2	2	3	3	14	3
Utilisation accrue d'engrais	3	2	2	2	2	2	13	7
Application de la conservation de l'humidité du sol	3	2	2	2	2	2	13	7
Ajustement des calendriers culturaux	3	2	2	2	2	3	14	3
Amélioration de l'efficacité d'utilisation de l'eau	3	2	3	2	2	2	14	3

8.4. Discussion

❖ Variabilité climatique dans le département de Yamoussoukro

Les hauteurs pluviométriques à Yamoussoukro sont comprises entre 800 et 1 600 mm avec une moyenne de 1 130 mm sur la période 1979–2020. L'analyse de la série chronologique de précipitations montre une baisse interannuelle des hauteurs de pluies. En effet, la régression linéaire et le test de Mann-Kendall indiquent une tendance à la diminution des hauteurs pluviométriques annuelles sur la période d'étude. Cependant, cette tendance est contraire à celles obtenues par Kouassi & Brou (2020) et Sawadogo (2020), qui ont obtenu une tendance à la hausse des pluies de 1980 à 2017 et de 1975 à 2015, respectivement. Cette différence dans les tendances pourrait s'expliquer d'une part, par la différence des périodes d'analyse. D'autre part, cette baisse pourrait s'expliquer par la baisse de la pluviométrie annuelle observée entre 2017 et 2020, de 1 007 à 807 mm, correspondant à un écart de 200 mm. L'analyse des indices de Nicholson et des indices de précipitations et d'évapotranspiration (SPEI) montrent une variabilité interannuelle de la pluviométrie à Yamoussoukro, marquée par une succession de périodes sèches et humides. Les SPEI ont également mis en évidence cette alternance de séquences sèches et humides dans le département de Daloa au centre-ouest, dans les travaux de Koffi (2022). Cette situation a aussi été élucidée par Sawadogo (2020) dans le département de Yamoussoukro sur la période 1975–2020, à partir des indices standard de précipitations (SPI). Par ailleurs, Sawadogo (2020) a constaté une période sèche située entre 1975 à 1992 et une autre située entre 2011 et 2015, entre lesquelles se positionne une reprise pluviométrique de 1993 à 2010. En outre, N'guessan *et al.* (2014) ont observé un comportement climatique mettant en évidence une normalisation des précipitations depuis le début de la décennie 1990 (1992–1993). Les résultats obtenus dans cette étude illustrent bien la période humide de 1993–2010, de même que la période sèche 2011–2015. Les SPEI calculés ont en effet montré que la dernière décennie (2010–2020) est marquée par une très forte dominance des périodes sèches. C'est ce qu'a remarqué la grande majorité des riziculteurs enquêtés (~ 90 %), qui affirment que la pluviométrie a considérablement baissé au cours des dernières décennies.

La variabilité de la pluviométrie à Yamoussoukro s'est traduite par une modification des paramètres caractéristiques de la saison pluvieuse : début, fin et durée. Un taux de 80 % des producteurs interrogés ont remarqué que les pluies débutent de plus en plus tardivement par rapport au passé. Les riziculteurs (61 %) ont aussi constaté que les saisons de pluies se terminent plus précocement par rapport aux situations antérieures. Cette perception relative au démarrage

et à la fin des saisons pluvieuses est confirmée par l'analyse des observations pluviométriques de 1979 à 2020. En effet, l'analyse a montré un retard dans le démarrage et une fin hâtive de la saison pluvieuse. Ces résultats sont corroborés par ceux de Kouassi & Brou (2020) sur la même zone d'étude. Par ailleurs, Goula *et al.* (2006) soutiennent qu'en Côte d'Ivoire, le début de la saison des pluies subit un retard dont la durée demeure très variable d'une région à une autre. Les débuts tardifs et les fins précoces ont également été observés en Côte d'Ivoire, dans le bassin versant du fleuve Sassandra par Kouakou *et al.* (2017). Van de Giesen *et al.* (2010) mentionnent que les débuts de saisons pluvieuses se déplaceront vers des périodes plus tardives en Afrique de l'Ouest, en revanche, les fins resteront plus ou moins fixes. Kouassi & Brou (2020) ont également observé une forte variabilité des dates de démarrage et de fin, comme les résultats de cette étude l'illustrent. Des interruptions dans la détection des dates de début de la saison pluvieuse et par ricochet dans les durées de la saison, ont été observées en 2012, 2017 et 2019. Cela pourrait s'expliquer par la variabilité des dates de démarrage de la saison des pluies, ainsi qu'aux critères de la méthode de Sivakumar utilisée de cette recherche. Le début et la fin des saisons pluvieuses ne peuvent donc pas être déterminés avec une précision très élevée. En effet, d'après Kouakou *et al.* (2017), la forte variabilité dans les débuts des saisons pluvieuses ne permet pas de déterminer avec exactitude les dates de démarrage. Il est en outre difficile de déterminer si les saisons des pluies débutent plus tard ou si elles se terminent plus tôt (Adefolalu, 1986).

❖ Perception du changement climatique par les riziculteurs

La grande majorité des riziculteurs a observé que la saison des pluies s'est raccourcie comparativement aux années antérieures. L'analyse de la durée des saisons pluvieuses de 1979 à 2020, l'a également démontré avec une durée minimum, moyenne et maximum de 150, 213 et 269 jours, respectivement. Kouakou *et al.* (2017) mentionnent que les durées des saisons pluvieuses en Côte d'Ivoire se situent actuellement entre 61 et 200 jours. Les résultats de Kouassi & Brou (2020) se situent dans la même fourchette avec comme durée minimum, moyenne et maximum 138, 205 et 249 jours, respectivement, sur la période 1980–2017. Kouassi *et al.* (2018) ont obtenu des résultats à peu près similaires, mais plus faibles (191 jours en moyenne) sur la période 1951–2000. Les différences entre ces résultats pourraient être dues à la différence des périodes d'analyse, ainsi que des critères de détection de la méthode de Sivakumar, compte tenu de la forte variabilité pluviométrique observée dans la zone d'étude. Il est également observé un raccourcissement de la durée de la saison pluvieuse d'en moyenne 18

jours entre les deux dernières décennies. Les travaux de Djè (2014) ont montré qu'il est observé une réduction de la durée de la saison pluvieuse de 10 à 28 jours au Centre de la Côte d'Ivoire. Les riziculteurs ont observé que la saison des pluies débute dans le mois de mars, prend fin en juillet et reprend en août avant de s'achever fin octobre. Ce constat a été fait par Kouassi *et al.* (2018) qui ont observé deux saisons pluvieuses dans le département de Yamoussoukro. Cependant, selon Kouassi & Brou (2020), le régime pluviométrique à Yamoussoukro tend à passer de bimodal à un régime monomodal, qui s'étend sur la période mars-octobre. Par ailleurs, les résultats de Diomandé *et al.* (2017) révèlent que le régime pluviométrique bimodal dans le cœur de la Côte d'Ivoire (V Baoulé) progresse vers un régime pluviométrique unimodal. Les résultats de cette étude viennent confirmer cette tendance. En outre, il est remarqué une petite période de diminution des événements pluvieux située entre mi-juillet et mi-août, que l'on pourrait qualifier de petite saison sèche, toutefois bien arrosée comme l'a constaté Sawadogo (2020).

Les températures maximales dans le département de Yamoussoukro sont en moyenne inférieures (33 °C) à la température dommageable pour la culture de riz (35-38 °C). En outre, les températures minimales sont en moyenne de 22 °C. Autour et en dessous de 22 °C, le riz peut subir des dommages comme une maturation irrégulière et une épiaison incomplète, un retard de l'initiation paniculaire et de la floraison, ainsi qu'une diminution du tallage (FAO, 2003). La perception des riziculteurs de l'évolution des températures à Yamoussoukro est dans l'ensemble conforme aux résultats des analyses statistiques sur cette variable agro-climatique. En effet, la majeure partie des personnes enquêtées disent ressentir actuellement une hausse des températures par rapport au passé. Ce constat est justifié par les tests de Mann-Kendall et de régression linéaire sur les températures maximales et minimales, qui ont montré une tendance à la hausse, avec une moindre mesure pour les températures minimales. Par ailleurs, Kouassi & Brou (2020) ont également obtenu une tendance à la hausse des températures maximales, mais une tendance à la baisse des températures minimales sur la période 1980–2017, à Yamoussoukro. La différence de tendances dans les températures minimales pourrait être due à la différence de période d'étude (1979–2020 dans cette étude). Selon Yao *et al.* (2013), les températures dans la zone pré-forestière du centre de la Côte d'Ivoire ont cru en moyenne de 1,6 °C de 1960 à 2010. Cela confirme donc la tendance à la hausse des températures dans le temps dans la présente étude. Les résultats de Djè (2014) viennent également renforcer ce constat. D'après cet auteur, la Côte d'Ivoire s'est réchauffée dans son ensemble de 0,5 °C en moyenne depuis les années 1980 et cela passera à 3 °C d'ici à 2100. Aussi, il est indiqué qu'à

l'échelle régionale de l'Afrique de l'Ouest, les températures ont augmenté de 0,2 °C à 0,8 °C par décennie depuis la fin des années 1970 (CEDEAO-CSAO/OCDE, 2008).

Des ruptures ont été mis en évidence par le test de Pettitt dans les séries de températures maximales et minimales, respectivement en 1996 et en 2004. Les moyennes avant rupture sont de 20,98 °C et 31,91 °C, et les moyennes après rupture sont de 22,41 °C et 32,86 °C, respectivement pour les températures maximales et minimales. Ces ruptures marquent une augmentation brusque des températures à Yamoussoukro avec un degré légèrement plus élevé au niveau des températures minimales dans la différence entre les moyennes.

La perception des riziculteurs du département de Yamoussoukro de la variabilité et du changement climatiques semble être cohérente avec les tendances agro-climatiques historiques observées sur la base des données météorologiques. Les riziculteurs à Yamoussoukro sont donc conscients du phénomène de changement climatique et perçoivent ses conséquences pour leur système de production. Doumbia & Depieu (2013) ont fait la même observation chez des producteurs de riz pluvial dans le centre-ouest de la Côte d'Ivoire. De même, Comoé *et al.* (2014) ont fait le même constat auprès d'agriculteurs dans le Nord du pays. Bojang *et al.* (2020) ont obtenu également des résultats similaires auprès de riziculteurs en Gambie, en Afrique de l'Ouest. Les agriculteurs sont conscients de la variabilité et du changement climatiques (Gbetibouo, 2009 ; Vissoh *et al.*, 2012 ; Loko *et al.*, 2013 ; Bojang *et al.*, 2020 ; Gana *et al.*, 2020) et les perçoivent comme nuisibles pour la production agricole (Maka *et al.*, 2019) et leurs facteurs socio-économiques (Mustapha *et al.*, 2012). Dans l'ensemble, les riziculteurs à Yamoussoukro perçoivent une augmentation des températures et une diminution des précipitations. Par ailleurs, en Côte d'Ivoire, la population paysanne perçoit le changement climatique comme une diminution des précipitations, une modification et un raccourcissement de la durée de la saison des pluies, et une augmentation de la durée de la saison sèche. Certains riziculteurs pensent que les effets du changement climatique ne sont pas uniformes sur toutes les variétés de riz. Dans leur perception, plus le cycle de la culture est long, moins il est affecté par les perturbations climatiques (MINEDD-RCI, 2013). Ce constat similaire sur les perceptions paysannes du changement climatique a également été fait par Eyasmin *et al.* (2017) auprès de riziculteurs au Bangladesh et par Devkota *et al.* (2018) chez des riziculteurs népalais. En effet, la perception des agriculteurs des tendances climatiques est dans l'ensemble proche des résultats de l'analyse des données météorologiques (Chédé, 2012 ; Mubiru *et al.*, 2018). Toutefois, certains déphasages entre les observations et les perceptions des riziculteurs sont remarqués notamment au niveau des mois les plus pluvieux et les plus secs, le démarrage et la

durée de la saison pluvieuse. Les perceptions des agriculteurs peuvent différer des observations en termes de précision mais, elles sont généralement cohérentes en termes de tendances. Selon Agossou (2008), les paysans ont des perceptions empiriques des changements climatiques. Dans certains cas, les perceptions des producteurs peuvent être contraires aux observations climatiques. C'est ce qu'ont observé Allé *et al.* (2013) chez des agriculteurs au Sud du Bénin.

❖ **Capacité d'adaptation et vulnérabilité des riziculteurs au changement climatique**

La baisse de la pluviométrie, la hausse des températures, le démarrage et la durée des saisons pluvieuses, constituent les principaux risques climatiques pour la riziculture irriguée dans le département de Yamoussoukro. Ces risques ont également été identifiés par Mubiru *et al.* (2018) en Ouganda, en Afrique de l'Est. En outre, la baisse de la pluviométrie et la hausse des températures constituent les risques climatiques ayant les degrés d'impacts les plus élevés sur les variables du système de production. Khanal *et al.* (2018) ont trouvé des résultats similaires au Népal. La hausse des températures observée dans la zone d'étude pourrait impacter à un degré considérable toutes les variables identifiées à savoir : la disponibilité en eau, les sols et les cultures. Les sols sont susceptibles d'être impactés à un faible degré par les autres risques climatiques hormis la hausse des températures. La baisse de la pluviométrie et les variations des saisons de pluies ne provoquent pas un grand impact sur la qualité des sols. Par ailleurs, la hausse des températures pourrait considérablement réduire l'humidité des sols et dégrader leur structure.

La pluviométrie, le démarrage et la durée des saisons pluvieuses constituent des risques moyens pour la production du riz irrigué. Toutefois, cela ne suggère pas que ces derniers soient négligés lors de la planification de stratégies d'adaptation. La pluviométrie par exemple, constitue un élément clé du bilan hydrologique des retenues, ainsi que du bilan hydrique des rizières. La pluie, à travers les précipitations directes sur les retenues d'eau et les précipitations efficaces à l'échelle des parcelles de cultures, constitue le principal apport des plans d'eau et conditionne la disponibilité en eau surtout en saisons sèches. Comme le démontre la matrice d'impact des risques climatiques, la baisse de la pluviométrie est une menace significative pour l'offre et la demande en eau des systèmes rizicoles irrigués du département de Yamoussoukro. Certains riziculteurs questionnés ont affirmé que durant certaines périodes de saisons sèches, les retenues destinées à l'irrigation des périmètres n'ont pas pu assurer leur fonction.

Les résultats de cette étude suggèrent que les riziculteurs interrogés, s'adaptent « moyennement » aux impacts du changement climatique. De pareils résultats ont été obtenus

auprès de riziculteurs par Mabe *et al.* (2012), au Ghana voisin et Eyasmin *et al.* (2017), au Bangladesh. La capacité d'adaptation des producteurs de riz du département de Yamoussoukro pourrait s'expliquer par leurs moyens d'existence, notamment le capital physique, social et le capital naturel. En effet, les riziculteurs sont situés en périphérie urbaine où ils disposent d'accès aux intrants de variétés améliorées, de matériels agricoles et d'infrastructures d'irrigation (capital physique). Ils font partie d'une organisation paysanne et bénéficient régulièrement de l'appui de l'Etat et d'Organisations Non Gouvernementales (capital social). Les riziculteurs bénéficient également d'une disponibilité en terres fertiles et en eau (capital naturel) qui leur permet d'assurer leur production. Cette capacité d'adaptation pourrait être réduite par les facteurs comme, le manque de capital, la non-autonomisation par les services de vulgarisation, l'inaccessibilité à l'information sur les changements climatiques et aux crédits, le manque de formation et d'éducation, le coût élevé des intrants agricoles (Mabe *et al.*, 2012 ; Eyasmin *et al.*, 2017 ; Chete, 2019). Par exemple, une ou plusieurs stratégies adoptées sans un accès à l'information préalable, pourraient inhiber voire annuler l'effet d'une autre sans pour autant avoir des effets bénéfiques, et donc réduire la capacité d'adaptation. En effet, la capacité d'adaptation réfère non seulement à l'accès aux informations sur les aléas climatiques, mais aussi à l'utilisation de ces informations pour des prises de décisions adéquates (Jones *et al.*, 2018).

La capacité d'adaptation « moyenne » a permis d'obtenir une prédisposition des riziculteurs à subir les conséquences néfastes du changement climatique ou vulnérabilité, qui est « modérée ». Ces résultats divergent de ceux de Chédé (2012) au Bénin, qui ont obtenu un niveau de vulnérabilité élevé eu égard à la faible capacité d'adaptation des agriculteurs étudiés. Cette différence pourrait évidemment être due à la différence de capacité d'adaptation, i.e., de moyens d'existence entre les deux groupes d'agriculteurs. Pereira (2012) et Ho *et al.* (2021) ont également trouvé que les agriculteurs étaient très vulnérables au changement climatique au Cap-Vert et au Vietnam, respectivement. Dans l'ensemble, les riziculteurs à Yamoussoukro sont modérément susceptibles de subir les impacts négatifs du changement climatique et donc capables d'y faire face, dans une mesure moyenne. Leur vulnérabilité et leur capacité d'adaptation peuvent être considérablement améliorées par le renforcement de leurs pratiques d'adaptation et l'adoption de nouvelles stratégies d'adaptation plus efficaces et durables. En effet, les producteurs pratiquent déjà diverses stratégies d'adaptation, à savoir : le changement de variétés de riz et de techniques culturales, l'augmentation de la densité de semis et de superficie culturale, l'adoption de variétés à cycle moyen et d'autres cultures (maraichers), la

pratique du semis tardif, de l'irrigation alternative et d'autres activités hormis la riziculture. Ces stratégies d'adaptation ont également été adoptées par des riziculteurs au Népal (Devkota *et al.*, 2018). Par ailleurs, ces options d'adaptation sont expérimentées par les producteurs sans considération de critères d'efficacité, de faisabilité ou de durabilité et sont variables selon les sites. Cette remarque corrobore celle de Bele *et al.* (2010) au Congo et en Centrafrique, qui indiquent que les paysans savent que leurs pratiques endogènes d'adaptation ne sont que des expérimentations. Le choix de ces stratégies d'adaptation par les riziculteurs pourrait être déterminé par les facteurs influençant la capacité d'adaptation, énumérés ci-dessus. Les Technologies de l'Information et de la Communication (TIC) pourraient s'avérer d'une grande importance dans l'adoption des stratégies d'adaptation par les agriculteurs. Ainsi que l'a démontré l'étude de Devkota & Phuyal (2018), les informations sur le changement climatique à travers les TIC ont permis à des riziculteurs népalais, de mettre en œuvre leurs stratégies d'adaptation et ainsi, de renforcer leur capacité d'adaptation. En outre, au lieu de prescriptions, les agriculteurs ont besoin d'informations sur les options pour accroître leur résilience et leur adaptabilité au climat actuel, ainsi qu'aux conditions climatiques futures probables (Kihara *et al.*, 2012).

La matrice d'adaptation a montré que les stratégies d'adaptation doivent être concentrées sur la baisse de la pluviométrie et la hausse des températures afin de réduire leur impact sur la disponibilité en eau, les sols et les cultures. Au sujet de la disponibilité en eau, une amélioration de l'efficacité d'utilisation de l'eau ainsi qu'un report de la date de semis doivent être réalisés. Au niveau des sols, des techniques de conservation de l'humidité du sol doivent être appliquées. Au niveau des cultures, une utilisation des variétés résistantes à la chaleur, un ajustement des densités de populations des cultures, une amélioration des techniques culturales, et une augmentation de la superficie culturale, sont les pratiques d'adaptation les plus adoptables. En tout, cette étude met en évidence dix (10) options d'adaptation susceptibles de renforcer la résilience des riziculteurs dans le département de Yamoussoukro. Elles sont classées par ordre de priorité comme suit : l'utilisation de variétés précoces et résistantes à la chaleur, l'amélioration de la technique culturale, l'adoption du semis tardif, la pratique de l'irrigation alternative, l'amélioration de l'efficacité d'utilisation de l'eau, l'ajustement des calendriers culturels, l'augmentation de la densité de semis, l'utilisation accrue d'engrais, l'application de techniques de conservation de l'humidité du sol, ainsi que l'augmentation de la superficie culturale. Ces options d'adaptation confirment les projections des stratégies d'adaptation réalisées tantôt dans cette étude, à savoir le changement de la date de semis et de la dose

d'irrigation. Ces résultats sont semblables à ceux de Chédé (2012) qui propose l'utilisation de variétés précoces résistantes aux hautes températures et l'amélioration des techniques culturales comme options d'adaptation les plus prioritaires. Par ailleurs, l'ajustement de la date de semis, l'utilisation de variétés tolérantes à la chaleur et le passage à de nouvelles cultures ont été les trois principales pratiques d'adaptation utilisées par des agriculteurs au Pakistan, d'après l'étude de Ali & Erenstein (2017). Le report de la date de semis permet de réduire considérablement la demande d'irrigation (Acharjee *et al.*, 2019) et pourrait conduire à une augmentation du rendement. C'est ce qu'ont montré les résultats de cette étude où les rendements sur le périmètre de Nanan augmentent lorsqu'on décale la date de semis de 30 jours.

Conclusion partielle

Ce dernier chapitre a été dédié d'une part, à l'analyse de la perception de la variabilité et du changement climatiques par les riziculteurs du département de Yamoussoukro. Il a été obtenu que l'ensemble des riziculteurs interrogés, perçoit la variabilité du climat et son impact sur leur système de production. En effet, les riziculteurs perçoivent les variations dans le climat de la zone d'étude, à travers la hausse des températures, la baisse de la pluviométrie, le démarrage tardif et le raccourcissement des saisons pluvieuses, ainsi que la baisse du niveau d'eau dans les retenues des périmètres. Une tendance à la baisse statistiquement non significative de la pluviométrie est observée sur la période 1979–2020 avec $a = -3,43$ et $Z = -1,53 < 0$ et $|Z| < 1,96$. En outre, sur la période 1979-2020, il est observé une tendance à la hausse non significative des températures minimales ($a = 0,0237$ et $Z = 0,52 < 1,96$), statistiquement significative des températures maximales avec $a = 0,0386$ et $Z = 5,35 > 1,96$. Les résultats ont montré aussi, une forte variabilité des dates de démarrage, de fin et dans la durée des saisons des pluies. Il est également observé un démarrage tardif, une fin précoce et un raccourcissement de la durée des saisons pluvieuses sur la période 1979–2020. Dans l'ensemble, les riziculteurs sont conscients du changement climatique et leur perception de la variabilité des paramètres agro-climatiques concorde avec l'évolution des observations climatiques.

Ce chapitre a été d'autre part, dédiée à l'analyse de la vulnérabilité des riziculteurs du département de Yamoussoukro, face aux impacts du changement climatique. L'analyse de la variabilité climatique, les entretiens avec les riziculteurs, ainsi que la documentation ont permis d'identifier les risques climatiques pouvant impacter la production du riz irrigué dans le département de Yamoussoukro. Ainsi, les variables du système de culture du riz irrigué

susceptibles d'être impactées, retenues sont : la disponibilité de l'eau d'irrigation, les sols et les cultures. Le niveau de capacité d'adaptation des riziculteurs dans le département de Yamoussoukro, obtenu est de « 1,93 ». Cette valeur, comprise entre 1 et 2, indique que les producteurs s'adaptent à un niveau moyen aux effets du changement climatique. Cette capacité d'adaptation a ainsi permis de montrer que le niveau de vulnérabilité des riziculteurs est modéré. Les options d'adaptation les plus prioritaires identifiées, sont l'amélioration de la technique culturale, l'adoption de variétés précoces et résistantes à la chaleur, et l'adoption de semis tardifs. L'option la moins prioritaire est l'augmentation de la superficie culturale.

Les riziculteurs du département de Yamoussoukro possèdent déjà une capacité d'adaptation qui leur permettrait de renforcer leur résilience au changement climatique. Toutefois, ils sont confrontés à des contraintes qui réduisent leur capacité d'adaptation, à savoir : l'insuffisance de capital, le coût élevé des intrants, le manque d'informations sur le changement climatique, l'accès insuffisant aux crédits et une meilleure autonomisation grâce à des services de vulgarisation.

CONCLUSION GENERALE

Cette étude a été menée sur le périmètre de Nanan, dans le département de Yamoussoukro avec pour objectif principal, d'évaluer les impacts potentiels du changement climatique sur l'offre et la demande en eau, ainsi que les rendements du riz irrigué, en intégrant la perception et la vulnérabilité des riziculteurs. Pour atteindre cet objectif, l'étude a été définie sur la base de l'hypothèse selon laquelle le changement climatique aura un impact significatif sur les apports en eau, les besoins en irrigation et les rendements du riz dans la région, d'une part. D'autre part, les riziculteurs du département de Yamoussoukro sont conscients mais, vulnérables au changement climatique.

La méthodologie de l'étude s'est principalement basée sur la combinaison des approches descendante et ascendante qui permettent d'intégrer à la fois les projections climatiques et la vulnérabilité à l'échelle locale, offrant ainsi une évaluation plus complète et efficace de l'impact du changement climatique sur les agrosystèmes. L'approche descendante d'évaluation des impacts potentiels du changement climatique a consisté à analyser les tendances climatiques et leurs implications sur la période historique 1986-2020 (35 ans) et sur les horizons 2050 (2031-2060) et 2080 (2061-2090) sous les scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5. Ainsi, les sorties des deux (2) modèles climatiques régionaux (MCR) RCA4 et RACMO22T ont été utilisées pour évaluer les impacts du changement climatique aux horizons futurs par rapport à la période de référence 1982-2005. L'approche ascendante, qui tient compte de la perception paysanne et de la capacité d'adaptation des riziculteurs au changement climatique, a consisté à analyser leur vulnérabilité afin d'identifier des stratégies d'adaptation spécifiques au contexte local et ainsi, renforcer leur résilience au changement climatique. En outre, le modèle agro-hydrologique SWAT+ a été utilisé pour simuler les écoulements entrants de la retenue du périmètre de Nanan. Aussi, le modèle de simulation de culture CERES-Rice de l'environnement du DSSAT, a servi à la simulation des besoins en eau, des besoins en eau d'irrigation et des rendements du riz.

Les résultats obtenus confirment et contredisent les hypothèses de recherche posées au début de l'étude :

- **Hypothèse 1** : les variations de régimes des précipitations dans le passé, ont provoqué une variation et une diminution des écoulements vers la retenue d'irrigation du périmètre de Nanan. Cette hypothèse a été contredite ;
- **Hypothèse 2** : dans le passé, les besoins en eau des cultures et d'irrigation du riz sur le site de Nanan ont augmenté, ainsi que les rendements du riz ont baissé, en raison des variations passées des températures et des précipitations dans le département de

Yamoussoukro. Cette hypothèse a été en partie contredite (baisse des besoins en eau et baisse des rendements) ;

- **Hypothèse 3** : les variations futures de précipitations et de températures dans le département de Yamoussoukro entraîneront une baisse des écoulements vers la retenue de Nanan et des rendements du riz irrigué, ainsi qu'une hausse des besoins en eau et des besoins en eau d'irrigation du riz. Cette hypothèse a été partiellement confirmée (baisse des écoulements et des rendements, et baisse des besoins en eau) ;
- **Hypothèse 4** : les riziculteurs du département de Yamoussoukro perçoivent le changement climatique sous différents niveaux de connaissances quant à ses impacts sur leur système de production, ont une faible capacité d'adaptation au changement climatique et sont vulnérables face à ce phénomène. Cette hypothèse a été relativement confirmée.

Concernant les principaux résultats obtenus dans cette étude, la simulation du modèle SWAT+ sur la période historique 1986–2020, a montré que le modèle représente bien l'hétérogénéité spatiale des composantes du bilan hydrique du bassin versant de Taabo (BVT). De même, il reproduit bien les écoulements vers la retenue du périmètre rizicole de Nanan où les apports sont très variables d'une année à l'autre. En outre, ces apports évoluent non-significativement à la hausse sur l'ensemble de la période de simulation, avec une statistique normale standard du test de Mann-Kendall, $0 < |Z| = 1,3068 < 1,96$ et une pente de la droite de régression linéaire $a = 14\,894 > 0$. Ces apports sont supérieurs aux prélèvements d'eau dans la retenue pour l'irrigation des parcelles de riz, avec une différence positive de $300\,000\text{ m}^3$. Ainsi, les apports par ruissellement peuvent compenser les prélèvements d'eau d'irrigation de la retenue du périmètre rizicole de Nanan.

Sur la période 1986-2020, les simulations du modèle DSSAT/ERES-Rice révèlent que les besoins en eau des cultures (BEC), les besoins nets d'irrigation (BNI) et les rendements (RDT) varient fortement d'une année à l'autre. En outre, les BEC et les RDT suivent une évolution à la baisse statistiquement non-significative, respectivement durant la campagne culturale 1 et 2, avec : $a = -0,4543$ et $-0,4854 < 0$ et $|Z| = 0,2272$ et $1,05 < 1,96$; et $a = -16,029$ et $-26,353 < 0$ et de $|Z| = 0,6532$ et $0,426 < 1,96$. Quant aux BNI, ils évoluent respectivement non significativement à la hausse ($a=2,9894$ et $|Z| = 1,0509 < 1,96$) et à la baisse ($a = -0,2102$ et $|Z| = 0,2556 < 1,96$), au cours des campagnes 1 et 2.

Après avoir mis en évidence les biais dans les sorties brutes de précipitations et de températures maximales et minimales des MCR RCA4 et RACMO22T, ces derniers ont été corrigés sur la

base des données observées, sur la période de référence 1982–2005. Ainsi, une très bonne reproduction des variables climatiques a été obtenue de la part des deux MCR, avec une moindre performance du modèle RCA4. Ces résultats ont démontré l'importance de la technique de correction de biais. Ils ont également montré que les sorties corrigées des deux MCR pouvaient servir de façon fiable à évaluer l'impact du changement climatique dans les modèles d'impact comme SWAT+ et DSSAT-CERES-Rice. Les simulations futures ont montré que les modèles RCA4 et RACMO22T s'accordent pour projeter dans l'ensemble, une baisse des précipitations et une hausse des températures maximales et minimales, selon tous les horizons et les scénarios RCP.

Une tendance à la baisse des apports vers la retenue de Nanan a été simulée par le modèle RCA4, avec une variation de -28 % et de -30 % par rapport à la période de référence (1982-2005), à l'horizon 2050 et 2080 respectivement, selon les scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5. Cependant, ces résultats doivent être considérés avec parcimonie car, le modèle RCA4 a mal reproduit la saisonnalité pluviométrique dans le BVT, contrairement au modèle RACMO22T. Quant au modèle RACMO22T, il a projeté une baisse et une hausse des apports sous les RCP 4.5 et 8.5 respectivement, avec un taux de variation de +0,87 et -1,48 % en 2031-2060, et de -1,01 et +1,86 % en 2061-2090, par rapport à la période de référence. La projection du MCR RACMO22T suggère que le changement climatique aura moins d'impact que prévu sur les apports vers la retenue de Nanan.

La tendance générale est à la baisse dans l'évolution des BEC, des BNI et des RDT, dans tous les horizons et selon tous les scénarios RCP. En effet, les simulations du modèle DSSAT/CERES-Rice ont montré que les BEC et les RDT suivent une évolution à la baisse, respectivement durant les campagnes culturales 1 et 2 ($a=-0,45$ et $-0,48$ et $|Z|=0,22$ et $1,05 < 1,96$; et $a=-16,03$ et $-26,35$ et de $|Z|=0,65$ et $0,42 < 1,96$) sur la période 1986-2020. Quant aux BNI, ils évoluent respectivement à la hausse ($a=2,98$ et $|Z|=1,05 < 1,96$) et à la baisse ($a=-0,21$ et $|Z|=0,25 < 1,96$), au cours des deux campagnes. Le changement climatique entraînera une réduction de la demande en eau de la culture et de la demande en eau d'irrigation due à une réduction des jours de croissance. Cette réduction entraînera par ricochet, une baisse des rendements du riz. Les stratégies d'adaptation simulées ont montré qu'un retard dans la date de semis du riz (décalage de 30 jours) et une dose d'irrigation de 100 mm (campagne 1 : juin) et 150 mm (campagne 2 : décembre), constituent les meilleures options d'adaptation du riz irrigué sur le site de Nanan.

L'analyse de la perception a montré que l'ensemble des riziculteurs interrogés, perçoit la variabilité du climat et son impact sur leur système de production, à travers la hausse des températures, la baisse de la pluviométrie, le démarrage tardif et le raccourcissement des saisons pluvieuses, ainsi que la baisse du niveau d'eau dans les retenues. Les tests statistiques ont montré une tendance à la baisse non-significative de la pluviométrie sur la période 1979–2020, avec $a = -3,43$ et $Z = -1,53 < 0$; $|Z| < 1,96$. En outre, il est observé une tendance à la hausse non-significative des températures minimales et une tendance à la hausse significative maximales sur la période 1979–2020, avec respectivement $a = 0,0237$ et $0,0386$; $|Z| = 0,52 < 1,96$ et $|Z| = 5,35 > 1,96$. Cette tendance à la hausse est accentuée au niveau des températures maximales. Les résultats ont aussi montré une forte variabilité des dates de démarrage, de fin et dans la durée des saisons des pluies. Les résultats montrent également un démarrage tardif, une fin précoce et un raccourcissement de la durée des saisons pluvieuses sur la période 1979–2020. Dans l'ensemble, les riziculteurs sont conscients du changement climatique et leur perception de la variabilité des paramètres agro-climatiques concorde avec l'évolution des observations climatiques.

Le niveau de la capacité d'adaptation des riziculteurs dans le département de Yamoussoukro, obtenu est de « 1,93 ». Cette valeur, comprise entre 1 et 2, indique que les producteurs ont une capacité d'adaptation moyenne face aux effets du changement climatique. Cette capacité d'adaptation a ainsi permis de montrer que le niveau de vulnérabilité des riziculteurs est « modéré ». Ce qui suggère que les riziculteurs de Yamoussoukro sont modérément vulnérables aux impacts du changement climatique et peuvent donc y faire face. Les options d'adaptation analysées dans cette étude sont présentées par ordre de priorité comme suit : l'utilisation de variétés précoces et résistantes à la chaleur, l'amélioration de la technique culturale, l'adoption du semis tardif, la pratique de l'irrigation alternative, l'amélioration de l'efficacité d'utilisation de l'eau, l'ajustement des calendriers culturaux, l'augmentation de la densité de semis, l'utilisation accrue d'engrais, l'application de techniques de conservation de l'humidité du sol, l'augmentation de la superficie culturale. Ces options d'adaptation confirment les projections des stratégies d'adaptation et peuvent donc être utilisées pour réduire les impacts potentiels du changement climatique sur le riz irrigué dans le département de Yamoussoukro et dans le centre de la Côte d'Ivoire.

Ainsi, à l'issue de ces travaux, plusieurs recommandations nécessitant des interventions concrètes, sont adressées aux décideurs et aux bailleurs de fonds. Ces recommandations doivent être adoptées par les décideurs par une approche intégrée et proactive afin de gérer de façon

durable, les impacts du changement climatique sur la riziculture irriguée. Les gestionnaires du périmètre rizicole de Nanan devraient être accompagnés par les organismes étatiques tels que l'Agence Nationale d'Appui au Développement Rural (ANADER), l'Agence pour le Développement de la filière Riz (ADERIZ), le Centre National de Recherche Agronomique (CNRA), et des organismes non gouvernementaux, pour la mise en œuvre effective des stratégies d'adaptation proposées dans cette étude. Les Collectivités Territoriales et les services en charge de la gestion du paysage et de l'aménagement du territoire, doivent développer un plan de gestion intégrée du bassin versant urbain de la retenue de Nanan. Cela permettra de mieux coordonner l'utilisation des ressources en eau entre les différents secteurs (agriculture, usage domestique, industrie) et d'assurer une allocation équitable et durable de l'eau dans les zones agricoles urbaines et périurbaines. Un dispositif de protection du bassin versant de la retenue de Nanan doit être installé, y compris également, au niveau des bassins versants des autres retenues du département. En outre, il faut faciliter et/ou renforcer la circulation des eaux vers l'entrée de la retenue de Nanan qui est réduite par la présence d'une buse. La SODEXAM et la Direction Nationale de l'Hydraulique devraient coordonner le déploiement d'un réseau de stations pluviométriques et hydrométriques à proximité des retenues hydroagricoles du département de Yamoussoukro en particulier, et de la Côte d'Ivoire en général. Cela permettrait de fournir des données nécessaires à leurs études en raison de leur importance pour la sécurité alimentaire. En vue d'une amélioration de l'utilisation de l'eau sur le périmètre rizicole irrigué de Nanan, il est nécessaire de réhabiliter et de moderniser le réseau d'irrigation du périmètre. Il est plus que crucial de professionnaliser la gestion de l'eau sur les périmètres irrigués en Côte d'Ivoire en la retirant aux agriculteurs et l'adressant à des Experts en Génie Rural. Il faut former les agriculteurs et les gestionnaires des systèmes d'irrigation aux pratiques durables de gestion de l'eau et à l'adaptation aux changements climatiques. Il est aussi nécessaire de mettre en place des systèmes de suivi et de gestion intelligente de l'irrigation (débitmètres, capteurs, automatisation, gestion à distance) pour adapter l'apport en eau aux besoins réels des cultures et aux conditions climatiques en temps réel. Les Technologies de l'Information et de la Communication (TIC) doivent être utilisées pour la sensibilisation des riziculteurs sur le changement climatique, l'adoption et la mise en œuvre de stratégies d'adaptation. Cela permettrait de renforcer la résilience et la capacité d'adaptation des riziculteurs dans le département de Yamoussoukro en particulier, et sur tout le territoire de la Côte d'Ivoire en général. L'accès aux TIC pourrait être facilité par les agents de vulgarisation des organismes étatiques.

En perspectives, cette étude pourrait être conduite à l'échelle nationale dans les différentes régions de production de riz irrigué afin de mettre en œuvre des stratégies d'adaptation spécifiques à chaque région. Dans cette étude, une démarche méthodologique a été employée pour simuler les écoulements vers la retenue d'irrigation de Nanan dont le bassin versant est non-jaugé, à l'aide du modèle agro-hydrologique SWAT+. Les résultats ont été très satisfaisants. Cependant, cette approche n'a pas encore été rapportée dans la littérature. De ce fait, elle pourrait être appliquée sur des bassins versants de retenues disposant de chroniques de débits. Cela permettrait de tirer des conclusions plus robustes et de valider cette approche de modélisation des réservoirs non-jaugés. Les simulations futures du modèle semi-distribué SWAT+ ont été réalisées en figeant l'occupation et l'utilisation des terres aux horizons futurs. Cela a limité l'évaluation de l'impact du changement climatique sur les apports vers la retenue de Nanan. Des recherches futures devraient s'effectuer en considérant l'impact isolé de l'occupation du sol et l'impact combiné de l'occupation du sol et du changement climatique sur les écoulements vers la retenue.

Les autres variétés de riz irrigué cultivées sur le périmètre de Nanan et dans le centre de la Côte d'Ivoire pourraient être calibrées à l'aide du modèle DSSAT. Aussi, des études postérieures devraient être menées pour valider et confirmer le succès des stratégies d'adaptation proposées. L'évaluation de l'empreinte hydrique globale et de la productivité de l'eau du riz dans la zone d'étude serait d'une grande importance pour la gestion des ressources en eau. Et cela, en raison de la baisse relative des apports futurs vers la retenue d'irrigation de Nanan et des rendements futurs du riz, prédites dans cette étude. Une optimisation de l'utilisation de l'eau sur les périmètres rizicoles devrait également être étudiée. Une analyse physico-chimique des eaux de la retenue de Nanan devrait être réalisée, en raison de nombreuses sources de pollution de ces eaux qui pourraient porter atteinte à la santé des riziculteurs et des consommateurs du riz produit sur ce site. Cette présente étude devrait servir de cadre méthodologique de référence pour les études sur l'évaluation de l'impact du changement climatique sur les ressources en eau agricoles et la productivité des cultures.

Ce travail est l'une des études à s'adresser aux impacts du changement climatique sur le riz irrigué. Il a été financé par le Programme d'Appui Stratégique à la Recherche Scientifique (PASRES) issu de la coopération entre les gouvernements de la République de Côte d'Ivoire et de la Confédération Suisse. Les résultats de cette étude seront donc remis au PASRES en vue de leur prise en compte et de leur mise en œuvre effective par les décideurs.

REFERENCES

- 2PAI (2016b). Réalisation des études de préparation du Projet de Pôle agroindustriel dans la région de Bélier : l'étude de formulation du projet ; des études APD, PGES et DAO des aménagements hydro-agricoles ; des études APD, PGES et DAO de réhabilitation de pistes rurales / Volet 1 – Phase 2 Etudes de faisabilité et études APS des principales infrastructures - Volume 1 : Aménagements hydroagricoles.
- Abbaspour K., Vaghefi S. & Srinivasan R. (2017). A Guideline for Successful Calibration and Uncertainty Analysis for Soil and Water Assessment: *A Review of Papers from the 2016 International SWAT Conference*. *Water*, 10(1) : 6.
- Abbaspour K.C., Rouholahnejad E., Vaghefi S., Srinivasan R., Yang H. & Kløve B. (2015). A continental-scale hydrology and water quality model for Europe: Calibration and uncertainty of a high-resolution large-scale SWAT model. *Journal of Hydrology*, 524 : 733–752.
- Abeysingha N.S., Singh M., Islam A. & Sehgal V.K. (2016). Climate change impacts on irrigated rice and wheat production in Gomti River basin of India: a case study. *SpringerPlus*, 5(1) : 1250.
- Acharjee T.K., van Halsema G., Ludwig F., Hellegers P. & Supit I. (2019). Shifting planting date of Boro rice as a climate change adaptation strategy to reduce water use. *Agricultural Systems*, 168 : 131–143.
- Acharjee T.K., Ludwig F., van Halsema G., Hellegers P. & Supit I. (2017). Future changes in water requirements of Boro rice in the face of climate change in North-West Bangladesh. *Agricultural Water Management*, 194 : 172–183.
- Adefolalu D.O. (1986). Rainfall Trends in Nigeria. *Theoretical and Applied Climatology*, (37) : 205–219.
- ADEME (2012). Diagnostic de vulnérabilité d'un territoire au changement climatique : Éléments méthodologiques tirés de l'expérience internationale. France, 104p.
- ADERIZ (2022). Site officiel du riz en Côte d'Ivoire. Agence pour le Développement de la filière RIZ, <https://www.aderiz.ci/fr/index-classic>.
- Adger W.N. (2000). Social and ecological resilience: are they related? *Progress in Human Geography*, 24(3) : 347–364.
- Adger W.N. (2006). Vulnerability. *Global Environmental Change*, 16(3) : 268–281.
- Adhikari M., Adhikari N.R., Sharma S., Gairhe J., Bhandari R.R. & Paudel S. (2019). Evaluation of Drought Tolerant Rice Cultivars Using Drought Tolerant Indices under Water Stress and Irrigated Condition. *American Journal of Climate Change*, 08(02) : 228–236.

- AfricaRice (2011). Acquis de la crise rizicole : politiques pour la sécurité alimentaire en Afrique. *Centre du Riz pour l'Afrique*, Bénin, 32p.
- Aggarwal P.K. & Mall R.K. (2002). CGIAR Research Program on Climate Change, Agriculture and Food Security, *Climatic Change*, 52 : 331–343.
- Agossou D.S.M., Tossou C.R., Vissoh V.P. & Agbossou E.K. (2012). Perception des perturbations climatiques, savoirs locaux et stratégies d'adaptation des producteurs agricoles béninois. *African Crop Science Journal*, 20 : 565–588.
- Agossou S.M.D. (2008). Adaptation aux changements climatiques : perceptions, savoirs locaux et stratégies d'adaptation des producteurs des communes de Glazoué et de Savalou au centre du Bénin. Mémoire De Fin Cycle, Université d'Abomey-Calavi (Cotonou, Bénin), 197p.
- Ahmad S., Ahmad A., Ali H., Hussain A., Garcia y Garcia A., Khan M.A., Zia-Ul-Haq M., Hasanuzzaman M. & Hoogenboom G. (2013). Application of the CSM-CERES-Rice model for evaluation of plant density and irrigation management of transplanted rice for an irrigated semiarid environment. *Irrigation Science*, 31(3) : 491–506.
- Ahmed K.F., Wang G., Silander J., Wilson A.M., Allen J.M., Horton R. & Anyah R. (2013). Statistical downscaling and bias correction of climate model outputs for climate change impact assessment in the U.S. northeast. *Global and Planetary Change*, 100 : 320–332.
- Ahmed K.F., Wang G., Yu M., Koo J. & You L. (2015). Potential impact of climate change on cereal crop yield in West Africa. *Climatic Change*, 133(2) : 321–334.
- Ahmed M., Stöckle C.O., Nelson R., Higgins S., Ahmad S. & Raza M.A. (2019). Novel multimodel ensemble approach to evaluate the sole effect of elevated CO₂ on winter wheat productivity. *Scientific Reports*, 9(1) : 7813.
- Ahn J., Kim Y., Shim K., Suh M., Cha D., Lee D., Hong S., Min S., Park S. & Kang H. (2021). Climatic yield potential of Japonica-type rice in the Korean Peninsula under RCP scenarios using the ensemble of multi-GCM and multi-RCM chains. *International Journal of Climatology*, 41(1) : 1287-1302.
- Ahn K.-H. & Kim Y.-O. (2019). Incorporating climate model similarities and hydrologic error models to quantify climate change impacts on future riverine flood risk. *Journal of Hydrology*, 570 : 118–131.
- Aho N., Ahloussou E. & Agbahungba G. (2006). Evaluation concertée de la vulnérabilité aux variations actuelles du climat et aux phénomènes météorologiques extrêmes, 52p.
- Ahuja L.R. & Ma L. (2015). A Synthesis of Current Parameterization Approaches and Needs for Further Improvements. In: *Advances in Agricultural Systems Modeling*, eds. Ahuja L.R.

- & Ma L., American Society of Agronomy and Soil Science Society of America, pp. 427–440.
- Akinbile C.O. (2013). Assessment of the CERES-Rice model for rice production in Ibadan, Nigeria. *Agricultural Engineering International: CIGR Journal*, 15(1) : 19–26.
- Akoko G., Le T.H., Gomi T. & Kato T. (2021). A Review of SWAT Model Application in Africa. *Water*, 13(9) : 1313.
- Akponikpè P.B.I., Gérard B., Michels K. & Biielders C. (2010). Use of the APSIM model in long term simulation to support decision making regarding nitrogen management for pearl millet in the Sahel. *European Journal of Agronomy*, 32(2) : 144–154.
- Alejo L.A. (2021). Assessing the impacts of climate change on aerobic rice production using the DSSAT-CERES-Rice model. *Journal of Water and Climate Change*, 12(3) : 696–708.
- Alemaw B.F. & Simalenga T. (2015). Climate Change Impacts and Adaptation in Rainfed Farming Systems: A Modeling Framework for Scaling-Out Climate Smart Agriculture in Sub-Saharan Africa. *American Journal of Climate Change*, 04(04) : 313–329.
- Alexandrov V.A. & Hoogenboom G. (2000). Vulnerability and adaptation assessments of agricultural crops under climate change in the Southeastern USA. *Theoretical and Applied Climatology*, 67 : 45–63.
- Ali A. & Erenstein O. (2017). Assessing farmer use of climate change adaptation practices and impacts on food security and poverty in Pakistan. *Climate Risk Management*, 16 : 183–194.
- Allé U.C.S.Y., Vissoh P.V., Guibert H., Agbossou E.K. & Afouda A.A. (2013). Relation entre perceptions paysannes de la variabilité climatique et observations climatiques au Sud-Bénin. *VertigO*, 13(3) : 1-20.
- Allen R.G., Pereira L.S., Raes D. & Smith M. (1998). Crop evapotranspiration-Guidelines for computing crop water requirements-FAO Irrigation and drainage paper 56. *FAO Irrigation and Drainage Paper*, (56) : 327.
- Amiri E., Rezaei M., Bannayan M. & Soufizadeh S. (2013). Calibration and Evaluation of CERES Rice Model under Different Nitrogen- and Water-Management Options in Semi-Mediterranean Climate Condition. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, 44(12) : 1814–1830.
- Andréassian V. (2002). Impact de l'évolution du couvert forestier sur le comportement hydrologique des bassins versants TOME 1. Thèse De Doctorat de Géosciences et Ressources Naturelles, Spécialité : Hydrologie, Université Paris 6, 276p.
- Andrianandraina, Ventura A., Senga Kiessé T., Cazacliu B., Idir R. & van der Werf H.M.G. (2015). Sensitivity Analysis of Environmental Process Modeling in a Life Cycle Context: A

- Case Study of Hemp Crop Production: Environmental Process Modeling in a Life Cycle Context. *Journal of Industrial Ecology*, 19(6) : 978–993.
- Angulo C., Rötter R., Lock R., Enders A., Fronzek S. & Ewert F. (2013). Implication of crop model calibration strategies for assessing regional impacts of climate change in Europe. *Agricultural and Forest Meteorology*, 170 : 32–46.
- Anoh K.A. (2014). Apport d'un SIG et du modèle agro-hydrologique SWAT dans la gestion durable des ressources en eaux du bassin versant du lac de Taabo (Centre de la Côte d'Ivoire). Thèse De Doctorat en Sciences de la Terre, UFR des Sciences de la Terre et des Ressources Minières, Université Félix Houphouët-Boigny (Abidjan, Côte d'Ivoire), 217p.
- Anoh K.A., Konan K.S., Eblin S.G., Atcho A.V. & Kouassi K.L. (2021). Contribution of Agro-Hydrological Modeling in the Evaluation of Water Availability of an Ungauged Basin Reservoir in Côte d'Ivoire: Case of the Loka Reservoir in Bouaké. *Computational Water, Energy, and Environmental Engineering*, 10(03) : 117–130.
- Anoh K.A., Koua T.J.J., Eblin S.G., Kouamé K.J. & Jourda J.P. (2017). Modelling Freshwater Availability Using SWAT Model at a Catchment-Scale in Ivory Coast. *Journal of Geoscience and Environment Protection*, 05(13) : 70–83.
- Anoh K.A., Koua T.J.J., Kouamé K.J., Jourda J.P. & Laurent F. (2018). Modelling water flow in a complex watershed in humid a tropical area using SWAT: a case study of Taabo watershed in Ivory Coast. *International Journal of River Basin Management*, 16(2) : 157–167.
- Anugwa I.Q., Onwubuya E.A., Chah J.M., Abonyi C.C. & Nduka E.K. (2022). Farmers' preferences and willingness to pay for climate-smart agricultural technologies on rice production in Nigeria. *Climate Policy*, 22(1) : 112–131.
- Ardoïn-Bardin S. (2004). Variabilité hydroclimatique et impacts sur les ressources en eau de grands bassins hydrographiques en zone soudano-sahélienne. Thèse De Doctorat en Sciences de l'Eau dans l'Environnement Continental, Université Montpellier II Sciences et Techniques du Languedoc (Montpellier, France), 440p.
- Ardoïn-Bardin S., Dezetter A., Servat E., Dieulin C., Casenave L., Niel H., Paturel J.-E. & Mahé G. (2006). Application de scénarii climatiques en modélisation hydrologique : utilisation des sorties GCM. In: *Climate Variability and Change—Hydrological Impacts*, pp. 436–441.
- Arnold J., Bieger K., White M., Srinivasan R., Dunbar J. & Allen P. (2018). Use of Decision Tables to Simulate Management in SWAT+. *Water*, 10 (6) : 713.

- Arnold J.G., D.N. Moriasi, P.W. Gassman, K.C. Abbaspour, M.J. White, R. Srinivasan, C. Santhi, R.D. Harmel, A. van Griensven, M.W. Van Liew, N. Kannan, & M.K. Jha (2012). SWAT: Model Use, Calibration, and Validation. *Transactions of the ASABE*, 55(4) : 1491–1508.
- Arnold J.G. & Fohrer N. (2005). SWAT2000: current capabilities and research opportunities in applied watershed modelling. *Hydrological Processes*, 19(3) : 563–572.
- Arsenault R., Breton-Dufour M., Poulin A., Dallaire G. & Romero-Lopez R. (2019). Streamflow prediction in ungauged basins: analysis of regionalization methods in a hydrologically heterogeneous region of Mexico. *Hydrological Sciences Journal*, 64(11) : 1297–1311.
- Asseng S., Ewert F., Rosenzweig C., Jones J.W., Hatfield J.L., Ruane A.C., Boote K.J., Thorburn P.J., Rötter R.P., Cammarano D., Brisson N., Basso B., Martre P., Aggarwal P.K., Angulo C., Bertuzzi P., Biernath C., Challinor A.J., Doltra J., Gayler S. (2013). Uncertainty in simulating wheat yields under climate change. *Nature Climate Change*, 3(9) : 827–832.
- Bailey R.T., Bieger K., Flores L. & Tomer M. (2022). Evaluating the contribution of subsurface drainage to watershed water yield using SWAT+ with groundwater modeling. *Science of The Total Environment*, 802 : 149962.
- Balme M., Galle S. & Lebel T. (2005). Démarrage de la saison des pluies au Sahel : variabilité aux échelles hydrologique et agronomique, analysée à partir des données EPSAT-Niger. 16: 8p.
- Barbottin A. (2004). Using a culture model to assess genotype behaviour: Appropriateness of using Azodyn to analyse variability in yield and protein content of common wheat. PhD Thesis, INRA de Grignon (Paris-Grignon, France), 238p.
- Baroni G. & Tarantola S. (2014). A General Probabilistic Framework for uncertainty and global sensitivity analysis of deterministic models: A hydrological case study. *Environmental Modelling & Software*, 51 : 26–34.
- Basheer A.K., Lu H., Omer A., Ali A.B. & Abdelgader A.M.S. (2016). Impacts of climate change under CMIP5 RCP scenarios on the streamflow in the Dinder River and ecosystem habitats in Dinder National Park, Sudan. *Hydrology Earth Systems Sciences.*, 20 : 1331–1353.
- Bates B., Kundzewicz Z.W., Palutikof J. & Wu S. (2008). Le changement climatique et l'eau. Genève (Suisse), 228p.
- Bauwens A., Sohier C. & Degré A. (2013). Impacts of climate change on the hydrology and management of water resources in the Meuse basin (bibliographic summary). *Biotechnology Agronomy Society and Environment Journal*, 17(1) : 76–86.

- Béavogui M. (2012). Impact du changement climatique sur la culture du riz pluvial en Haute Guinée et proposition de stratégies d'adaptation. Mémoire De Fin D'études en Changement climatique et Développement Durable, CENTRE REGIONAL AGRHYMET (Niger), 95p.
- Beckers E. & Degré A. (2011). Revue bibliographique : la prise en compte des transferts horizontaux dans les modèles hydrologiques. *Biotechnology Agronomy Society Environment*, 15(1) : 143–151.
- Béhanzin P., Brisso D., Sainou J. & Faton D. (2018). Climate change and production of corn : Perceptions and effects on the municipality of Allada in Benin. *Environmental and Water Sciences, Public Health & Territorial Intelligence*, 2(4) : 106–118.
- Beharry S.L., Gabriels D., Lobo D., Ramsewak D. & Clarke R.M. (2021). Use of the SWAT model for estimating reservoir volume in the Upper Navet watershed in Trinidad. *SN Applied Sciences*, 3(2) : 163.
- Bele Y., Mulotwa E., Bokoto de Semboli B., Sonwa D. & Tiani A.-M. (2010). Les effets du changement climatique dans le Bassin du Congo : la nécessité de soutenir les capacités adaptatives locales. *Aperçu sur l'adaptation*, (3): 5.
- Benke K.K., Lowell K.E. & Hamilton A.J. (2008). Parameter uncertainty, sensitivity analysis and prediction error in a water-balance hydrological model. *Mathematical and Computer Modelling*, 47(11–12) : 1134–1149.
- Berg P., Feldmann H. & Panitz H.-J. (2012). Bias correction of high-resolution regional climate model data. *Journal of Hydrology*, 448–449 : 80–92.
- Bertin N., Martre P., Genard M., Quilot B. & Salon C. (2010). Under what circumstances can process-based simulation models link genotype to phenotype for complex traits? Case-study of fruit and grain quality traits. *Journal of Experimental Botany*, 61(4) : 955–967.
- Beven K.J. & Kirkby M.J. (1979). A physically based, variable contributing area model of basin hydrology / Un modèle à base physique de zone d'appel variable de l'hydrologie du bassin versant. *Hydrological Sciences Bulletin*, 24(1) : 43–69.
- Bieger K., Arnold J.G., Rathjens H., White M.J., Bosch D.D., Allen P.M., Volk M. & Srinivasan R. (2017). Introduction to SWAT+, A Completely Restructured Version of the Soil and Water Assessment Tool. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 53(1) : 115–130.
- Blasone R.-S., Vrugt J.A., Madsen H., Rosbjerg D., Robinson B.A. & Zyvoloski G.A. (2008). Generalized likelihood uncertainty estimation (GLUE) using adaptive Markov Chain Monte Carlo sampling. *Advances in Water Resources*, 31(4) : 630–648.

- BNETD (1997). Plan directeur d'urbanisme de la ville de Yamoussoukro, 90p.
- Bojang F., Traore S., Togola A. & Diallo Y. (2020). Farmers Perceptions about Climate Change, Management Practice and Their On-Farm Adoption Strategies at Rice Fields in Sapu and Kuntaur of the Gambia, West Africa. *American Journal of Climate Change*, 09(01) : 1–10.
- Bokoto de Semboli B. (2008). Analyse de la vulnérabilité et identification de stratégies d'adaptation au changement climatique des communautés rurales dans les écosystèmes forestiers du sud-ouest de la république Centrafricaine. Mémoire De Fin D'études en Changement climatique et Développement Durable, Université de Dschang (Paris, France), 15p.
- Bolster C.H. & Vadas P.A. (2013). Sensitivity and Uncertainty Analysis for the Annual Phosphorus Loss Estimator Model. *Journal of Environmental Quality*, 42(4) : 1109–1118.
- Bondeau A., Smith P.C., Zaehle S., Schaphoff S., Lucht W., Cramer W., Gerten D., Lotze-Campen H., Müller C., Reichstein M. & Smith B. (2007). Modelling the role of agriculture for the 20th century global terrestrial carbon balance. *Global Change Biology*, 13(3) : 679–706.
- Bonetti S., Sutanudjaja E.H., Mabhaudhi T., Slotow R. & Dalin C. (2022). Climate change impacts on water sustainability of South African crop production. *Environmental Research Letters*, 17(8) : 084017.
- Boonwichai S., Shrestha S., Babel M.S., Weesakul S. & Datta A. (2018). Climate change impacts on irrigation water requirement, crop water productivity and rice yield in the Songkhram River Basin, Thailand. *Journal of Cleaner Production*, 198 : 1157–1164.
- Boonwichai S., Shrestha S., Babel M.S., Weesakul S. & Datta A. (2019). Evaluation of climate change impacts and adaptation strategies on rainfed rice production in Songkhram River Basin, Thailand. *Science of The Total Environment*, 652 : 189–201.
- Boote K.J., Kropff M.J. & Bindraban P.S. (2001). Physiology and modelling of traits in crop plants: implications for genetic improvement. *Agricultural Systems*, 70(2–3) : 395–420.
- Bouet A., N'cho A.L., Kéli Z.J., Yoboué N., Yayha C.M. & N'guessan P. (2005). Bien cultiver le riz irrigué en Côte d'Ivoire, 4p.
- Bouman B., Hengsdijk H., Hardy B., Bindraban P., Tuong T. & Ladha J. (2002). Water-wise rice production. IRRI ; Plant Research International, Metro Manila, Philippines : [Wageningen], 356p.
- Bouman B.A.M. & van Laar H.H. (2006). Description and evaluation of the rice growth model ORYZA2000 under nitrogen-limited conditions. *Agricultural Systems*, 87(3) : 249–273.

- Bouman B.A.M., Lampayan R.M. & Tuong T.P. (2007). Water management in irrigated rice: coping with water scarcity. International Rice Research Institute, Los Baños, Philippines, 54p.
- Boureima M., Abasse T.A., Montes C.S., Weber J.C., Katkoré B., Mounkoro B., Dakouo J.-M., Samaké O., Sigué H., Bationo B.A. & Diallo B.O. (2012). Analyse participative de la vulnérabilité et de l'adaptation aux changements climatiques : un guide méthodologique. *World Agroforestry Centre West and Central Africa Region*, (19) : 21.
- Bourgin F. (2014). Comment quantifier l'incertitude prédictive en modélisation hydrologique ? Travail exploratoire sur un grand échantillon de bassins versants. Thèse De Doctorat en Hydrologie, Institut des Sciences et Industries du Vivant et de l'Environnement (AgroParisTech) (France), 230p.
- Bourqui M., Mathevet T., Hingray B., Gailhard J., Hendrickx F., Lafaysse M. & Mezghani A. (2012). Évaluation hydrologique en temps présent de la chaîne modèle de circulation générale / méthodes de descente d'échelle statistique. In : Les climats régionaux : observation et modélisation, pp. 153–158.
- Breuer L., Huisman J.A., Willems P., Bormann H., Bronstert A., Croke B.F.W., Frede H.-G., Gräff T., Hubrechts L., Jakeman A.J., Kite G., Lanini J., Leavesley G., Lettenmaier D.P., Lindström G., Seibert J., Sivapalan M. & Viney N.R. (2009). Assessing the impact of land use change on hydrology by ensemble modeling (LUCHEM). I: Model intercomparison with current land use. *Advances in Water Resources*, 32(2) : 129–146.
- Brisson N., Gary C., Justes E., Roche R., Mary B., Ripoche D., Zimmer D., Sierra J., Bertuzzi P., Burger P., Bussi re F., Cabidoche Y.M., Cellier P., Debaeke P., Gaudill re J.P., H nault C., Maraux F., Seguin B. & Sinoquet H. (2003). An overview of the crop model STICS. *European Journal of Agronomy*, 18(3–4) : 309–332.
- Brou T., Akindes F. & Bigot S. (2005). La variabilit  climatique en C te d'Ivoire : entre perceptions sociales et r ponses agricoles. *Cahiers Agricultures*, 14(6) : 533–540.
- Buddhaboon C., Jintrawet A. & Hoogenboom G. (2011). Effects of planting date and variety on flooded rice production in the deepwater area of Thailand. *Field Crops Research*, 124(2) : 270–277.
- Buddhaboon C., Jintrawet A. & Hoogenboom G. (2018). Methodology to estimate rice genetic coefficients for the CSM-CERES-Rice model using GENCALC and GLUE genetic coefficient estimators. *The Journal of Agricultural Science*, 156(4) : 482–492.
- Buis S., Wallach D., Guillaume S., Varella H., Lecharpentier P., Launay M., Gu rif M., Bergez J.-E. & Justes E. (2015). The STICS Crop Model and Associated Software for Analysis,

- Parameterization, and Evaluation. In: *Advances in Agricultural Systems Modeling*, eds. Ahuja L.R. & Ma L., American Society of Agronomy and Soil Science Society of America, pp. 395–426.
- Calanca P. & Smith P. (2011). L'évapotranspiration de référence et son application en agrométéorologie, 8p.
- Campbell B.M., Vermeulen S.J., Aggarwal P.K., Corner-Dolloff C., Girvetz E., Loboguerrero A.M., Ramirez-Villegas J., Rosenstock T., Sebastian L., Thornton P.K. & Wollenberg E. (2016). Reducing risks to food security from climate change. *Global Food Security*, 11 : 34–43.
- Cao W., Bowden W.B., Davie T. & Fenemor A. (2006). Multi-variable and multi-site calibration and validation of SWAT in a large mountainous catchment with high spatial variability. *Hydrological Processes*, 20(5) : 1057–1073.
- Casanueva A., Herrera S., Iturbide M., Lange S., Jury M., Dosio A., Maraun D. & Gutiérrez J.M. (2020). Testing bias adjustment methods for regional climate change applications under observational uncertainty and resolution mismatch. *Atmospheric Science Letters*, 21(7) : 1-12.
- CEDEAO-CSAO/OCDE (2008). Le climat et les changements climatiques. Atlas de l'Intégration régionale en Afrique de l'Ouest, Série Environnement, 13p.
- Chandrvavanshi R., Kar G., Upadhyay S., Kumar Sinha P. & hit R. (2019). Simulation of Crop Growth and Productivity using Simulation Model for Short Duration Rice. *International Journal of Current Microbiology and Applied Sciences*, 8(12) : 2081–2088.
- Charron I. (2016). Climate Scenarios Guide: Using Climate Information to Guide Adaptation Research and Decision Making. Ouranos, Montreal, Québec, 110p.
- Chawanda C.J., Arnold J., Thiery W. & van Griensven A. (2020a). Mass balance calibration and reservoir representations for large-scale hydrological impact studies using SWAT+. *Climatic Change*, 163(3) : 1307–1327.
- Chawanda C.J., George C., Thiery W., Griensven A. van, Tech J., Arnold J. & Srinivasan R. (2020b). User-friendly workflows for catchment modelling: Towards reproducible SWAT+ model studies. *Environmental Modelling & Software*, 134 : 104812.
- Chédé D.F. (2012). Vulnérabilité et stratégies d'adaptation au changement climatique des paysans du Département des Collines au Bénin : cas de la Commune de Savè. Mémoire De Fin D'études en Changement Climatique et Développement Durable, Centre Régional AGRHYMET (Niger), 86p.

- Chen C.-C., McCarl B. & Chang C.-C. (2012). Climate change, sea level rise and rice: global market implications. *Climatic Change*, 18.
- Chen J., Brissette F.P. & Leconte R. (2011). Uncertainty of downscaling method in quantifying the impact of climate change on hydrology. *Journal of Hydrology*, 401(3–4) : 190–202.
- Chen Q., Chen H., Zhang J., Hou Y., Shen M., Chen J. & Xu C. (2020). Impacts of climate change and LULC change on runoff in the Jinsha River Basin. *Journal of Geographical Sciences*, 30(1) : 85–102.
- Chen W., He B., Nover D., Lu H., Liu J., Sun W. & Chen W. (2019). Farm ponds in southern China: Challenges and solutions for conserving a neglected wetland ecosystem. *Science of The Total Environment*, 659 : 1322–1334.
- Chen X., Long D., Hong Y., Zeng C. & Yan D. (2017). Improved modeling of snow and glacier melting by a progressive two-stage calibration strategy with GRACE and multisource data: How snow and glacier meltwater contributes to the runoff of the Upper Brahmaputra River basin?: A two-stage model calibration strategy. *Water Resources Research*, 53(3) : 2431–2466.
- Chete O.B. (2019). Factors influencing adaptation to climate change among smallholder farming communities in Nigeria. *African Crop Science Journal*, 27(1) : 45.
- Cheyglinted S., Ranamukhaarachchi S.L. & Singh G. (2001). Assessment of the CERES-Rice model for rice production in the Central Plain of Thailand. *The Journal of Agricultural Science*, 137(3) : 289–298.
- Cho J., Ko G., Kim K. & Oh C. (2016). Climate Change Impacts on Agricultural Drought with Consideration of Uncertainty in CMIP5 Scenarios: Climate change impacts on agricultural reservoirs. *Irrigation and Drainage*, 65 : 7–15.
- Chun J.A., Li S., Wang Q., Lee W.-S., Lee E.-J., Horstmann N., Park H., Veasna T., Vanndy L., Pros K. & Vang S. (2016). Assessing rice productivity and adaptation strategies for Southeast Asia under climate change through multi-scale crop modeling. *Agricultural Systems*, 143 : 14–21.
- Coffey M.E., Workman S.R., Taraba J.L. & Fogle A.W. (2004). Statistical procedures for evaluating daily and monthly hydrologic model predictions. *Transactions of the ASAE*, 47(1) : 59–68.
- Comoé H., Finger R. & Barjolle D. (2014). Farm management decision and response to climate variability and change in Côte d'Ivoire. *Mitigation and Adaptation Strategies for Global Change*, 19(2) : 123–142.

- Corbeels M., Berre D., Rusinamhodzi L. & Lopez-Ridaura S. (2018). Can we use crop modelling for identifying climate change adaptation options? *Agricultural and Forest Meteorology*, 256–257 : 46–52.
- Coron L. (2013). Les modèles hydrologiques conceptuels sont-ils robustes face à un climat en évolution ? Diagnostic sur un échantillon de bassins versants français et australiens. Thèse De Doctorat en Hydrologie, Institut des Sciences et Industries du Vivant et de l'Environnement (AgroParisTech) (Paris, France), 365p.
- Coron L., Andréassian V., Perrin C., Bourqui M. & Hendrickx F. (2014). On the lack of robustness of hydrologic models regarding water balance simulation: a diagnostic approach applied to three models of increasing complexity on 20 mountainous catchments. *Hydrology and Earth System Sciences*, 18(2) : 727–746.
- Cutter S.L., Barnes L., Berry M., Burton C., Evans E., Tate E. & Webb J. (2008). A place-based model for understanding community resilience to natural disasters. *Global Environmental Change*, 18(4) : 598–606.
- De Datta S.K. (1981). Principles and Practices of Rice Production. Int. Rice Res. Inst., 642p.
- Debortoli N., Dubreuil V., Henke C. & Rodrigues Filho S. (2012). Tendances et ruptures des séries pluviométriques dans la région méridionale de l'Amazonie brésilienne. In : Les climats régionaux : observation et modélisation, pp. 201–206.
- Dembelé Y., Duchesne J., Ouattara S. & Zida Z. (1999). Evolution des besoins en eau du riz irrigué en fonction des dates de repiquage (Burkina Faso, région centre). *Cahiers Agricultures*, (8) : 93–99.
- Devkota N. & Phuyal R.K. (2018). Adoption Practice of Climate Change Adaptation Options among Nepalese Rice Farmers : Role of Information and Communication Technologies (ICTs). *American Journal of Climate Change*, 07(02) : 135–152.
- Devkota N., Phuyal R.K. & Shrestha D.L. (2018). Perception, Determinants and Barriers for the Adoption of Climate Change Adaptation Options among Nepalese Rice Farmers. *Agricultural Sciences*, 09(03) : 272–298.
- Dias M.P.N.M., Navaratne C.M., Weerasinghe K.D.N. & Hettiarachchi R.H.A.N. (2016). Application of DSSAT Crop Simulation Model to Identify the Changes of Rice Growth and Yield in Nilwala River Basin for Mid-centuries under Changing Climatic Conditions. *Procedia Food Science*, 6 : 159–163.
- Dile Y., Srinivasan R. & George C. (2022). QGIS Interface for SWAT+: QSWAT+ version 2.2.

- Dile Y.T., Daggupati P., George C., Srinivasan R. & Arnold J. (2016). Introducing a new open-source GIS user interface for the SWAT model. *Environmental Modelling & Software*, 85 : 129–138.
- Dimon R. (2008). Adaptation aux changements climatiques : perceptions, savoirs locaux et stratégies d'adaptation développées par les producteurs des communes de Kandi et de Banikoara, au Nord du Bénin. Thèse de Doctorat en Economie, socio-anthropologie et communication pour le développement rural, Université d'Abomey-Calavi (Benin), 209p.
- Ding Y., Wang W., Song R., Shao Q., Jiao X. & Xing W. (2017). Modeling spatial and temporal variability of the impact of climate change on rice irrigation water requirements in the middle and lower reaches of the Yangtze River, China. *Agricultural Water Management*, 193 : 89–101.
- Ding Y., Wang W., Zhuang Q. & Luo Y. (2020). Adaptation of paddy rice in China to climate change: The effects of shifting sowing date on yield and irrigation water requirement. *Agricultural Water Management*, 228 : 105890.
- Diomandé M., Dongo K., Koné B., Cissé G., Biémi J. & Bonfoh B. (2017). Vulnérabilité de l'agriculture pluviale au changement de régime pluviométrique et adaptation des communautés rurales du « V-Baoulé » en Côte d'Ivoire, 11p.
- Dion K., Slivitzky M., Saïd M. & Favre A.-C. (2009). Analyses des ruptures et des tendances dans les écoulements annuels observés et simulés par le MRCC en climat actuel (1961-1999) pour les 21 bassins versants de la péninsule Québec/Labrador, 58p.
- Djè K.B. (2014). Programme National Changement Climatique (PNCC) Document de stratégie du programme National Changement Climatique (2015-2020), 84p.
- Doria R., Madramootoo C. & Mehdi B. (2006). Estimation of Future Crop Water Requirements for 2020 and 2050, Using CROPWAT. In: *2006 IEEE EIC Climate Change Conference, IEEE*, pp. 1–6.
- Dosio A., Turner A.G., Tamoffo A.T., Sylla M.B., Lennard C., Jones R.G., Terray L., Nikulin G. & Hewitson B. (2020). A tale of two futures: contrasting scenarios of future precipitation for West Africa from an ensemble of regional climate models. *Environmental Research Letters*, 15(6) : 064007.
- Doumbia S. & Depieu M. (2013). Perception paysanne du changement climatique et stratégies d'adaptation en riziculture pluviale dans le Centre Ouest de la Côte d'Ivoire. *Journal of Applied Biosciences*, 64(1) : 4822.
- Dow K., Berkhout F. & Preston B.L. (2013). Limits to adaptation to climate change: a risk approach. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 5(3–4) : 384–391.

- Ehret U., Zehe E., Wulfmeyer V., Warrach-Sagi K. & Liebert J. (2012). HESS Opinions ‘Should we apply bias correction to global and regional climate model data? *Hydrology and Earth System Sciences*, 16(9) : 3391–3404.
- Eisner S., Voss F. & Kynast E. (2012). Statistical bias correction of global climate projections – consequences for large scale modeling of flood flows. *Advances in Geosciences*, 31 : 75–82.
- Elias E., Rango A., Smith R., Maxwell C., Steele C. & Havstad K. (2016). Climate Change, Agriculture and Water Resources in the Southwestern United States. *Journal of Contemporary Water Research & Education*, 158(1) : 46–61.
- Eyasmin F., Ghosh B.C. & Hossain Md.A. (2017). Perception of and Adaptive Capacities to Climate Change Adaptation Strategies and Their Effects on Rice Production: A Case of Pabna District, Bangladesh. *Journal of Health and Environmental Research*, 3(1) : 8–21.
- Fageria N.K. (2003). Plant Tissue Test for Determination of Optimum Concentration and Uptake of Nitrogen at Different Growth Stages in Lowland Rice. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, 34(1–2) : 259–270.
- Faïza H., Meddi M. & Mahé G. (2011). Analyse des ruptures dans les séries pluviométriques dans le bassin de l’oued Mina (Nord Ouest d’Algérie), 17p.
- Famien A.M., Janicot S., Ochou A.D., Vrac M., Defrance D., Sultan B. & Noël T. (2018). A bias-corrected CMIP5 dataset for Africa using the CDF-t method – a contribution to agricultural impact studies. *Earth System Dynamics*, 9(1) : 313–338.
- FAO (1994). CROPWAT : a computer program for irrigation planning and management. Rome : Food and Agriculture Organization of the United Nations, 129p.
- FAO (2003). Guide d’identification des contraintes de terrian à la production de riz.
- FAO (2010). Aperçu Du Développement Rizicole Côte-d’Ivoire, 9p.
- FAO (2014). Projet « Amélioration de la production de riz en Afrique de l’Ouest en réponse à la flambée des prix des denrées alimentaires » composante Côte d’Ivoire (GCP/RAF/453/SPA), 18p.
- FAO, FIDA, OMS, PAM & UNICEF (2020). L’État de la sécurité alimentaire et de la nutrition dans le monde 2020. Transformer les systèmes alimentaires pour une alimentation saine et abordable. *FAO, IFAD, UNICEF, WFP and WHO*, 352p.
- FAO, IIASA, ISRIC, ISSCAS & JRC (2012). Harmonized World Soil Database. Rome, Italia & Laxenburg, Austria, 50p.

- Fatichi S., Vivoni E.R., Ogden F.L., Ivanov V.Y., Mirus B., Gochis D., Downer C.W., Camporese M., Davison J.H., Ebel B., Jones N., Kim J., Mascaro G., Niswonger R., Restrepo P., Rigon R., Shen C., Sulis M. & Tarboton D. (2016). An overview of current applications, challenges, and future trends in distributed process-based models in hydrology. *Journal of Hydrology*, 537 : 45–60.
- Fischer G., Tubiello F.N., van Velthuisen H. & Wiberg D.A. (2007). Climate change impacts on irrigation water requirements: Effects of mitigation, 1990–2080. *Technological Forecasting and Social Change*, 74(7) : 1083–1107.
- Flint A.L. & Childs S.W. (1991). Use of the Priestley-Taylor evaporation equation for soil water limited conditions in a small forest clearcut. *Agricultural and Forest Meteorology*, (56) : 247–260.
- Foley A.M. (2010). Uncertainty in regional climate modelling: A review. *Progress in Physical Geography: Earth and Environment*, 34(5) : 647–670.
- Fowe T. (2015). Simulation et optimisation du fonctionnement du barrage de Boura en zone soudanienne du Burkina Faso. Thèse De Doctorat en Sciences et Technologies de l'Eau, de l'Energie et de l'Environnement, Institut International d'Ingénierie de l'Eau et de l'Environnement (Ouagadougou, Burkina Faso), 313p.
- Fowe T., Karambiri H., Paturel J.-E., Poussin J.-C. & Cecchi P. (2015). Water balance of small reservoirs in the Volta basin: A case study of Boura reservoir in Burkina Faso. *Agricultural Water Management*, 152 : 99–109.
- Fowler H.J., Blenkinsop S. & Tebaldi C. (2007). Linking climate change modelling to impacts studies: recent advances in downscaling techniques for hydrological modelling: Advances in downscaling techniques for hydrological modelling. *International Journal of Climatology*, 27(12) : 1547–1578.
- François B., Stéphanie C., Manoel C., Denis D., Léa P. & Alexandre T. (2021). Synthèse du rapport AR6 du GIEC publié le 09/08/2021, 11p.
- Gabiri G., Diekkrüger B., Näschen K., Leemhuis C., Van Der Linden R., Majaliwa J.-G.M. & Obando J.A. (2020). Impact of Climate and Land Use/Land Cover Change on the Water Resources of a Tropical Inland Valley Catchment in Uganda, East Africa. *Climate*, 8(7) : 83.
- Gallardo M., Elia A. & Thompson R.B. (2020). Decision support systems and models for aiding irrigation and nutrient management of vegetable crops. *Agricultural Water Management*, 240 : 106-209.

- Gana N.N., Haruna I.S. & Igbokwe G.O. (2020). Farmers Perception And Impact Of Climate Change On Farmers And Farming Activities In Kwara State, Nigeria. *Journal of Environmental Science, Toxicology and Food Technology*, 14(8) : 50–61.
- Gao Y., Chen J., Luo H. & Wang H. (2020). Prediction of hydrological responses to land use change. *Science of The Total Environment*, 708 : 134-998.
- Gbetibouo G.A. (2009). Understanding Farmers' Perceptions and Adaptations to Climate Change and Variability: The Case of the Limpopo Basin, South Africa. 849, 52p.
- Gbohoui P.Y. (2021). Modélisation hydrologique de bassins emboîtés du Nakanbé au Burkina-Faso dans un contexte de changement global. Thèse De Doctorat en Eau et Sciences de l'Eau, Institut International d'Ingénierie de l'Eau et de l'Environnement ; Université de Montpellier (Burkina Faso ; France), 306p.
- Gerardeaux E., Giner M., Ramanantsoanirina A. & Dusserre J. (2012). Positive effects of climate change on rice in Madagascar. *Agronomy for Sustainable Development*, 32(3) : 619–627.
- GIEC (2001). Changements climatiques 2001 : Rapport de synthèse. GIEC, Genève (Suisse), 216p.
- GIEC (2013). Résumé à l'intention des décideurs, Changements climatiques 2013 : Les éléments scientifiques. Contribution du Groupe de travail I au cinquième Rapport d'évaluation du Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat. GIEC, Genève 2, Suisse, 34p.
- GIEC (2014). Changements climatiques 2014 : rapport de synthèse : contribution des Groupes de travail I, II et III au cinquième Rapport d'évaluation du Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat. GIEC, Genève (Suisse), 180p.
- GIEC (2018). Résumé à l'intention des décideurs, Réchauffement planétaire de 1,5 °C, Rapport spécial du GIEC sur les conséquences d'un réchauffement planétaire de 1,5 °C par rapport aux niveaux préindustriels et les trajectoires associées d'émissions mondiales de gaz à effet de serre, dans le contexte du renforcement de la parade mondiale au changement climatique, du développement durable et de la lutte contre la pauvreté. GIEC, Genève (Suisse), 32p.
- GIEC (2021). Climate Change 2022 : Impacts, Adaptation and Vulnerability. GIEC, Genève (Suisse), 367p.
- van de Giesen N., Liebe J. & Jung G. (2010). Adapting to climate change in the Volta Basin, West Africa. *Current Science*, 98(8) : 5.
- Gilardelli C., Confalonieri R., Cappelli G.A. & Bellocchi G. (2018). Sensitivity of WOFOST-based modelling solutions to crop parameters under climate change. *Ecological Modelling*, 368 : 1–14.

- GIZ (2015). Guide de référence sur la vulnérabilité : Concept et lignes directrices pour la conduite d'analyses de vulnérabilité standardisées. Bonn et Eschborn, Allemagne, 180p.
- Gnouma R. (2006). Aide à la calibration d'un modèle hydrologique distribué au moyen d'une analyse des processus hydrologiques : application au bassin versant de l'Yzeron. Thèse De Doctorat en Génie Civil, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon (Lyon, France), 449p.
- Golmohammadi G., Prasher S., Madani A. & Rudra R. (2014). Evaluating Three Hydrological Distributed Watershed Models: MIKE-SHE, APEX, SWAT. *Hydrology*, 1(1) : 20–39.
- Goswami P. & Dutta G. (2020). Evaluation of DSSAT model (CERES rice) on rice production: A review. *International Journal of Chemical Studies*, 8(5) : 404–409.
- Goula B., Kouassi V. & Savane L. (2009). Impacts du changement climatique sur les ressources en eau en zone tropicale humide : cas du bassin versant du Bandama en Côte d'Ivoire. *Agronomie Africaine*, 18(1) : 1–11.
- Goula B.T.A., Savane I., Konan B., Fadika V. & Kouadio G.B. (2006). Impact de la variabilité climatique sur les ressources hydriques des bassins de N'Zo et N'Zi en Côte d'Ivoire (Afrique tropicale humide). *VertigO*, 7(1) : 1-12.
- Grayson R. & Blöschl G. (2001). Spatial Patterns in Catchment Hydrology: Observations and Modelling. *CUP Archive*, 424p.
- Green W.H. & Ampt G.A. (1911). Studies on Soil Physics. *The Journal of Agricultural Science*, 4(1) : 1–24.
- Guillaume S. (2011). Adaptation d'un modèle de culture et conception d'un modèle de décision pour la gestion conjointe de l'irrigation et de la fertilisation azotée du blé dur. Thèse De Doctorat en Agrosystèmes, Ecosystèmes et Environnement, Université de Toulouse (Toulouse, France), 215p.
- Guivarch C. & Rozenberg J. (2013). Les nouveaux scénarios socio-économiques pour la recherche sur le changement climatique. *Pollution Atmosphérique* : 21p.
- Guo D., Zhao R., Xing X. & Ma X. (2020). Global sensitivity and uncertainty analysis of the AquaCrop model for maize under different irrigation and fertilizer management conditions. *Archives of Agronomy and Soil Science*, 66(8) : 1115–1133.
- Gupta R. & Mishra A. (2019). Climate change induced impact and uncertainty of rice yield of agro-ecological zones of India. *Agricultural Systems*, 173 : 1–11.

- Haghnegahdar A., Razavi S., Yassin F. & Wheeler H. (2017). Multicriteria sensitivity analysis as a diagnostic tool for understanding model behaviour and characterizing model uncertainty. *Hydrological Processes*, 31(25) : 4462–4476.
- Hakala K., Addor N., Teutschbein C., Vis M., Dakhlaoui H. & Seibert J. (2019). Hydrological Modeling of Climate Change Impacts. *Encyclopedia of Water: Science, Technology, and Society*: 20p.
- Hargreaves G.H. & Samani Z.A. (1985). Reference Crop Evapotranspiration from Temperature. *Applied Engineering in Agriculture*, 1(2) : 96–99.
- Hasan M.M. & Rahman Md.M. (2019). Simulating climate change impacts on T. aman (BR-22) rice yield: a predictive approach using DSSAT model. *Water and Environment Journal*: wej.12 : 523.
- Hatfield J.L., Boote K.J., Kimball B.A., Ziska L.H., Izaurrealde R.C., Ort D., Thomson A.M. & Wolfe D. (2011). Climate Impacts on Agriculture: Implications for Crop Production. *Agronomy Journal*, 103(2) : 351–370.
- He J., Jones J.W., Graham W.D. & Dukes M.D. (2010a). Influence of likelihood function choice for estimating crop model parameters using the generalized likelihood uncertainty estimation method. *Agricultural Systems*, 103(5) : 256–264.
- He J., Porter C., Wilkens P. & Jones J.W. (2021). Guidelines for Installing and Running GLUE Program : 8p.
- He J., Porter C., Wilkens P., Marin F., Hu H. & Jones J.W. (2010b). Generalized Likelihood Uncertainty Analysis Tool for Genetic Parameter Estimation (GLUE Tool). In: Decision Support System for Agrotechnology Transfer Version 4.5 Volume 3: ICASA Tools, eds. Jones J.W. Hoogenboom G. Wilkens P.W. Porter C.H. & Tsuji G.Y., 11p.
- Ho T.D.N., Kuwornu J.K.M., Tsusaka T.W., Nguyen L.T. & Datta A. (2021). An assessment of the smallholder rice farming households' vulnerability to climate change and variability in the Mekong delta region of Vietnam. *Local Environment*, 26(8) : 948–966.
- Hoang T., Maton L., Caballero Y. & Rinaudo J.-D. (2012). Impact du changement climatique sur le besoin en eau d'irrigation dans l'Ouest de l'Hérault, 55p.
- Holzkämper A. (2017). Adapting Agricultural Production Systems to Climate Change—What's the Use of Models? *Agriculture*, 7(10) : 86.
- Holzkämper A., Calanca P., Honti M. & Fuhrer J. (2015). Uncertainties in Climate Impacts on Grain Maize in Switzerland – Does the Choice of Crop Modelling Approach Matter? *Procedia Environmental Sciences*, 29 : 152–153.

- Hong E.-M., Nam W.-H., Choi J.-Y. & Pachepsky Y.A. (2016). Projected irrigation requirements for upland crops using soil moisture model under climate change in South Korea. *Agricultural Water Management*, 165 : 163–180.
- Hoogenboom G., Jones J.W. & Porter C.H. (2010). Input and Output Files. In: Decision Support System for Agrotechnology Transfer Version 4.5 Volume 1 : Overview, pp. 4–10.
- Hoogenboom, G., Porter C.H., Shelia V., Boote K.J., Singh U., White J.W., Pavan W., Oliveira F.A.A., Moreno-Cadena L.P., Lizaso J.I., Asseng S., Pequeno D.N.L., Kimball B.A., Alderman P.D., Thorp K.R., Jones M.R., Cuadra S.V., Vianna M.S., Villalobos F.J., Ferreira T.B. (2021). DSSAT. <https://dssat.net/>.
- Hoogenboom G., Porter C.H., University of Florida, USA, Boote K.J., University of Florida, USA, Shelia V., University of Florida, USA, Wilkens P.W., International Fertilizer Development Center, USA, Singh U., International Fertilizer Development Center, USA, White J.W., USDA-ARS, USA, Asseng S., University of Florida, USA, Lizaso J.I., Universidad Politécnica de Madrid, Spain, Moreno L.P., University of Florida, USA, Pavan W., et al. (2019). The DSSAT crop modeling ecosystem. In: *Advances in Crop Modeling for a Sustainable Agriculture.*, ed. Boote K., Burleigh Dodds Science Publishing, pp. 173–216.
- Hunt L.A., Pararajasingham S., Jones J.W., Hoogenboom G., Imamura D.T. & Ogoshi R.M. (1993). GENCALC: Software to Facilitate the Use of Crop Models for Analyzing Field Experiments. *Agronomy Journal*, 85 : 1090–1094.
- IFPRI (2009). Changement climatique : Impact sur l’agriculture et coûts de l’adaptation. International Food Policy Research Institute, Washington D.C., USA, 30p.
- IISD (2015). CRiSTAL - Guide de l’utilisateur Version 5 Outil d’identification des risques climatiques au niveau communautaire - Adaptation et moyens d’existence. Canada, 56p.
- INS (2021). Recensement Général de la Population et de l’Habitat 2021 : Résultats préliminaires, 50p.
- IPCC (2000). Special report on emissions scenarios: a special report of Working Group III of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge University Press, Cambridge ; New York, 599p.
- IPCC (2001). Climate Change 2001: The Scientific Basis. Cambridge University Press, Cambridge ; New York, 599p.
- IPCC (2007). Bilan 2007 des changements climatiques : Rapport de synthèse. GIEC, Genève (Suisse), 103p.

- IPCC (2012). Renewable energy sources and climate change mitigation: special report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. *Choice Reviews Online*, 49 (11) : 6309–6309.
- IPCC (2013). Summary for Policymakers. In: Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Intergovernmental Panel on Climate Change, New York, 203p.
- IPCC (2019). Climate Change and Land An IPCC Special Report on climate change, desertification, land degradation, sustainable land management, food security, and greenhouse gas fluxes in terrestrial ecosystems. IPCC, Geneva, 80p.
- Ishida K., Ercan A., Trinh T., Kavvas M.L., Ohara N., Carr K. & Anderson M.L. (2018). Analysis of future climate change impacts on snow distribution over mountainous watersheds in Northern California by means of a physically based snow distribution model. *Science of The Total Environment*, 645 : 1065–1082.
- Islam S.S. & Hasan A.K. (2021). Determination of Upland Rice Cultivar Coefficient Specific Parameters for DSSAT (Version 4.7)-CERES-Rice Crop Simulation Model and Evaluation of the Crop Model under Different Temperature Treatments conditions. *American Journal of Plant Sciences*, 12(05) : 782–795.
- Ismail H., Kamal M.R., bin Abdullah A.F. & bin Mohd M.S.F. (2020). Climate-Smart Agro-Hydrological Model for a Large Scale Rice Irrigation Scheme in Malaysia. *Applied Sciences*, 10(11) : 3906.
- Jha R.K., Kalita P.K. & Jat R. (2020). Development of production management strategies for a long-duration rice variety: Rajendra Mahsuri—using crop growth model, DSSAT, for the state of Bihar, India. *Paddy and Water Environment*, 18(3) : 531–545.
- JICA (2013). Etude de Collecte d’information dans le secteur agricole en Côte d’Ivoire, 236p.
- Jodar-Abellan A., Valdes-Abellan J., Pla C. & Gomariz-Castillo F. (2019). Impact of land use changes on flash flood prediction using a sub-daily SWAT model in five Mediterranean ungauged watersheds (SE Spain). *Science of The Total Environment*, 657 : 1578–1591.
- Jones J.W., He J., Boote K.J., Wilkens P., Porter C.H. & Hu Z. (2015a). Estimating DSSAT Cropping System Cultivar-Specific Parameters Using Bayesian Techniques. In: Advances in Agricultural Systems Modeling, eds. Ahuja L.R. & Ma L., *American Society of Agronomy and Soil Science Society of America*, pp. 365–393.
- Jones J.W., He J., Boote K.J., Wilkens P., Porter C.H. & Hu Z. (2015b). Estimating DSSAT Cropping System Cultivar-Specific Parameters Using Bayesian Techniques. In: Advances in

- Agricultural Systems Modeling, eds. Ahuja L.R. & Ma L., *American Society of Agronomy and Soil Science Society of America*, pp. 365–393.
- Jones J.W., Hoogenboom G., Porter C.H., Boote K.J., Batchelor W.D., Hunt L.A., Wilkens P.W., Singh U., Gijsman A.J. & Ritchie J.T. (2003). The DSSAT cropping system model. *European Journal of Agronomy*, 18(3–4) : 235–265.
- Jones L., Samman E. & Vinck P. (2018). Subjective measures of household resilience to climate variability and change: insights from a nationally representative survey of Tanzania. *Ecology and Society*, 23(1) : 9.
- Kadiyala M.D.M., Jones J.W., Mylavarapu R.S., Li Y.C. & Reddy M.D. (2015). Identifying irrigation and nitrogen best management practices for aerobic rice–maize cropping system for semi-arid tropics using CERES-rice and maize models. *Agricultural Water Management*, 149 : 23–32.
- Kakarndee I. & Kositsakulchai E. (2020). Comparison between SWAT and SWAT+ for simulating streamflow in a paddy-field-dominated basin, northeast Thailand. *E3S Web of Conferences*, 187 : 06002.
- Kang Y., Khan S. & Ma X. (2009). Climate change impacts on crop yield, crop water productivity and food security – A review. *Progress in Natural Science*, 19(12) : 1665–1674.
- Karlsson I.B., Sonnenborg T.O., Refsgaard J.C., Trolle D., Børgesen C.D., Olesen J.E., Jeppesen E. & Jensen K.H. (2016). Combined effects of climate models, hydrological model structures and land use scenarios on hydrological impacts of climate change. *Journal of Hydrology*, 535 : 301–317.
- Karra & Kontgis (2021). Global land use/land cover with Sentinel-2 and deep learning. <https://www.arcgis.com/home/item.html?id=cfc7609de5f478eb7666240902d4d3d>.
- Kay A.L. & Davies H.N. (2008). Calculating potential evaporation from climate model data: A source of uncertainty for hydrological climate change impacts. *Journal of Hydrology*, 358(3–4) : 221–239.
- Kay A.L., Davies H.N., Bell V.A. & Jones R.G. (2009a). Comparison of uncertainty sources for climate change impacts: flood frequency in England. *Climatic Change*, 92(1–2) : 41–63.
- Kay A.L., Davies H.N., Bell V.A. & Jones R.G. (2009b). Comparison of uncertainty sources for climate change impacts: flood frequency in England. *Climatic Change*, 92(1–2) : 41–63.
- Keating B.A., Carberry P.S., Hammer G.L., Probert M.E., Robertson M.J., Holzworth D., Huth N.I., Hargreaves J.N.G., Meinke H., Hochman Z., McLean G., Verburg K., Snow V., Dimes J.P., Silburn M., Wang E., Brown S., Bristow K.L., Asseng S., Chapman S. (2003). An

- overview of APSIM, a model designed for farming systems simulation. *European Journal of Agronomy*, 18(3–4) : 267–288.
- Kendall S.B. (1975). Enhancement of conditioned reinforcement by uncertainty. *Journal of the Experimental Analysis of Behavior*, 24(3) : 311–314.
- Keyantash J. & Eds (2018). The Climate Data Guide: Standardized Precipitation Index (SPI). National Center for Atmospheric Research Climate Data Guide, 20p.
- Khanal U., Wilson C., Hoang V.-N. & Lee B. (2018). Farmers' Adaptation to Climate Change, Its Determinants and Impacts on Rice Yield in Nepal. *Ecological Economics*, 144 : 139–147.
- Kihara J., Fatondji D., Jones J.W., Hoogenboom G., Tabo R. & Bationo A. eds. (2012). Improving Soil Fertility Recommendations in Africa using the Decision Support System for Agrotechnology Transfer (DSSAT). *Springer Netherlands*, Dordrecht, 15p.
- Kim Y.-H., Min S.-K., Zhang X., Sillmann J. & Sandstad M. (2020). Evaluation of the CMIP6 multi-model ensemble for climate extreme indices. *Weather and Climate Extremes*: 100269.
- Kiprotich P., Wei X., Zhang Z., Ngigi T., Qiu F. & Wang L. (2021). Assessing the Impact of Land Use and Climate Change on Surface Runoff Response Using Gridded Observations and SWAT+. *Hydrology*, 8(1) : 48.
- Knutti R., Masson D. & Gettelman A. (2013). Climate model genealogy: Generation CMIP5 and how we got there. *Geophysical Research Letters*, 40 : 1194–1199.
- Koffi B. (2022). Modélisation du fonctionnement hydrosédimentaire de la rivière Lobo dans la zone de captage pour l'approvisionnement en eau potable de la ville de Daloa, Centre-Ouest de la Côte d'Ivoire. Thèse De Doctorat en Hydrosédimentologie, Université Jean Lorougnon Guédé (Daloa, Côte d'Ivoire), 252p.
- Koffi B., Brou A.L., Kouadio K.J.O., Ebode V.B., N'guessan K.J.-Y., Yangouliba G.I., Konaté Y., Dibi B. & Kouassi K.L. (2023). Impact of climate and land use/land cover change on Lobo reservoir inflow, West-Central of Côte d'Ivoire. *Journal of Hydrology: Regional studies*, 47 : 24.
- Kontgis C., Schneider A., Ozdogan M., Kucharik C., Tri V.P.D., Duc N.H. & Schatz J. (2019). Climate change impacts on rice productivity in the Mekong River Delta. *Applied Geography*, 102 : 71–83.
- Korres N.E., Norsworthy J.K., Burgos N.R. & Oosterhuis D.M. (2017). Temperature and drought impacts on rice production: An agronomic perspective regarding short- and long-term adaptation measures. *Water Resources and Rural Development*, 9 : 12–27.

- Kosmowski F., Lalou R., Sultan B., Ndiaye O., Muller B., Galle S. & Seguis L. (2015). Chapitre 4. Observations et perceptions des changements climatiques. In : Les sociétés rurales face aux changements climatiques et environnementaux en Afrique de l'Ouest, eds. Sultan B. Lalou R. Amadou Sanni M. Oumarou A. & Soumaré M.A., IRD Éditions, pp. 89–110.
- Kotchi J.K., Ouattara-Coulibaly Y.R. & N'guessan G.K. (2018). Impact socio-économique de l'aménagement hydro-rizicole de Guiguidou dans la sous-préfecture de Divo (Côte d'Ivoire). *EchoGéo*, (43) : 17.
- Koua T.J.-J., Dhanesh Y., Jeong J., Srinivasan R. & Anoh K.A. (2021). Implementation of the Semi-Distributed SWAT (Soil and Water Assessment Tool) Model Capacity in the Lobo Watershed at Nibéhibé; (Center-West of Côte d'Ivoire). *Journal of Geoscience and Environment Protection*, 09(08) : 21–38.
- Koua T.J.-J., Jourda J.P., Kouame K.J., Anoh K.A., Balin D. & Lane S.N. (2014). Potential climate change impacts on water resources in the Buyo Lake Basin (Southwest of Ivory Coast). 8(3) : 18.
- Koua T.J.J., Kouassi K.H. & Anoh K.A. (2019). Analysis of the SWAT (Soil and Water Assessment Tool) Semi-distributed Model Input Data for the Hydrological Simulation of the Lobo Water Reservoir (Central West of Côte d'Ivoire). *Journal of Geography, Environment and Earth Science International*, 23(4) : 1–20.
- Kouadio C.A., Kouassi K.L., Diedhiou A., Obahoundje S., Amoussou E., Kamagate B., Paturel J., Coulibaly T.J.H., Coulibaly H.S.J.P., Didi R.S. & Savane I. (2022). Assessing the Hydropower Potential Using Hydrological Models and Geospatial Tools in the White Bandama Watershed (Côte d'Ivoire, West Africa). *Frontiers in Water*, 4 : 844-934.
- Kouadio Z.A. (2011). Dynamique de l'occupation du sol et comportement hydrologique : cas des bassins versants côtiers de l'Agnéby et du Boubo (Côte d'Ivoire). Thèse De Doctorat en Hydrologie-SIG, Université d'Abobo-Adjamé (Abidjan, Côte d'Ivoire), 198p.
- Kouakou K.E. (2011). Impacts de la variabilité climatique et du changement climatique sur les ressources en eau en Afrique de l'Ouest : Cas du bassin versant de la Comoé. Thèse De Doctorat en Hydrologie et Changement Climatique, Université d'Abobo-Adjamé (Abidjan, Côte d'Ivoire), 204p.
- Kouakou K.E., Kouassi A.M., Kouadio Z.A., Zoura B.J., Goula B.T.A. & Savané I. (2017). Caractérisation des saisons des pluies dans un contexte de changement climatique : Cas du bassin versant de Sassandra (Côte d'Ivoire). *Environmental and Water Sciences, Public Health & Territorial Intelligence*, 1(1) : 01–10.

- Kouassi A.M., Kouassi N.J., Dje K.B., Kouame K.F. & Biemi E.J. (2018). Analyse de la durée de la saison pluvieuse en fonction de la date de démarrage des pluies en Afrique de l'Ouest : cas du bassin versant du Bandama en Côte d'Ivoire. *Agronomie Africaine*, 30(2) : 10.
- Kouassi D.A. & Brou Y.C. (2020). Identification des risques climatiques en riziculture pluviale dans le centre de la Côte d'Ivoire. *Agronomie Africaine*, 32(1) : 1-14.
- Kouassi K.L. (2007). Hydrologie, transport solide et modélisation de la sédimentation dans les lacs des barrages hydroélectriques de Côte d'Ivoire : Cas du lac de Taabo. Thèse De Doctorat en Géosciences et Environnement, Université d'Abobo-Adjamé, 221p.
- Kouchi D.H., Esmaili K., Faridhosseini A., Sanaeinejad S.H., Khalili D. & Abbaspour K.C. (2017). Sensitivity of Calibrated Parameters and Water Resource Estimates on Different Objective Functions and Optimization Algorithms. *Water*, 9(6) : 384.
- Kouyate S.Z.É., Brou Y.C., Soro G.E. & Goula B.T.A. (2018). Impacts De L'urbanisation Sur Les Caractéristiques Morphologiques Et Les Apports En Eau Du Barrage Hydro-Agricole De Nanan Dans Le Département De Yamoussoukro (Côte d'Ivoire). *European Scientific Journal*, 14(12) : 89.
- Krause P., Boyle D.P. & Bäse F. (2005). Comparison of different efficiency criteria for hydrological model assessment. *Advances in Geosciences*, 5 : 89–97.
- Kumar N., Tischbein B., Kusche J., Laux P., Beg M.K. & Bogardi J.J. (2017). Impact of climate change on water resources of upper Kharun catchment in Chhattisgarh, India. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 13 : 189–207.
- Lacharme M. (2001a). Quelques principes d'aménagement des rizières, 25p.
- Lacharme M. (2001b). Données morphologiques et cycle de la plante, 22p.
- Lamsal A., Amgai L. & Giri A. (2013). Modeling the sensitivity of CERES-Rice model: An experience of Nepal. *Agronomy Journal of Nepal*, 3 : 11–22.
- Langlois F. (2006). Influence de la variabilité de la pluie sur la production agricole dans le bassin de la Volta – Exemple du Maïs, 51p.
- Lee J.-K., Kim Y.-O. & Kim Y. (2017). A new uncertainty analysis in the climate change impact assessment: uncertainty analysis in climate change. *International Journal of Climatology*, 37(10) : 3837–3846.
- Leenhardt D., Wallach D., Moigne P.L., Guérif M., Bruand A. & Casterad M.A. (2006). Using crop models for multiple fields. In: Working with Dynamic Crop Models. Evaluation, Analysis, Parameterization and Application., *Elsevier*, pp. 209–248.
- Lemaitre F. (2002). Tests classiques de détection de non-stationnarité, 94p.

- Lepinas F., Dastoor A. & Fortin V. (2018). Performance of the dynamically dimensioned search algorithm: influence of parameter initialization strategy when calibrating a physically based hydrological model. *Hydrology Research*, 49(4) : 971–988.
- Li T., Hasegawa T., Yin X., Zhu Y., Boote K., Adam M., Bregaglio S., Buis S., Confalonieri R., Fumoto T., Gaydon D., Marcaida M., Nakagawa H., Oriol P., Ruane A.C., Ruget F., Singh B., Singh U., Tang L., Tao F. (2015). Uncertainties in predicting rice yield by current crop models under a wide range of climatic conditions. *Global Change Biology*, 21(3) : 1328–1341.
- Liang H., Qi Z., DeJonge K.C., Hu K. & Li B. (2017). Global sensitivity and uncertainty analysis of nitrate leaching and crop yield simulation under different water and nitrogen management practices. *Computers and Electronics in Agriculture*, 142 : 201–210.
- Liu C., Wang L., Cocq K.L., Chang C., Li Z., Chen F., Liu Y. & Wu L. (2020). Climate change and environmental impacts on and adaptation strategies for production in wheat-rice rotations in southern China. *Agricultural and Forest Meteorology*, 292–293 : 108–136.
- Liu J., Fritz S., van Wesenbeeck C.F.A., Fuchs M., You L., Obersteiner M. & Yang H. (2008). A spatially explicit assessment of current and future hotspots of hunger in Sub-Saharan Africa in the context of global change. *Global and Planetary Change*, 64(3–4) : 222–235.
- Liu L., Hong Y., Hocker J.E., Shafer M.A., Carter L.M., Gourley J.J., Bednarczyk C.N., Yong B. & Adhikari P. (2012). Analyzing projected changes and trends of temperature and precipitation in the southern USA from 16 downscaled global climate models. *Theoretical and Applied Climatology*, 109(3–4) : 345–360.
- Liu, S.-L., Pu C., Ren Y.-X., Zhao X.-L., Zhao X., Chen F., Xiao X.-P. & Zhang H.-L. (2016). Yield variation of double-rice in response to climate change in Southern China. *European Journal of Agronomy*, 81 : 161–168.
- Loko Y., Dansi A., Agre A., Akpa N., Dossou-Aminon I., Assogba P., Dansi M., Akpagana K. & Sanni A. (2013). Perceptions paysannes et impacts des changements climatiques sur la production et la diversité variétale de l'igname dans la zone aride du nord-ouest du Bénin. *International Journal of Biological and Chemical Sciences*, 7(2) : 672–695.
- Lubes-Niel H., Masson J.M., Paturel J.E. & Servat E. (1998). Variabilité climatique et statistiques. Etude par simulation de la puissance et de la robustesse de quelques tests utilisés pour vérifier l'homogénéité de chroniques. *Revue des sciences de l'eau*, 11(3) : 383–408.
- Mabe F.N., Sarpong D.B., Department of Agricultural Economics and Agribusiness, University of Ghana, Osei-Asare Y., & Department of Agricultural Economics and Agribusiness, University of Ghana (2012). Adaptive capacities of farmers to climate change adaptation strategies and

- their effects on rice production in the northern region of Ghana. *Russian Journal of Agricultural and Socio-Economic Sciences*, 11(11) : 9–17.
- Maka L., Ighodaro I.D. & Ngcobo-Ngotho G.P.T. (2019). Capacity development for scaling up Climate-Smart Agriculture (CSA) innovations: agricultural extension's role in mitigating climate change effects in Gqumashe community, Eastern Cape, South Africa. *South African Journal of Agricultural Extension*, 47(1) : 45-53.
- Mall R.K. & Aggarwal P.K. (2002). Climate Change and Rice Yields in Diverse Agro-Environments of India. I. Evaluation of Impact Assessment Models, 16p.
- Mann H.B. (1945). Nonparametric Tests Against Trend. *Econometrica*, 13(3) : 245–259.
- Marleau É. (2011). Adaptation aux changements climatiques dans les pays en développement : quelles pratiques pour une approche à base communautaire ? Mémoire De Maîtrise en Environnement, Centre Universitaire De Formation En Environnement (Sherbrooke, Québec, Canada), 151p.
- Mbaye M.L., Hagemann S., Haensler A., Stacke T., Gaye A.T. & Afouda A. (2015). Assessment of Climate Change Impact on Water Resources in the Upper Senegal Basin (West Africa). *American Journal of Climate Change*, 04(01) : 77–93.
- McGinnis S., Nychka D. & Mearns L.O. (2015). A New Distribution Mapping Technique for Climate Model Bias Correction. In: Machine Learning and Data Mining Approaches to Climate Science, eds. Lakshmanan V. Gilleland E. McGovern A. & Tingley M., *Springer International Publishing*, pp. 91–99.
- Meier U. (2001). Stades phénologiques des mono-et dicotylédones cultivées. Julius Kühn-Institut (JKI), 204p.
- Mendoza P.A., Mizukami N., Ikeda K., Clark M.P., Gutmann E.D., Arnold J.R., Brekke L.D. & Rajagopalan B. (2016). Effects of different regional climate model resolution and forcing scales on projected hydrologic changes. *Journal of Hydrology*, 541 : 1003–1019.
- Michelangeli P.-A., Vrac M. & Loukos H. (2009). Probabilistic downscaling approaches: Application to wind cumulative distribution functions. *Geophysical Research Letters*, 36(11) : 1–6.
- Migliaccio K.W. & Chaubey I. (2007). Comment on Cao W, Bowden BW, Davie T, Fenemor A. 2006. 'Multi-variable and multi-site calibration and validation of SWAT in a large mountainous catchment with high spatial variability. *Hydrological Processes*, 21 (23) : 3226–3228.
- MINADER (2018). Résultats des bilans alimentaires de la Côte d'Ivoire 2014-2017, 66p.
- MINAGRI-RCI (2009). Présentation filière Riz pour le rapport de Côte-d'Ivoire, 23p.

- MINAGRI-RCI (2015). Catalogue officiel des variétés de riz vulgarisées en Côte d'Ivoire, 34p.
- MINEDD-RCI (2013). Etude de Vulnérabilité du Secteur Agricole face aux Changements Climatiques En Côte d'Ivoire, 105p.
- Misra A.K. (2014). Climate change and challenges of water and food security. *International Journal of Sustainable Built Environment*, 3(1) : 153–165.
- Montesino-San Martin M., Wallach D., Olesen J.E., Challinor A.J., Hoffman M.P., Koehler A.K., Rötter R.P. & Porter J.R. (2018). Data requirements for crop modelling—Applying the learning curve approach to the simulation of winter wheat flowering time under climate change. *European Journal of Agronomy*, 95 : 33–44.
- Moriasi D.N., Arnold J.G., Van Liew M.W., Bingner R.L., Harmel R.D. & Veith T.L. (2007). Model Evaluation Guidelines for Systematic Quantification of Accuracy in Watershed Simulations. *Transactions of the ASABE*, 50(3) : 885–900.
- Moss R.H., Edmonds J.A., Hibbard K.A., Manning M.R., Rose S.K., van Vuuren D.P., Carter T.R., Emori S., Kainuma M., Kram T., Meehl G.A., Mitchell J.F.B., Nakicenovic N., Riahi K., Smith S.J., Stouffer R.J., Thomson A.M., Weyant J.P. & Wilbanks T.J. (2010). The next generation of scenarios for climate change research and assessment. *Nature*, 463(7282) : 747–756.
- Mourice S.K., Rweyemamu C.L., Tumbo S.D. & Amuri N. (2014). Maize Cultivar Specific Parameters for Decision Support System for Agrotechnology Transfer (DSSAT) Application in Tanzania. *American Journal of Plant Sciences*, 05(06) : 821–833.
- Msigwa A., Chawanda C.J., Komakech H.C., Nkwasa A. & van Griensven A. (2021). Representation of seasonal land-use dynamics in SWAT+ for improved assessment of blue and green water consumption, *Hydrology and Earth system Science*, 34p.
- Mubiru D.N., Radeny M., Kyazze F.B., Zziwa A., Lwasa J., Kinyangi J. & Mungai C. (2018). Climate trends, risks and coping strategies in smallholder farming systems in Uganda. *Climate Risk Management*, 22 : 4–21.
- Muerth M.J., Gauvin St-Denis B., Ricard S., Velázquez J.A., Schmid J., Minville M., Caya D., Chaumont D., Ludwig R. & Turcotte R. (2013). On the need for bias correction in regional climate scenarios to assess climate change impacts on river runoff. *Hydrology and Earth System Sciences*, 17(3) : 1189–1204.
- Mustapha S.B., Sanda A.H. & Shehu H. (2012). Farmers' Perception of Climate Change in Central Agricultural Zone of Borno State, Nigeria. *Journal of Environment and Earth Science*, 2(11) : 8.

- Nascimento Jr.L., Santa'anna Neto J.L. & Dubreuil V. (2015). Tendances, ruptures et variabilité hydroclimatiques dans l'état du Paraná - Brésil, pp. 567–572.
- Nash J.E. & Sutcliffe J.V. (1970). River Flow Forecasting through Conceptual Model. Part 1—A Discussion of Principles. *Journal of Hydrology*, (10) : 282–290.
- Ndhlovu G. & Woyessa Y. (2020). Modelling impact of climate change on catchment water balance, Kabompo River in Zambezi River Basin. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 27 : 100-650.
- N'Dri W.K.C., Pistre S., Jourda J.P. & Kouamé K.J. (2019). Estimation of the Impact of Climate Change on Water Resources Using a Deterministic Distributed Hydrological Model in Côte d'Ivoire: Case of the Aghien Lagoon. *Journal of Geoscience and Environment Protection*, 07(07) : 74–91.
- N'drin O.J.A., Konan-Waidhet A.B. & Kienon-Kabore T.H. (2019). Analyse des Déterminants de la Résilience aux Changements Climatiques des Cultivateurs du Département de Fresco, Côte d'Ivoire. *European Scientific Journal*, 15(18) : 288-314.
- Neitsch S.L., Arnold J.G., Kiniry J.R. & Williams J.R. (2011). Soil and Water Assessment Tool Theoretical Documentation Version 2009, 647p.
- N'garesseum D.K.T. (2010). Evolution de la production et des importations de riz en Côte d'Ivoire de 1965 à 2008. *Politique Economique et Développement (CAPEC)*, (8) : 29.
- N'guessan K.A., Kouassi A.M., Gnaboa R., Traoré K.S. & Houénou P.V. (2014). Analyse de phénomènes hydrologiques dans un bassin versant urbanisé : cas de la ville de Yamoussoukro (centre de la Côte-d'Ivoire). *Larhyss Journal*, (17) : 135–154.
- N'guessan K.J.Y., Adahi B., Yessoh M.J.M., Konan-Waidhet A.B., Sugiyama H. & Assidjo N.E. (2019). Performance des périmètres hydroagricoles : cas du périmètre rizicole irrigué de Nanan (Yamoussoukro, Côte d'Ivoire). *Agronomie Africaine*, 31(3) : 273-284.
- Nguyen H.-T. (2012). Apport de la modélisation hydrologique distribuée à la gestion intégrée par bassin versant des ressources en eau. Thèse De Doctorat en Sciences de l'Eau, Université du Québec (Québec, Canada), 200p.
- Nicholson S.E., Kim J. & Hoopingarner J. (1988). Atlas of African rainfall and its interannual variability. Dept. of Meteorology, the Florida State University, USA, 237p.
- Nkwasa A., Chawanda C.J. & van Griensven A. (2022). Regionalization of the SWAT+ model for projecting climate change impacts on sediment yield: An application in the Nile basin. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 42 : 101-152.

- Nover D.M., Witt J.W., Butcher J.B., Johnson T.E. & Weaver C.P. (2016). The Effects of Downscaling Method on the Variability of Simulated Watershed Response to Climate Change in Five U.S. Basins. *Earth Interactions*, 20(11) : 1–27.
- Nyamekye A.B., Nyadzi E., Dewulf A., Werners S., Van Slobbe E., Biesbroek R.G., Termeer C.J.A.M. & Ludwig F. (2021). Forecast probability, lead time and farmer decision-making in rice farming systems in Northern Ghana. *Climate Risk Management*, 31 : 100-258.
- Ochieng J., Kirimi L. & Mathenge M. (2016). Effects of climate variability and change on agricultural production: The case of small scale farmers in Kenya. *NJAS : Wageningen Journal of Life Sciences*, 77(1) : 71–78.
- Oga D. (2013). Analyse diagnostic du périmètre rizicole de NANAN. Mémoire De Fin D'études en Aménagement HydroAgricole, Groupe des Ecoles EIER-ETSHER/Ecole Polytechnique fédérale de Lausanne, 68p.
- Ogouwalé R., Gomez A.C., Vissin E.W. & Boko M. (2015). Changements climatiques et modélisation hydroclimatique dans le bassin versant de l'Okpara (Afrique de l'Ouest), pp. 579–584.
- Oliva R. (2003). Model calibration as a testing strategy for system dynamics models. *European Journal of Operational Research*, 151(3) : 552–568.
- OMM (2017). Directives de l'OMM pour le calcul des normales climatiques. OMM, Genève 2, Suisse, 31p.
- van Oort P.A.J. & Zwart S.J. (2018). Impacts of climate change on rice production in Africa and causes of simulated yield changes. *Global Change Biology*, 24(3) : 1029–1045.
- Osei M.A., Amekudzi L.K., Wemegah D.D., Preko K., Gyawu E.S. & Obiri-Danso K. (2019). The impact of climate and land-use changes on the hydrological processes of Owabi catchment from SWAT analysis. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 25 : 100-620.
- Ouattara J.-B. (2003). Manuel de Formation à la gestion de l'eau sur le périmètre de NANAN, 25p.
- Oudin L. (2004). Recherche d'un modèle d'évapotranspiration potentielle pertinent comme entrée d'un modèle pluie-débit global. Thèse De Doctorat en Sciences de l'Eau, Ecole Nationale Du Génie Rural, Des Eaux Et Des Forêts, 496p.
- Ouédraogo M., Dembélé Y. & Somé L. (2010). Perceptions et stratégies d'adaptation aux changements des précipitations : cas des paysans du Burkina Faso. *Sécheresse*, 21(2) : 87–96.

- Oumarou Y., Saïdou A.-A., Madi A., Watang Z.F. & Yéméta O.F. (2017). Perception paysanne des perturbations pluviométriques et stratégies d'adaptation dans les systèmes de culture à sorgho repique en zone soudano-sahélienne du Cameroun. *Afrique SCIENCE*, 13(4) : 50–65.
- Öztürk M., Coptý N.K. & Saysel A.K. (2013). Modeling the impact of land use change on the hydrology of a rural watershed. *Journal of Hydrology*, 497 : 97–109.
- Pant K.P. (2013). Economics Of Climate Change For Smallholder Farmers In Nepal : A Review. *Journal of Agriculture and Environment*, 12 : 113–126.
- Parker W.S. (2013). Ensemble modeling, uncertainty, and robust predictions: Ensemble modeling. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change*, 4(3) : 213–223.
- Passow C. & Donner R.V. (2019). Regression-based distribution mapping for bias correction of climate model outputs using linear quantile regression. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 1 : 16.
- Pereira A.C. da V. (2012). Analyse de la Vulnérabilité des populations et proposition d'une méthodologie pour l'élaboration d'un PMACC : cas de la municipalité de São Domingos- Cap Vert. Mémoire De Fin D'études en Changement Climatique et Développement Durable, Centre Régional AGRHYMET, 128p.
- Perrin C. (2002). Vers une amélioration d'un modèle global pluie-débit au travers d'une approche comparative. *La Houille Blanche*, (6–7) : 84–91.
- Pettitt A.N. (1979). A Non-Parametric Approach to the Change-Point Problem. *Applied Statistics*, 28(2): 126.
- Planton S., BRaConnoT P., CaSSou C., DuFRESnE J.-L. & HaLLEGaTTE S. (2013). Les nouveaux scénarios climatiques du GIEC The new IPCC climate scenarios. *Pollution Atmosphérique*, Numéro spécial : 32–39.
- Poncelet C. (2016). Du bassin au paramètre : jusqu'où peut-on régionaliser un modèle hydrologique conceptuel ? Thèse De Doctorat en Géosciences, Ressources naturelles et Environnement, Université Pierre et Marie Curie (France), 367p.
- Porter C.H., Villalobos C., Holzworth D., Nelson R., White J.W., Athanasiadis I.N., Janssen S., Ripoche D., Cufi J., Raes D., Zhang M., Knapen R., Sahajpal R., Boote K. & Jones J.W. (2014). Harmonization and translation of crop modeling data to ensure interoperability. *Environmental Modelling & Software*, 62 : 495–508.
- Pouria X., Calvoz G. & Dubois G. (2012). Outil d'aide à l'évaluation de la vulnérabilité au changement climatique à l'échelle de la Commune, 10p.

- Pradhan N.S., Sijapati S. & Bajracharya S.R. (2015). Farmers' responses to climate change impact on water availability: insights from the Indrawati Basin in Nepal. *International Journal of Water Resources Development*, 31(2) : 269–283.
- PRC (1998). Etude technique pour la réfection du barrage de Nanan, 60p.
- Priestley C.H.B. & Taylor R.J. (1972). On the Assessment of Surface Heat Flux and Evaporation Using Large-Scale Parameters. *Monthly Weather Review*, 100(2) : 81–92.
- Qiu J., Shen Z., Hou X., Xie H. & Leng G. (2020). Evaluating the performance of conservation practices under climate change scenarios in the Miyun Reservoir Watershed, China. *Ecological Engineering*, 143 : 105-700.
- Ramarohetra J., Roudier P. & Sultan B. (2012). Gaps and filling in rainfall measurements: what impact for the simulation of agricultural yields in the Sahelian zone? In: Regional climates: observation and modeling, pp. 649–654.
- Rathjens H., Bieger Katrin, Srinivasan Raghavan, Chaubey Indrajeet & Arnold J.G. (2016). CMhyd User Manual : Documentation for preparing simulated climate change data for hydrologic impact studies, 16p.
- Ray M., Roul P.K. & Baliarsingh A. (2018). Application of DSSAT Crop Simulation Model to Estimate Rice Yield in Keonjhar District of Odisha (India) under Changing Climatic Conditions. *International Journal of Current Microbiology and Applied Sciences*, 7(04) : 659–667.
- Reeves T.G., Graeme T. & Gordon R. (2016). Produire plus avec moins en pratique_le maïs_le riz_le blé_Guide pour une production céréalière durable. FAO, Rome, 124p.
- Renault D. (2004). Riz et eau : une longue et riche histoire, 2p.
- Rinaldi M. & He Z. (2014). Decision Support Systems to Manage Irrigation in Agriculture. In: Advances in Agronomy, Elsevier, pp. 229–279.
- Robles-Morua A., Che D., Mayer A.S. & Vivoni E.R. (2015). Hydrological assessment of proposed reservoirs in the Sonora River Basin, Mexico, under historical and future climate scenarios. *Hydrological Sciences Journal*, 60(1) : 50–66.
- Rome S., Caniaux G., Ringard J., Dieppois B. & Diedhiou A. (2015). Identification de tendances récentes et ruptures d'homogénéité des températures : exemple en Afrique de l'Ouest et sur le golfe de Guinée, pp. 591–596.
- Roncoli C., Ingram K. & Kirshen P. (2001). The Costs and Risks of Coping with Drought: Livelihood Impacts and Farmers' Responses in Burkina Faso. *Climate Research - CLIMATE RES*, 19 : 119–132.

- Rotich S.C. & Mulungu D.M.M. (2017). Adaptation to climate change impacts on crop water requirements in Kikafu catchment, Tanzania. *Journal of Water and Climate Change*, 8(2) : 274–292.
- Roudier P., Sultan B., Quirion P. & Berg A. (2011). The impact of future climate change on West African crop yields: What does the recent literature say? *Global Environmental Change*, 21(3) : 1073–1083.
- Rowshon M.K., Dlamini N.S., Mojid M.A., Adib M.N.M., Amin M.S.M. & Lai S.H. (2019). Modeling climate-smart decision support system (CSDSS) for analyzing water demand of a large-scale rice irrigation scheme. *Agricultural Water Management*, 216 : 138–152.
- Ruault C. (2008). L'enquête socio -technique dans une perspective compréhensive : 1. Fondements et principes méthodologiques, 40p.
- Salack S. (2006). Évaluation de l'incidence des changements climatiques sur la culture du riz pluvial et irrigué dans les pays du CILSS. Rapport De Stage, CENTRE REGIONAL AGRHYMET (Niger), 29p.
- Saltelli A., Ratto M., Andres T., Campolongo F., Cariboni J., Gatelli D., Saisana M. & Tarantola S. (2007). Global Sensitivity Analysis. The Primer. John Wiley & Sons, Ltd, Chichester, UK, 314p.
- Sar K. & Mahdi S.S. (2017). Calibration and Validation of DSSAT Model v4.6 for Kharif Rice in Agro-Climatic Zone (IIIB) of Bihar. *International Journal of Pure & Applied Bioscience*, 5(6): 459–463.
- Sawadogo E.K.Z. (2020). Simulation et optimisation du fonctionnement d'un petit barrage et de son périmètre rizicole irrigué: cas de Nanan à Yamoussoukro. Thèse De Doctorat en Hydraulique Agricole et Hydrologie, Ecole Doctorale Polytechnique, Institut National Polytechnique Félix HOUPHOUËT-BOIGNY (Yamoussoukro, Côte d'Ivoire), 241p.
- Schmidli J., Frei C. & Vidale P.L. (2006). Downscaling from GCM precipitation: a benchmark for dynamical and statistical downscaling methods. *International Journal Of Climatology*, 26 : 679–689.
- Schultz L. (2005). Sayer, J. A., and B. M. Campbell. 2004. The Science of Sustainable Development. Local Livelihoods and the Global Environment. Cambridge University Press, Cambridge, UK. *Ecology and Society*, 10(2) : 21.
- Seidel S.J., Palosuo T., Thorburn P. & Wallach D. (2018). Towards improved calibration of crop models – Where are we now and where should we go ? *European Journal of Agronomy*, 94 : 25–35.

- Servat E., Paturel J.-E., Kouame B., Travaglio M., Ouedraogo M., Boyer O., Lubes-Niel H., Fritsch J.-M., Masson J.-M. & Marieu B. (1998). Identification, caractérisation et conséquences d'une variabilité hydrologique en Afrique de l'Ouest et centrale. In: *Water Resources Variability in Africa during the XXth Century*, pp. 323–337.
- Shakoor Ab., Sofi N.R., Shah A.H., Khan G.H., Sofi M., Mohiddin F.A., Wani S.A., Mehdi S.S., Bhat N.A. & Shikari A.B. (2021). Crop Simulation Mediated Assessment of Climate Change Impact on Rice Grown Under Temperate High Altitude Valley of Kashmir, 25p.
- Shrestha S., Gyawali B. & Bhattarai U. (2013). Impacts of climate change on irrigation water requirements for rice–wheat cultivation in Bagmati River Basin, Nepal. *Journal of Water and Climate Change*, 4(4) : 422–439.
- Sidibe M., Dieppois B., Eden J., Mahé G., Paturel J.-E., Amoussou E., Anifowose B. & Lawler D. (2019). Interannual to Multi-decadal streamflow variability in West and Central Africa: Interactions with catchment properties and large-scale climate variability. *Global and Planetary Change*, 177 : 141–156.
- Sillitoe P. (1998). The Development of Indigenous Knowledge: A New Applied Anthropology. *Current Anthropology*, 39(2) : 223–252.
- Singh R., Wagener T., van Werkhoven K., Mann M.E. & Crane R. (2011). A trading-space-for-time approach to probabilistic continuous streamflow predictions in a changing climate – accounting for changing watershed behavior. *Hydrology and Earth System Sciences*, 15(11) : 3591–3603.
- Sippel S., Otto F.E.L., Forkel M., Allen M.R., Guillod B.P., Heimann M., Reichstein M., Seneviratne S.I., Thonicke K. & Mahecha M.D. (2016). A novel bias correction methodology for climate impact simulations. *Earth System Dynamics*, 7(1) : 71–88.
- Sivakumar M.V.K. & Stefanski R. (2010). Climate Change in South Asia. In: *Climate Change and Food Security in South Asia*, eds. Lal R. Sivakumar M.V.K. Faiz S.M.A. Mustafizur Rahman A.H.M. & Islam K.R., *Springer Netherlands*, pp. 13–30.
- Sivakumar V., Vijayeeswarri J. & Anna J.L. (1988). Effective natural dye extraction from different plant materials using ultrasound. *Industrial Crops and Products*, 33(1) : 116–122.
- Skaggs T.H., Suarez D.L. & Corwin D.L. (2014). Global Sensitivity Analysis for UNSATCHEM Simulations of Crop Production with Degraded Waters. *Vadose Zone Journal*, 13(6) : 71.
- Smit B. & Skinner M.W. (2002). Adaptation options in agriculture to climate change: a typology. *Mitigation and Adaptation Strategies for Global Change*, 7(1) : 85–114.

- Sobol I.M. & Kucherenko S.S. (2005). Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models. Review. *Wilmott*, (1) : 56–61.
- Soil Conservation Service (1972). Section 4, Hydrology. Chapter 21, Design hydrographs. In: National Engineering Handbook, p.127.
- Song J., Her Y. & Kang M. (2022). Estimating Reservoir Inflow and Outflow From Water Level Observations Using Expert Knowledge: Dealing With an Ill-Posed Water Balance Equation in Reservoir Management. *Water Resources Research*, 58(4) : 26.
- Soro G., Yao A., Kouame Y. & Bi T. (2017). Climate Change and Its Impacts on Water Resources in the Bandama Basin, Côte D’Ivoire. *Hydrology*, 4(1) : 18.
- Specka X., Nendel C. & Wieland R. (2015). Analysing the parameter sensitivity of the agro-ecosystem model MONICA for different crops. *European Journal of Agronomy*, 71 : 73–87.
- Steduto P., Hsiao T.C., Raes D. & Fereres E. (2009). AquaCrop—The FAO Crop Model to Simulate Yield Response to Water: I. Concepts and Underlying Principles. *Agronomy Journal*, 101(3) : 426–437.
- Suárez-Rey E.M., Gallardo M., Romero-Gámez M., Giménez C. & Rueda F.J. (2019). Sensitivity and uncertainty analysis in agro-hydrological modelling of drip fertigated lettuce crops under Mediterranean conditions. *Computers and Electronics in Agriculture*, 162 : 630–650.
- Sun S.K., Li C., Wu P.T., Zhao X.N. & Wang Y.B. (2018). Evaluation of agricultural water demand under future climate change scenarios in the Loess Plateau of Northern Shaanxi, China. *Ecological Indicators*, 84 : 811–819.
- Swain D. & Yadav A. (2009). Simulating the Impact of Climate Change on Rice Yield Using CERES-Rice Model. *Journal of Environmental Informatics*, 13(2) : 104–110.
- Tan J., Cui Y. & Luo Y. (2017). Assessment of uncertainty and sensitivity analyses for ORYZA model under different ranges of parameter variation. *European Journal of Agronomy*, 91 : 54–62.
- Tan M.L., Gassman P.W., Yang X. & Haywood J. (2020). A review of SWAT applications, performance, and future needs for simulation of hydro-climatic extremes. *Advances in Water Resources*, 143 : 103–662.
- Tao F., Hayashi Y., Zhang Z., Sakamoto T. & Yokozawa M. (2008). Global warming, rice production, and water use in China: Developing a probabilistic assessment. *Agricultural and Forest Meteorology*, 148(1) : 94–110.
- Tao F., Palosuo T., Rötter R.P., Díaz-Ambrona C.G.H., Inés Mínguez M., Semenov M.A., Kersebaum K.C., Cammarano D., Specka X., Nendel C., Srivastava A.K., Ewert F., Padovan

- G., Ferrise R., Martre P., Rodríguez L., Ruiz-Ramos M., Gaiser T., Höhn J.G., Salo T. (2020). Why do crop models diverge substantially in climate impact projections ? A comprehensive analysis based on eight barley crop models. *Agricultural and Forest Meteorology*, 281 : 107851.
- Tao F., Rötter R.P., Palosuo T., Gregorio Hernández Díaz-Ambrona C., Mínguez M.I., Semenov M.A., Kersebaum K.C., Nendel C., Specka X., Hoffmann H., Ewert F., Dambreville A., Martre P., Rodríguez L., Ruiz-Ramos M., Gaiser T., Höhn J.G., Salo T., Ferrise R., Bindi M. (2018). Contribution of crop model structure, parameters and climate projections to uncertainty in climate change impact assessments. *Global Change Biology*, 24(3) : 1291–1307.
- Taylor K.E. (2001). Summarizing multiple aspects of model performance in a single diagram. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 106(7) : 7183–7192.
- Tech J. (2021). SWAT+ Editor 2.0 Documentation, 113p.
- Teutschbein C. & Seibert J. (2012). Bias correction of regional climate model simulations for hydrological climate-change impact studies: Review and evaluation of different methods. *Journal of Hydrology*, 456–457 : 12–29.
- Teutschbein C. & Seibert J. (2013). Is bias correction of regional climate model (RCM) simulations possible for non-stationary conditions ? *Hydrology and Earth System Sciences*, 17(12) : 5061–5077.
- Thornthwaite C.W. (1948). An approach toward a rational classification of climate. *Geographical Review*, 38(1) : 49.
- Tolson B.A. & Shoemaker C.A. (2007). Dynamically dimensioned search algorithm for computationally efficient watershed model calibration: Dynamically dimensioned search algorithm. *Water Resources Research*, 43(1) : 16.
- Torma C.Z., Kis A. & Pongrácz R. (2020). Evaluation of EURO-CORDEX and Med-CORDEX precipitation simulations for the Carpathian Region: Bias corrected data and projected changes. *Időjárás*, 124(1) : 25–46.
- Tramblay Y., Rouché N., Paturel J.-E., Mahé G., Boyer J.-F., Amoussou E., Bodian A., Dacosta H., Dakhlaoui H., Dezetter A., Hughes D., Hanich L., Peugeot C., Tshimanga R. & Lachassagne P. (2021). ADHI: the African Database of Hydrometric Indices (1950–2018). *Earth System Science Data*, 13(4) : 1547–1560.
- Tubiello F.N., Amthor J.S., Boote K.J., Donatelli M., Easterling W., Fischer G., Gifford R.M., Howden M., Reilly J. & Rosenzweig C. (2007). Crop response to elevated CO₂ and world food supply. *European Journal of Agronomy*, 26(3) : 215–223.

- Twisa S., Kazumba S., Kurian M. & Buchroithner M.F. (2020a). Evaluating and Predicting the Effects of Land Use Changes on Hydrology in Wami River Basin, Tanzania. *Hydrology*, 7(1) : 17.
- Twisa S., Mwabumba M., Kurian M. & Buchroithner M.F. (2020b). Impact of Land-Use/Land-Cover Change on Drinking Water Ecosystem Services in Wami River Basin, Tanzania. *Resources*, 9(4) : 37.
- Van Laere P.-E. (2003). Mémento de l'irrigation, 15p.
- Van Liew M.W., Arnold J.G. & Bosch D.D. (2005). Problems and potential of autocalibrating a hydrologic model. *Transactions of the ASAE*, 48(3) : 1025–1040.
- Vanuytrecht E., Raes D. & Willems P. (2014). Global sensitivity analysis of yield output from the water productivity model. *Environmental Modelling & Software*, 51 : 323–332.
- Vaze J., Post D.A., Chiew F.H.S., Perraud J.-M., Viney N.R. & Teng J. (2010). Climate non-stationarity – Validity of calibrated rainfall–runoff models for use in climate change studies. *Journal of Hydrology*, 394(3–4) : 447–457.
- Vera J.F.R., Mera Y.E.Z. & Pérez-Martín M.Á. (2018). Adapting water resources systems to climate change in tropical areas: Ecuadorian coast. *Science of the Total Environment*, 50 : 56.
- Vermeulen S.J., Aggarwal P.K., Ainslie A., Angelone C., Campbell B.M., Challinor A.J., Hansen J.W., Ingram J.S.I., Jarvis A., Kristjanson P., Lau C., Nelson G.C., Thornton P.K. & Wollenberg E. (2012). Options for support to agriculture and food security under climate change. *Environmental Science & Policy*, 15(1) : 136–144.
- Vicente-Serrano S.M., Beguería S. & López-Moreno J.I. (2010). A Multiscalar Drought Index Sensitive to Global Warming: The Standardized Precipitation Evapotranspiration Index. *Journal of Climate*, 23(7) : 1696–1718.
- Vilayvong S., Banterng P., Patanothai A. & Pannangpetch K. (2015). CSM-CERES-Rice model to determine management strategies for lowland rice production. *Scientia Agricola*, 72(3) : 229–236.
- Vissoh P.V., Tossou R.C., Dedehouanou H., Guibert H., Codjia O.C., Vodouhe S.D. & Agbossou E.K. (2012). Perceptions et stratégies d'adaptation aux changements climatiques : le cas des communes d'Adjohoun et de Dangbo au Sud-Est Bénin. *Cahiers d'Outre-Mer*, 65(260) : 479–492.
- Vrac M., Noël T. & Vautard R. (2016). Bias correction of precipitation through Singularity Stochastic Removal: Because occurrences matter: Bias correction of precipitation. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 121(10) : 5237–5258.

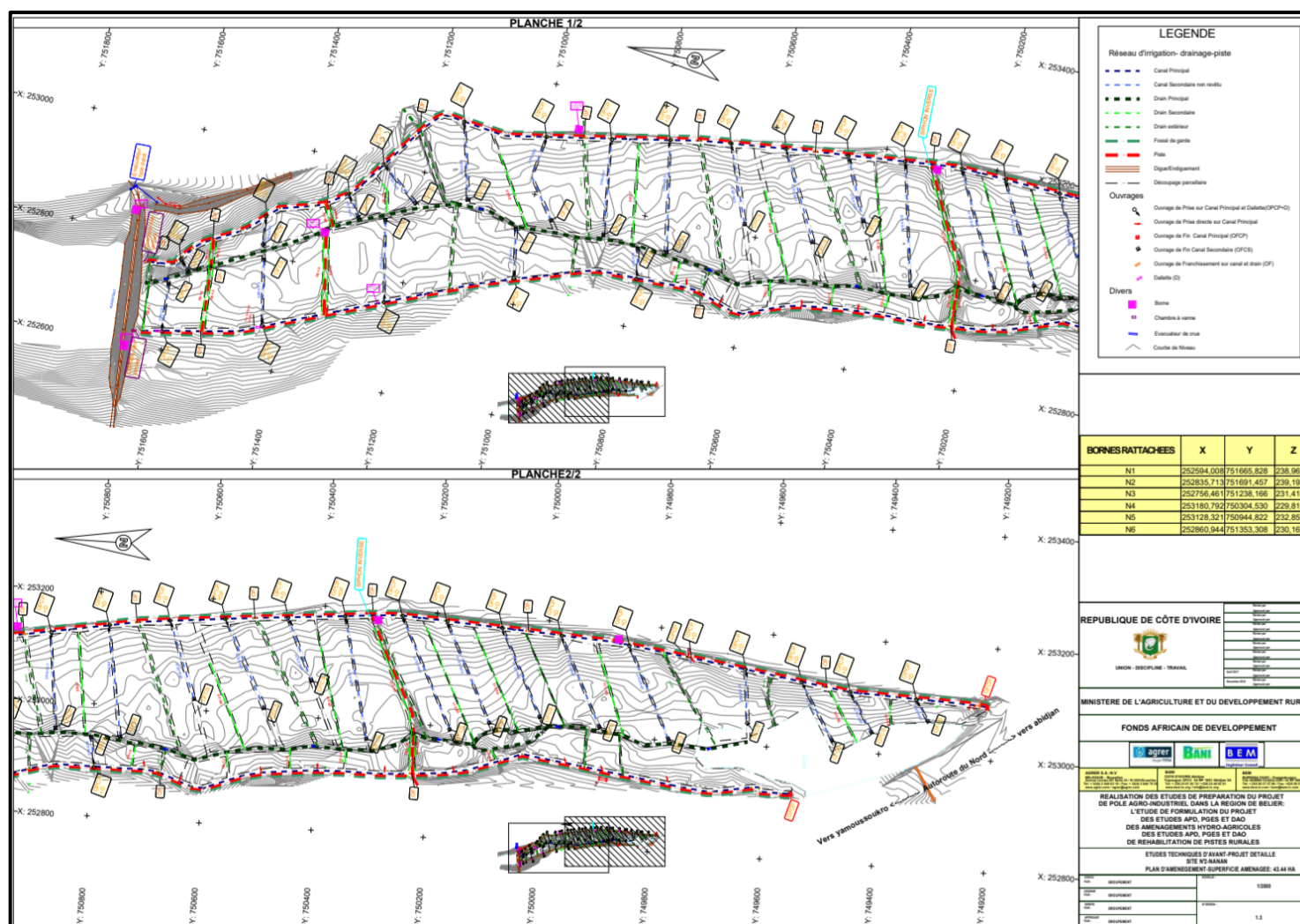
- Wagner P.D., Bieger K., Arnold J.G. & Fohrer N. (2022). Representation of hydrological processes in a rural lowland catchment in Northern Germany using SWAT and SWAT+. *Hydrological Processes*, 36(5) : 14p.
- Wallach D. (2011). Crop Model Calibration: A Statistical Perspective. *Agronomy Journal*, 103 (4) : 1144–1151.
- Wang T., Hamann A., Spittlehouse D. & Carroll C. (2016). Locally Downscaled and Spatially Customizable Climate Data for Historical and Future Periods for North America. *Plos One*, 11(6) : 156-720.
- Wang W., Sun F., Luo Y. & Xu J. (2012). Changes of Rice Water Demand and Irrigation Water Requirement in Southeast China under Future Climate change. *Procedia Engineering*, 28 : 341–345.
- Wang W., Yu Z., Zhang W., Shao Q., Zhang Y., Luo Y., Jiao X. & Xu J. (2014). Responses of rice yield, irrigation water requirement and water use efficiency to climate change in China: Historical simulation and future projections. *Agricultural Water Management*, 146 : 249–261.
- Waongo M., Laux P. & Kunstmann H. (2015). Adaptation to climate change: The impacts of optimized planting dates on attainable maize yields under rainfed conditions in Burkina Faso. *Agricultural and Forest Meteorology*, 205 : 23–39.
- Webber H., Hoffmann M. & Rezaei E.E. (2018). Crop Models as Tools for Agroclimatology. In: *Agronomy Monographs*, eds. Hatfield J.L. Sivakumar M.V.K. & Prueger J.H., American Society of Agronomy, Crop Science Society of America, and Soil Science Society of America, Inc., pp. 519–546.
- Wegehenkel M. (2013). Water Resources and Global Change. In: *Improving Water and Nutrient-Use Efficiency in Food Production Systems*, ed. Rengel Z., John Wiley & Sons, Inc, pp. 21–31.
- Wesseling J., Kroes J., Campos Oliveira T. & Damiano F. (2020). The impact of sensitivity and uncertainty of soil physical parameters on the terms of the water balance: Some case studies with default R packages. Part I: Theory, methods and case descriptions. *Computers and Electronics in Agriculture*, 170 : 105054.
- White J.W., Hoogenboom G., Kimball B.A. & Wall G.W. (2011). Methodologies for simulating impacts of climate change on crop production. *Field Crops Research*, 124(3) : 357–368.
- White K.L. & Chaubey I. (2005). Sensitivity analysis, calibration, and validations for a multisite and multivariable SWAT model. *Journal of the American Water Resources Association*, 41 (5) : 1077–1089.

- Wiggins M. & Wiggins S. (2009). CEDRA Évaluation des risques et de l'adaptation au changement climatique et à la dégradation de l'environnement. 72p.
- Wilby R., Charles S., Zorita E., Timbal B., Whetton P. & Mearns L. (2004). Guidelines for Use of Climate Scenarios Developed from Statistical Downscaling Methods, 27p.
- Williams J.R., Jones C.A., Kiniry J.R. & Spanel D.A. (1989). The EPIC Crop Growth Model. *Transactions of the ASAE*, 32 (2) : 0497–0511.
- Willmott C.J., Ackleson S.G., Davis R.E., Feddema J.J., Klink K.M., Legates D.R., O'Donnell J. & Rowe C.M. (1985). Statistics for the evaluation and comparison of models. *Journal of Geophysical Research*, 90 (C5) : 8995.
- de Wit A., Boogaard H., Fumagalli D., Janssen S., Knapen R., van Kraalingen D., Supit I., van der Wijngaart R. & van Diepen K. (2019). 25 years of the WOFOST cropping systems model. *Agricultural Systems*, 168 : 154–167.
- Worku G., Teferi E., Bantider A. & Dile Y.T. (2020). Statistical bias correction of regional climate model simulations for climate change projection in the Jemma sub-basin, upper Blue Nile Basin of Ethiopia. *Theoretical and Applied Climatology*, 139(3–4) : 1569–1588.
- Woznicki S.A. & Nejadhashemi A.P. (2012). Sensitivity Analysis of Best Management Practices Under Climate Change Scenarios1: Sensitivity Analysis of Best Management Practices Under Climate Change Scenarios. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 48(1) : 90–112.
- Wu H., Zhu W. & Huang B. (2021). Seasonal variation of evapotranspiration, Priestley-Taylor coefficient, and crop coefficient in diverse landscapes. *Geography and Sustainability*, 2 (3) : 224–233.
- Xu Q., Fox G., McKenney D.W., Parkin G. & Li Z. (2020). A Bio-Economic Crop Yield Response (BECYR) Model for Corn and Soybeans in Ontario, Canada for 1959–2013. *Scientific Reports*, 10(1) : 7006.
- Yao A.B. (2015). Evaluation des potentialités en eau du bassin versant de la Lobo en vue d'une gestion rationnelle (centre-ouest de la Côte-d'Ivoire). Thèse De Doctorat en Hydrologie, Université Nangui Abrogoua (Abidjan, Côte d'Ivoire), 225p.
- Yao N.R., Oulé A.F. & N'goran K. désiré (2013). Etude de Vulnérabilité du Secteur Agricole face aux Changements Climatiques En Côte d'Ivoire., 105p
- Ye Q., Yang X., Dai S., Chen G., Li Y. & Zhang C. (2015). Effects of climate change on suitable rice cropping areas, cropping systems and crop water requirements in southern China. *Agricultural Water Management*, 159 : 35–44.

- Yen H., Park S., Arnold J.G., Srinivasan R., Chawanda C.J., Wang R., Feng Q., Wu J., Miao C., Bieger K., Daggupati P., Griensven A. van, Kalin L., Lee S., Sheshukov A.Y., White M.J., Yuan Y., Yeo I.-Y., Zhang M. & Zhang X. (2019). IPEAT+: A Built-In Optimization and Automatic Calibration Tool of SWAT+. *Water*, 11(8) : 1681.
- Yonaba R., Biaou A.C., Koïta M., Tazen F., Mounirou L.A., Zouré C.O., Queloz P., Karambiri H. & Yacouba H. (2021). A dynamic land use/land cover input helps in picturing the Sahelian paradox: Assessing variability and attribution of changes in surface runoff in a Sahelian watershed. *Science of The Total Environment*, 757 : 143792.
- Yuan Z. & Shen Y. (2013). Estimation of Agricultural Water Consumption from Meteorological and Yield Data: A Case Study of Hebei, North China. *PLoS ONE*, 8(3) : 9.
- Zhang J., Feng L., Zou H. & Liu D.L. (2015a). Using ORYZA2000 to model cold rice yield response to climate change in the Heilongjiang province, China. *The Crop Journal*, 3(4) : 317–327.
- Zhang J., Yao F., Hao C. & Boken V. (2015b). Impacts of temperature on rice yields of different rice cultivation systems in southern China over the past 40 years. *Physics and Chemistry of the Earth*, Parts A/B/C, 87–88 : 153–159.
- Zhang L., Nan Z., Yu W., Zhao Y. & Xu Y. (2018). Comparison of baseline period choices for separating climate and land use/land cover change impacts on watershed hydrology using distributed hydrological models. *Science of The Total Environment*, 622–623 : 1016–1028.
- Zhao C., Liu B., Xiao L., Hoogenboom G., Boote K.J., Kassie B.T., Pavan W., Shelia V., Kim K.S., Hernandez-Ochoa I.M., Wallach D., Porter C.H., Stockle C.O., Zhu Y. & Asseng S. (2019). A simple crop model. *European Journal of Agronomy*, 104 : 97–106.
- Zheng J., Wang W., Ding Y., Liu G., Xing W., Cao X. & Chen D. (2020). Assessment of climate change impact on the water footprint in rice production: Historical simulation and future projections at two representative rice cropping sites of China. *Science of The Total Environment*, 709 : 136190.

ANNEXES

Annexe 1 : Plan d'aménagement du périmètre rizicole irrigué de Nanan



Annexe 2 : Caractéristiques des infrastructures du périmètre rizicole de Nanan

Désignation	Unité	Quantité
Chambre de vanne	U	2
Canal principal revêtu rive gauche	ml	2600
Canal principal revêtu rive droite	ml	217.66
Canal principal non revêtu rive droite	ml	1945.20
Canaux secondaires rive gauche	ml	3335.90
Endiguement rive gauche	ml	250
Canaux secondaires rive droite	ml	823.50
Drain principal	ml	2122.10
Drains exutoires rive gauche	ml	769.40
Drains exutoires rive droite	ml	152
Fossé latéral rive gauche	ml	2600
Fossé latéral rive droite	ml	2170
Piste périmétrale rive gauche	ml	2600
Piste périmétrale rive droite	ml	2170
Piste transversale rive gauche	U	1183
Piste transversale rive droite	U	360
Prise sur canal principal rive gauche	U	23
Prise sur canal principal rive droite	U	8
Prises directes sur canal principal rive droite	U	12
Ouvrage de franchissement drain central	U	1
Ouvrage de franchissement sur CP (dalots) rive gauche	U	9
Ouvrage de franchissement sur CP (dalots) rive droite	U	4

Avec ml = mètre linéaire

Annexe 3 : Description des coefficients génétiques du riz dans le DSSAT et leurs plages de calibration

Coefficients génétiques	Description	Plages et méthodes de calibration
P1	Période (exprimée en degrés-jours de croissance [DJC] en °C-j au-dessus d'une température de base de 9°C-j) à partir de l'émergence des semis pendant laquelle le plant de riz ne réagit pas aux changements de photopériode. Cette période est également appelée la phase végétative de base de la plante.	150-800 °C-jour Calibré pour les dates d'initiation paniculaire et d'anthèse.
P2O	Photopériode critique ou la plus longue durée du jour (en heures) à laquelle le développement se fait à un rythme maximal. Pour des valeurs supérieures à P2O, le développement est ralenti, d'où un retard dû à l'allongement de la durée du jour.	11-13 h. Valeur par défaut 12 h Ne pas descendre en dessous de 11h sauf si valeurs mesurées. Calibré pour la date d'anthèse
P2R	Mesure dans laquelle le développement phasique conduisant à l'initiation de la panicule est retardé (exprimé en GDD en °C-j) pour chaque heure d'augmentation de la photopériode au-dessus de P2O.	5-300 °C-jour Calibré pour la date d'anthèse
P5	Période en GDD °C-j à partir du début du remplissage des grains (de 3 à 4 jours après la floraison) à la maturité physiologique avec une température de base de 9 °C.	150-850 °C-jour Calibré avec la date de maturité après avoir calibrés P1, P2O et P2R
G1	Coefficient du nombre potentiel d'épillets, estimé à partir du nombre d'épillets par g de poids sec du chaume principal (moins les limbes et les gaines des feuilles plus les épis) à l'anthèse.	50-75 #/g Calibré à partir de 55 #/g pour le rendement en grain et le nombre de grains

G2	Poids du grain unique (g) dans des conditions de croissance idéales, c'est-à-dire, lumière, eau et nutriments non limités, et absence de parasites et de maladies.	0,015-0,030 g. Valeur par défaut 0,025 g Calibré pour le rendement en grain et le poids unitaire des grains
G3	Coefficient de tallage (valeur scalaire) par rapport au cultivar IR64 dans des conditions idéales.	0,7 à 1,3 Pour les cultivars à fort tallage > 1 Calibré pour le nombre de talles
PHINT	Intervalle de phyllochronisme (°C-j). Intervalle de temps en degrés-jours pour que chaque l'apparition de chaque extrémité de feuille dans des conditions non stressées.	55-90 °C-jour. Défaut 83 °C-j.
THOT	Température (°C) au-dessus de laquelle la stérilité des épillets est affectée par une température élevée.	25 à 34 °C. Par défaut 28 °C.
TCLDP	Température (°C) en dessous de laquelle l'initiation de la panicule est davantage retardée (autres que P1, P2O et P2R) par une température basse.	12 à 18 °C. Par défaut 15 °C.
TCLDF	Température (°C) en dessous de laquelle la stérilité des épillets est affectée par la basse température.	10 à 20 °C. Par défaut 15 °C.

Annexe 4 : Paramètres de l'analyse de sensibilité de SWAT+ et leurs plages de valeurs

Groupe	Paramètre	Description	Type de changement	Plages de valeurs	
				Min	Max
hru	cn2	Numéro de courbe de condition II	Relative	-40	40
hru	cn3_swf	Facteur d'eau du sol pour le numéro de courbe de condition III	Percent	-40	40
hru	ovn	Valeur « n » de Manning pour le flux de surface	Percent	-40	40
hru	slope	Pente moyenne du talus dans l'URH	Relative	-40	40
hru	lat_len	Longueur de la pente pour le flux sous-terrain latéral	Replace	1	150
hru	latq_co	Coefficient de flux latéral	Percent	-40	40
hru	canmx	Stockage maximal de la canopée	Replace	0	100
hru	esco	Facteur de compensation de l'évaporation du sol	Replace	0	1
hru	epco	Facteur de compensation de l'absorption d'eau par la plante	Replace	0	1
hru	perco	Coefficient de percolation	Replace	0	1
aqu	alpha	Facteur alpha pour la courbe de récession de l'aquifère	Replace	0	1
aqu	flo_min	Stockage minimum de l'aquifère pour permettre le retour du flux	Replace	0	50
aqu	revap_co	Fraction de l'ETP pour calculer le revap	Replace	0,02	0,2
aqu	revap_min	Seuil de profondeur d'eau dans l'aquifère peu profond nécessaire pour permettre le revap.	Replace	0	50
rte	chn	Coefficient de Manning du canal principal	Replace	0	0,3
rte	chk	Conductivité hydraulique effective du canal principal	Replace	0	500
rte	ch_bd	Densité apparente dans le canal principal	Replace	0,9	1.9
sol	bd	Densité apparente du sol	Replace	0,9	2,5
sol	awc	Capacité en eau disponible de la couche de sol	Relative	-40	40

sol	k	Conductivité hydraulique saturée de la couche de sol	Replace	0	2000
sol	usle_k	Facteur d'érodibilité du sol (K) de l'équation USLE	Replace	0	0,65
bsn	surlag	Temps de latence du ruissellement de surface	Replace	0	10
bsn	ffcb	Teneur en eau initiale du sol exprimée comme une fraction de la capacité du champ	Replace	0	1
bsn	msk_col	Coefficient de calibration pour la méthode de Muskingum	Replace	0	10

Note : Relative (changement relatif) : augmente/diminue la valeur actuelle d'une valeur spécifiée ; Percent (pourcentage) : augmente/diminue la valeur actuelle d'un pourcentage spécifié ; Replace (remplacer) : la valeur spécifiée prend la place de l'ancienne valeur du paramètre ; Revap : coefficient d'évaporation de la nappe souterraine.

Annexe 5 : Parcelles expérimentales sur le périmètre rizicole irrigué de Nanan



(a) Parcelle P1 et (b) Parcelle P2

Annexe 6 : Calendriers d'irrigation sur les parcelles P1 et P2 pour les traitements 1, 2 et 3

parcelle_ID P1 producteur KONAN Victor traitement T11-19 date du 01 sept. 2019 au 29 déc 2019 calendrier d'irrigation											
Date	Jour	Phase	Pluie mm	Ks fract.	ETR %	Boue Etat	Percol. mm	Epuis. TE mm	Bes. Nets mm	Pertes mm	Epuis.SAT mm
12-Aou	-19	AvBoue	0	1	100	Prep	0	13	40.3	0	24
27-Aou	-4	Boue	6.7	1	100	Prep	1	0	72	0	22
29-Aou	-2	Boue	0	1	100	OK	12.1	0	38.8	0	-11.2
05-Sep	5	Init	0	1	100	OK	3.1	0	101.7	0	1.7
20-Sep	20	Init	0	1	100	OK	3.1	0	100.1	0	0.1
21-Oct	51	Mi-sais.	0	1	100	OK	3.1	0	95.6	0	-4.4
08-Nov	69	Mi-sais.	0	1	100	OK	3.1	0	99.3	0	-0.7
20-Nov	81	Mi-sais.	0	1	100	OK	3.1	0	96.4	0	-3.6
02-Dec	93	Fin	0	1	100	OK	3.1	0	97.5	0	-2.5
14-Dec	105	Fin	0	1	100	OK	3.1	0	96.7	0	-3.3
27-Dec	118	Fin	0.9	1	100	OK	3.1	0	101.9	0	1.9
29-Dec		Fin	0	1	0	OK	0	0			

traitement T21-20 date du 22 avr au 18 aou 2020											
Date	Jour	Phase	Pluie mm	Ks fract.	ETR %	Boue Etat	Percol. mm	Epuis. TE mm	Bes. Nets mm	Pertes mm	Epuis.SAT mm
2 Avr	-19	AvBoue	0	0.9	90	Prep	0	41	91.7	0	40
17 Avr	-4	Boue	7	1	100	Prep	0.8	1	90	0	40
20 Avr	-1	Boue	0	1	100	OK	7.7	0	55.2	0	5.2
29 Avr	8	Init	0	1	100	OK	3.1	0	99	0	-1
31 Mai	40	Croiss.	0	1	100	OK	3.1	0	98.2	0	-1.8
18 Jui	58	Mi-sais.	0	1	100	OK	3.1	0	97	0	-3
4 Juil	74	Mi-sais.	0	1	100	OK	3.1	0	99.7	0	-0.3
20 Juil	90	Mi-sais.	0	1	100	OK	3.1	0	99.3	0	-0.7
5 Aout	106	Fin	0	1	100	OK	3.1	0	101.2	0	1.2
19 Aout		Fin	0	1	0	OK	0	0			

parcelle_ID P2 producteur KOUAME Raymond traitement T11-20 date du 15 mai 2020 au 11 sept 2020 calendrier d'irrigation											
Date	Jour	Phase	Pluie mm	Ks fract.	ETR %	Boue Etat	Percol. mm	Epuis. TE mm	Bes. Nets mm	Pertes mm	Epuis.SAT mm
25-Apr	-19	AvBoue	0	1	100	Prep	0	17	61.8	0	40
10-May	-4	Boue	0	1	100	Prep	0	6	90	0	40
11-May	-3	Boue	0	1	100	OK	24.5	0	34.9	0	-15.1
22-May	8	Init	0	1	100	OK	3.4	0	97.5	0	-2.5
12-Jun	29	Croiss.	0	1	100	OK	3.4	0	98.1	0	-1.9
28-Jun	45	Croiss.	0	1	100	OK	3.4	0	96.3	0	-3.7
13-Jul	60	Mi-sais.	5.7	1	100	OK	3.4	0	96.3	0	-3.7
28-Jul	75	Mi-sais.	0	1	100	OK	3.4	0	97.7	0	-2.3
11-Aout	89	Mi-sais.	0	1	100	OK	3.4	0	102.2	0	2.2
26-Aout	104	Fin	0	1	100	OK	3.4	0	100.3	0	0.3
11-Sep		Fin	0	1	0	OK	0	0			

Annexe 7 : Stratégies d'adaptation simulées dans le cadre des scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5 aux horizons 2050 (2031–2060) et 2080 (2061–2090)

Stratégies d'adaptation	Modalités		Traitements
Changement de la date de repiquage	Campagne 1	Campagne 2	
	1er avril	1er octobre	1
	1er mai	1er novembre	2
	Date de référence	1er juin	3
	1er juillet	1er janvier	4
	1er août	1er février	5
	1er septembre	1er mars	6
Changement de la dose d'irrigation			
		70 mm	1
		100 mm	2
	Dose de référence	120 mm	3

Annexe 8 : Questionnaire d'entretien avec les riziculteurs

ENTRETIEN INDIVIDUEL

I. INTRODUCTION

Bonjour/Bonsoir. Je m'appelle « **Nom de l'enquêteur** » et je travaille avec votre coopérative depuis un certain temps sur les impacts du changement climatique sur le riz que vous cultivez afin de vous aider à améliorer votre production. Les effets du changement climatique ne sont pas ressentis de la même manière par tout le monde ; et je suis venu auprès de vous pour qu'on parle des problèmes que pose ce phénomène sur vous et vos activités sur votre parcelle. Il serait intéressant que les discussions que nous aurons se rapportent à votre exploitation personnelle. Mais avant d'en arriver là, je souhaiterais faire d'abord votre connaissance (**Présentation du riziculteur**) Je vous remercie d'avoir accepté de discuter avec moi et vous garantis que toutes les analyses qui seront faites des informations que vous nous fournirez seront anonymes.

II. IDENTIFICATION

N° : /.....

Date :

Lieu :

Organisme :

Nom et prénom de l'enquêté :

Sexe :

- a) Homme ; b) Femme

Situation matrimoniale :

- a) Célibataire ; b) Marié ; c) Divorcé ; d) En concubinage

Nombre d'enfants :

- a) 1 ; b) 2 ; c) 3 ; d) 4 ; e) 5 ; f) Autre (A préciser)

III. PERCEPTION DU CHANGEMENT CLIMATIQUE

1. Quels sont pour vous les changements climatiques les plus importants que vous avez notés ces 20 dernières années (**utiliser le repère identifié lors de l'entretien de groupe**) ?

A. Saison des pluies

2. Quelles sont les différentes saisons que vous observez dans votre localité par le passé ?
a) 2 saisons sèches et 2 saisons des pluies ; b) 1 saison sèche et 1 saison des pluies ; c) Autres (A préciser)
3. Quelles sont les différentes saisons que vous observez dans votre localité actuellement ?
b) 2 saisons sèches et 2 saisons des pluies ; b) 1 saison sèche et 1 saison des pluies ; c) Autres (A préciser)
4. Selon vous, quelle est la tendance de l'évolution de la saison des pluies ?
a) Plus longue ; b) Plus courte ; c) Pas de changements ; d) Aucune idée
5. La saison des pluies est-elle plus précoce ?
a) Oui ; b) Non ; c) Pas de changements ; d) Aucune idée
6. Si « Oui », elle démarrait et se terminait dans quels mois, il y a 20 ans ?
a) Début : ; b) Fin :
7. La saison des pluies est-elle plus tardive ?
a) Oui ; b) Non ; c) Pas de changements ; d) Aucune idée
8. Si « Oui », elle démarrait et se terminait dans quels mois, il y a 20 ans ?
a) Début : ; b) Fin :
9. Actuellement (ces 5 dernières années), la saison des pluies débute et prend fin dans quels mois ?
a) Début : ; b) Fin :

B. Saison sèche

10. Selon vous, quelle est la tendance de l'évolution de la saison sèche ?
b) Plus longue ; b) Plus courte ; c) Pas de changements ; d) Aucune idée
11. La saison sèche est-elle plus précoce ?
b) Oui ; b) Non ; c) Pas de changements ; d) Aucune idée
12. Si « Oui », elle démarrait et se terminait dans quels mois, il y a 20 ans ?
13. La saison sèche est-elle plus tardive ?
a) Oui ; b) Non ; c) Pas de changements ; d) Aucune idée
14. Si « Oui », elle démarrait et se terminait dans quels mois, il y a 20 ans ?
a) Début : ... ; b) Fin :
15. Actuellement (ces 5 dernières années), la saison sèche débute dans quel mois ?
a) Début : ... ; b) Fin :

En confrontant les réponses sur la Pluviométrie et les Températures, vous pouvez voir si les réponses sont cohérentes. Si elles ne le sont pas, demander des précisions : « **Pourtant vous m'aviez dit que...** »

C. Indicateurs

16. Sur quels paramètres climatiques vous basez-vous pour apprécier la variabilité du climat dans votre localité ?
a) Pluies ; b) Températures ; c) Vent ; d) Ensoleillement ; e) Autres
17. Pourquoi ? (**En fonction de la réponse, demander des précisions sur le choix d'un tel paramètre au lieu d'un autre**)
18. Utilisez-vous dans le passé des indicateurs pour connaître l'arrivée de la saison des pluies ?
a) Oui ; b) Non
19. Si « Oui », lesquels ?
20. Vous pouvez utiliser ces indicateurs actuellement ?
a) Oui ; b) Non

D. Caractéristiques des pluies

21. Selon vous, quelle est la tendance de l'évolution de la pluviométrie ces 20 dernières années ?
a) Plus de pluies ; b) Moins de pluies ; c) Pas de changements ; d) Aucune idée
22. Ces dernières années, les pluies ont eu tendance à être de plus en plus :
a) Fortes ? ; b) Faibles ? ; c) Fortes pour certaines et faibles pour d'autres ? ; d) Pas de changements ? ; e) Aucune idée

E. Répartition des pluies

23. Au cours de la saison, la répartition des pluies est-elle :
a) Plus variable ? ; b) Plus régulière ? ; c) Pas de changements ; d) Aucune idée

F. Températures

24. Selon vous, quelle est la tendance de l'évolution des températures ces 20 dernières années ?
a) Plus chaud ; b) Moins chaud ; c) Pas de changements ; d) Aucune idée
25. Au niveau des températures, fait-il :
a) Plus froid ; b) Moins froid ; c) Pas de changements ; d) Aucune idée
26. Par rapport au passé, dans la journée, les températures sont :
a) Plus élevées ; b) Plus faibles ; c) Aucun changement
27. Par rapport au passé, dans la nuit, les températures sont :
a) Plus élevées ; b) Plus faibles ; c) Aucun changement

G. Insolation

28. Par rapport à ces 20 dernières années, durant la journée, il y a-t-il :
a) Plus de soleil ; b) Moins de soleil ; c) Pas de changements ; d) Aucune idée

H. Disponibilité de l'eau dans le barrage

29. Il y a 20 ou 15 ans, dans quel mois de l'année l'eau du barrage est-elle plus abondante ?
30. Il y a 20 ou 15 ans, dans quel mois de l'année l'eau du barrage est-elle moins abondante ?
31. Actuellement, dans quel mois de l'année l'eau du barrage est-elle plus abondante ?
32. Actuellement, dans quel mois de l'année l'eau du barrage est-elle moins abondante ?

I. Causes des changements potentiels

33. Quels sont pour vous les principales causes de ces changements (Pluies, températures, insolation, eau du barrage) ?
a) Les Hommes en général ; b) Vous-mêmes les agriculteurs ; c) Dieu ; d) Les Ancêtres ; e) Autres (à préciser)

IV. LES IMPACTS DES CHANGEMENTS CLIMATIQUES SUR LE MILIEU

A. Impacts sur les éléments du système de culture

34. Dans le passé, combien de cycles de culture effectuiez-vous sur le périmètre ?
a) 1 ; b) 2 ; c) 3 ; d) Autres (A préciser)
35. Combien de cycles de culture effectuez-vous actuellement ?
a) 1 ; b) 2 ; c) 3 ; d) Autres (A préciser)

En fonction de la réponse, s'il y a un changement du nombre de cycles de culture, demander les raisons et la fréquence de ces changements

36. Quelles sont les raisons de ce changement du nombre de cycles de culture ?
a) Manque d'eau d'irrigation ; b) Manque de moyens financiers ; c) Manque d'intrants ; d) Manque de main d'œuvre ; e) Autres activités ; f) Autres (A préciser)
37. Ces changements sont-ils constants ou variables d'une année à l'autre ?
a) Oui ; b) Non
38. Avez-vous changé de variétés de riz au cours de ces dernières années ?
a) Oui ; b) Non
39. Combien de fois avez-vous changer de type de variété de riz ces 20 dernières années ?
a) 1 ; b) 2 ; c) 3 ; d) 4 ; e) 5 ; f) Plus
40. Par le passé, quel type de variété de riz cultiviez-vous :
a) À cycle court ; b) A cycle moyen ; c) A cycle long
41. Quel type de variétés de riz vous cultivez actuellement :
b) À cycle court ; b) A cycle moyen ; c) A cycle long

En fonction de la réponse, s'il y a un changement de type de variété, demander les raisons et le nombre de ces changements

42. Pourquoi, avez-vous adopté une variété de riz à cycle « » actuellement ?
a) Conditions climatiques ; b) Qualité des sols ; c) Baisse des rendements ; d) Autres
43. Par rapport au passé, votre période de début de campagne de culture a-t-elle devenue :
a) Plus tardive ; b) Plus précoce ; c) Aucun changement
44. Par rapport au passé, votre période de récolte a-t-elle changée ?
a) Tardive ; b) Précoce ; c) Aucun changement
45. Par rapport au passé, la durée de croissance du riz a-t-elle changée ?
a) Réduction ; b) Augmentation ; c) Sans changement
46. Pourquoi, selon vous ?
a) Températures ; b) Manque d'eau ; c) Fertilisants ; d) Autres
47. Votre densité de semis a-t-elle changée par rapport au passé ?
a) Réduction ; b) Augmentation ; c) Sans changement
48. Pourquoi avez-vous changé votre densité de semis ?
a) Conditions climatiques ; b) Baisse de la superficie ; c) Baisse des rendements ; d) Autres
49. Par rapport au passé, votre superficie culturale a-t-elle :
a) Baissée ? ; b) Augmentée ? ; c) Sans changement
50. Pourquoi ?
a) Manque d'eau d'irrigation ; b) Manque de moyens financiers ; c) Manque d'intrants ; d) Manque de main d'œuvre ; e) Autres
- B. Impacts sur les ressources en eau**
51. Selon vous, quelle est la tendance de l'évolution du niveau de l'eau dans le barrage, ces 20 dernières années ?
a) Plus d'eau ; b) Moins d'eau ; c) Pas changements ; d) Aucune idée
52. Constatez-vous un ensablement de la retenue du barrage au fil des années ?
a) Oui ; b) Non
53. Si « Oui », quel est le rythme d'ensablement par rapport au passé ?
a) Plus prononcé ; b) Moins prononcé ; c) Aucun changement
54. Au cours de la saison culturale, par rapport à ces 20 ou 15 dernières années, la quantité de l'eau dans le barrage est-elle :
a) Plus variable ? ; b) Plus régulière ? ; c) Pas de changements ; d) Aucune idée
55. Il y a-t-il eu des années où l'eau du barrage n'a-t-elle pas permis l'irrigation du périmètre ?
a) Oui ; b) Non
56. Si « Oui », lesquelles ?
57. Sur l'année, vous arrivez à irriguer convenablement votre parcelle ?
a) Oui ; b) Non
58. Si « Non », pourquoi ?
a) Manque d'eau dans le barrage ; b) Infrastructures d'irrigation ; c) Autres
59. Par rapport à avant, est-ce que le périmètre entier peut être irrigué à tout moment de l'année ?
a) Oui ; b) Non
60. Si « Non », pourquoi ?
a) Manque d'eau dans le barrage ; b) Infrastructures d'irrigation ; c) Autres
61. Par rapport au passé, avez-vous modifier vos doses d'irrigation ?
a) A la hausse ; b) A la baisse ; c) Aucun changement
62. Pourquoi ?
a) Manque d'eau dans le barrage ; b) Augmentation de votre superficie ; c) diminution de votre superficie ; d) Baisse des rendements ; e) Augmentation des rendements ; f) Autres (A préciser)
63. Par rapport au passé, avez-vous modifier votre fréquence d'irrigation ?
a) A la hausse ; b) A la baisse ; c) Aucun changement
64. Pourquoi ?
b) Manque d'eau dans le barrage ; b) Augmentation de votre superficie ; c) diminution de votre superficie ; d) Baisse des rendements ; e) Augmentation des rendements ; f) Autres (A préciser)
- C. Impacts sur le rendement et ses composantes**
65. Par rapport au passé, vos rendements ont-ils :
a) Baissés ; b) Augmentés ; c) Sans changement
66. Pourquoi ?
a) Températures ; b) Qualité des sols ; c) Manque d'eau ; d) Excès d'eau ; e) Fertilisants ; f) Autres
67. Par rapport au passé, le nombre de plants de riz sur votre parcelle a-t-il :
a) Baissé ; b) Augmenté ; c) Sans changement
68. Pourquoi ?
a) Températures ; b) Qualité des sols ; c) Densité de semis ; d) Date de semis e) Semeur ; f) Manque d'eau ; g) Excès d'eau ; h) Autres
69. Par rapport au passé, le nombre de talles par pied de riz sur votre parcelle a-t-il :
a) Baissé ; b) Augmenté ; c) Sans changement
70. Pourquoi ?
a) Températures ; b) Qualité des sols ; c) Densité de semis ; d) Fertilisants ; e) Manque d'eau ; f) Excès d'eau ; g) Autres
71. Par rapport au passé, le nombre de panicules par talle a-t-il :

- a) Baissé ; b) Augmenté ; c) Sans changement
72. Pourquoi ?
a) Températures ; b) Qualité des sols ; c) Densité de semis ; d) Manque d'eau ; e) excès d'eau ; f) Fertilisants ; g) Autres
73. Par rapport au passé, le nombre de grains par panicule a-t-il :
a) Baissé ; b) Augmenté ; c) Sans changement
74. Pourquoi ?
a) Températures ; b) Qualité des sols ; c) Densité de semis ; d) Manque d'eau ; e) Excès d'eau ; f) Fertilisants ; g) Autres
75. Par rapport au passé, le remplissage des grains a-t-il :
b) Baissé ; b) Augmenté ; c) Sans changement
76. Pourquoi ?
b) Températures ; b) Qualité des sols ; c) Densité de semis ; d) Manque d'eau ; e) Excès d'eau ; f) Fertilisants ; g) Autres
- D. Impacts sur les sols**
77. Quel est l'état des sols sur le périmètre par rapport au passé ?
a) Dégradé ; b) Meilleur ; c) Aucun changement
78. Par rapport au passé, les sols du périmètre sont-ils :
a) Plus fertiles ? ; b) Moins fertiles ? ; c) Aucun changement
79. Pourquoi, selon vous ?
a) Conditions climatiques ; b) Qualité de l'eau d'irrigation ; c) Fertilisants ; d) Autres
- V. STRATEGIES D'ADAPTATION AU CHANGEMENT CLIMATIQUE**
- A. Stratégies**
80. Utilisez-vous des variétés améliorées de riz ?
a) Oui ; b) Non
81. Pratiquez-vous le semis direct ?
a) Oui ; b) Non
82. Quel type de semis avez-vous adopté ?
a) Semis tardif ; b) Semis précoce ; c) Aucun changement
83. Pourquoi ?
a) Conditions climatiques ; b) Qualité des sols ; c) Baisse des rendements ; d) Raccourcissement de la durée de croissance ; e) Allongement de la durée de croissance ; f) Autres
84. Avez-vous décidé de modifier votre manière de labourer ?
a) Oui ; b) Non
85. Adoptez-vous une nouvelle technique de culture du riz par rapport au passé ?
a) Oui ; b) Non
86. Si « oui », laquelle ?
87. Si « Non », seriez-vous prêt à en adopter ?
a) Oui ; b) Non
88. Pratiquez-vous la technique de mouillage-séchage alternatif ?
a) Oui ; b) Non
89. Pratiquez-vous la jachère ?
a) Oui ; b) Non
90. Utilisez-vous le paillage ?
a) Oui ; b) Non
91. Cultivez-vous d'autres cultures ?
a) Oui ; b) Non
- B. Perspectives**
92. Que comptez-vous faire si les températures augmentent de plus en plus dans les années à venir ?
a) Abandonner la riziculture ; b) Poursuivre la riziculture ; c) Pratiquer d'autres cultures ; d) Autres (A préciser)
93. Que comptez-vous faire si les températures restent pareilles dans les années à venir ?
a) Abandonner la riziculture ; b) Poursuivre la riziculture ; c) Pratiquer d'autres cultures ; d) Autres (A préciser)
94. Que comptez-vous faire si les températures diminuent de plus en plus dans les années à venir ?
a) Abandonner la riziculture ; b) Poursuivre la riziculture ; c) Pratiquer d'autres cultures ; d) Autres (A préciser)
95. Que comptez-vous faire si la quantité d'eau dans le barrage augmente de plus en plus dans les années à venir ?
a) Abandonner la riziculture ; b) Poursuivre la riziculture ; c) Pratiquer d'autres cultures ; d) Autres (A préciser)
96. Que comptez-vous faire si la quantité d'eau dans le barrage reste telle qu'actuellement dans les années à venir ?
b) Abandonner la riziculture ; b) Poursuivre la riziculture ; c) Pratiquer d'autres cultures ; d) Autres (A préciser)
97. Que comptez-vous faire si la quantité d'eau dans le barrage diminue de plus en plus dans les années à venir ?
c) Abandonner la riziculture ; b) Poursuivre la riziculture ; c) Pratiquer d'autres cultures ; d) Autres (A préciser)
98. En dehors de la riziculture, pratiquez-vous d'autres activités ?
a) Oui ; b) Non
99. Quel appui attendez-vous des entités suivantes pour vous aider à mieux pratiquer la riziculture ?
a) L'Etat : ; b) Les ONG : ; c) Les chercheurs :

Annexe 9 : Résultats de tous les tests de Mann-Kendall réalisés dans cette étude

Mann-Kendall trend test data: ruiss_nanan\$`Ruissellements (mm³)` z = 1.3068, n = 35, p-value = 0.1913 alternative hypothesis: true S is not equal to 0 sample estimates: <table><tr><th>S</th><th>varS</th><th>tau</th></tr><tr><td>93.0000000</td><td>4956.3333333</td><td>0.1565659</td></tr></table>	S	varS	tau	93.0000000	4956.3333333	0.1565659	Mann-Kendall trend test data: bni_cp1\$`Besoins nets d'irrigation (mm)` z = 1.0509, n = 35, p-value = 0.2933 alternative hypothesis: true S is not equal to 0 sample estimates: <table><tr><th>S</th><th>varS</th><th>tau</th></tr><tr><td>75.0000000</td><td>4958.3333333</td><td>0.1260504</td></tr></table>	S	varS	tau	75.0000000	4958.3333333	0.1260504
S	varS	tau											
93.0000000	4956.3333333	0.1565659											
S	varS	tau											
75.0000000	4958.3333333	0.1260504											
Mann-Kendall trend test data: bni_cp2\$`Besoins nets d'irrigation (mm)` z = -0.25563, n = 35, p-value = 0.7982 alternative hypothesis: true S is not equal to 0 sample estimates: <table><tr><th>S</th><th>varS</th><th>tau</th></tr><tr><td>-19.00000000</td><td>4958.33333333</td><td>-0.03193277</td></tr></table>	S	varS	tau	-19.00000000	4958.33333333	-0.03193277	> mk.test(bec_cp1\$`Besoins en eau de la culture (mm)`) Mann-Kendall trend test data: bec_cp1\$`Besoins en eau de la culture (mm)` z = -0.22722, n = 35, p-value = 0.8203 alternative hypothesis: true S is not equal to 0 sample estimates: <table><tr><th>S</th><th>varS</th><th>tau</th></tr><tr><td>-17.00000000</td><td>4958.33333333</td><td>-0.02857143</td></tr></table>	S	varS	tau	-17.00000000	4958.33333333	-0.02857143
S	varS	tau											
-19.00000000	4958.33333333	-0.03193277											
S	varS	tau											
-17.00000000	4958.33333333	-0.02857143											
> mk.test(rdt_cp1\$`Rendements (kg/ha)`) Mann-Kendall trend test data: rdt_cp1\$`Rendements (kg/ha)` z = -0.65327, n = 35, p-value = 0.5136 alternative hypothesis: true S is not equal to 0 sample estimates: <table><tr><th>S</th><th>varS</th><th>tau</th></tr><tr><td>-47.0000000</td><td>4958.3333333</td><td>-0.0789916</td></tr></table>	S	varS	tau	-47.0000000	4958.3333333	-0.0789916	> mk.test(bec_cp2\$`Besoins en eau de la culture (mm)`) Mann-Kendall trend test data: bec_cp2\$`Besoins en eau de la culture (mm)` z = -1.0509, n = 35, p-value = 0.2933 alternative hypothesis: true S is not equal to 0 sample estimates: <table><tr><th>S</th><th>varS</th><th>tau</th></tr><tr><td>-75.0000000</td><td>4958.3333333</td><td>-0.1260504</td></tr></table>	S	varS	tau	-75.0000000	4958.3333333	-0.1260504
S	varS	tau											
-47.0000000	4958.3333333	-0.0789916											
S	varS	tau											
-75.0000000	4958.3333333	-0.1260504											
> mk.test(rdt_cp2\$`Rendements (kg/ha)`) Mann-Kendall trend test data: rdt_cp2\$`Rendements (kg/ha)` z = -0.42604, n = 35, p-value = 0.6701 alternative hypothesis: true S is not equal to 0 sample estimates: <table><tr><th>S</th><th>varS</th><th>tau</th></tr><tr><td>-31.00000000</td><td>4958.33333333</td><td>-0.05210084</td></tr></table>	S	varS	tau	-31.00000000	4958.33333333	-0.05210084	Mann-Kendall trend test data: PcpMens_Ann79_20_Yakro_SODEXAM\$Annuelles z = -1.5389, n = 42, p-value = 0.1238 alternative hypothesis: true S is not equal to 0 sample estimates: <table><tr><th>S</th><th>varS</th><th>tau</th></tr><tr><td>-143.0000000</td><td>8514.3333333</td><td>-0.1660859</td></tr></table>	S	varS	tau	-143.0000000	8514.3333333	-0.1660859
S	varS	tau											
-31.00000000	4958.33333333	-0.05210084											
S	varS	tau											
-143.0000000	8514.3333333	-0.1660859											
Mann-Kendall trend test data: TmpminMens_Ann79_20_Yakro_SODEXAM\$Annuelles z = 0.52019, n = 42, p-value = 0.6029 alternative hypothesis: true S is not equal to 0 sample estimates: <table><tr><th>S</th><th>varS</th><th>tau</th></tr><tr><td>4.9000000e+01</td><td>8.5143333e+03</td><td>5.691057e-02</td></tr></table>	S	varS	tau	4.9000000e+01	8.5143333e+03	5.691057e-02	Mann-Kendall trend test data: TmpmaxMens_Ann79_20_Yakro_SODEXAM\$Annuelles z = 5.3537, n = 42, p-value = 8.619e-08 alternative hypothesis: true S is not equal to 0 sample estimates: <table><tr><th>S</th><th>varS</th><th>tau</th></tr><tr><td>495.0000000</td><td>8514.3333333</td><td>0.5749129</td></tr></table>	S	varS	tau	495.0000000	8514.3333333	0.5749129
S	varS	tau											
4.9000000e+01	8.5143333e+03	5.691057e-02											
S	varS	tau											
495.0000000	8514.3333333	0.5749129											

Annexe 10 : Dates de démarrage, de fin et durée de la saison des pluies à Yamoussoukro sur la période 1979-2020

Station	Minimum	20%	Moyenne	50%	80%	Maximum
Yamoussoukro	Démarrage de la saison pluvieuse					
	03-Mars	16-Mars	02-Avril	01-Avril	18-Avril	21-Mai
	Fin de la saison pluvieuse					
	02-Oct.	05-Oct.	25-Oct.	28-Oct.	14-Nov.	28-Nov.
	Longueur de la saison pluvieuse					
	15-Mai	09-Juil.	28-Juil.	31-Juil.	18-Août	11-Sep.

Annexe 11 : Évaluation des sous indicateurs et des indicateurs des modes d'existence

Indicateurs	Sous-indicateurs	Cotes des sous-indicateurs	Cotes des indicateurs de base	Niveau de capacité d'adaptation
Capital humain	Santé	3	2,29	1,93
	Nutrition	2		
	Éducation	3		

	Connaissances et habilités	2	
	Capacité à travailler	3	
	Main d'œuvre permanente	1	
	Main d'œuvre occasionnelle	2	
	Réseaux sociaux (patronage, voisinage, parenté)	3	1,89
	Relations de confiance et appui mutuel	2	
	Groupes formels ou informels	2	
	Règles et sanctions communes	0	
Capital social	Représentation collective	3	
	Participation à la prise de décisions	1	
	Leadership	2	
	Aides des Organisations Non Gouvernementales ou de l'État	2	
	Aides de l'État	2	
	Revenus agricoles	3	1,50
	Autres activités rémunératrices	2	
	Aide de la Famille	1	
Capital économique	Accès aux crédits	0	
	Épargnes	1	
	Dette (formelle ou informelle)	2	
	Qualité des infrastructures routières et sanitaires	3	2,57
	Qualité des infrastructures hydrauliques	2	
	Accessibilité aux intrants et matériels agricoles	2	
Capital physique	Accessibilité aux variétés améliorées	3	
	Qualité des habitations	2	
	Disponibilité d'eau potable et d'électricité	3	
	Existence de marchés et d'écoles	3	
	Disponibilité des terres fertiles	2	1,40
	Disponibilité de l'eau d'irrigation	2	
Capital naturel	Gestion durable des terres et de l'eau	1	
	Biodiversité	1	
	Services environnementaux	1	

PUBLICATIONS



Review

Assessment of Climate Change Impact on Water Requirement and Rice Productivity

Konan Jean-Yves N'GUESSAN¹, Botou ADAHI², Arthur-Brice KONAN-WAIDHET¹, Satoh MASAYOSHI³, Nogbou Emmanuel ASSIDJO⁴

¹Environmental Training and Research Unit, Laboratory of Environmental Sciences and Technologies, Université Jean Lorougnon Guédé BP 150 Daloa, Côte d'Ivoire; ²Department of Training and Research of Rural Engineering and Geographic Sciences, Institut National Polytechnique FÉLIX HOUPHOUËT-BOIGNY, BP 1093 Yamoussoukro, Côte d'Ivoire; ³University of Tsukuba, Ibaraki 305-8577, Japan; ⁴Department of Training and Research of Chemical and Food Engineering, Laboratory of Modelling, Information and Processes, Institut National Polytechnique FÉLIX HOUPHOUËT-BOIGNY, BP 1093 Yamoussoukro, Côte d'Ivoire

Abstract: Assessing the impact of climate change (CC) on agricultural production systems is mainly done using crop models associated with climate model outputs. This review is one of the few, with the main objective of providing a recent compendium of CC impact studies on irrigation needs and rice yields for a better understanding and use of climate and crop models. We discuss the strengths and weaknesses of climate impact studies on agricultural production systems, with a particular focus on uncertainty and sensitivity analyses of crop models. Although the new generation global climate models (GCMs) are more robust than previous ones, there is still a need to consider the effect of climate uncertainty on estimates when using them. Current GCMs cannot directly simulate the agro-climatic variables of interest for future irrigation assessment, hence the use of intelligent climate tools. Therefore, sensitivity and uncertainty analyses must be applied to crop models, especially for their calibration under different conditions. The impacts of CC on irrigation needs and rice yields vary across regions, seasons, varieties and crop models. Finally, integrated assessments, the use of remote sensing data, climate smart tools, CO₂ enrichment experiments, consideration of changing crop management practices and multi-scale crop modeling, seem to be the approaches to be pursued for future climate impact assessments for agricultural systems.

Key words: climate change; rice production; irrigation; crop model; climate model

In the 5th Assessment Report, the Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) stated that climate change (CC) poses a huge challenge to food security, as it will impact all food security components (namely availability, access, utilization, and stability) and the entire food system (Vermeulen et al, 2012). Globally, rice is one of the most consumed foods and feeds nearly half of the population (Kontgis et al, 2019). It plays a prominent role in the food security and socio-economic development of many countries (Liu et al, 2016). In addition, climate is the main factor influencing

water resource availability and crop productivity (Ahmed et al, 2015; Dias et al, 2016). Water resources and agricultural production are therefore considered highly vulnerable to the effects of CC (Misra, 2014).

Rice cultivation is very water-intensive and accounts for 24%–30% of global freshwater consumption alone (Bouman et al, 2007). Therefore, to ensure food security and maintain the integrity of water resources, there is a growing call for specific research on agricultural water resource use (irrigation and crop requirements) and rice productivity responses (yields)

Received: 7 October 2022; Accepted: 2 March 2023

Corresponding author: Konan Jean-Yves N'GUESSAN (yvesng7988@outlook.fr)

Copyright © 2023, China National Rice Research Institute. Hosting by Elsevier B V

This is an open access article under the CC BY-NC-ND license (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>)

Peer review under responsibility of China National Rice Research Institute

<http://dx.doi.org/10.1016/j.rsci.2023.03.010>

to CC to identify effective and sustainable adaptation strategies. CC will have a significant impact on agricultural water management (Kaini et al, 2022). However, few studies have been conducted on the effect of CC on rice productivity (van Oort and Zwart, 2018), especially at the local scale. Also, these studies are mostly devoted to the climatic impact on watershed runoff, but rarely focused on hydro-agricultural impoundments for irrigation (Fischer et al, 2007).

This review focused on describing the use of climate model outputs in crop models to assess the impact of CC on rice yield and irrigation water requirements, and summarized general aspects of climate models (including model selection, downscaling and bias correction, and model application) and general techniques used for CC impact analysis.

Climate models and scenarios

For climate simulation and prediction, global climate models (GCMs) or regional climate models (RCMs) are used. CC-related scenarios called representative concentration pathways (RCPs) are the scenarios now used to force climate models. Unlike previous emission scenarios (Special Report on Emissions Scenarios), RCPs provide climate projections on short (to 2035) and long (up to 2100) time scales and facilitate understanding of differences in climate model projections (Bauwens et al, 2013). A full description of the RCP scenarios is available in Moss et al (2010). The choice of emission scenarios is a delicate step in the climate impact assessment and must be made according to the objectives and expectations of the study. Most of the studies surveyed choose RCPs 4.5 (31%) and 8.5 (38%), which respectively describe a stabilization without exceedance and an increasing trajectory of the evolution of CO₂ concentrations in the atmosphere. Most studies are therefore conducted with a pessimistic view of CC. Since this can be computationally time-consuming, studies should also consider RCPs 2.6 (17%) and 6.0 (14%) scenarios to facilitate decision-making by holistically documenting CC impacts.

In the 6th phase of Coupled Model Intercomparison Project (CMIP6), a new generation of GCMs has been developed (Eyring et al, 2016). One novelty is that Shared Socio-economic Pathways are combined with the CMIP5 GCMs. These combinations aim to develop future CC conditions by ensuring major improvements in emissions, land use scenarios, improved models for parameterization and physical process, among others (Eyring et al, 2016). The CMIP6 GCMs are more

complex than previous models, with higher spatial resolution and improvements in physical process simulations (Kim et al, 2020). For analyses of CMIP6 results, it is essential to identify and validate improvements from CMIP6 to CMIP5 (Zhai et al, 2020). Broad information on CMIP6 models can be obtained in Eyring et al (2016).

GCMs are the typical sources used to generate CC projections and scenarios (Basheer et al, 2016), as they provide scenarios for a larger number of climate variables in a physically consistent manner (Alexandrov and Hoogenboom, 2000). Comprehensive evaluation of GCM performance is important for proper interpretation of simulated results (Kim et al, 2020). The choice of climate model may vary depending on the purpose of the model choice and future projections (Kaini et al, 2020).

Due to their wide spatial resolution and weakness in reproducing local climate, some researchers claim that raw GCM outputs should not be directly used in regional or local scale impact studies (Ahmed et al, 2013; Mbaye et al, 2015; Wang et al, 2016). For this purpose, RCMs should be used due to their reduced spatial resolution, which allows a better representation of regional climate (Fowler et al, 2007). However, a high resolution does not necessarily ensure a superior performance. Indeed, despite their weaknesses, GCMs are very useful in understanding large-scale climate features (IPCC, 2013). Climate modeling is not about reproducing the sequence of historical observations exactly but rather, reproducing the statistical properties of those observations (Charron, 2016). It is therefore not about predicting a future climate but rather, about facilitating the analysis of potential future climate trends (Corbeels et al, 2018).

Downscaling and correcting climate model biases

To provide small-scale regional or local climate information with GCM results, given the uncertainties in climate projections, a consensus has emerged within the scientific community in recent years. Multiple GCM scenarios are needed to generate a wide range of possible future climates (Kaini et al, 2020). Two main approaches known as statistical downscaling and dynamical downscaling are also used for regional analyses of CC impacts with GCMs (Ahmed et al, 2013; Nover et al, 2016). Dynamic downscaling involves providing boundary conditions to RCMs using GCM outputs (Waongo et al, 2015). Statistical downscaling aims to establish quantitative relationships between large-scale climate variables from GCMs and observed

regional or local climate variables (Wilby et al, 2004). The dynamic downscaling technique can produce multiple climate variables (precipitation, air temperature, humidity, wind speed, and solar radiation), at finer temporal resolutions (e.g., hourly scale) (Ishida et al, 2018). Unlike statistical downscaling, dynamic downscaling has the significant disadvantage of requiring a very prohibitive computational time. Chun et al (2016) indicated the high importance of dynamic downscaling with a good match between simulated and observed values due to the high resolution obtained. Similarly, Haro-Monteagudo et al (2020) used two statistical downscaling methods and noticed significant differences between observed and simulated precipitations over the present climate. Furthermore, Shamir et al (2019) showed that dynamic downscaling provides a wider range of impacts than those provided by statistical downscaling. However, Wilby et al (2000) found that both statistical and dynamic downscaling methods provide satisfactory and usable results. According to Charron (2016), downscaling (statistical or dynamic) can only improve the accuracy of some information provided on certain variables and at certain time horizons.

GCMs, like RCMs, have uncertainties in the simulation of current and future climates (Liu et al, 2012). The outputs of climate models are therefore subject to unavoidable biases between observed and simulated variables, which often require corrections. Bias correction methods involve applying a transformation algorithm to adjust the climate model outputs (Chen et al, 2019). There are several methods for bias correction of climate models (Berg et al, 2012; Sippel et al, 2016). Berg et al (2012) have shown that the simplest methods correct for the first order of the distributions and can have negative effects on higher orders. The most widely used method appears to be quantile mapping (Boé et al, 2007). This method involves correcting the distribution function of GCM-simulated climate values to match the observed distribution function (Chen et al, 2019). Complex methods such as histogram equalization require approximations to the transfer function to correct for high orders of distributions when not applied to calibration data (Berg et al, 2012). Nevertheless, these approximations, as well as the need for long time series of data, limit the performance of the histogram equalization method. Bias correction can be applied directly on the MC outputs (Kumar et al, 2017; Famien et al, 2018) or combined with statistical downscaling methods (Ahmed et al, 2013; Cho et al,

2016; Ndhlovu and Woyessa, 2020).

A heated scientific debate seems to persist, however, on the role of bias correction in the uncertainty of climate projections. For example, Chen et al (2011) argued that the choice of a bias correction method adds a level of uncertainty to climate projections. Teutschbein and Seibert (2013) demonstrated that there could be uncertainties when bias correction methods are applied under conditions other than those of their parameterization. Ehret et al (2012) indicated that the most advanced bias correction methods currently in use do not reduce the uncertainties in climate projections but rather veil them. Muerth et al (2013) showed that bias correction provides no any additional skill. However, bias correction has proven to be a very effective tool in many cases. Indeed, the performance of different bias correction methods depends on the type of bias in the model and the statistic being studied (Berg et al, 2012). Ndhlovu and Woyessa (2020) obtained a bias correlation efficiency of 96% between the average of simulated precipitation by six GCMs and the average of observed precipitation by five weather stations, over the same period. They also obtained appropriate temperatures for detecting future temperature change in the study area. Kumar et al (2017) found a Pearson correlation coefficient of 0.83 between observed and bias-corrected monthly precipitations from the Providing REgional Climates for Impacts Studies regional climate model (PRECIS RCM). Cho et al (2016) used bias correction and statistical downscaling on 11 GCMs and obtained very good reproduction of temporal trends in reservoir inflows and filling levels, as well as irrigation water demand.

Sachindra et al (2014) noted that the bias correction technique can be applied not only to GCM results, but also to RCM results, regardless of whether the reduction method is dynamic or statistical. Statistical downscaling with bias correction is an effective tool for obtaining fine resolution predictions directly from coarse resolution GCM results (Ahmed et al, 2013). Famien et al (2018) used bias corrected GCM data to simulate future maize yields and also found that bias corrections improve the yields simulated by the course GCM. These results demonstrated the necessity and effectiveness of bias correction in simulations of historical variables.

The multi-model or ensemble of model's approach is very often used to address the limitations of MCs and obtain more robust results (Cho et al, 2016; Dibaba et al, 2019; Dahal et al, 2020; Haro-Monteagudo et al, 2020). This approach provides a probabilistic view of

climate evolution (Semenov and Stratonovitch, 2010), as each MC has its own uncertainty (Cuculeanu et al, 2002) and the uncertainty in future climate is dispersed among models (Semenov and Stratonovitch, 2010). However, Knutti et al (2013) and Hakala et al (2019) pointed out that by applying this approach, climate models, developed from the source code of their predecessors, represent the physical system in almost the same way by sharing errors between them.

Crop models

The main role of agricultural science is to consider farmers' needs and abilities to develop methods for analyzing and selecting production options, well adapted to weather and climate conditions (Kihara et al, 2012). Thus, crop models are widely used for agricultural advice and environmental planning (Specka et al, 2015), including crop selection, crop management, CC impact assessment, CC adaptation, and policy decision support (Ahmed et al, 2019; Zhao et al, 2019; Xu et al, 2020). Crop models are a simplified representation of the soil-plant system interacting with climate and agricultural practices (Barbottin, 2004; Gilardelli et al, 2018). They are a recognized and important computer application in agriculture (de Wit et al, 2019; Guo et al, 2020), and are very useful for simulating crop and soil processes in response to climate and management changes (Jones et al, 2015), with new applications for precision and smart agriculture (de Wit et al, 2019). Crop models have evolved over time and have become increasingly complex to address increasingly complex agricultural challenges (Gilardelli et al, 2018). They aim to dynamically represent, usually on a daily time step, the complexity of soil-plant relationships by estimating agronomic quantities (yield, harvest date, water consumption, nitrogen consumption, environmental impact of cropping techniques on the system, etc.). Since this complexity of the soil-plant system cannot be fully considered, crop models are based on a hierarchy of processes according to the target output variables and the conditions of their use (Barbottin, 2004).

Initially, crop models were used to calculate crop growth and development in a single field, assuming consistent soil, climate, initial conditions, and management practices. However, it is also necessary to use crop models for multiple fields (possibly hundreds or thousands) with different soils, climates and management practices (Leenhardt et al, 2006). Indeed, crop growth and development can be easily evaluated for various management options and environmental conditions (Alexandrov and Hoogenboom, 2000). Thus, crop

models are applied in studies on a national (Zhang J H et al, 2015), continental or regional basis (Chen et al, 2011; Chun et al, 2016; Dias et al, 2016; van Oort and Zwart, 2018; Kontgis et al, 2019) by combining results from several domains, to facilitate decision-making in a holistic way. However, *ad hoc* field studies are the most common (Buddhaboon et al, 2011, 2018; Akinbile, 2013; Amiri et al, 2013; Jones et al, 2015; Vilayvong et al, 2015), providing farmers with solutions to their direct field management problems.

Crop models are typically composed of complex mathematical relationships and parameters (Guo et al, 2020) and are structured into compartments connected by a flow of matter that depends on energy management and information flow (Barbottin, 2004). They also consist of input variables (weather, crop, soil and initial conditions), state variables (system state) and output variables. Crop models are very diverse according to their structures and the complexity of the processes they simulate (Asseng et al, 2013), namely their levels of sophistication. However, they can be distinguished according to the nature of the state variables they describe and the mathematical formulas they contain (Barbottin, 2004). The multitude of crop models offered by the scientific community does not make it easy to choose a model for a given study context. Di Paola et al (2016) provided an overview of more than 70 crop models through a summary matrix that aggregates key model characteristics. This framework is intended to facilitate the selection of the appropriate crop model based on the study objectives. Indeed, according to these researchers, the choice of the appropriate model should be made according to the one that best fits the research objectives in terms of detail, scale and representativeness.

Parameterization of crop models

Parameterization of a crop model typically includes calibration, validation and evaluation (Ahuja and Ma, 2015). Calibration is required to adjust model coefficients to specific characteristics appropriate to crop species and growing conditions (Gallardo et al, 2020). Calibration is a demanding and critical step in the development and application of a model. This involves estimating certain model parameters so that the results best match the observed data (Wallach, 2011). Indeed, it is necessary to correctly estimate the parameters of a model to ensure accurate prediction and good model-based decision-making (He et al, 2010a; Jones et al, 2015). Validation involves predicting the response of the calibrated model when experimental conditions changed

(Ahuja and Ma, 2015). Validation should use a different data set from that used for calibration (Gallardo et al, 2020) and may be performed at a location that is not necessarily different from the calibration location. Evaluation consists of comparing observations and simulations using graphical and numerical (statistical) criteria. The evaluation makes it possible to judge the performance of the model in each study context. The statistical criteria for the parameterization of crop models are described in Table 1.

Various approaches to crop model parameterization have been applied within the scientific community. The parameterization of crop models requires data from field experiments (Montesino-San Martin et al, 2018). For example, Kersebaum et al (2015) presented a methodology for evaluating and classifying datasets needed for crop model parameterization. These researchers argued that their proposed framework can help design a high-quality database and select data from the database according to the modeler's requirements. This framework would also provide guidance for setting up field experiments, as well as for making effective decisions to improve the usefulness of the data for modeling, statistical analysis, and data assimilation. Montesino-San Martin et al (2018)

investigated the relationship between the quality and quantity of observed data and its suitability for crop model parameterization. Their results revealed that a large size of datasets for calibration improve model performance, even if these data are less accurate.

Approaches for parameterizing crop models include the Bayesian parameter estimation approach (Generalized Likelihood Uncertainty Estimation or GLUE) (He et al, 2010b), frequentist methods (Buis et al, 2015), the Genetic Coefficient Calculator (GENCALC) (Hunt et al, 1993). Due to their complexity, there is no standard approach to parameterize crop models (Ahuja and Ma, 2015; Seidel et al, 2018). Approaches often depend on the model and the user (Ahuja and Ma, 2015). For example, in the Decision Support System for Agri-Technology Transfer (DSSAT) (Hoogenboom et al, 2019), the user was given a free choice between GLUE and GENCALC for parameterization, with GENCALC being recommended for experienced users. The parameters frequently used for calibration of rice model are listed in Table 2. A peculiarity of DSSAT, for rice or other crops, is that calibration is done by estimating so-called cultivar-specific parameters (genetic coefficients). Indeed, the implicit assumption in crop models is that certain parameters for a given crop species

Table 1. Evaluation criteria used in parameterization of crop models.

Evaluation criterion	Description	Reference
RMSE	Root mean square error (RMSE) is used to compare the difference between observed and simulated data. An RMSE that tends towards 0 indicates a good performance of the model	Amiri et al, 2013; Zhang et al, 2015; Wang et al, 2017; Buddhaboon et al, 2018; Jha et al, 2020; Zheng et al, 2020
nRMSE	Normalized root mean square error (nRMSE) gives the percentage difference between the observed and simulated data. The lower the nRMSE value, the better the model performs	Amiri et al, 2013; Buddhaboon et al, 2018; Jha et al, 2020; Zheng et al, 2020
MAE	Mean absolute error (MAE) is an error index that can be interpreted in the same way as the RMSE	Sar and Mahdi, 2017
d-index	d-index has values between 0 and 1, with 1 as the value expressing perfect agreement between the observed and simulated data	Buddhaboon et al, 2018; Jha et al, 2020
PBIAS	Percentage of bias (PBIAS) measures the average tendency of measured variables to be under-estimated or over-estimated by the model. The optimal value for PBIAS is 0. A positive value indicates a bias of the model toward under-estimation, while a negative value indicates a bias toward over-estimation	Sar and Mahdi, 2017; Kaini et al, 2022
NSE	Nash-Sutcliffe efficiency coefficient (NSE) expresses the relative magnitude of the residual variance as a function of the variance of the observations. An NSE equal to 1 indicates a perfect match between the measured and simulated values	Jha et al, 2020; Kaini et al, 2022
ME	Modeling efficiency (ME) varies between minus infinity to 1.0. A negative ME means the mean value of the experimental data is a better predictor than the model, whereas an ME of 1.0 signifies a perfect model agreement with observations	Hasan and Rahman, 2019; Jha et al, 2020
r^2	Coefficient of determination (r^2) expresses the degree of collinearity between the simulated and observed data. It describes the proportion of variance in the measured data that is explained by the model, with higher values revealing less error variance. As a general rule, an $r^2 > 0.5$ is considered acceptable	Amiri et al, 2013; Buddhaboon et al, 2018; Kaini et al, 2022
P(t)	P(t) is the significance of paired t-test	Zheng et al, 2020
α, β	α is the intercept of linear relation between simulated and measured values. β is the slope of linear relation between simulated and measured values	Amiri et al, 2013; Zheng et al, 2020
SD	Standard deviation (SD) is the mean of measured or simulated values in whole population	Amiri et al, 2013; Zheng et al, 2020; Kaini et al, 2022

remain the same for all cultivars and some parameters vary between cultivars. These parameters allow for the simulation of differences in yield or other characteristics when different cultivars are grown in the same environments and management conditions (Bertin et al, 2010). However, estimation of these genetic coefficients requires standard parameter measurements common to other models. The details of the method application can have significant impacts on the estimated parameters (Seidel et al, 2018). The choice of data for calibration and how they are used can also seriously affect its outcome (Angulo et al, 2013).

Application of crop models in climate impact assessments

Crop models appear to be preferred tools for assessing the impact of CC on agricultural production and planning appropriate adaptation measures (Hatfield et al, 2011; Corbeels et al, 2018; Webber et al, 2018; Zhao et al, 2019; Tao et al, 2020). These models are widely used in this context because they incorporate the effects of daily weather on crop growth process to predict daily growth and development, as well as crop yield (Alexandrov and Hoogenboom, 2000; Wang et al, 2014; Holzkämper et al, 2015). They also overcome the limitations of field experiments (Webber et al, 2018). However, CC assessments of agricultural systems follow different protocols, so they limit the synthesis of cross-over studies and increase the risk of bias in the expected impact (White et al, 2011). It is therefore difficult to establish a common methodological approach for a specific crop or crop species. For a crop such as rice, methodological differences lie mainly in the calibration parameters of the model (Table 2). Input data (weather, management and soil) and outputs (yield and yield components, growth, and development simulation, etc.) are generally similar in rice models.

White et al (2011) proposed a procedure to improve CC assessment in agro-ecosystems. Wang et al (2014) stated that three approaches are generally used to study crop response to CC: (i) directly analyze the

observational correlation between crop yield and CC; (ii) use a weather generator to run crop models to verify changes in crop yields based on different climate inputs; and (iii) use future weather data from climate models to simulate future crop yield responses. The last approach is the most common (Fig. 1). The approach is, as the first step, to generate a future climate by developing scenarios describing the future evolution of meteorological variables. Then, in the second step, crop modelling is carried out to translate the climate scenarios generated into possible agricultural outcomes using empirical or process-based crop models.

GCM outputs are commonly used to force crop models. However, caution should be exercised when using climate data obtained from GCMs, as their poor spatial and temporal resolutions impair predictive capabilities in some areas (Zhang J T et al, 2015; Corbeels et al, 2018). In addition, recent crop models are designed and calibrated to operate directly on a scale consistent with GCM results, eliminating the need to downscale or upscale them (Roudier et al, 2011).

Compared with empirical models, process-based crop models are widely used, because these models help to understand the observed responses of crops under field conditions, and they can be used to test hypotheses about the processes behind the observed responses and design experiments (Webber et al, 2018). Some studies advocate the use of *ad hoc*, process-based models developed specifically for specific environments and problems to avoid incorporating inappropriate models, particularly in crop model ensemble approaches (Affholder et al, 2012). In contrast, other research has tended to favor multi-model ensembles to overcome model-specific errors, as well as consider crop model dispersion to reflect uncertainty in crop response to variation (Asseng et al, 2013; Li et al, 2015). For example, Ahmed et al (2019) concluded that process-based crop models show differences in simulating crop response to elevated CO₂ concentration (eCO₂), and the difference is even greater under water stress conditions. In this regard, they recommended using

Table 2. Crop parameters used in rice models for parameterization.

Crop model	Calibrated parameter
Oryza2000	Development rate in juvenile, photo-sensitive, panicle and reproductive phases; parameters of a junction to calculate specific leaf area; fraction of shoot dry matter portioned to leaves, stem and panicles; leaf death coefficient as a function of development stage
Aquacrop FAO	Maximum canopy growth; maximum and minimum root length; recovery time after transplanting; time from transplanting to flowering, senescence, and maturity; length of flowering stage; reference harvest index; water productivity normalized for reference evapotranspiration and CO ₂
DSSAT/CERES-Rice	Measured plant parameters to estimate rice genetic coefficients: dates of key phenological stages (panicle initiation, heading date, flowering and physiological maturity date and maturity days after planting), yield and yield components

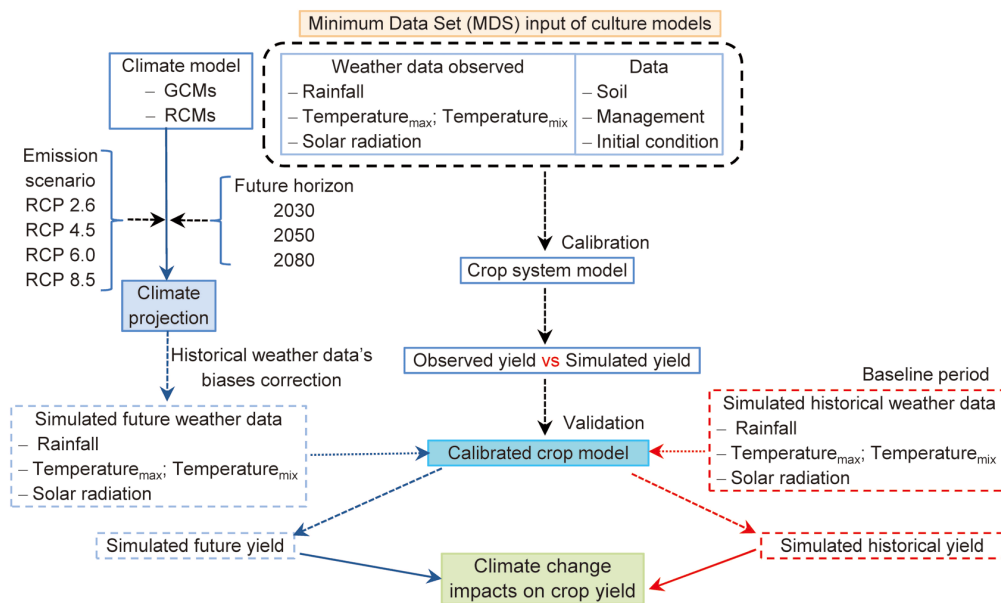


Fig. 1. Example of a methodological framework for climate change impact studies on agricultural systems.

GCM, Global climate model; RCM, Regional climate model; RCP, Representative concentration pathway.

ensembles of several models to improve the accuracy of the simulated response to eCO₂. Similarly, Martre et al (2015) found that multi-model simulations of wheat crops provide better estimates than any individual model when all variables are considered and argue that their results are applicable to other crop models. They suggested by the same token, to use multi-model ensembles to create new estimators with improved accuracy and consistency in the simulation of growth dynamics and propose to apply this approach to ecological system models in general.

Most crop models require daily time step input data to run their simulations. This is further complicated in climate impact studies which require daily future weather data from MC to force crop models, given the uncertainty in climate projections. Müller et al (2019) published the Agricultural Model Comparison and Improvement Project Phase 1 dataset, Global Gridded Crop Model Intercomparison, and described the characteristics of the individual model datasets and configuration. The database provides up to 11 historical crop model input datasets covering the period of 1901–2012, and for up to three different levels of management harmonization, for 15 different crops and up to 14 output variables. Ammar and Davies (2019) attempted to evaluate the applicability of course than day simulation steps to reproduce long-term yields in crop models based on water processes. They found that water-based simulations can be much more accurate at coarser time steps than

the day, and a bi-weekly time step in combination with coarser time-resolved input weather data (up to one week) can be an encouraging approach.

The input weather data required by crop models are typically temperature and precipitation, as well as other variables such as solar radiation. The accuracy of model simulations is therefore dependent on the quality of the input weather data (data uncertainty). Crop models are, indeed, particularly sensitive to the quality of precipitation data, which can often have a significant number of gaps (Ramarohetra et al, 2012). Different methods of filling these gaps are used such as the Coefficient of Correlation Weighting Method (Roudier et al, 2011; Ramarohetra et al, 2012). When gaps are properly filled, they do not have a significant impact on yield simulation.

Generally, in climate impact studies, field management practices are assumed to be fixed for a given area. However, in some cases, changes in current management practices, such as the spatial distribution of crops, can be considered. Indeed, it can be assumed that management practices are determined by decision rules that link them to other input variables and to the state of the crops, and thus these practices evolve over time. In such cases, this evolution of management practices must be considered (Leenhardt et al, 2006).

Uncertainties in assessing impact of CC on agricultural production systems

Predictions of CC effects by crop models are inherently

uncertain (Asseng et al, 2013; Bolster and Vadas, 2013; Campbell et al, 2016). These uncertainties limit the usefulness of crop models in risk assessment, or the development of CC-related adaptations define model prediction uncertainty as the distribution of prediction errors. This distribution is expressed as the sum of the variance added to the uncertainty of the predicted value, which represents the random variation due to uncertainty in the model structure, parameters, or inputs.

It would not be obvious to categorize the uncertainties in the climate impact assessment on rice from the uncertainties in this assessment for other crops. Some researchers address crop-specific uncertainties, such as for wheat (Asseng et al, 2013) and rice (Li et al, 2015). Subsequent paragraphs discuss the uncertainties encountered in modeling the impact of CC using crop models globally, but these uncertainties are also valid for rice. The prediction uncertainties of crop models come from many sources, such as climate projections associated with model simulation uncertainties (Tao et al, 2018) and the choice of crop model (Holzkämper et al, 2015). Thus, it is crucial to study these uncertainties to assist modelers in targeted decision making when preparing or selecting models or parameters for climate impact assessment (Tao et al, 2018).

Most previous studies on the uncertainty of predictions of climate-impacting crop models are of three types: comparison with retrospective forecasts, uncertainty in parameters or inputs, and assessment of variability in multi-model sets (Wallach et al, 2016). However, relatively new methods include estimating variances and uncertainties in predictors of prediction errors, building specific multi-ensemble models to explore structural uncertainty in models, using simulators for sensitivity analysis, and exploring methods beyond model improvement to reduce prediction uncertainty (Wallach and Thorburn, 2017). Wallach et al (2016) compared two prediction error criteria, a fixed criterion, which evaluates the mean square error for a model with fixed structure, parameters and inputs, and a random criterion, which evaluates the mean square error calculated on the distributions of the structure, parameters and inputs of the model. The results revealed that the random criterion is more informative because it is specific to each prediction situation. However, the two criteria are complementary in estimating the accuracy of model predictions since they provide different types of prediction error information. Therefore, these two prediction error criteria should be evaluated together, if possible.

Current crop models diverge widely among themselves in their projections of climate impact (Tao et al, 2020). Li et al (2015) found that the individual models overall do not reproduce experimental rice yields well. In general, the most represented source of uncertainty in assessing climate impacts on agricultural systems is uncertainty in climate projections (Holzkämper, 2017). However, each source of uncertainty contributes to the uncertainty in crop model predictions at different levels. Holzkämper et al (2015) revealed that depending on the choice of crop modeling method, the estimated impact on yield can vary considerably. The uncertainty associated with the effect caused by the choice of impact model is larger than the uncertainty associated with the climate model chain. In contrast, downscaling and parameterization of crop models contribute little to the uncertainty. Tao et al (2018) showed that the contribution of crop model structure to the overall variance in production is greater than that of climate forecasts and downscaled model parameters. In addition, the contribution of small-scale climate forecasts is on average greater than that of crop model parameters. Martre et al (2015) found that the variability in yield projections caused by crop model discrepancies is greater than that caused by climate model discrepancies. The same finding was made by Asseng et al (2013) and Li et al (2015). However, Tao et al (2020) suggested that the main sources of the large discrepancies between crop models in climate impact projections come from the relationships, in the models, between temperature and CO₂.

Sensitivity and uncertainty analyses

Particular attention should be paid to the evaluation of model uncertainties to correctly interpret their results. Sensitivity analysis (SA) and uncertainty analysis (UA) are essential and well-suited tools in this context, but they are very often neglected (Benke et al, 2008; Wesseling et al, 2020). SA and UA should be an integral part of the modeling process (Saltelli et al, 2007), especially for model predictions (Wallach and Thorburn, 2017). Models should therefore be subject to SA for parameters and to UA for outputs. These are crucial tools for model design and application (Buis et al, 2015; Specka et al, 2015), especially for calibration of crop models under different conditions (Guo et al, 2020).

Sensitivity analysis

The purpose of SA is to study the effect of input

parameters on the output parameters of a model (Gilardelli et al, 2018). This means revealing changes or uncertainties in the parameters that have the most impact on the model results, thus helping to characterize and reduce uncertainty (Skaggs et al, 2014; Specka et al, 2015). SA helps to identify the parameters that require the greatest accuracy when determining them and need the most (or least) attention when configuring the model (Saltelli et al, 2007). Based on the results of SA, the efficiency of model calibration can be greatly improved (Guo et al, 2020). SA can also guide future research (Carpani et al, 2012) and data collection (Skaggs et al, 2014). For example, SA can provide quantitative information for calibrating a process-based model, as well as instructions for collecting short-term experimental data, while improving the model's performance prediction in the medium term (Bregaglio et al, 2020). Ibarra et al (2016) argued that SA framework is essential for three reasons: to boost and optimize the calibration process, to understand the behavior of the model to the potential change of the most significant parameters and to define the dependencies of these parameters in the model solution.

SA methods can be classified into two general categories: local and global (Gilardelli et al, 2018). Andrianandraina et al (2015) proposed a classification of SA methods based on the following criteria: (i) the type of variability considered for the input parameters (local and global methods); (ii) the type of result (quantitative and qualitative methods). Local SA methods investigate the effect of a single input parameter on the model output, while all the other inputs remain unchanged (Baroni and Tarantola, 2014; Liang et al, 2017). In contrast, global SA methods look at the entire range of model parameters (Skaggs et al, 2014). Song et al (2015) reviewed global SA methods in hydrological modeling.

Uncertainty analysis

UA quantifies changes in a model output variable resulting from uncertainty in one or more parameters, input variables, or an option affecting the model structure (Ogle et al, 2010; Buis et al, 2015). It therefore allows for improved calibration and simplification of the model (Guo et al, 2020). It is advisable to perform UA of crop model outputs, before using them in a novel environment (Krishnan and Aggarwal, 2018). UA consists of four steps according to Buis et al (2015): (i) defining the distribution of each uncertain input factor, (ii) generating sample values from these distributions, (iii) simulating the corresponding values

of the output variables, and (iv) computing the statistics of the output variable sample values (mean, variance, quantile, etc).

Key considerations and results for using climate model and crop model outputs

Next-generation GCMs can replicate the climate system as well as RCMs. Tapiador et al (2019) recommended directly using high-resolution GCM projections in highly resolved scale impact studies. Furthermore, Franchito and Rao (2015) proposed using simple but robust GCMs such as statistical-dynamic models (SDMs) to reconcile complex differences between GCMs and study CC. According to these researchers, essentially mechanistic SDMs are relevant for adaptation policies because they are simpler and faster, and can be used to test specific mechanisms. Nevertheless, model results at the regional scale should be taken with extreme caution, although the role of models in understanding the climate system remains undeniable (Tapiador et al, 2019).

Opinions on the contribution of bias correction methods to the quality improvement of MC outputs remain widely dispersed within the scientific community. Nevertheless, as pointed out by Ahmed et al (2013) and Vrac et al (2016), before serving as inputs to impact models, climate variables must be statistically corrected for bias. However, it is desirable to be very selective about the bias correction method that is likely to influence the behavior of climate variables (Bauwens et al, 2013). The crucial issue at present, therefore, is to find appropriate method(s) for all these variables, as many correction methods are univariate, i.e., they are applied on the climate variables independently (Hakala et al, 2019). Multivariate correction (Vrac and Friederichs, 2015) seems like a nice prospect to explore for future studies.

Attempts to assess the predictability of crop models must be done with prior consideration, of the uncertainties of model simulations (Kihara et al, 2012; Jones et al, 2015). Because selection of the appropriate crop model is an important step in the modeling process, model limitations should be clarified so that modeling research is placed in the right perspective and reliably applied, even if the correct model is selected (Di Paola et al, 2016). Indeed, the versatility of models, in terms of reliable transferability to different conditions and their degree of complexity are not always apparent in published studies. Methodological advances in crop modeling need to be made to minimize uncertainties in model applications. Improved

methods for filling gaps in meteorological input data for crop models should be considered, especially in Africa where observations are particularly difficult and very often incomplete. A major problem that should be of increasing interest to crop modelers is the acquisition of input data needed to run models in regional or continental scale studies.

According to Seidel et al (2018), many questions remain regarding the standardization of methods for crop model configuration. Recommendations for better calibration should consider current practices and try to understand the reasons for these practices. Ahuja and Ma (2015) suggested better collaboration between modelers and field scientists, better communication between the modelers themselves, and better education for the next generation of system modelers for improved crop model parameterization. Combining crop models and climate models can help draw reliable conclusions about the impact of CC on crop yields (Corbeels et al, 2018). Therefore, assessing the impact of CC on agricultural sustainability requires a robust and comprehensive assessment of interdependent soil-plant-atmosphere processes, combined with dynamic agricultural management (Smith et al, 2020). Thus, simplification, or exclusion of key feedback mechanisms among climate, soil, crop, and management in the modeling approach can seriously affect model results. Modelers should improve their ability to simulate expected agronomic changes over time and use tools that consider powerful soil-plant-atmosphere processes.

Less uncertainty in describing how CC affects agricultural productivity will help formulate robust adaptation strategies and policies (Asseng et al, 2013). Uncertainty low enough to make meaningful predictions will vary, depending on the location and type of adaptation studied. Furthermore, a single analysis of the most likely adaptation for a given location is highly questionable, as model uncertainties may be too high in many situations (Corbeels et al, 2018). Wallach and Thorburn (2017) therefore proposed that assessing the uncertainty of crop model predictions should be an integral part of any future modeling project. They argued that the next major challenges to overcome are: (i) standardization of crop model uncertainty estimation methods, instead of uncertainty-specific methods for estimating overall prediction uncertainty, comparing, and combining validation and uncertainty studies; and (ii) evaluation of uncertainty estimates. Tao et al (2018) concluded that the probabilistic triple ensemble approach, which accounts for uncertainties from multiple important

sources, provides more comprehensive information for quantifying uncertainties in CC impact assessments compared with conventional approaches. The latter, which is deterministic, only considers uncertainties from one or two of the sources of uncertainty.

According to Razavi and Gupta (2016), traditional SA approaches are limited for two reasons: the ambiguous nature of sensitivity and the low computational efficiency, especially as the problem size increases. Thus, Razavi and Gupta (2016) proposed a new general framework for SA based on an analogy with variogram analysis, VARS (Variogram Analysis of Response Surfaces), and indicated that the VARS method can faithfully reproduce the results of the widely used Morris and Sobol methods and even being more efficient.

Most of the studies suggest an increase in crop water requirements and irrigation water requirements (IWR) and a decrease in irrigation water availability in future horizons (Table 3). However, the methods for estimating IWR, the choice of emission scenarios, reference periods and future horizons diverge from one study to another. There seems to be a preference for water balance methods for IWR estimation over crop models. Mashnik et al (2017) identified three major interconnected problems preventing the spread of irrigation in Asia and Africa: lack of access to water, lack of access to energy and lack of access to finance. The authors recommended that new irrigation products and services incorporate appropriate technology, sales, services, financing and revenue collection so that they are widely adopted by underserved communities. The assumption of CC is to exacerbate the stress experienced by agricultural ponds (Chen et al, 2019). Therefore, adaptation strategies will be needed to cope with the consequences of projected CC (Dorchies et al, 2014). Improving water productivity is an important strategy to address future water shortages caused by population growth and potential changes in climate and land use, among other factors (Mdemu et al, 2009). IWR will be influenced by CC due to changes in soil water balances, evapotranspiration, crop physiology, and phenology under global warming. This is particularly true for rice, a water-intensive crop (Ding et al, 2017). The variation in net irrigation requirements (NIR) and crop evapotranspiration (cET) values for each crop under different CC scenarios depends on crop, soil, space and weather characteristics (Hong et al, 2016). Delaying the sowing date can be used as a CC adaptation strategy to reduce water use in rice production (Acharjee et al, 2017; Ding et al,

Table 3. Main results of climate change impact studies on rice irrigation water requirements.

Reference	Main result	Method	Study period	
			Baseline	Horizon
Liersch et al, 2013	Decrease in floodable area	RCM, SRES, hydrological model SWIM	1971–2000	2011–2050
Robles-Morua et al, 2015	Increase in availability of irrigation water	RCM, SRES, downscaling approach, hydrological model HEC-HMS	1990–2000	2031–2040
Ye et al, 2015	Increase in CWR & IWR	RCM, SRES, water balance calculation	1951–1980	2011–2040, 2071–2100
Cho et al, 2016	Increase in IWR; increase in availability of irrigation water	GCM multimodel, RCP 4.5 & 8.5, reservoir model HOMWRS	1976–2005	2011–2040
Hong et al, 2016	Decrease in IWR; increase in cET and NIR	RCM, RCP 4.5 and 8.5, water balance calculation	1981–2010	2011–2040 (2025) 2041–2070 (2055) 2071–2100 (2085)
Acharjee et al, 2017	Decrease in ETc; increase in IWR	GCM, RCP 4.5 and 8.5, Crop model FAO-CropWat	1980–2013	2050, 2080
Ding et al, 2017	Increase in IWR	GCM, RCP 2.6, 4.5 and 8.5, water balance model	1961–2012	2020, 2050, 2080
Sun et al, 2018	Decrease in IWR	GCM, RCP 2.6, 4.5 and 8.5, water balance calculation	1996–2005	2020, 2030, 2040
Rowshon et al, 2019; Ismail et al, 2020	Increase in IWR; decrease in irrigation water availability	GCM, RCP 4.5, 6.0 and 8.5, graphical user interface development environment/modèle agrohydrologique intelligent utilisant visual basic for applications	1976–2005	2020, 2050, 2080
Ahmed, 2020	Decrease in the irrigation water availability	RCM, RCP 4.5 and 8.5, crop model FAO-Aquacrop	1960–1990	2040–2070
Ding et al, 2020	Increase in NIR	GCM, RCP 8.5, Crop model ORYZA v3		2011–2040, 2041–2070, 2071–2100
Zheng et al, 2020	Increase in blue water footprint; decrease in water productivity	GCM, RCP 2.6, 4.5, 6.0 and 8.5, crop model ORYZA2000	1961–2010	2020, 2050, 2080

IWR, Irrigation water requirement; cET, Crop evapotranspiration; NIR, Net irrigation requirement; CWR, Crop water requirement; RCM, Regional climate model; RCP, Representative concentration pathways; GCM, Global climate model; SRES, Special report on emissions scenarios; SWIM, Soil and water integrated model; HEC-HMS, Hydrologic engineering center-hydrologic modeling system.

2020). Similar studies can be conducted in other parts of the world to standardize rice adaptation strategies to CC effects.

Estimating crop water requirements can be very difficult, given the difficulty of predicting some of the variables (baseline evapotranspiration and actual precipitation). Studies that are devoted to this topic are very often confronted with data shortages and are oriented more at the regional scale than at the local scale. Rowshon et al (2019) developed a rice irrigation management tool (Climate-Smart Decision-Support System for Rice Irrigation Management Information System) under the MATLAB graphical user interface for a large-scale irrigation project in Tanjung Karang, Malaysia. For the same project and study area, Ismail et al (2020) also developed an intelligent agrohydrological model using Excel-based Visual Basic for Applications. Fig. 2 illustrates the percentage of consulted studies conducted by continent on irrigation water requirements in rice. It is clearly observable that few studies are conducted in this sector and most of them are in Asia, followed by Africa.

More negative impacts on crop yields have been reported in many studies. A small number of studies have shown positive impacts, which are mainly in high latitude regions (Table 4). However, it is not yet

clear whether the balance of impacts is negative or positive in these regions. Rice cultivation is both a culprit of CC (flooded rice plants release greenhouse gases) and a potential victim. Rice production is strongly affected by inter-annual climate variations, and the three climate variables of temperature, precipitation and solar radiation have combined effects on rice, leading to increased yields. However, it depends on what extent (Liu et al, 2016). According to Dias et al (2016), increased temperature and solar radiation and decreased precipitation will affect both

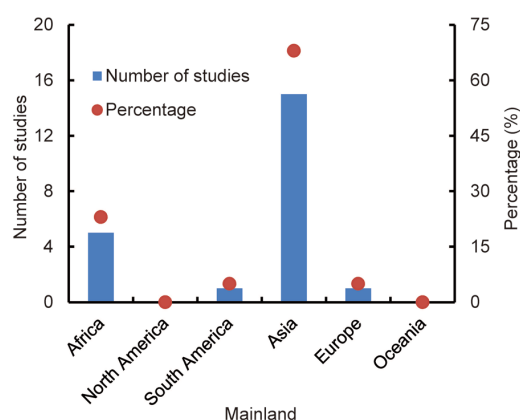


Fig. 2. Number and percentage of studies reviewed that assessed climate change impacts on irrigation water requirement in rice.

Table 4. Main results of studies on climate change impact on rice yields.

Method	Main result	Study period		Reference
		Baseline	Horizon	
Reanalyze climate data/RCM, DSSAT/CERES-Rice	Decreased yields without adaptation	1980–1998	2041–2059	Ahmed et al, 2015
DSSAT/CERES-Rice	Negative effects of maximum temperatures on yields	1967–2007		Zhang et al, 2015
RCM, RCP 4.5 & 8.5, GLAM-Rice, DSSAT/CERES-Rice	Increased yields with fertilization; decrease in yields without adaptation	1991–2000	2020, 2040, 2080	Chun et al, 2016
GCM, RCP 8.5, DSSAT/CERES-Rice	Decreased yields	2014	2040, 2050, 2060	Dias et al, 2016
Statistical models	Increased yields	1980–2012		Liu et al, 2016
GCM, RCP 8.5, ORYZA2000	Increased yields with adaptation and CO ₂ fertilization; decreased yields without adaptation	2000	2070	van Oort and Zwart, 2018
RCM, SRES, DSSAT/CERES-Rice	Effects of temperature and transplanting date on yields	2008	2030, 2050, 2070	Hasan and Rahman, 2019
GCM, RCP 4.5 & 8.5, DSSAT/CERES-Rice	Decreased yields; increased yields with CO ₂ fertilization	1981–2010	2040–2069	Kontgis et al, 2019

RCM, Regional climate model; RCP, Representative concentration pathway; DSSAT/CERES, Decision support systems for agro-technology transfer/crop estimation through resource and environment synthesis; GLAM, General large-area model; GCM, Global climate model; SRES, Special report on emissions scenarios.

rice yield and growth. Li et al (2014) proposed an improved approach to identify the contribution shares of three groups of factors (climate, technology and inputs, and socioeconomic factors), by which rice production is shaped. Climate factors individually and interactively contribute to variation in production. Technology and inputs are the most important factors for rice production, and solar radiation (indicated by the sunshine variable) is the dominant climatic factor for rice production. Table 5 presents a summary of the rice models used to investigate the impacts of CC on rice systems. Rice is a very important commodity for Africans, especially for West Africans. Without adaptation, the shortening of the growing season due to rising temperatures will have a negative impact on rice yields in West Africa (Ahmed et al, 2015; van Oort and Zwart, 2018).

Perspectives

Future research supporting adaptation to CC should be based on integrated risk and vulnerability assessment, considering climate variability and uncertainty (Holzkämper, 2017). Indeed, structural approaches based on integrated assessments coupling crop models with other socio-economic, environmental or hydrological models are robust frameworks to assess the complex

interactions and trade-offs between policy choices and socio-economic, technical and environmental processes (Ammar and Davies, 2019). Little work is being done to improve process-based crop models for use in integrated assessment and modeling.

A new approach for assessing adaptation to CC in the future appears to be multi-scale crop modeling that ranges from the genetic scale through the field to regional to global scales. Peng et al (2020) stipulated that such a framework will enable the design of resistant and sustainable crop production systems in an ever-changing climate. National and farmer-level adaptation strategies can be formulated by combining the benefits of regional and field-scale crop models (Chun et al, 2016). However, a fundamental challenge for multi-scale predictions is balancing the process details required to evaluate the intervention with the predictability of the system (Peng et al, 2020).

The sustainability of water resources generally depends on their proper management and efficient use. Therefore, future water resource planning decisions should be based not only on demand, but also on supply and future CC forecasts (García-Ruiz et al, 2011). The difficulty of modeling crop water demand, coupled with the inability of currently available MCs to directly simulate certain agro-climatic parameters

Table 5. Main rice models used to study climate change impacts and predicted impacts.

Crop system model	Predicted impact	Reference
Crop Environment Resource Synthesis-Rice	Nutrient and water processes in the soil; effects of temperature, solar radiation and precipitation on yield and growth; effects of temperatures on yields; effects of CO ₂ on yields; yields	Zhang et al, 2015; Chun et al, 2016; Dias et al, 2016; Hasan and Rahman, 2019; Kontgis et al, 2019
General Large Area Model-Rice	Regional yields	Chun et al, 2016
Organizing Carbon and Hydrology in Dynamic Ecosystems	Growing period	Wang et al, 2017
ORYZA2000	Yields	van Oort and Zwart, 2018; Zheng et al, 2020

of interest for irrigation (Rowshon et al, 2019), are constraints that should not be overlooked in CC impact studies in this sector. Climate-smart decision support systems seem to be very interesting tools to reduce and/or mitigate these constraints, and it could indeed enable rapid and efficient decision making for agricultural resource management. In-depth research for the development of these tools should be initiated in the coming years.

To fully understand the impact of CC on crop yield, the distribution of temperature and precipitation at specific growth stages, in addition to growing season averages, must be considered (Ahmed et al, 2015). Wang et al (2017) suggested that future rice modeling at the global/regional scale should consider different types of rice varieties and variable transplanting dates to better consider management and CC impacts. Free-air CO₂ enrichment experiments could be robust approaches for improving future crop models. However, field studies are strongly needed to understand the mechanisms of CO₂ enrichment and improve our quantitative understanding of potential rice responses to future climate (Hasegawa et al, 2016).

Future research should focus on comparing different multi-climate scenarios, changing irrigation requirements at different regional scales, and using future crop models (Hong et al, 2016). Consideration of changing crop management practices in climate impact studies may increasingly be adopted, despite the complexity of this approach. As argued by Dalla Marta et al (2018), the use of remotely sensed data has become increasingly common to support management, monitoring, and control activities at different spatial and temporal scales. These approaches could improve model parameterization, knowledge of complex interactions, and forecasting. These approaches would also enable the development of appropriate tools to support agronomic capabilities and environmental decision-making processes in CC. This innovative technological approach could be enhanced to provide precision irrigation in the context of agricultural water scarcity due to CC and anthropogenic pressures (Brocca et al, 2018).

ACKNOWLEDGEMENTS

This study was financially supported by the Strategic Support Program for Scientific Research (PASRES), Côte d'Ivoire, Project N202, 2nd session 2018.

REFERENCES

Acharjee T K, Ludwig F, van Halsema G, Hellegers P, Supit I.

2017. Future changes in water requirements of *Boro* rice in the face of climate change in North-West Bangladesh. *Agric Water Manag*, **194**: 172–183.
- Affholder F, Tittonell P, Corbeels M, Roux S, Motisi N, Tixier P, Wery J. 2012. Ad hoc modeling in agronomy: What have we learned in the last 15 years? *Agron J*, **104**(3): 735–748.
- Ahmed K F, Wang G L, Silander J, Wilson A M, Allen J M, Horton R, Anyah R. 2013. Statistical downscaling and bias correction of climate model outputs for climate change impact assessment in the U.S. northeast. *Glob Planet Change*, **100**: 320–332.
- Ahmed K F, Wang G L, Yu M, Koo J, You L Z. 2015. Potential impact of climate change on cereal crop yield in West Africa. *Clim Change*, **133**(2): 321–334.
- Ahmed M, Stöckle C O, Nelson R, Higgins S, Ahmad S, Raza M A. 2019. Novel multimodel ensemble approach to evaluate the sole effect of elevated CO₂ on winter wheat productivity. *Sci Rep*, **9**(1): 7813.
- Ahmed S M. 2020. Impacts of drought, food security policy and climate change on performance of irrigation schemes in Sub-Saharan Africa: The case of Sudan. *Agric Water Manag*, **232**: 106064.
- Ahuja L R, Ma L W. 2015. A synthesis of current parameterization approaches and needs for further improvements. In: Ahuja L R, Ma L W. *Methods of Introducing System Models into Agricultural Research*. Madison, WI, USA: American Society of Agronomy and Soil Science Society of America: 427–440.
- Akinbile C O. 2013. Assessment of the CERES: Rice model for rice production in Ibadan, Nigeria. *Agric Eng Int CIGR J*, **15**(1): 19–26.
- Alexandrov V A, Hoogenboom G. 2000. Vulnerability and adaptation assessments of agricultural crops under climate change in the Southeastern USA. *Theor Appl Climatol*, **67**(1): 45–63.
- Amiri E, Rezaei M, Bannayan M, Soufizadeh S. 2013. Calibration and evaluation of CERES rice model under different nitrogen- and water-management options in semi-Mediterranean climate condition. *Commun Soil Sci Plant Anal*, **44**(12): 1814–1830.
- Ammar M E, Davies E G R. 2019. On the accuracy of crop production and water requirement calculations: Process-based crop modeling at daily, semi-weekly, and weekly time steps for integrated assessments. *J Environ Manag*, **238**: 460–472.
- Andrianandraina, Ventura A, Senga Kiessé T, Cazaciu B, Idir R, van der Werf H M G. 2015. Sensitivity analysis of environmental process modeling in a life cycle context: A case study of hemp crop production. *J Ind Ecol*, **19**(6): 978–993.
- Angulo C, Rötter R, Lock R, Enders A, Fronzek S, Ewert F. 2013. Implication of crop model calibration strategies for assessing regional impacts of climate change in Europe. *Agric For Meteorol*, **170**: 32–46.
- Asseng S, Ewert F, Rosenzweig C, Jones J W, Hatfield J L, Ruane A C, Boote K J, Thorburn P J, Rötter R P, Cammarano D, Brisson N, Basso B, Martre P, Aggarwal P K, Angulo C, Bertuzzi P, Biernath C, Challinor A J, Doltra J, Gayler S, Goldberg R, Grant R, Heng L, Hooker J, Hunt L A, Ingwersen J, Izaurralde R C, Kersebaum K C, Müller C, Naresh Kumar S, Nendel C, O'Leary G, Olesen J E, Osborne T M, Palosuo T,

- Priesack E, Ripoché D, Semenov M A, Shcherbak I, Steduto P, Stöckle C, Stratonovitch P, Streck T, Supit I, Tao F, Travasso M, Waha K, Wallach D, White J W, Williams J R, Wolf J. 2013. Uncertainty in simulating wheat yields under climate change. *Nat Clim Change*, **3**(9): 827–832.
- Barbottin A. 2004. A general probabilistic framework for uncertainty and global sensitivity analysis of deterministic models: A hydrological case study. INRA de Grignon, Paris-Grignon, France. (in French)
- Baroni G, Tarantola S. 2014. A general probabilistic framework for uncertainty and global sensitivity analysis of deterministic models: A hydrological case study. *Environ Model Softw*, **51**: 26–34.
- Basheer A K, Lu H S, Omer A, Ali A B, Abdelgader A M S. 2016. Impacts of climate change under CMIP5 RCP scenarios on the streamflow in the Dinder River and ecosystem habitats in Dinder National Park, Sudan. *Hydrol Earth Syst Sci*, **20**(4): 1331–1353.
- Bauwens A, Sohler C, Degré A. 2013. Impacts of climate change on the hydrology and management of water resources in the Meuse basin (bibliographic summary). *Biotechnol Agron Soc Environ*, **17**(1): 76–86. (in French)
- Benke K K, Lowell K E, Hamilton A J. 2008. Parameter uncertainty, sensitivity analysis and prediction error in a water-balance hydrological model. *Math Comput Model*, **47**: 1134–1149.
- Berg P, Feldmann H, Panitz H J. 2012. Bias correction of high resolution regional climate model data. *J Hydrol*, **448/449**: 80–92.
- Bertin N, Martre P, Génard M, Quilot B, Salon C. 2010. Under what circumstances can process-based simulation models link genotype to phenotype for complex traits? Case-study of fruit and grain quality traits. *J Exp Bot*, **61**(4): 955–967.
- Boé J, Terray L, Habets F, Martin E. 2007. Statistical and dynamical downscaling of the Seine Basin climate for hydro-meteorological studies. *Int J Climatol*, **27**(12): 1643–1655.
- Bolster C H, Vadas P A. 2013. Sensitivity and uncertainty analysis for the annual phosphorus loss estimator model. *J Environ Qual*, **42**(4): 1109–1118.
- Bouman B A M, Lampayan R M, Tuong T P. 2007. Water Management in Irrigated Rice: Coping with Water Scarcity. Los Baños, the Philippines: International Rice Research Institute.
- Bregaglio S, Giustarini L, Suarez E, Mongiano G, de Gregorio T. 2020. Analysing the behaviour of a hazelnut simulation model across growing environments via sensitivity analysis and automatic calibration. *Agric Syst*, **181**: 102794.
- Brocca L, Tarpanelli A, Filippucci P, Dorigo W, Zaussinger F, Gruber A, Fernández-Prieto D. 2018. How much water is used for irrigation? A new approach exploiting coarse resolution satellite soil moisture products. *Int J Appl Earth Obs Geoinfor*, **73**: 752–766.
- Buddhagoon C, Jintrawet A, Hoogenboom G. 2011. Effects of planting date and variety on flooded rice production in the deepwater area of Thailand. *Field Crops Res*, **124**(2): 270–277.
- Buddhagoon C, Jintrawet A, Hoogenboom G. 2018. Methodology to estimate rice genetic coefficients for the CSM-CERES-Rice model using GENCALC and GLUE genetic coefficient estimators. *J Agric Sci*, **156**(4): 482–492.
- Buis S, Wallach D, Guillaume S, Varella H, Lecharpentier P, Launay M, Guéif M, Bergez J E, Justes E. 2015. The STICS crop model and associated software for analysis, parameterization, and evaluation. In: Ahuja L R, Ma L W. *Methods of Introducing System Models into Agricultural Research*. Madison, WI, USA: American Society of Agronomy and Soil Science Society of America: 395–426.
- Campbell B M, Vermeulen S J, Aggarwal P K, Corner-Dolloff C, Girtetz E, Loboguerrero A M, Ramirez-Villegas J, Rosenstock T, Sebastian L, Thornton P K, Wollenberg E. 2016. Reducing risks to food security from climate change. *Glob Food Secur*, **11**: 34–43.
- Carpani M, Bergez J E, Monod H. 2012. Sensitivity analysis of a hierarchical qualitative model for sustainability assessment of cropping systems. *Environ Model Softw*, **27/28**: 15–22.
- Charron I. 2016. *Climate Scenarios Guide: Using Climate Information to Guide Adaptation Research and Decision Making*. Ouranos, Montreal, Québec. (in French)
- Chen J, Brissette F P, Leconte R. 2011. Uncertainty of downscaling method in quantifying the impact of climate change on hydrology. *J Hydrol*, **401**: 190–202.
- Chen Y, Marek G W, Marek T H, Moorhead J E, Heflin K R, Brauer D K, Gowda P H, Srinivasan R. 2019. Simulating the impacts of climate change on hydrology and crop production in the Northern High Plains of Texas using an improved SWAT model. *Agric Water Manag*, **221**: 13–24.
- Cho J, Ko G, Kim K, Oh C. 2016. Climate change impacts on agricultural drought with consideration of uncertainty in CMIP5 scenarios. *Irrig Drain*, **65**: 7–15.
- Chun J A, Li S N, Wang Q G, Lee W S, Lee E J, Horstmann N, Park H, Veasna T, Vannndy L, Pros K, Vang S. 2016. Assessing rice productivity and adaptation strategies for Southeast Asia under climate change through multi-scale crop modeling. *Agric Syst*, **143**: 14–21.
- Corbeels M, Berre D, Rusinamhodzi L, Lopez-Ridaura S. 2018. Can we use crop modelling for identifying climate change adaptation options? *Agric For Meteorol*, **256/257**: 46–52.
- Cuculeanu V, Tuinea P, Bălțeanu D. 2002. Climate change impacts in Romania: Vulnerability and adaptation options. *GeoJournal*, **57**(3): 203–209.
- Dahal P, Shrestha M L, Panthi J, Pradhananga D. 2020. Modeling the future impacts of climate change on water availability in the Karnali River Basin of Nepal Himalaya. *Environ Res*, **185**: 109430.
- Dalla Marta A, Eitzinger J, Kersebaum K C, Todorovic M, Altobelli F. 2018. Assessment and monitoring of crop water use and productivity in response to climate change. *J Agric Sci*, **156**(5): 575–576.
- de Wit A, Boogaard H, Fumagalli D, Janssen S, Knapen R, van Kraalingen D, Supit I, van der Wijngaart R, van Diepen K. 2019. 25 years of the WOFOST cropping systems model. *Agric Syst*, **168**: 154–167.
- Di Paola A, Valentini R, Santini M. 2016. An overview of available crop growth and yield models for studies and assessments in agriculture. *J Sci Food Agric*, **96**(3): 709–714.
- Dias M P N M, Navaratne C M, Weerasinghe K D N, Hettiarachchi

- R H A N. 2016. Application of DSSAT crop simulation model to identify the changes of rice growth and yield in Nilwala river basin for mid-centuries under changing climatic conditions. *Procedia Food Sci*, **6**: 159–163.
- Dibaba W T, Miegel K, Demissie T A. 2019. Evaluation of the CORDEX regional climate models performance in simulating climate conditions of two catchments in Upper Blue Nile Basin. *Dyn Atmos Oceans*, **87**: 101104.
- Ding Y M, Wang W G, Song R M, Shao Q X, Jiao X Y, Xing W Q. 2017. Modeling spatial and temporal variability of the impact of climate change on rice irrigation water requirements in the middle and lower reaches of the Yangtze River, China. *Agric Water Manag*, **193**: 89–101.
- Ding Y M, Wang W G, Zhuang Q L, Luo Y F. 2020. Adaptation of paddy rice in China to climate change: The effects of shifting sowing date on yield and irrigation water requirement. *Agric Water Manag*, **228**: 105890.
- Dorchies D, Thirel G, Jay-Allemand M, Chauveau M, Dehay F, Bourgin P Y, Perrin C, Jost C, Rizzoli J L, Demerliac S, Thépôt R. 2014. Climate change impacts on multi-objective reservoir management: Case study on the Seine River Basin, France. *Int J River Basin Manag*, **12**(3): 265–283.
- Ehret U, Zehe E, Wulfmeyer V, Warrach-Sagi K, Liebert J. 2012. HESS Opinions ‘Should we apply bias correction to global and regional climate model data?’ *Hydrol Earth Syst Sci*, **16**(9): 3391–3404.
- Eyring V, Bony S, Meehl G A, Senior C A, Stevens B, Stouffer R J, Taylor K E. 2016. Overview of the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) experimental design and organization. *Geosci Model Dev*, **9**(5): 1937–1958.
- Famien A M, Janicot S, Ochou A D, Vrac M, Defrance D, Sultan B, Noë T. 2018. A bias-corrected CMIP5 dataset for Africa using the CDF-t method: A contribution to agricultural impact studies. *Earth Syst Dynam*, **9**(1): 313–338.
- Fischer G, Tubiello F N, van Velthuizen H, Wiberg D A. 2007. Climate change impacts on irrigation water requirements: Effects of mitigation, 1990–2080. *Technol Forecast Soc Change*, **74**(7): 1083–1107.
- Fowler H J, Blenkinsop S, Tebaldi C. 2007. Linking climate change modelling to impacts studies: Recent advances in downscaling techniques for hydrological modelling. *Int J Climatol*, **27**(12): 1547–1578.
- Franchito S H, Rao V B. 2015. Studies of climate change with statistical-dynamical models: A review. *Am J Clim Change*, **4**(1): 57–68.
- Gallardo M, Elia A, Thompson R B. 2020. Decision support systems and models for aiding irrigation and nutrient management of vegetable crops. *Agric Water Manag*, **240**: 106209.
- García-Ruiz J M, López-Moreno J I, Vicente-Serrano S M, Lasanta-Martínez T, Beguería S. 2011. Mediterranean water resources in a global change scenario. *Earth Sci Rev*, **105**: 121–139.
- Gilardelli C, Confalonieri R, Alessandro Cappelli G, Bellocchi G. 2018. Sensitivity of WOFOST-based modelling solutions to crop parameters under climate change. *Ecol Model*, **368**: 1–14.
- Guo D X, Zhao R H, Xing X G, Ma X Y. 2020. Global sensitivity and uncertainty analysis of the AquaCrop model for maize under different irrigation and fertilizer management conditions. *Arch Agron Soil Sci*, **66**(8): 1115–1133.
- Hakala K, Addor N, Teutschbein C, Vis M, Dakhlaoui H, Seibert J. 2019. Hydrological modeling of climate change impacts. *Human Dimens*, 1–20.
- Haro-Monteagudo D, Palazón L, Beguería S. 2020. Long-term sustainability of large water resource systems under climate change: A cascade modeling approach. *J Hydrol*, **582**: 124546.
- Hasan M M, Rahman Md M. 2019. Simulating climate change impacts on *T. aman* (BR-22) rice yield: A predictive approach using DSSAT model. *Water Environ J*, **34**: 250–262.
- Hasegawa T, Sakai H, Tokida T, Usui Y, Yoshimoto M, Fukuoka M, Nakamura H, Shimono H, Okada M. 2016. Rice free-air carbon dioxide enrichment studies to improve assessment of climate change effects on rice agriculture. In: Hatfield J L, Fleisher D. *Advances in Agricultural Systems Modeling*. Madison, WI, USA: American Society of Agronomy and Soil Science Society of America: 45–68.
- Hatfield J L, Boote K J, Kimball B A, Ziska L H, Izaurralde R C, Ort D, Thomson A M, Wolfe D. 2011. Climate impacts on agriculture: Implications for crop production. *Agron J*, **103**(2): 351–370.
- He J Q, Jones J W, Graham W D, Dukes M D. 2010a. Influence of likelihood function choice for estimating crop model parameters using the generalized likelihood uncertainty estimation method. *Agric Syst*, **103**(5): 256–264.
- He J Q, Porter C, Wilkens P, Marin F, Hu H, Jones J W. 2010b. Generalized likelihood uncertainty analysis tool for genetic parameter estimation (GLUE Tool). In: Jones J W, Hoogenboom G, Wilkens P W, Porter C H, Tsuji G Y. *Decision Support System for Agrotechnology Transfer*. Version 4.5. Volume 3: ICASA Tools. Honolulu, Hawaii: 11.
- Holzäpfer A, Calanca P, Honti M, Fuhrer J. 2015. Uncertainties in climate impacts on grain maize in Switzerland: Does the choice of crop modelling approach matter? *Procedia Environ Sci*, **29**: 152–153.
- Holzäpfer A. 2017. Adapting agricultural production systems to climate change: What’s the use of models? *Agriculture*, **7**(10): 86.
- Hong E M, Nam W H, Choi J Y, Pachepsky Y A. 2016. Projected irrigation requirements for upland crops using soil moisture model under climate change in South Korea. *Agric Water Manag*, **165**: 163–180.
- Hoogenboom G, Porter C H, Boote K J, Shelton V, Wilkens P W, Singh U, White J W, Asseng S, Lizaso J I, Moreno L P, Pavan W, Ogoshi R, Hunt L A, Tsuji G Y, Jones J W. 2019. The DSSAT crop modeling ecosystem. In: Boote K. *Advances in Crop Modeling for a Sustainable Agriculture: Burleigh Dodds Series in Agricultural Science*. Cambridge, United Kingdom: Burleigh Dodds Science Publishing: 173–216.
- Hunt L A, Pararajasingham S, Jones J W, Hoogenboom G, Imamura D T, Ogoshi R M. 1993. GENCALC: Software to facilitate the use of crop models for analyzing field experiments. *Agron J*, **85**(5): 1090–1094.
- Ibarra S, Romero R, Poulin A N, Glaus M, Cervantes E, Bravo J, Pérez R, Castillo E. 2016. Sensitivity analysis in hydrological modeling for the Gulf of México. *Procedia Eng*, **154**: 1152–1162.

- IPCC. 2013. Summary for policymakers. *In: Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. New York, USA: Intergovernmental Panel on Climate Change.
- Ishida K, Ercan A, Trinh T, Kavvas M L, Ohara N, Carr K, Anderson M L. 2018. Analysis of future climate change impacts on snow distribution over mountainous watersheds in Northern California by means of a physically-based snow distribution model. *Sci Total Environ*, **645**: 1065–1082.
- Ismail H, Kamal M R, bin Abdullah A F, bin Mohd M S F. 2020. Climate-smart agro-hydrological model for a large scale rice irrigation scheme in Malaysia. *Appl Sci*, **10**(11): 3906.
- Jha R K, Kalita P K, Jat R. 2020. Development of production management strategies for a long-duration rice variety: Rajendra Mahsuri: Using crop growth model, DSSAT, for the state of Bihar, India. *Paddy Water Environ*, **18**: 531–545.
- Jones J W, He J Q, Boote K J, Wilkens P, Porter C H, Hu Z. 2015. Estimating DSSAT cropping system cultivar-specific parameters using Bayesian techniques. *In: Ahuja L W, Ma L M. Methods of Introducing System Models into Agricultural Research*. Madison, WI, USA: American Society of Agronomy and Soil Science Society of America: 365–393.
- Kaini S, Nepal S, Pradhananga S, Gardner T, Sharma A K. 2020. Representative general circulation models selection and downscaling of climate data for the transboundary Koshi River Basin in China and Nepal. *Int J Climatol*, **40**(9): 4131–4149.
- Kaini S, Harrison M T, Gardner T, Nepal S, Sharma A K. 2022. The impacts of climate change on the irrigation water demand, grain yield, and biomass yield of wheat crop in Nepal. *Water*, **14**(17): 2728.
- Kersebaum K C, Boote K J, Jorgenson J S, Nendel C, Bindi M, Frühauf C, Gaiser T, Hoogenboom G, Kollas C, Olesen J E, Rötter R P, Ruget F, Thorburn P J, Trnka M, Wegehenkel M. 2015. Analysis and classification of data sets for calibration and validation of agro-ecosystem models. *Environ Model Softw*, **72**: 402–417.
- Kihara J, Fatondji D, Jones J W, Hoogenboom G, Tabo R, Bationo A. 2012. Improving Soil Fertility Recommendations in Africa using the Decision Support System for Agrotechnology Transfer (DSSAT). Dordrecht: Springer Netherlands.
- Kim Y H, Min S K, Zhang X B, Sillmann J, Sandstad M. 2020. Evaluation of the CMIP6 multi-model ensemble for climate extreme indices. *Weather Clim Extrem*, **29**: 100269.
- Knutti R, Masson D, Gettelman A. 2013. Climate model genealogy: Generation CMIP5 and how we got there. *Geophys Res Lett*, **40**(6): 1194–1199.
- Kontgis C, Schneider A, Ozdogan M, Kucharik C, Dang Tri V P, Duc N H, Schatz J. 2019. Climate change impacts on rice productivity in the Mekong River Delta. *Appl Geogr*, **102**: 71–83.
- Krishnan P, Aggarwal P. 2018. Global sensitivity and uncertainty analyses of a web based crop simulation model (web InfoCrop wheat) for soil parameters. *Plant Soil*, **423**(1): 443–463.
- Kumar N, Tischbein B, Kusche J, Laux P, Beg M K, Bogardi J J. 2017. Impact of climate change on water resources of upper Kharun Catchment in Chhattisgarh, India. *J Hydrol Reg Stud*, **13**: 189–207.
- Leenhardt D, Wallach D, Moigne P L, Guáf M, Bruand A, Casterad M A. 2006. Using crop models for multiple fields. *In: Wallach D, Makowski D, Jones J W. Working with Dynamic Crop Models: Evaluation, Analysis, Parameterization and Application*. Amsterdam, the Netherlands and London, UK: Elsevier: 209–248.
- Li T, Hasegawa T, Yin X Y, Zhu Y, Boote K, Adam M, Bregaglio S, Buis S, Confalonieri R, Fumoto T, Gaydon D, Marcaida M 3rd, Nakagawa H, Oriol P, Ruane A C, Ruget F, Singh B, Singh U, Tang L, Tao F L, Wilkens P, Yoshida H, Zhang Z, Bouman B. 2015. Uncertainties in predicting rice yield by current crop models under a wide range of climatic conditions. *Glob Chang Biol*, **21**(3): 1328–1341.
- Li W J, Tang H J, Qin Z H, You F, Wang X F, Chen C L, Ji J H, Liu X M. 2014. Climate change impact and its contribution share to paddy rice production in Jiangxi, China. *J Integr Agric*, **13**(7): 1565–1574.
- Liang H, Qi Z M, DeJonge K C, Hu K L, Li B G. 2017. Global sensitivity and uncertainty analysis of nitrate leaching and crop yield simulation under different water and nitrogen management practices. *Comput Electron Agric*, **142**: 201–210.
- Liersch S, Cools J, Kone B, Koch H, Diallo M, Reinhardt J, Fournet S, Aich V, Hattermann F F. 2013. Vulnerability of rice production in the Inner Niger Delta to water resources management under climate variability and change. *Environ Sci Policy*, **34**: 18–33.
- Liu L, Hong Y, Hocker J E, Shafer M A, Carter L M, Gourley J J, Bednarczyk C N, Yong B, Adhikari P. 2012. Analyzing projected changes and trends of temperature and precipitation in the southern USA from 16 downscaled global climate models. *Theor Appl Climatol*, **109**(3): 345–360.
- Liu S L, Pu C, Ren Y X, Zhao X L, Zhao X, Chen F, Xiao X P, Zhang H L. 2016. Yield variation of double-rice in response to climate change in Southern China. *Eur J Agron*, **81**: 161–168.
- Martre P, Wallach D, Asseng S, Ewert F, Jones J W, Rötter R P, Boote K J, Ruane A C, Thorburn P J, Cammarano D, Hatfield J L, Rosenzweig C, Aggarwal P K, Angulo C, Basso B, Bertuzzi P, Biernath C, Brisson N, Challinor A J, Doltra J, Gayler S, Goldberg R, Grant R F, Heng L E, Hooker J, Hunt L A, Ingwersen J, Izaurralde R C, Kersebaum K C, Müller C, Kumar S N, Nendel C, O'Leary G, Olesen J E, Osborne T M, Palosuo T, Priesack E, Ripoche D, Semenov M A, Shcherbak I, Steduto P, Stöckle C O, Stratonovitch P, Streck T, Supit I, Tao F L, Travasso M, Waha K, White J W, Wolf J. 2015. Multimodel ensembles of wheat growth: Many models are better than one. *Glob Chang Biol*, **21**(2): 911–925.
- Mashnik D, Jacobus H, Barghouth A, Wang E J, Blanchard J, Shelby R. 2017. Increasing productivity through irrigation: Problems and solutions implemented in Africa and Asia. *Sustain Energy Technol Assess*, **22**: 220–227.
- Mbaye M L, Hagemann S, Haensler A, Stacke T, Gaye A T, Afouda A. 2015. Assessment of climate change impact on water resources in the upper Senegal Basin (West Africa). *Am J Clim Change*, **4**(1): 77–93.
- Mdemu M V, Rodgers C, Vlek P L G, Borgadi J J. 2009. Water productivity (WP) in reservoir irrigated schemes in the upper

- east region (UER) of Ghana. *Phys Chem Earth Parts A/B/C*, **34**(4/5): 324–328.
- Misra A K. 2014. Climate change and challenges of water and food security. *Int J Sustain Built Environ*, **3**(1): 153–165.
- Montesino-San Martin M, Wallach D, Olesen J E, Challinor A J, Hoffman M P, Koehler A K, Rötter R P, Porter J R. 2018. Data requirements for crop modeling: Applying the learning curve approach to the simulation of winter wheat flowering time under climate change. *Eur J Agron*, **95**: 33–44.
- Moss R H, Edmonds J A, Hibbard K A, Manning M R, Rose S K, van Vuuren D P, Carter T R, Emori S, Kainuma M, Kram T, Meehl G A, Mitchell J F B, Nakicenovic N, Riahi K, Smith S J, Stouffer R J, Thomson A M, Weyant J P, Wilbanks T J. 2010. The next generation of scenarios for climate change research and assessment. *Nature*, **463**: 747–756.
- Muerth M J, Gauvin St-Denis B, Ricard S, Velázquez J A, Schmid J, Minville M, Caya D, Chaumont D, Ludwig R, Turcotte R. 2013. On the need for bias correction in regional climate scenarios to assess climate change impacts on river runoff. *Hydrol Earth Syst Sci*, **17**(3): 1189–1204.
- Müller C, Elliott J, Kelly D, Arneth A, Balkovic J, Ciais P, Deryng D, Folberth C, Hoek S, Izaurre R C, Jones C D, Khabarov N, Lawrence P, Liu W F, Olin S, Pugh T A M, Reddy A, Rosenzweig C, Ruane A C, Sakurai G, Schmid E, Skalsky R, Wang X H, de Wit A, Yang H. 2019. The Global Gridded Crop Model Intercomparison phase 1 simulation dataset. *Sci Data*, **6**(1): 50.
- Ndhlovu G, Woyessa Y. 2020. Modelling impact of climate change on catchment water balance, Kabompo River in Zambezi River Basin. *J Hydrol Reg Stud*, **27**: 100650.
- Nover D M, Witt J W, Butcher J B, Johnson T E, Weaver C P. 2016. The effects of downscaling method on the variability of simulated watershed response to climate change in five U.S. basins. *Earth Interact*, **20**(11): 1–27.
- Ogle S M, Breidt F J, Easter M, Williams S, Killian K, Paustian K. 2010. Scale and uncertainty in modeled soil organic carbon stock changes for US croplands using a process-based model. *Glob Change Biol*, **16**(2): 810–822.
- Peng B, Guan K Y, Tang J Y, Ainsworth E A, Asseng S, Bernacchi C J, Cooper M, Delucia E H, Elliott J W, Ewert F, Grant R F, Gustafson D I, Hammer G L, Jin Z N, Jones J W, Kimm H, Lawrence D M, Li Y, Lombardozzi D L, Marshall-Colon A, Messina C D, Ort D R, Schnable J C, Vallejos C E, Wu A, Yin X Y, Zhou W. 2020. Towards a multiscale crop modelling framework for climate change adaptation assessment. *Nat Plants*, **6**(4): 338–348.
- Ramarohetra J, Roudier P, Sultan B. 2012. Gaps and filling in rainfall measurements: What impact for the simulation of agricultural yields in the Sahelian zone? In: Regional Climates: Observation and Modeling. Presented at the 25th Colloquium of the International Association of Climatology. Grenoble, France: 649–654. (in French)
- Razavi S, Gupta H V. 2016. A new framework for comprehensive, robust, and efficient global sensitivity analysis: 1. Theory. *Water Resour Res*, **52**(1): 423–439.
- Robles-Morua A, Che D, Mayer A S, Vivoni E R. 2015. Hydrological assessment of proposed reservoirs in the Sonora River Basin, Mexico, under historical and future climate scenarios. *Hydrol Sci J*, **60**: 50–66.
- Roudier P, Sultan B, Quirion P, Berg A. 2011. The impact of future climate change on West African crop yields: What does the recent literature say? *Glob Environ Change*, **21**(3): 1073–1083.
- Rowshon M K, Dlamini N S, Mojid M A, Adib M N M, Amin M S M, Lai S H. 2019. Modeling climate-smart decision support system (CSDSS) for analyzing water demand of a large-scale rice irrigation scheme. *Agric Water Manag*, **216**: 138–152.
- Sachindra D A, Huang F, Barton A, Perera B J C. 2014. Statistical downscaling of general circulation model outputs to precipitation: Part 1. Calibration and validation. *Int J Climatol*, **34**(11): 3264–3281.
- Saltelli A, Ratto M, Andres T, Campolongo F, Cariboni J, Gatelli D, Saisana M, Tarantola S. 2007. Global Sensitivity Analysis: The Primer. Chichester, UK: John Wiley & Sons.
- Sar K, Mahdi S S. 2017. Calibration and validation of DSSAT model v4.6 for Kharif rice in agro-climatic zone (IIIB) of Bihar. *Int J Pure App Biosci*, **5**: 459–463.
- Seidel S J, Palosuo T, Thorburn P, Wallach D. 2018. Towards improved calibration of crop models: Where are we now and where should we go? *Eur J Agron*, **94**: 25–35.
- Semenov M A, Stratonovitch P. 2010. Use of multi-model ensembles from global climate models for assessment of climate change impacts. *Clim Res*, **41**: 1–14.
- Shamir E, Halper E, Modrick T, Georgakakos K P, Chang H I, Lahmers T M, Castro C. 2019. Statistical and dynamical downscaling impact on projected hydrologic assessment in arid environment: A case study from Bill Williams River Basin and Alamo Lake, Arizona. *J Hydrol X*, **2**: 100019.
- Sippel S, Otto F E L, Forkel M, Allen M R, Guillod B P, Heimann M, Reichstein M, Seneviratne S I, Thonicke K, Mahecha M D. 2016. A novel bias correction methodology for climate impact simulations. *Earth Syst Dynam*, **7**(1): 71–88.
- Skaggs T H, Suarez D L, Corwin D L. 2014. Global sensitivity analysis for UNSATCHEM simulations of crop production with degraded waters. *Vadose Zone J*, **13**: 2454.
- Smith W, Grant B, Qi Z M, He W T, Qian B D, Jing Q, VanderZaag A, Drury C F, St Luce M, Wagner-Riddle C. 2020. Towards an improved methodology for modelling climate change impacts on cropping systems in cool climates. *Sci Total Environ*, **728**: 138845.
- Song X M, Zhang J Y, Zhan C S, Xuan Y Q, Ye M, Xu C G. 2015. Global sensitivity analysis in hydrological modeling: Review of concepts, methods, theoretical framework, and applications. *J Hydrol*, **523**: 739–757.
- Specka X, Nendel C, Wieland R. 2015. Analysing the parameter sensitivity of the agro-ecosystem model MONICA for different crops. *Eur J Agron*, **71**: 73–87.
- Sun S K, Li C, Wu P T, Zhao X N, Wang Y B. 2018. Evaluation of agricultural water demand under future climate change scenarios in the Loess Plateau of Northern Shaanxi, China. *Ecol Indic*, **84**: 811–819.
- Tao F L, Rötter R P, Palosuo T, Díaz-Ambrona C G H, Semenov M A, Kersebaum K C, Nendel C, Specka X, Hoffmann H, Ewert F, Dambreville A, Martre P, Rodríguez L, Ruiz-Ramos M, Gaiser T, Höhn J G, Salo T, Ferrise R, Bindi M, Cammarano D,

- Schulman A H. 2018. Contribution of crop model structure, parameters and climate projections to uncertainty in climate change impact assessments. *Glob Chang Biol*, **24**(3): 1291–1307.
- Tao F L, Palosuo T, Rötter R P, D áz-Ambrona C G H, In é M íguez M, Semenov M A, Kersebaum K C, Cammarano D, Specka X, Nendel C, Srivastava A K, Ewert F, Padovan G, Ferrise R, Martre P, Rodr íguez L, Ruiz-Ramos M, Gaiser T, H öhn J G, Salo T, Dibari C, Schulman A H. 2020. Why do crop models diverge substantially in climate impact projections? A comprehensive analysis based on eight barley crop models. *Agric For Meteorol*, **281**: 107851.
- Tapiador F J, Moreno R, Navarro A, S ánchez J L, Garc ía-Ortega E. 2019. Climate classifications from regional and global climate models: Performances for present climate estimates and expected changes in the future at high spatial resolution. *Atmos Res*, **228**: 107–121.
- Teutschbein C, Seibert J. 2013. Is bias correction of regional climate model (RCM) simulations possible for non-stationary conditions? *Hydrol Earth Syst Sci*, **17**(12): 5061–5077.
- van Oort P A J, Zwart S J. 2018. Impacts of climate change on rice production in Africa and causes of simulated yield changes. *Glob Chang Biol*, **24**(3): 1029–1045.
- Vermeulen S J, Aggarwal P K, Ainslie A, Angelone C, Campbell B M, Challinor A J, Hansen J W, Ingram J S I, Jarvis A, Kristjansson P, Lau C, Nelson G C, Thornton P K, Wollenberg E. 2012. Options for support to agriculture and food security under climate change. *Environ Sci Policy*, **15**(1): 136–144.
- Vilayvong S, Banterng P, Patanothai A, Pannangpetch K. 2015. CSM-CERES-Rice model to determine management strategies for lowland rice production. *Sci Agric*, **72**(3): 229–236.
- Vrac M, Friederichs P. 2015. Multivariate: Intervariable, spatial, and temporal: Bias correction. *J Clim*, **28**(1): 218–237.
- Vrac M, No ð T, Vautard R. 2016. Bias correction of precipitation through singularity stochastic removal: Because occurrences matter. *J Geophys Res Atmos*, **121**(10): 5237–5258.
- Wallach D. 2011. Crop model calibration: A statistical perspective. *Agron J*, **103**(4): 1144–1151.
- Wallach D, Thorburn P, Asseng S, Challinor A J, Ewert F, Jones J W, Rotter R, Ruane A. 2016. Estimating model prediction error: Should you treat predictions as fixed or random? *Environ Model Softw*, **84**: 529–539.
- Wallach D, Thorburn P J. 2017. Estimating uncertainty in crop model predictions: Current situation and future prospects. *Eur J Agron*, **88**: A1–A7.
- Wang T L, Hamann A, Spittlehouse D, Carroll C. 2016. Locally downscaled and spatially customizable climate data for historical and future periods for North America. *PLoS One*, **11**(6): e0156720.
- Wang W G, Yu Z B, Zhang W, Shao Q X, Zhang Y W, Luo Y F, Jiao X Y, Xu J Z. 2014. Responses of rice yield, irrigation water requirement and water use efficiency to climate change in China: Historical simulation and future projections. *Agric Water Manag*, **146**: 249–261.
- Wang X H, Ciais P, Li L, Ruget F, Vuichard N, Viovy N, Zhou F, Chang J F, Wu X C, Zhao H F, Piao S L. 2017. Management outweighs climate change on affecting length of rice growing period for early rice and single rice in China during 1991–2012. *Agric For Meteorol*, **233**: 1–11.
- Waongo M, Laux P, Kunstmann H. 2015. Adaptation to climate change: The impacts of optimized planting dates on attainable maize yields under rainfed conditions in Burkina Faso. *Agric For Meteorol*, **205**: 23–39.
- Webber H, Hoffmann M, Rezaei E E. 2018. Crop models as tools for agroclimatology. In: Hatfield J L, Sivakumar M V K, Prueger J H. *Agronomy Monographs*. Madison, WI, USA: American Society of Agronomy, Crop Science Society of America, and Soil Science Society of America: 519–546.
- Wesseling J, Kroes J, Campos Oliveira T, Damiano F. 2020. The impact of sensitivity and uncertainty of soil physical parameters on the terms of the water balance: Some case studies with default R packages. Part I: Theory, methods and case descriptions. *Comput Electron Agric*, **170**: 105054.
- White J W, Hoogenboom G, Kimball B A, Wall G W. 2011. Methodologies for simulating impacts of climate change on crop production. *Field Crops Res*, **124**(3): 357–368.
- Wilby R L, Hay L E, Gutowski W J Jr, Arritt R W, Takle E S, Pan Z T, Leavesley G H, Clark M P. 2000. Hydrological responses to dynamically and statistically downscaled climate model output. *Geophys Res Lett*, **27**(8): 1199–1202.
- Wilby R L, Charles S P, Zorita E, Timbal B, Whetton P, Mearns L O. 2004. Guidelines for use of climate scenarios developed from statistical downscaling methods. *Analysis*, **27**: 1–27.
- Xu Q, Fox G, McKenney D W, Parkin G, Li Z Y. 2020. A bio-economic crop yield response (BECYR) model for corn and soybeans in Ontario, Canada for 1959–2013. *Sci Rep*, **10**(1): 7006.
- Ye Q, Yang X G, Dai S W, Chen G S, Li Y, Zhang C X. 2015. Effects of climate change on suitable rice cropping areas, cropping systems and crop water requirements in southern China. *Agric Water Manag*, **159**: 35–44.
- Zhai J Q, Mondal S K, Fischer T, Wang Y J, Su B D, Huang J L, Tao H, Wang G J, Ullah W, Uddin M J. 2020. Future drought characteristics through a multi-model ensemble from CMIP6 over South Asia. *Atmos Res*, **246**: 105111.
- Zhang J H, Yao F M, Hao C, Boken V. 2015. Impacts of temperature on rice yields of different rice cultivation systems in Southern China over the past 40 years. *Phys Chem Earth Parts A/B/C*, **87/88**: 153–159.
- Zhang J T, Feng L P, Zou H P, Liu D L. 2015. Using ORYZA2000 to model cold rice yield response to climate change in the Heilongjiang Province, China. *Crop J*, **3**(4): 317–327.
- Zhao C, Liu B, Xiao L J, Hoogenboom G, Boote K J, Kassie B T, Pavan W, Shelia V, Kim K S, Hernandez-Ochoa I M, Wallach D, Porter C H, Stockle C O, Zhu Y, Asseng S. 2019. A SIMPLE crop model. *Eur J Agron*, **104**: 97–106.
- Zheng J Z, Wang W G, Ding Y M, Liu G S, Xing W Q, Cao X C, Chen D. 2020. Assessment of climate change impact on the water footprint in rice production: Historical simulation and future projections at two representative rice cropping sites of China. *Sci Total Environ*, **709**: 136190.

(Managing Editor: Li Guan)



Original Research Article

Using the SWAT+ model to assess the conditions of water inflow to a reservoir in an uncontrolled agricultural catchment. Case Study of the Nanan Reservoir in the Lake Taabo catchment (Côte d'Ivoire)

Jean-Yves K. N'guessan^{a,*}, Botou M. Adahi^b, Arthur B. Konan-Waidhet^a, Junias L. Kra^a, Bérenger Koffi^a, Michal Habel^c, Dibi Brou^a, Siguyama Hironobu^d, Emmanuel N. Assidjo^e

^a UFR Environment, Université Jean Lorougnon GUEDE, Côte d'Ivoire

^b DFR Rural Engineering and Geographical Sciences, Institut National Polytechnique Félix HOUPOUËT-BOIGNY, Côte d'Ivoire

^c Faculty of Geographical Sciences, Kazimierz Wielki University, 85-033 Bydgoszcz, Poland

^d Japan International Cooperation Agency (JICA), 3-6, Koyadai, Tsukuba, Ibaraki 305-0074, Japan

^e DFR Chemical and Agri-Food Engineering, Institut National Polytechnique Félix HOUPOUËT-BOIGNY, Côte d'Ivoire



ARTICLE INFO

Keywords:

Soil and Water Assessment Tool +
Small reservoir modelling
Uncontrolled watershed
Paddy-field irrigation
Central Côte d'Ivoire

ABSTRACT

In this study, the agro-hydrological model Soil and Water Assessment Tool + (SWAT+) is used to simulate runoff in an uncontrolled agricultural catchment with paddy fields irrigated by plots submersion. The objectives are to evaluate the ability of this new, improved version of the SWAT model to reproduce the flows in a complex catchment and to analyse the evolution of these flows over the historical period 1986–2020 (35 years). Sensitivity analysis, calibration and validation were carried out with monthly flow data. The decision tables for irrigation operations and reservoir water release were filled in the SWAT+ Editor to establish the reservoir water balance. The Mann-Kendall trend test with the threshold of the standard normal statistic = 1.96, was applied to the time series of flows to the Nanan Reservoir. The results reveal that SWAT+ is more sensitive to eight parameters, including the new CN3_SWF parameter (-0.04329), which gave the user control of the soil saturation level. Good performances were obtained during calibration and validation, respectively: NSE (0.78; 0.69); R² (0.81; 0.70); PBIAS (-18.58; -23.9) and RSR (0.47; 0.56), with a tendency to slightly overestimate flows. The analysis shows that flows to the Nanan Reservoir are highly variable yearly, with a non-significant upward trend ($|Z|=1.3 < 1.96$) from 1986 to 2020. The water balance reveals that the runoff inflow generated will compensate for water withdrawals for irrigation of the Nanan paddy scheme during this period. Furthermore, this study provides a methodological framework for SWAT+ reservoir model calibration in an uncontrolled catchment.

1. Introduction

Africa faces various challenges, including climate change and food insecurity (Amede et al., 2023). As the latest research for 29 African countries shows, their pursuit of development and overcoming income inequality increase the degradation of the environment (Dada et al., 2023). The cultivated area increased from 170 M ha in 1963 to 272 M ha in 2015 (FAO, 2020), and it is a smallholder production. Africa's small-scale agricultural reservoirs play an important role in agriculture and provide temporal regulation of available water to mitigate the negative effects of droughts, flood protection, ensure food security and social cohesion, and combat poverty and rural-urban migration (Fowe et al., 2015). However, due to the combined effects of anthropogenic pressures and climate change, the availability of water resources and their spatial and temporal distribution are being altered in

reservoirs supporting hydro-agricultural developments (Cecchi, 2007; Karambiri et al., 2011). In addition, the watersheds of the vast majority of these hydro-agricultural developments, which are typically located at the outlet of small watersheds at the head of large river systems, lack sufficient information to assess and understand their hydrological functioning (Liebe et al., 2009). Indeed, the watersheds of these reservoirs are not or are little gauged. Less is known about the hydrology of small reservoir watersheds (Kim et al., 2021) compared to large reservoirs.

This lack of knowledge of ecohydrological processes and incomplete and often erroneous information on small reservoir watersheds, particularly agricultural reservoirs, constitute a major obstacle to better management of water available quantities in these reservoirs. As a result, decisions regarding long-term planning and development of small reservoirs are hampered by a lack of knowledge regarding contributions to surface runoff and reservoir filling and release dynamics

* Corresponding author: Jean-Yves K. N'guessan, UFR Environment, Université Jean Lorougnon GUEDE, Côte d'Ivoire.

E-mail addresses: yvesng7988@outlook.fr, konan.jeanyves@ujlg.edu.ci (J.K. N'guessan).

(Liebe et al., 2005; Salami and Nnadi, 2012). Therefore, it is essential to analyse water availability in agricultural watersheds in the context of high climatic and anthropogenic pressures on water resources to manage agricultural water resources to ensure sustainable and sufficient food production.

In the Côte d'Ivoire, to increase agricultural production and ensure population socio-economic development, the country has been committed to controlling irrigation since the 70s (Cecchi, 2007). This has resulted in the creation of several hydro-agricultural schemes (dams and downstream schemes) exclusively for irrigated rice cultivation in the centre and north of the country (Brou et al., 2005; Kotchi et al., 2018). The department of Yamoussoukro, in the centre, is positioned among the important irrigated rice production areas (JICA, 2013). It has a dozen hydro-agricultural facilities dedicated to irrigated rice cultivation. However, these developed perimeters, including that of the sub-prefecture of Nanani, see their hydraulic and agronomic performance weaken over time (N'guessan et al., 2019). In addition, it is marked by a morphological change in the perimeter irrigation reservoir watershed and variability in the irrigation water availability (Kouyate et al., 2018). The SWAT agro-hydrological model (Arnold et al., 2012) is widely used to model reservoirs using the reservoir operation module available in the model (Beharry et al., 2021; Carvalho-Santos et al., 2017; Kim et al., 2021; Liu et al., 2019; Wu and Chen, 2012; Zanin et al., 2018). Previous studies of SWAT applications on reservoirs state, for example, that SWAT is capable of reasonably simulating the reservoir volume and that the model can serve as a useful tool for water managers in estimating the volume of reservoirs (Beharry et al., 2021). In another study, Wu and Chen (2012) developed a model based on reservoir operations to simulate reservoir storage and flow using the SWAT model, to improve the simulation capability of large-scale surface hydrological models. Kim et al. (2021) have also developed operating rules for water supply to paddy fields from reservoirs. The implications of climate change in reservoir planning in Portugal were assessed by Carvalho-Santos et al. (2017). Liu et al. (2019) analysed the impact of reservoir parameters on surface runoff. Moreover, Zanin et al. (2018) evaluated Brazil's reservoir water and sediment balance calibrations. The SWAT model performed very well in all these studies.

The new, completely reconstructed version of the SWAT model called SWAT+ (Arnold et al., 2018) has new, more improved reservoir operation functions but has not yet been applied much to simulate reservoirs. In the literature discussed, Wu et al. (2020) used operating functions in the SWAT+ model to simulate 123 reservoirs in the United States. They concluded that the performance of the reservoir simulations at daily scales of the SWAT+ model is satisfactory. Wagner et al. (2022) used SWAT and SWAT+ models to represent hydrological processes in a catchment area in Germany. Chawanda et al. (2020) implemented a regionalised methodology using mass balance calibration to represent reservoir and irrigation practices and apply them to a SWAT+ model for Southern Africa. Thus, the reservoir studies were largely conducted with the SWAT model and were carried out on a large scale with the SWAT+ version.

In addition, regionalisation methods of hydrological models have also been applied to simulate water supplies (Kang and Park, 2014; Song et al., 2016) and the reservoir operating rules (Yassin et al., 2019). However, as Arsenaute et al. (2019) noted, regionalised modelling is subject to error and uncertainty due to the statistical relationship between parameter values and landscape. Moreover, since regionalisation processes are often implemented on a large spatial scale, applying regionalised models to local agricultural reservoirs is prone to error (Song et al., 2022).

Paddy fields are a specific area that functions properly when considering the relationships between biological and hydrological processes. The water supply from agricultural reservoirs is significantly effective in preventing the decrease in the groundwater level. Therefore, this study is one of the first to evaluate the ability of this new and improved version of the SWAT model to reproduce the flows to the ungauged reservoir of

the irrigated paddy fields in West Africa. This study aims to evaluate the SWAT+ agro-hydrological model performance in reproducing flows to a reservoir in an uncontrolled urban catchment, considering reservoir operating rules. On the other hand, it aims to understand the past evolution of water supply to the paddy scheme reservoir in the equatorial climatic zone for better irrigation water management. This study analyses the evolution of these flows over 35 years for the Nanani Reservoir in central Côte d'Ivoire. In this context, the SWAT+ model was first calibrated and validated at monthly time steps. Next, improved decision tables for irrigation and reservoir water release operations were configured in the SWAT+ editor to establish the reservoir water balance.

2. Materials and methods

2.1. Study area

The Nanani Reservoir watershed (NRW) is in the Yamoussoukro Department in central Côte d'Ivoire (Fig. 1). The reservoir watershed is a small, ungauged, peri-urban basin (8.3 km²), which is part of the large watershed of the Taabo Reservoir, located on the Bandama River, one of the main rivers in the country. This watershed underwent morphological changes between 1986 and 2015, which reduced its initial surface area to around 7.350 km² (Kouyate et al., 2018). The watershed modelled in this study is called the Taabo Watershed (TW). The Taabo watershed is a sub-basin of the Taabo Reservoir (Taabo Lake) basin. The TW is located between 5°10' and 6°20' west longitude and 6°15' and 7°35' north latitude and covers an area of approximately 9,300 km² (Fig. 1-c). The TW has a slight inclination from west to east with an elevation varying between 121 and 650 m and an average of 217 m a.s.l. The topography is relatively flat, with nearly 95% of the slopes between 0 and 8%. The TW is mainly covered by mixed forests (wooded savannahs and deciduous forests), and agriculture is the main human activity practised there (Anoh et al., 2018). In addition, the department of Yamoussoukro is surrounded by eight rice paddy fields, which are irrigated by small reservoirs. The Nanani paddy scheme reservoir, built in 1970, has a maximum storage capacity of 600.000 m³ and provides irrigation water for a paddy field of the same name with a total area of 43 ha.

The climate of the study area is of the equatorial type of attenuated transition characterised by two (2) seasons: a rainy season from March to November and a dry season from December to February. A drop in rainfall is observed in July and August, which is nonetheless well-watered (Kouakou et al., 2017). The annual average rainfall is between 800 and 1600 mm, and rainfall amounts vary greatly from year to year (N'guessan et al., 2014).

2.2. SWAT+ agro-hydrological model

The SWAT+ (Soil and Water Assessment Tool Plus) model (Arnold et al., 2018) is a fully restructured version of the SWAT model (Arnold et al., 2012). The SWAT model has been widely used worldwide for several years (Tan et al., 2020; Akoko et al., 2021; Acharyya et al., 2023). The SWAT model, which is no longer to be presented, is a semi-distributed agro-hydrological modelling tool based on physics and continuous over time (Arnold et al., 2012). Like SWAT, SWAT+ can simulate surface and groundwater quality and quantity and predict the environmental impact of land use, land management practices and climate change (Dile et al., 2016). However, SWAT+ offers greater flexibility for the model's configuration as well as a more flexible spatial representation of interactions and processes within a watershed (Bieger et al., 2017; Gassman et al., 2022). SWAT+ divides the watershed into sub-basins connected by a canal network. The sub-basins are finely divided into Landscape units (LSUs) and Hydrological Response Units (HRUs). LSUs better represent the spatiotemporal dynamics of watersheds (Wagner et al., 2022) and differentiate between highlands and wetlands processes (Bailey et al., 2022).

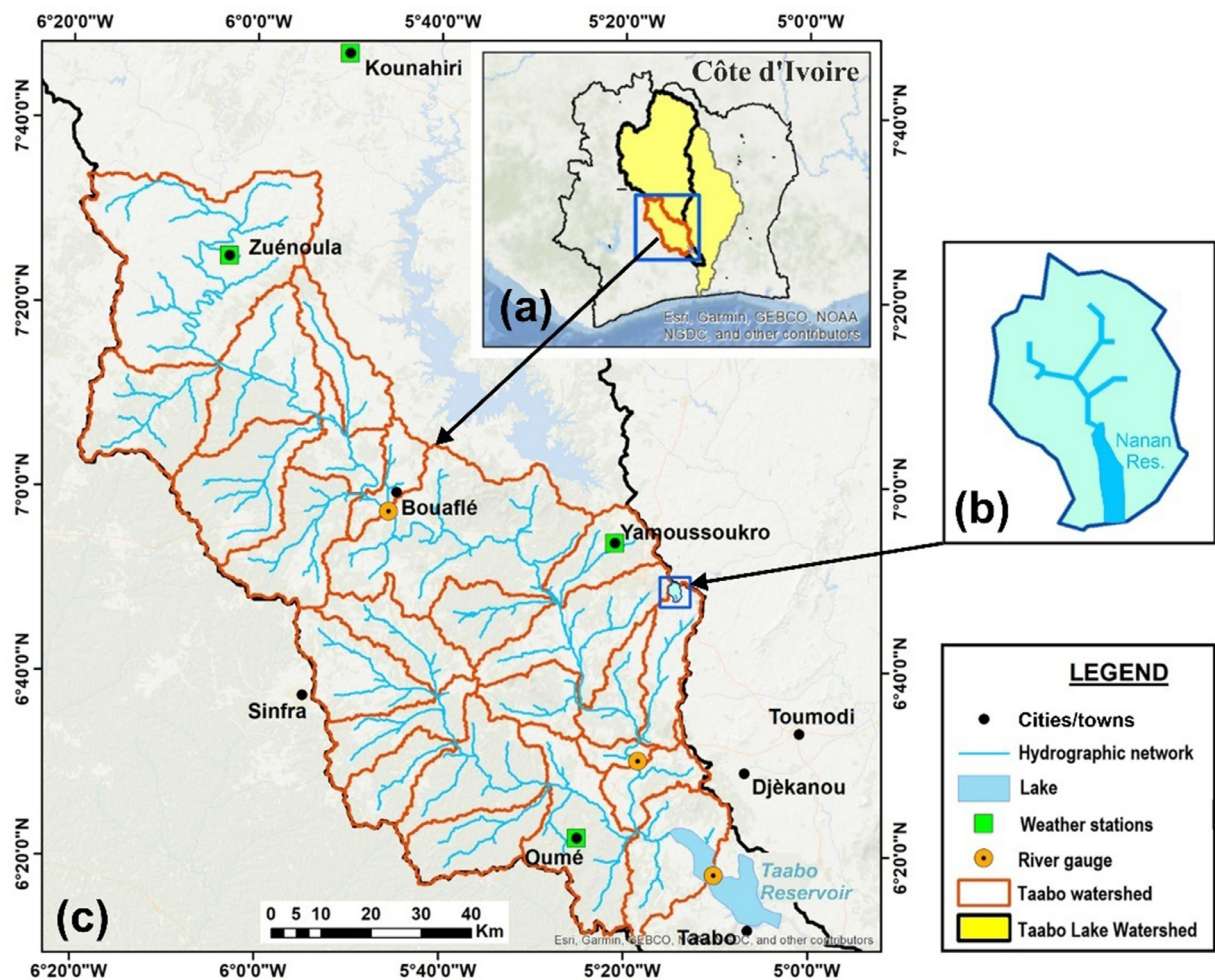


Fig. 1. The figure shows the area of application of the SWAT + model: (a) – the Bandama River basin and Taabo Lake watershed on the background of the Côte d'Ivoire; (b) – the Nanan Reservoir watershed; (c) - the hydrographic network with sub-basins and monitoring stations for the Taabo watershed and Nanan watershed.

Table 1
Data set used in the SWAT+ model of the Nanan reservoir and their sources.

Data	Description	Sources
SRTM Digital Elevation Model (DEM)	30 m spatial resolution	United States Geological Survey (USGS) https://earthexplorer.usgs.gov/ (accessed on 10 September 2022)
World soil map (HWSO v1.21)	1 km spatial resolution	International Institute for Applied Systems Analysis (IIASA) IIASA - Land Use Change and Agriculture Program (accessed on 23 September 2022)
Landsat 4-5 TM earthexplorer.usgs.gov (accessed on 2 September 2022)	30 m spatial resolution	United States Geological Survey (USGS)
Land use and land cover map	From 1 January 2017, with a spatial resolution of 10 m	Environmental Systems Research Institute (ESRI) (accessed on 2 September 2022)
Weather data	Kounahiri, Oumé, Yamoussoukro and Zuénoula weather stations From 1982 to 2021	NASA POWER v2.0.0 (Prediction Of Worldwide Energy Resources) POWER Data Access Viewer (nasa.gov) (accessed on 10 September 2022)
African Database of Hydrometric Indices (ADHI)	Bouafilé gauging station	African Database of Hydrometric Indices (ADHI) https://dataverse.ird.fr/dataverse/umr_hydrosociences (accessed on 3 September 2022)

SWAT+ also introduces connection files, which are tables to easily link spatial objects (URHs, aquifers, canals, reservoirs, ponds, point sources and inputs, etc.), which are now independent modules between them in the model. For example, water flows from upstream channels to reservoirs and downstream channels and directly from the landscape and aquifers to reservoirs (Tech, 2021). In addition, LSU is capable of grouping hydrographs and routing them to any spatial object in the watershed (Bailey et al., 2022). Decision tables to specify the conditions of various management activities and scenarios for land use, reservoir emptying, and flow conditions are also available in SWAT+

(Chawanda et al., 2020). The interested reader might find more information about SWAT+ decision tables in Arnold et al. (2018). Decision tables are an accurate but compact way to model complex rules and their corresponding actions. They make it possible, for example, to simulate automated irrigation and reservoir discharges (Gassman et al., 2022).

2.3. Model data and configuration

The configuration of the SWAT+ model for NRW required a set of input data presented in Table 1. The input data consists of a 30 m res-

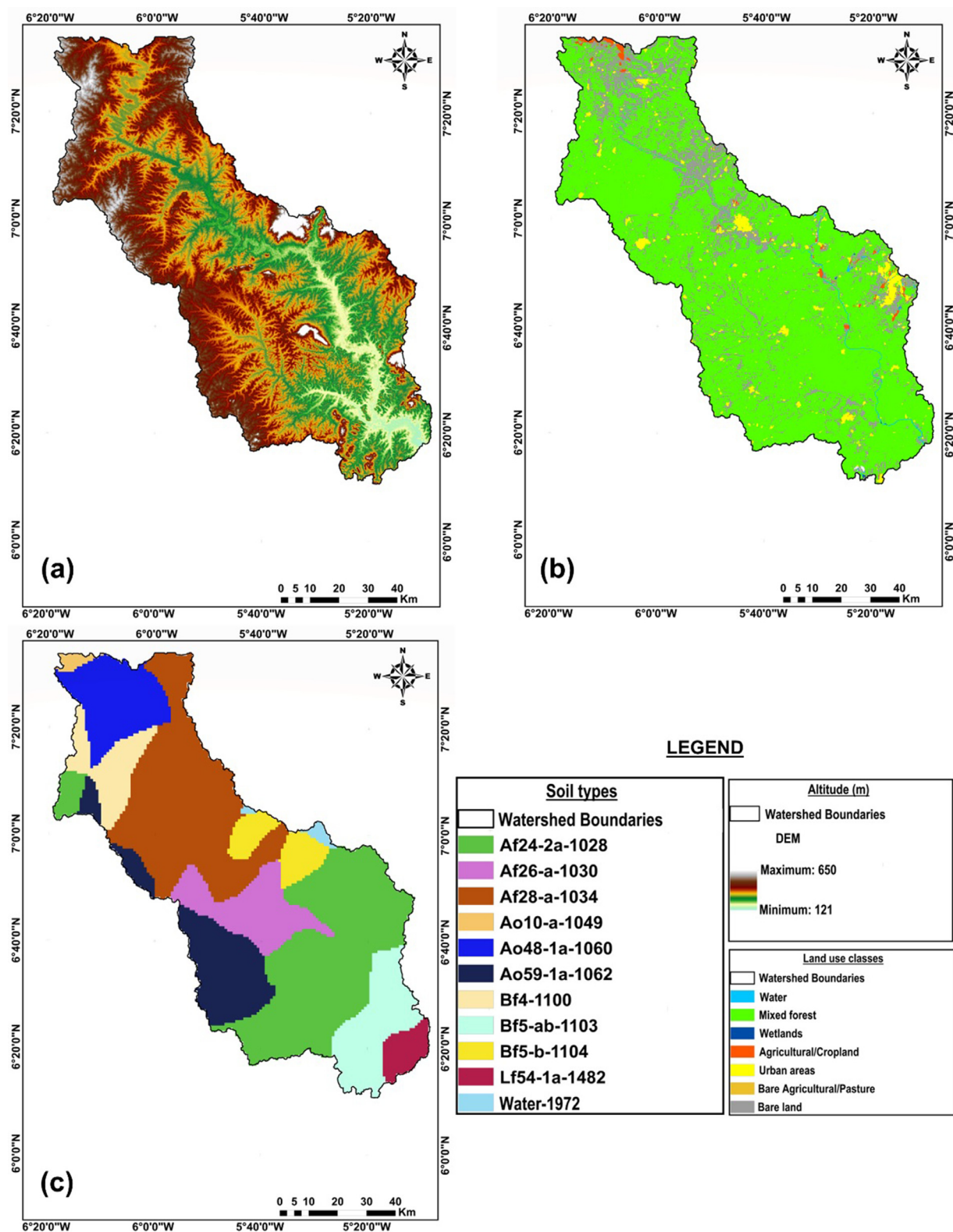


Fig. 2. Physiographic input data of Taabo watershed used in the SWAT+ model: (a) SRTM Digital Elevation Model (DEM); (b) land use and land cover map from Landsat 4-5 TM; (c) HWSD soil map.

olution SRTM Digital Elevation Model (DEM) derived from data from the US Geological Survey (USGS) database (Fig. 2-a); land use and land cover map made from Landsat 4-5 satellite images from the USGS Thematic Mapper (TM) sensor (Fig. 2-b). These images were acquired from 16 to 22 December 1988; Image pre-processing, processing and post-

processing were carried out using the QGIS software Semi-Automatic Classification Plugin (Congedo, 2021). The maximum likelihood algorithm was used for the supervised classification. The global soil map of the Harmonized World Soil Database (HWSD) version 1.21 with a spatial resolution of about 1 km (Fig. 2-c) was used. DEM was used to delineate

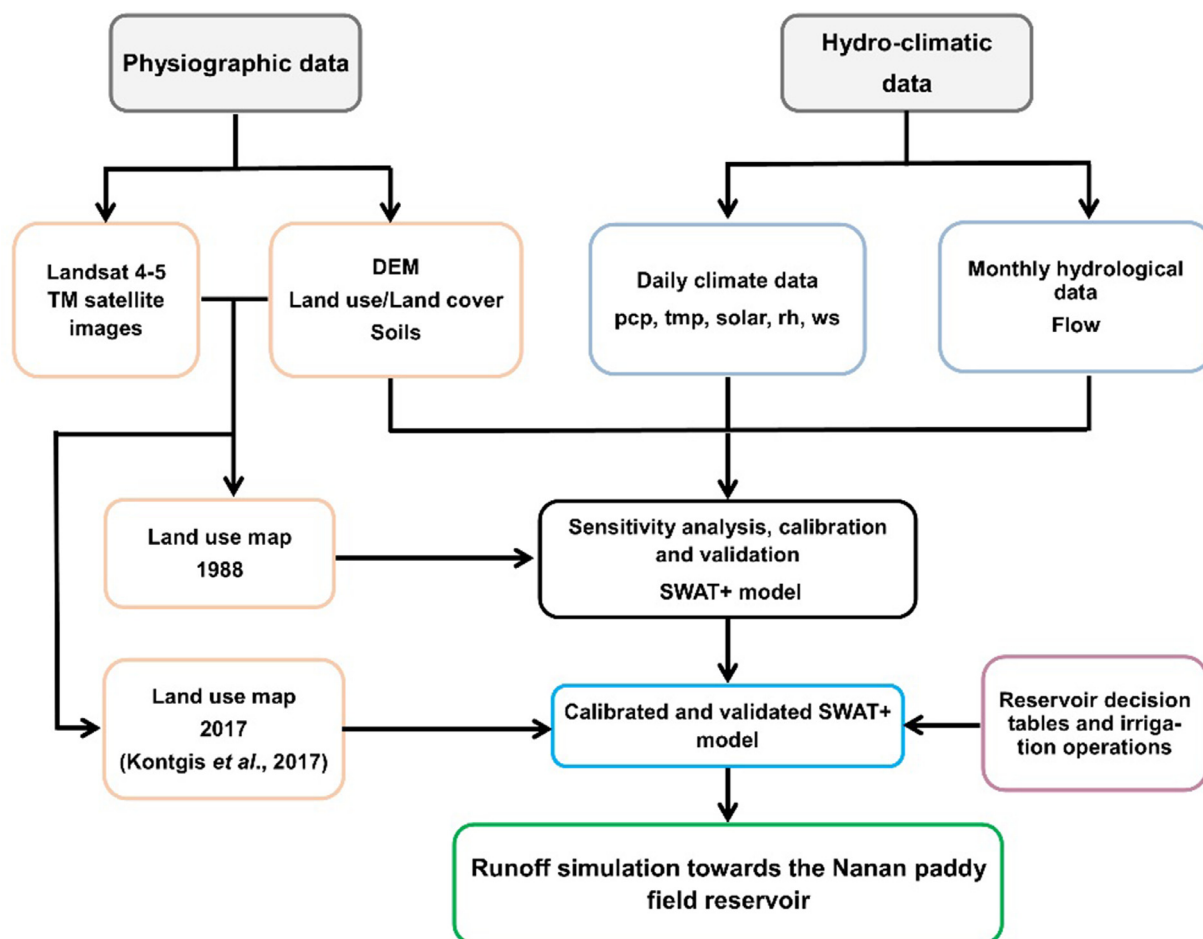


Fig. 3. Flowchart illustrating the methodology for simulating inflows to the Nanan paddy fields reservoir.

the watershed and generate slopes, while land use and soil maps were used to characterise the spatial and pedological heterogeneity of the watershed. The meteorological data used are from NASA's POWER version 2.0.0 (Prediction of Worldwide Energy Resources) database. These data come from the stations of Kounahiri, Zuénoula, Oumé and Yamoussoukro (Fig. 1-c). These are data on precipitation, maximum and minimum temperatures, relative humidity, wind speed and solar radiation collected daily between 1982–2021 (40 years). Flow data from the Bouaflé gauging station (6.97° lat and -5.75° lon), located in the heart of the TW (Fig. 1-c), were retrieved between 1982–1996 (15 years) at monthly time steps from the African Database of Hydrometric Indices (ADHI) (Tramblay et al., 2021). This flow data was used to calibrate and validate the SWAT+ model of the Nanan Reservoir.

TW was subdivided into 167 sub-basins merged to obtain 38 sub-basins and several 2,355 canals with a threshold of 212 ha. Indeed, the NRW being very small, it was necessary to significantly reduce the threshold for channel creation to densify the hydrographic network so that the reservoir was considered. LSUs were created using the DEM inversion method, which involves cancelling all elevations of the DEM, redefining flow directions, and then calculating the amount of water that would flow to each point (Tech, 2021). Based on a basin slopes map, four (4) slope classes were considered (3, 5, 8 and 10%). The land use created the HRUs, soil and slope use filtering method and the landscape unit percentage threshold method. The value of 10% was entered for land use, soil, and slope, respectively. This value means that for the creation of actual HRUs, SWAT+ will ignore all landscape units with a percentage of land use, soil, and slope classes below 10%. Thus, a final number of 2,355 LSUs and 11,787 URHs were discretised.

2.4. Methodology for modelling flows to the nanan reservoir

For this study, the programs QSWATPlus3.9 version 2.2.4 and SWAT+ Editor version 2.1.0 were used to configure the SWAT+ agro-hydrological model. The NRW is a so-called “ ungauged basin ” due to the absence of hydrometric stations for measuring flows to the reservoir. Ungauged watersheds do not allow conventional hydrological modelling, requiring observed flow data for model calibration. In such situations, the “ regionalisation ” approach is often used (Pool et al., 2021; Nkwasa et al., 2022). In the Bandama River basin, the Bouaflé station is the closest gauge station to the NRW, with homogeneous data (Fig. 1-c).

The procedure for modelling flows to the Nanan Reservoir consisted of on one hand of calibrating and validating the SWAT+ model at the Bouaflé station. As the Nanan Reservoir is defined as a spatial object interacting with all other spatial objects in the basin, the calibrated and validated model can accurately simulate flows to the reservoir. On the other hand, the methodology in this study consisted of using the decision tables of reservoirs and irrigation management to simulate the conditions of water release from the reservoir and the irrigation operations of the Nanan paddy fields, respectively. The procedure used physiographic and hydro-climatic data to configure the SWAT+ model (Fig. 3).

2.5. Sensitivity analysis, calibration, validation, and evaluation of the model

Sensitivity analysis (SA), calibration and validation of the Nanan Reservoir SWAT+ model were performed with SWAT+ Toolbox v1.0

Table 2
SWAT+ sensitivity analysis parameters and their value ranges.

Group	Parameter	Description	Type of change	Value ranges	
				Min	Max
hru	cn2	Condition curve number II	Relative	-40	40
hru	cn3_swf	Soil water factor for condition curve number III	Percent	-40	40
hru	ovn	Manning "n" value for surface flux	Percent	-40	40
hru	slope	Average slope of the slope in the URH	Relative	-40	40
hru	lat_len	Slope length for lateral subsurface flow	Replace	1	150
hru	latq_co	Lateral flow coefficient	Percent	-40	40
hru	canmx	Maximum canopy storage	Replace	0	100
hru	esco	Soil evaporation compensation factor	Replace	0	1
hru	epco	Compensation factor for water uptake by the plant	Replace	0	1
hru	perco	Percolation coefficient	Replace	0	1
aqu	alpha	Alpha factor for the aquifer recession curve	Replace	0	1
aqu	flo_min	Minimum storage of the aquifer to allow the return of the flow	Replace	0	50
aqu	revap_co	Fraction of PET to calculate revap	Replace	0.02	0.2
aqu	revap_min	Threshold of water depth in the shallow aquifer required to allow revap.	Replace	0	50
rte	chn	Manning coefficient of the main channel	Replace	0	0.3
rte	chk	Effective hydraulic conductivity of the main channel	Replace	0	500
rte	ch_bd	Bulk density in the main channel	Replace	0.9	1.9
sol	bd	Bulk soil density	Replace	0.9	2.5
sol	awc	Available water capacity of the soil layer	Relative	-40	40
sol	k	Saturated hydraulic conductivity of the soil layer	Replace	0	2000
sol	usle_k	Soil erodibility factor (K) of USLE equation	Replace	0	0.65
bsn	surlag	Surface runoff latency	Replace	0	10
bsn	ffcb	Initial soil moisture content expressed as a fraction of field capacity	Replace	0	1
bsn	msk_co1	Calibration coefficient for the Muskingum method	Replace	0	10

Note: Relative (relative change): increases/decreases the current value by a specified value; Per cent—Increases/decreases the current value by a specified percentage. Replace—The specified value replaces the old parameter value; Revap: coefficient of groundwater evaporation.

(SWAT+ | SWAT | Soil & Water Assessment Tool (tamu.edu). In order to improve the calibration efficiency of the SWAT+ model, SA was performed with parameters selected from the literature on SWAT modelling tests of the Bandama River watershed in Taabo (Anoh et al., 2017, 2021; Kouadio et al., 2022) in which the TW and NRW are located. These parameters, 24 in number, and their ranges of values are recorded in Table 2.

The global Sobol method (Sobol and Kucherenko, 2005) was chosen for SA. The most sensitive parameters were retained for calibration, and non-sensitive parameters were removed from the rest of the procedure. An automatic calibration of the SWAT+ model was performed with the identified sensitive parameters using the Dynamically Dimensioned Search or Dynamically Dimensioned Search (DDS) algorithm (Tolson and Shoemaker, 2007). DDS is suitable for calibration problems with many parameters. It does not require any adjustment of the algorithm parameters and automatically extends the search to find a good solution in a maximum number of specified evaluations of functions (or models). Therefore, DDS is well suited to computationally time-consuming optimisation problems such as calibrating distributed models like SWAT+. The calibration was carried out with 2500 simulations between 1982–1989, with two years of model warm-up period and a calibration period from 1984 to 1989 (six years).

The Nanan Reservoir SWAT+ model was validated to verify whether the calibrated parameters were appropriately selected for the watershed (White and Chaubey, 2005). The model was validated between 1990–1996 with a warm-up year (1990). Thus, the validation period starts from 1991 to 1996, i.e., six years.

2.6. Model evaluation

The calibrated and validated model was evaluated using graphical and numerical performance criteria. At the level of numerical criteria, the objective functions of efficiency used are the Nash-Sutcliffe criterion (NSE) (Nash and Sutcliffe, 1970) and the coefficient of determination (R^2); and the error criteria are the percentage of bias (PBIAS) and the root mean square error (RMSE) and the observations stan-

dard deviation ratio (RSR) (Moriassi et al., 2007; Golmohammadi et al., 2014). These four (4) criteria were also used by Twisa et al. (2020); Beharry et al. (2021).

The Nash-Sutcliffe efficiency coefficient (NSE) expresses the relative magnitude of the residual variance as a function of the variance of the observations (Eq. 1). It is used to check whether the model accurately represents the phenomenon dynamics under study. The NSE lies between $-\infty$ and 1. An NSE equal to 1 indicates a perfect match between measured and simulated values. Positive NSE values are globally considered acceptable performance levels at certain thresholds. Conversely, negative values indicate unacceptable model performance, as they indicate that the observed value is greater than the simulated value (Moriassi et al., 2007; Golmohammadi et al., 2014). PBIAS measures the measured variables' average tendency to be underestimated or overestimated by the model (Eq. 2). The optimal PBIAS value is 0. A positive value indicates a model bias towards underestimation, while a negative value indicates a bias towards overestimation (Van Liew et al., 2005; Moriassi et al., 2007). The coefficient of determination (R^2) expresses the degree of collinearity between simulated and observed data (Eq. 3). It describes the proportion of error variance in the measured data that is explained by the model, with higher values revealing less error variance. Generally, an $R^2 > 0.5$ is considered acceptable. The ratio RMSE/Standard deviation of observations (RSR) varies from the optimum value of 0 to a large positive value. The lower the RSR, the lower the RMSE and the better the model's simulation performance (Golmohammadi et al., 2014). As its name suggests, the RSR corresponds to the ratio of the RMSE and the standard deviation of the measured data and is expressed according to Eq. (4).

$$NSE = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - Q_{sim,i})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - \overline{Q_{obs,i}})^2} \right] \quad (1)$$

$$PBIAS = 100 \times \left[\frac{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - Q_{sim,i})}{\sum_{i=1}^n Q_{obs,i}} \right] \quad (2)$$

Table 3

Performance criteria for objective functions used to evaluate hydrological models defined by Moriasi et al. (2007) and Golmohammadi et al. (2014).

Objective function	Value range	Performance ranking
NSE	$0.75 < \text{NSE} \leq 1.00$	Very good
	$0.65 < \text{NSE} \leq 0.75$	Good
	$0.50 < \text{NSE} \leq 0.65$	Satisfactory
	$0.40 < \text{NSE} \leq 0.50$	Acceptable
	$\text{NSE} \leq 0.40$	Unsatisfactory
R^2	$0.70 < R^2 < 1.00$	Very good
	$0.60 < R^2 < 0.70$	Good
	$0.50 < R^2 < 0.60$	Satisfactory
	$R^2 < 0.50$	Unsatisfactory
PBIAS	$\text{PBIAS} < \pm 10$	Very good
	$\pm 10 \leq \text{PBIAS} \leq \pm 15$	Good
	$\pm 15 \leq \text{PBIAS} \leq \pm 25$	Satisfactory
	$\text{PBIAS} \geq \pm 25$	Unsatisfactory
RSR	$0.00 \leq \text{RSR} \leq 0.50$	Very good
	$0.50 \leq \text{RSR} \leq 0.60$	Good
	$0.60 \leq \text{RSR} \leq 0.70$	Satisfactory
	$\text{RSR} > 0.70$	Unsatisfactory

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - \overline{Q_{obs}})(Q_{sim,i} - \overline{Q_{sim}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - \overline{Q_{obs}})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_{sim,i} - \overline{Q_{sim}})^2}} \quad (3)$$

$$RSR = \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - Q_{sim,i})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - \overline{Q_{obs}})^2} \quad (4)$$

The objective functions, their ranges values and the associated performance criteria are available in Table 3.

2.7. Irrigation and reservoir water release decision tables

In SWAT+ Editor, the rest of the parameters and input data were defined to run the model, including the weather generator configuration. The decision tables for irrigation and water release operations from the Nanan paddy fields reservoir were then configured, and the model was executed. The SWAT+ decision tables are flowcharts and if-then-else and switch-case statements, which associate conditions with actions to be performed compactly and intuitively (Arnold et al., 2018). They are divided into four quadrants: I. Conditions, II. Conditional Alternatives, III. Inputs or results of actions, and IV. Actions. Each decision corresponds to a variable, relation, or predicate, the possible values of which are listed among the condition alternatives. Each action is a procedure or operation to be executed, and the entries specify whether (or in what order) the action should be performed for the set of conditional alternatives to which the input corresponds.

The reservoir hydrology connection file was completed before configuring the decision tables for irrigation and reservoir water release operations. The information included the area and reservoir volume up to the main spillway, the area and reservoir volume when the reservoir is filled up to the emergency spillway, the hydraulic conductivity under the reservoir, and the reservoir water evaporation coefficient. Details on land and water management practices taking place within the system were also provided. Thus, a file containing the type of irrigation practised on the Nanan paddy fields (submersion irrigation) and the associated parameters was created in the “irrigation” submenu of the management operations database. After identifying the HRUs representing the Nanan paddy fields, the land cover on these HRUs was changed to rice-growing land. All irrigation operations and opening of the Nanan paddy fields reservoir were entered in the “land use management” and “reservoir_release” decision tables.

The reservoir water release is automatically programmed according to the reservoir volume and the irrigation water demand according to the following algorithms:

If reservoir volume < evol × 1 and reservoir volume > pvol × 1 then release days (over_principal) (5)

If reservoir volume > evol × 1 then release days (over_emergency) (6)

If irr_dmd > wro × 0 then allocate wro res (direct_irrig) (7)

where evol and pvol are, respectively, the reservoir volume at the emergency spillway and the reservoir volume at the main spillway. Eq. (5) code indicates reservoir water release if the water is less than the volume at the emergency spillway and greater than the volume at the main spillway. Eq. (6) means releasing water from the reservoir if the reservoir volume exceeds the volume at the emergency spillway. Moreover, Eq. (7) orders to systematically irrigate the downstream perimeter if the site's irrigation demand exceeds 0.

Irrigation operations of the downstream perimeter from reservoir water can be automatically triggered through the following algorithms, depending on the water deficit of the soil and the plant's water stress:

If soil water < sat × 0.5 and plant_gro = y then irr_demand flooding (flooding) (8)

If water stress < 0.8 then irrigate flooding (flooding) (9)

The script for Eq. (8) corresponds to irrigation of 100 mm water amount from the reservoir water when the soil water is less than half the capacity at soil saturation and the plants are growing. The script for Eq. (9) indicates to irrigate by submersion, an amount of 100 mm, when the crop's water stress is less than 80%.

All other sections of SWAT+ Editor are linked to decision tables, allowing their information to be entered into the files of interest: management calendars and reservoir hydrology.

2.8. Flow simulation and water balance of the nanan reservoir

The SWAT+ model for calibrated TW, validated and parameterised according to the reservoir's irrigation and water release operations, was used to simulate flows to the Nanan paddy fields reservoir. The simulation was run over 35 years (1986–2020) in SWAT+ Editor. This time, the 10 m resolution global map of land use and land cover (Fig. 4) was used as model input. This map presents a global land use and land cover (LULC) map derived from ESA Sentinel-2 imagery at 10m resolution, generated with a deep learning land classification model (Karra and Kontgis, 2021). The current map is taken from the 1 January 2017 scene, which is a year that may well represent recent spatiotemporal variability in the watershed surface condition.

A reservoir runoff analysis was then performed using the Mann-Kendall test (Mann, 1945; Kendall, 1975) with a confidence level of 95% and a standard normal statistic Z threshold of 1.96. Simple linear regression was also applied.

SWAT+ simulates a complete water balance for each reservoir in a watershed's river system. The reservoir water balance, including inflow, outflow, surface precipitation, evaporation, infiltration from the bottom of the reservoir and diversions, is given by the following formula (Neitsch et al., 2011):

$$V = V_{stored} + V_{flowin} - V_{flowout} + V_{pcp} - V_{evap} - V_{seep} \quad (10)$$

where during a daily, monthly or annual time step, V (m³) is the water volume in the reservoir at the end of a time step, V_{stored} is the water volume stored in the water body at the beginning of the time step (m³), V_{flowin} is the volume of water entering the water body during the time

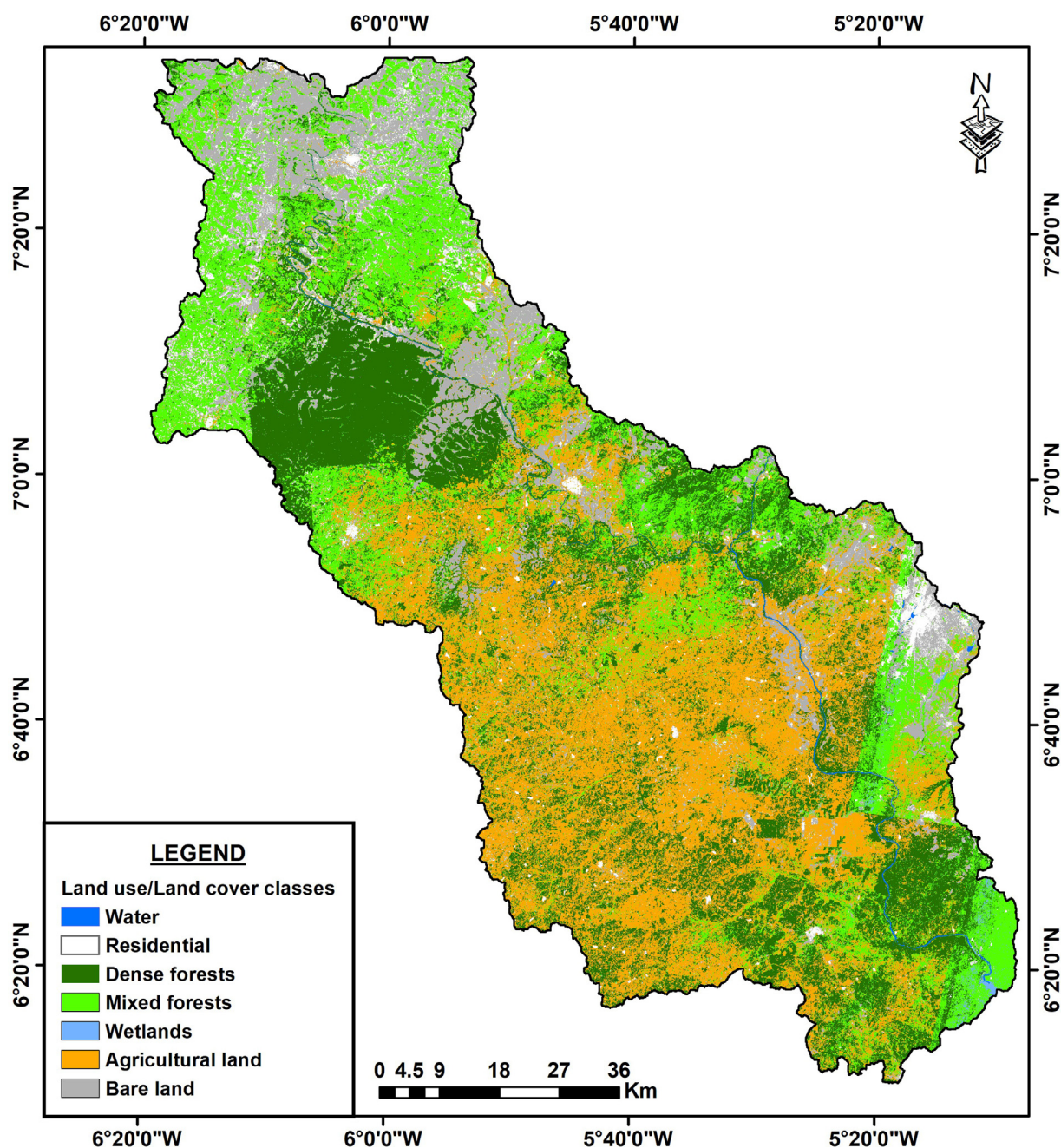


Fig. 4. Taabo watershed land use and land cover map from 2017. This map was extracted from the 10 m resolution global land use and coverage map according to the approach of Karra and Kontgis (2021).

step (m^3), V_{flowout} is the water volume leaving the water body during the time step (m^3), V_{pcp} is the volume of precipitation falling directly on the water body during the time step (m^3), V_{evap} is the water volume removed from the water body by evaporation during the time step (m^3), and V_{seep} is the volume of water lost from the water body by infiltration (m^3) during the time step.

This study established an annual average water balance for the Nanan paddy fields reservoir between 1986–2020. This assessment was then used to estimate the amount of water withdrawn from the reservoir for submersion irrigating paddy fields.

3. Results

3.1. Performance of the SWAT+ model

3.1.1. Model sensitivity

The SA results of the TW SWAT+ model are illustrated in Fig. 5. Of the 24 parameters analysed, eight parameters were selected for model calibration. The most sensitive parameters are the initial runoff curve number “SCS” for moisture condition II (CN2), the soil layer available water capacity (AWC) and the lateral flow coefficient (LATQ.CO).

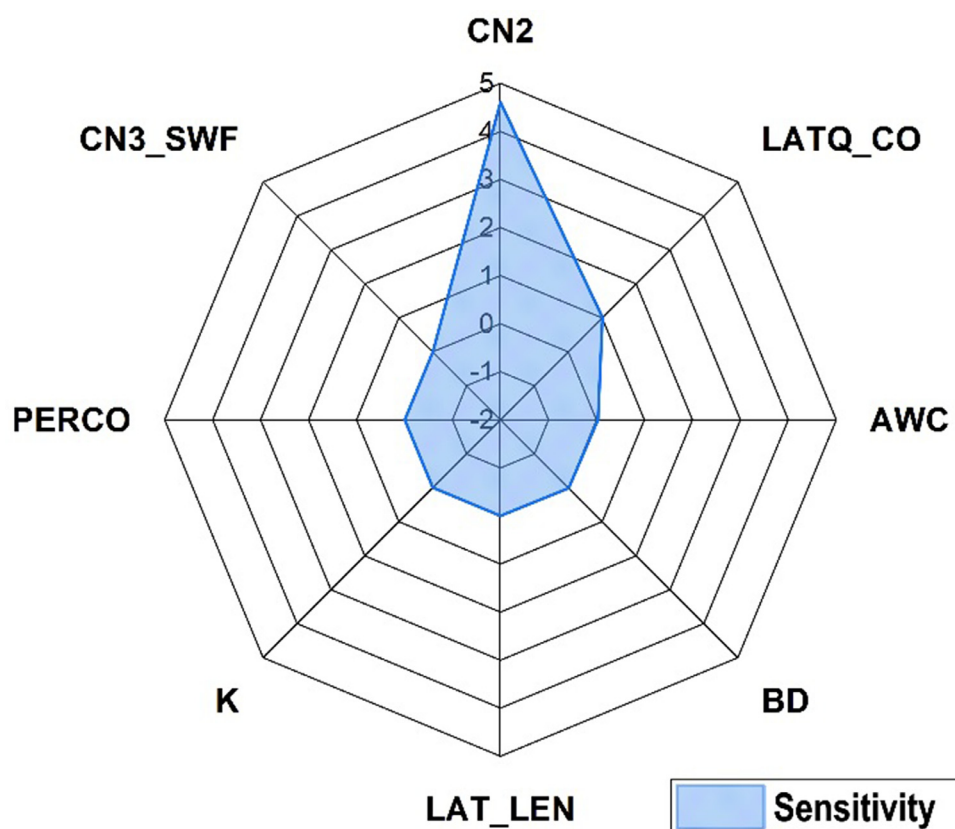


Fig. 5. Sensitivity of the parameters selected for the SWAT+ model calibration. This graph illustrates the eight most sensitive parameters of the Nanan Reservoir SWAT+ model, which are ranked in decreasing order of sensitivity as follows: related to surface runoff (CN2, CN3_SWF), lateral subsurface flow (LATQ_CO, LAT_LEN), soil properties (AWC, BD, K) and percolation in shallow soil layers (PERCO). Parameter names are explained in Table 2.

Table 4
SWAT+ model performance statistics for calibration and validation periods.

Periods		Performance criteria			
		NSE	R ²	PBIAS	RSR
1984–1989	Calibration	0.78	0.81	-18.98	0.47
1991–1996	Validation	0.69	0.70	-23.90	0.56

3.1.2. Calibration and model validation

Fig. 6-a and Fig. 6-b, respectively, illustrate the observed and simulated hydrographs obtained during calibration and validation. In calibration, the SWAT+ model performed more than satisfactorily with an NSE of 0.78, a PBIAS of -18.58 and an RSR of 0.47. The model also showed satisfactory performance during validation with NSE values of 0.69, PBIAS of -23.90 and RSR of 0.56. However, during both calibration and validation, it was observed that the model overestimated flow rates over the entire series, including low flow rates. This is particularly noticeable by slight peaks that occur in March and June. In addition, hydrological seasonality was well represented by the model and peak flows were relatively well reproduced. In addition, a lag between the peaks of observed and simulated peak flows was noted in September 1985 at calibration, and this same shift in peak flows was noted in September 1992 and 1994 for validation.

Fig. 7-a and Fig. 7-b, respectively, illustrate the correlation between observed and simulated flow rates at calibration and validation. The respective values of R² obtained during calibration (0.81) and validation (0.70) demonstrate a very good correlation between observed and simulated flow rates.

Table 4 summarises the results of the numerical criteria used to evaluate the performance and robustness of the SWAT+ model. A decrease in model performance from calibration to validation was observed. Fig. 8 also shows the Nash-Sutcliffe efficacy end-point (NSE) evolution during calibration. It can be observed that the

NSE converges rapidly towards the value of 0.78, at which the NSE stabilises.

3.2. Evolution of flows to the nanan reservoir between 1986–2020

The monthly and annual trends in flows to the Nanan irrigated paddy scheme reservoir between 1986 and 2020 are shown in Fig. 9-a and Fig. 9-b, respectively. Monthly flows range from 47,870 m³ (January) to 727,000 m³ (September), averaging 302,616 m³. A bimodal hydrograph regime is observed, with two flood peaks in June and September. Runoff is relatively low in March and April, despite the region's good rainfall (135 to 190 mm, respectively). Moreover, runoff decreases with rainfall from October to December.

Average annual flows to Nanan Reservoir vary from 2.38.10⁶ m³ to 6.11.10⁶ m³, with an average of 3.63.10⁶ m³. High inter-annual variability in flows was observed between 1986 and 2020. Over the period 1986–2020, flows showed a statistically non-significant upward trend with a standard normal Mann-Kendall test statistic, $|Z| = 1.3068 > 0, < 1.96$. The upward trend is observed by linear regression, which yielded a slope $a = 14,894 > 0$.

3.3. Water balance of the nanan reservoir between 1986–2020

Table 5 shows the various components of the Nanan Reservoir's annual average water balance from 1986 to 2020. The table analysis

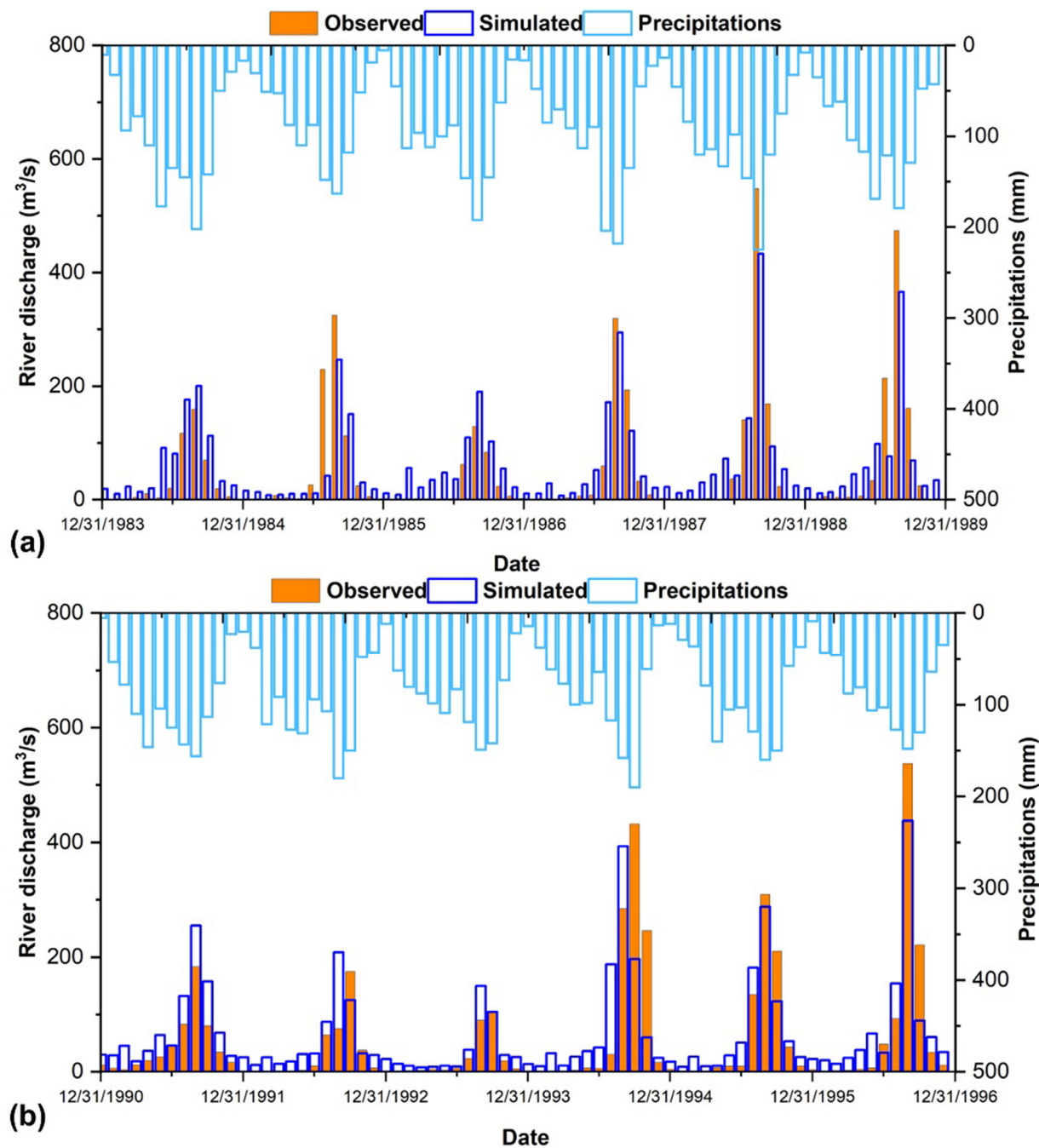


Fig. 6. Monthly hydrographs observed and simulated by the SWAT+ model during calibration and validation: (a) calibration between 1984-1989 and (b) validation between 1991-1996.

Table 5
Components of the Nanan irrigated paddy fields hydrological balance between 1986-2020.

Water Balance Terms	Quantities (m³)
Volume stored	281,000
Direct precipitation inputs	522,000
Runoff inputs	3,630,000
Inflows	4,433,000
Evaporation	363,000
Infiltration	452,000
Withdrawals	3,330,000
Outflows	4,145,000
Reservoir storage	288,000
Difference between runoff and withdrawals	300,000

shows that runoff and withdrawals are the most predominant terms, with respective volumes of 3,630,000 m³ and 3,330,000 m³ over the entire period. The water withdrawn volume is mainly made up of water used to irrigate the rice-growing perimeter, with smaller proportions of water used for other purposes, such as watering small market gardeners and watering livestock. Over the entire study period, the annual average reservoir water stock is 281,000 m³, and the inflow volume (4,433,000 m³) is slightly higher than the reservoir water leaving volume (4,145,000 m³). The average reservoir water volume is, therefore, 288,000 m³. The difference between inflows and withdrawals is positive at 300,000 m³.

Fig. 10 shows the monthly variations in the difference between inflows and withdrawals from the Nanan Reservoir between 1986–

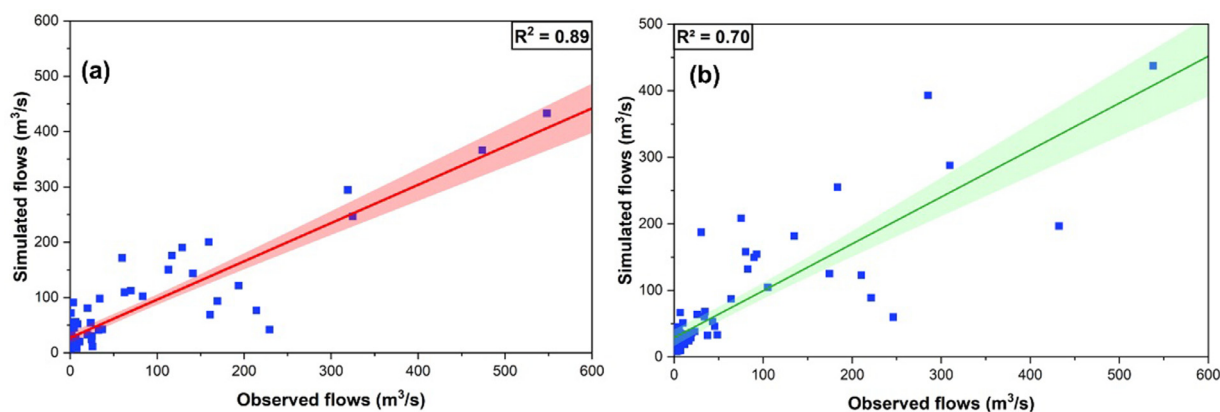


Fig. 7. Comparison of observed and simulated monthly flows by the SWAT+ model during calibration and validation. (a) calibration between 1984-1989 and (b) validation between 1991-1996.

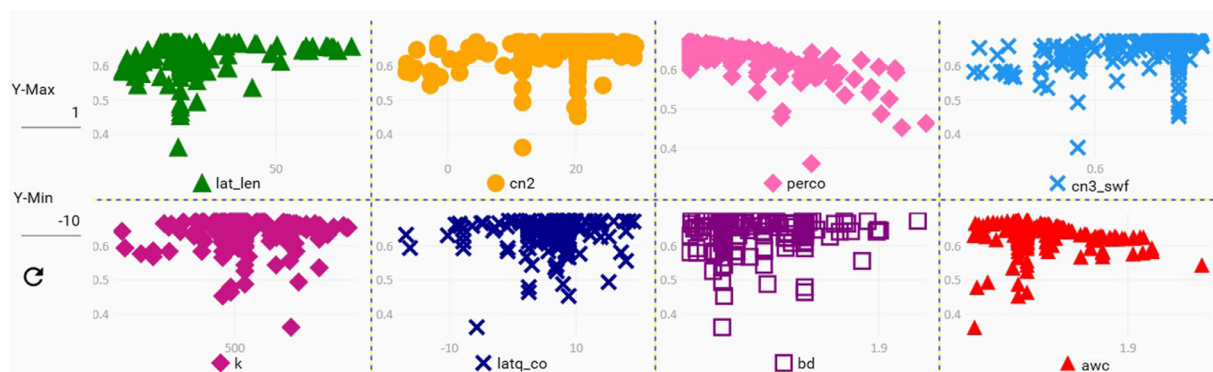


Fig. 8. Evolution of the Nash-Sutcliffe efficiency criterion (NSE) values during the calibration of the SWAT+ model.

2020. Inflows are higher than withdrawals from February (30,292 m³) to June (134,543 m³), which is the highest difference. However, in January, July, October and December, withdrawals become greater than inflows, with December showing a very large deficit (-129,854 m³). On the other hand, in November, withdrawals and inflows were practically equal, with a slight increase in inflows (1808 m³).

4. Discussion

According to Gassman et al. (2022), earlier research by traditional SWAT models for paddy irrigation has shown algorithm limitations based on the runoff curve number approach or the pothole option. Incorporating an enhanced rice paddy module within SWAT to better capture rice paddy hydrological and pollutant dynamics, as Gassman et al. (2022) point out, can support the improved use of the model in rice production regions. A global sensitivity analysis using the Sobol method (Sobol and Kucherenko, 2005) was performed on 24 parameters of the SWAT+ model for calibration. The results analysis selected eight parameters as the most sensitive to SWAT+ response in the flow rate reproduction in TW. These parameters are related to surface runoff (CN2, CN3 SWF), lateral subsurface flow (LATQ_CO, LAT_LEN), soil properties (AWC, BD, K) and percolation in shallow soil layers (PERCO). Based on the results, the SWAT+ model is more influenced by runoff and soil water content for the entire watershed through the CN2 and AWC parameters, respectively. Indeed, in three applications of the SWAT model on the Lake Taabo watershed, these two parameters have always been among the most sensitive (Anoh et al., 2017, 2018, 2021). However, the sensitive set of parameters in this study differs from that of these three studies, although good results were obtained in all cases. This is probably due to the non-uniqueness or the equifinality of

a hydrological model. Indeed, several sets of different parameters can lead to good answers from the model, sometimes even similar. In addition, non-uniqueness can be considered an inherent property of the calibration of distributed hydrological models (Abbaspour et al., 2017).

The identified sensitive parameters were used to perform the calibration/validation of the SWAT+ model on a monthly time scale, respectively from 1984 to 1989 and from 1991 to 1996. The model showed very satisfactory performance during calibration/validation with adequacy between observed and simulated flow rates, which is quite important according to the performance criteria proposed by Moriasi et al. (2007) and Golmohammadi et al. (2014). The negative PBIAS (-18.58 and -23.90) obtained indicates a slight overestimation of the flow rates observed by the model. Overall, the results are relatively like previous SWAT studies in the Taabo watershed. In addition, different data sets and calibration/validation periods were used in these studies. Indeed, the comparison between the results of these studies and those of the present study is not obvious since the calibration/validation has not been carried out at the level of similar sub-basins. For example, Anoh et al. (2021) also obtained negative PBIAS values. Also, as in this research, Anoh et al. (2018) achieved NSEs greater than 0.7 during calibration and 0.6 at validation. Compared to the study by Kouadio et al. (2022), the R² value of this study is also greater than 0.8 during calibration, but it is somewhat lower for validation. For all objective functions, SWAT+ showed a decrease in performance from calibration to validation.

The SWAT+ model overestimated base flows during dry months in both calibration and validation. However, SWAT+ showed a good ability to capture rising and falling flows during a dry period (calibration, 1984 - 1989) and a normal period (validation, 1991 - 1996). This observation was also made by Bailey et al. (2022). This suggests that the

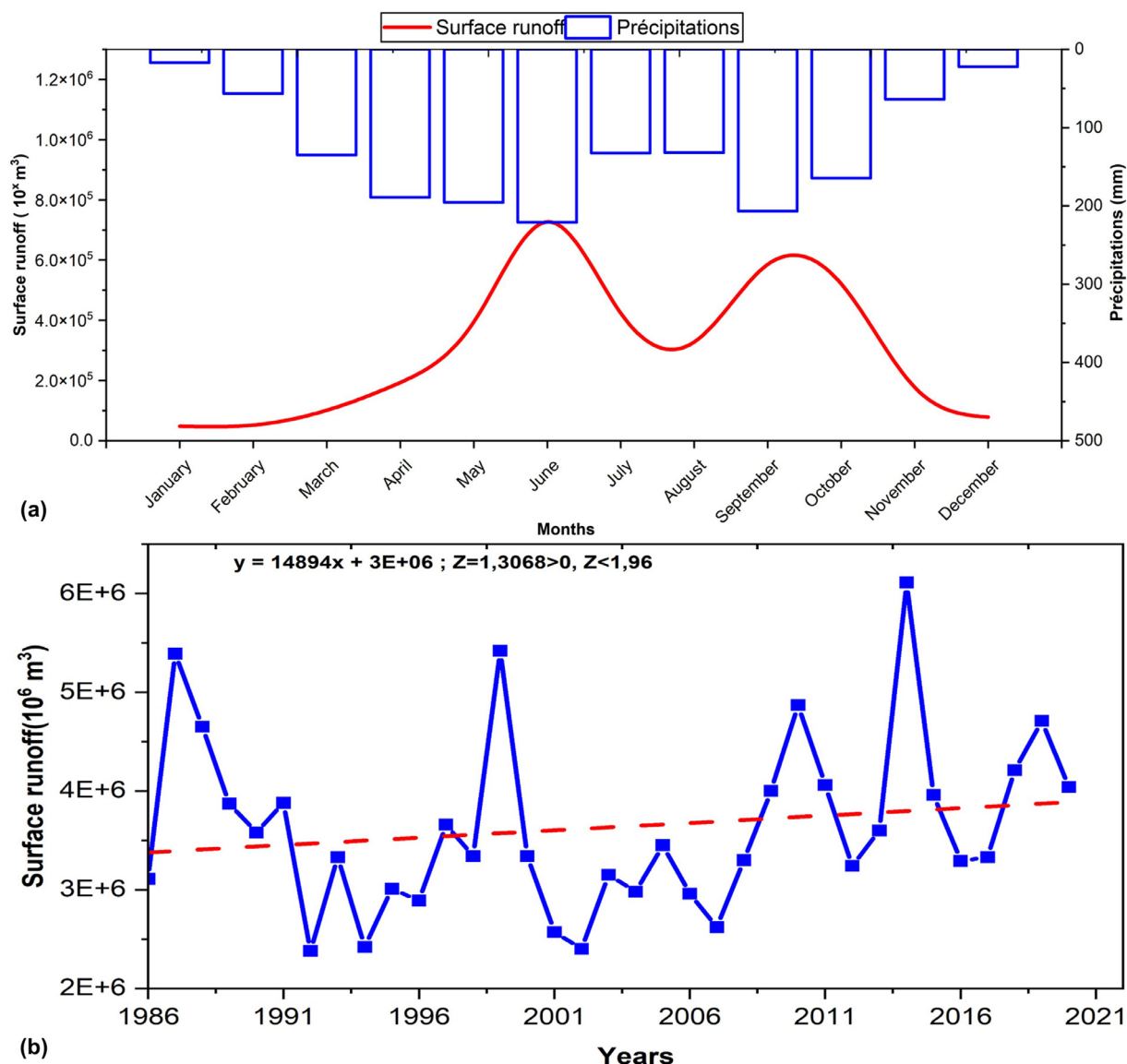


Fig. 9. Monthly and annual inflows evolution to the Nanan Reservoir between 1986 - 2020: (a) monthly inflows evolution and (b) annual inflows evolution, where we can observe a strong interannual variability and an increasing trend of the inflows over the study period.

TW SWAT+ model could just as easily simulate flows during a wet period. This suggests that SWAT+ could just as well simulate flows during a wet period. The peaks observed in the simulated flows during the first half of the year represent the flows during what was called the first rainy season in the watershed. However, low flows were observed during this period despite good rainfall. One reason for this could be the watershed surface condition during this wet period. Indeed, watershed properties (land use) can modulate flow variations. This was observed by Sidibe et al. (2019) and Yonaba et al. (2021) in Sahelian West African catchments and referred to as the “Sahelian paradox”, where an increase in surface runoff is observed despite a decrease in rainfall. This could also be explained by the fact that the Bandama River feeds the groundwater during this first wet period of the year. The SWAT+ model, which simulates the rainfall-discharge relationship, therefore generated peaks during this period due to the high rainfall. The lags between observed and simulated peak flows in September during calibration/validation could be due to a delay in runoff after long dry periods. Moreover, this could be explained by poor calibration of the LATQ_CO and LAT_LEN parameters, which control lateral flows in the soil layers. This is where

the new CN3_SWF parameter comes into its own, as it encourages the flow's return through rapid soil saturation so that the model rapidly transitions from moisture condition II (average moisture, CN2) to moisture condition III (saturated soil, CN3). This observation on the parameter CN3_SWF was also made by Wagner et al. (2022). When calibrating the SWAT+ model, the NSE quickly stabilised at an optimal value of 0.78. This demonstrates the efficiency of the DDS algorithm, which can quickly converge on a good solution to calibrate the parameters of a model (Lespinas et al., 2018).

Flows to the Nanan irrigated paddy scheme reservoir are bimodal, with two peaks in June and September. This was also observed by Sawadogo (2020) on the Nanan Reservoir. Inter-annual evolution flows analysis to the Nanan Reservoir revealed a high degree of variability, with a non-significant upward trend from 1986 to 2020. Kouyate et al. (2018) also showed increased reservoir runoff from 1986 to 2015. However, these authors mention that the water amount reaching the reservoir is reduced by a third (~30%). This is mainly due to increasing urbanisation, which has brought about a morphological change in the Nanan Reservoir's catchment area. However, this observation has

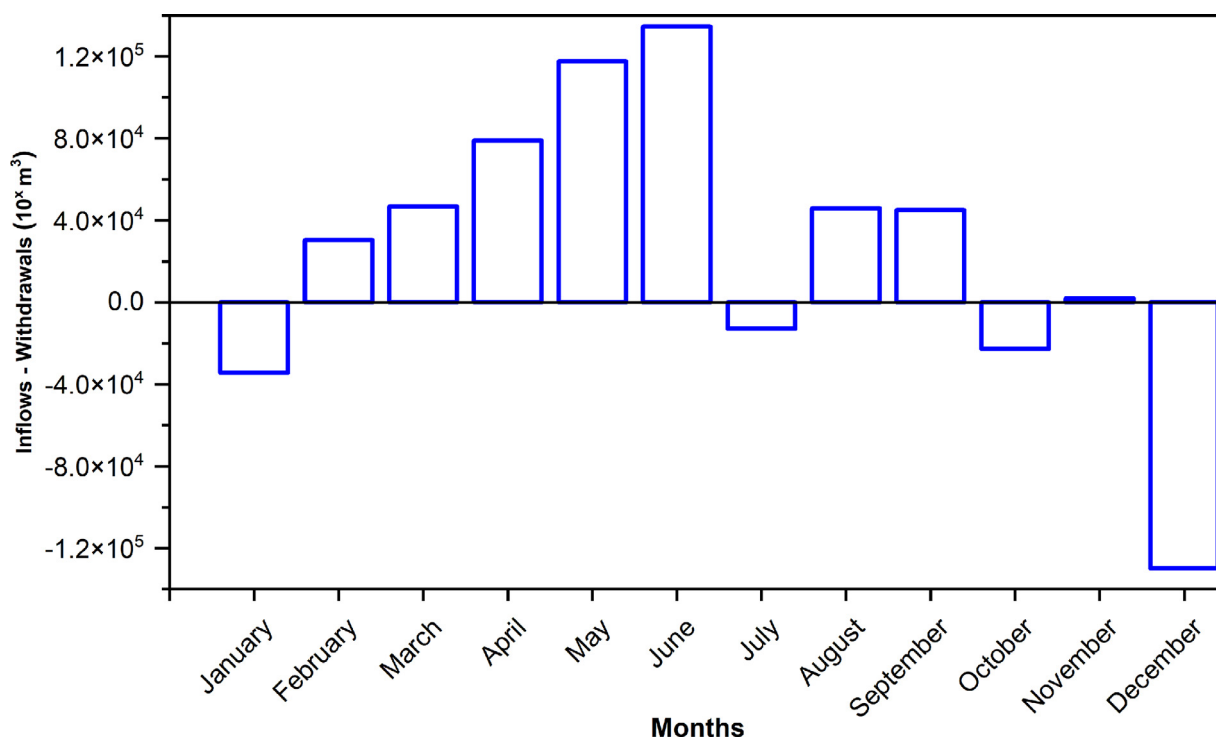


Fig. 10. Differences between runoff inflows and withdrawals from the Nanan irrigation reservoir from 1986 to 2020.

not been considered in this study, as the objective is to assess only the water volume generated by runoff into the Nanan Reservoir. The present study could be continued by assessing the climate change, land use and land cover combined impact on these flows.

The water balance annual average for the Nanan Reservoir showed that, over the period 1986 - 2020, direct precipitation, inflows, evaporation from the water body, infiltration, and withdrawals were 522,000 m^3 , 3,630,000 m^3 , 363,000 m^3 , 452,000 m^3 , and 3,330,000 m^3 respectively. Sawadogo (2020) obtained almost similar results by direct measurement but slightly lower. In his study, the water balance was respectively in 2016 and 2017. These results demonstrate the ability of the SWAT+ model to reproduce the Nanan Reservoir's hydrological balance, despite an overestimation of all terms. The difference in study periods could justify this overestimation. Indeed, this study's results are an annual average of over 35 years, whereas those of Sawadogo (2020) are spread over two distinct years of measurements.

In January, July, October and December, withdrawals from the Nanan Reservoir for paddy fields irrigation exceeded inflows. However, large water quantities are stored from February to June and August to September. These water quantities, therefore, enable the reservoir to supply irrigation water to the paddy scheme, irrespective of the hydrological balance of other terms. This suggests that inflows compensate for irrigation water withdrawals.

5. Conclusions

To simulate and analyse the flows to the Nanan paddy fields irrigation reservoir, the SWAT+ agro-hydrological model, a completely re-structured version of the SWAT model, was parameterised, calibrated, validated, and executed over 35 years from 1986 to 2020. The modelling procedure consisted of on one hand calibrating and validating the model at the hydrometric station of Bouaflé, in the catchment area of Lake Taabo, on the Bandam River. On the other hand, it is a question of parameterising the decision tables of the reservoirs and irrigation, available in the SWAT+ Editor, to respectively, o respectively, simulate the

conditions of sustainable reservoir management and the Nanan paddy fields irrigation operations.

The sensitivity analysis selected eight parameters out of 24, arranged in descending order of sensitivity as follows: CN2, LATQ_CO, AWC, BD, LAT_LEN, K, PERCO and CN3_SWF. These parameters were then used to perform SWAT+ calibration and validation from 1984 to 1989 and 1991 to 1996, respectively. The SWAT+ model showed very good calibration and validation performance with the following statistical criteria: NSE (0.78; 0.69); R^2 (0.81; 0.70); PBIAS (-18.58; -23.9) and RSR (0.47; 0.56). However, the model showed a tendency to overestimate the observed flows. Simulation results also showed that the SWAT+ model represents reservoir inflows well and that a bimodal inflow regime is observed, with respective peaks in June and September. They are also highly variable from one year to the next, with a non-significant upward trend between 1986 and 2020. Annual average inflows are higher than reservoir withdrawals for paddy scheme irrigation. On a monthly scale, inflows are lower than outflows in January, July, October, and December. However, considerable water is stored from February to June and August to September. Thus, it was concluded that inflows offset irrigation withdrawals from the Nanan Reservoir, enabling it to ensure water supply to the paddy fields.

This study could serve as a methodological framework for applying the SWAT+ model for reservoir simulation in an ungauged watershed with the type of submersion irrigation practised. Hydrological model developers should be more interested in improving reservoir water release decision tables and irrigation operations to support more accurate interest variables simulation. Based on this study, future research should include the ecohydrological processes representation in the Nanan Reservoir watershed, the assessment of the climate change, and land use and land cover combined impact on the reservoir flow. This should provide useful information for local decision-makers and water managers to understand and develop effective and sustainable adaptation strategies for water resources, agriculture, and reservoir management in this agricultural watershed. In addition, considering the flow reduction due to urbanisation and climate change, reservoir managers should take drastic

measures to avoid water shortages in the future, thus preventing harvest losses and environmental degradation.

Conflict of interest

None declared.

Ethical statement

The research was done according to ethical standards.

Acknowledgements

The authors would like to thank the Institut National Polytechnique Félix HOUPOUËT-BOIGNY (INP-HB) of Yamoussoukro in Côte d'Ivoire, through the Department of Training and Research in Rural Engineering and Geographic Sciences (DFR-GRSG), for their cooperation and their technical and material support.

Funding

This work has benefited from funding from the Swiss Centre for Scientific Research in Côte d'Ivoire (CSRS-CI) and the State of Côte d'Ivoire through the Scientific Research Support Program (PASRES)/Fonds pour la Science, la Technologie et l'Innovation (FONSTI) and Minister of Science and Higher Education in Poland.

Supplementary materials

Supplementary material associated with this article can be found, in the online version, at [doi:10.1016/j.ecohyd.2023.08.002](https://doi.org/10.1016/j.ecohyd.2023.08.002).

References

- Abbaspour, K., Vaghefi, S., Srinivasan, R., 2017. A Guideline for Successful Calibration and Uncertainty Analysis for Soil and Water Assessment: A Review of Papers from the 2016 International SWAT Conference. *Water* 10, 6. doi:10.3390/w10010006.
- Acharyya, R., Mukhopadhyay, A., Habel, M., 2023. Coupling of SWAT and DSAS Models for Assessment of Retrospective and Prospective Transformations of River Deltaic Estuaries. *Remote Sens.* 15, 958. doi:10.3390/rs15040958.
- Akoko, G., Le, T.H., Gomi, T., Kato, T., 2021. A Review of SWAT Model Application in Africa. *Water* 13, 1313. doi:10.3390/w13091313.
- Amede, T., Konde, A.A., Muhinda, J.J., Bigirwa, G., 2023. Sustainable Farming in Practice: Building Resilient and Profitable Smallholder Agricultural Systems in Sub-Saharan Africa.
- Anoh, K.A., Konan, K.S., Eblin, S.G., Atcho, A.V., Kouassi, K.L., 2021. Contribution of Agro-Hydrological Modeling in the Evaluation of Water Availability of an Ungauged Basin Reservoir in Côte d'Ivoire: Case of the Loka Reservoir in Bouaké. *Comput. Water Energy Environ. Eng.* 10, 117–130. doi:10.4236/cweee.2021.103009.
- Anoh, K.A., Koua, T.J.J., Eblin, S.G., Kouamé, K.J., Jourda, J.P., 2017. Modelling Freshwater Availability Using SWAT Model at a Catchment-Scale in Ivory Coast. *J. Geosci. Environ. Prot.* 05, 70–83. doi:10.4236/gep.2017.513005.
- Anoh, K.A., Koua, T.J.J., Kouamé, K.J., Jourda, J.P., Laurent, F., 2018. Modelling water flow in a complex watershed in humid a tropical area using SWAT: a case study of Taabo watershed in Ivory Coast. *Int. J. River Basin Manag.* 16, 157–167. doi:10.1080/15715124.2017.1387122.
- Arnold, J., Bieger, K., White, M., Srinivasan, R., Dunbar, J., Allen, P., 2018. Use of Decision Tables to Simulate Management in SWAT+. *Water* 10, 713. doi:10.3390/w10060713.
- Arnold, J.G., Moriasi, D.N., Gassman, P.W., Abbaspour, K.C., White, M.J., Srinivasan, R., Santhi, C., Harmel, R.D., van Griensven, A., Van Liew, M.W., Kannan, N., Jha, M.K., 2012. SWAT: Model Use, Calibration, and Validation. *Trans. ASABE* 55, 1491–1508. doi:10.13031/2013.42256.
- Arsenault, R., Breton-Dufour, M., Poulin, A., Dallaire, G., Romero-Lopez, R., 2019. Streamflow prediction in ungauged basins: analysis of regionalization methods in a hydrologically heterogeneous region of Mexico. *Hydrol. Sci. J.* 64, 1297–1311. doi:10.1080/02626667.2019.1639716.
- Bailey, R.T., Bieger, K., Flores, L., Tomer, M., 2022. Evaluating the contribution of subsurface drainage to watershed water yield using SWAT+ with groundwater modeling. *Sci. Total Environ.* 802, 149962. doi:10.1016/j.scitotenv.2021.149962.
- Beharry, S.L., Gabriels, D., Lobo, D., Ramsewak, D., Clarke, R.M., 2021. Use of the SWAT model for estimating reservoir volume in the Upper Navet watershed in Trinidad. *SN Appl. Sci.* 3, 163. doi:10.1007/s42452-021-04201-7.
- Bieger, K., Arnold, J.G., Rathjens, H., White, M.J., Bosch, D.D., Allen, P.M., Volk, M., Srinivasan, R., 2017. Introduction to SWAT+, A Completely Restructured Version of the Soil and Water Assessment Tool. *JAWRA J. Am. Water Resour. Assoc.* 53, 115–130. doi:10.1111/1752-1688.12482.
- Brou, T., Akindes, F., Bigot, S., 2005. La variabilité climatique en Côte d'Ivoire : entre perceptions sociales et réponses agricoles. *Cah. Agric.* 14, 533–540. doi:10.13140/2.1.5174.3368.
- Carvalho-Santos, C., Monteiro, A.T., Azevedo, J.C., Honrado, J.P., Nunes, J.P., 2017. Climate Change Impacts on Water Resources and Reservoir Management: Uncertainty and Adaptation for a Mountain Catchment in Northeast Portugal. *Water Resour. Manag.* 31, 3355–3370. doi:10.1007/s11269-017-1672-z.
- Cecchi, P., 2007. L'eau en partage: les petits barrages de Côte d'Ivoire, Latitudes 23. IRD éd, Paris.
- Chawanda, C.J., Arnold, J., Thiery, W., van Griensven, A., 2020. Mass balance calibration and reservoir representations for large-scale hydrological impact studies using SWAT+. *Clim. Change* 163, 1307–1327. doi:10.1007/s10584-020-02924-x.
- Congedo, L., 2021. Semi-Automatic Classification Plugin: A Python tool for the download and processing of remote sensing images in QGIS. *J. Open Source Softw.* 6, 3172. doi:10.21105/joss.03172.
- Dile, Y.T., Daggupati, P., George, C., Srinivasan, R., Arnold, J., 2016. Introducing a new open source GIS user interface for the SWAT model. *Environ. Model. Softw.* 85, 129–138. doi:10.1016/j.envsoft.2016.08.004.
- FAO, 2020. The State of the World's Forests 2020. FAO and UNEP doi:10.4060/ca8642en.
- Fowe, T., Karambiri, H., Paturel, J.-E., Poussin, J.-C., Cecchi, P., 2015. Water balance of small reservoirs in the Volta basin: A case study of Boura reservoir in Burkina Faso. *Agric. Water Manag.* 152, 99–109. doi:10.1016/j.agwat.2015.01.006.
- Gassman, P.W., Jeong, J., Boulange, J., Narasimhan, B., Kato, T., Somura, H., Watanabe, H., Eguchi, S., Cui, Y., Sakaguchi, A., Hoang Tu, L., Jiang, R., Kim&Jeffrey, G., Arnold, M.-K., Ouyang, W., 2022. Simulation of rice paddy systems in SWAT: A review of previous applications and proposed SWAT+ rice paddy module. *Int. J. Agric. Biol. Eng.* 15, 1–24. doi:10.25165/j.ijabe.20221501.7147.
- Golmohammadi, G., Prasher, S., Madani, A., Rudra, R., 2014. Evaluating Three Hydrological Distributed Watershed Models: MIKE-SHE, APEX, SWAT. *Hydrology* 1, 20–39. doi:10.3390/hydrology1010020.
- JICA, 2013. Etude de collecte d'information dans le secteur agricole en Côte d'Ivoire (Rapport final). Agence Japonaise de Coopération Internationale (JICA).
- Kang, M., Park, S., 2014. Modeling water flows in a serial irrigation reservoir system considering irrigation return flows and reservoir operations. *Agric. Water Manag.* 143, 131–141. doi:10.1016/j.agwat.2014.07.003.
- Karambiri, H., García Galiano, S.G., Giraldo, J.D., Yacouba, H., Ibrahim, B., Barbier, B., Polcher, J., 2011. Assessing the impact of climate variability and climate change on runoff in West Africa: the case of Senegal and Nakambe River basins. *Atmospheric Sci. Lett.* 12, 109–115. doi:10.1002/asl.317.
- Karra and Kontgis, 2021. Global land use/land cover with Sentinel-2 and deep learning.
- Kendall, S.B., 1975. Enhancement of conditioned reinforcement by uncertainty. *J. Exp. Anal. Behav.* 24, 311–314. doi:10.1901/jeab.1975.24.311.
- Kim, J., Lee, J., Park, J., Kim, Sehoon, Kim, Seongjoon, 2021. Improvement of Downstream Flow by Modifying SWAT Reservoir Operation Considering Irrigation Water and Environmental Flow from Agricultural Reservoirs in South Korea. *Water* 13, 2543. doi:10.3390/w13182543.
- Kotchi, J.K., Ouattara-Coulibaly, Y.R., N'guessan, G.K., 2018. Impact socio-économique de l'aménagement hydro-rizicole de Guiguidou dans la sous-préfecture de Divo (Côte d'Ivoire). *EchoGéo* 17. doi:10.4000/echogeo.15275.
- Kouadio, C.A., Kouassi, K.L., Diedhiou, A., Obahoundje, S., Amoussou, E., Kamagate, B., Paturel, J., Coulibaly, T.J.H., Coulibaly, H.S.J.P., Didi, R.S., Savané, I., 2022. Assessing the Hydropower Potential Using Hydrological Models and Geospatial Tools in the White Bandama Watershed (Côte d'Ivoire, West Africa). *Front. Water* 4, 844934. doi:10.3389/frwa.2022.844934.
- Kouakou, K.E., Kouassi, A.M., Kouadio, Z.A., Zoura, B.J., Goula, B.T.A., Savané, I., 2017. Caractérisation des saisons des pluies dans un contexte de changement climatique : Cas du bassin versant de Sassandra (Côte d'Ivoire). *Environ. Water Sci. Public Health Territ. Intell.* 1, 1–10.
- Kouyate, S.Z.É., Brou, Y.C., Soro, G.E., Goula, B.T.A., 2018. Impacts De L'urbanisation Sur Les Caractéristiques Morphologiques Et Les Apports En Eau Du Barrage Hydro-Agricole De Nanan Dans Le Département De Yamoussoukro (Côte d'Ivoire). *Eur. Sci. J.* ESJ 14, 89. doi:10.19044/esj.2018.v14n12p89.
- Lespinas, F., Dastoor, A., Fortin, V., 2018. Performance of the dynamically dimensioned search algorithm: influence of parameter initialization strategy when calibrating a physically based hydrological model. *Hydrol. Res.* 49, 971–988. doi:10.2166/nh.2017.139.
- Liebe, J., van de Giesen, N., Andreini, M., 2005. Estimation of small reservoir storage capacities in a semi-arid environment. *Phys. Chem. Earth Parts ABC* 30, 448–454. doi:10.1016/j.pce.2005.06.011.
- Liebe, J.R., van de Giesen, N., Andreini, M., Walter, M.T., Steenhuis, T.S., 2009. Determining watershed response in data poor environments with remotely sensed small reservoirs as runoff gauges: DETERMINING WATERSHED RESPONSE IN DATA POOR ENVIRONMENTS. *Water Resour. Res.* 45. doi:10.1029/2008WR007369.
- Liu, X., Yang, M., Meng, X., Wen, F., Sun, G., 2019. Assessing the Impact of Reservoir Parameters on Runoff in the Yalong River Basin using the SWAT Model. *Water* 11, 643. doi:10.3390/w11040643.
- Mann, H.B., 1945. Nonparametric Tests Against Trend. *Econometrica* 13, 245–259. https://doi.org/10.2307/1907187
- Moriasi, D.N., Arnold, J.G., Van Liew, M.W., Bingner, R.L., Harmel, R.D., Veith, T.L., 2007. Model Evaluation Guidelines for Systematic Quantification of Accuracy in Watershed Simulations. *Trans. ASABE* 50, 885–900. doi:10.13031/2013.23153.
- Nash, J.E., Sutcliffe, J.V., 1970. River Flow Forecasting through Conceptual Model. Part 1—A Discussion of Principles. *J. Hydrol.* 282–290. doi:10.1016/0022-1694(70)90255-6.
- Neitsch, S.L., Arnold, J.G., Kiniry, J.R., Williams, J.R., 2011. Soil and Water Assessment Tool Theoretical Documentation Version 2009 (Technical report No. 406),

- Texas Water Resources Institute Technical Report. . Texas A&M University, Texas, Etats-Unis.
- N'guessan, K.A., Kouassi, A.M., Gnaboa, R., Traoré, K.S., Houénou, P.V., 2014. Analyse de phénomènes hydrologiques dans un bassin versant urbanisé: cas de la ville de Yamoussoukro (centre de la Côte-d'Ivoire). *Larhyss J* 135–154.
- N'guessan, K.J.Y., Adahi, B., Yessoh, M.J.M., Konan-Waidhet, A.B., Sugiyama, H., As-sidjo, N.E., 2019. Performance des périmètres hydroagricoles : cas du périmètre rizicole irrigué de Nanan (Yamoussoukro, Côte d'Ivoire). *Agron. Afr.* 12.
- Nkwasa, A., Chawanda, C.J., van Griensven, A., 2022. Regionalization of the SWAT+ model for projecting climate change impacts on sediment yield: An application in the Nile basin. *J. Hydrol. Reg. Stud.* 42, 101152. doi:10.1016/j.ejrh.2022.101152.
- Pool, S., Vis, M., Seibert, J., 2021. Regionalization for Ungauged Catchments — Lessons Learned From a Comparative Large-Sample Study. *Water Resour. Res.* 57, 25. doi:10.1029/2021WR030437.
- Salami, Y.D., Nnadi, F.N., 2012. Reservoir storage variations from hydrological mass balance and satellite radar altimetry. *Int. J. Water Resour. Environ. Eng.* 4. doi:10.5897/IJWREE11.140.
- Sawadogo, E.K.Z., 2020. Simulation et optimisation du fonctionnement d'un petit barrage et de son périmètre rizicole irrigué : cas de Nanan à Yamoussoukro (Thèse de Doctorat). Ecole Doctorale Polytechnique, Institut National Polytechnique Félix Houphouët-Boigny, Yamoussoukro, Côte d'Ivoire.
- Sidibe, M., Dieppois, B., Eden, J., Mahé, G., Paturel, J.-E., Amoussou, E., Anifowose, B., Lawler, D., 2019. Interannual to Multi-decadal streamflow variability in West and Central Africa: Interactions with catchment properties and large-scale climate variability. *Glob. Planet. Change* 177, 141–156. doi:10.1016/j.gloplacha.2019.04.003.
- Sobol, I.M., Kucherenko, S.S., 2005. Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models. *Review. Wilmott* 2005, 56–61. doi:10.1002/wilm.42820050114.
- Song, J., Her, Y., Kang, M., 2022. Estimating Reservoir Inflow and Outflow From Water Level Observations Using Expert Knowledge: Dealing With an Ill-Posed Water Balance Equation in Reservoir Management. *Water Resour. Res.* 58. doi:10.1029/2020WR028183.
- Song, J.-H., Kang, M.S., Song, I., Jun, S.M., 2016. Water Balance in Irrigation Reservoirs Considering Flood Control and Irrigation Efficiency Variation. *J. Irrig. Drain. Eng.* 142, 04016003. doi:10.1061/(ASCE)IR.1943-4774.0000989.
- Tan, M.L., Gassman, P.W., Yang, X., Haywood, J., 2020. A review of SWAT applications, performance and future needs for simulation of hydro-climatic extremes. *Adv. Water Resour.* 143, 103662. doi:10.1016/j.advwatres.2020.103662.
- Tech, J., 2021. SWAT+ Editor 2.0 Documentation.
- Tolson, B.A., Shoemaker, C.A., 2007. Dynamically dimensioned search algorithm for computationally efficient watershed model calibration: DYNAMICALLY DIMENSIONED SEARCH ALGORITHM. *Water Resour. Res.* 43. doi:10.1029/2005WR004723.
- Tramblay, Y., Rouché, N., Paturel, J.-E., Mahé, G., Boyer, J.-F., Amoussou, E., Bodian, A., Dacosta, H., Dakhlaoui, H., Dezetter, A., Hughes, D., Hanich, L., Peugeot, C., Tshimanga, R., Lachassagne, P., 2021. ADHI: the African Database of Hydrometric Indices (1950–2018). *Earth Syst. Sci. Data* 13, 1547–1560. doi:10.5194/essd-13-1547-2021.
- Twisa, S., Kazumba, S., Kurian, M., Buchroithner, M.F., 2020. Evaluating and Predicting the Effects of Land Use Changes on Hydrology in Wami River Basin. *Tanzania. Hydrology* 7, 17. doi:10.3390/hydrology7010017.
- Van Liew, M.W., Arnold, J.G., Bosch, D.D., 2005. Problems and potential of autocalibrating a hydrologic model. *Trans. ASAE* 48, 1025–1040. doi:10.13031/2013.18514.
- Wagner, P.D., Bieger, K., Arnold, J.G., Fohrer, N., 2022. Representation of hydrological processes in a rural lowland catchment in Northern Germany using SWAT and SWAT+. *Hydrol. Process.* 36. doi:10.1002/hyp.14589.
- White, K.L., Chaubey, I., 2005. Sensitivity analysis, calibration, and validations for a multivariate and multivariable SWAT model. *J. Am. Water Resour. Assoc.* 41, 1077–1089.
- Wu, J., Yen, H., Arnold, J.G., Yang, Y.C.E., Cai, X., White, M.J., Santhi, C., Miao, C., Srinivasan, R., 2020. Development of reservoir operation functions in SWAT+ for national environmental assessments. *J. Hydrol.* 583, 124556. doi:10.1016/j.jhydrol.2020.124556.
- Wu, Y., Chen, J., 2012. An Operation-Based Scheme for a Multiyear and Multipurpose Reservoir to Enhance Macroscale Hydrologic Models. *J. Hydrometeorol.* 13, 270–283. doi:10.1175/JHM-D-10-05028.1.
- Yassin, F., Razavi, S., Elshamy, M., Davison, B., Sapriza-Azuri, G., Wheeler, H., 2019. Representation and improved parameterization of reservoir operation in hydrological and land-surface models. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 23, 3735–3764. doi:10.5194/hess-23-3735-2019.
- Yonaba, R., Biaou, A.C., Koïta, M., Tazen, F., Mounirou, L.A., Zouré, C.O., Queloz, P., Karambiri, H., Yacouba, H., 2021. A dynamic land use/land cover input helps in picturing the Sahelian paradox: Assessing variability and attribution of changes in surface runoff in a Sahelian watershed. *Sci. Total Environ.* 757, 143792. doi:10.1016/j.scitotenv.2020.143792.
- Zanin, P.R., Bonuma, N.B., Corseuil, C.W., 2018. Hydrosedimentological modeling with SWAT using multi-site calibration in nested basins with reservoirs. *RBRH* 23. doi:10.1590/2318-0331.231820170153.

RESUME

Le changement climatique constitue un défi majeur pour la sécurité alimentaire en Afrique de l'Ouest où le climat impacte fortement la disponibilité de l'eau d'irrigation, la productivité des cultures et les petits agriculteurs. Ainsi, cette thèse a pour objectif, d'évaluer les impacts potentiels du changement climatique sur l'offre et la demande en eau, ainsi que les rendements du riz irrigué, en intégrant la perception et la vulnérabilité des riziculteurs, dans le département de Yamoussoukro, au centre de la Côte d'Ivoire. La méthodologie adoptée a consisté d'abord à réaliser une analyse rétrospective des tendances des écoulements vers la retenue de Nanan, des besoins en eau d'irrigation et des rendements de riz sur la période 1986–2020, à l'aide des modèles agro-hydrologique SWAT+ et de cultures DSSAT/CERES-Rice. Il a s'agit ensuite de réaliser une analyse prospective des tendances des apports, des besoins d'irrigation et des rendements, ainsi que de stratégies d'adaptation. Cette analyse a été effectuée via les sorties de deux modèles climatiques régionaux (RCA4 et RACMO22T) selon les scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5, aux horizons 2031–2060 (2050) et 2061–2090 (2080). Les projections ont été comparées aux simulations sur la période de référence 1982–2005. Et enfin, une analyse de la perception des riziculteurs locaux et de la variabilité climatique, ainsi que de leur vulnérabilité face au changement climatique, a été réalisée. Les résultats ont montré que le modèle SWAT+ représente bien l'hétérogénéité spatiale des composantes du bilan hydrique du bassin versant étudié, les apports vers la retenue de Nanan évoluent non-significativement à la hausse sur la période 1986–2020 ($|Z|=1,3 < 1,96$ et $a=14\,894$). Ces apports sont supérieurs aux prélèvements d'eau de la retenue pour irriguer le périmètre rizicole en aval, et pourraient les compenser sur le long terme. Les simulations du modèle DSSAT/CERES-Rice ont montré que les besoins en eau des cultures (BEC) et les rendements (RDT) suivent une évolution à la baisse, respectivement durant les campagnes culturales 1 et 2 ($a=-0,45$ et $-0,48$ et $|Z|=0,22$ et $1,05 < 1,96$; et $a=-16,03$ et $-26,35$ et de $|Z|=0,65$ et $0,42 < 1,96$) sur la période 1986–2020. Quant aux besoins nets d'irrigation (BNI), ils évoluent respectivement à la hausse ($a=2,98$ et $|Z|=1,05 < 1,96$) et à la baisse ($a=-0,21$ et $|Z|=0,25 < 1,96$), au cours des deux campagnes. Les projections ont montré que les modèles RCA4 et RACMO22T prédisent une baisse des précipitations et une hausse des températures maximales et minimales, selon tous les horizons et les RCP. Une tendance à la baisse des apports vers la retenue de Nanan a été simulée par le modèle RCA4, avec une variation de -28% et de -30% à l'horizon 2050 et 2080 respectivement, selon les scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5. Quant au modèle RACMO22T, il a projeté une baisse et une hausse des apports sous les RCP 4.5 et 8.5 respectivement, avec un taux de variation de +0,87 et -1,48% en 2031–2060, et de -1,01 et +1,86% en 2061–2090. La tendance générale est à la baisse dans l'évolution des BEC, des BNI et des RDT du riz irrigué, dans tous les horizons et selon tous les scénarios RCP. Les stratégies d'adaptation simulées ont montré qu'un retard dans la date de semis du riz (décalage de 30 jours) et une dose d'irrigation de 100 à 150 mm, constituent les meilleures options d'adaptation sur le site de Nanan. L'analyse de la perception a montré que les riziculteurs perçoivent la variabilité du climat et son impact sur leur système de production, à travers la hausse des températures, la baisse de la pluviométrie, le démarrage tardif et le raccourcissement des saisons pluvieuses, ainsi que la baisse du niveau d'eau dans les retenues et que leur perception concorde avec l'évolution des paramètres agro-climatiques observés. Leurs niveaux de capacité d'adaptation et de vulnérabilité sont respectivement « moyen » (1,93) et « modéré ». Il ressort finalement de cette étude que les stratégies d'adaptation les plus prioritaires sont : l'utilisation de variétés précoces et résistantes à la chaleur, l'amélioration de la technique culturale, l'adoption du semis tardif et la pratique de l'irrigation alternative.

Mots-clés : changement climatique, apports en eau, besoins en eau, rendements, riz irrigué, stratégies d'adaptation, centre de la Côte d'Ivoire.

ABSTRACT

Climate change represents a major challenge for food security in West Africa, where climate strongly impacts the irrigation water availability, crop productivity and small-scale farmers. The aim of this thesis is to assess the potential climate change impacts on water supply and demand, and irrigated rice yields, by integrating the perceptions and vulnerabilities of rice growers in the Yamoussoukro department, central Côte d'Ivoire. The methodology adopted consisted firstly in carrying out a retrospective analysis of trends in runoff to the Nanan reservoir, irrigation water requirements and rice yields over the period 1986–2020, using the SWAT+ agro-hydrological and DSSAT/CERES-Rice crop models. This was followed by a prospective analysis of trends in runoff, irrigation requirements, yields, and adaptation strategies. This analysis was carried out using the outputs of two regional climate models (RCA4 and RACMO22T) under the RCP 4.5 and RCP 8.5 scenarios, for the horizons 2031–2060 (2050) and 2061–2090 (2080). Projections were compared with simulations over the 1982–2005 reference period. Finally, an analysis of local rice growers' perceptions, climate variability and their vulnerability to climate change was carried out. The results show that SWAT+ model accurately represents the spatial heterogeneity of the water balance components in the studied watershed, with inflows to the Nanan reservoir highly variable from year to year and non-significantly increasing over the period 1986–2020 ($|Z|=1,3 < 1,96$ and $a=14,894$). These inflows are greater than the water withdrawn from the reservoir to irrigate the rice-growing scheme and could offset them in the long term. Simulations using DSSAT/CERES-Rice model showed that crop water requirements (BEC) and yields (RDT) follow a downward trend, respectively during crop years 1 and 2 ($a=-0,45$ and $-0,48$ and $|Z|=0,22$ and $1,05 < 1,96$; and $a=-16,03$ and $-26,35$ and $|Z|=0,65$ and $0,42 < 1,96$) over the period 1986–2020. Net irrigation requirements (BNI) increased ($a=2,98$ and $|Z|=1,05 < 1,96$) and decreased ($a=-0,21$ and $|Z|=0,25 < 1,96$), respectively, over the two seasons. Projections have shown that the RCA4 and RACMO22T models predict lower precipitation and higher maximum and minimum temperatures, for all horizons and RCPs. A downward trend in inflows to the Nanan reservoir was simulated by the RCA4 model, with a variation of -28% and -30% by 2050 and 2080 respectively, according to the RCP 4.5 and RCP 8.5 scenarios. As for the RACMO22T model, it projected a decrease and an increase in inflows under RCP 4.5 and RCP 8.5 respectively, with a rate of variation of +0.87 and -1.48% in 2031–2060, and -1.01 and +1.86% in 2061–2090. The general trend is downward in the evolution of BEC, BNI and RDT of irrigated rice, in all horizons and under all RCP scenarios. Simulated adaptation strategies showed that a delay in the rice sowing date (by 30 days) and an irrigation dose of 100 to 150 mm were the best adaptation options at the Nanan site. Perception analysis showed that rice farmers perceive climate variability and its impact on their production system, through rising temperatures, falling rainfall, late onset and shortening of rainy seasons, as well as falling water levels in reservoirs, and that their perception is in line with changes in observed agro-climatic parameters. Their levels of adaptability and vulnerability are respectively "average" (1.93) and "moderate". Finally, this study shows that the most important adaptation strategies are: the use of early, heat-resistant varieties, improved cultivation techniques, the adoption of late sowing and the use of alternative irrigation.

Keywords: climate change, inflow, irrigation water requirements, yields, irrigated rice, adaptation strategies, central Côte d'Ivoire.