



THÈSE DE DOCTORAT

FORMATION DOCTORALE

AGRICULTURE ET ENVIRONNEMENT TROPICAL

Mention : GEOSCIENCES ET ENVIRONNEMENT

Spécialité : HYDRAULIQUE AGRICOLE ET SIG

THÈME :

**Contribution de l'intelligence artificielle combinée
aux données d'observation de la terre à l'étude de
l'efficience de l'irrigation : cas du périmètre rizicole
irrigué de Zatta dans le département de
Yamoussoukro, Centre de la Côte d'Ivoire**

JURY

- Président** : M. DIBI Brou, Professeur Titulaire, Enseignant-chercheur à l'Université Jean Lorougnon GUEDE, Daloa
- Co-directeur** : M. KONAN-WAIDHET Arthur Brice, Professeur Titulaire, Enseignant-chercheur à l'Université Jean Lorougnon GUEDE, Daloa
- Co-directeur** : M. ASSIDJO Nogbou Emmanuel, Professeur Titulaire, Institut National Polytechnique Félix HOUPHOUËT-BOIGNY, Yamoussoukro
- Rapporteur** : M. N'DA Dibi Hyppolite, Maître de Conférences à l'Université Félix HOUPHOUËT-BOIGNY, Abidjan
- Examineur** : M. KOUASSI Amani Michel, Professeur Titulaire, Enseignant-chercheur à l'Institut National Polytechnique Félix HOUPHOUËT-BOIGNY, Yamoussoukro
- Examineur** : Mme. YAO Affoué Berthe Epouse TOURE, Maître de Conférences, Enseignant-chercheur à l'Université Jean Lorougnon GUEDE, Daloa

ANNÉE UNIVERSITAIRE

2025 - 2026

N° D'ORDRE : 170

Prénoms : Léandre Junias

NOM : KRA

Soutenue le 24/01/2026

TABLES DES MATIERES

TABLES DES MATIERES	i
DEDICACE.....	x
REMERCIEMENTS.....	xi
LISTE DES SIGLES, ACRONYMES ET ABREVIATIONS	xv
LISTE DES TABLEAUX	xix
LISTE DES FIGURES.....	xxi
INTRODUCTION.....	1
PREMIÈRE PARTIE : GÉNÉRALITÉS	7
Chapitre 1 : Contexte environnemental de la zone du périmètre rizicole irrigué de Zatta.....	8
1.1. Situation géographique du périmètre rizicole de Zatta.....	9
1.2. Hydrographie	10
1.3. Relief	11
1.4. Caractéristiques climatiques	12
1.4.1. Régime pluviométrique et température	12
1.4.2. Humidité relative.....	12
1.4.3. Vent	13
1.4.4. Evapotranspiration potentielle et insolation.....	14
1.5. Végétation, géologie et pédologie	15
1.5.1. Végétation	15
1.5.2. Géologie	15
1.5.3. Pédologie.....	16
1.6. Cadre socio-économique	17
1.6.1. Démographie	17
1.6.2. Activités socio-économiques.....	17

1.7. Etat de la riziculture irriguée dans le département de Yamoussoukro	18
1.8. Description du système barrage-périmètre rizicole de Zatta	19
1.8.1. Réseau d'irrigation	20
1.8.1.1. Ouvrages d'alimentation	20
1.8.1.2. Canaux d'irrigation	20
1.8.1.3. Ouvrages sur les canaux d'irrigation.....	20
1.8.2. Réseau de drainage.....	20
1.8.3. Réseau de pistes	21
Conclusion partielle.....	21
Chapitre 2 : Etat de l'art des connaissances générales des différents thèmes	
abordés	9
2.1. Concept d'efficience de l'irrigation.....	22
2.1.1. Définition de l'irrigation	22
2.1.2. Notion de systèmes d'irrigation	22
2.1.3. Typologie des systèmes d'irrigation	23
2.1.4. Catégorisation des systèmes d'irrigation.....	23
2.1.4.1. Systèmes d'irrigation gravitaire	23
2.1.4.2. Systèmes d'irrigation sous pression	24
2.1.4.3. Systèmes d'irrigation souterrains	24
2.2. Notion d'efficience de l'irrigation	25
2.3. Performance des systèmes d'irrigation.....	26
2.3.1. Efficience d'acheminement de l'eau	26
2.3.2. Efficience d'application de l'eau.....	28
2.3.3. Efficience de stockage de l'eau	28
2.3.4. Coefficient d'uniformité.....	29
2.3.5. Efficience de l'irrigation	29
2.3.6. Efficience de l'utilisation de l'eau	30

2.3.7. Productivité de l'eau.....	30
2.4. Gestion de l'eau agricole	31
2.5. Géomatique agricole.....	32
2.6. Agriculture de précision	32
2.6.1. Outils technologiques	33
2.6.1.1. Images satellitaires	34
2.6.1.2. Drones	35
2.6.1.3. Réseau de capteurs et analyse de données.....	35
2.6.2. Télédétection et agriculture	36
2.6.2.1. Définition	36
2.6.2.2. Principe fondamental de la télédétection	36
2.6.2.3. Télédétection en agriculture	37
2.7. Notion d'intelligence artificielle et son application à l'agriculture.....	38
2.7.1. Définition	38
2.7.2. Intelligence artificielle en agriculture	39
2.7.3. Machine Learning	40
2.7.4. Méthodes d'optimisation basées sur le Machine Learning	41
2.7.4.1. Réseaux de neurones artificiels	41
2.7.4.2. Méthodes de Deep Learning.....	43
2.7.4.2.1. Réseaux de neurones profonds	43
2.7.4.2.1. Réseaux de neurones de convolution.....	44
2.7.4.2.3. Réseaux de neurones récurrents	45
Conclusion partielle.....	46
DEUXIÈME PARTIE : MATÉRIEL ET MÉTHODES	47
Chapitre 3 : Données et matériel de l'étude.....	48
3.1. Données	49
3.1.1. Données hydro-climatiques.....	49

3.1.2. Données pédologiques et hydrodynamiques	49
3.1.3. Données satellitaires.....	50
3.1.4. Images aériennes	51
3.2. Matériel de l'étude.....	52
3.2.1. Matériel de terrain	53
3.2.2. Matériel de laboratoire	55
3.3. Outils de traitement des données	56
Conclusion partielle.....	57
Chapitre 4 : Méthodes d'étude.....	59
4.1. Cartographie spatiale de l'évapotranspiration réelle par la télédétection	60
4.1.1. Justification du choix du modèle.....	60
4.1.2. Présentation du modèle SEBAL.....	60
4.1.3. Paramétrisation du modèle SEBAL	61
4.1.4. Prétraitement des images satellitaires	62
4.1.5. Traitement des images satellitaires	62
4.1.5.1. Compositions colorées	62
4.1.5.2. Occupation du sol.....	62
4.1.5.3. Validation de la classification	63
4.1.6. Détermination des propriétés radiatives de surface.....	64
4.1.6.1. Albédo de surface.....	64
4.1.6.2. Indice de végétation par différence normalisé	64
4.1.6.3. Température de surface	65
4.1.7. Estimation de l'évapotranspiration.....	66
4.1.7.1. Rayonnement net.....	66
4.1.7.2. Flux de chaleur dans le sol	66
4.1.7.3. Flux de chaleur sensible	67
4.1.7.4. Flux de chaleur latente	68

4.1.7.5. Calcul de l'évapotranspiration réelle.....	69
4.1.8. Performance du modèle SEBAL	70
4.2. Caractérisation de l'état hydrique du riz par détermination du bilan hydrique du sol de la zone de culture	72
4.2.1. Identification des parcelles d'étude.....	72
4.2.2. Détermination de la texture du sol	72
4.2.3. Infiltration latérale et percolation profonde.....	73
4.2.4. Modèle du bilan hydrique.....	74
4.2.4.1. Détermination des paramètres du bilan hydrique.....	75
4.2.4.1.1. Calcul du coefficient de culture de base	76
4.2.4.1.2. Calcul du coefficient d'évaporation	76
4.2.4.1.3. Calcul du coefficient de stress hydrique.....	78
4.2.4.1.4. Détermination des besoins en eau d'irrigation du riz	78
4.2.4.2. Paramètres du sol	79
4.3. Analyse de la performance du système d'irrigation du périmètre.....	80
4.3.1. Performance hydraulique et technique du périmètre.....	80
4.3.1.1. Efficacité du transport de l'eau.....	81
4.3.1.1.1. Jaugeage des débits au moulinet.....	81
4.3.1.1.2. Estimation de l'efficacité de transport de l'eau	81
4.3.1.1.3. Evaluation des pertes d'eau dans le réseau de transport.....	82
4.3.1.2. Efficacité d'application de l'eau à la parcelle	82
4.3.1.2.1. Besoins en eau de la culture	82
4.3.1.2.2. Détermination de la quantité d'eau appliquée à la parcelle.....	83
4.3.1.2.3. Estimation de l'efficacité d'application de l'eau	83
4.3.1.2.4. Evaluation des pertes d'eau à la parcelle.....	85
4.3.1.3. Efficacité d'irrigation	85
4.3.1.3. Approvisionnement relatif en eau	85

4.3.2. Evaluation de la performance agronomique.....	85
4.4. Modélisation de l'efficacité de l'irrigation sur le périmètre rizicole	86
4.4.1. Présentation de la méthode du Deep Learning	87
4.4.2. Conception et choix de l'architecture du modèle de Deep Learning	87
4.4.2.1. Prétraitement des données	89
4.4.2.1.1. Extraction d'indices de végétation pertinents.....	89
4.4.2.1.2. Normalisation des données	91
4.4.2.1.3. Sélection des variables d'entrée du modèle.....	92
4.4.2.2. Construction et préparation de la base de données	94
4.4.3. Développement d'algorithmes d'apprentissage automatique.....	94
4.4.4. Apprentissage du réseau et optimisation	95
4.4.5. Paramétrisation des hyperparamètres	96
4.4.5.1. Choix de l'optimiseur	96
4.4.5.2. Arrêt anticipé.....	97
4.4.6. Evaluation du modèle.....	97
Conclusion partielle.....	99
TROISIÈME PARTIE : RÉSULTATS ET DISCUSSION.....	100
Chapitre 5 : Evolution spatio-temporelle de l'évapotranspiration réelle	101
5.1. Evolution des variables climatiques	102
5.1.1. Pluviométrie	102
5.1.2. Température de l'air	103
5.1.3. Vitesse du vent	103
5.2. Occupation et utilisation du sol	104
5.3. Evolution spatio-temporelle des paramètres de surface	106
5.3.1. Albedo de surface.....	106
5.3.2. Indice de végétation par différence normalisé	107
5.3.3. Température de surface	111

5.4. Relation entre les variables géophysiques	114
5.5. Analyse des flux d'énergie	116
5.5.1. Rayonnement net.....	116
5.5.2. Flux de chaleur du sol	117
5.5.3. Flux de chaleur sensible et latente.....	118
5.5.4. Fraction d'évaporation	119
5.6. Analyse de l'évapotranspiration réelle	120
5.6.1. Carte de l'évapotranspiration réelle	120
5.6.2. Distribution spatiale de l'évapotranspiration pour différents types de couverture du sol	123
5.6.3. Evapotranspiration sur le périmètre rizicole irrigué.....	124
5.7. Analyse de la performance de SEBAL.....	125
5.8. Discussion.....	127
Conclusion partielle.....	133
Chapitre 6 : Caractéristiques du bilan hydrique du sol de la zone de culture du riz irrigué	135
6.1. Analyse des données granulométriques.....	133
6.2. Infiltration et percolation	133
6.3. Paramètres hydrodynamiques.....	135
6.4. Analyse des termes du bilan hydrique	136
6.4.1. Pluies enregistrées et pluie efficace.....	136
6.4.2. Besoins en eau du riz.....	136
6.4.3. Besoins en eau d'irrigation.....	137
6.4.4. Eau d'irrigation appliquée	138
6.4.5. Analyse du déficit hydrique	139
6.5. Bilan hydrique	142
6.6. Relation eau d'irrigation appliquée – approvisionnement total en eau	143

6.7. Discussion.....	144
.Conclusion partielle	147
Chapitre 7 : Performance du système d'irrigation du périmètre	149
7.1. Analyse de la performance hydraulique et technique.....	152
7.1.1. Efficience de transport et pertes d'eau dans le canal.....	152
7.1.2. Efficience d'application et pertes d'eau à la parcelle.....	152
7.1.3. Efficience de l'irrigation	153
7.1.4. Approvisionnement relatif en eau	153
7.2. Analyse de la performance agronomique	155
7.2.1. Production et rendements du riz.....	155
7.2.2. Productivité de l'eau.....	155
7.3. Discussion.....	156
.Conclusion partielle	161
Chapitre 8 : Modèle de simulation de l'efficience d'irrigation	162
8.1. Indices de végétation	163
8.2. Analyse des variables d'entrée du modèle	164
8.2.1. Corrélation de Pearson	164
8.2.1.1. Relation entre besoins en eau d'irrigation et les conditions climatiques, pédologiques et culturales	164
8.2.1.2. Relation entre besoin en eau d'irrigation et indices de végétation.....	165
8.2.2. Facteur d'inflation de la variance	166
8.3. Architecture des modèles proposés	168
8.4. Efficacité d'apprentissage des modèles	169
8.4.1. Comparaison des modèles	170
8.4.1.1. Apprentissage du réseau	170
8.4.1.2. Test des modèles	173
8.5. Discussion.....	175

Conclusion partielle.....	177
CONCLUSION.....	178
RÉFÉRENCES.....	183
PUBLICATIONS	
RESUME	

DEDICACE

*Ce présent mémoire est dédié à ma famille qui m'a doté d'une éducation
digne, particulièrement à :*

*Ma mère **DJE Akissi Cécile** et mon père Feu **KRA Yao Léandre**,*

*Mes frères **KRA Elphège Yao** et **KRA Guilaine Audrey Léandre**,*

*Mon oncle **KRA Vital**.*

À tous ceux que j'aime...

REMERCIEMENTS

Cette étude a été réalisée dans le cadre d'une collaboration entre le Laboratoire des Sciences et Technologies de l'Environnement (LSTE) de l'Université Jean Lorougnon Guédé (UJLoG) (Daloa – Côte d'Ivoire) et le Laboratoire de l'Unité Pédagogique Génie Rurale et Equipement Agricole (UP GREA) de l'Institut National Polytechnique Félix Houphouët Boigny (INP-HP) (Yamoussoukro – Côte d'Ivoire). Par ces mots qui marquent ainsi la fin de cette aventure, je tiens à rendre un vibrant hommage à toutes les personnes qui ont contribué d'une manière ou d'une autre au succès de ce présent manuscrit. Cependant, je voudrais m'excuser en cas d'omission de noms de certaines personnes qui m'ont également soutenu de près ou de loin pendant ce labeur. Qu'elles trouvent l'expression de ma profonde gratitude.

Je tiens ainsi à remercier les autorités des institutions universitaires qui m'ont accueilli et soutenu lors de la réalisation de cette étude.

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

Je remercie également le Professeur SORO Dogniméton, Vice-président de l'Université Jean Lorougnon Guédé (UJLoG), chargé de la pédagogie, de la recherche, de la vie universitaire et de l'innovation technologique pour avoir coordonné la mise en place de la formation doctorale.

J'exprime mes sincères remerciements au Professeur KONE Issiaka, Vice-président de l'Université Jean Lorougnon Guédé (UJLoG), chargé de la planification, de la programmation et des relations extérieures.

J'exprime ma profonde gratitude au Professeur KOUASSI Kouakou Lazare, Directeur de l'Unité de Formation et de Recherche (UFR) Environnement de l'UJLoG, pour son engagement dans le travail, ses conseils avisés et surtout pour m'avoir accepté au sein de l'UFR qu'il dirige. Merci d'avoir facilité l'accès à des documents administratifs quand le besoin s'y est fait ressenti.

Au Directeur du Laboratoire des Sciences et Technologies de l'Environnement (LSTE) de l'UFR Environnement, Professeur DIBI Brou, je voudrais témoigner ma gratitude pour m'avoir facilité l'accès à son laboratoire pour la réalisation de mes travaux de recherche. Merci cher Maître.

Ensuite, je voudrais exprimer ma reconnaissance et ma profonde gratitude aux autorités de l'Institut National Polytechnique Félix HOUPHOUËT-BOIGNY (INP-HP) avec à sa tête son Directeur Général, le Docteur DIABY Moussa Abdoul Kader, pour le cadre dans lequel j'ai mené toutes ces années de recherche.

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, ainsi que pour m'avoir permis d'utiliser pleinement toutes les ressources de son département.

Je remercie spécialement tout le personnel du Programme d'Appui Stratégique à la Recherche Scientifique (PASRES) avec à leur 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 ces travaux de thèse.

Ce travail n'aurait probablement jamais vu le jour sans l'aide précieuse et l'encadrement de Monsieur KONAN-WAIDHET Arthur Brice, Professeur Titulaire, Vice-Directeur de l'Institut du bois, Responsable du Conseil Pédagogique de l'UFR Environnement et Co-directeur de cette thèse. Merci cher Professeur d'avoir accepté de diriger ces travaux de recherche et m'avoir donné cette chance de travailler et d'apprendre à vos côtés. Je vous remercie pour vos conseils et votre soutien infailible et votre disponibilité qui ont fait de moi la personne que je suis devenue et surtout merci pour la confiance que vous avez placée en moi.

Je voudrais témoigner ma gratitude à Monsieur ASSIDJO Nogbou Emmanuel, Professeur Titulaire et Co-directeur de cette thèse. Merci, Professeur, d'avoir accepté d'encadrer ces travaux de thèse et de m'avoir conseillé. Sur le plan scientifique, votre expérience et vos conseils avisés m'ont été d'une grande utilité.

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 DIBI Brou, Professeur Titulaire, Président du Jury ;
- Monsieur N'DA Dibi Hyppolite, Maître de Conférences, Rapporteur ;
- Monsieur KOUASSI Amani Michel, Professeur Titulaire, Examineur ;
- Madame YAO Affoué Berthe Epouse TOURE, Maître de Conférences, Examineur.

Je voudrais aussi remercier particulièrement le Docteur ADAÏ Botto Moïse, Enseignant-chercheur à l'Unité Pédagogique Génie Rural et Équipements Agricoles (UP GREA), pour son

soutien, ses conseils et la disponibilité dont il a fait preuve lors de la réalisation de ce travail. Je lui suis infiniment reconnaissant de m'avoir adopté comme fils. Vous m'avez appris beaucoup de choses en si peu de temps que j'ai passé à vos côtés et je souhaiterais continuer à apprendre à vos côtés. Vous m'avez montré le sens du partage et de la générosité dans le travail. Je me souviens des voyages d'étude à l'intérieur du pays dont vous aviez pris soin de prendre en charge les frais afférents pour l'aboutissement de ce présent travail. Je n'oublierai jamais cela et je tâcherai de suivre cet exemple pour l'avancement de la recherche. Je vous suis également reconnaissant car vous m'avez inculqué le goût du travail bien fait. Trouvez en ces quelques lignes, l'immense estime que j'ai de votre personnalité. Encore merci cher Maître !

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 su partager avec nous, leurs étudiants, leurs savoirs et leurs compétences. C'est notamment, les Docteurs KOUADIO Zilé Alex, SORO Tanina Drissa, KOUASSI Kouakou Hervé, ANOH Kouao, BROU Loukou Alexis, MANGOUA Oi Mangoua Jules et EBLIN Georges.

J'adresse ma profonde gratitude au personnel de l'ex DFR GRSG de l'INP-HB, aujourd'hui Unité Pédagogique Génie Rural et Équipements Agricoles (UP GREA). Je remercie en l'occurrence Monsieur YESSOH M'Boua Jean Marie, Maître-Assistant, qui m'a toujours apporté ses conseils scientifiques et humains avisés, depuis mes années de Master, pour sa grande humilité et sa simplicité. 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.

A travers ces mots, je voudrais remercier tous mes aînés du Laboratoire des Sciences et Technologies de l'Environnement (LSTE) : Dr N'GUESSAN Konan Jean-Yves, Dr KOFFI Bérenger, Dr KOKOBOU Kouassi Hervé Jacques Joël, Dr KOUAME Kouadio Jean Olivier, Dr OUATTARA Gningnéri Souleymane, Dr TOURE Fanraban Fabrice, Dr OUEDE Gla Blaise, Dr KOUASSI Kouassi Jean Michel, pour leur sympathie et leur contribution à la réalisation de ce travail.

Je remercie grandement mon confrère de l'UP GREA, Monsieur KONE Doyéré Joël, Doctorant, avec qui j'ai passé toutes ces années de recherche pour tout le soutien qu'il a pu me procurer. Également, un merci à Mademoiselle KOUASSI Barbara Sidoine Abonouah, doctorante au LSTE, pour son soutien indéfectible. Aux autres étudiants du parcours Génie de l'eau et de l'environnement, merci pour votre soutien et vos différentes prières.

Mes sorties sur le terrain m'ont permis de prendre conscience de la difficulté d'obtenir des données. Il s'agit nécessairement d'un travail d'équipe qui n'aurait pas été possible sans la collaboration de plusieurs personnes. Merci à tous ceux qui ont contribué à la réussite de ces différentes campagnes de terrain pour l'acquisition des données, notamment Monsieur KOUADIO Adolphe, Monsieur KOUAME Bernard et Monsieur KOIGNI Kan Mathieu.

Enfin, je voudrais exprimer ma gratitude à toute ma famille. Je suis reconnaissant pour tout le soutien moral, financier et même spirituel que vous m'avez apporté pendant ce labeur. Je remercie particulièrement ma mère DJE Akissi Cécile et mon défunt père Feu KRA Yao Léandre. Sachez que vos efforts, vos prières et vos sacrifices pour moi n'ont pas été vains ! Que Dieu, lui-même, se souvienne de tout cela. Je remercie grandement mon oncle KRA Vital, qui m'a toujours soutenu et encouragé pendant toutes ces années d'études. Sache que tes conseils m'ont été d'un soutien inoubliable. Grand merci à mes frères KRA Elphège Yao et KRA Guilaine Audrey Léandre, pour votre encouragement permanent et soutien indéfectible ; cela m'a été d'une très grande utilité.

À mes amis, tout particulièrement YAO Kouakou Pérès, SAÏ Singo Fulgence, Dr COFFI Grâce Manuella, KONATE Blanchard et tous les autres pour tout le soutien.

LISTE DES SIGLES, ACRONYMES ET ABREVIATIONS

2PAI-Bélier	: Projet de Pôle Agro-Industriel dans la Région du Bélier
ADERIZ	: Agence pour le Développement de la Filière Riz
ANN	: Artificial Neural Network
APRAO	: Amélioration de la Production de Riz en Afrique de l'Ouest
ARE	: Approvisionnement Relatif en Eau
ATE	: Approvisionnement Totale en Eau
BNETD	: Bureau National d'Etudes Techniques et de Développement
CCT	: Centre Canadien de Télédétection
CMOS	: Complementary Metal-Oxide Semiconductor
CNN	: Convolutional Neural Network
CU	: Coefficient d'Uniformité
CV	: Coefficient de Variation
DL	: Deep Learning
DN	: Digital Number
DNN	: Deep Neural Network
DOY	: Day Of Year
EA	: Erreur Absolue
EAE	: Efficience d'Application de l'Eau
ED	: Eau disponible
EI	: Efficience d'Irrigation
ENVI	: ENvironment for Visualizing Images
ER	: Erreur Relative
ES	: Efficience de Stockage
ET	: Efficience du Transport
ETM	: Evapotranspiration Maximale
ETP	: Evapotranspiration Potentielle

ETR	: Evapotranspiration Réelle
EUE	: Efficience de l'utilisation de l'Eau
ExGR	: Excess Green minus Excess Red
FAO	: Food and Agriculture Organization
GAN	: Generative Adversarial Networks
GBDI	: Green Blue Difference Index
GCC	: Green Chromatic Coordinate
GIEC	: Groupe d'Experts Intergouvernemental sur l'Evolution du Climat
GLONASS	: GLObal Navigation Satellite System
GPS	: Global Positioning System
GRASS	: Geographic Resources Analysis Support System
IA	: Intelligence Artificielle
IIMI	: Institut International de Management de l'Irrigation
INP-HB	: Institut National Polytechnique Félix HOUPHOUËT-BOIGNY
INS	: Institut National de la Statistique
IV	: Indices de Végétation
LSTM	: Long Short Term-Memory
MAE	: Mean Absolute Error
MAPE	: Mean Absolute Percent Error
METRIC	: Mapping Evapotranspiration at high Resolution with Internalized Calibration
MINAGRA	: Ministère de l'Agriculture et des Ressources Animales
ML	: Machine Learning
MNT	: Modèle Numérique de Terrain
MO	: Matière Organique
MODIS	: Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer
MSE	: Mean Square Error
NDI	: Normalized Difference Index

NDVI	: Normalized Difference Vegetation Index
NGBDI	: Normalized Green-Blue Difference Index
OLI/TIRS	: Operational Land Imager – Thermal Infrared Sensor
ONDR	: Office National de Développement de la Riziculture
PE	: Productivité de l'Eau
PIR	: Proche Infrarouge
PIV	: Périmètre Irrigué Villageois
PMI-BF	: Projet de Management de l'Irrigation au Burkina-Faso
PP	: Pertes par Percolation
RAW	: Readly Available Water
REW	: Readly Evaporable Water
RMSE	: Root Mean Square Error
RNN	: Recurrent Neuronal Network
ROI	: Region Of Interest
SEBAL	: Surface Energy Balance Algorithm for Land
SEBS	: Surface Energy Balance System
SIG	: Système d'Information Géographique
SODEXAM	: Société d'Exploitation et de Développement Aéroportuaire et Maritime
SPAW	: Soil Plant Air Water
SPID	: Système de Production Intégrée et Durable
SRTM	: Shuttle Radar Topography Mission
TAW	: Total Available Water
TEW	: Total Evaporable Water
TMOY	: Température MOYenne
TSEB	: Two-Source Energy Balance
UAV	: Unmanned Aerial Vehicle
UJLoG	: Université Jean Lorougnon Guédé

USDA-SCS	: United States Département of Agriculture – Soil Conservation Service
USGS	: United States Geological Survey
UTM	: Universal Transverse Mercator
VARI	: Visible Atmospherically Resistant Index
VIF	: Variance Inflation Factor
WGS	: World Geodesic System
WI	: Woebbecke index

LISTE DES TABLEAUX

Tableau I : Evolution démographique de la population du département de Yamoussoukro ..	17
Tableau II : Technologies de la géomatique utilisées en agriculture de précision	34
Tableau III : Analogie entre les neurones biologiques et artificiels.....	43
Tableau IV : Variables météorologiques et climatiques utilisées.....	49
Tableau V : Caractéristiques hydrodynamiques du sol pour différentes textures	50
Tableau VI : Principales caractéristiques des images satellitaires Landsat OLI/TIRS.....	51
Tableau VII : Les images aériennes disponibles et leur résolution	52
Tableau VIII : Spécifications des images drone.....	52
Tableau IX : Caractéristiques de base du drone DJI Mavic Pro Platinum et de sa caméra	55
Tableau X : Principaux logiciels utilisés dans le cadre de cette étude.....	57
Tableau XI : Intervalle de variation du coefficient de Kappa et de l'interprétation associé ...	64
Tableau XII : Critères de performance de la métrique RSR.....	71
Tableau XIII : Valeurs et paramètres utilisés dans le bilan hydrique du sol.....	80
Tableau XIV : Liste des indices de végétation utilisés dans cette étude	91
Tableau XV : Critères d'interprétation du facteur d'inflation de la variance.....	93
Tableau XVI : Interprétation des valeurs du coefficient de détermination.....	98
Tableau XVII : Interprétation des valeurs de MAPE	98
Tableau XVIII : Interprétation des valeurs du coefficient de détermination R^2	98
Tableau XIX : Différents types de couverture et quantification des unités d'occupation du sol dans la zone d'étude	105
Tableau XX : Matrice de confusion de la classification	105
Tableau XXI : NDVI moyen par classe d'état de surface dérivé des mesures spectrales.....	108
Tableau XXII : Matrice de corrélation entre les variables géophysique	115
Tableau XXIII : Coefficients de corrélation, pentes et ordonnées à l'origine des relations linéaires entre les variables géophysiques.....	116
Tableau XXIV : Quelques paramètres statistiques de la variation spatiale de l'évapotranspiration réelle moyenne dans la zone d'étude.....	123
Tableau XXV : Distribution spatiale de l'évapotranspiration réelle suivant le type de couverture de terre.....	124
Tableau XXVI : Evapotranspiration réelle du riz irrigué dans la zone de l'aménagement hydro-agricole de Zatta	125

Tableau XXVII : Valeurs statistiques de la comparaison entre l'évapotranspiration selon le modèle SEBAL et la méthode FAO	126
Tableau XXVIII : Caractéristiques physiques des sols du périmètre rizicole.....	133
Tableau XXIX : Variations du taux d'infiltration sur le périmètre rizicole	134
Tableau XXX : Paramètres de sol utilisés dans le modèle du bilan hydrique	135
Tableau XXXI : Pluies enregistrées et pluies efficaces sur le périmètre de Zatta au cours de la campagne rizicole 2019 – 2020	136
Tableau XXXII : Précipitations effectives, évapotranspiration de la culture de riz et besoins en eau d'irrigation pendant la saison de croissance de 2019 à 2020	138
Tableau XXXIII : Volumes d'eau appliqués par irrigation sur chaque parcelle au cours du cycle de développement du riz	139
Tableau XXXIV : Termes du bilan hydrique avec discrimination des apports et utilisation en eau en riziculture irriguée	143
Tableau XXXV : Relation eau d'irrigation appliqué - approvisionnement total en eau	144
Tableau XXXVI : Efficience de transport et pertes d'eau calculées sur le réseau d'irrigation	152
Tableau XXXVII : Efficacités d'application par parcelle étudiée et sur l'ensemble du périmètre de Zatta.....	153
Tableau XXXVIII : Valeurs d'approvisionnement relatif calculé par parcelle étudié et sur l'ensemble du périmètre	154
Tableau XXXIX : Rendements du riz pour chaque parcelle étudiée au cours de la campagne 2019 – 2020.....	155
Tableau XL : Productivités de l'eau déterminées sur le périmètre de Zatta.....	155
Tableau XLI : Caractéristiques statistiques des indices de végétation.....	163
Tableau XLII : Corrélations entre besoin en eau d'irrigation et indices de végétation pendant le cycle de développement.....	166
Tableau XLIII : Résultats de l'analyse des coefficients de régression multiple.....	167
Tableau XLIV : Résumé statistique du modèle de régression multiple	168
Tableau XLV : Architecture des modèles de machine learning proposés	169
Tableau XLVI : Métriques statistiques des modèles pendant la phase d'apprentissage.....	171
Tableau XLVII : Métriques statistiques des modèles pendant la phase de prédiction.....	173

LISTE DES FIGURES

Figure 1 : Situation géographique de la zone d'étude 9

Figure 2 : Réseau hydrographique du département de Yamoussoukro..... 10

Figure 3 : Carte des altitudes du département de Yamoussoukro 11

Figure 4 : Diagramme ombrothermique à la station de Yamoussoukro de 2009 à 2021 12

Figure 5 : Variations de l'humidité relative moyenne mensuelle dans le département de Yamoussoukro de 2009 à 2021 13

Figure 6 : Variations de la vitesse moyenne mensuelle du vent dans le département de Yamoussoukro de 2009 à 2021 14

Figure 7 : Variation de l'évapotranspiration potentielle moyenne mensuelle et de l'insolation de la station de Yamoussoukro de 2019 à 2021 14

Figure 8 : Formations géologiques de la zone d'étude 16

Figure 9 : Principales cultures de la zone d'étude 18

Figure 10 : Illustration des différentes composantes du transport de l'eau 27

Figure 11 : Interaction du rayonnement électromagnétique avec la surface terrestre..... 37

Figure 12 : Domaines de recherche de l'intelligence artificielle 39

Figure 13 : Approche du machine learning 41

Figure 14 : Un exemple d'architecture d'un réseau de neurones artificiel..... 42

Figure 15 : Structure d'un réseau neuronal convolutif 45

Figure 16 : Architecture générale d'une cellule Long Short Term Memory 46

Figure 17 : Image Landsat de la scène 197-055 couvrant la zone d'étude 51

Figure 18 : Illustration de quelques outils techniques de collecte de données..... 54

Figure 19 : Matériel de laboratoire..... 56

Figure 20 : Organigramme du modèle SEBAL pour le calcul de l'évapotranspiration réelle 61

Figure 21 : Illustration des composantes du bilan hydrique à l'échelle d'un végétal 74

Figure 22 : Etapes principales d'un modèle de Deep Learning 88

Figure 23 : Parcelles expérimentales avec les régions d'intérêt pour extraction d'indices de végétation 90

Figure 24 : Spectre d'interprétation du coefficient de corrélation..... 93

Figure 25 : Modèle conceptuel de la prédiction des besoins en eau d'irrigation..... 95

Figure 26 : Série journalière de la pluviométrie mesurée à la station météorologique de la SODEXAM de 2019 à 2020..... 102

Figure 27 : Séries journalières des températures maximales, minimales et moyennes mesurées à la station météorologique de la SODEXAM de 2019 à 2020 de Yamoussoukro	103
Figure 28 : Série journalière de la vitesse du vent à la station météorologique de la SODEXAM de 2019 à 2020 de Yamoussoukro.....	104
Figure 29 : Carte d'occupation et la couverture des sols de l'année 2019 dans la zone du périmètre rizicole de Zatta.....	104
Figure 30 : Diagramme des proportions de couverture et d'occupation du sol.....	106
Figure 31 : Evolution spatio-temporelle de l'albédo de décembre 2019 à février 2020	107
Figure 32 : Évolution spatio-temporelle de l'indice de végétation par différence normalisée de décembre 2019 à février 2020.....	109
Figure 33 : Courbe du NDVI selon le type de couverture de sol	111
Figure 34 : Evolution spatio-temporelle de la température de surface de décembre 2019 à février 2020.	113
Figure 35 : Relation entre les paramètres géophysiques estimés selon SEBAL.....	114
Figure 36 : Distribution spatiale du rayonnement net moyen à la surface de la terre de décembre 2019 à février 2020	117
Figure 37 : Distribution spatiale du flux de chaleur moyen dans le sol de décembre 2019 à février 2020	118
Figure 38 : Distribution spatiale des flux de chaleur sensible et latente moyen de décembre 2019 à février 2020	119
Figure 39 : Répartition spatiale de la fraction d'évaporation moyenne dans la zone d'étude de décembre 2019 à février 2020	120
Figure 40 : Distribution spatio-temporelle de l'évapotranspiration réelle journalière dans la zone d'étude de décembre 2019 à février 2020	121
Figure 41 : Distribution spatio-temporelle de l'évapotranspiration réelle journalière dans la zone d'étude de décembre 2019 à février 2020	122
Figure 42 : Histogramme de la distribution de l'évapotranspiration réelle dans la zone du périmètre rizicole irrigué de Zatta.....	124
Figure 43 : Comparaison entre l'évapotranspiration réelle de SEBAL obtenue pour les quatre images satellitaires et l'évapotranspiration de la culture du riz.....	126
Figure 44 : Courbes illustratives des vitesses d'infiltration sur le périmètre rizicole.....	135
Figure 45 : Evolution journalière de l'évapotranspiration du riz et de référence sur la période de croissance de 2019 à 2020	137

Figure 46 : Précipitations efficaces, évapotranspiration de la culture de riz et de référence pendant la saison de croissance de 2019 à 2020	138
Figure 47 : Evolution temporelle de l'épuisement de l'eau, de l'eau totale et facilement disponible dans la couche racinaire du riz irrigué simulée par le modèle pendant la saison de croissance	141
Figure 48 : Evolution décadaire de l'approvisionnement relatif en eau sur les parcelles pendant la saison de croissance du riz.....	154
Figure 49 : Variation moyenne des indices de végétation de 3 champs de riz pendant le cycle de développement	164
Figure 50 : Carte thermique de l'analyse de corrélation de Pearson	165
Figure 51 : Comparaison de différents modèles proposés	170
Figure 52 : Performance des modèles pendant la phase d'apprentissage du réseau.....	172
Figure 53 : Comparaison des besoins en eau prédits et observés des différents modèles.....	174
Figure 54 : Représentation graphique des besoins en eau d'irrigation prédits et observés du modèle le plus performant.....	175

INTRODUCTION

De tous les temps, l'eau a été reconnue comme le principal moteur de la production agricole, car elle est indispensable à toute vie sur terre, mais également à tout système agricole qui détient 70 % de la consommation moyenne en eau dans le monde (Kambou *et al.*, 2014). C'est pour cette raison que l'homme se donne tous les moyens de réadapter ses comportements selon la disponibilité de cette ressource. Malgré l'importance de cette ressource, seule 2,5 % représente l'eau douce ; le reste se trouve dans les océans et mers du globe (Kouadio, 2022).

Selon les projections, il est admis que cette ressource précieuse, convoitée et inégalement répartie viendrait à se raréfier dans beaucoup de régions du fait de plusieurs facteurs, notamment la demande en eau pour satisfaire les besoins anthropiques (Prakash Khedun *et al.*, 2014). Parmi ces besoins, on ne peut exclure ceux liés à la pratique de l'agriculture qui est un secteur le plus gros consommateur d'eau. Elle consomme 70 % de l'eau prélevée, contre seulement 19 % pour l'industrie et 11 % pour l'usage municipal (Bastiaanssen *et al.*, 2000 ; Prakash Khedun *et al.*, 2014). De plus, il n'en demeure pas moins de la variabilité et du changement climatique qui n'ont fait qu'exacerber les différends actuels sur la question de l'eau et principalement l'eau agricole. Les changements climatiques rendent l'approvisionnement en eau de plus en plus incertain, remettant au premier plan la problématique de l'eau pour l'agriculture parmi les priorités définies par les acteurs de développement (Troy, 2012). En effet, selon le Groupe Intergouvernemental d'Experts sur le Climat (GIEC ou *Intergovernmental Panel on Climate Change – IPCC* en anglais), les changements climatiques sont le plus grand et peut-être le plus critique de tous les défis environnementaux auxquels font face les sociétés dans le siècle présent (GIEC, 2014 ; Hatfield & Dold, 2019).

Aujourd'hui, la mobilisation durable de l'eau d'irrigation en particulier, constitue l'un des plus importants défis à relever par les acteurs de ce secteur. L'eau est ainsi devenue, au niveau mondial, un facteur limitant du développement et par conséquent, un enjeu au plan économique, social et politique.

Aujourd'hui, l'un des défis pour un pays qui aspire à l'émergence est d'adopter une agriculture de précision afin de lutter contre l'insécurité alimentaire, répondre aux besoins futurs des populations et préserver l'environnement. En effet, cette agriculture fait appel à des technologies comprenant des systèmes de contrôle détaillés et de surveillance des parcelles agricoles (Branson, 2011). Elle apparaît alors comme l'ensemble des techniques et pratiques permettant l'optimisation du rendement des cultures tout en préservant les ressources. Dès lors, l'amélioration de la production agricole passe nécessairement par l'utilisation rationnelle de la ressource en eau disponible.

Tout comme de nombreux pays africains, la Côte d'Ivoire connaît une forte croissance démographique. Celle-ci repose sur un taux d'accroissement annuel moyen élevé à 2,9 %, une forte immigration (22 % de la population totale) et un fort taux d'urbanisation de 52,5 % (INS, 2021). A l'échelle mondiale, le riz, en tant que troisième céréale produite après le blé et le maïs, est devenu dans ce pays, une denrée au centre de l'alimentation de la population ivoirienne surtout en zone urbaine, passant d'un aliment culturel de base à une alimentation quasi quotidienne (Kotchi *et al.*, 2018 ; ONDR, 2012). Il est en constante augmentation pour faire face à l'accroissement de la population mondiale et à celui de la consommation par tête qui est passée de 61,5 kg/an en 1961 à 85,9 kg/an en 2002 (Ngaresseum, 2010). En Côte d'Ivoire, cette consommation est estimée à 68,5 kg/an en 2009 (APRAO, 2013). Malheureusement, la production nationale peine à couvrir les besoins de consommation de la population. Ce qui oblige l'État à recourir à des importations massives de riz blanchi qui se chiffraient à 1 562 897 millions de tonnes en 2022 (ADERIZ, 2023) pour combler ce déficit. Pourtant, le pays dispose de nombreuses potentialités naturelles pouvant favoriser une production de riz locale suffisamment en mesure de couvrir la consommation nationale.

Au regard de ces constats et afin d'éviter au pays tout risque d'insécurité alimentaire et de réduire sa dépendance vis-à-vis de l'extérieur, l'État de Côte d'Ivoire a entrepris de diversifier ses productions agricoles. Longtemps réduites au binôme café-cacao, celles-ci incluent désormais la production massive de riz irrigué à l'échelle nationale soutenue par le développement des capacités et techniques d'irrigation. Ainsi, avec l'appui de partenaires internationaux, des périmètres hydro-agricoles ont été aménagés partout en Côte d'Ivoire pour promouvoir une production rizicole destinée au marché local (Kotchi *et al.*, 2018). Il s'agit notamment, des aménagements hydro-agricoles du département de Yamoussoukro.

Ce département dispose en effet, de huit (8) périmètres périurbains assortis de barrages hydroagricoles. Ceux-ci sont équipés d'infrastructures hydrauliques et d'irrigation servant à la riziculture. Malheureusement, ces exploitations agricoles sont mal gérées avec d'énormes pertes d'eau (N'Guessan *et al.*, 2019) et les eaux de ces retenues sont non seulement sujettes à des perturbations climatiques, mais aussi à des prélèvements d'eau extérieurs au périmètre bien que minimes.

Or l'agriculture irriguée apparaît comme l'option privilégiée de l'Etat de Côte d'Ivoire dans sa politique d'autosuffisance et de sécurité alimentaire afin de permettre à toute personne, un accès à une alimentation suffisante en qualité et en quantité.

Devant cet état de fait, il convient donc de déployer des efforts considérables dans la gestion de l'eau et principalement, l'eau d'irrigation. Cela implique d'encourager des pratiques agricoles durables, d'améliorer les moyens d'existence et les capacités des paysans, de permettre un accès aux nouvelles technologies agricoles et aussi de viser les perspectives d'amélioration du rendement des cultures.

Durant ces dernières années, l'Afrique a connu une grande expansion de recherche scientifique sur la gestion de l'eau dans le but de relever les défis liés à l'eau, diminuer les disparités de production et garantir une riziculture durable (Dossou-Yovo *et al.*, 2022). L'on note notamment les travaux de Dembélé *et al.* (2001), Filali (2004), Hanafi (2011), Kambou *et al.* (2014), Bhourri *et al.* (2015), Tazekrit *et al.* (2017), Bakache (2017) et Abdelkader & Abdelhamid (2018). Ces recherches ont été réalisées afin d'analyser la performance des systèmes d'irrigation mais aussi des périmètres irrigués. Pour la plupart, ces travaux ont montré que les périmètres rizicoles sont peu performants au regard de la mauvaise gestion, de la faible maîtrise du pilotage de l'irrigation et de l'insuffisance organisationnelle et technique des producteurs (Filali, 2004 ; Hanafi, 2011 ; Bhourri *et al.*, 2015 ; Tazekrit *et al.*, 2017).

Etant donné que la gestion de l'eau d'irrigation constitue un facteur conditionnant une agriculture durable et de façon spécifique celui de la culture du riz, elle peut être appréhendée sous un autre aspect tel, une approche par l'utilisation des technologies agricoles et l'intelligence artificielle. En effet, l'intelligence artificielle (IA) est un concept défini tel que les machines sont capables d'effectuer des tâches d'une manière présumée intelligente. Vargas *et al.* (2017) rapportent qu'il s'agit d'une approche efficace de l'apprentissage et du raisonnement humain qui repose sur l'exploration de données massives. Ainsi, cette approche de l'intelligence artificielle à la gestion de l'eau agricole est à notre connaissance la toute première dans le département de Yamoussoukro. Elle permettra d'élaborer des outils fiables qui aideront les acteurs de ce domaine à des prises de décision d'où l'intérêt de cette thèse portant sur le thème : « ***Contribution de l'intelligence artificielle combinée aux données d'observation de la terre à l'étude de l'efficience de l'irrigation : cas du périmètre rizicole irrigué de Zatta dans le département de Yamoussoukro, au Centre de la Côte d'Ivoire*** »

Il est donc question, dans ce travail, de savoir comment l'intelligence artificielle peut être utilisée pour l'optimisation de l'utilisation des ressources en eau dans l'irrigation rizicole pour une gestion plus durable ? Plus particulièrement, comment estimer spatialement l'évapotranspiration réelle d'une culture par télédétection ? Comment caractériser l'état hydrique d'une culture pour une irrigation de précision ? Comment évaluer les performances

hydrauliques, techniques et agronomiques d'un système d'irrigation ? Quelle est la capacité d'un modèle mathématique à simuler l'efficacité de l'irrigation ?

De ces questions de recherche, il ressort cette hypothèse principale selon laquelle l'évapotranspiration en tant que composante majeure du bilan hydrique et les technologies agricoles sont un moyen d'aide aux acteurs du secteur de l'eau à la prise de décision. Les hypothèses spécifiques qui en découlent sont les suivantes :

- **Hypothèse 1 :** La télédétection est un outil permettant d'estimer l'évapotranspiration réelle à partir des images satellitaires ;
- **Hypothèse 2 :** L'état hydrique d'une culture peut être apprécié par un bilan hydrique de la zone racinaire de la plante ;
- **Hypothèse 3 :** Les indicateurs de performance permettent d'évaluer l'efficacité hydraulique, technique et agronomique d'une exploitation agricole ;
- **Hypothèse 4 :** Il existe un modèle mathématique capable de modéliser et simuler l'efficacité de l'irrigation.

La présente recherche a pour objectif principal d'optimiser la gestion de l'eau en irrigation rizicole à partir d'une simulation de l'efficacité d'irrigation assistée par l'intelligence artificielle.

Plus spécifiquement, il s'agit de :

1. cartographier spatialement l'évapotranspiration réelle par télédétection ;
2. caractériser l'état hydrique du riz par détermination du bilan hydrique du sol de la zone de culture ;
3. analyser la performance hydraulique, technique et agronomique du système d'irrigation ;
4. élaborer un modèle de simulation de l'efficacité de l'irrigation sur le périmètre rizicole par l'intelligence artificielle.

Outre l'introduction, la conclusion et les références bibliographiques, cette thèse comporte trois (3) grandes parties qui sont subdivisées en huit (8) chapitres :

- la première partie présente les généralités sur la zone d'étude (chapitre 1). Elle fait l'état de l'art sur les concepts abordés dans cette étude (chapitre 2) ;
- la deuxième partie expose l'approche méthodologique d'acquisition des données, le matériel (chapitre 3) et les différentes méthodes utilisées dans le cadre de cette étude (chapitre 4) ;

- la troisième partie est consacrée à la présentation des principaux résultats et leur discussion (chapitres 5 à 8).

Ce mémoire se termine par une conclusion qui fait la synthèse des principaux résultats suivie des recommandations, des perspectives et des références bibliographiques.

PREMIÈRE PARTIE : GÉNÉRALITÉS

Chapitre 1 : Contexte environnemental de la zone du périmètre rizicole irrigué de Zatta

1.1. Situation géographique du périmètre rizicole de Zatta

La ville de Yamoussoukro est un district autonome situé au Centre de la Côte d'Ivoire dans la région du bélier et à 248 km d'Abidjan, entre les Longitudes 5°00' et 5°30' Ouest et les Latitudes 6°30' et 7°10' Nord. Elle a une superficie qui avoisine 3 500 km². Le village de Zatta fait partie intégrante de ce district et est situé en bordure de voie à douze (12) kilomètres sur l'axe principal Yamoussoukro – Bouaflé. Cette recherche se concentre sur le périmètre rizicole de Zatta, qui est délimitée par les coordonnées géographiques 5°20' et 5°25' de Longitude Ouest, 6°53' et 6°55' de Latitude Nord (Figure 1). Ce périmètre couvre une superficie d'environ 48 hectares et est alimenté en eau par le barrage hydroagricole de Zatta. Le barrage hydroagricole de Zatta a été réalisé en 1972 et est représentatif des petits barrages périurbains, facilement accessible à vocation agricole.

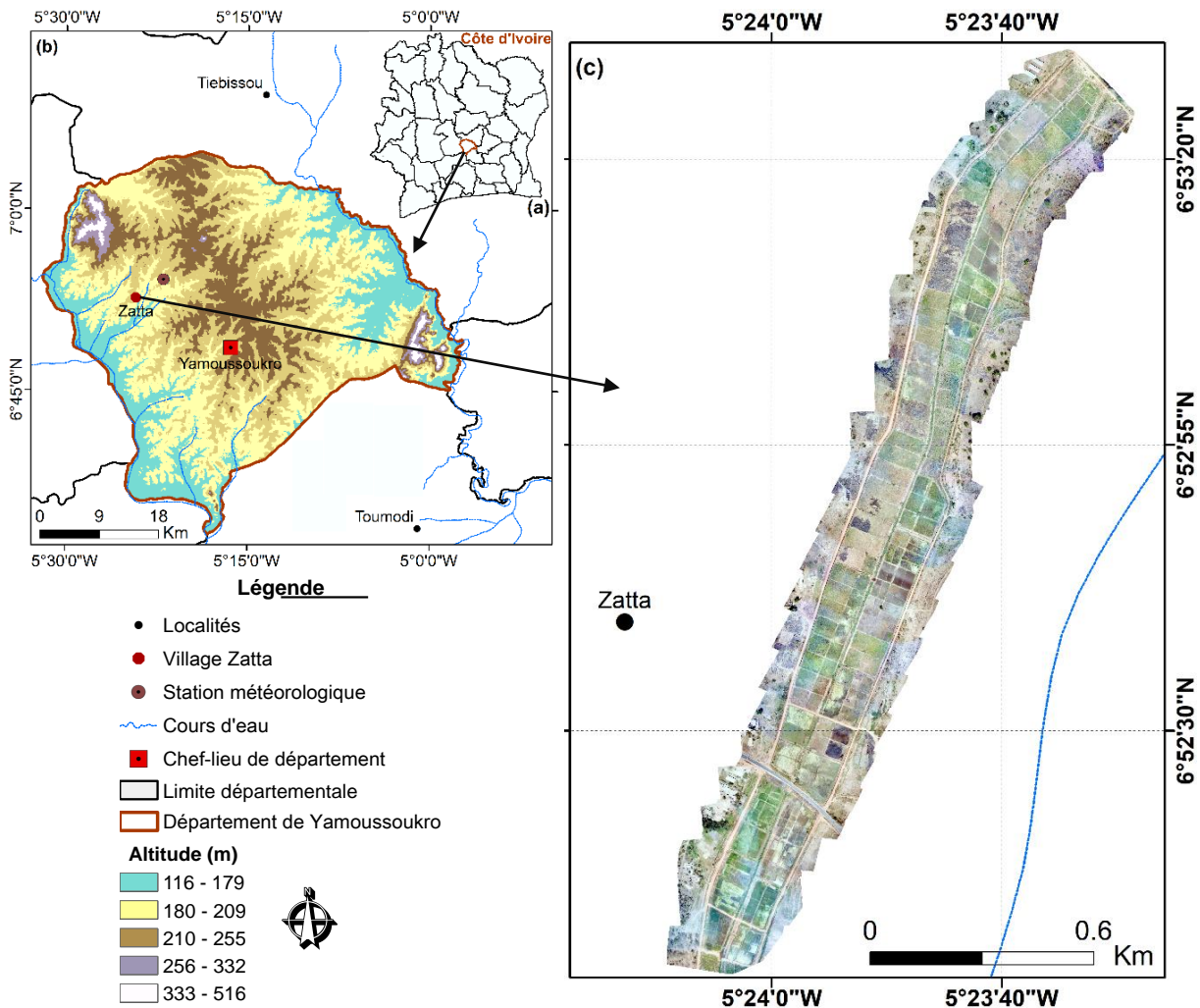


Figure 1 : Situation géographique de la zone d'étude

(a) Côte d'Ivoire (b) département de Yamoussoukro (c) périmètre rizicole de Zatta

1.2. Hydrographie

Le département de Yamoussoukro est caractérisé par un réseau hydrographique qui converge soit directement dans le fleuve Bandama, soit par l'intermédiaire d'affluents (MINAGRA, 1993) (Figure 2). Le régime hydrologique de ces cours d'eau est du type tropical humide (N'Guessan *et al.*, 2014) et fait transition entre le climat subtropical et le climat subéquatorial. Les cours d'eau les plus importants sont : le Kpoussouba, le Kloglo, le Tanoba, le Kan et le lac de Kossou construit sur le fleuve Bandama (Zogbo, 2018). Ils sont caractérisés par une forte variation annuelle du volume d'eau et alimentés par les eaux de ruissellement. La période de Janvier à Avril est marquée par un étiage avec des écoulements faibles. Quant à la période de crue, elle est bien entendu en phase avec la saison des pluies. L'ensemble de ce réseau hydrographique facilite la pratique des activités agricoles, ce qui a favorisé la création de plusieurs infrastructures économiques, à savoir les barrages hydro-agricoles pour le développement de l'irrigation.

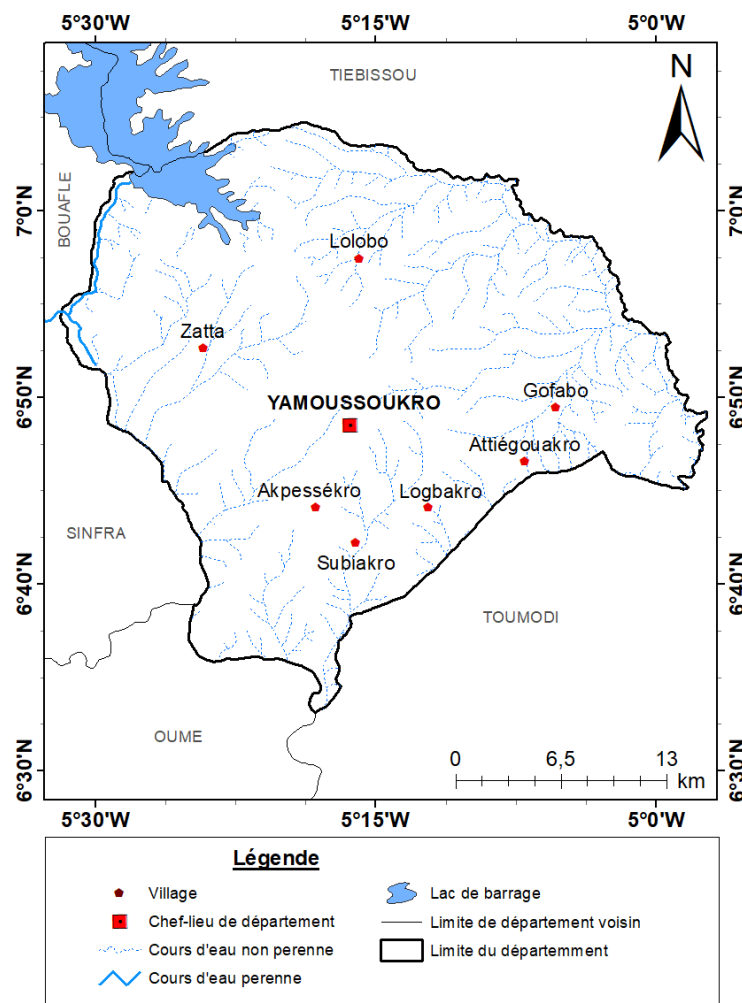


Figure 2 : Réseau hydrographique du département de Yamoussoukro

1.3. Relief

Le relief du département de Yamoussoukro est dans l'ensemble peu accidenté avec toutefois une légère inclinaison du Nord vers le Sud, et dont l'altitude moyenne est de 200 m (Zogbo, 2018). On distingue deux unités morphologiques, à savoir les plaines et les plateaux (Kouyaté, 2020). Toutefois, on trouve des zones au relief modéré avec divers vallons (altitudes variant de 201 à 248 m) entrecoupés de bas-fonds ou de plaines. Quelques collines et chaînes de montagnes de 300 à 500 m d'altitude y sont également rencontrées (Leblond, 1984). La zone présente des pentes moyennes modérées (inférieures à 3 %), ce qui facilite son urbanisation. Le périmètre de Zatta se situe à des altitudes qui varient entre 170 et 185 m (Figure 3).

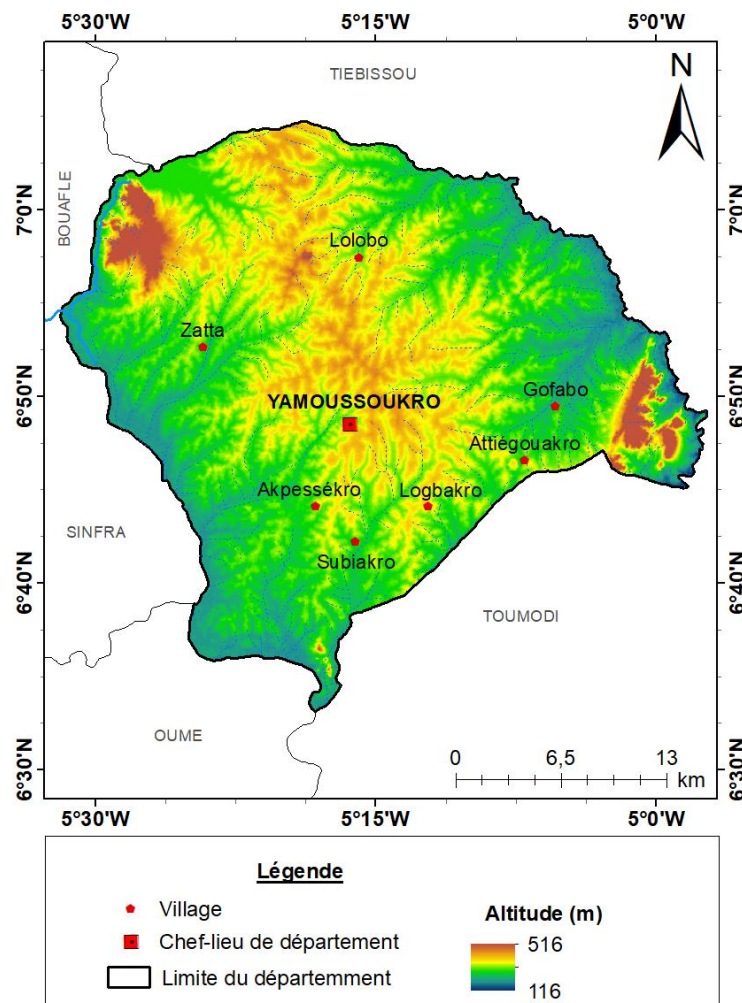


Figure 3 : Carte des altitudes du département de Yamoussoukro

1.4. Caractéristiques climatiques

1.4.1. Régime pluviométrique et température

Le département de Yamoussoukro est soumis à un climat équatorial de transition atténué « baouléen ». Il a un régime unimodal caractérisé par deux saisons dont une saison pluvieuse de mars à octobre et une saison sèche de novembre à février (Kouassi *et al.*, 2020) (Figure 4) avec une précipitation moyenne interannuelle de l'ordre de 1 180 mm sur la période 2009 – 2021. Le mois le moins pluvieux est Janvier avec une pluviométrie moyenne en dessous de 25 mm. Le mois de septembre est le plus humide avec une pluviométrie moyenne de 192 mm. Quant à la température moyenne mensuelle, elle est de 27 °C. Les valeurs moyennes mensuelles minimales et maximales de la température sont respectivement de 22,13 °C et 32,04 °C. La période la plus chaude de l'année à Yamoussoukro est le premier trimestre (janvier à mars) tandis que la période la moins chaude est le bimestre juillet-août. La figure 4 montre la variation des précipitations et des températures moyennes mensuelles dans le département de Yamoussoukro sur la période de 2009 à 2021.

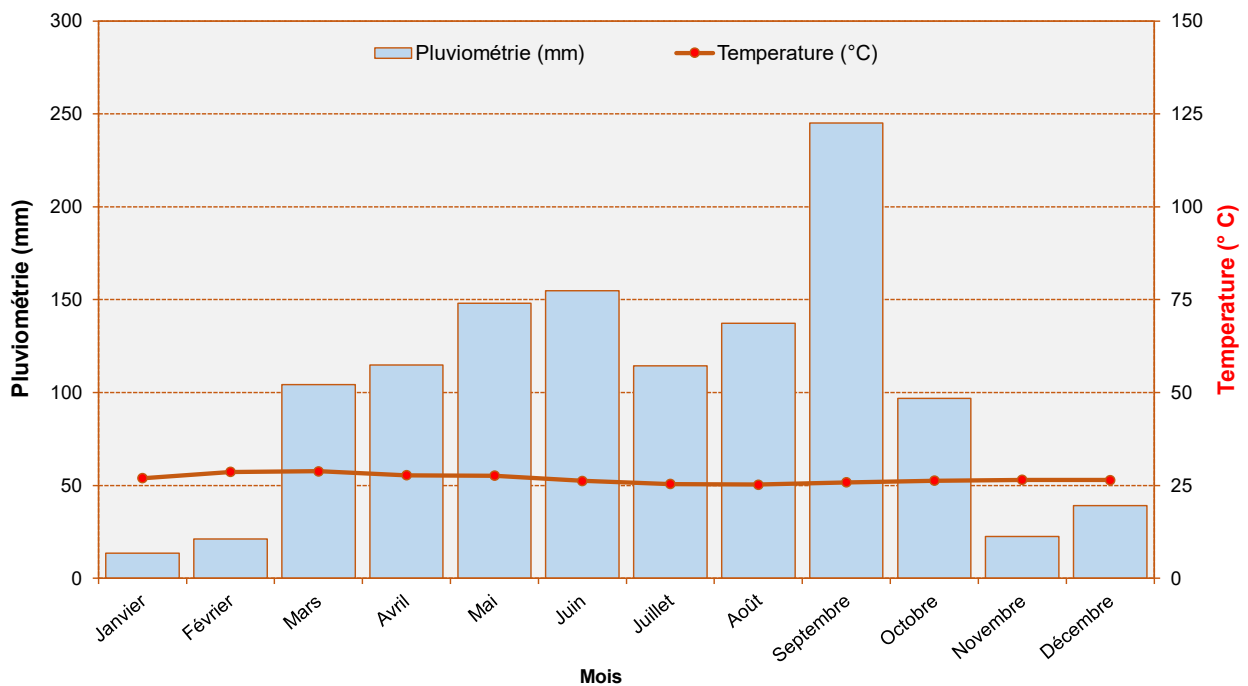


Figure 4 : Diagramme ombrothermique à la station de Yamoussoukro de 2009 à 2021

1.4.2. Humidité relative

L'humidité relative de l'air exprimée en pourcentage (%), représente le rapport de la quantité d'eau effectivement contenue dans l'air et la capacité d'absorption de l'eau à une température donnée. L'humidité relative est élevée dans le département de Yamoussoukro. Les valeurs

moyennes mensuelles varient entre 59 et 86 % avec des chutes en période d'harmattan (Figure 5). La plus faible valeur est enregistrée dans le mois de Février tandis que le maximum s'observe en Octobre. Pour tous les autres mois, l'humidité relative est supérieure à 60%. Par ailleurs, il faut noter que les périodes de forte humidité relative moyenne correspondent à la saison pluvieuse.

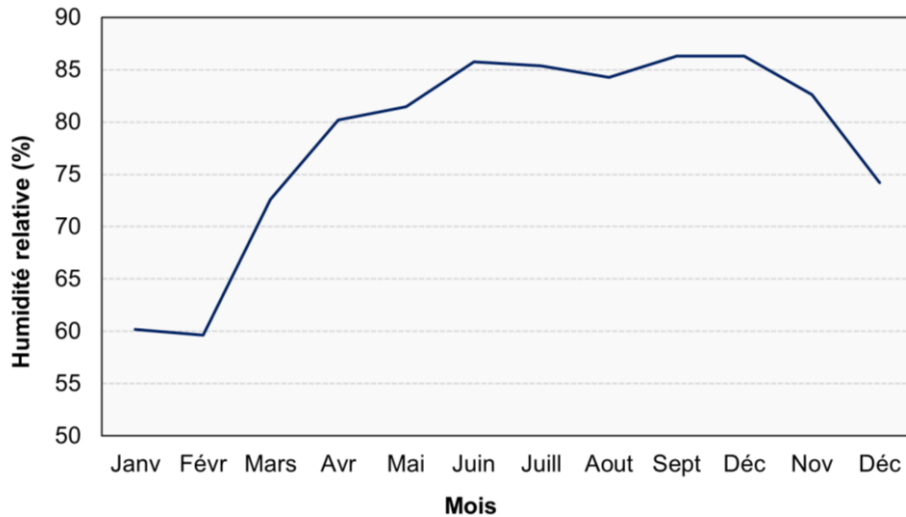


Figure 5 : Variations de l'humidité relative moyenne mensuelle dans le département de Yamoussoukro de 2009 à 2021

1.4.3. Vent

Les vents sont mesurés à 2 m du sol à l'aide d'un anémomètre. La vitesse journalière du vent est obtenue à partir de trois lectures (7h, 12h et 17h). La vitesse du vent varie mensuellement dans le département de Yamoussoukro entre 1,07 et 2,71 m/s (Figure 6). La vitesse du vent est relativement modérée et presque toujours constante toute l'année avec une valeur moyenne de 1,57 m/s. Les vents viennent de la direction Sud-Ouest pendant 10 mois (Février à Novembre) puis oscillent entre le Sud-ouest et le Nord-Est en décembre pour se stabiliser au Nord en janvier (Kouyaté, 2020). La vitesse moyenne mensuelle du vent varie de 1,63 m/s (Juin) à 2,09 m/s (Août). La direction prédominante du vent par temps normal est Sud-Ouest et Nord-Est.

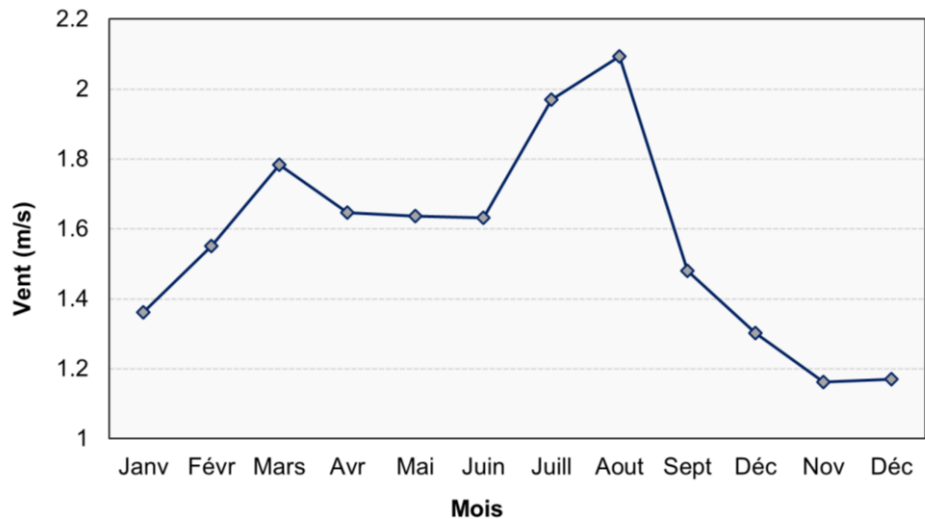


Figure 6 : Variations de la vitesse moyenne mensuelle du vent dans le département de Yamoussoukro de 2009 à 2021

1.4.4. Evapotranspiration potentielle et insolation

L'évapotranspiration potentielle (ETP) est déterminée à l'aide de la formule de Penman. Cette formule utilise les variables climatiques telles que les températures, l'insolation, la vitesse du vent et l'humidité relative. L'évapotranspiration potentielle journalière dans le département de Yamoussoukro varie entre 3 et 5 mm. Les valeurs maximales d'évapotranspiration potentielle sont observées dans les mois de Février, Mars et Avril. A l'inverse, les valeurs minimales se situent en Juillet et Août (Figure 7). Cela est lié à la présence quasi permanente des nuages qui atténuent l'ensoleillement. Le temps d'ensoleillement moyen par jour est compris entre 5 et 6 heures sur la chronologie 2019 – 2021. On note une longue durée d'ensoleillement au cours du mois de Février tandis que la valeur minimale de l'insolation se situe dans le mois d'août.

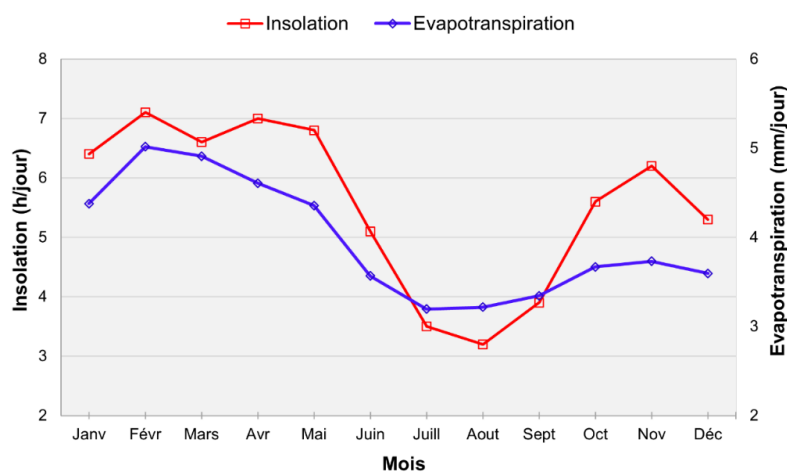


Figure 7 : Variation de l'évapotranspiration potentielle moyenne mensuelle et de l'insolation de la station de Yamoussoukro de 2019 à 2021

1.5. Végétation, géologie et pédologie

1.5.1. Végétation

La région présente une végétation caractéristique d'une zone de transition entre la forêt et la savane (N'Guessan *et al.*, 2014). Il appartient au domaine Guinéen et est dominé par la savane pré-forestière (zone de transition entre la forêt du Sud et la savane du Nord), parsemée plus ou moins clairement de petits arbres entrecoupés de bosquets et d'îlots forestiers. On y rencontre des forêts défrichées mésophiles, des forêts denses humides semi-décidues et des savanes mésophiles. Cette végétation se transforme en forêt galeries qui occupent les bas-fonds le long des cours d'eau (BNETD, 1997). La forêt, qui a été largement défrichée par l'homme, subsiste encore sous forme de galeries et d'îlots. Sur les sols sableux drainés apparaissent des peuplements de rôniers (*Borassus aethiopium*).

1.5.2. Géologie

La ville de Yamoussoukro est située sur une ride de granitoïdes. Cette ride du granitoïde est limitée à l'Ouest par le sillon volcano-sédimentaire du Yaouré et à l'Est par celui de Toumodi-Fètèkro (Mama, 1998). La géologie de la zone d'étude est constituée de formations de socle cristallin de l'Afrique de l'Ouest appelées le Domaine Baoulé-Mossi (Akmel, 2013 ; N'Guessan *et al.*, 2014). Ce sont des formations d'âge protérozoïque appartenant au socle précambrien pénéplaine granito-gneissique (Atte *et al.*, 2022). Les principales formations géologiques sont constituées de roches magmatiques et de roches métamorphiques (N'Guessan *et al.*, 2014) (Figure 8). Ce sont des granites à biotite, des granites à deux micas, des granodiorites, des roches volcaniques basiques et des roches volcano-sédimentaires constituées de méta-sédiments, de méta-vulcanites. Les roches métamorphiques sont d'origine sédimentaire (grès, conglomérats), volcanique (lave, acide ou basique, prédominante) et volcano-sédimentaire (blocs, tuf, brèche). Ces principales formations géologiques conduisent à la formation d'un contexte hydrogéologique caractérisé par un type d'aquifère composite sur le département de Yamoussoukro ; un aquifère d'altérites et un aquifère fissuré ou fracturé dont l'altération donne des terrains latéritiques rouges ocre. Ces formations géologiques sont recouvertes de sols essentiellement ferrallitiques et bruns.

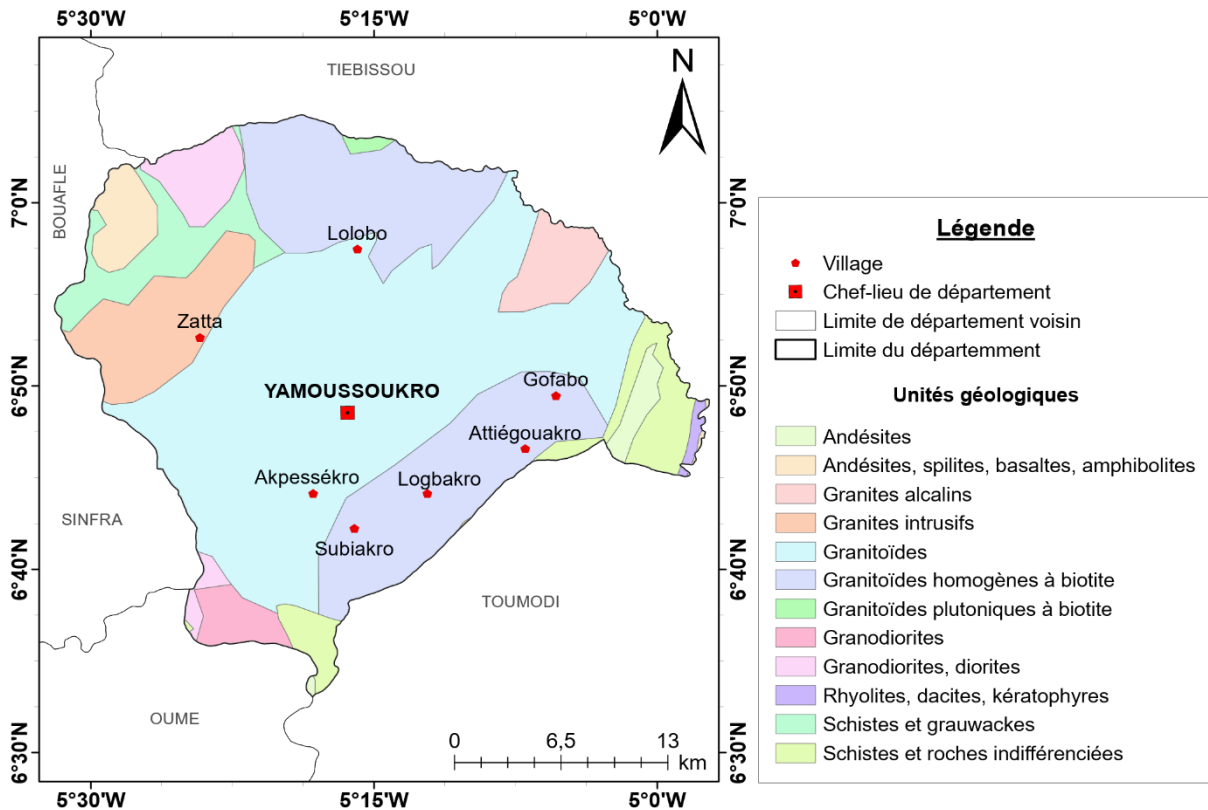


Figure 8 : Formations géologiques de la zone d'étude

1.5.3. Pédologie

La pédologie de la zone d'étude appartient aux grandes classes des sols ferrallitiques et des sols brunifiés au niveau des plateaux et reliefs et aux classes des sols peu évolués des sols hydromorphes dans les plaines et les bas-fonds (Leblond, 1984) selon la typologie utilisée dans la classification française (Commission de Pédologie et des Cartographies des Sols, 1967). Elle est marquée par une succession de plusieurs types de sols et comprend principalement : 38,4% de sols rougeâtres plus ou moins gravillonnaires, de texture fine à moyenne, bien drainant ; 5,7% de sols jaune-rougeâtre ou brun-rougeâtre plus ou moins gravillonnaires ; 11,8% de sols jaunes-brunâtres ou brunâtres, plus ou moins graveleux, de texture moyenne, à drainage rapide, 37% de sols d'aptitude agronomique passable et 3,1% de sols non cultivables (N'Guessan *et al.*, 2014). Ce sont des sols très sensibles à l'érosion, mais qui présentent de bonnes caractéristiques chimiques dont la plupart sont propices aux cultures vivrières (ignames, maïs, riz, etc.), aux cultures arbustives et aux cultures industrielles.

1.6. Cadre socio-économique

1.6.1. Démographie

Le département de Yamoussoukro, à caractère cosmopolite comptait une population de 422 072 habitants en 2021 (INS, 2021), soit une densité de population de 121 habitants au kilomètre carré. Aux populations autochtones s'ajoute une population étrangère estimée à plus de 17% de la population du département de Yamoussoukro. La population de Yamoussoukro, comme dans la quasi-totalité des villes de la Côte d'Ivoire, connaît une croissance rapide. Au regard des données de l'Institut National de la Statistique (INS), la population au cours des cinq derniers recensements effectués est chiffrée dans le Tableau I. Le taux d'urbanisation actuel du département de Yamoussoukro est de l'ordre de 66,9 % contre 31,1 % de population vivant en milieu rural (Kouyaté, 2020).

Tableau I : Evolution démographique de la population du département de Yamoussoukro

Année	1975	1988	1998	2014	2021
Nombre d'habitant	37 253	110 013	155 803	310 056	422 072

1.6.2. Activités socio-économiques

Les activités économiques sont diversifiées dans le département de Yamoussoukro et touchent pratiquement tous les secteurs. On y rencontre les activités de pêche, d'agriculture, de commerce, d'exploitation minière, etc. L'agriculture constitue la principale activité génératrice de revenu pour près de la moitié des populations du département de Yamoussoukro. Les investissements réalisés ont été particulièrement importants par la mise en place d'aménagements hydro-agricoles contribuant au développement de la riziculture. La localité de Zatta est une grande zone de production du vivrier. L'exploitation vivrière des cultures telles que le manioc (Figure 9a), l'igname (Figure 9b), la banane plantain (Figure 9c), le riz (Figure 9d), etc. reste diversifiée dans ses productions avec des rendements relativement faibles. Toutefois, le système avec plantations de caféiers et cacaoyers est encore présent au Sud-ouest de Yamoussoukro avec des plantations âgées et de petites tailles, localisées à proximité des bas-fonds sur terres colluviales. Aussi, le système périurbain de maraîchage et de culture de bas-fonds développé aux environs de la ville de Yamoussoukro montre les bonnes performances susceptibles d'être atteintes dans ce type d'agriculture. La riziculture irriguée est ancienne et pratiquée de manière archaïque dans la zone.



Figure 9 : Principales cultures de la zone d'étude

(a) manioc ; (b) igname ; (c) banane plantain ; (d) riz

1.7. Etat de la riziculture irriguée dans le département de Yamoussoukro

En Côte d'Ivoire et principalement dans le département de Yamoussoukro, le riz est devenu l'aliment de base de la majorité de la population. Dans ce département, la production de riz est assurée par un total de huit (8) périmètres périurbains assortis d'aménagements hydro-agricoles notamment celui du périmètre de Zatta. Le riz ainsi produit est distribué sur les marchés locaux pour l'alimentation des populations. À Djamalabo et Seman (Yamoussoukro), les riziculteurs du périmètre irrigué bénéficient de l'appui d'un partenaire privé agricole spécialisé dans la production de riz bio. Cette entreprise couvre la mécanisation, la transformation et la commercialisation. Elle finance la coopérative en intrants et dispose d'une unité de transformation de riz. Le riz ainsi produit est distribué sur les marchés locaux pour l'alimentation des populations. Ces productions de riz ont dans l'ensemble un rendement qui stagne autour de 4 à 6 tonnes/ha (Poussin *et al.*, 2005) et les coûts de production moyens (hors frais de récolte) correspondent à près de 2 tonnes/ha d'équivalent paddy alors que les

rendements potentiels de la riziculture irriguée atteignent 3 à 10 tonnes/ha (ADERIZ, 2023). Selon Tran (2004), le rendement potentiel atteint 10 à 11 tonnes/ha.

1.8. Description du système barrage-périmètre rizicole de Zatta

Le périmètre rizicole de Zatta a été aménagé en 1972 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 Zatta est localisé en aval et irrigué par un barrage du même nom. Il comprend un réseau d'irrigation, un réseau de drainage ainsi qu'un réseau de circulation (2PAI, 2016). L'alimentation en eau est assurée par deux chambres de vannes, installées de part et d'autre des rives en aval du barrage. Il est également traversé par l'axe routier reliant Yamoussoukro à Bouaflé. Sa superficie totale est estimée à 44,65 ha, pour un potentiel de 56 ha. Environ 11 ha ont été occupés par des exploitants ayant réalisé des aménagements rudimentaires. Sur l'ensemble, 40 ha sont dominés par des canaux bétonnés, tandis que 16 ha sont irrigables à partir de canaux en terre. Toutefois, le drainage en aval du périmètre reste problématique en raison de la proximité du plan d'eau du barrage de Yabra, notamment lorsque son niveau est élevé. Le périmètre de Zatta 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 Bélier (2PAI-Bélier). Quant au barrage du périmètre rizicole de Zatta, il a été construit en 1972 avec une capacité initiale de 1,5 millions de m³ et un potentiel d'irrigation d'une superficie de 95 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, 2016), les caractéristiques de la digue sont les suivantes :

- **type** : barrage en terre ;
- **longueur en crête** : 365 m (crête bitumée servant de voie) ;
- **largeur en crête** : 5,0 m ;
- **pente talus amont** : 2,5(H)/1(V) ;
- **pente talus aval** : 2(H)/1(V) ;
- **hauteur** : environ 5 m.

Le déversoir du barrage est de type tour d'évacuateur de trop-plein centrale sans bassin de dissipation. Deux (2) ouvrages de prise de diamètre 300 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 barrage, est installé un limnimètre dont l'origine est placée en dessous des plus basses eaux.

1.8.1. Réseau d'irrigation

1.8.1.1. Ouvrages d'alimentation

Les dispositifs d'alimentation des canaux principaux sont implantés en aval du barrage. Ils comprennent une chambre de vanne en béton armé ainsi qu'un bassin de dissipation d'énergie également en béton (2PAI, 2016). Le diamètre de la conduite associée à la chambre de vanne en rive gauche est de 200 mm. En revanche, la conduite située en rive droite n'a pas pu être observée, en raison d'un ensablement important et de son immersion lors des investigations.

1.8.1.2. Canaux d'irrigation

Le périmètre comporte deux canaux principaux, chacun implanté sur une rive. En rive droite, le canal principal est revêtu sur 2 358 m pour une longueur totale de 3 536 m, tandis qu'en rive gauche, il l'est sur 2 332 m sur un linéaire total de 3 488 m. Ces canaux disposent de prises directes permettant l'irrigation des parcelles (2PAI, 2016). L'aménagement ne comprend pas de canaux secondaires, les canaux principaux assurant directement l'alimentation en eau des parcelles.

1.8.1.3. Ouvrages sur les canaux d'irrigation

Le réseau d'irrigation est doté d'ouvrages assurant à la fois la régulation et l'exploitation. Il comprend notamment 16 prises directes par tuyau en rive droite et 16 en rive gauche. Les canaux principaux sont également équipés de dalots permettant le franchissement des pistes, au nombre de 19 en rive droite dont 14 dans la section revêtue, et de 20 en rive gauche dont 16 dans la partie revêtue. Par ailleurs, 12 dalots assurent le franchissement des drains extérieurs par les canaux d'irrigation, dont 5 en rive droite incluant un dalot d'assainissement pluvial situé en aval de la route nationale et 7 en rive gauche (2PAI, 2016). Le dispositif est complété par 3 siphons inversés, utilisés pour les traversées au niveau de la route nationale et d'un drain extérieur en rive gauche, ainsi que par 7 ouvrages de chute répartis sur les canaux principaux, dont 5 en rive droite et 2 en rive gauche.

1.8.2. Réseau de drainage

Le réseau de drainage interne du périmètre comprend un drain principal d'une longueur de 3 581 m, s'étendant du pied de la digue jusqu'à la mare située en aval du périmètre. Il est complété

par 13 drains exutoires, dont 6 en rive droite et 7 en rive gauche, totalisant 1 107 m, qui assurent la collecte des eaux de versant vers le drain principal. Des drains parcellaires sont également aménagés en limite des blocs d'irrigation. Pour la protection externe du périmètre, les eaux de ruissellement sont captées par deux fossés de garde longeant les pistes longitudinales et connectés au drain principal par les drains exutoires. Ces fossés mesurent 3 437 m en rive droite et 3 420 m en rive gauche. L'ensemble est complété par 18 ouvrages de franchissement permettant le passage des drains par les réseaux d'irrigation et de circulation, comprenant un siphon inversé dédié au canal principal, 12 dalots assurant simultanément le franchissement des canaux et des pistes, ainsi que 5 dalots réservés uniquement aux pistes.

1.8.3. Réseau de pistes

Le réseau de circulation est constitué de deux pistes périmétrales longeant les canaux principaux. Ces pistes présentent une largeur de chaussée de 7 mètres et s'étendent sur une longueur totale de 6 849 m, dont 3 436 m en rive droite et 3 413 m en rive gauche.

Conclusion partielle

Dans cette partie portant sur le contexte environnemental de la zone du périmètre rizicole de Zatta, nous avons pu relever les informations sur l'hydrographie, le relief, les caractéristiques climatiques, la végétation, la géologie, la pédologie et les activités socio-économiques menées dans la zone d'étude. Le relief du département de Yamoussoukro est dans l'ensemble peu accidenté avec une légère inclinaison du Nord vers le Sud et dont l'altitude moyenne est de 200 m. Les pentes moyennes sont modérées, inférieures à 3 %, rendant le site facilement urbanisable. Le climat de cette zone est soumis à un climat équatorial de transition atténué « baouléen ». Il a un régime bimodal caractérisé par deux saisons dont une grande saison des pluies de mars à novembre et une grande saison sèche de décembre à mars. Le réseau hydrographique converge soit directement dans le fleuve Bandama, soit par l'intermédiaire d'affluents. Le paysage est celui d'une zone de contact entre la zone de forêt et la zone de savane. Également, la zone est située sur une ride de granitoïdes et la pédologie appartient aux grandes classes des sols ferrallitiques et des sols brunifiés au niveau des plateaux et reliefs et aux classes des sols peu évolués, des sols hydromorphes dans les plaines et les bas-fonds. Les statistiques de l'INS ont indiqué que la population était estimée à 422 072 habitants en 2021 et que l'agriculture constitue la principale activité génératrice de revenu pour près de la moitié de cette population.

Le chapitre qui suit présente un état des lieux des connaissances concernant les termes clés de la recherche, à savoir l'efficacité de l'irrigation et l'intelligence artificielle appliquée à l'agriculture.

Chapitre 2 : Etat de l'art des connaissances générales des différents thèmes abordés

2.1. Concept d'efficience de l'irrigation

2.1.1. Définition de l'irrigation

De manière générale, l'irrigation est l'application artificielle de l'eau au moment opportun aux plantes pour soutenir ou améliorer leur croissance (Stubbs, 2016). Cette application d'eau permet de couvrir les besoins physiologiques des plantes en compensation des périodes de manque de précipitations. Il est à noter que les délivrances d'eau de surface et souterraine sont incluses dans cette définition à condition qu'il y ait une intervention humaine pour déplacer l'eau d'un lieu à un autre. L'irrigation est pratiquée dans tous les pays quels qu'ils soient à des échelles allant de l'agriculture de subsistance à l'agriculture nationale. Ozdogan *et al.* (2010) rapportent que l'emplacement précise de ces échelles est fonction de plusieurs facteurs dont le climat, la disponibilité des ressources, les modèles de culture et l'expertise technique. En effet, le climat joue un rôle prépondérant dans la répartition de l'irrigation car il détermine la disponibilité naturelle de l'humidité (précipitations), la demande des cultures (évapotranspiration), mais aussi le calendrier des cultures. Dans les régions humides, l'irrigation prend souvent la forme d'un apport d'eau supplémentaire pour répondre à la demande excédentaire des cultures dont le cycle de croissance peut être désynchronisé par rapport aux précipitations naturelles. Par contre, dans les régions arides et semi-arides, l'irrigation continue est souvent nécessaire pour assurer la production agricole.

2.1.2. Notion de systèmes d'irrigation

Les systèmes d'irrigation peuvent être définis comme des ouvrages destinés à l'arrosage des surfaces aménagées pour l'agriculture de plus ou moins grande taille (Kambou *et al.*, 2014). Au-delà de l'arrosage manuel d'une surface cultivée, il existe un système d'irrigation, que cela soit effectué à l'aide d'un tuyau ou d'un simple arrosoir en plastique. Malheureusement, cette pratique ne peut pas convenir à de grandes surfaces. Ainsi, selon les régions, des typologies des systèmes d'irrigation généralement basées sur la taille de l'aménagement sont proposées. Lorsque les superficies couvertes par le système d'irrigation permettent d'irriguer plusieurs centaines, voire des milliers d'hectares contigus, on parle de grands aménagements. Par contre, lorsque les superficies couvertes sont de l'ordre de quelques mètres carrés à des centaines d'hectares, on parle de petits et moyens aménagements. Ces aménagements peuvent être individuels ou communautaires. Dans la plupart des cas, les aménagements communautaires sont réalisés par l'Etat ou des organismes du secteur rural. Quant aux aménagements de type

individuel, ils sont réalisés par les producteurs eux-mêmes généralement de façon anarchique autour des points d'eau.

2.1.3. Typologie des systèmes d'irrigation

Les systèmes d'irrigation mis en place dans une exploitation agricole sont généralement spécifiques à des types de culture. Il existe plusieurs classifications de ces systèmes dans la littérature. Ainsi, Kambou *et al.* (2014) les regroupent en trois classes : l'irrigation de surface, l'irrigation sous pression et l'irrigation souterraine. Stubbs (2016) propose une classification commune des systèmes d'irrigation basée sur les besoins en énergie et en pression d'irrigation en deux catégories : les systèmes à pression et les systèmes à gravité. Ces systèmes se différencient les uns des autres par la méthode utilisée pour acheminer l'eau vers les cultures et couvrent la plupart des types de systèmes d'irrigation dans tous les pays. Bien que ces deux catégories couvrent l'irrigation de base, les technologies de précision, conçues pour accroître l'efficacité et réduire les coûts, viennent compléter ces systèmes et deviennent de plus en plus courantes dans les pratiques d'irrigation modernes.

2.1.4. Catégorisation des systèmes d'irrigation

2.1.4.1. Systèmes d'irrigation gravitaire

Les systèmes d'irrigation gravitaire ou d'irrigation de surface se caractérisent par la manière dont la surface du sol permet l'écoulement de l'eau d'irrigation (Sohou *et al.*, 2017). Ils figurent parmi les plus anciens et répandus dans le monde. Ce sont des systèmes qui consistent à faire couler l'eau dans des canaux préalablement aménagés et ayant une certaine pente. Sous l'effet de la gravité, l'eau circule dans les canaux. Faciles à entretenir, ils demandent peu de maintenance, mais entraîneraient un apport excessif d'eau. En effet, l'irrigation par gravitation est très grande consommatrice d'eau. Une grande partie de cette eau serait perdue sous l'effet de l'évaporation et grâce aux infiltrations (Kambou *et al.*, 2014). L'efficacité de l'irrigation n'est pas toujours assurée et est généralement moins bonne que celle des systèmes sous pression. Ces systèmes peuvent avoir un coût d'investissement initial faible à moyen et un besoin de main-d'œuvre opérationnelle moyen à élevé. La plupart de ces systèmes sont adaptés aux cultures à croissance rapide, comme le riz. Les techniques d'irrigation de surface comprennent plusieurs modes dont l'irrigation à la planche, l'irrigation par bassin, l'irrigation à la raie :

- Irrigation à la planche : consiste à faire couler une mince couche d'eau sur un sol incliné de 0,2 à 3 %. Le débit à déverser est fonction de la pente, de la largeur et de la longueur de la planche ;
- Irrigation par bassin : c'est la plus connue. L'eau est apportée sous forme d'un couvert dans un bassin aménagé sur un sol nivelé (pente comprise entre 0,1 et 1 %) ;
- Irrigation à la raie : l'eau est apportée par ruissellement dans des sillons séparés d'une distance de 0,6 m à 1,25 m ; le sol est nivelé (pente comprise entre 0,2 et 3 %).

Toutes ces techniques se distinguent par la méthode d'application de l'eau, qui peut être par ruissellement ou par submersion.

2.1.4.2. Systèmes d'irrigation sous pression

Les systèmes sous pression nécessitent la mise en pression préalable de l'eau. Ces systèmes pompent l'eau dans des tuyaux où l'eau est appliquée aux cultures par un arroseur ou un tuyau perforé (Stubbs, 2016). Les systèmes sous pression sont généralement séparés en deux sous-catégories : les systèmes d'aspersion et les systèmes de micro-irrigation ou goutte à goutte. L'aspersion est une imitation de la pluie et l'eau est acheminée vers un ou plusieurs emplacements centraux et distribuée par des pistolets à haute pression. Par contre, dans la micro-irrigation, l'eau circule dans des tuyaux souples de petit diamètre et livre l'eau et les fertilisants près de la zone de la racine de la plante (Sohou *et al.*, 2017). Selon Kambou *et al.* (2014), ces deux techniques d'irrigation permettent d'apporter aux cultures les quantités d'eau qui cadrent avec leur besoin sans toutefois engendrer de pertes importantes. Ils occasionnent de ce fait de très bonne économie d'eau par rapport aux systèmes gravitaires. Bien que les besoins en main-d'œuvre opérationnelle pour ces systèmes soient faibles, les coûts d'investissement initiaux peuvent être élevés.

2.1.4.3. Systèmes d'irrigation souterrains

Entendons par système d'irrigation souterrain, l'utilisation de conduite ou tuyau poreux enterrée et disposée à une faible profondeur dans le sol (Kambou *et al.*, 2014). Ce mode d'irrigation utilise le processus de diffusion capillaire pour assurer le transfert de l'eau depuis les tuyaux jusqu'aux systèmes racinaires des plantes. L'application de cette technique exige de disposer d'un sol perméable à topographie plane et aussi d'une nappe d'eau souterraine permanente (Kambou *et al.*, 2014). Cette technique consisterait à recharger la nappe par injection d'eau dans le sol à l'aide de drains enterrés ou d'un réseau de fossés. Le système d'irrigation souterrain présente plusieurs avantages. Il apparaît plus modeste que les techniques

d'irrigation sous pression du point de vue du coût d'investissement. Par ailleurs, il n'y a pratiquement pas de pertes d'eau par ruissellement ni par évaporation. Enfin, il a la particularité de ne pas gêner la circulation des engins agricoles.

2.2. Notion d'efficience de l'irrigation

L'efficience est un indicateur utilisé dans de nombreuses disciplines scientifiques pour désigner l'efficacité d'un quelconque processus. Il met en relation les résultats obtenus et les moyens utilisés. En agriculture, on parle généralement d'efficience d'irrigation (EI) pour rendre compte des pertes d'eau qui surviennent lors de son utilisation. D'un autre côté, elle peut être vue comme de l'eau utilisée avantageusement par la plante par rapport à la quantité d'eau totale appliquée (Kambou *et al.*, 2014 ; van Halsema & Vincent, 2012). Cette définition met l'accent sur l'eau libérée à partir d'une source et celle réellement consommée par les cultures. De ce fait, l'efficience de l'irrigation est définie comme le rapport entre le volume d'eau utilisé de manière bénéfique et le volume d'eau d'irrigation appliqué (Irmak *et al.*, 2011) exprimé par l'équation 1 :

$$EI = 100 \times \frac{V_B}{V_D} \quad (\text{Eq. 1})$$

Avec : E_I est l'efficience d'irrigation (%) ; V_B est la quantité d'eau ou volume d'eau utilisé de façon bénéfique par la culture (m^3) ; V_D est la quantité d'eau ou volume d'eau délivrée au champ (m^3).

De cette définition, il ressort que les pertes d'eau par percolation profonde, ruissellement, évapotranspiration des mauvaises herbes, de la dérive du vent et de l'évaporation des gouttelettes de pulvérisation ne sont pas des utilisations bénéfiques (Irmak *et al.*, 2011). Ainsi, selon Jensen (2007), le coefficient de consommation serait le ratio adéquat pour définir l'efficience de l'irrigation. Il représenterait la fraction d'eau détournée d'une source et qui serait transformée en vapeur d'eau.

Toutefois, la littérature offre une diversité de définitions dont les plus répandues présentent l'efficience d'irrigation comme un indicateur de performance des systèmes d'irrigation dans les exploitations agricoles. Stubbs (2016) présente l'efficience de l'irrigation comme le pourcentage de l'eau d'irrigation appliquée qui est utilisée de manière bénéfique et qui n'est pas perdue par évaporation ou infiltration pendant le transport, la percolation ou le ruissellement à la parcelle. Ce pourcentage qui rend compte de l'efficacité de l'irrigation est fonction de plusieurs facteurs

dont la performance du système d'irrigation, l'uniformité d'application de l'eau et la réaction des cultures à l'irrigation (Irmak *et al.*, 2011).

En effet, l'usage de l'eau pour la production agricole passe nécessairement par une chaîne d'étapes interdépendantes toutes liées les unes aux autres (Bhourri *et al.*, 2015). L'eau est prélevée à partir d'une source (forage ou barrage) puis acheminée à travers un réseau de conduites vers l'exploitation agricole. Lorsque l'eau arrive en tête de l'exploitation agricole, elle est distribuée à chaque parcelle par l'intermédiaire de canaux. Une partie de l'eau distribuée est transpirée par la culture pour la production de biomasse tandis que l'autre partie est perdue par évaporation à partir du sol. Par ailleurs, des pertes d'eau peuvent se produire aussi bien au niveau du système d'irrigation qu'au niveau de la parcelle elle-même. En outre, notons que les systèmes d'irrigation tels que présentés affectent l'efficacité de l'irrigation. La performance technique et productive de l'irrigation peut être affectée par les capacités organisationnelles et techniques des irrigants.

2.3. Performance des systèmes d'irrigation

La performance est par définition l'appréciation d'un résultat obtenu dans un domaine précis par rapport à une valeur de référence. La performance des systèmes d'irrigation décrit l'efficacité du système physique et des décisions opérationnelles pour acheminer l'eau d'irrigation d'une source d'eau à la culture (Irmak *et al.*, 2011). Dans le secteur agricole, différents types d'indicateurs sont proposés pour analyser et évaluer la performance des systèmes d'irrigation. Ces indicateurs traduisent les objectifs spécifiques de ces systèmes et traitent séparément ou à la fois, leurs aspects hydraulique, agronomique, économique, environnemental, social et organisationnel (Hanafi, 2011). Nous analysons l'aspect synthétique ou global de la performance. Il s'agit notamment de l'efficacité de l'acheminement de l'eau, l'efficacité de l'application de l'eau, l'efficacité du stockage de l'eau, le coefficient d'uniformité, l'efficacité globale de l'irrigation, l'efficacité d'utilisation de l'eau et la productivité de l'eau.

2.3.1. Efficacité d'acheminement de l'eau

L'eau d'irrigation est normalement acheminée d'une source d'eau vers une exploitation agricole par l'intermédiaire de canalisations. Il se produit généralement des pertes de transmission au niveau des systèmes d'adduction (Bakache, 2017 ; Bhourri *et al.*, 2015 ; Irmak *et al.*, 2011), ce qui laisse croire que l'eau fournie aux exploitations agricoles est inférieure à la quantité d'eau libérée à la source. Ces pertes dépendent de la configuration physique ou de l'état des conduites qui permettent le transport de l'eau. Elles comprennent généralement les

infiltrations dans les canaux ou réservoirs, les déversements dans les canaux, l'évaporation des canaux et les fuites dans les canalisations (Howell, 2003 ; Irmak *et al.*, 2011). Encore appelée efficacité du transport ou efficacité du réseau d'adduction et de distribution (Kambou *et al.*, 2014), l'efficacité d'acheminement de l'eau est généralement définie comme le rapport entre l'eau d'irrigation qui atteint un champ et celle qui est détournée de la source d'eau (Howell, 2003). Elle permet d'estimer le rendement hydraulique du réseau et traduit la performance de la technologie. Une illustration des différentes composantes du transport de l'eau est présentée à la figure 10.

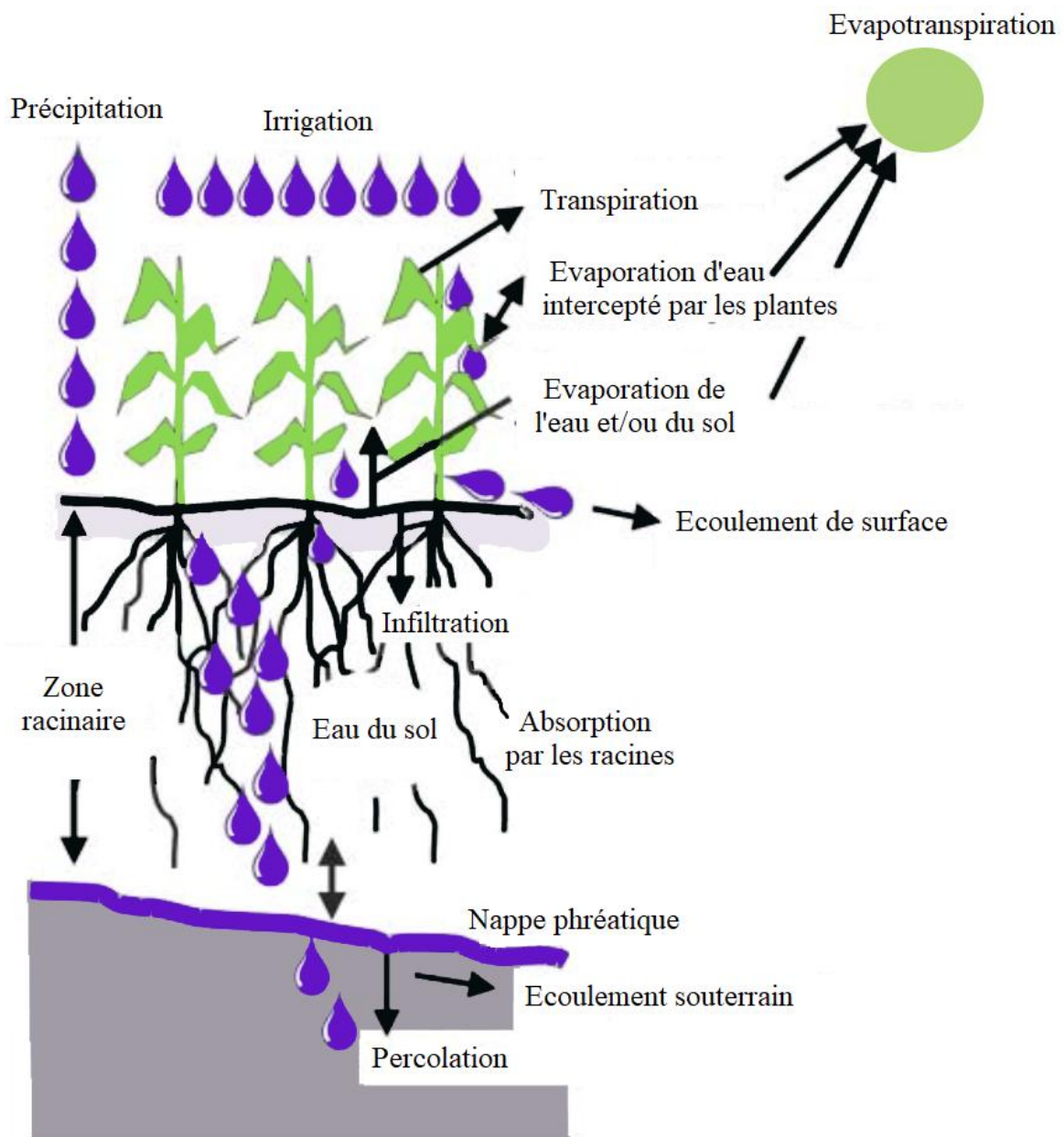


Figure 10 : Illustration des différentes composantes du transport de l'eau

Source : Howell (2003)

L'efficacité du transport de l'eau est définie par l'équation 2 :

$$ET = 100 \times \frac{V_C}{V_S} \quad (\text{Eq. 2})$$

Avec : ET est l'efficacité de transport ou d'acheminement de l'eau (%); V_C est le volume d'eau qui atteint le champ (m^3); V_S est le volume d'eau détourné (m^3) de la source.

2.3.2. Efficacité d'application de l'eau

L'efficacité d'application de l'eau s'intéresse à tous les phénomènes d'écoulement d'eau à l'échelle de la parcelle. L'efficacité d'application de l'eau concerne le stockage réel de l'eau dans la zone racinaire pour la satisfaction des besoins en eau de la culture par rapport à l'eau appliquée au champ (Howell, 2003). Elle comprend toutes les pertes à la parcelle lors de l'application de l'eau dues au système d'irrigation installé, à l'évaporation de l'eau, aux pertes par ruissellement ou percolation profonde sous la zone racinaire. Également appelé efficacité de l'irrigation à la parcelle, elle peut être définie comme le rapport entre la quantité d'eau stockée dans la zone racinaire du sol par l'irrigant et finalement consommée (évapotranspiration) avantageusement par la culture et la quantité d'eau fournie à l'exploitation (Bouaziz & Belabbes, 2002 ; Jensen, 2007 ; Kambou *et al.*, 2014 ; Louhichi *et al.*, 2000). L'efficacité d'application est définie suivant l'équation 3:

$$EA = 100 \times \frac{V_{ZR}}{V_T} \quad (\text{Eq. 3})$$

Avec : EA est l'efficacité d'application de l'eau (%); V_{ZR} est la quantité d'eau disponible dans la zone racinaire ou consommée par la culture (m^3); V_T est la quantité d'eau totale appliquée à la parcelle ou fournie à l'exploitation (m^3).

En outre, plusieurs formulations sont disponibles dans la littérature pour évaluer l'efficacité d'application. Elles dépendent de la compréhension que l'on donne aux termes des définitions. Dans le domaine de l'irrigation, cet indicateur est défini pour fournir une idée sur l'adéquation des arrosages par rapport aux besoins effectifs en eau des cultures, mais il ne considère pas les événements qui se passent de la source d'eau au champ ni les réutilisations possibles des eaux non valorisées à la parcelle par la plante.

2.3.3. Efficacité de stockage de l'eau

L'objectif d'une irrigation est de maximiser le stockage de l'eau dans la zone racinaire du sol pour satisfaire les quantités d'eau évapotranspirées des cultures (Irmak *et al.*, 2011). Cependant,

la zone racinaire de la culture n'a nécessairement pas besoin d'être remplie à chaque événement d'irrigation. Ainsi, l'efficacité de stockage est définie comme le rapport entre le volume d'eau stocké dans la zone racinaire et le volume d'eau nécessaire pour remplir la zone racinaire jusqu'à une capacité proche de celle du champ (Irmak *et al.*, 2011). Elle représente le pourcentage d'eau stocké dans la zone racinaire par rapport à la capacité de stockage maximale. Elle s'exprime selon l'équation 4 :

$$ES = 100 \times \frac{V_{ZR}}{V_S} \quad (\text{Eq. 4})$$

Avec : ES est l'efficacité de stockage de l'eau dans le sol (%); V_{ZR} est la quantité d'eau disponible dans la zone racinaire après un événement d'irrigation (m^3); V_S est la capacité de stockage maximale de la zone racinaire (m^3).

Une efficacité de stockage élevée signifie que l'irrigation amène la zone racinaire du sol à la capacité du champ, mais ne conduit pas à une percolation profonde. Il est suggéré de remplir le profil du sol jusqu'à une certaine capacité pour le stockage d'éventuels événements pluvieux. Ainsi, remplir le profil du sol à environ 90 % de la capacité du champ peut être une bonne stratégie (Irmak *et al.*, 2011).

L'efficacité de stockage de l'eau est peu utile pour l'irrigation sous pression, car cette méthode fournit généralement une quantité d'eau suffisante pour satisfaire les besoins des cultures sans remplir la zone racinaire, alors qu'elle est plus souvent appliquée aux méthodes d'irrigation de surface (Howell, 2003).

2.3.4. Coefficient d'uniformité

Le coefficient d'uniformité (CU) est un paramètre décrivant l'homogénéité spatiale de la dose d'irrigation par rapport à la surface irriguée (Bhourri *et al.*, 2015). C'est une propriété statistique de la distribution de l'eau appliquée à une parcelle qui dépend de nombreux facteurs tels que décrits par (Howell, 2003). Il s'agit notamment de la méthode d'irrigation (irrigation de surface ou sous pression), la topographie du sol, la perméabilité du sol, des caractéristiques hydrauliques (pression, débit, etc.) du système d'irrigation.

2.3.5. Efficacité de l'irrigation

Dans la pratique, les efficacités d'irrigation sont définies à l'échelle d'un système d'irrigation pour évaluer sa capacité à convoyer l'eau sans perte et à en faire un usage productif. Elles représentent l'efficacité de l'ensemble du système physique et des décisions d'exploitation dans

l'acheminement de l'eau d'irrigation depuis une source d'approvisionnement en eau jusqu'à la culture cible (Irmak *et al.*, 2011). Ainsi, van Halsema & Vincent (2012) proposent de se limiter à l'usage de l'efficacité du transport et à celui de l'application de l'eau à la parcelle pour l'évaluation de l'efficacité globale de l'irrigation. Elle est exprimée par l'équation 5 :

$$EI = 100 \times (ET \times EA) \quad (\text{Eq. 5})$$

Avec : *EI* est l'efficacité globale d'irrigation (%) ; *ET* est l'efficacité de transport de l'eau ; *EA* est l'efficacité d'application de l'eau.

2.3.6. Efficacité de l'utilisation de l'eau

L'efficacité de l'utilisation de l'eau par la culture traduit l'efficacité du processus par lequel l'eau est utilisée pour produire de la biomasse (Bhourri *et al.*, 2015). Elle est généralement définie par le rapport entre la production et l'eau appliquée (van Halsema & Vincent, 2012).

$$EUE = \frac{\text{production}}{\text{eau appliquée}} \quad (\text{Eq. 6})$$

Avec : *EUE* est l'efficacité de l'utilisation de l'eau.

Dans cette expression, l'eau appliquée correspond en général à l'eau d'irrigation majorée de celles des précipitations. Elle représente la quantité d'eau brute disponible au niveau de la parcelle dont une fraction serait assimilée par la culture pour la production de biomasse et l'autre partie, perdue et non utilisée par la plante (évaporation, ruissellement, infiltration, etc.). Généralement l'eau assimilée correspond à l'évapotranspiration de la culture cumulée lors de son cycle de développement. L'efficacité d'utilisation de l'eau calculée de cette manière représente donc un paramètre d'efficacité des zones irriguées depuis la source jusqu'au niveau de l'exploitation ou de la parcelle, avec toutes les limites d'échelle et de contexte spécifiques de l'efficacité d'irrigation classique. C'est donc le paramètre le plus adéquat pour décrire l'efficacité de l'irrigation en termes de rendement des cultures qui s'appuie sur la nécessité de maximiser la production par unité d'eau disponible lorsque les besoins alimentaires augmentent et que les ressources en eau sont limitées.

2.3.7. Productivité de l'eau

Dans son acceptation actuelle, la productivité de l'eau (PE) se présente comme le rapport de la production par unité d'eau consommée (van Halsema & Vincent, 2012). Autrement dit, la productivité de l'eau traduit un objectif de production maximale de biomasse (biomasse totale,

matière sèche, matière transformable, etc.) par volume unitaire d'eau d'irrigation des cultures. Elle indique la marge d'amélioration des rendements par rapport à l'eau allouée à la transpiration des cultures (Hanafi, 2011) et permet d'évaluer la performance agronomique tout en renseignant sur l'efficacité des apports d'eau. Dans d'autres circonstances cet indicateur est un paramètre de performance lié à la valeur économique par unité de volume d'eau (Jensen, 2007) ou lié à la production par volume d'eau reçue pour l'irrigation de la parcelle (Ayana et Awulachew, 2015 ; Dembélé *et al.*, 2001). Cette approche permet d'une part d'appréhender le produit financier généré par mètre cube d'eau et d'autre part le volume d'eau à mobiliser pour produire une graine. Par ailleurs, une confusion pourrait naître entre la productivité de l'eau et l'efficacité d'utilisation de l'eau lorsque la valeur du dénominateur « eau consommée » est confondue avec celle de l'eau fournie, appliquée, etc. Pour éviter cette confusion, van Halsema & Vincent (2012) soutiennent que la productivité de l'eau devrait toujours être calculée avec le dénominateur « eau consommée ». Dans un sens plus large, une augmentation de la quantité d'eau doit nécessairement entraîner un supplément de production pour chaque goutte d'eau. La productivité ne tient pas compte de l'approvisionnement en eau, mais d'autres paramètres tels que les intrants agricoles, le système de culture, etc. (Hanafi, 2011). Ainsi, pour améliorer la productivité de l'eau, il faut choisir des espèces de culture à haute efficacité d'utilisation de l'eau.

2.4. Gestion de l'eau agricole

L'eau est d'une importance capitale pour le développement humain, environnemental et économique (Nesbitt, 2016). L'accès à cette ressource naturelle constitue aujourd'hui un enjeu majeur pour des millions d'agriculteurs et principalement dans les zones de culture. Le changement climatique et l'évolution du régime des pluies qui en résulte représentent une menace pour bon nombre d'agriculteurs.

On entend par gestion de l'eau agricole, les ressources hydriques qui sont utilisées en agriculture (cultures pluviales et irriguées). En effet, la gestion de l'eau agricole est une préoccupation ancienne et moderne pour tout système de culture. Une bonne gestion de ces ressources en eau est selon Nesbitt (2016) la réponse au problème de sécurité alimentaire et de lutte contre la pauvreté. L'agriculture est un secteur grand consommateur d'eau de plus de deux tiers de l'eau douce disponible sur la planète (Sohou *et al.*, 2017). L'irrégularité des pluies a créé de nombreuses incertitudes pour la production agricole et a mis en évidence la nécessité d'irriguer les cultures. Ainsi, les diverses pratiques culturelles et techniques de maîtrise de l'eau se sont développées dans un contexte de gestion durable des ressources en eau. En effet, pour

répondre à leurs besoins alimentaires et nutritionnels, les Etats doivent nécessairement produire davantage avec moins d'eau tout en assurant la durabilité du système de production. Cette situation exige d'utiliser les ressources en eau à bon escient pour garantir la sécurité alimentaire, accroître les revenus et renforcer les moyens d'existence des communautés rurales. Le défi restant est de performer les divers systèmes d'irrigation et de mettre en œuvre des pratiques permettant aux producteurs d'appliquer la quantité d'eau nécessaire à chaque irrigation pour l'amélioration de la gestion de l'eau (bonne efficacité d'irrigation et bonne productivité de l'eau des cultures). Par ailleurs, l'amélioration de la gestion de l'eau consiste à améliorer le calendrier des irrigations pour qu'il corresponde à l'épuisement de l'eau du sol (Jensen, 2007). Permettre l'accès aux producteurs aux services informatisés de programmation de l'irrigation pendant plusieurs années s'avère être aussi un outil très efficace.

2.5. Géomatique agricole

La géomatique est une discipline scientifique qui regroupe l'ensemble des outils et méthodes permettant d'acquérir (télédétection par drone, avion ou satellite), d'organiser (système d'information géographique), d'analyser et de représenter des données géographiques pour répondre aux besoins des utilisateurs dans des domaines d'application spécifiques (Duckham *et al.*, 2009). Elle intègre des approches multidisciplinaires en raison de la grande diversité de ses dimensions et applications. Afin de minimiser les erreurs dans son application, elle nécessite des mesures de terrain précises et fiables à analyser (Molina *et al.*, 2014) qui sont des facteurs clés de calculs et d'analyses ultérieures. Bien que la géomatique soit un domaine de recherche scientifique, sa croissance et son développement sont liés à l'usage des technologies, en particulier les systèmes de positionnement global (GPS), les systèmes d'information géographique (SIG), les dispositifs informatiques mobiles et l'internet (Duckham *et al.*, 2009). Ces technologies favorisent non seulement la croissance d'un large éventail d'applications et de services géomatiques, mais aussi leur adoption rapide par la société. Par conséquent, de nombreuses personnes utilisent aujourd'hui la géomatique de façon routinière sans en être conscientes. En agriculture, la géomatique donne accès à de nouvelles pratiques agricoles connues sous le terme d'agriculture de précision (Bappel, 2005).

2.6. Agriculture de précision

L'agriculture de précision est un concept qui affiche un objectif agronomique (amélioration du rendement et de la qualité des produits) et économique, tout en cherchant à préserver l'environnement (Bappel, 2005). A l'heure actuelle, l'agriculture de précision désigne

l'ensemble des techniques culturales basées sur l'utilisation des nouvelles technologies de mesure et de traitement de l'information spatialisée (Jullien & Huet, 2005). L'incorporation de ces technologies de précision dans l'industrie agricole a connu une croissance rapide ces dernières années, en particulier dans la gestion de l'irrigation (Stubbs, 2016). C'est un moyen d'identifier la variabilité dans les exploitations agricoles et d'y adapter les intrants. Elle vise à adapter les pratiques culturales en tenant compte des variabilités intra et interparcellaires du sol et des cultures. Cette adaptation a toujours été pour des cultures peu mécanisées (Jullien & Huet, 2005). En effet, la variabilité dans les champs peut être observée à plusieurs niveaux, notamment dans le rendement des cultures, dans les caractéristiques du sol, dans l'incidence des mauvaises herbes, dans les maladies des plantes et dans les dommages causés par les insectes nuisibles (Branson, 2011). En outre, des actions spécifiques et relativement sophistiquées peuvent être appliquées pour y remédier et soutenir les prises de décision pour une agriculture durable.

2.6.1. Outils technologiques

L'adoption de l'agriculture de précision est devenue une nécessité pour les agriculteurs qui s'efforcent d'accroître leur efficacité (Branson, 2011). Pour mettre en place les concepts liés à cette agriculture, un panel d'outils qu'offre la géomatique est nécessaire. En effet, les objectifs de la géomatique agricole sont de fournir des outils de positionnement et de mesure précise, de gérer l'information géographique, de permettre le suivi des cultures, d'évaluer les rendements et de détecter les maladies potentielles des cultures (Bappel, 2005). Les outils de mesure disponibles sont nombreux et divers. Les capteurs issus du développement des nouvelles technologies sont une source d'information abondante. Ils permettent de recueillir des informations diverses qui serviront à établir des stratégies d'agriculture de précision (Tableau II). Ces capteurs peuvent être fixés sur un engin agricole (capteurs embarqués), sur un avion ou un drone (capteurs aéroportés) ou encore sur un satellite. Lorsque le capteur est porté par un vecteur éloigné de la cible (avion, drone, satellite), on parle de télédétection (Jullien & Huet, 2005).

Tableau II : Technologies de la géomatique utilisées en agriculture de précision

Technologies	Outils	Information générée
GPS	GPS	Cordonnées X, Y et Z
		Géo référencement
		Modèle numérique de terrain
		Cartes topographiques
Télédétection	Photographies aériennes	Cartographie et plans
		Analyses géographiques
		Calculs de superficie
	Capteur dans le visible	Suivi des cultures
		Détermination des stades phénologiques
		Indice de végétation
Capteur dans l'infrarouge	Contenu en matière organique	
	Détection de mauvaises herbes	
Conductivité électrique du sol	Capteur Veris	Paramètres physiques du sol
Capteur numérique	Capteur de rendement	Flux et volume de grain
		Carte de rendement
Systèmes informatiques	Système d'Information Géographique (SIG)	Gestion de l'information à caractère spatial

Puisque la crédibilité de toute étude se fonde sur l'utilisation des données de qualité, l'outil de mesure doit être adapté aux caractéristiques de la variable à étudier (Benedetti, 2007). Les technologies de précision, telles que le GPS (Global Positioning System), les images satellitaires, les photographies aériennes, les capteurs de rendement, ainsi que les systèmes d'information géographique, sont les plus utilisées en agriculture.

2.6.1.1. Images satellitaires

Les usages des satellites d'observation de la Terre se sont accrus dans différents domaines d'étude. L'agriculture n'est pas en marge : elle utilise de plus en plus ces outils. L'imagerie par satellite a révolutionné l'agriculture de précision en ouvrant de nouvelles perspectives. En effet, le satellite recueille des données d'une cible sans être en contact avec celle-ci ou sans avoir recours à des mesures sur le terrain (Stubbs, 2016). Grâce aux satellites, il est possible d'obtenir des images et des mesures sur une zone particulière de la surface terrestre dans une gamme de

longueurs d'onde spécifique (Jullien & Huet, 2005). Parfois plus performants qu'un œil humain, ces satellites gravitent entre 400 et 800 kilomètres au-dessus de la Terre capturant des informations issues de divers capteurs et à des résolutions spatiales différentes (Branson, 2011). La plupart mesurent la réflectance de la cible, certains mesurent la transmittance, l'émittance ou la fluorescence. Par ailleurs, les images satellites montrent la variabilité spatiale de la croissance et de la santé d'une culture, qui, après vérification au sol, peuvent être utilisées à diverses fins dans l'agriculture de précision.

2.6.1.2. Drones

Encore appelés véhicules aériens sans pilote (UAV), les drones sont des appareils contrôlés à distance par télémétrie tout en gardant un contact visuel avec l'appareil grâce au GPS et au guidage inertiel (Natu & Kulkarni, 2016). Ce sont des outils flexibles, peu coûteux et faciles d'utilisation qui combinent à la fois polyvalence, automatisation, qualité et adaptabilité à des études spécifiques (Jullien & Huet, 2005 ; Molina *et al.*, 2014). Aujourd'hui, les drones sont utilisés dans diverses applications telles que la surveillance industrielle, la photographie, la surveillance des champs de bataille, l'ambulance aérienne, la livraison de colis et bien d'autres encore (Puri *et al.*, 2017). Dans le domaine de l'agriculture de précision, l'utilisation des drones s'impose comme un outil majeur, notamment pour la télédétection, l'exploration des parcelles, la surveillance des cultures et la cartographie détaillée des champs (Natu & Kulkarni, 2016). Les informations recueillies peuvent ensuite être couplées à des logiciels pour aider à identifier les tendances et montrer comment les ajuster (Stubbs, 2016). En outre, l'imagerie fournie par les drones offre le même service que l'information satellitaire, mais peut fournir une meilleure résolution en étant plus proche des cultures. Elle peut changer de capteur et utiliser un capteur multispectral ou un capteur hyperspectral, performant, mais coûteux (Branson, 2011). C'est l'option la plus prometteuse pour l'agriculture de précision, car elle permet de prendre des décisions de gestion sur le terrain.

2.6.1.3. Réseau de capteurs et analyse de données

Les réseaux de capteurs sont en général un ensemble de capteurs au sol pouvant être utilisés pour surveiller l'état hydrique des plantes, leur évapotranspiration ou la teneur en eau volumétrique du sol (Stubbs, 2016). Les informations fournies par ces capteurs de mesure sont des méthodes de mesure classiques qui servent à une stratégie de mise en œuvre à l'agriculteur (Jullien & Huet, 2005). Toutes ces informations en temps réel sur les conditions environnementales et celles recueillies par les réseaux de capteurs doivent être intégrées de

sorte à améliorer les prises de décision. En effet, l'agriculture de précision génère une multitude d'informations, qui au fil du temps présente certaines différences liées au type de sol, à la pente ou à une combinaison de facteurs (Branson, 2011). Ces informations peuvent ensuite servir à l'automatisation du système agricole.

2.6.2. Télédétection et agriculture

2.6.2.1. Définition

La télédétection est l'ensemble des techniques qui, par acquisition d'images, permettent d'obtenir de l'information sur la surface de la Terre sans contact direct avec celle-ci (Begni *et al.*, 2005 ; Grimene, 2019). Tel que défini, elle est constamment utilisée par l'homme pour apprécier l'état et l'évolution de son environnement. La télédétection englobe tout processus consistant à capter et à enregistrer l'énergie d'un rayonnement électromagnétique émis ou réfléchi, à traiter et à analyser l'information, pour ensuite mettre en application cette information (CCT, 2006 ; Grimene, 2019). Lorsqu'elle est destinée à des fins scientifiques, la télédétection est selon le Centre Canadien de Télédétection (CCT, 2006), une technique d'observation permettant de détecter et d'interpréter à distances les caractères morphologiques, physiques, et/ou spectraux des matériaux (Bappel, 2005 ; Bouvet, 2009). Ainsi, elle étudie leur propriété de réflexion, absorption ou émission des radiations électromagnétiques dans le but d'en tirer des informations permettant de les caractériser.

2.6.2.2. Principe fondamental de la télédétection

La télédétection repose sur l'interaction entre une énergie incidente et une cible quelle que soit la variable à étudier (CCT, 2006). Cette énergie est détectée par un système d'observation, appelé capteur, qui l'enregistre puis la transmet à une station de réception où le signal est converti en image numérique. Le rayonnement électromagnétique interagit une première fois avec l'atmosphère lors de son parcours de la source vers la cible, puis une seconde fois, dans le sens inverse de la cible vers le capteur. Ces interactions modifient le signal électromagnétique et rendent nécessaires des corrections pour caractériser correctement l'objet observé à la surface du sol (Begni *et al.*, 2005). On distingue par ailleurs deux (2) types d'acquisition de données : soit le rayonnement électromagnétique provient d'une source naturelle, soit le capteur émet sa propre énergie pour illuminer la cible (Bouvet, 2009). Il s'agit respectivement de télédétection passive et active. En télédétection passive, le rayonnement réfléchi par la surface terrestre est observé principalement dans les longueurs d'onde du visible et du proche infrarouge (Figure 11a). À l'inverse, en télédétection active, le capteur émet un rayonnement en direction de la

surface terrestre, lequel est ensuite rétrodiffusé vers ce même capteur, généralement dans le domaine des micro-ondes (Figure 11b). Contrairement à la télédétection passive qui ne dépend que de l'ensoleillement, la télédétection active est peu sensible aux conditions atmosphériques et d'illuminations permettant ainsi l'acquisition d'images aussi bien de jour que de nuit, par temps couvert ou dégagé (Dusseux, 2014) cité par Grimene (2019). Enfin, selon la nature de l'état des surfaces, une partie du rayonnement émis est diffusée par l'atmosphère, une autre est transmise et/ou absorbée par le sol et une dernière est réfléchi (Dusseux, 2014).

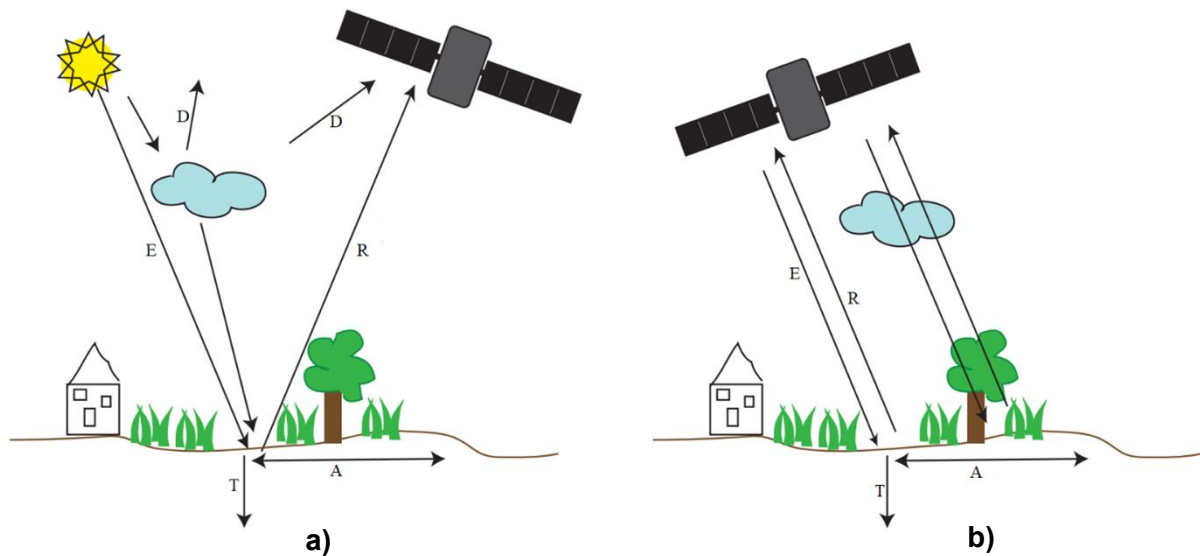


Figure 11 : Interaction du rayonnement électromagnétique avec la surface terrestre

(a) télédétection passive ; (b) télédétection active ; **E** : rayonnement incident/émis, **T** : transmis, **A** : absorbé, **D** : diffusé, **R** : réfléchi

2.6.2.3. Télédétection en agriculture

Aujourd'hui, l'accès à une information de qualité, fiable, à jour et au moment opportun sur les facteurs qui affectent la productivité agricole est une étape clé dans la mise en place d'une politique de sécurité alimentaire efficace. Cela a incité plusieurs pays à mettre en place des systèmes de suivi et de gestion agricoles afin de mieux anticiper et gérer les crises alimentaires (Guerfi, 2013). Alors que la population mondiale continue de croître, la demande en nourriture fera autant. Elle nécessitera l'intensification de la production agricole et par ricochet une augmentation d'au moins 50 % des ressources en eau (Ozdogan *et al.*, 2010). Si les pratiques agricoles augmentaient la production agricole alimentaire, elles entraîneraient sans doute des changements environnementaux dans bon nombre de régions. Grâce aux progrès de la télédétection satellitaire, des informations précises et associées à la connaissance du terrain permettent une analyse environnementale et améliorent la capacité de prise de décision. En

effet, les apports de la télédétection au monde agricole sont nombreux et variés. Ozdogan *et al.* (2010) rapportent que la télédétection offre un outil énorme pour la surveillance de terres irriguées en raison de la nature synoptique des données et d'images archivées facilement accessibles pour évaluer l'évolution culturale. Selon Bastiaanssen *et al.* (2000), elle a la possibilité d'offrir des informations importantes sur les ressources en eau aux décideurs politiques, aux gestionnaires, aux consultants, aux chercheurs et au grand public. Leur avantage est de fournir une information quantitative sur l'ensemble de la parcelle dont la mesure non destructrice est facilement répétable dans le temps. Leur limite est de ne proposer qu'une estimation des variables à mesurer qu'il faudra par la suite interpréter (Jullien & Huet, 2005). Parmi ces informations, voici quelques exemples d'informations utiles obtenues grâce à la télédétection : changements dans le type de sol, détection précoce des mauvaises herbes, problèmes d'établissement des cultures, stress hydrique d'une culture, caractéristiques des équipements agricoles, y compris le compactage, la détermination du statut d'azote et les maladies des cultures (Branson, 2011). Lorsqu'elles sont présentées dans un contexte de gestion, ces informations sont extrêmement utiles pour la législation, la planification, la répartition de l'eau, l'évaluation des performances, l'évaluation d'impact, la recherche, et dans les domaines liés à l'environnement (Bastiaanssen *et al.*, 2000).

2.7. Notion d'intelligence artificielle et son application à l'agriculture

2.7.1. Définition

L'imitation de l'efficacité et de la robustesse avec lesquelles le cerveau humain représente l'information a fait naître la recherche sur l'intelligence artificielle depuis des décennies (Arel *et al.*, 2010). L'intelligence artificielle (IA) peut être définie comme l'ensemble des techniques et méthodes utiles permettant à des machines d'effectuer des tâches complexes et de résoudre des problèmes normalement réservés aux humains (Savic, 2019). C'est actuellement un domaine en plein développement ; c'est un domaine scientifique qui cherche à résoudre des problèmes algorithmiques ou logiques en utilisant des dispositifs imitant ou remplaçant l'homme. Selon Martineau (2019) et Ollion (2013), l'intelligence artificielle se rapporte à l'étude de la conception d'agents intelligents. Un agent intelligent est une entité qui agit en fonction de son environnement, de ses circonstances et de ses objectifs de façon à remplir une tâche donnée (Poole & Mackworth, 2010).

Si l'on admet que l'objectif des technologies de l'IA est de remplacer une tâche réalisée manuellement par un programme et de permettre l'apprentissage à partir de données, alors une

de ses caractéristiques serait d'utiliser un algorithme pour créer des modèles. Savic (2019) rapporte que le processus de création d'un modèle est souvent automatisé, c'est-à-dire que l'utilisateur n'a pas besoin d'assumer la forme du modèle. On parle généralement d'apprentissage machine. En tant qu'intelligence présentée par les machines, l'IA est une approche efficace de l'apprentissage et du raisonnement humain qui se subdivise en sept sous-domaines de recherche spécifique (Vargas *et al.*, 2017). C'est un domaine très vaste qui s'organise en de multiples branches et qui associent sciences cognitives, mathématiques, électronique, informatique... (Figure 12)

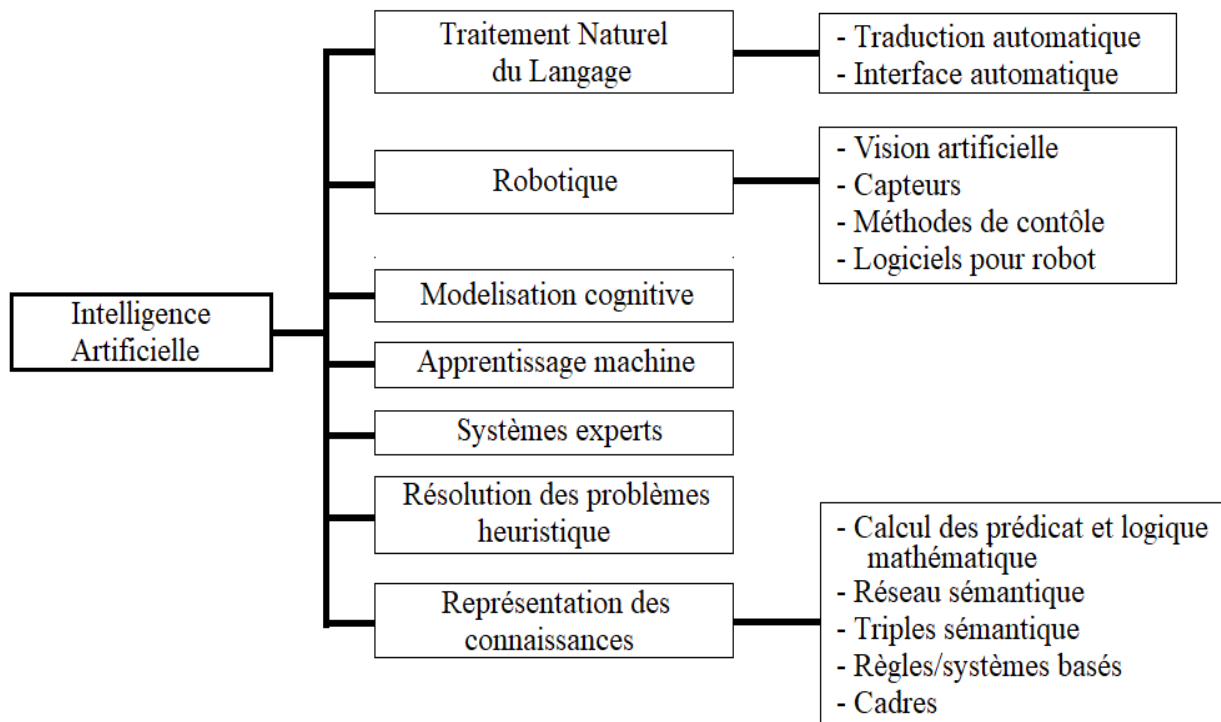


Figure 12 : Domaines de recherche de l'intelligence artificielle

2.7.2. Intelligence artificielle en agriculture

L'agriculture est l'un des principaux facteurs considérés comme le fondement de toute vie humaine (Wallelign, 2020). En plus d'être une source d'énergie, elle joue un rôle important dans l'économie d'un pays en créant des emplois et des recettes en devises. Cependant, l'agriculture fait face à de grands défis comme celui de garantir une sécurité alimentaire pour une population en perpétuelle croissance (Natu & Kulkarni, 2016). L'agriculture intelligente a été déployée ces dernières années pour relever ce défi en termes de production de qualité, en quantité et de durabilité (Kamilaris & Prenafeta-Boldú, 2018). Elle englobe de nombreuses technologies qui peuvent être utilisés de façon individuel ou couplé pour accroître l'efficacité des opérations agricoles. Or l'agriculture doit composer avec de nombreuses contraintes dont

les changements climatiques (Koffi & Komla, 2015), l'influence des mauvaises herbes et des maladies des plantes (Natu & Kulkarni, 2016) et la modification des écosystèmes. Pour ces raisons, trouver des méthodes automatiques pour la résolution de ces problèmes est un sujet important avec de nombreuses attentes. En effet, les agronomes et agriculteurs cherchent à disposer de méthodes et d'outils permettant de surveiller au plus près les facteurs de production et d'en prédire les évolutions pour adapter, si besoin, les itinéraires culturaux. De ce fait, plusieurs études ont déjà été menées proposant l'intervention de l'intelligence artificielle (IA) comme solution pour une agriculture durable. Ces travaux ont porté pour la plupart sur le diagnostic de maladies et la détection de ravageurs des plantes (Abade *et al.*, 2020 ; Frank *et al.*, 2021 ; Liu & Wang, 2021 ; Wallelign, 2020), l'identification des mauvaises herbes dans un champ (Tang *et al.*, 2017) et la détection et la reconnaissance d'objets ou de plantes (Dore *et al.*, 2018 ; Yalcin, 2017). Par ailleurs, les travaux de Zheng *et al.* (2019) étaient axés sur la classification d'images de diverses cultures. Bien que ne faisant pas intervenir de spécialistes à proprement parler, ces études ont présenté des résultats assez probants pour ces systèmes automatisés.

2.7.3. Machine Learning

Le « Machine Learning » (ML) est un sous-domaine de l'Intelligence Artificielle qui signifie littéralement « Apprentissage machine ou automatique ». C'est un ensemble de techniques qui donnent à un algorithme la capacité d'apprendre sans avoir été programmé explicitement (Martineau, 2019). Bien qu'il existe de nombreuses définitions, le Machine Learning peut être défini comme un groupe d'algorithmes capables de créer un modèle basé sur des données dans le but de faire des prédictions ou de prendre des mesures pour optimiser un système (Savic, 2019). Ainsi, l'exploration de données est devenue le centre d'attention et le sujet le plus populaire parmi la communauté des chercheurs.

Les méthodologies de Machine Learning impliquent en général, un processus d'apprentissage dont l'objectif est d'apprendre à partir de données pour effectuer une tâche (Liakos *et al.*, 2018). À la fin du processus d'apprentissage, le modèle créé peut être utilisé pour classer, prédire ou regrouper de nouvelles données en s'appuyant sur l'expérience acquise au cours du processus de formation. Les algorithmes utilisés s'appuient pour certains, uniquement sur le raisonnement pour remplir leur objectif. Par contre, pour d'autres tâches, aucune étape logique existante ne semble même exister pour les accomplir (Martineau, 2019). La figure 13 illustre une approche typique du Machine Learning.

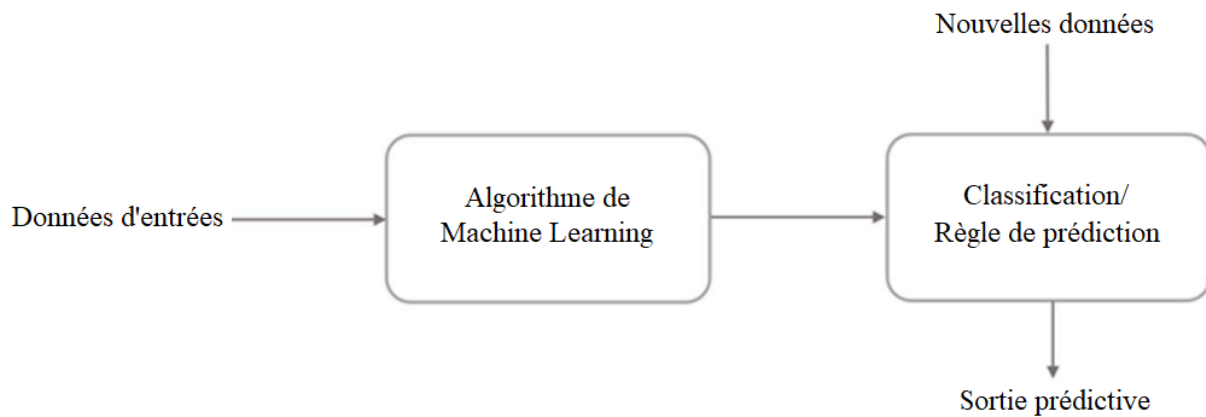


Figure 13 : Approche du machine learning

En fonction du type de processus à modéliser et des ensembles de données disponibles, il existe un nombre important d'algorithmes d'apprentissage machine qui peuvent être utilisés pour développer un modèle. Ils sont généralement classés en différentes grandes catégories selon le type d'apprentissage (supervisé/non supervisé), les modèles d'apprentissage (classification, régression, segmentation et réduction de la dimensionnalité) ou les modèles d'apprentissage utilisés pour mettre en œuvre la tâche sélectionnée (Liakos *et al.*, 2018). En effet, comme l'apprentissage machine couvre un large éventail de recherches, de nombreuses méthodes ont été mises en place. Le clustering, le réseau bayésien, l'apprentissage par l'arbre de décision et l'apprentissage en profondeur ne sont qu'une partie de ces approches (Vargas *et al.*, 2017). Les méthodes les plus connues sont les réseaux neuronaux artificiels (Savic, 2019). Ces derniers utilisent une métaphore biologique pour imiter la connectivité et le fonctionnement d'un cerveau humain tout en prédisant un résultat basé sur un certain nombre d'entrées.

2.7.4. Méthodes d'optimisation basées sur le Machine Learning

2.7.4.1. Réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones artificiels (ANN) constituent une approche nouvelle de modélisation des systèmes complexes, utile lorsque ceux-ci sont difficiles à modéliser à l'aide de méthodes statistiques classiques (Mélèdje, 2016). Les réseaux de neurones artificiels sont issus des premiers travaux réalisés dans le domaine de l'intelligence artificielle pour modéliser le fonctionnement du cerveau humain (McCulloch & Pitts, 1943) en se basant principalement sur les fonctionnalités du cerveau humain. Ils proposent dans leurs travaux la première description hautement abstraite d'un neurone. En effet, les réseaux de neurones sont constitués d'unités de traitement interconnectées (neurones) organisées selon une topologie spécifique (Liakos *et al.*, 2018). Dans sa forme la plus générale, un réseau de neurones est une machine conçue pour

modéliser la manière dont le cerveau exécute une tâche ou une fonction particulière (Haykin, 2009). Selon Hecht-Nielsen (1990), un réseau de neurones est un système de calcul composé d'éléments de traitement simples fortement interconnectés, qui traitent l'information par leur changement d'état dynamique en réponse à une entrée externe. Le réseau de neurones peut être considéré comme une fonction algébrique non linéaire d'entrées à valeur réelle (Ollion, 2013). Généralement, un réseau de neurones est composé d'une couche d'entrée (où les données sont introduites dans le système), de couches cachées ou intermédiaires (où l'apprentissage/traitement a lieu) et d'une couche de sortie (où la décision/prédiction est donnée) interconnectées (Ferreira & da Cunha, 2020). Les connexions entre les neurones se font par des coefficients de pondération appelés « poids ». Chaque couche du réseau peut avoir un nombre différent de neurones. La couche d'entrée a la même taille que le nombre de variables d'entrée à utiliser, le nombre de neurones dans les couches cachées est défini par essai et erreur et le nombre de neurones dans la couche de sortie dépend du problème à résoudre. Un réseau de neurones avec trois variables d'entrée, deux couches cachées avec quatre et trois neurones, et un neurone dans la couche de sortie est illustré à la figure 14.

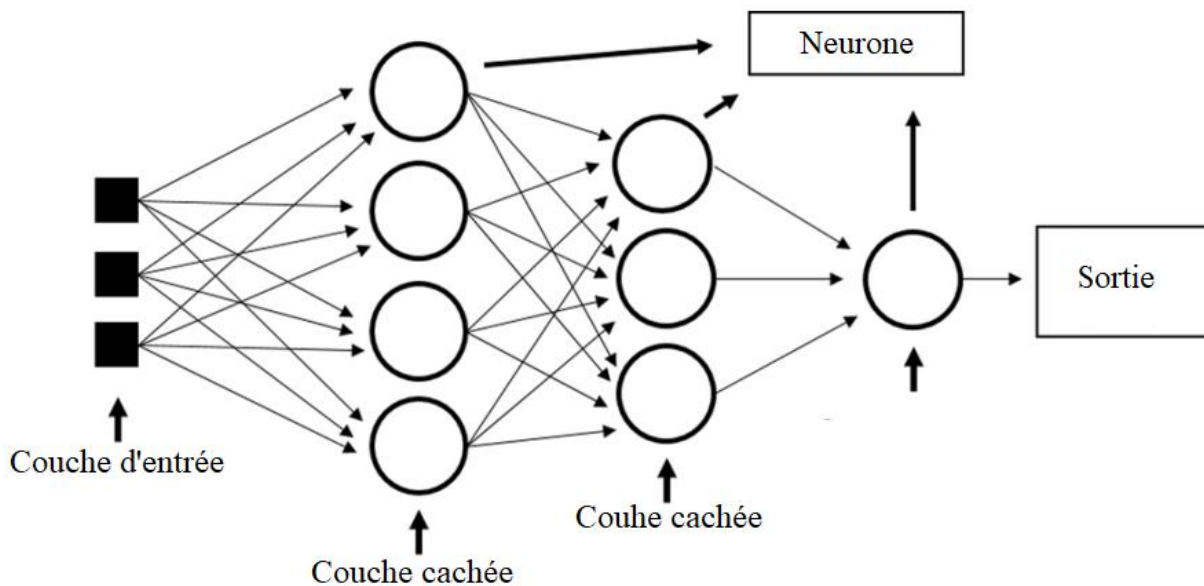


Figure 14 : Un exemple d'architecture d'un réseau de neurones artificiel

Source : Ferreira & da Cunha (2020)

Le fonctionnement d'un neurone artificiel s'inspire du fonctionnement schématisé du neurone humain. Le tableau III suivant proposé par Hecht-Nielsen (1990) résume l'analogie entre les neurones biologiques et les neurones artificiels.

Tableau III : Analogie entre les neurones biologiques et artificiels

Neurone biologique	Neurone artificiel
Soma	Neurone
Dendrites	Entrées (Input)
Axone	Sortie (Output)
Synapse	Poids

2.7.4.2. Méthodes de Deep Learning

Le Deep Learning (DL) est une branche du Machine Learning permettant d'apprendre des représentations de données complexes à plusieurs niveaux d'abstraction. Essentiellement constitués de réseaux de neurones artificiels (ANN), ils occupent une place clé dans les méthodes d'apprentissage profond (Ayoub Shaikh *et al.*, 2022 ; Patrício & Rieder, 2018). Il s'agit notamment des réseaux de neurones profonds (DNN), des réseaux de neurones de convolution (CNN) et des mémoires à long terme (LSTM).

2.7.4.2.1. Réseaux de neurones profonds

Les réseaux de neurones profonds (DNN) constituent un domaine de recherche émergent de l'apprentissage machine (ML) (Vargas *et al.*, 2017). Généralement désignés par le terme « Deep Learning » (DL) ou « Apprentissage profond », les réseaux de neurones artificiels profonds peuvent être vus comme une sous-catégorie des réseaux de neurones qui connaissent une popularité croissante dans le domaine de la classification (Savic, 2019). Ce concept apparu pour la première fois en 2006 (Vargas *et al.*, 2017), comprend plusieurs couches cachées de réseaux neuronaux artificiels permettant un apprentissage profond par des transformations non linéaires et des abstractions de plusieurs niveaux dans de grandes bases de données complexes (Liakos *et al.*, 2018 ; Voulodimos *et al.*, 2018). Les réseaux de neurones artificiels profonds peuvent être supervisés, partiellement supervisés ou même non supervisés (Liakos *et al.*, 2018). Ils permettent de surmonter l'inconvénient que les algorithmes traditionnels reposent sur des caractéristiques conçues artificiellement (Liu & Wang, 2021). Par ailleurs, l'un des principaux avantages de l'apprentissage profond est que, dans certains cas, l'étape d'extraction des caractéristiques est effectuée par le modèle lui-même (Liakos *et al.*, 2018). En outre, au fur et à mesure que le nombre de données augmente et que la puissance de calcul s'accroît, le pouvoir de caractérisation des réseaux neuronaux profonds s'améliore encore.

Le Deep Learning a été appliqué à de nombreuses tâches avec succès. Le succès de ces architectures d'apprentissage profond a apporté des contributions significatives à l'intelligence artificielle (Vargas *et al.*, 2017). En effet, des travaux ont démontré que les méthodes d'apprentissage étaient plus performantes que les techniques de pointe précédentes dans plusieurs tâches et que l'abondance de données provenant de différentes sources permettrait de s'y intéresser (Voulodimos *et al.*, 2018). Pour ne citer que celles-ci, ces tâches concernent la vision par ordinateur tels que la détection d'objets (Abade *et al.*, 2020 ; Liu & Wang, 2021 ; Zhao *et al.*, 2019), la reconnaissance et classification d'images (Krizhevsky *et al.*, 2017 ; Rawat & Wang, 2017 ; Sun *et al.*, 2016), l'analyse de données complexes (Zhang *et al.*, 2018), la reconnaissance vocale, le traitement du langage naturel et les systèmes de recommandation (Liu & Wang, 2021 ; Mu & Zeng, 2019). Dans le domaine de la reconnaissance d'images par exemple, l'utilisation des réseaux neuronaux profonds permet l'extraction automatique de caractéristiques de l'image à plusieurs niveaux comme les caractéristiques de bas niveau, les caractéristiques intermédiaires et les caractéristiques sémantiques de haut niveau par rapport aux méthodes traditionnelles d'extraction manuelle qui ne peuvent extraire que les caractéristiques sous-jacentes (Liu & Wang, 2021).

2.7.4.2.1. Réseaux de neurones de convolution

Les réseaux de neurones de convolution, également connus sous le nom de «CNN», sont un type de réseau neuronal le plus représentatif du domaine de l'apprentissage automatique (Krizhevsky *et al.*, 2017 ; Zhao *et al.*, 2019). Ils possèdent une structure complexe et peuvent effectuer des opérations de convolution (Liu & Wang, 2021) dans des couches dites couches de convolution ou filtres convolutifs. Une convolution est selon Drumond (2020), une opération linéaire standard couramment utilisée comme opération de filtrage en traitement du signal. En effet, à l'exception de la couche d'entrée et de sortie, un réseau neuronal convolutif comprend trois principaux types de couches neuronales, chacune jouant un rôle différent (Voulodimos *et al.*, 2018) comme le montre la figure 15. Elles transforment le volume d'entrée en un volume de sortie de neurones activés permettant d'établir une correspondance entre les données en entrée et un vecteur caractéristique. Il s'agit des couches de convolution, des couches de mise en commun et des couches entièrement connectées. Dans les couches de convolution, a lieu un processus d'extraction automatique de caractéristiques, dans lequel les caractéristiques des données d'entrée qui sont vraiment importantes pour cartographier la relation entre les variables d'entrée et la sortie souhaitée sont extraites (Zhu *et al.*, 2018). Après l'extraction des caractéristiques, les neurones sont ensuite introduits dans la couche de mise en commun qui est

utilisée pour réduire la dimensionnalité des données (Ferreira & da Cunha, 2020). Le modèle s'appuie enfin sur un réseau entièrement connecté qui permet la classification des caractéristiques extraites pour obtenir une distribution de probabilité basée sur les données d'entrée (Mu & Zeng, 2019).

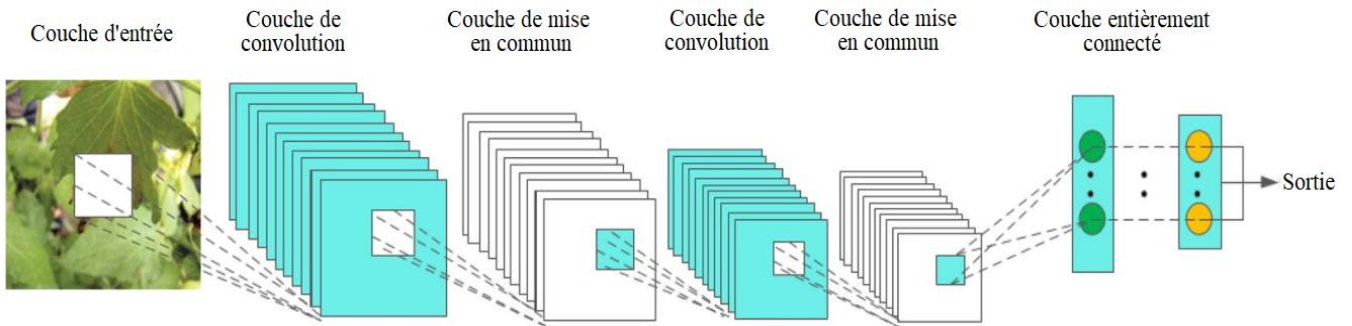


Figure 15 : Structure d'un réseau neuronal convolutif

Source : Liu & Wang (2021)

2.7.4.2.3. Réseaux de neurones récurrents

Les mémoires à court et long terme sont un type de réseau faisant appartenant à la famille des réseaux de neurones récurrents (RNN) (Ferreira & da Cunha, 2020 ; Rodić *et al.*, 2022). Ils ont été conçus pour résoudre des problèmes sinon pour traiter des données se présentant sous la forme de séquence. A la différence des ANN, les mémoires à court et long terme sont composés d'un ensemble de mémoires (cellule LSTM) et peuvent être considérés comme un ajout de boucles au réseau neuronal. Dans ce type d'algorithme, tel qu'illustré à la figure 16, on distingue trois types de points de contrôle en plus de la couche principale (González Perea *et al.*, 2023). Il s'agit notamment de la porte d'entrée, la porte d'oubli et la porte de sortie.

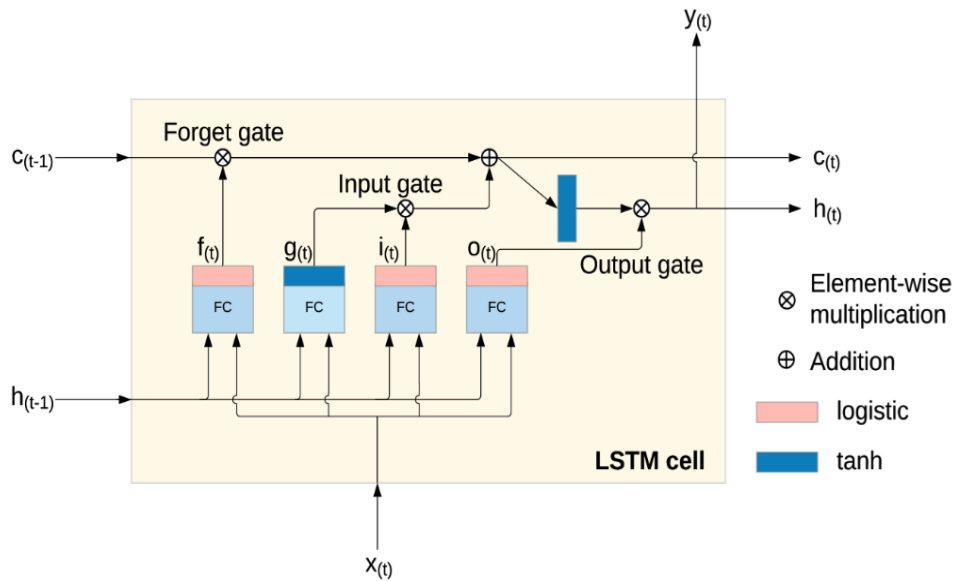


Figure 16 : Architecture générale d'une cellule Long Short Term Memory

Conclusion partielle

Cette partie a permis de faire une revue de littérature sur le concept d'efficacité d'irrigation et l'intelligence artificielle pour la gestion de l'eau dans le domaine agricole. Ainsi, concernant l'efficacité d'irrigation, il ressort que son analyse passe par l'usage des indicateurs de performance. Les valeurs de ces indicateurs sont différentes d'un système d'irrigation à un autre. Pour ce qui est de l'intelligence artificielle, nous avons présenté quelques outils technologiques pour une agriculture plus moderne en plus des algorithmes et techniques d'intelligence artificielle. Ces techniques reposent sur les réseaux de neurones artificiels qui sont issus des travaux réalisés dans le domaine de l'intelligence artificielle pour modéliser le fonctionnement du cerveau humain. Au terme de ce chapitre, il convient de passer à la deuxième partie du mémoire qui présente le matériel et les méthodes utilisés pour atteindre les objectifs de cette étude.

DEUXIÈME PARTIE : MATÉRIEL ET MÉTHODES

Chapitre 3 : Données et matériel de l'étude

3.1. Données

3.1.1. Données hydro-climatiques

Les données climatiques utilisées proviennent de la station météorologique de Yamoussoukro gérée par la Société d'Exploitation et de Développement Aéroportuaire, Aéronautique et Météorologique (SODEXAM). Les données hydrométriques sont constituées des mesures ponctuelles sur le terrain (vitesse d'écoulement, hauteur d'eau). Les données climatiques obtenues concernent les variables telles que la pluviométrie, l'humidité relative, l'insolation, la vitesse de vent et les températures minimum, maximum et moyenne (Tableau IV). Elles sont disponibles au pas de temps journalier sur la chronologie 2009 – 2021, soit une durée de 13 ans. De façon particulière, elles ont été utilisées pour le calcul de l'évapotranspiration de référence (ET_0). Toutefois, avant leur utilisation, une analyse de la qualité des données a été réalisée. Elle a consisté en la vérification de la complétude des séries ainsi que le contrôle de la cohérence interne des variables climatiques. Par ailleurs, la continuité temporelle des séries a été vérifiée pour assurer leur représentativité. Quant aux mesures ponctuelles, elles ont servi à la détermination des débits d'eau transitant le long des canaux d'irrigation sur l'aménagement hydro-agricole.

Tableau IV : Variables météorologiques et climatiques utilisées

Type	Code	Signification	Unité
Variables météorologiques	PRCP	Précipitation totale	mm
	TMOY	Température moyenne	°C
	MAX	Température maximale	°C
	MIN	Température minimale	°C
	WDSP	Vitesse moyenne du vent	m/s
	RH	Humidité relative moyenne	%
	INSL	Insolation	MJ/m ²

3.1.2. Données pédologiques et hydrodynamiques

Les données pédologiques concernent la texture du sol. La texture du sol est définie par la proportion de particules minérales dont les dimensions sont variables dans le sol : sable, limon, argile. Ces dimensions ont été déterminées au laboratoire par une analyse granulométrique à la suite d'un prélèvement d'échantillons. C'est au total quinze (15) échantillons de sol qui ont été prélevés dans les rizières expérimentales dont quatre (4) échantillons aléatoires et un (1)

échantillon composite. À partir de cette analyse, nous attribuons à chaque échantillon de sol prélevé, une classe texturale particulière au moyen du triangle textural. Quant aux données hydrodynamiques (teneur à la capacité au champ, teneur au point de flétrissement, eau disponible), elles ont été simulées grâce à une fonction de pédotransfert (Saxton *et al.*, 1986) dans le cadre de cette étude connaissant la texture des sols en place. Cependant, des intervalles de valeurs caractéristiques de ces paramètres hydrodynamiques sont donnés pour différentes classes granulométriques (Allen *et al.*, 1998) dans le tableau V.

Tableau V : Caractéristiques hydrodynamiques du sol pour différentes textures

Texture de sol	θ_{cc} (m ³ / m ³)	θ_{pf} (m ³ / m ³)	$\theta_{cc} - \theta_{pf}$ (m ³ / m ³)
Sable	0,07 – 0,17	0,02 – 0,07	0,05 – 0,11
Sable limoneux	0,11 – 0,19	0,03 – 0,10	0,06 – 0,12
Limon sableux	0,18 – 0,28	0,06 – 0,16	0,11 – 0,15
Limon	0,20 – 0,30	0,07 – 0,17	0,13 – 0,18
Limon fin	0,22 – 0,36	0,09 – 0,21	0,13 – 0,19
Limon très fin	0,28 – 0,36	0,12 – 0,22	0,16 – 0,20
Limon argilo-limoneux	0,30 – 0,37	0,17 – 0,24	0,13 – 0,18
Argile limoneuse	0,30 – 0,42	0,17 – 0,29	0,13 – 0,19
Argile	0,32 – 0,40	0,20 – 0,24	0,12 – 0,20

θ_{cc} : teneur en eau à la capacité au champ ; θ_{pf} : teneur en eau au point de flétrissement ; $\theta_{cc} - \theta_{pf}$: eau disponible

3.1.3. Données satellitaires

Dans le cadre de cette étude, quatre (4) images de type Landsat 8 OLI/TIRS (Operational Land Imager – Thermal Infrared Sensor) datant de la période de Décembre 2019 à Février 2020 et un modèle numérique de terrain (MNT) ont été utilisés. Cette période caractérisée par une faible couverture nuageuse et une meilleure qualité radiométrique des images, tout en coïncidant avec le cycle cultural du riz de la campagne rizicole. Il s’agit de données libres d’accès téléchargeables sur le site internet de l’United States Geological Survey (USGS) : <https://earthexplorer.usgs.gov>. Les images Landsat concernent la scène 197-55 (Figure 17) et sont constitués de onze (11) bandes spectrales dans le domaine du visible, infrarouge et de l’infrarouge thermique. Cette scène couvre la zone d’étude dans son intégralité ce qui permet une estimation plus fiable des paramètres biophysiques et des flux d’évapotranspiration.

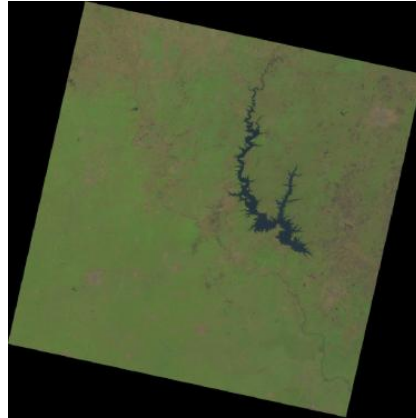


Figure 17 : Image Landsat de la scène 197-055 couvrant la zone d'étude

Le tableau VI présente les principales caractéristiques de ces images selon les bandes spectrales, le domaine spectral et la résolution spatiale (Barsi *et al.*, 2014). Quant au modèle numérique de terrain (MNT), il provient de SRTM (Shuttle Radar Topography Mission) à une seconde d'arc de résolution spatiale de 30 m à l'équateur. Il a été utilisé afin de tenir compte des effets topographiques (pente et élévation) intervenant dans l'estimation du rayonnement net qui parvient à la surface du sol.

Tableau VI : Principales caractéristiques des images satellitaires Landsat OLI/TIRS

Bande	Nom de la bande	Domaine spectral (μm)	Résolution spatiale (m)
1	Aérosol	0,433 – 0,453	
2	Bleu	0,450 – 0,515	
3	Vert	0,525 – 0,600	
4	Rouge	0,630 – 0,680	30
5	Proche infrarouge	0,845 – 0,885	
6	SWIR 1	1,560 – 1,660	
7	SWIR 2	2,100 – 2,300	
8	Panchromatique	0,500 – 0,680	15
9	Cirrus	1,360 – 1,390	30
10	TIR 1	10,60 – 11,19	
11	TIR 2	11,50 – 12,51	100

3.1.4. Images aériennes

Des campagnes de vols de drones ont été planifiées sur l'aménagement hydroagricole de Zatta au-dessus de champs de riz au moyen d'un vol automatisé conçu dans l'application « DroneDeploy », garantissant un chevauchement à 75 % des couches frontales et latérales. Ces couches aériennes de différents champs de riz de Zatta ont été acquises pendant le cycle de développement de cette culture et dont les différentes dates d'acquisition sont consignées dans le tableau VII.

Tableau VII : Les images aériennes disponibles et leur résolution

Date de prise	Résolution spatiale (cm/pixel)
21 Novembre 2019	0,8
28 Novembre 2019	
3 Décembre 2019	
12 Décembre 2019	
22 Janvier 2020	
27 Janvier 2020	
3 Février 2020	
9 Février 2020	

Les images acquises ont été avec un drone DJI Mavic Pro Platinum équipé d'une caméra optique. Cette caméra de résolution 12 mégapixels capture les images dans trois (3) bandes spectrales dont les caractéristiques sont présentées dans le tableau VII. Les différents relevés ont été réalisés à une altitude de vingt-cinq mètres (25 m) au-dessus du sol avec la caméra qui était orientée au nadir à 90°. Ces données ont par la suite servi à la réalisation d'orthophotos, desquelles ont été extraits des indices de végétation pour constituer un ensemble de données de modélisation de l'efficacité d'irrigation.

Tableau VIII : Spécifications des images drone

N° Bande	Nom de la bande	Longueur d'onde (nm)
1	Rouge	600
2	Vert	550
3	Bleu	470

3.2. Matériel de l'étude

3.2.1. Matériel de terrain

Le matériel de terrain est constitué essentiellement d'un ensemble d'outils de mesure sur le terrain. La figure 18 présente l'essentiel du matériel technique qui a été utilisé pour la collecte des données. Il s'agit notamment de :

- Un coffret à instruments comprenant un moulinet hydrométrique de type M1 équipé d'un compteur SEBA Z6 (Figure 20a). Le moulinet a été utilisé pour le jaugeage de débit dans les canaux d'irrigation au niveau des parcelles de riz. Le compteur permet d'enregistrer les différents tours de rotation d'hélices du moulinet afin de déterminer la vitesse d'écoulement de l'eau ;
- Un GPS (Global Positioning System) GARMIN 62S de précision 3 m (Figure 20b). Cet appareil a été utilisé pour l'enregistrement des coordonnées géographiques au niveau de la zone de travail ;
- Un infiltromètre à double anneau (double anneau de Müntz) pour la mesure de l'infiltration de l'eau dans le sol et la détermination de la percolation profonde (Figure 20c) ;
- Un drone DJI Mavic Pro Platinum (Figure 20d). Le drone a été utilisé pour capturer des images de la zone d'étude, ainsi que des champs de riz. Le tableau VIII suivant présente les caractéristiques de base de l'appareil.

Un appareil photo numérique a été utilisé pour les prises photographiques sur le terrain.

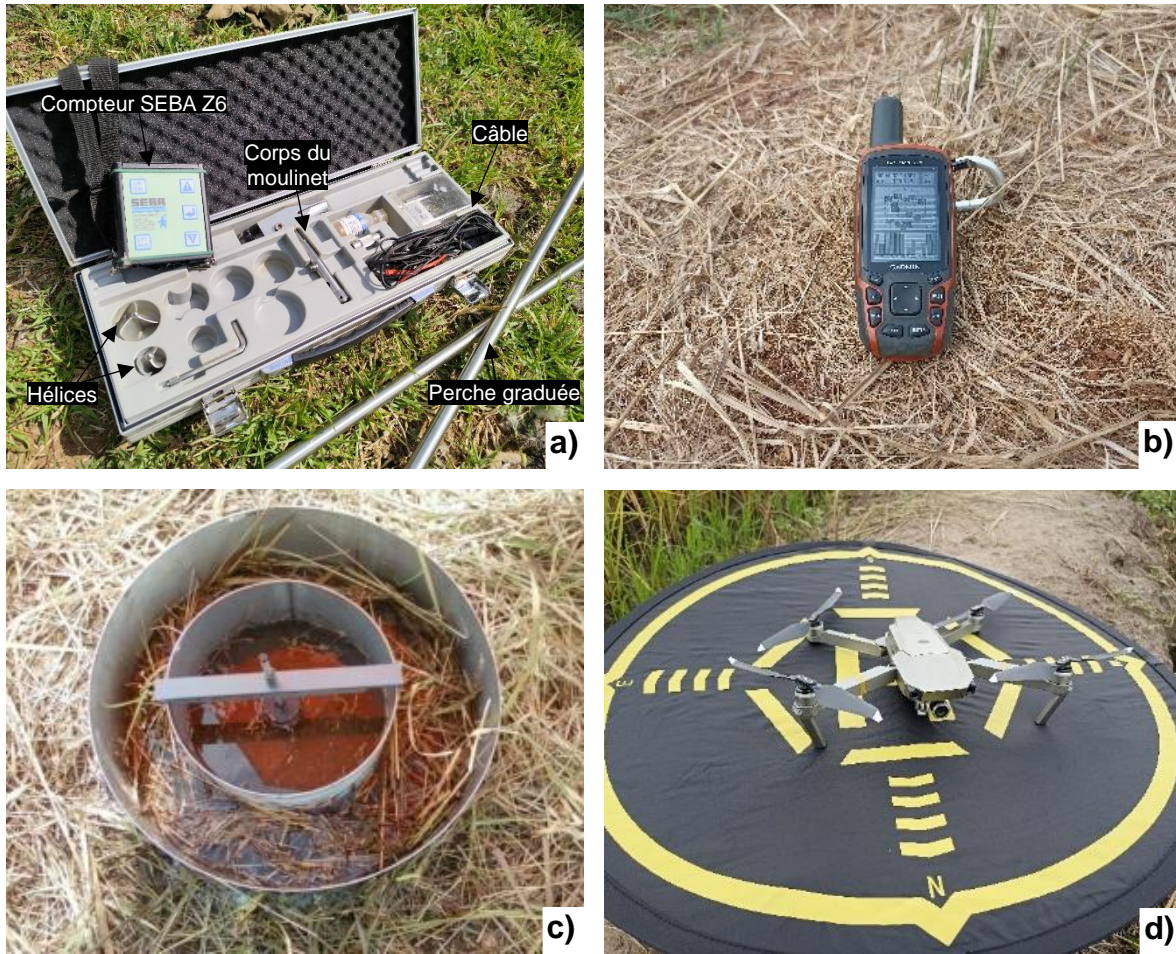


Figure 18 : Illustration de quelques outils techniques de collecte de données

(a) coffret à instruments dont le moulinet hydrométrique et un compteur ; (b) GPS ; (c) infiltromètre à double anneau ; (d) drone

Tableau IX : Caractéristiques de base du drone DJI Mavic Pro Platinum et de sa caméra

Dimensions	8,3 cm × 8,3 cm × 19,8 cm
Poids	734 g
Système de positionnement	GPS / GLONASS
Durée maximale de vol	30 minutes
Vitesse maximale	65 km/h
Résolution du capteur	12 MP (4000 × 3000 pixels)
Taille du pixel	1/2,3" (CMOS)
Pixels effectifs	12,35 mégapixels
Champ de vision	78,8°

3.2.2. Matériel de laboratoire

Au laboratoire, les outils présentés à la Figure 19 ont permis de déterminer la composition granulométrique des échantillons de sol prélevés. La pipette de Robinson (Figure 19c) a été utilisée pour déterminer les fractions des particules assez petites. Des erlenmeyers de 250 mL (Figure 19a) et un agitateur mécanique rotatif (Figure 19b) utilisés respectivement pour conserver le mélange de la solution après suppression des carbonates et des substances organiques. Le séchage et la pesée des échantillons ont été effectués respectivement au moyen d'une étuve de modèle BIOBASE (Figure 19d) et d'une balance analytique « Pionner » d'une précision de 0,01 g (Figure 19e).



Figure 19 : Matériel de laboratoire

(a) erlenmeyer ; (b) agitateur mécanique à rotation ; (c) pipette de Robinson ; (d) étuve ; (e) balance analytique

3.3. Outils de traitement des données

Les outils de traitement des données utilisés dans cette étude se composent essentiellement de logiciels. Ces derniers renferment plusieurs programmes bien conçus pour permettre à un

ordinateur d'effectuer diverses tâches. Les logiciels utilisés dans le cadre de cette étude sont résumés dans le tableau (Tableau IX).

Tableau X : Principaux logiciels utilisés dans le cadre de cette étude

Logiciels	Type	Rôle
Excel 2021	Calcul statistique	Traitement des données numériques et représentations graphiques
ENVI 5.3	Télédétection	Traitement des images satellitaires et extraction de la zone d'étude
GRASS GIS 7.8.7	SIG ²	Analyse et spatialisation de l'évapotranspiration réelle
Cropwat 8.0	Modélisation	Calcul de l'évapotranspiration de référence et des précipitations efficaces
SPAW Hydrology	Modélisation	Simulation des paramètres hydrodynamiques du sol
QGIS 3.22.13	Cartographie	Traitements des données SIG et réalisation des cartes thématiques
Python 3.13	Langage de programmation	Programmation des réseaux de neurones artificiels

Conclusion partielle

Il était question dans ce chapitre, de présenter les données, le matériel ainsi que les logiciels qui ont été utilisés dans ce travail. Nous décrivons également comment ces données ont été acquises et précisons leurs différentes sources. Elles sont constituées de cinq (5) types : les données hydro-climatiques, pédologiques et hydrodynamiques, les données cartographiques et des images satellitaires et aériennes. Ces données varient selon leur disponibilité, leur échelle temporelle et leur qualité. Les données hydro-climatiques proviennent d'une part de mesures ponctuelles sur le terrain et d'autre part de la SODEXAM, à la station synoptique de Yamoussoukro, à une échelle de temps journalière sur la période de 2009 – 2021. Quant aux données pédologiques et hydrodynamiques, elles concernent la texture, la teneur à la capacité au champ et au point de flétrissement. Elles ont été aussi collectées sur le terrain d'une part et simulées d'autre part respectivement. les données satellitaires sont un MNT de 30 m de

résolution et des images Landsat 8 OLI/TIRS obtenu aux dates 29 Décembre 2019, 14 Janvier 2020, 30 Janvier 2020 et 15 Février 2020.

Également, plusieurs outils ont été utilisés pour l'exploitation des différentes données. Il s'agit entre autres d'Excel 2021, ENVI 5.3, GRASS GIS 7.8.7, Cropwat 8.0, SPAW Hydrology, QGIS 3.22.13 et Python 3.313. L'utilisation opérationnelle de ces données à partir des outils et/ou logiciels définis nécessite des méthodes précises et rigoureuses qu'il convient de présenter dans le 4^{ème} chapitre de ce mémoire.

Chapitre 4 : Méthodes d'étude

4.1. Cartographie spatiale de l'évapotranspiration réelle par la télédétection

4.1.1. Justification du choix du modèle

L'évapotranspiration est une composante essentielle du bilan hydrique d'un champ agricole. C'est la combinaison de deux processus distincts par lesquels l'eau est perdue à la fois, à la surface du sol par évaporation et au niveau de la culture par transpiration (Hamimed *et al.*, 2018). Il existe plusieurs méthodes pour l'estimer, notamment des méthodes empiriques, des méthodes de bilan énergétique de surface et des méthodes dites combinées qui associent les méthodes empiriques et les méthodes de bilan énergétique de surface (Elnmer *et al.*, 2019). De ce fait, le choix d'une méthode peut être problématique. Ainsi, tout choix doit être guidé par l'équilibre entre le niveau de complexité du modèle, l'accessibilité des données et l'efficacité du modèle (N'Guessan, 2025).

Dans cette étude, il est question d'analyser l'évolution de l'évapotranspiration réelle de la culture pendant la période de croissance de la culture de riz à partir des données satellitaires afin de permettre une gestion rationnelle de l'eau. Sur cette base, le recours à une méthode de bilan énergétique s'avère utile, notamment avec les modèles tels que METRIC (Mapping Evapotranspiration at high Resolution with Internalized Calibration) (Allen *et al.*, 2007), TSEB (Two-Source Energy Balance) (Norman *et al.*, 1995), SEBAL (Surface Energy Balance Algorithm for Land) (Bastiaanssen *et al.*, 1998) et SEBS (Surface Energy Balance System) (Su, 2002). Ces modèles ont largement été utilisés un peu partout dans le monde (Nouri, 2017) et en Afrique de l'Ouest (Traore, 2007). Traore (2007) rapporte que SEBAL est l'un des plus prisés, ayant été appliqué de nombreuses fois avec succès dans plusieurs études à travers le monde (Ghaderi *et al.*, 2020 ; Wang *et al.*, 2020). De plus, il est admis que SEBAL requiert un nombre limité de données d'entrée. En tenant compte de ces considérations mais aussi à cause des objectifs de l'étude, le modèle SEBAL a été choisi comme modèle de bilan énergétique pour estimer l'évapotranspiration.

4.1.2. Présentation du modèle SEBAL

Le modèle SEBAL (Surface Energy Balance Algorithm for Land) développé par Wim Bastiaanssen dans les années 1990 est une approche biophysique de référence destinée à estimer les flux d'énergie à la surface terrestre et l'évapotranspiration réelle à partir d'images satellitaires (Bastiaanssen *et al.*, 1998). SEBAL s'impose comme un outil stratégique en hydrologie agricole et en gestion de l'irrigation, car il offre une estimation spatialement distribuée de la consommation en eau des cultures, à l'échelle parcellaire comme régionale

notamment à partir d'images issues de satellites comme Landsat ou MODIS (Ghaderi *et al.*, 2020 ; Wang *et al.*, 2020). Contrairement aux méthodes strictement météorologiques, il limite la dépendance aux données au sol en exploitant directement les propriétés radiatives de la surface observées par satellite. Dans le contexte des changements climatiques et de la pression croissante sur les ressources hydriques, SEBAL constitue un instrument d'aide à la décision pour l'évaluation de la productivité de l'eau, le suivi du stress hydrique des cultures et l'optimisation des pratiques d'irrigation. Sa capacité à produire des cartes quantitatives d'évapotranspiration réelle en fait un modèle particulièrement pertinent pour les recherches portant sur l'efficacité d'utilisation de l'eau et la durabilité des systèmes agricoles irrigués.

4.1.3. Paramétrisation du modèle SEBAL

Le principe repose sur l'idée selon laquelle l'énergie qui arrive à la surface est égale à l'énergie qui quitte cette même surface pendant un intervalle de temps donné. Selon Allen *et al.* (1998), l'équation pour une surface donnée peut s'écrire comme suit :

$$\lambda ET = R_n - G - H \quad (\text{Eq. 7})$$

Avec λET : le flux de chaleur latente (représentant la fraction d'évapotranspiration) ; R_n : le rayonnement net ; G : le flux de chaleur du sol ; H : le flux de chaleur sensible.

L'estimation spatialisée de l'évapotranspiration par le biais du modèle SEBAL a consisté en une série d'étapes automatisée présentée par la figure 20 et dont l'algorithme d'exécution est téléchargeable sur https://github.com/Junis-k/SEBAL_Algorithm/blob/main/SEBAL.py.

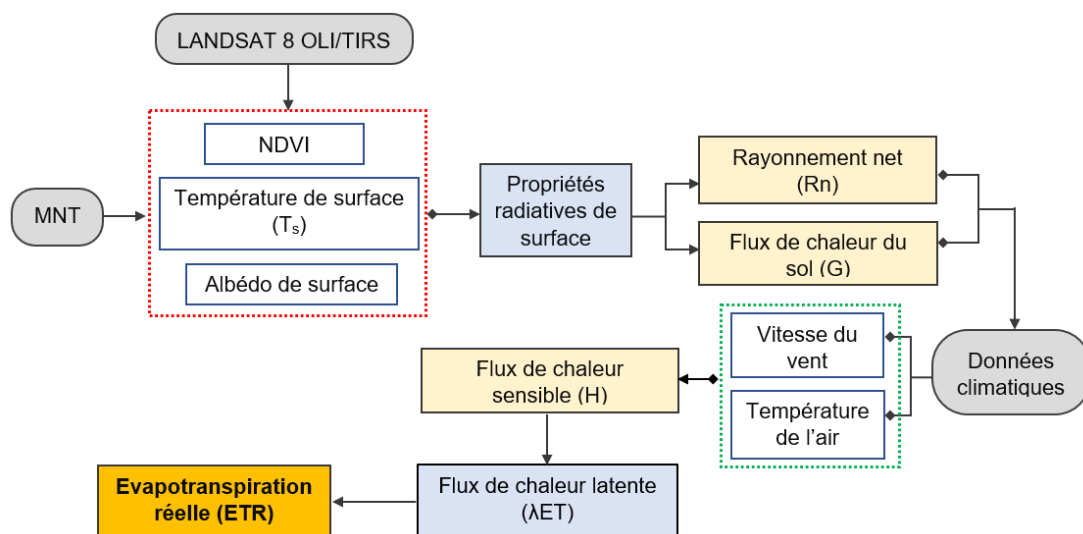


Figure 20 : Organigramme du modèle SEBAL pour le calcul de l'évapotranspiration réelle

Dans un premier temps, les trois (3) variables radiatives à savoir l'albédo, l'indice de végétation par différence normalisée et la température de surface sont calculées à partir des données multispectrales (visible, proche infrarouge, moyen infrarouge et infrarouge thermique). Dans un second temps, les variables précitées couplées aux données climatiques ont servi à la détermination des autres grandeurs qui interviennent dans les transferts énergétiques.

4.1.4. Prétraitement des images satellitaires

Le prétraitement d'image est une opération qui est normalement requise avant l'analyse principale et l'extraction d'informations. Cette opération de prétraitement se divise en général en corrections géométriques, radiométriques et atmosphériques (Brou, 2019). Pour ce qui est des images Landsat dont nous disposons, principalement les produits de niveau « L2SP », elles ont déjà subi toutes les corrections par le fournisseur. Toutefois, une vérification de la géométrie a été faite par superposition des images de Google Earth. Il s'en est suivi l'extraction de la zone d'étude. Pour cela, une fenêtre de 226 sur 278 pixels a été extraite à l'aide de l'outil « *Resize data – Spatial subset* » du logiciel ENVI (version 5.3).

4.1.5. Traitement des images satellitaires

4.1.5.1. Compositions colorées

La composition colorée consiste à affecter simultanément à chacune des trois couleurs primaires (Rouge – Vert – Bleu) trois bandes spectrales d'un capteur satellite et à faciliter l'extraction des informations (Gnahore, 2021). En effet, cette opération permet l'interprétation sur la base de la connaissance du comportement spectral des différents types d'occupation du sol. Plusieurs combinaisons ont été effectuées à l'aide des canaux bruts dans le logiciel ENVI dans le but de mieux discriminer les types d'occupation du sol. Ainsi, les bandes 4, 3 et 2 (OLI/TIRS) d'une part et les bandes 5, 4 et 2 (OLI/TIRS) d'autre part ont été respectivement affectées aux couleurs Rouge, Vert et Bleu, donnant une composition colorée en vraies couleurs et fausses couleurs respectivement.

4.1.5.2. Occupation du sol

Les méthodes de classification supervisée et non supervisée sont beaucoup utilisées dans le domaine de la cartographie de l'occupation du sol (Mélèdje, 2016). Dans cette étude, ces deux méthodes ont été utilisées ; la classification non supervisée était une étape intermédiaire à la classification supervisée. L'objectif était de faire correspondre au mieux la réalité radiométrique à la réalité thématique. Ainsi, six classes thématiques ont été définies aléatoirement au

lancement de la classification non supervisée via l'algorithme « *K-Means* ». Cette classification a servi de base aux missions de visites de terrain dont le but était de collecter des données de références ou de couverture du sol réellement présentes. A partir de ces résultats, la classification supervisée utilisant l'algorithme de maximum de vraisemblance (*Maximum Likelihood*) et beaucoup utilisé (Brou, 2019 ; Gnahore, 2021) a été appliquée. Elle est intervenue après des missions de terrain. En effet, la classification supervisée par le maximum de vraisemblance vise à classer les pixels en se basant sur leur similarité avec les identifiants numériques d'objets géographiques de référence préétablis dans l'image (parcelles d'entraînement) et confirmés par des observations sur le terrain.

4.1.5.3. Validation de la classification

L'évaluation de la qualité de la classification a été réalisée à partir de la matrice de confusion sur la base de points de contrôles collectés sur le terrain. Cette matrice permet de quantifier la performance globale du modèle de classification à partir de deux (2) indicateurs statistiques notamment la précision globale et du coefficient de Kappa. Elle fournit l'exactitude du traitement en confirmant la sélection des parcelles d'entraînement (Gnahore, 2021). En effet, la précision globale donne les résultats globaux de la matrice de confusion (Mansouri *et al.*, 2024). La matrice de confusion de la classification a été calculée pour chacune des classes à l'aide du logiciel ENVI (version 5.3). Elle est calculée en divisant le nombre total de pixels corrects (valeurs diagonales) par le nombre total de pixels de l'image. Quant au coefficient de Kappa, il a été utilisé pour mesurer la concordance entre deux catégorisations d'un jeu de données et pour juger de la précision du modèle en comparant le modèle prédictif et un ensemble de points d'échantillonnage examinés sur le terrain. Le tableau XI présente l'intervalle de variation du coefficient de Kappa et l'interprétation associé à chaque valeur. Après la validation de la classification, un filtre médian 3x3 permet de réduire l'hétérogénéité intra-classes par élimination des pixels isolés (Brou, 2019 ; Mansouri *et al.*, 2024).

Tableau XI : Intervalle de variation du coefficient de Kappa et de l'interprétation associé

Kappa (K)	Interprétation
$K > 0,85$	Excellent
$0,7 < K < 0,85$	Très bon
$0,5 < K < 0,7$	Bon
$0,4 < K < 0,5$	Modéré
$K < 0,4$	Médiocre

4.1.6. Détermination des propriétés radiatives de surface

4.1.6.1. Albédo de surface

L'albédo de surface (α) d'un milieu est défini comme étant la fraction de rayonnement solaire réfléchi par ce milieu dans le domaine de l'énergie solaire ($0,3 - 3 \mu\text{m}$) (Hamimed *et al.*, 2018). C'est le rapport entre le rayonnement réfléchi et le rayonnement incident. Il est exprimé par un nombre compris entre 0 (aucune lumière réfléchie) et 1 (toute la lumière est réfléchie) ou par un pourcentage. En effet, l'albédo d'un sol nu décroît lorsque sa teneur en eau croît. De même, l'albédo d'un sol couvert de végétation dépend du taux de couverture végétale et de son activité chlorophyllienne. Il a été calculé par la formule proposée par Liang *et al.* (2003) :

$$\alpha = 0,356.r_2 + 0,13.r_4 + 0,373.r_5 + 0,085.r_6 + 0,072.r_7 - 0,0018 \quad (\text{Eq. 8})$$

Où r_2 , r_4 , r_5 , sont respectivement les réflectances dans les canaux du bleu, rouge, proche infrarouge et r_6 , r_7 les réflectances dans le court infrarouge du capteur.

4.1.6.2. Indice de végétation par différence normalisé

Plusieurs indices ont été développés afin de permettre une meilleure caractérisation spectrale de la végétation verte. Le principal indice utilisé dans l'analyse des images satellitaires multispectrales est l'indice de végétation par différence normalisée (NDVI) (Benguerai, 2011). Le calcul de l'indice de végétation fait intervenir les réflectances dans les canaux du rouge (R) et du proche infrarouge (PIR). En effet, c'est dans ces canaux que le contraste entre le sol et la végétation est plus accentué. Nous avons utilisé l'expression proposée par Rouse & Haas (1974) :

$$\text{NDVI} = \frac{\text{PIR} - \text{R}}{\text{PIR} + \text{R}} \quad (\text{Eq. 9})$$

Le NDVI est une variable sans dimension dont la valeur de calcul varie théoriquement entre -1 et 1. Les valeurs négatives correspondent généralement aux plans d'eau, à une végétation absente ou malade, tandis que les valeurs positives correspondent à une végétation saine ou dense (Benguerai, 2011). Les valeurs autour de 0 représentent le sol nu. Le NDVI est ainsi l'expression de l'activité chlorophyllienne, de la densité de feuillage, mais traduit aussi, l'expression indirecte du stress hydrique d'une couverture végétale et la proportion de sol effectivement couverte par la végétation.

4.1.6.3. Température de surface

La température de surface (T_s) résulte des échanges d'énergie ayant lieu au-dessus et en dessous de cette surface. Elle est donc en partie liée à l'albédo, à la température de l'air et à l'efficacité des échanges thermiques (Benguerai, 2011). La température de surface a été déterminée à partir des luminances spectrales dans l'infrarouge thermique. La méthode de calcul a consisté à simuler dans un premier temps la température de brillance du capteur (T_b) à partir de l'équation ci-dessous (Saha *et al.*, 2019) :

$$T_b = \frac{K_2}{\left[\ln \left(\frac{K_1 \times \varepsilon_0}{L_\lambda} + 1 \right) \right]} \quad (\text{Eq. 10})$$

Avec T_b : la température de brillance du capteur ; K_1 et K_2 : des constantes de calibration dépendant du capteur thermique ; L_λ : la radiance spectrale de la bande thermique ; ε_0 : l'émissivité de surface.

L'émissivité de surface est déterminée à partir de la formule proposée par Van De Griend & Owe (1993) :

$$\varepsilon_0 = [0,047 \times \ln(\text{NDVI})] + 1,0094 \quad (\text{Eq. 11})$$

Dans un second temps, nous avons déduit la température de surface suivant l'équation proposée par Weng *et al.* (2004) :

$$T_s = \frac{T_b}{\left[1 + \left(\frac{\lambda \times T_b}{C_2} \right) \times \ln \varepsilon_0 \right]} \quad (\text{Eq. 12})$$

Où C_2 est le produit de la constante de Planck et la constante de Boltzmann rapportée à la vitesse de la lumière ($1,4388 \times 10^{-2} \text{ m K} \approx 14\,388 \text{ } \mu\text{m K}$) ; λ : la longueur d'onde de la radiance émise en micromètre ; h : la constante de Planck ($6,626 \times 10^{-34} \text{ J s}$) ; c : la vitesse de la lumière ($2,998 \times 10^8 \text{ m/s}$) ; s : la constante de Boltzmann ($1,38 \times 10^{-23} \text{ J/K}$).

4.1.7. Estimation de l'évapotranspiration

4.1.7.1. Rayonnement net

Le rayonnement net (R_n) représente le bilan de l'énergie radiative à la surface de la Terre. Ce bilan fait intervenir l'albédo (α), l'émissivité de surface (ϵ_0), le rayonnement entrant de courte longueur d'onde ($R_s\downarrow$), le rayonnement sortant ($R_L\uparrow$) et entrant ($R_L\downarrow$) de grande longueur d'onde au niveau du sol (Ghaderi *et al.*, 2020) :

$$R_n = (1 - \alpha)R_s\downarrow + R_L\downarrow - R_L\uparrow - (1 - \epsilon_0)R_L\downarrow \quad (\text{Eq. 13})$$

Le rayonnement entrant de courte longueur d'onde est donné par la formule suivante :

$$R_s\downarrow = G_{sc} \times \cos \theta \times d_r \times \tau_{sw} \quad (\text{Eq. 14})$$

Où G_{sc} est la constante solaire ($1\,367\text{ W/m}^2$) ; $\cos \theta$: le cosinus de l'angle d'incidence solaire, d_r : inverse du carré de la distance relative Terre-Soleil, τ_{sw} : la transmissivité de l'atmosphère.

Suivant la formule de Stephan-Boltzmann (Hamimed *et al.*, 2018), le rayonnement atmosphérique entrant de grande longueur d'onde peut être estimé à partir de la température de l'air (T_a), l'émissivité de l'atmosphère (ϵ_a) et la constante Stephan-Boltzmann ($\sigma = 5,67 \times 10^{-8}\text{ W.m}^{-2}.\text{K}^{-4}$). On écrit :

$$\begin{cases} R_L\downarrow = \epsilon_a \sigma T_a^4 \\ R_L\downarrow = 1,08 \times (-\log \tau_{sw})^{0,265} \times \sigma T_a^4 \end{cases} \quad (\text{Eq. 15})$$

Le rayonnement terrestre émis d'un pixel repéré est estimé en appliquant aussi la formule de Stefan-Boltzmann :

$$R_L\uparrow = \epsilon_0 \sigma T_s^4 \quad (\text{Eq. 16})$$

4.1.7.2. Flux de chaleur dans le sol

Il est impossible de cartographier directement le flux thermique dans le sol. En effet, les propriétés thermiques du sol peuvent varier dans le temps avec l'humidité du sol. De plus, le sol est un milieu isotrope dont les caractéristiques physiques, notamment la conductivité, varient dans le temps et dans l'espace (Hamimed *et al.*, 2014 ; Hamimed *et al.*, 2018). Ainsi, nous avons intégré ces caractéristiques physiques dans un modèle numérique utilisant notamment les données de télédétection (albédo, température de surface et NDVI) afin d'estimer le rapport entre le flux de chaleur dans le sol (G) et le rayonnement net (R_n) à l'échelle du pixel. Le flux de chaleur dans le sol est estimé à partir de la formule empirique de

Bastiaanssen *et al.* (1998) citée par Ghaderi *et al.* (2020) et Hamimed *et al.* (2018). Cette expression prend en compte la température de surface (T_0), l'albédo (r_0), l'indice de végétation (NDVI) et le rayonnement net (R_n) :

$$\frac{G}{R_n} = \frac{T_s}{\alpha} [0,0038. \alpha + 0,007. \alpha^2] \times [1 - 0,98. NDVI^4] \quad (\text{Eq. 17})$$

4.1.7.3. Flux de chaleur sensible

Le flux de chaleur sensible (H) correspond au transfert de la chaleur par convection entre la surface et l'air (Souidi *et al.*, 2010) exprimé par l'équation ci-dessous :

$$H = \frac{\rho \cdot C_p}{r_{ah}} dT \quad (\text{Eq. 18})$$

Où ρ et C_p sont respectivement la masse volumique de l'air et la chaleur spécifique de l'air à pression constante ($1\ 004\ \text{J.kg}^{-1}.\text{K}^{-1}$) ; dT : la différence de température T_1 et T_2 entre deux niveaux atmosphériques z_1 et z_2 (généralement à 0,1 et 2m du sol respectivement) ; r_{ah} : la résistance aérodynamique au transfert de chaleur (Allen *et al.*, 2007).

Le flux de chaleur sensible (H) est le paramètre le plus difficile à estimer dans l'équation du bilan énergétique. Non seulement la procédure est complexe et difficile à résoudre car il y a deux inconnues, mais elle affecte la précision de la valeur de l'évapotranspiration (Wang *et al.*, 2020). Pour faciliter la résolution de l'équation, nous avons utilisé deux pixels où des valeurs fiables de H peuvent être prédites, et une différence de température dT estimée et la vitesse du vent à une valeur d'hauteur donnée. En effet, la résistance aérodynamique est fonction de la vitesse du vent, du régime de stabilité thermique et de la rugosité de surface. Plusieurs approches ont été utilisées pour estimer la résistance aérodynamique notamment par Hamimed & Khaldi (2000). Ces approches sont basées essentiellement sur l'utilisation des profils logarithmiques du transfert de masse et d'énergie dans la partie de la couche limite de surface et sur le couplage surface-couche limite de surface qui s'opère au niveau des flux à la base de la couche limite convective (Souidi *et al.*, 2010). Selon Waters *et al.* (2002), la résistance aérodynamique au transport de chaleur (r_{ah}) est calculée comme suit :

$$r_{ah} = \frac{\ln\left(\frac{z_2}{z_1}\right) - \psi_{h(z_2)} + \psi_{h(z_1)}}{k \cdot u^*} \quad (\text{Eq. 19})$$

Où u^* est la vitesse de friction (m/s) qui quantifie les fluctuations de vitesse turbulentes dans l'air, k est la constante de Von Karman ($\approx 0,41$), ψ_m et ψ_h sont respectivement des fonctions de

correction de stabilité pour le transport de quantité de mouvement et de chaleur. Ces fonctions de stabilité sont basées sur la formule de longueur de Monin-Obukhov, un paramètre qui décrit les effets de la flottabilité sur les flux turbulents, principalement dans la partie inférieure de la couche limite atmosphérique :

$$L = - \frac{\rho C_p \cdot T_s \cdot u^{*3}}{k \cdot g \cdot H} \quad (\text{Eq. 20})$$

Où ρ et C_p sont respectivement la masse volumique de l'air et la chaleur spécifique de l'air à pression constante ($1\,004 \text{ J.kg}^{-1}.\text{K}^{-1}$), T_s est la température de surface et g est la gravité terrestre. La vitesse de friction (u^*) est calculée en utilisant la loi logarithmique du vent :

$$u^* = \frac{k \cdot u_{200}}{\ln\left(\frac{200}{z_{om}}\right) - \psi_{m(200m)}} \quad (\text{Eq. 21})$$

Où u_{200} est la vitesse du vent (m/s) à la hauteur de mélange 200 mètres, z_{om} est la longueur de rugosité et $\psi_{m(200m)}$ est la fonction de correction de stabilité pour le transport de la quantité de mouvement à 200 mètres du sol.

La détermination du flux de chaleur sensible nécessite aussi le calcul de la différence de température de la surface dT pour chaque pixel. Le modèle SEBAL calcule dT pour chaque pixel en supposant une relation linéaire entre dT et T_s (Li & Zhao, 2010) :

$$dT = aT_s + b \quad (\text{Eq. 22})$$

Où a et b sont des coefficients de corrélation calculés par définition des propriétés des pixels en conditions hydriques extrêmes (chaud/sec et froid/humide).

4.1.7.4. Flux de chaleur latente

Rappelons à ce niveau que le flux de chaleur latente (λE) est l'équivalent énergétique de l'évapotranspiration. Il est la résultante de la différence entre le rayonnement net (R_n), le flux de chaleur dans le sol (G) et le flux de chaleur sensible (H). Sa détermination est importante au point qu'elle permet d'apprécier l'état d'alimentation hydrique des cultures et la définition des modalités d'irrigation ainsi que, par des interventions appropriées, de faire tendre le rapport évapotranspiration réelle (ETR) sur l'évapotranspiration maximale (ETM) vers sa valeur optimale (Hamimed *et al.*, 2018).

4.1.7.5. Calcul de l'évapotranspiration réelle

Dans un premier temps, l'évapotranspiration à l'instant donnée de l'acquisition de l'image satellitaire est calculée pour chaque pixel contenu dans l'image suivant l'équation 23. Il correspond également à l'évapotranspiration horaire :

$$ETR_{inst} = 3600 \frac{\lambda ET}{\rho_e \lambda} \quad (\text{Eq. 23})$$

Où ETR_{inst} est l'évapotranspiration instantanée (mm/h) ; ρ_e est la masse volumique de l'eau (1 000 kg/m³) ; λ est la chaleur latente de vaporisation (J/kg) représentant la chaleur absorbée lorsqu'un kilogramme d'eau s'évapore et est calculé suivant :

$$\lambda = [2,501 - (T_a - 273) \times 0,002361] \times 10^6 \quad (\text{Eq. 24})$$

L'estimation quotidienne de l'évapotranspiration réelle est plus applicable que l'évapotranspiration réelle instantanée. Le modèle SEBAL calcule l'évapotranspiration quotidienne réelle en supposant que la fraction de l'évapotranspiration de référence (ETF_0) est une moyenne fixée en 24 heures (Ghaderi *et al.*, 2020). Nous la calculons en utilisant la formule ci-dessous proposée par Allen *et al.* (2007) en considérant que l' ETF_0 n'a pas de variation pendant la journée :

$$ETR_i = ETF_0 \times ET_0 \quad (\text{Eq. 25})$$

Dans cette expression, la fraction d'évapotranspiration de référence est définie par le rapport entre l'évapotranspiration réelle instantanée (ETR_{inst}) et l'évapotranspiration de référence calculée à partir de données météorologiques (ET_0). La fraction d'évaporation représente le facteur de culture (K_c) (Allen *et al.*, 2007) et peut être utilisée pour estimer l'évapotranspiration de la culture de référence sur la période de croissance :

$$ETR_{période} = ETF_{0,période} \sum_{i=1}^n ET_{0,i} \quad (\text{Eq. 26})$$

Où $ETF_{0,période}$ est la fraction de l'évapotranspiration de référence de la période ou saison de croissance, $ET_{0,i}$ est l'évapotranspiration de référence pour le ième jour et n représente le nombre de jours dans la période.

Une valeur de l'évapotranspiration de référence (ET_0) peut s'obtenir par la formule de la FAO de Penman-Monteith suivante :

$$ET_0 = \frac{0,408\Delta(R_n - G) + \gamma \frac{900}{T + 273} u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0,34u_2)} \quad (\text{Eq. 27})$$

Avec :

R_n : rayonnement net à la surface de la culture ($\text{MJ.m}^{-2}.\text{j}^{-1}$) ;

G : densité de flux de chaleur dans le sol, ($\text{MJ.m}^{-2}.\text{j}^{-1}$) ;

T : température quotidienne moyenne de l'air à 2 m de hauteur en ($^{\circ}\text{C}$) ;

γ : constante psychométrique ($\text{kPa.}^{\circ}\text{C}^{-1}$) ;

u_2 : vitesse du vent à 2 m de hauteur ;

e_s : pression de vapeur saturante en kPa ;

e_a : pression de vapeur réelle en kPa ;

$e_s - e_a$, déficit de pression de vapeur saturante en kPa ;

Δ : pente de la courbe de pression de vapeur saturante à température T en $\text{kPa.}^{\circ}\text{C}^{-1}$.

4.1.8. Performance du modèle SEBAL

Une analyse statistique est nécessaire en vue de l'évaluation du modèle SEBAL. Cette évaluation permet de connaître les performances du modèle, mais aussi d'apprécier et/ou de juger sa capacité à représenter au mieux un phénomène. Dans cette étude, différents traitements statistiques ont été utilisés pour évaluer l'évapotranspiration réelle estimée à partir du modèle SEBAL (ETR_SEBAL) notamment l'erreur quadratique moyenne (RMSE), le rapport de la RMSE et de l'écart-type des observations (RSR), l'erreur absolue (EA) et l'erreur relative (ER). Pour chaque image satellitaire (29 décembre 2019, 14 janvier 2020, 30 janvier 2020 et 15 février 2020), les équations ci-dessous permettent de les calculer et d'en déduire des valeurs moyennes spatiales. La validation des résultats s'est faite en comparant les valeurs d'évapotranspiration de SEBAL et celles obtenues à partir de la méthode FAO-Penman-Monteith (ETR_FAO) (Ghaderi *et al.*, 2020 ; Kamali & Nazari, 2018) sur le périmètre rizicole de Zatta aux dates d'acquisition des images satellitaires. Par ailleurs, afin d'éviter tout biais méthodologique, les valeurs ETR_SEBAL ont d'abord été agrégées spatialement sur la zone correspondant strictement au périmètre rizicole étudié. La moyenne spatiale des pixels a ensuite été comparée à la valeur ETR_FAO calculée pour la même date et la même zone. Pour chaque

image satellitaire (29 décembre 2019, 14 janvier 2020, 30 janvier 2020 et 15 février 2020), le calcul s’est fait sur la base des valeurs moyennes spatiales.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (S_i - O_i)^2} \quad (\text{Eq. 28})$$

$$RSR = \frac{\sum_{i=1}^n (S_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (\text{Eq. 29})$$

$$EA = |S_i - O_i| \quad (\text{Eq. 30})$$

$$ER (\%) = \frac{|S_i - O_i|}{S_i} \quad (\text{Eq. 31})$$

Où O_i représente les valeurs observées de l’équation FAO-Penman-Monteith, S_i représente les valeurs estimées de l’algorithme SEBAL ; O_i et S_i sont les valeurs moyennes du modèle FAO-Penman-Monteith et de SEBAL, respectivement. En effet, la RMSE sert à comparer la différence entre les données simulées par le modèle et les données mesurée. Elle fournit le degré de dispersion entre les valeurs simulées et observées. Ainsi, le modèle reproduit parfaitement les données observées lorsque la RMSE vaut 0. Par contre, l’EA et l’ER s’interprète respectivement par comparaison à l’ordre de grandeur des données d’une part et d’autre part, un intervalle de 10 à 20 % serait acceptable.

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 (N’Guessan, 2025). 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 29. Les plages de valeurs et de performance associées, sont renseignées dans le tableau XII.

Tableau XII : Critères de performance de la métrique RSR

Plage de valeurs	Classification des performances
$0,00 \leq RSR \leq 0,50$	Très bon
$0,50 \leq RSR \leq 0,60$	Bon
$0,60 \leq RSR \leq 0,70$	Satisfaisant
$RSR > 0,70$	Insatisfaisant

Source : N’Guessan (2025)

Par ailleurs, d'autres traitements statistiques en vue de déterminer les valeurs extrêmes (minimum et maximum), la moyenne, l'écart-type et le coefficient de variation ont été appliqués. En effet, le coefficient de variation (CV) est le rapport de l'écart-type à la moyenne. Plus la valeur du coefficient de variation est élevée, plus la dispersion autour de la moyenne est grande. Il est généralement exprimé en pourcentage et permet la comparaison de distributions de valeurs dont les échelles de mesure ne sont pas comparables. Plus la valeur du coefficient de variation est faible, plus l'estimation est précise. Selon la valeur du coefficient de variation, on peut caractériser la série comme suit (Oula, 2011) :

- Si $CV < 0,02$ alors la série est dite très homogène ;
- Si $0,02 < CV < 0,25$ alors la série est dite homogène ;
- Si $CV > 0,25$ alors la série est dite hétérogène.

4.2. Caractérisation de l'état hydrique du riz par détermination du bilan hydrique du sol de la zone de culture

4.2.1. Identification des parcelles d'étude

Afin de mieux représenter le périmètre de culture et d'y conduire différentes activités, trois (3) parcelles homogènes ont été choisies : une parcelle en tête de réseau (amont), une parcelle au centre du réseau (intermédiaire) et une dernière parcelle en fin de réseau (en aval). Une telle répartition dans l'espace vise une meilleure prise en compte de la probabilité de la micro-variabilité des caractéristiques à étudier (Dasyuva *et al.*, 2019). Le choix de ces parcelles s'est fait en vue de couvrir l'ensemble du périmètre et visait à caractériser le bilan hydrique et mener une analyse plus approfondie sur la performance du périmètre. Ces parcelles ont été jugées susceptibles d'expliquer la gestion de l'eau sur le périmètre. La variété de riz cultivée sur celles-ci est le GT11 qui est d'un cycle de culture 120 jours. La durée d'irrigation journalière est de 10 heures selon le mode de gestion des riziculteurs du périmètre.

4.2.2. Détermination de la texture du sol

Des échantillons de sol ont été constitués en quatre (4) points de prélèvements aléatoires de chaque parcelle et à une profondeur de 20 cm de la surface du sol à l'aide d'une tarière pédologique. Le choix de cet horizon pédologique a tenu compte de la profondeur d'occurrence des racines des cultures de riz, de l'alimentation en eau (Dasyuva *et al.*, 2019) et du fait que cette couche est soumise à l'effet d'évaporation. Les quatre échantillons de sols prélevés ont été mélangés de part et d'autre afin de constituer un échantillon composite sur chaque parcelle.

Ensuite, ces échantillons ont été conservés dans des sachets plastiques, codés puis acheminés au Laboratoire de pédologie de l'Institut National Polytechnique Félix HOUPHOUËT-BOIGNY (INP-HB) de Yamoussoukro. Ces échantillons ont subi des analyses granulométriques de cinq fractions à savoir argile, limon fin, limon grossier, sable fin et sable grossier suivant la méthode internationale de sédimentation par utilisation de la pipette de Robinson. La texture des différents échantillons de sol a été déterminée à l'aide du triangle textural selon Saxton & Rawls (2006).

4.2.3. Infiltration latérale et percolation profonde

L'infiltration est le processus par lequel l'eau entre dans le sol, généralement à travers la surface du sol et verticalement vers le bas (Djebaili, 2019). Les mesures d'infiltration de l'eau ont été effectuées grâce à un infiltromètre à double anneau de Müntz. C'est en effet un outil permettant de caractériser la perméabilité d'un sol dans le cas d'un écoulement monodimensionnel vertical. Il est composé de deux (2) anneaux : l'un interne et l'autre externe de diamètres 30 cm et 60 cm respectivement. Le principe de mesure débute par l'enfoncement des anneaux disposés de façon concentrique sur le sol à une dizaine de centimètres de sorte à être horizontal. La présence de l'anneau externe permet de limiter la diffusion latérale de l'eau dans l'anneau interne. Ensuite, les deux anneaux sont remplis d'eau de sorte qu'ils présentent le même niveau d'eau. Le chronomètre enclenché, l'on suit l'évolution du niveau d'eau dans l'anneau interne en fonction du temps. Par ailleurs, il est noté que durant toute la mesure on doit veiller à ce que le niveau d'eau entre les deux anneaux reste le même (au besoin, on rajoute de l'eau dans l'anneau externe). L'opération a été répétée trois (3) fois en différentes zones des parcelles de riz. Le suivi de la lame d'eau dans l'anneau interne permet de connaître la quantité d'eau perdue (infiltrée) et la vitesse d'infiltration sur chaque pas de temps. Les mesures de volume d'eau infiltrée dans l'anneau intérieur ont été faites toutes les 30 minutes jusqu'à ce que la vitesse d'infiltration soit constante et se stabilise. Le volume d'eau perdue est établi par la différence entre le volume d'eau initial et le volume d'eau final dans l'anneau central. On peut tracer la courbe d'évolution des hauteurs d'eau en fonction du temps dont la pente permet la détermination de la perméabilité du sol. Aussi, le taux d'infiltration qui correspond à la quantité d'eau, par unité de surface et par unité de temps qui pénètre dans le sol entre deux (2) observations est calculé sur la base des résultats des mesures (Mbilou *et al.*, 2016).

4.2.4. Modèle du bilan hydrique

Le bilan hydrique est une méthode résiduelle qui établit la différence entre les apports et les pertes d'eau dans le sol pendant une période donnée. Il permet de déterminer les échanges entre l'atmosphère et le système sol-végétation, mais aussi d'évaluer l'humidité du sol et l'état hydrique d'une culture. L'ensemble des termes composant le bilan est présenté à la Figure 21.

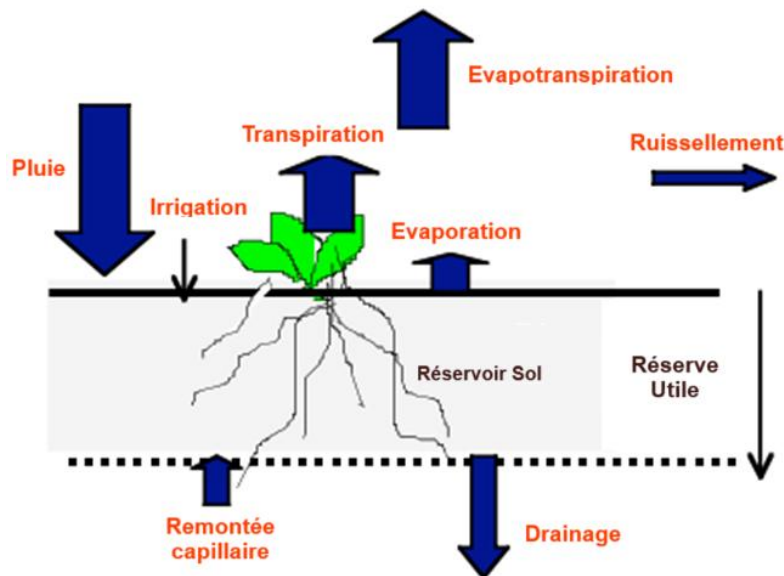


Figure 21 : Illustration des composantes du bilan hydrique à l'échelle d'un végétal

Source : Itier *et al.* (1996)

Dans cette étude, le modèle du bilan hydrique de la FAO a été appliqué dans la zone racinaire de la culture du riz pour simuler les quantités nettes d'eau apportées par irrigation à l'échelle de la parcelle. Au pas de temps quotidien, le bilan hydrique sur une parcelle est exprimé selon l'équation 32 (Allen *et al.*, 1998) :

$$D_{r,i} = D_{r,i-1} - (P_e - R)_i - I_i - CR_i + ETR_i + PP_i \quad (\text{Eq. 32})$$

Ce bilan calcul la variation de l'eau stockée dans le volume de contrôle de la zone racinaire comme la différence d'épuisement de l'eau racinaire à la fin des jours i et $i-1$, respectivement $D_{r,i}$ et $D_{r,i-1}$. Dans cette équation, les précipitations (P_i), l'irrigation (I_i) et la remontée capillaire (CR_i) des eaux souterraines vers la zone racinaire ajoute de l'eau à la zone racinaire et diminue l'épuisement de la zone racinaire. L'évapotranspiration réelle quotidienne (ETR_i), le ruissellement (R_i) et les pertes par percolation (PP_i) éliminent l'eau de la zone des racines et augmentent l'épuisement (Campos *et al.*, 2013 ; Campos *et al.*, 2016).

4.2.4.1. Détermination des paramètres du bilan hydrique

En fonction de l'environnement et de certaines conditions particulières, l'équation 32 peut être simplifiée. Ainsi, nous avons négligé la remontée capillaire et le ruissellement en raison de la profondeur de la nappe phréatique et de l'existence des pentes douces des rizières et des diguettes (plus de 30 cm de haut), respectivement. En irrigation par submersion, les bassins rizicoles sont toujours encadrés par des diguettes qui minimisent le ruissellement. De plus, selon SPID (2011), les travaux de planage ou de nivelage dans la préparation des parcelles des rizières réduisent les dénivelées. L'équation 32 du bilan hydrique devient :

$$D_{r,i} = D_{r,i-1} - I_i - P_{e,i} + ETR_i + PP_i \quad (\text{Eq. 33})$$

Avec $D_{r,i}$: épuisement de l'eau racinaire au jour i ; $D_{r,i-1}$: épuisement de l'eau racinaire au jour $i-1$; I_i : volume d'eau d'irrigation journalière ; $P_{e,i}$: précipitation efficace du jour ; ETR_i : évapotranspiration réelle journalière ; PP_i : perte par percolation ou drainage profond.

Les précipitations efficaces ($P_{e,i}$) sont déterminées à partir des données climatiques et le volume d'eau d'irrigation (I_i) est le terme résiduel. Les pertes par percolation sont estimées suivant la méthode FAO. Cette approche suppose que le sol se draine lorsque la teneur en eau du sol dans la zone racinaire dépasse la capacité au champ. Alors, tant que la teneur en eau du sol dans cette zone reste inférieure à la capacité au champ, le sol ne se draine pas et la percolation (PP_i) est nulle. La profondeur d'épuisement ($D_{r,i}$) est nulle lorsque le sol est à la capacité du champ et cette profondeur augmente avec le captage de l'eau. Quant à l'évapotranspiration réelle quotidienne (ETR_i), elle est fournie par le modèle du bilan énergétique. Cette évapotranspiration constitue le besoin en eau de la culture et a été assimilée à l'évapotranspiration selon la méthode de « double coefficient de culture » de la FAO. Dans cette approche, l'évapotranspiration est calculée comme le produit de deux (2) facteurs :

- un facteur qui est l'évapotranspiration de référence (ET_0) ;
- un autre facteur qui est le coefficient de culture (K_c).

Ce dernier facteur est sous l'influence de trois (3) paramètres dont :

- le coefficient de transpiration ou coefficient de culture de base (K_{cb}) ;
- le coefficient d'évaporation de la fraction de sol nu (K_e) ;
- le coefficient de stress hydrique (K_s).

Le coefficient de stress hydrique (K_s) sans dimension qui varie de 0 à 1 quantifie la réduction de la transpiration des cultures due au déficit hydrique du sol. Il décrit l'effet d'un éventuel stress hydrique sur la transpiration de la culture en fonction de la disponibilité en eau. Il dépend donc des teneurs réelles et maximales en eau dans la zone racinaire (Campos *et al.*, 2016). Pour les conditions de limitation de l'eau du sol, $K_s < 1$. En l'absence de stress hydrique du sol, ce coefficient $K_s = 1$. L'expression de l'évapotranspiration selon ces variables s'écrit :

$$ETR = (K_{cb} \cdot K_s + K_e) \times ET_0 \quad (\text{Eq. 34})$$

4.2.4.1.1. Calcul du coefficient de culture de base

Le coefficient de culture de base (K_{cb}) représente principalement la composante de transpiration de l'évapotranspiration de la culture. C'est le rapport entre la transpiration et la demande atmosphérique et est utilisé pour déterminer la transpiration potentielle de la culture dans des conditions bien arrosées et d'humidité non limitatives. Une approche de la télédétection basée sur l'indice de végétation par différence normalisée permet d'obtenir ce coefficient de base. Outre cette approche, il existe une autre développée dans le manuel de la FAO. C'est cette dernière que nous avons utilisée dans cette étude. Elle s'exprime suivant l'équation 35 (Allen *et al.*, 1998) :

$$K_{cb} = K_{cb_{std}} + [0,04(U_2 - 2) - 0,004(RH_{\min} - 45)] \left(\frac{h}{3}\right)^{0,3} \quad (\text{Eq. 35})$$

Avec K_{cb} : valeur ajustée du coefficient de base selon les conditions du milieu ; $K_{cb_{std}}$: valeur de K_{cb} de mi-saison ou fin de saison recommandé par la FAO ; U_2 : valeur de la vitesse moyenne quotidienne du vent mesuré à 2 m au-dessus du sol pendant les stades de croissance de mi-saison ou de fin de saison ; RH_{\min} : valeur moyenne de l'humidité relative minimale quotidienne pendant le stade de croissance de mi-saison ou de fin de saison ; h : la hauteur moyenne de la culture au stade de mi- saison ou de fin de saison.

4.2.4.1.2. Calcul du coefficient d'évaporation

Le coefficient d'évaporation (K_e) représente la composante d'évaporation de l'évapotranspiration de la culture. Il est défini comme le rapport entre l'évaporation et la demande atmosphérique. Tout comme le coefficient de base de la culture, le coefficient d'évaporation est utilisé pour déterminer l'évaporation potentielle à la surface du sol. K_e est maximal après une pluie ou une irrigation. Lorsque la surface de sol sèche, K_e diminue progressivement et s'annule lorsqu'il n'y a plus d'eau pour l'évaporation. Lorsque le sol est

humide, l'évaporation est à son maximum avec K_e élevé mais le coefficient cultural ne peut jamais dépasser une valeur maximale de coefficient cultural (K_{cmax}) tel que $K_{cb} + K_e \leq K_{cmax}$. On a :

$$K_e = K_r(K_{cmax} - K_{cb}) \leq f_{ew} \cdot K_{cmax} \quad (\text{Eq. 36})$$

Avec K_e : un coefficient tenant compte de l'évaporation du sol nu ; K_r : le coefficient de réduction de l'évaporation ; K_{cmax} : la valeur maximale de K_c après une pluie ou une irrigation ; K_{cb} : le coefficient de base ou de transpiration de la culture ; f_{ew} : représente la fraction du sol exposée aux rayonnements solaire et non couverte par la végétation.

Comme le présente la formulation mathématique ci-dessus, le calcul de K_e vise à déterminer l'évaporation dans la portion de sol nu d'un champ cultivé, car la formule dépend de facteurs liés aux plantes. Dans des conditions de sol nu, K_{cb} est nul et f_{ew} devient 1 ainsi l'équation 36 s'écrit :

$$K_e = K_r \cdot K_{cmax} \quad (\text{Eq. 37})$$

Le terme K_{cmax} représente la limite supérieure de l'évaporation et de la transpiration de toute culture et varie d'environ 1,05 à 1,30 selon Allen *et al.* (1998).

$$K_{cmax} = \max \left(\left\{ 1,2 + [0,04(U_2 - 2) - 0,004(RH_{min} - 45)] \left(\frac{h}{3}\right)^{0,3} \right\}, \{K_{cb} + 0,05\} \right) \quad (\text{Eq. 38})$$

Le terme K_r est un coefficient de réduction de l'évaporation lié à la teneur en eau du sol ; il a une formulation différente en fonction de la teneur en eau du sol. Une formulation dans laquelle, l'eau est évaporée au rythme de la demande atmosphérique et une autre dans laquelle l'évaporation est inférieure à la demande atmosphérique. Lorsque la surface du sol est humide, $K_r = 1$ et diminue pour s'annuler au fur et à mesure que la quantité d'eau qui peut être évaporée vient à épuisement. Il a été montré que la formulation de la réduction de l'évaporation modélisée par le paramètre K_r telle que décrite par Allen *et al.* (1998) conduit à la surestimation de l'évaporation du sol en cas de forte demande d'évaporation. Par conséquent, un coefficient de correction (m) a été proposé par Torres & Calera (2010) :

$$\begin{cases} K_r = 1 & \text{pour } D_{e,i} < REW \\ K_r = m \frac{TEW - D_{e,i}}{TEW - REW} & \text{pour } D_{e,i} > REW \end{cases} \quad (\text{Eq. 39})$$

Avec TEW : la quantité d'eau totale évaporable dans la couche arable ; REW : la quantité d'eau facilement évaporable ; $D_{e,i}$: la quantité d'eau appauvrie par évaporation ; m : coefficient de correction de l'évaporation. Cette valeur a été fixée à 0,15 dans cette étude.

La quantité totale d'eau qui peut être épuisée par évaporation pendant un cycle de séchage est calculée suivant la formule ci-dessous (Torres & Calera, 2010) :

$$TEW = 1000(\theta_{cc} - 0,5\theta_{pf}) \cdot Z_e \quad (\text{Eq. 40})$$

Avec θ_{cc} : la teneur en eau à la capacité au champ ; θ_{pf} : la teneur en eau au point de flétrissement ; Z_e : la profondeur de la surface du sol soumise à l'évaporation. Une valeur de 0,10 à 0,15 m est recommandée par la FAO.

La valeur de $Z_e = 0,1$ m a été utilisée dans les calculs.

4.2.4.1.3. Calcul du coefficient de stress hydrique

Le calcul du coefficient du stress hydrique (K_s) se fait de façon similaire au calcul du coefficient de réduction de l'évaporation suivant la méthodologie présentée par Allen *et al.* (1998). Cette méthode suppose que K_s est égal à l'unité tant que l'épuisement ($D_{r,i}$) de la zone racinaire ne dépasse pas la quantité d'eau facilement utilisable. En effet, K_s est un coefficient qui dépend de la teneur en eau disponible dans la zone racinaire. Sa détermination implique le calcul d'un bilan hydrique quotidien dans la zone des racines. Il est calculé comme suit :

$$\begin{cases} K_{s,i} = 1 & \text{pour } D_{r,i} \leq \rho \\ K_{s,i} = \frac{\tau - D_{r,i}}{\tau - \rho} = \frac{\tau - D_{r,i}}{(1 - p_\tau) \times \tau} & \text{pour } D_{r,i} > \rho \end{cases} \quad (\text{Eq. 41})$$

Avec τ : la teneur totale en eau disponible dans la zone racinaire ; ρ : la quantité d'eau facilement utilisable ; p_τ : la fraction de τ qui peut être épuisée à partir de la zone des racines avant que le stress hydrique n'affecte la végétation.

La valeur recommandée par la FAO de p_τ pour le riz est de 0,20 pour une évapotranspiration environ égale à 5 mm/jour. Lorsque l'évapotranspiration diffère de 5 mm/jour, p_τ peut être ajusté en utilisant l'approximation suivante :

$$p_\tau = 0,20 + 0,04 (5 - ETR) \quad (\text{Eq. 42})$$

4.2.4.1.4. Détermination des besoins en eau d'irrigation du riz

La détermination de ce paramètre fondamental pour une culture irriguée et productive implique la connaissance et la quantification de ses besoins hydriques sans même se préoccuper de la

réserve hydrique du sol. Les besoins en eau d'irrigation de chaque culture sont calculés sur la base du taux d'évapotranspiration d'une culture et dans des conditions optimales pour pouvoir atteindre le plein potentiel de production dans l'environnement de culture donné. Cela dépend principalement du climat, de la saison de croissance, du développement des cultures et des pratiques agricoles et d'irrigation. Cependant, les besoins en eau nets d'irrigation doivent être distingués des besoins en eau d'irrigation. Elles correspondent à la quantité d'eau qui doit être appliquée à la culture pour satisfaire pleinement ses besoins en eau lorsque l'eau disponible par le biais des précipitations, des remontées capillaires et de la variation du stockage de l'eau dans le sol est insuffisante.

La détermination des besoins en eau d'irrigation (B_{irr}) du riz relative à la saison de culture, ou à toute période choisie est donnée par le bilan hydrique d'une rizière (Dembélé *et al.*, 1999). En milieu saturé, ces besoins sont calculés suivant l'équation ci-dessous après négligences des autres pertes éventuelles :

$$B_{irr} = ETR + PP - P_e - \Delta S \quad (\text{Eq. 43})$$

Avec ETR : évapotranspiration de la culture de riz (mm) ; PP : perte par percolation ou drainage profond (mm) ; ΔS : variation du stockage de l'eau dans le sol (mm) ; P_e : précipitations efficaces (mm).

Toutes les précipitations ne sont pas efficaces. Une partie d'elles peut être perdue par ruissellement de surface, percolation profonde ou évaporation. Seules les quantités stockées dans la zone racinaire contribuent effectivement au développement de la culture. Les précipitations efficaces sont calculées selon la méthode de l'USDA-SCS (United States Department of Agriculture – Soil Conservation Service) comme indiqué dans l'équation ci-dessous :

$$\begin{cases} P_e = P_{tot} \times \frac{125 - 0,2P_{tot}}{125} & \text{pour } P_{tot} < 250 \text{ mm} \\ P_e = 125 + 0,1P_{tot} & \text{pour } P_{tot} > 250 \text{ mm} \end{cases} \quad (\text{Eq. 44})$$

4.2.4.2. Paramètres du sol

Les paramètres du sol requis pour déterminer le coefficient d'évaporation et le coefficient de stress hydrique comprennent l'humidité du sol à la capacité au champ (θ_{cc}) et au point de flétrissement (θ_{pf}), la quantité d'eau facilement évaporable (REW). Allen *et al.* (1998) proposent des intervalles de valeurs expérimentales de ces humidités pour différentes textures de sol. Wösten *et al.* (1999) proposent des fonctions de pédotransfert pour estimer la capacité

au champ et le point de flétrissement en fonction de la texture du sol. La fonction de pédotransfert proposée par Saxton & Rawls (2006) est utilisée dans cette étude. Le tableau XIII présente les paramètres et les valeurs utilisés pour initier le bilan hydrique du sol.

Tableau XIII : Valeurs et paramètres utilisés dans le bilan hydrique du sol

Paramètres de sol	Parcelle en amont	Parcelle Intermédiaire	Parcelle en aval
% Argile	8,69	13,14	8,12
% Limon	31,97	35,52	56,52
% Sable	59,34	51,34	35,36
Texture – triangle USDA	Limon sableux	Limon	Limon fin
% MO	1,17	1,3	1,47
θ_{cc} (m ³ /m ³)	0,17	0,21	0,23
θ_{pf} (m ³ /m ³)	0,06	0,09	0,06
ED (m ³ /m ³)	0,11	0,12	0,17
REW (mm)	8	9	9,5
TEW (mm)	17,5	19	21,5
Z _e (mm)	100	100	100

%MO : pourcentage de matière organique ; θ_{cc} : teneur en eau à la capacité au champ ; θ_{pf} : teneur en eau au point de flétrissement ; ED : eau disponible ; REW : eau facilement évaporable ; TEW : eau totale évaporable

4.3. Analyse de la performance du système d'irrigation du périmètre

Plusieurs indicateurs existent dans la littérature pour analyser la performance hydraulique, technique et agronomique des systèmes irrigués (Bhouri *et al.*, 2015 ; Hanafi, 2011 ; Jensen, 2007 ; Kambou *et al.*, 2014; Louhichi *et al.*, 2000). Dans cette étude, l'analyse de la performance du système d'irrigation s'est faite sur la base d'indicateurs de performance tels que l'efficacité de transport de l'eau (ET), l'efficacité d'application de l'eau à la parcelle (EA), l'approvisionnement relatif en eau (ARE) pour évaluer l'efficacité de l'irrigation (EI) et la productivité de l'eau (PE) pour évaluer l'efficacité de l'utilisation de l'eau (EUE). En effet, l'efficacité d'irrigation et la productivité de l'eau sont des indicateurs de performance généralement utilisés pour rendre compte des pertes d'eau qui surviennent au cours de son usage et des produits générés par unité d'eau consommée.

4.3.1. Performance hydraulique et technique du périmètre

La performance hydraulique des systèmes irrigués est exprimée en termes d'efficacité d'irrigation basée sur la mesure des quantités d'eau en différents points du système de distribution d'eau.

4.3.1.1. Efficacité du transport de l'eau

4.3.1.1.1. Jaugeage des débits au moulinet

Le jaugeage des débits a été réalisé à l'aide d'un micro-moulinet hydrométrique selon la méthode section-vitesse. Le principe de mesure a consisté à diviser la section mouillée du canal en plusieurs verticales de mesure, puis à déterminer la vitesse moyenne sur chaque verticale afin d'en déduire le débit total. En effet, le moulinet hydrométrique est composé d'une hélice d'axe horizontal qui tourne sous l'effet du courant. Il permet au moyen d'un compteur d'enregistrer le nombre de contacts de l'hélice avec l'eau sous pression et de calculer la vitesse d'écoulement au point de mesure en appliquant l'équation de calibration propre à l'hélice de l'instrument. Le rapport entre la rotation de l'hélice et la vitesse d'écoulement est déterminé au moyen de la formule suivante :

$$V = k \cdot n + \Delta \quad (\text{Eq. 45})$$

Pour la même section, trois mesures de vitesse ont été prises : au niveau de la surface de l'eau, à mi-profondeur et au fond du canal. La vitesse moyenne sur la verticale est ensuite estimée selon l'équation 46 :

$$V_{moy} = \frac{(V_{surface} + V_{mi-profondeur} + V_{fond})}{3} \quad (\text{Eq. 46})$$

Avec V : vitesse de l'écoulement (m/s) ; k : pas géométrique de l'hélice du moulinet (m) ; n : nombre de rotations de l'hélice par seconde ; Δ : constante du moulinet ou vitesse de démarrage de l'hélice (m/s). Δ et k sont des constantes spécifiques à chaque hélice de moulinet et fournies par le concepteur. Ils sont déterminés au laboratoire par des essais de trainage en canal.

Considérant le canal de jaugeage, le débit Q (m³/s) transitant dans le canal est le produit de la vitesse d'écoulement moyenne par la section mouillée de ce canal.

$$Q = V_{moy} \times S \quad (\text{Eq. 47})$$

4.3.1.1.2. Estimation de l'efficacité de transport de l'eau

L'efficacité de transport traduit la performance de la technologie utilisée. Elle dépend de l'état des conduites ou des canaux qui acheminent l'eau de la source jusqu'aux exploitations agricoles. L'équation 47 permet de calculer cette efficacité en pourcentage sur un tronçon jaugé :

$$ET_i = 100 \times \frac{Q_s}{Q_e} \quad (\text{Eq. 47})$$

Où Q_s est le débit mesuré à la sortie du tronçon (m^3/s) et Q_e est le débit mesuré à l'entrée du tronçon (m^3/s).

L'efficacité du réseau d'irrigation est déterminée en calculant la moyenne des efficacités de transport des différents tronçons considérés. Ainsi, l'efficacité globale du réseau d'irrigation est donnée par la relation ci-après :

$$ET = \frac{100}{N} \times \sum_{i=1}^n ET_i \quad (\text{Eq. 48})$$

Avec ET_i : efficacité de transport de l'eau sur un tronçon considéré (%) ; ET : efficacité de transport du réseau d'irrigation (%) ; N : nombre de tronçons considérés sur le réseau.

4.3.1.1.3. Evaluation des pertes d'eau dans le réseau de transport

La méthode utilise la différence entre le débit entrant et le débit sortant. Les débits transitant par deux sections entrantes et sortantes d'un tronçon donné sont calculés après avoir mesuré les vitesses d'écoulement au niveau des mêmes sections considérées moyennant l'utilisation du moulinet. Les pertes par infiltration P_i (%) dans le tronçon testé sont déterminées par la relation suivante :

$$P_i = 100 \times \frac{Q_e - Q_s}{Q_e} \quad (\text{Eq. 49})$$

Finalement, les pertes d'eau dans le réseau de transport sont obtenues moyennant les valeurs calculées au niveau de chaque tronçon.

4.3.1.2. Efficacité d'application de l'eau à la parcelle

4.3.1.2.1. Besoins en eau de la culture

Les besoins en eau de la culture correspondent à la quantité d'eau requise par une culture pour atteindre sa production potentielle dans un environnement donné (Pereira, 2020). A ces besoins,

s'ajoutent les volumes d'eau pour la préparation du sol et la percolation ou le drainage profond qui est une composante très variable dans le temps et l'espace (Dembélé *et al.*, 1999). La détermination des besoins en eau de la culture nécessite la connaissance de divers paramètres concernant aussi bien la plante que les données climatiques ou pédologiques de la zone. Les besoins en eau correspondent à l'eau consommée par la culture et donc à l'évapotranspiration maximale de la culture. Dans ce travail, les besoins en eau du riz correspondent à l'évapotranspiration réelle (ETR) du riz estimée par la méthode du bilan énergétique.

4.3.1.2.2. Détermination de la quantité d'eau appliquée à la parcelle

Les mesures ont été réalisées à l'entrée des trois parcelles pendant le cycle de croissance à l'aide d'un micro-moulinet hydrométrique. A partir de ces mesures et connaissant les temps d'irrigation et la superficie de chaque parcelle, le volume d'eau appliqué a été déterminé par évènement d'irrigation. En effet, le volume d'eau appliqué à la parcelle correspond à la dose réelle d'irrigation et se traduit par l'expression suivante :

$$E_a = 1000 \times \frac{m \times T_i}{S} \quad (\text{Eq. 50})$$

Avec E_a : volume ou quantité d'eau appliqué à la parcelle (mm) ; m : module d'irrigation ou main d'eau (m^3/s) ; T_i : durée journalière d'arrosage (s) ; S : superficie de la parcelle (ha).

4.3.1.2.3. Estimation de l'efficacité d'application de l'eau

L'efficacité d'application de l'eau (EAE) à la parcelle exprime le degré de pertes d'eau pouvant survenir dans le système d'irrigation installé ainsi que lors de l'application de l'eau à la culture (Bhouri *et al.*, 2015). C'est le rapport entre l'eau consommée avantagement par la plante et l'eau effectivement appliquée à la parcelle exprimée par :

$$EAE = 100 \times \frac{E_c}{E_a} \quad (\text{Eq. 51})$$

L'eau utilisée ou consommée par la culture est assimilée à l'évapotranspiration de la culture cumulée lors de son cycle de développement, donc aux besoins en eau du riz. L'eau appliquée correspond à la dose réelle fournie à la parcelle par l'irrigant. L'efficacité d'application globale du périmètre est déterminée en moyennant les efficacités de chacune des trois parcelles choisies suivant l'équation 52 :

$$EAE = 100 \times \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n EAE_i \quad (\text{Eq. 52})$$

Avec EAE : efficacité d'application de l'eau du périmètre rizicole ; EAE_i : efficacité d'application parcellaire ; N : nombre de parcelles.

4.3.1.2.4. Evaluation des pertes d'eau à la parcelle

Les pertes d'eau d'irrigation à la parcelle sont déterminées à partir de l'efficacité d'application calculée. Ces pertes représentent les quantités d'eau qui sont infiltrées au-dessous de la zone racinaire et drainées vers la colature. Les pertes en eau ont été déterminées suivant l'équation ci-dessous :

$$P = 100 - EAE \quad \text{(Eq. 53)}$$

4.3.1.3. Efficacité d'irrigation

Pour tenir compte des pertes d'eau subies lors de l'acheminement et de l'application sur le terrain, un facteur d'efficacité doit être inclus dans le calcul des besoins d'irrigation. L'efficacité d'irrigation telle que présentée par Kambou *et al.* (2014) se détermine à partir de deux termes : l'efficacité de transport et l'efficacité d'application de l'eau. L'efficacité d'irrigation (EI) globale du système est donnée par leur produit suivant l'équation 54 :

$$EI = 100 \times ET \times EAE \quad \text{(Eq. 54)}$$

4.3.1.3. Approvisionnement relatif en eau

L'approvisionnement relatif en eau (ARE) est décrit par Dembélé *et al.* (2001) comme un rapport entre les apports d'eau « l'irrigation et la pluie » et les besoins en eau de la culture pendant un intervalle de temps donné. Il établit une adéquation entre l'offre en eau et la demande. Cet indicateur est évalué suivant l'équation ci-dessous :

$$ARE = \frac{E_a + P_e}{E_c + PP} \quad \text{(Eq. 55)}$$

Avec E_a : volume d'eau appliqué à la parcelle ou dose réelle d'irrigation (mm) ; P_e : pluie efficace (mm) ; E_c : eau consommée par la culture (mm) ; PP : perte par percolation profonde (mm).

A ce niveau, notons que pour certains auteurs, l'introduction de la percolation au dénominateur de cette équation a été mise pour la riziculture (Dembélé *et al.*, 2001). Ce qui fait que les valeurs de référence proposées par Sally *et al.* (1997) diffèrent de celles présentées par Dembélé *et al.* (2001).

4.3.2. Evaluation de la performance agronomique

La performance agronomique du périmètre rizicole est évaluée à travers la productivité de l'eau. La productivité de l'eau est un concept défini comme la marge d'amélioration des rendements

par rapport à la quantité d'eau allouée pour la transpiration de la culture (Hanafi, 2011). Actuellement, cette notion de productivité se fonde sur l'idée de générer plus de grains par goutte d'eau utilisée. Dans cet esprit, la productivité de l'eau mesure l'efficacité du processus physiologique de production de biomasse et de rendement de la culture lié à sa consommation réelle en eau (Kambou *et al.*, 2014). Cependant, les différentes valeurs de cette productivité présentent de grandes divergences résultant non seulement aux variations de rendement du riz, mais également à la compréhension et aux interprétations données au dénominateur c'est-à-dire l'eau utilisée. La productivité de l'eau est déterminée dans ce travail suivant par les expressions ci-dessous en considérant comme « eau utilisée » d'une part les quantités d'eau évapotranspirées par le riz et d'autre part les apports d'eau par l'irrigation, et par la somme de l'irrigation et la pluie pour éviter la confusion créée par les différentes interprétations et calculs (Bouman *et al.*, 2007).

$$PE_{ETR} = \frac{P}{ETR} \quad (\text{Eq. 56})$$

$$PE_I = \frac{P}{E_a} \quad (\text{Eq. 57})$$

$$PE_{IP} = \frac{P}{E_a + P_e} \quad (\text{Eq. 58})$$

Avec PE_{ETR} : productivité de l'eau par rapport à l'évapotranspiration du riz (Kg/m^3) ; PE_I : productivité de l'eau par rapport à l'irrigation (Kg/m^3) ; PE_{IP} : productivité de l'eau par rapport à irrigation et la pluie (Kg/m^3) ; P : rendement ou production de la parcelle (Kg) ; E_a : volume d'eau appliqué à la parcelle par irrigation ou dose réelle d'irrigation (m^3) ; P_e : précipitations efficaces (m^3) ; ETR : évapotranspiration réelle par unité de surface (m^3).

4.4. Modélisation de l'efficience de l'irrigation sur le périmètre rizicole

La modélisation d'un phénomène ou d'un processus est la représentation plus ou moins simplifiée de son comportement le plus conforme en réalité à l'aide d'un modèle mathématique (Ounissi & Harnane, 2020). Le niveau de détail exigé dans les modèles dépend du but pour lequel le modèle est développé. L'élaboration d'un modèle de « Deep Learning » pour la simulation de l'efficience d'irrigation passe par un certain nombre d'étapes dont l'acquisition de données reste la plus importante. En plus des données climatiques, pédologiques et les sorties du modèle du bilan hydrique, les images acquises par drone au-dessus des champs de riz ont subi différents traitements photogrammétriques pour ressortir les informations nécessaires à

cette modélisation. La modélisation de l'efficacité d'irrigation a été réalisée grâce à un réseau de neurones artificiels à travers un script élaboré grâce au langage de programmation Python. Ce programme a permis de mettre en place un modèle empirique qui s'est élaboré en plusieurs étapes.

4.4.1. Présentation de la méthode du Deep Learning

Dans le cadre de cette étude, « le Deep Learning » est utilisé comme approche d'apprentissage avancée pour modéliser les relations complexes entre les variables explicatives et la variable cible. Sous-domaine de l'intelligence artificielle, il permet aux modèles informatiques d'extraire automatiquement des représentations hiérarchisées des données à différents niveaux d'abstraction (LeCun et al., 2015). Il s'inscrit dans le champ du Machine Learning et repose sur l'utilisation des réseaux de neurones artificiels. Le Deep Learning se caractérise par des architectures composées de plusieurs couches successives (Nevavuori et al., 2019 ; Alibabaei et al., 2021), comprenant au minimum une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie. Les réseaux de neurones artificiels, dont le fonctionnement est inspiré du cerveau humain (Dobson & Gregory, 1984 ; Kohonen, 1988), sont des outils mathématiques capables de modéliser des processus complexes sans connaissance a priori de la structure fonctionnelle sous-jacente, d'une part et des outils prometteurs pour simuler les variables des processus en raison de leur simplicité (Assidjo *et al.*, 2008). Chaque neurone effectue une combinaison linéaire pondérée des variables d'entrée suivie d'une fonction d'activation, permettant ainsi l'apprentissage de relations non linéaires. Dans cette recherche, l'architecture retenue dépend de la nature des données analysées. Parmi les principales familles d'algorithmes de Deep Learning figurent les réseaux neuronaux convolutifs (CNN), les réseaux neuronaux récurrents (RNN) et les réseaux antagonistes génératifs (GAN) (AgroTIC, 2018). Les CNN sont particulièrement adaptés au traitement et à l'analyse d'images (Nevavuori et al., 2019), tandis que les RNN sont conçus pour l'analyse de données séquentielles et permettent d'intégrer l'information passée dans l'état courant du modèle (Shadrin et al., 2020). Ainsi, le choix de l'architecture repose sur l'adéquation entre la structure des données étudiées et les capacités spécifiques du réseau neuronal, la conception du modèle suivant un ensemble d'étapes méthodologiques clairement définies.

4.4.2. Conception et choix de l'architecture du modèle de Deep Learning

Dans le contexte de ce travail, nous avons utilisé ces modèles Deep Learning dont les propriétés des réseaux de neurones convolutifs (CNN) et des réseaux de mémoire à long terme (LSTM)

pour effectuer une modélisation spatio-temporelle de l'efficacité d'irrigation. En effet, le réseau neuronal convolutif qui permet le traitement des données qui se présentent sous la forme de plusieurs matrices se caractérise par deux (2) parties bien distinctes dont une partie convolutive pour l'extraction des cartes de caractéristiques et une autre partie pour la classification finale. Il ne traite que des données bidimensionnelles. Tandis que le réseau de mémoire à long terme traite les données séquentielles. Notre objectif est d'exploiter leurs caractéristiques pour développer un modèle efficace de prédiction des besoins en eau d'irrigation. La figure 22 présente les étapes principales de la mise la conception d'un modèle de Deep Learning :

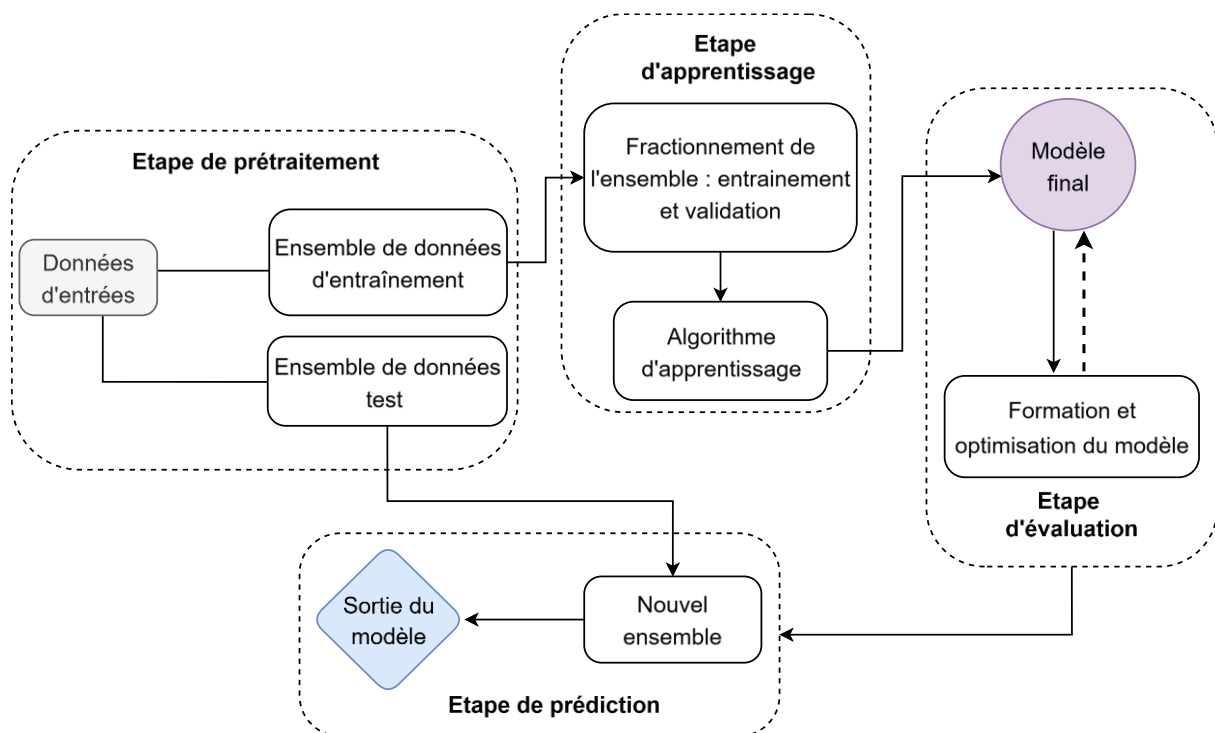


Figure 22 : Etapes principales d'un modèle de Deep Learning

Sa structure est constituée de couches de neurones ; les neurones de la couche d'entrée recevant les données et les neurones de la couche de sortie produisant les valeurs de la simulation. Cependant, les neurones de la couche cachée effectuent les différentes opérations permettant au réseau d'apprendre et d'extraire les différentes caractéristiques pertinentes.

Par la suite, il s'est agi d'identifier un ensemble de pistes possibles pour constituer les données d'entrée de notre système. La performance de l'algorithme dépend de la qualité des données d'entrée. Il est donc nécessaire de procéder au nettoyage de celles-ci car elles constituent les données d'entraînement. L'étape de nettoyage permet d'obtenir des données cohérentes, sans valeurs aberrantes ou manquantes.

4.4.2.1. Prétraitement des données

Le prétraitement des données est une étape très importante dans l'élaboration d'un modèle de Deep Learning pour des tâches de classification et/ou de prédiction. La plupart des tâches d'analyse de données nécessitent un prétraitement des données dans un premier temps. En effet, dans de nombreuses applications réelles, il est fréquent que les données présentent des valeurs incomplètes ou manquantes, ainsi que d'autres problèmes à résoudre. Par conséquent, pour obtenir des résultats de qualité, quel que soit le contexte des données, il est essentiel de disposer de données aussi uniformes que cohérentes. Pour ce qui est d'une image aérienne de drone, le prétraitement de données regroupe l'ensemble des techniques visant à améliorer ces caractéristiques ainsi que sa qualité afin de faciliter son interprétation et son utilisation. Sun *et al.* (2021) précisent que le but primordial du prétraitement est de supprimer d'une part les informations non pertinentes dans l'image, d'améliorer l'efficacité de l'extraction des caractéristiques et d'autre part de simplifier considérablement les données, d'améliorer la précision et la vitesse de détection. Mamadou *et al.* (2023) soulignent que l'avantage du prétraitement des données est de les rendre plus faciles à comprendre et plus adaptées à l'apprentissage des modèles. Dans cette étude, nous avons adopté les techniques telles que le rééchantillonnage et l'égalisation de l'histogramme. En effet, les valeurs excessives des pixels augmentent le temps de traitement au cours du processus d'apprentissage tandis que l'égalisation de l'histogramme réhausse le contraste de l'image (Sun *et al.*, 2021), ce qui permet de mettre en évidence les zones d'intérêt. Par ailleurs, Kamilaris & Prenafeta-Boldú (2018) soulignent qu'une segmentation des images de base pourrait permettre une augmentation de la taille de l'ensemble des données lorsque ce n'est pas le cas, de sorte à faciliter le processus d'apprentissage.

4.4.2.1.1. Extraction d'indices de végétation pertinents

L'extraction d'indices de végétation est basée sur les images aériennes pendant le cycle de croissance du riz. Ces images ont été normalisées selon l'équation 59 afin de supprimer l'influence des conditions lumineuses (Meyer & Neto, 2008).

$$R = r/(r + g + b) ; G = g/(r + g + b) ; B = b/(r + g + b) \quad (\text{Eq. 59})$$

Où r, g et b sont les nombres numériques (DN) d'origine.

Les valeurs numériques des bandes rouge (R), verte (G) et bleue (B) des images aériennes de chaque champ ont été extraites. Ensuite, elles ont été utilisées pour calculer les indices de

végétation (IV) correspondants (Tableau XI). Plusieurs régions d'intérêt (ROI) ont été dessinées au niveau de chaque parcelle (Figure 23) et la valeur moyenne des différents indices de végétation a été extraite aux différentes périodes d'acquisition des images pour chaque région d'intérêt comme indice de végétation de chaque parcelle.

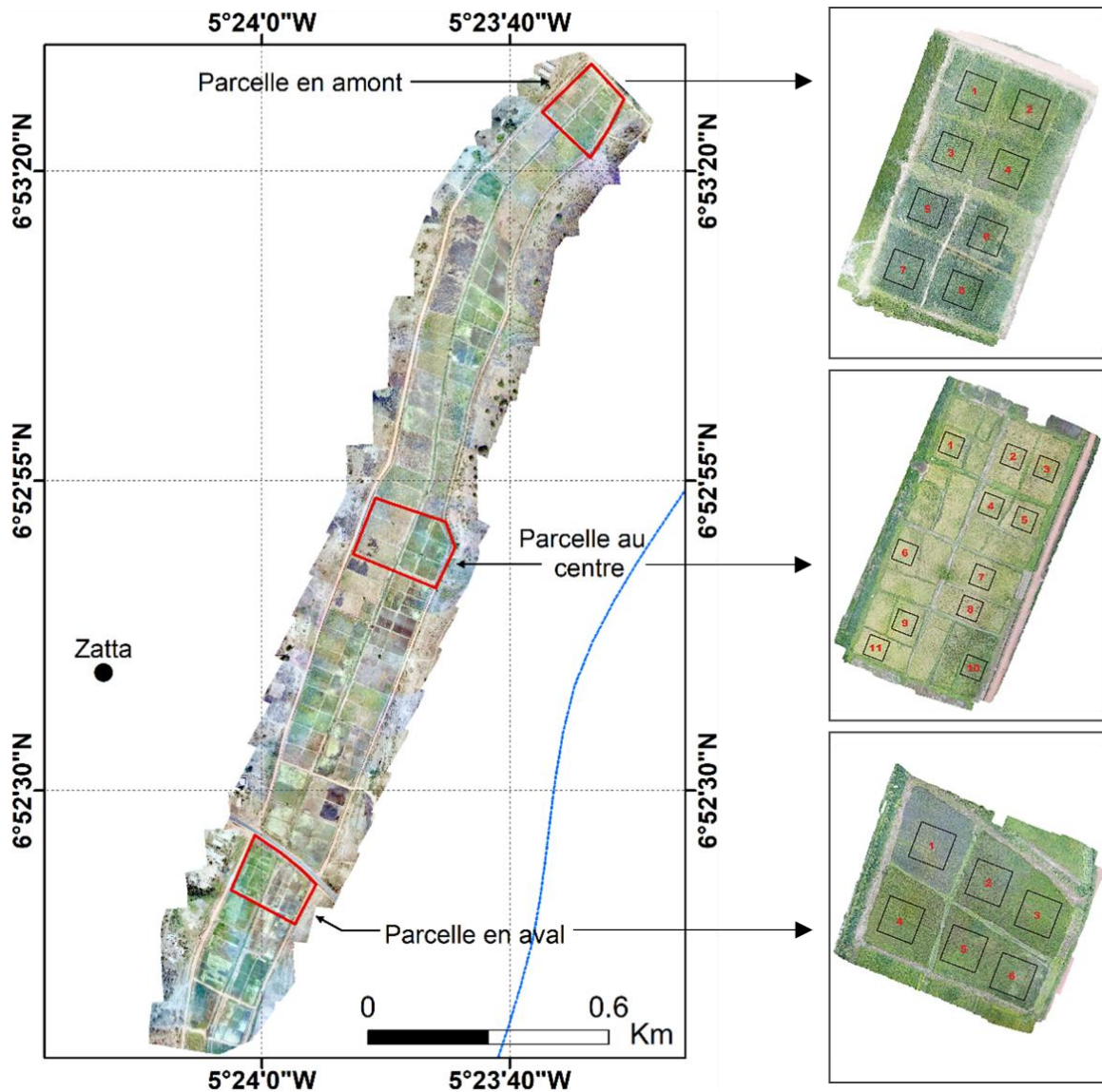


Figure 23 : Parcelles expérimentales avec les régions d'intérêt pour extraction d'indices de végétation

Ces indices sont utilisés pour décrire le développement du riz sur la période de croissance à travers la végétation. Par ailleurs, d'autres indices sont proposés pour séparer les plantes des images de fond du sol et des résidus.

Tableau XIV : Liste des indices de végétation utilisés dans cette étude

Nom	Indice	Rôle	Formulation	Référence
Indice de différence normalisée	NDI	distinguer la végétation du sol ou d'autres surfaces	$(G - R)/(G + R)$	(Pérez <i>et al.</i> , 2000)
Indice de résistance atmosphérique visible	VARI	Extraire la végétation en minimisant l'influence de l'atmosphère dans les images	$(G - R)/(G + R - B)$	(Qiu <i>et al.</i> , 2021)
Excès de vert moins excès de rouge	ExGR	Améliore la détection de la végétation verte active	$(2 * G - R - B) - (1,4 * R - G)$	(Meyer & Neto, 2008)
Indice de différence vert – bleu	GBDI	Détection de la végétation	$G - B$	(Kawashi ma, 1998)
Indice de différence vert – bleu normalisé	NGBDI	Normaliser la différence vert–bleu	$(G - B)/(G + B)$	(Hunt <i>et al.</i> , 2005)
Indice de Woebbecke	WI	Identifier les zones végétalisées	$(G - B)/(R - G)$	(Woebbecke <i>et al.</i> , 1995)
Coordonnées Chromatiques vertes	GCC	Suivi de la phénologie, la croissance	$G/(R + G + B)$	(Reid <i>et al.</i> , 2016)

4.4.2.1.2. Normalisation des données

La normalisation est un processus de mise à l'échelle des variables à partir d'un échantillon de données. L'intérêt est d'amener les valeurs de l'ensemble de données dans une norme unitaire d'intervalle [0 ; 1] afin de favoriser un traitement efficace garantissant la compatibilité entre les fonctions d'entrée et de sortie du modèle (Brou, 2019). Selon Yu *et al.* (2021), la normalisation des données peut améliorer la précision de la prédiction et la vitesse d'ajustement du modèle. En conséquence, la méthode de normalisation Min-Max a été utilisée dans ce travail pour traiter chaque variable caractéristique. Pour chaque caractéristique de l'ensemble de données, la valeur minimale de cette caractéristique est convertie en 0, la valeur maximale est convertie en 1 et toutes les autres valeurs sont converties en un nombre décimal compris entre 0 et 1 à l'aide de la relation ci-dessous :

$$X_{norm} = \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (\text{Eq. 60})$$

Où X_{norm} représente les valeurs normalisées ; X_i est la valeur réelle de la variable d'entrée ; X_{min} est la valeur minimale de chaque variable ; X_{max} est la valeur maximale de chaque variable.

4.4.2.1.3. Sélection des variables d'entrée du modèle

Les besoins en eau d'irrigation sont influencés par un ensemble de variables, notamment des variables climatiques, culturales et de sol. L'obtention d'un modèle robuste de simulation des besoins en eau d'irrigation inclut le choix adéquat de ces variables d'entrée. Cependant, il peut exister entre ces variables des corrélations pouvant entraîner des redondances dans la modélisation (Zhang *et al.*, 2023). Desboulets (2018) recommande de procéder à la sélection des variables d'entrée pertinentes et non redondantes, qui ne sont pas corrélées entre elles de sorte à réduire les interférences ainsi que les incertitudes dans la simulation. Il faudrait que leur choix joue un rôle indépendant dans la procédure de modélisation. Plusieurs méthodes et/ou approches de sélection des variables d'entrée existent, notamment la méthode des filtres (Blum & Langley, 1997). En effet, le choix d'une méthode adéquate réside dans la nature des données et le contexte de la recherche (Niknam *et al.*, 2023). Dans cette étude, nous avons recouru à la corrélation de Pearson ainsi qu'au facteur d'inflation de la variance.

➤ Coefficient de corrélation de Pearson

L'analyse de la corrélation de Pearson a été utilisée pour trouver la relation entre l'ensemble de nos variables climatiques, culturales et de sol et les besoins en eau d'irrigation d'une part et entre les indices de végétation et les besoins en eau d'irrigation, d'autre part. Cette analyse repose essentiellement sur l'hypothèse selon laquelle il existe une relation linéaire entre les variables. Elle est donnée par l'équation ci-dessous (Senthilnathan, 2019) :

$$r = \frac{n(\sum xy) - (\sum x)(\sum y)}{\sqrt{n(\sum x^2) - (\sum x)^2} \sqrt{n(\sum y^2) - (\sum y)^2}} \quad (\text{Eq. 61})$$

Où n est le nombre d'observations, x et y sont respectivement les mesures des variables 1 et 2. Par ailleurs, le niveau de signification statistique de cette analyse a été fixé à $p\text{-value} < 0,05$.

La valeur du coefficient de corrélation pour deux variables est dans la plage de $[-1, 1]$. Un coefficient de $+1$ indique que les deux facteurs ont une corrélation linéaire complètement positive, et une valeur de -1 indique le contraire (Figure 24). Lorsque le coefficient est nul, cela signifie qu'il n'y a pas de corrélation entre les deux variables. Toutefois, une valeur de coefficient supérieure dont la valeur absolue est égale à $0,5$ est en général considérée comme une corrélation modérée.

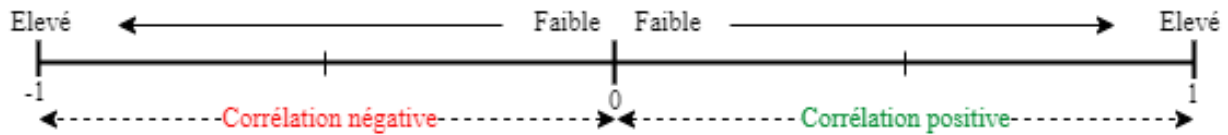


Figure 24 : Spectre d'interprétation du coefficient de corrélation

Source : Gogtay & Thatte (2017)

➤ Le facteur d'inflation de la variance

Le facteur d'inflation de la variance (VIF) est une façon de mesurer la multicollinéarité entre les variables explicatives. C'est une méthode très employée qui évalue dans quelle mesure la variance d'un coefficient de régression estimé augmente lorsque ses prédicteurs sont corrélés (Salmerón *et al.*, 2018). En effet, la multicollinéarité rend laborieuse l'exploration de la bonne variable de prédiction dans une étude (Senthilnathan, 2019). Il est donné par la relation suivante (Salmerón *et al.*, 2018 ; Shrestha, 2020) :

$$VIF = \frac{1}{1 - R_j^2} \quad (\text{Eq. 62})$$

Où R_j est le coefficient de corrélation issu d'une régression sur tous les autres prédicteurs.

Le tableau XV présente les critères d'interprétation de ce facteur. En effet, si le VIF est égal à 1, il n'y a pas de multicollinéarité entre les facteurs, mais les prédicteurs peuvent être modérément corrélés si le VIF est supérieur à 1. Un VIF compris entre 5 et 10 indique une forte corrélation. Si le VIF est supérieur à 10, on peut supposer que les coefficients de régression sont sous-estimés en raison de la multicollinéarité.

Tableau XV : Critères d'interprétation du facteur d'inflation de la variance

Critères	Implication	Interprétation
VIF = 1	Aucune corrélation	Nulle
$1 < VIF < 5$	Corrélé	Niveau bas
$5 \leq VIF < \infty$	Fortement corrélé	Niveau élevé
$VIF \rightarrow \infty$	Parfaitement corrélé	Multicollinéarité parfaite

Le VIF a été utilisé pour déterminer les variables multicollinéaires, et les variables dont le VIF était supérieur à cinq (5) ont été supprimées au fur et à mesure du processus de prétraitement.

Également, nous avons supprimé les variables indépendantes dont les valeurs sont constantes, elles n'apportent rien à la prédiction.

4.4.2.2. Construction et préparation de la base de données

La base de données est constituée d'une part d'images aériennes de trois (3) différentes parcelles rizicoles prises pendant les phases de développement, de mi-saison et de fin de saison du cycle de croissance du riz et d'autre part, de données climatiques, culturelles et de sol qui sont les sorties du modèle du bilan hydrique. L'ensemble de ces images a subi plusieurs prétraitements et traitements avant d'être utilisé par le modèle de Deep Learning. Cet ensemble de données est par la suite divisé aléatoirement en deux (2) sous-ensembles dont le premier constitué de 80 % de données a servi à la phase d'apprentissage ou d'entraînement du modèle et à la validation du modèle. Le second sous-ensemble dédié aux données de test est constitué des 20 % restants.

4.4.3. Développement d'algorithmes d'apprentissage automatique

Afin de sélectionner un modèle d'apprentissage automatique approprié pour prédire les besoins en eau d'irrigation nous avons utilisé comme modèle de base, un réseau neuronal profond (DNN) et comparé différents algorithmes d'apprentissage automatique (Figure 25), notamment le réseau neuronal de convolution (CNN), le réseau neuronal récurrent (LSTM) et une combinaison de ces deux (CNN & LSTM). Ces modèles de Machine Learning ont été utilisés pour prédire les besoins en eau d'irrigation du riz basés sur les indices de végétation, les données climatiques, de sol et de cultures. À cet effet, plusieurs expériences ont été menées en faisant varier les hyperparamètres dans le but de construire la meilleure structure et donc l'algorithme le plus performant dans la prédiction. Après ces expériences, la structure de réseau qui donne les meilleurs résultats est construite et évaluée. Le script détaillant ces algorithmes et leurs configurations est disponible sur notre git : https://github.com/Junis-k/Projet_these/tree/main.

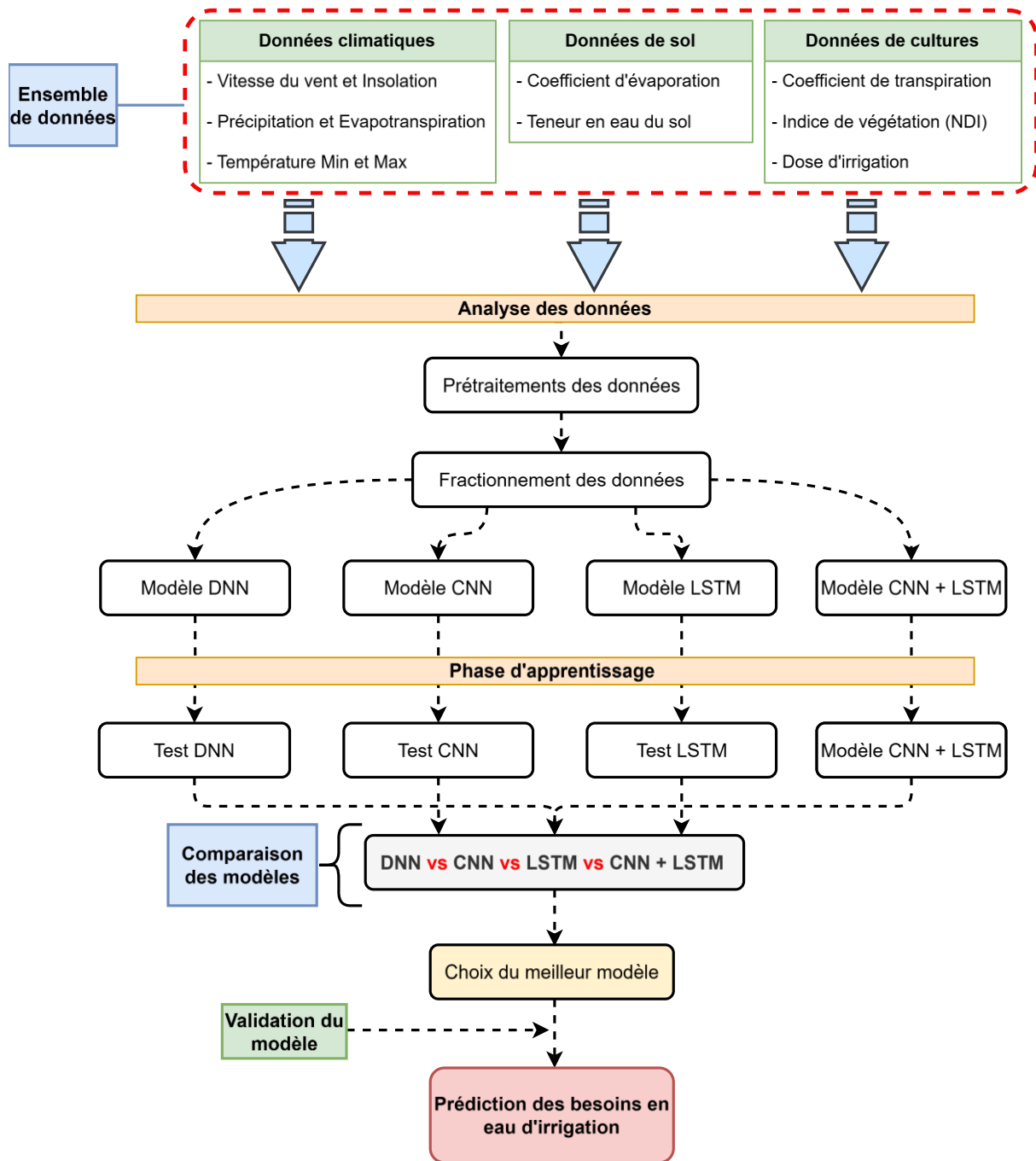


Figure 25 : Modèle conceptuel de la prédiction des besoins en eau d'irrigation

4.4.4. Apprentissage du réseau et optimisation

Encore appelé phase d'entraînement du réseau, l'apprentissage du réseau consiste à entraîner le réseau de neurones sur un ensemble de données grâce à un algorithme d'apprentissage avec des paramètres, notamment les poids et biais qui doivent varier afin d'obtenir un modèle performant. Certains paramètres qualifiés d'hyperparamètres doivent être choisis efficacement pour obtenir des résultats optimaux. Ce sont les fonctions d'activation, la taille des lots, la fonction de coût, le nombre d'itérations...

Une bonne combinaison de ceux-ci s'obtient après avoir effectué plusieurs tests. En effet, la formation d'un réseau d'apprentissage profond est généralement un processus itératif car il y a un nombre important de paramètres à régler (Nevavuori *et al.*, 2019). Nous commençons par sélectionner l'algorithme de formation selon la tâche à exécuter tout en prenant soin de choisir le nombre de couches optimal. Par la suite, nous procédons à l'optimisation du réseau en ajustant les paramètres de l'algorithme d'apprentissage. Par ailleurs, il est à noter que l'algorithme d'apprentissage peut être supervisé ou non supervisé avec des objectifs distincts (Mamadou *et al.*, 2023). L'apprentissage est supervisé lorsqu'il présente les données d'apprentissage qui sont des exemples annotés et bien expliqués comme entrée de l'algorithme et la sortie souhaitée (Ounissi & Harnane, 2020). L'apprentissage non supervisé est une tâche d'apprentissage automatique permettant de créer des couches de détecteurs de caractéristiques sans nécessiter de données étiquetées (LeCun *et al.*, 2015).

4.4.5. Paramétrisation des hyperparamètres

Tout processus de formation de réseaux neuronaux nécessite le réglage des hyperparamètres. La paramétrisation de ces hyperparamètres est très importante et détermine la performance des modèles tout en évitant le surajustement (Wang *et al.*, 2021). Ainsi, pour atteindre notre objectif et parmi les méthodes existantes, la paramétrisation a été effectuée en fixant certains paramètres dans un souci de comparaison des modèles afin de trouver le modèle qui représente le mieux nos données. Ces paramètres concernent la taille des lots, le nombre d'itérations, l'optimiseur et le taux d'apprentissage.

4.4.5.1. Choix de l'optimiseur

Dans le processus de propagation avant du réseau neuronal, une fonction coût permettant l'optimisation des paramètres du modèle tels que le poids et le biais est calculée. En effet, la fonction coût mesure l'erreur entre la sortie prédite et la sortie réelle de l'échantillon de formation. La valeur de cette fonction est réduite progressivement lors du processus d'apprentissage par un algorithme de descente de gradient. L'algorithme qui pilote cette descente de gradient est un optimiseur et il en existe plusieurs (Ault, 2020). Dans ce travail, nous avons utilisé Adam (Adaptive Moment Estimation) (Kingma & Ba, 2017) comme algorithme d'optimisation de chaque architecture de modèle. En effet, Adam a été choisi pour sa convergence rapide, sa stabilité numérique, son adaptation automatique du taux d'apprentissage et son efficacité démontrée dans les problèmes de prédiction hydrologique et agro-climatique.

4.4.5.2. Arrêt anticipé

L'arrêt anticipé est une technique employée pour mettre fin au processus d'apprentissage en restituant les meilleures valeurs de poids du modèle (Yu *et al.*, 2021). C'est une solution additive dans le processus d'apprentissage permettant d'obtenir une meilleure performance de généralisation, mais aussi d'éviter le surapprentissage. Par conséquent, dans ce travail, si l'erreur dans dix (10) itérations de formation ne diminuait pas de plus de 0,001, la formation était arrêtée. En plus, nous avons défini une minuterie dans le code pour enregistrer le temps et les époques de formation, ce qui a fourni une référence pour l'évaluation de la performance d'ajustement et de comparaison des modèles. Lors de l'étalonnage d'un modèle, le modèle le plus performant présentait la perte la plus faible.

4.4.6. Evaluation du modèle

Pour évaluer les performances des modèles proposés, les métriques statistiques d'analyse de performance suivantes largement adoptées ont été utilisées. Il s'agit notamment de l'erreur absolue moyenne (MAE), l'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE), l'erreur quadratique moyenne (MSE) et le coefficient de corrélation, qui sont utilisés. Ces métriques sélectionnées indiquent la précision des prévisions du modèle. Ils sont exprimés respectivement dans les équations ci-dessous :

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (\text{Eq. 63})$$

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{\hat{y}_i} \right| \quad (\text{Eq. 64})$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (\text{Eq. 65})$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (\text{Eq. 66})$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (\bar{y} - y_i)^2} \quad (\text{Eq. 67})$$

Où $(\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_n)$ sont des données prédites, (y_1, y_2, \dots, y_n) sont données observées, \bar{y} est la moyenne de toutes les données observées. Les valeurs de RMSE, MAE proches de 0 et valeurs

de R^2 proches de 1 indiquent de bonnes performances du modèle. MSE est la valeur attendue du carré de la différence entre la valeur observée et la valeur estimée ; elle permet d'évaluer le degré de modification des données ; plus la valeur de MSE est faible, plus le modèle de prédiction est précis. En effet, la RMSE mesure la précision d'une prédiction par rapport à une observation en prenant en compte à la fois la variance de la prédiction et le carré du biais entre l'observation et la prédiction. Quant au coefficient de détermination qui donne des informations sur l'adéquation entre les variables explicatives et la cible (Adhiwangsa *et al.*, 2024) et la valeur de MAPE qui représente la marge d'erreur des données produites par le modèle (Kasemset *et al.*, 2014), une interprétation est présentée dans les tableaux XVI, XVII et XVIII.

Tableau XVI : Interprétation des valeurs du coefficient de détermination

Valeurs	Interprétation
> 0,91	Très bonne prédiction
0,81 – 0,90	Prédiction assez précise
0,66 – 0,80	Prédiction modérée
0,50 – 0,65	Plus de 50 % de la variance cible est affectée par la variance explicative

Tableau XVII : Interprétation des valeurs de MAPE

Valeurs	Interprétation
< 10 %	Haute précision
10 % – 20 %	Bonne précision
20 % – 50 %	Précision acceptable
> 50 %	Manque de précision

Tableau XVIII : Interprétation des valeurs du coefficient de détermination R^2

Valeurs	Interprétation
$0,7 < R^2 < 1$	Très bon
$0,6 < R^2 < 0,7$	Bon
$0,5 < R^2 < 0,6$	Satisfaisant
$R^2 < 0,5$	Insatisfaisant

Conclusion partielle

Le but de ce chapitre était de présenter la méthodologie employée dans cette étude en fonction des différents objectifs spécifiques que nous nous sommes fixés. Cette démarche méthodologique a débuté par la collecte de données qui ont fait l'objet de traitement à partir de plusieurs outils et/ou logiciels permettant de transformer les différentes informations recueillies en des données utiles pour cette étude. Par la suite, les différentes méthodes ont été adoptées spécifiquement à chaque objectif fixé.

Pour résoudre l'objectif spécifique 1 (OS1), il a été question d'utiliser le modèle du bilan énergétique SEBAL pour estimer spatialement l'évapotranspiration réelle dans la zone du périmètre rizicole irrigué de Zatta. Ainsi, le modèle a été configuré en préparant les données d'entrée composées d'images satellitaires et de données climatiques. Par ailleurs, une analyse statistique a été effectuée pour juger de la capacité du modèle à estimer l'évapotranspiration réelle. Au niveau de l'objectif spécifique 2 (OS2), l'état hydrique de la culture a été apprécié sur la campagne rizicole à l'aide du modèle du bilan hydrique de la FAO dans zone. Pour ce faire, une expérience de terrain a été conduite sur 3 parcelles de riz du site de Zatta afin de collecter des données de sols et de culture pour le modèle. L'évaluation de la performance technique, hydraulique et agronomique a concerné l'objectif spécifique 3 (OS3). Pour ce faire, des indicateurs de performances ont été sélectionnés pour analyser l'utilisation de l'eau sur le périmètre grâce à l'efficacité d'irrigation et leur impact sur la productivité de l'eau. Enfin, pour l'objectif spécifique 4 (OS4) à savoir la modélisation de l'efficacité d'irrigation par l'intelligence artificielle sur le périmètre rizicole, elle s'est faite sur la base de la prédiction des besoins en eau d'irrigation du riz. Il était question dans un premier temps de disposer d'un ensemble de données (données climatiques, pédologiques et culturelles) et des variables d'entrée pour le modèle. Cet ensemble de données a subi plusieurs opérations de prétraitement à travers l'extraction d'indices de végétation, la normalisation des données et la sélection des variables d'entrée pertinentes pour le modèle avant d'être divisé en sous ensemble de données (données d'apprentissage et de test). Ensuite, la phase d'apprentissage des données est enclenchée sur la base des architectures de réseaux neuronales choisies. A ce niveau, la paramétrisation des hyperparamètres de ces architectures neuronales permettra la convergence rapide du réseau. Enfin, l'évaluation du modèle a essentiellement consisté à déterminer la capacité du modèle à prédire les besoins en eau d'irrigation. Cette méthodologie a permis d'obtenir des résultats qui sont présentés et discutés dans la troisième partie de ce manuscrit.

TROISIÈME PARTIE : RÉSULTATS ET DISCUSSION

Chapitre 5 : Evolution spatio- temporelle de l'évapotranspiration réelle

5.1. Evolution des variables climatiques

5.1.1. Pluviométrie

La figure 26 présente l'évolution de la série journalière de la pluviométrie mesurée de 2019 à 2020. Sur cette période, la pluviométrie annuelle est respectivement de 1 128,20 mm et 1 260,10 mm soit une moyenne de 1 194,15 mm. En toute logique, les valeurs les plus élevées de la pluviométrie sont obtenues en saison humide (Avril à Octobre) et les plus faibles en saison sèche (Novembre à Mars). L'analyse du graphe montre que ces valeurs maximales annuelles sont de l'ordre de 60 mm/jour et 80,2 mm/jour respectivement pour l'année 2019 et 2020. Quant aux valeurs minimales annuelles, elles sont égales à 0 mm/jour pour les deux années. En 2020 la valeur maximale annuelle, soit 102,5 mm a été enregistré au mois de Mars qui se situe en saison sèche.

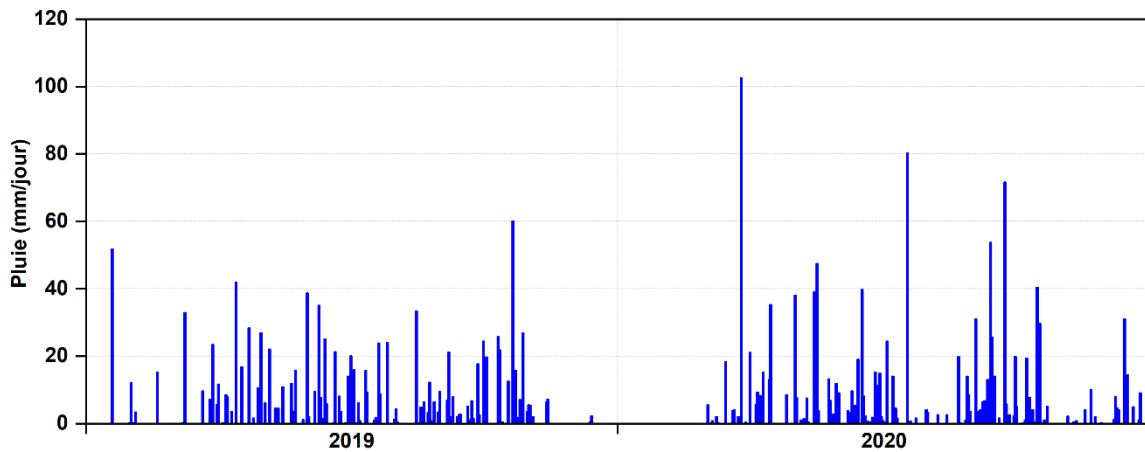


Figure 26 : Série journalière de la pluviométrie mesurée à la station météorologique de la SODEXAM de 2019 à 2020

5.1.2. Température de l'air

La figure 27 présente l'évolution de la série journalière des températures minimale, maximale et moyenne mesurées sur la période 2019 à 2020.

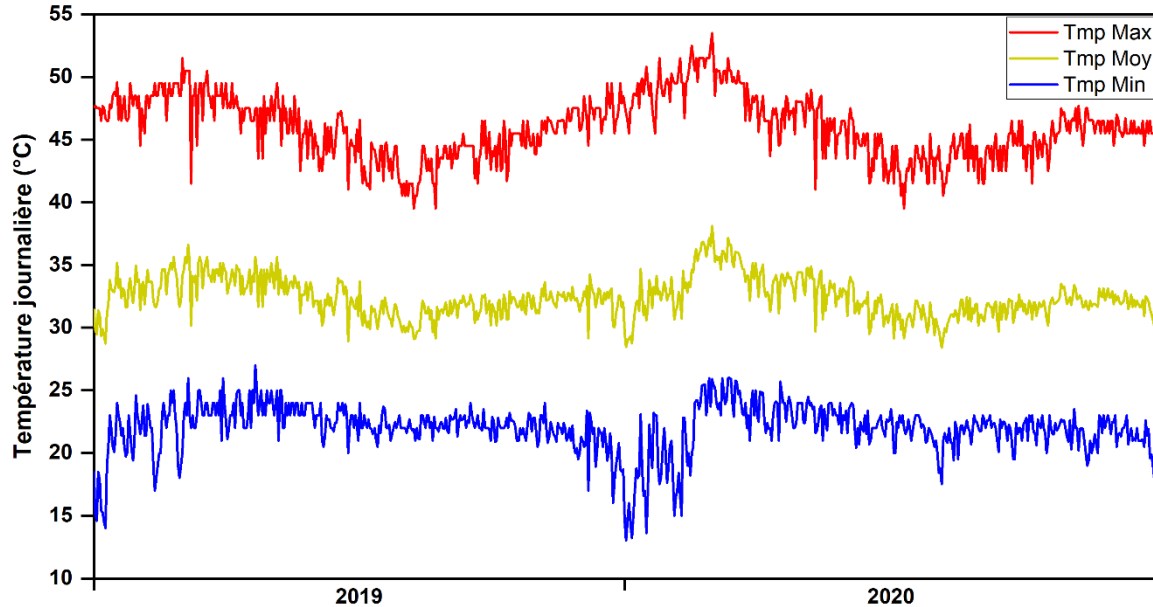


Figure 27 : Séries journalières des températures maximales, minimales et moyennes mesurées à la station météorologique de la SODEXAM de 2019 à 2020 de Yamoussoukro

Selon le graphe, les valeurs les plus élevées de températures sont obtenues en milieu de saison sèche (Février à Mars) et les plus faibles en milieu de saison humide (Juillet à Août). Ces valeurs extrêmes sont de l'ordre de 26 °C et 20,5 °C ; 38 °C et 26 °C ; 31,5 et 23,95 °C respectivement pour les températures minimales, maximales et moyennes de l'année 2019. Cependant, les valeurs extrêmes, supérieures et inférieures de l'année 2020 pour les températures minimales, maximales et moyennes sont respectivement 26 °C et 17,5 °C ; 40 °C et 26 °C ; 32,95 °C et 23,25 °C. La température moyenne sur ces deux années est de 27,26 °C.

5.1.3. Vitesse du vent

La figure 28 présente l'évolution de la série journalière de la vitesse du vent mesurée sur la période de 2019 à 2020. Les vitesses du vent ont baissé pendant la période d'étude avec une valeur moyenne de 1,36 m/s. Les valeurs les plus élevées de la vitesse du vent sont obtenues dans les mois de Juin et Août qui correspondent à la saison humide soit 3,7 m/s et 3,05 m/s respectivement pour l'année 2019 et 2020. Quant aux valeurs les plus faibles, elles ont été obtenues l'une en saison sèche pour l'année 2019, soit 0,10 m/s, et l'autre en saison humide, soit 0,54 m/s.

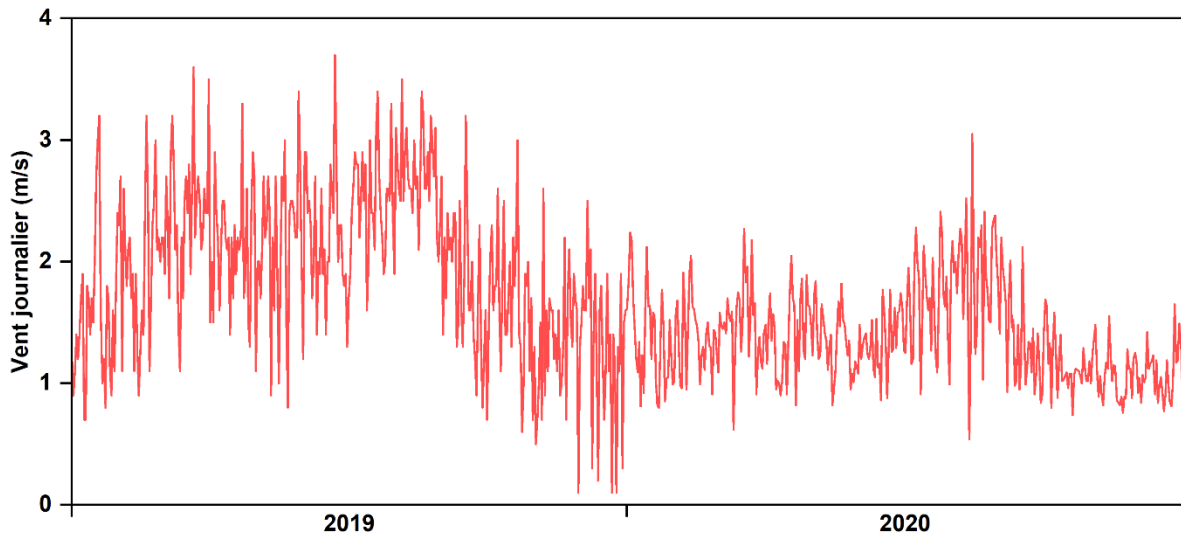


Figure 28 : Série journalière de la vitesse du vent à la station météorologique de la SODEXAM de 2019 à 2020 de Yamoussoukro

5.2. Occupation et utilisation du sol

La carte d'occupation du sol dans la zone du périmètre rizicole est présentée à la figure 29 au cours de la campagne rizicole de Décembre 2019 à Février 2020.

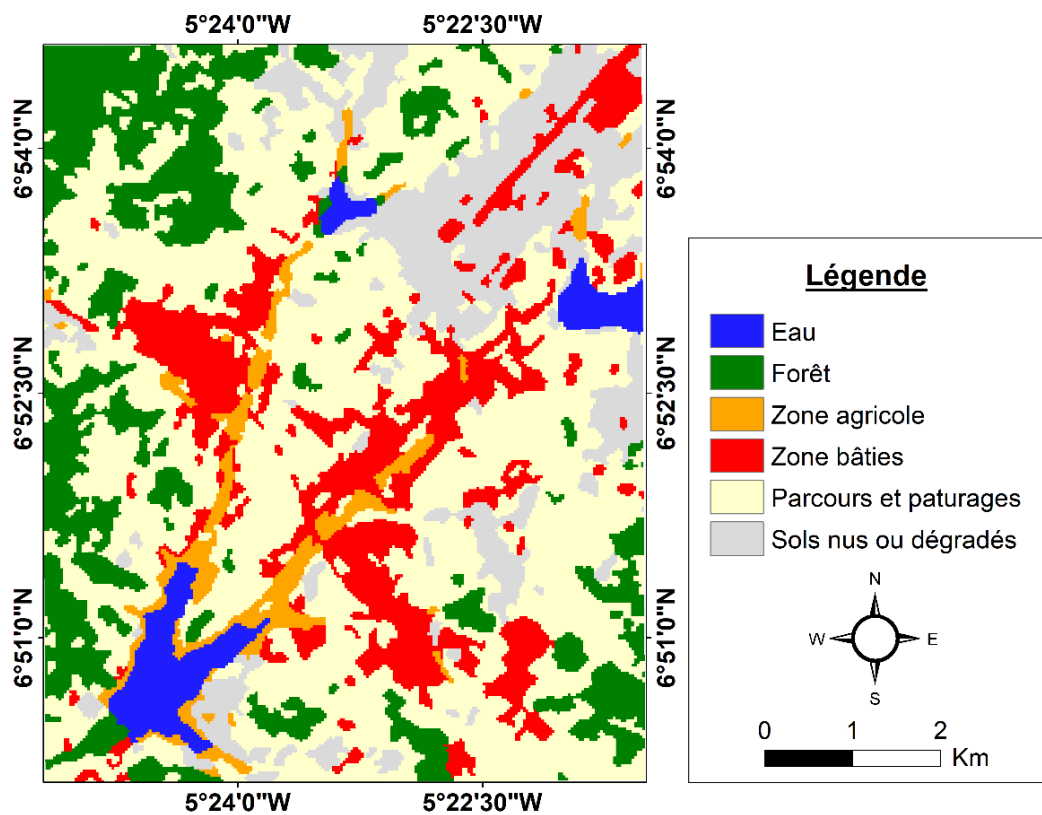


Figure 29 : Carte d'occupation et la couverture des sols de l'année 2019 dans la zone du périmètre rizicole de Zatta

Six classes d'occupation du sol ont été cartographiées. Le tableau XIX et la figure 30 présentent les types de couverture et d'occupation du sol et leurs proportions dans la zone d'étude. La discrimination entre les différentes classes thématiques est statistiquement significative avec une précision globale de 95,90 % et un indice de Kappa égal à 0,94. Cependant, l'évaluation quantitative de la précision globale s'est faite sur la base de la matrice de confusion (Tableau XX) en confrontant les données de la carte de référence et les informations provenant des visites de terrain. Dans le tableau XX, la diagonale donne le pourcentage des pixels bien classés et hors diagonale le pourcentage des pixels mal classés.

Tableau XIX : Différents types de couverture et quantification des unités d'occupation du sol dans la zone d'étude

Occupation du sol	Superficie (ha)	Pourcentage (%)
Eau	199,98	3,54
Forêt	958,86	16,96
Zone agricole	219,42	3,88
Zone bâties	833,22	14,74
Parcours et pâturage	2655,63	46,96
Sol nu ou dégradé	787,41	13,93

Tableau XX : Matrice de confusion de la classification

Classes	Eau	Zone agricole	Forêt	Zone bâties	Sol nu ou dégradé	Parcours et pâturage
Eau	86,38	0,09	0	0	0	0
Zone agricole	3,57	98,90	3,94	0	0,06	0
Forêt	10,05	0,32	96,06	0	7,87	0
Zone bâties	0	0,09	0	99,70	2,91	6
Sol nu ou dégradé	0	0,50	0	0,30	86,67	0
Parcours et pâturage	0	0,09	0	0	2,48	94

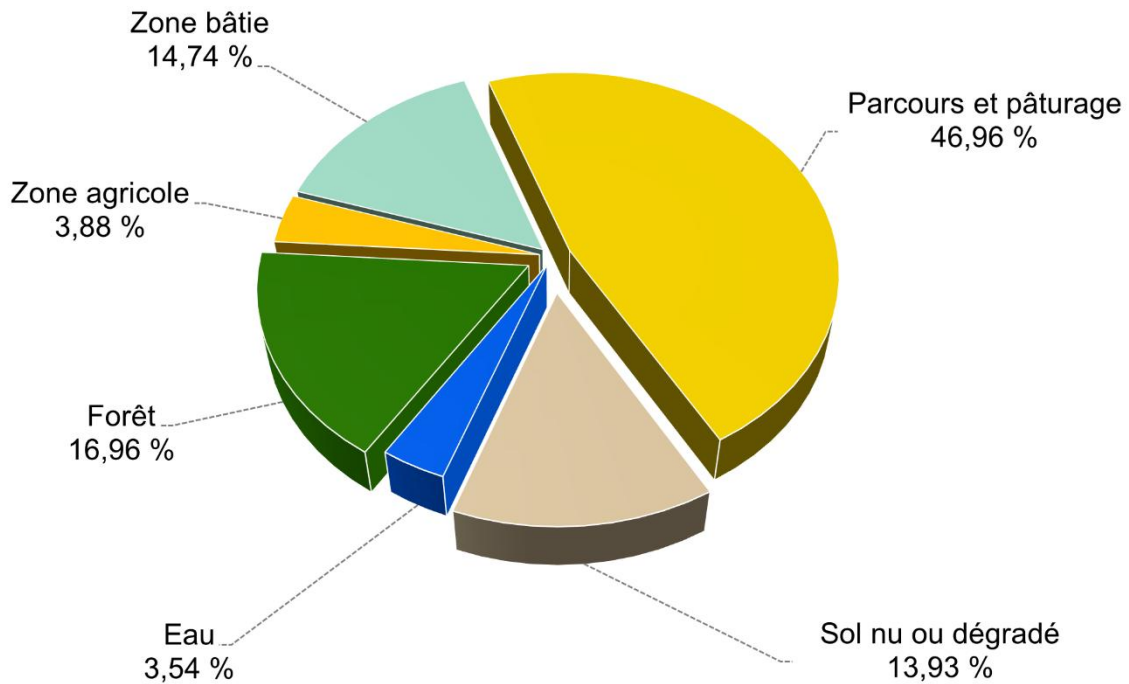


Figure 30 : Diagramme des proportions de couverture et d'occupation du sol

5.3. Evolution spatio-temporelle des paramètres de surface

5.3.1. Albédo de surface

La figure 31 montre les cartes de l'évolution spatio-temporelle de l'albédo sur la période de Décembre 2019 à Février 2020 estimée à l'aide de la méthode décrite précédemment. Les valeurs ont varié de 0,15 à 0,31 le 29 Décembre 2019 ; de 0,10 à 0,39 le 14 Janvier 2020 ; de 0,16 à 0,32 le 30 Janvier 2020 et de 0,20 à 0,52 le 15 Février 2020. De très faibles valeurs d'albédo sont observées par endroits des terres cultivées. Ces terres sont des zones irriguées telles que le cas du périmètre rizicole. Au niveau du couvert végétal par exemple, l'albédo de surface est en moyenne compris dans l'intervalle de 0,16 à 0,20. Les surfaces en eau, dans la zone Sud-Ouest et Nord des images, se distinguent également par de faibles valeurs d'albédo, ainsi qu'au niveau des zones agricoles et de forêt de façon distribuée dans les images. Cependant, les valeurs d'albédo les plus élevées se trouvent dans les zones bâties et des zones de sols nus ou dégradés.

Par ailleurs, il faut noter qu'à la date du 15 Février 2020, on enregistre les plus grandes valeurs d'albédo tandis que les valeurs les plus faibles sont constatées le 29 Décembre 2019.

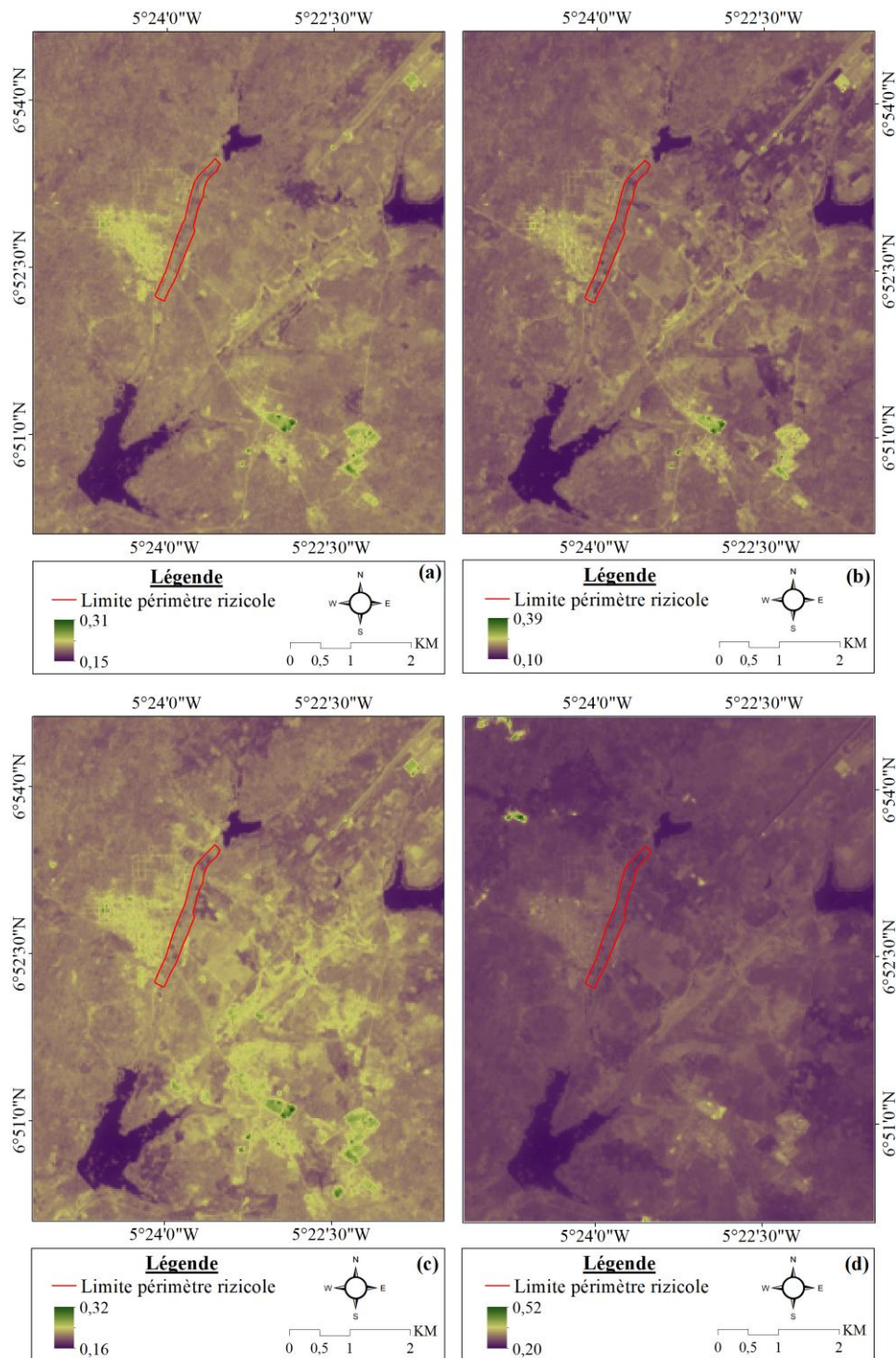


Figure 31 : Evolution spatio-temporelle de l'albédo de décembre 2019 à février 2020

(a) 29 Décembre 2019 ; (b) 14 Janvier 2020 ; (c) 30 Janvier 2020 ; (d) 15 Février 2020

5.3.2. Indice de végétation par différence normalisé

Les réflectances spectrales des quatre images satellitaires dans les canaux du rouge et du proche-infrarouge ont permis de calculer l'indice de végétation par différence normalisée

(NDVI) dans la zone du périmètre rizicole irrigué de Zatta. L'analyse de cet indice met en évidence différents niveaux d'activité photosynthétique au sein du couvert végétal. Afin de faciliter l'interprétation des dynamiques de la végétation, les valeurs de NDVI ont été regroupées en trois catégories fonctionnelles représentées par des colorations distinctes, bien que la classification détaillée de l'occupation du sol comporte six classes, avec des proportions qui évoluent dans le temps sur la saison 2019 – 2020 (Figure 32). Celles-ci sont en rapport avec l'intensité de l'activité photosynthétique. Les zones représentées en vert (catégorie 1) correspondent aux surfaces présentant une activité photosynthétique élevée, caractéristiques d'un couvert végétal dense et en bon état physiologique. Les surfaces en jaune (catégorie 2) traduisent une activité photosynthétique intermédiaire et correspondent à une végétation en phase de croissance mais dont le développement n'est pas encore optimal. Enfin, les zones en rouge ou en mosaïque rouge (catégorie 3) indiquent une activité photosynthétique faible, associée à un couvert végétal clairsemé ou à un état de stress pouvant résulter de conditions défavorables telles que la sécheresse, des carences nutritives ou certaines pratiques culturales.

De plus, sur l'ensemble des parcelles analysées au niveau du périmètre rizicole irrigué, la série de NDVI située entre le 29 décembre 2019 et le 15 février 2020 montre une hétérogénéité spatiale du couvert évoluant de façon progressive, passant d'états mixtes (NDVI moyen/faible) vers des zones encore moins vigoureuses. Ce qui suggère le début ou la fin d'un cycle végétatif possiblement lié à l'augmentation des températures et/ou à l'approvisionnement en eau.

Le tableau XXI illustre les valeurs moyennes de NDVI par jour d'acquisition et par classe d'état de surface.

Tableau XXI : NDVI moyen par classe d'état de surface dérivé des mesures spectrales

	29/12/2019	14/01/2020	30/01/2020	15/02/2020
Catégorie 1	0,45	0,47	0,37	0,30
Catégorie 2	0,36	0,35	0,29	0,24
Catégorie 3	0,24	0,24	0,21	0,19

Les valeurs de NDVI de la catégorie 1 sont en moyenne supérieures aux valeurs de NDVI de la catégorie 2 qui sont elles aussi en moyenne supérieures aux valeurs de NDVI de la catégorie 3. Cet indice reflète fidèlement l'état et la dynamique du couvert végétal dépendamment de l'augmentation ou non de l'activité chlorophyllienne de la végétation.

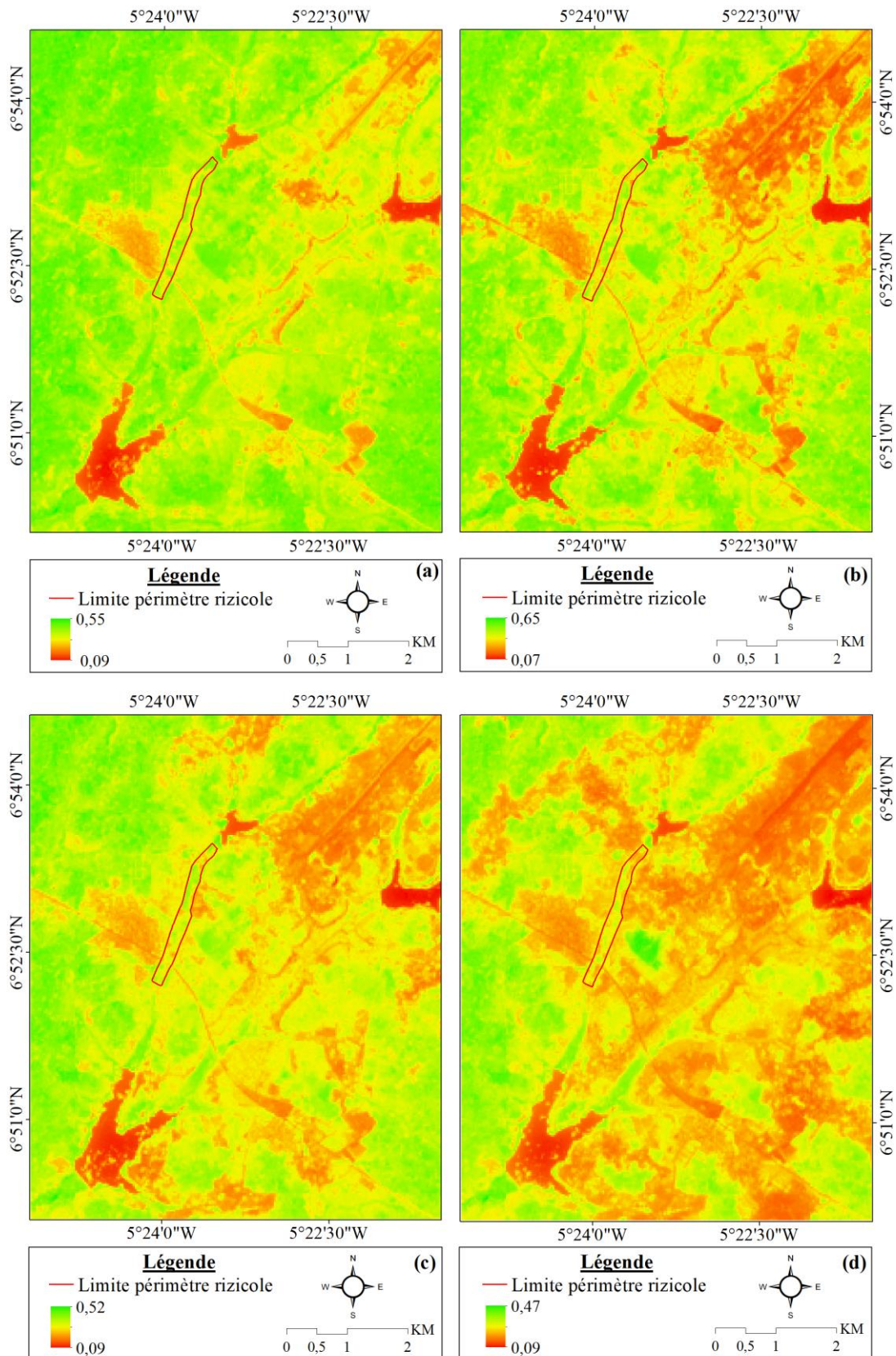


Figure 32 : Évolution spatio-temporelle de l'indice de végétation par différence normalisée de décembre 2019 à février 2020.

(a) 29 Décembre 2019 ; (b) 14 Janvier 2020 ; (c) 30 Janvier 2020 ; (d) 15 Février 2020

De plus, les cartes d'indice de végétation obtenues dans la zone d'étude (Figure 32) montrent que les valeurs du NDVI au-dessus de 0,3 sont attribuées à la forêt qui représente une proportion de 16,96 % de la couverture totale de la zone d'étude. Les surfaces en eau, les sols nus ou dégradés ont des valeurs en dessous de 0,2 et occupent respectivement 3,54 % et 33,90 % comme couverture de sol.

L'analyse de ces cartes indique également que le NDVI est passé de 0,55 le 29 décembre 2019 à 0,65 le 14 janvier 2020 pour ensuite décroître à 0,52 et 0,47 respectivement aux dates du 30 janvier et du 15 février 2020. Une observation attentive de la Figure 32 permet de remarquer le rythme saisonnier de la végétation de décembre à février. Cette période correspond à une saison sèche où il est possible de séparer deux grandes zones à potentialités écologiques différentes de celles des autres surfaces : zone de savane et zone de forêt. La première zone est caractérisée par un faible indice de végétation alors que la seconde montre un indice plus élevé.

Par ailleurs, la figure 33 offre la possibilité d'identifier les phases cruciales de développement en différenciant les étapes de faible et de forte activité chlorophyllienne. L'analyse de l'évolution de la dynamique des minima et des maxima de l'indice de végétation de décembre à février permet de conclure que le 14 janvier 2020 est le jour de la plus grande production végétale. Quant au jour de la plus petite activité végétale, il correspond au 15 février 2020. En outre, la figure 33 permet de comprendre que l'indice de végétation par différence normalisé à une tendance générale à la baisse sur cette période (décembre à février) de croissance pour tous les types de couverts tant au niveau des valeurs minimales que des valeurs maximales.

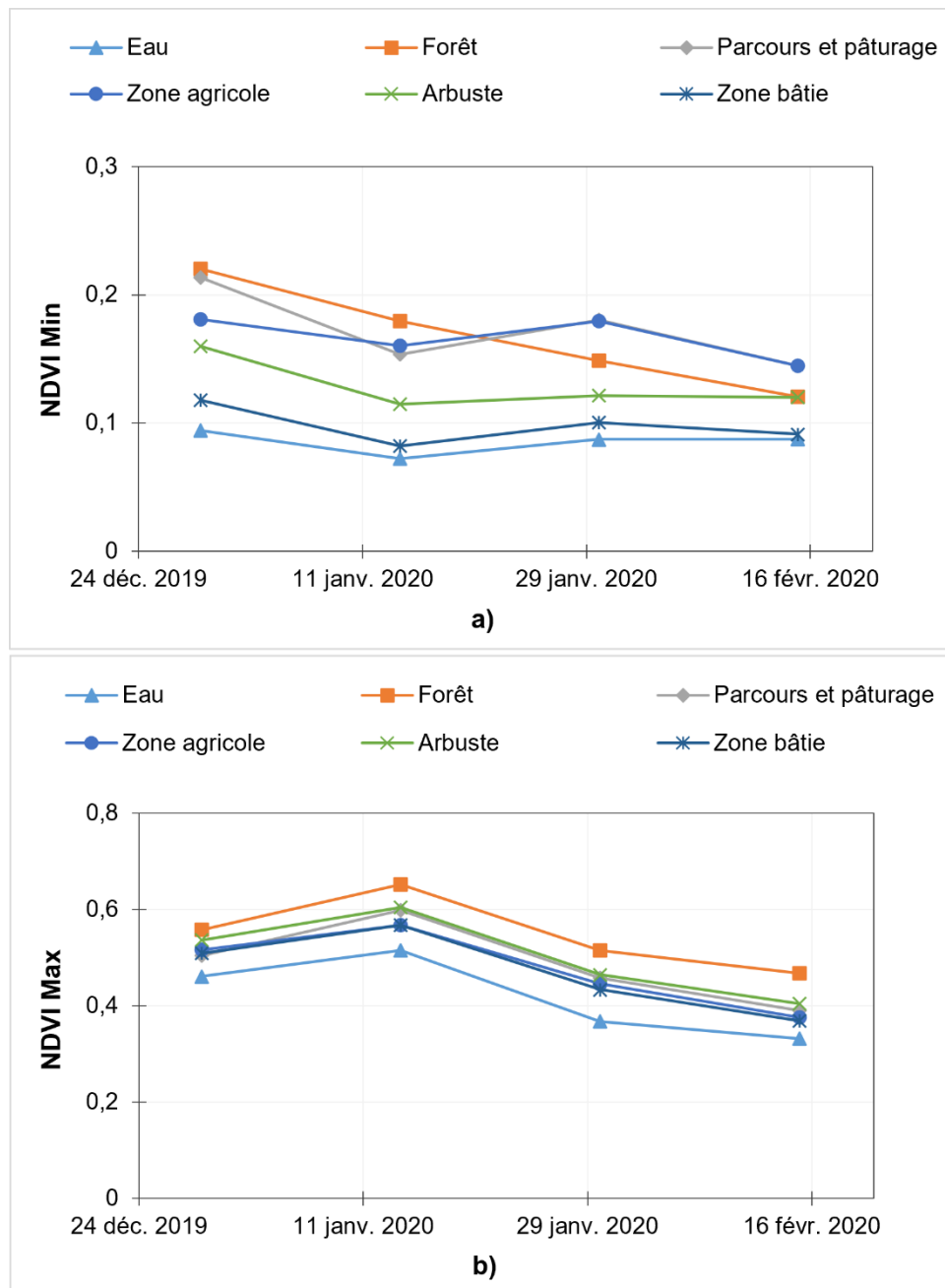


Figure 33 : Courbe du NDVI selon le type de couverture de sol

(a) minima du NDVI ; (b) maxima du NDVI

5.3.3. Température de surface

La température de surface est une variable clé du modèle SEBAL en lien avec l'évapotranspiration réelle et apparaît en effet dans toutes les composantes du bilan d'énergie. La cartographie de la température de surface (T_s) calculée à partir des données satellitaires dans l'infrarouge thermique est donnée par la figure 34. En effet, la température de surface est dépendante de nombreux facteurs, notamment l'état de surface (sol nu, plan d'eau, couverture végétale...). C'est l'un des paramètres importants pour la détection de l'état hydrique d'une

surface et la dérivation d'indices possibles en l'intégrant avec d'autres paramètres de végétation. L'observation de la figure 34 que la distribution de la température varie principalement avec le temps et le type de couverture terrestre. La température de surface a varié de 25,52 à 39,88 °C sur l'ensemble de toutes les images et était plus élevée le 15 février 2020 (26,51 – 39,88 °C) par rapport aux autres périodes. Cependant, l'image à la date du 30 janvier 2020 présente la température la plus basse variant de 25,52 à 36,10 °C.

D'une façon générale, la plupart des régions de l'image ont connu des températures moyennes comprises entre 25,96 et 39,72 °C. Par ailleurs, l'analyse de cette cartographie des températures de surface met en évidence les observations suivantes :

- les zones caractérisées par une couverture végétale à activité photosynthétique élevée, les températures sont basses grâce aux propriétés phénologiques des plantes ;
- l'évolution de la couverture végétale et la dynamique thermique présentent une forte corrélation inverse de dépendance entre température et végétation ;
- la température de surface est fortement corrélée à l'activité chlorophyllienne du milieu. Les secteurs où les sols nus ou dégradés sont dominants, présentent des températures de surface supérieures à celles des secteurs où la couverture végétale est dense. Il en est de même pour les surfaces d'eau libre et les zones bâties ;
- la proximité du périmètre rizicole ainsi que le périmètre rizicole en lui-même sont caractérisés par une température moyenne de surface autour de 26 °C.

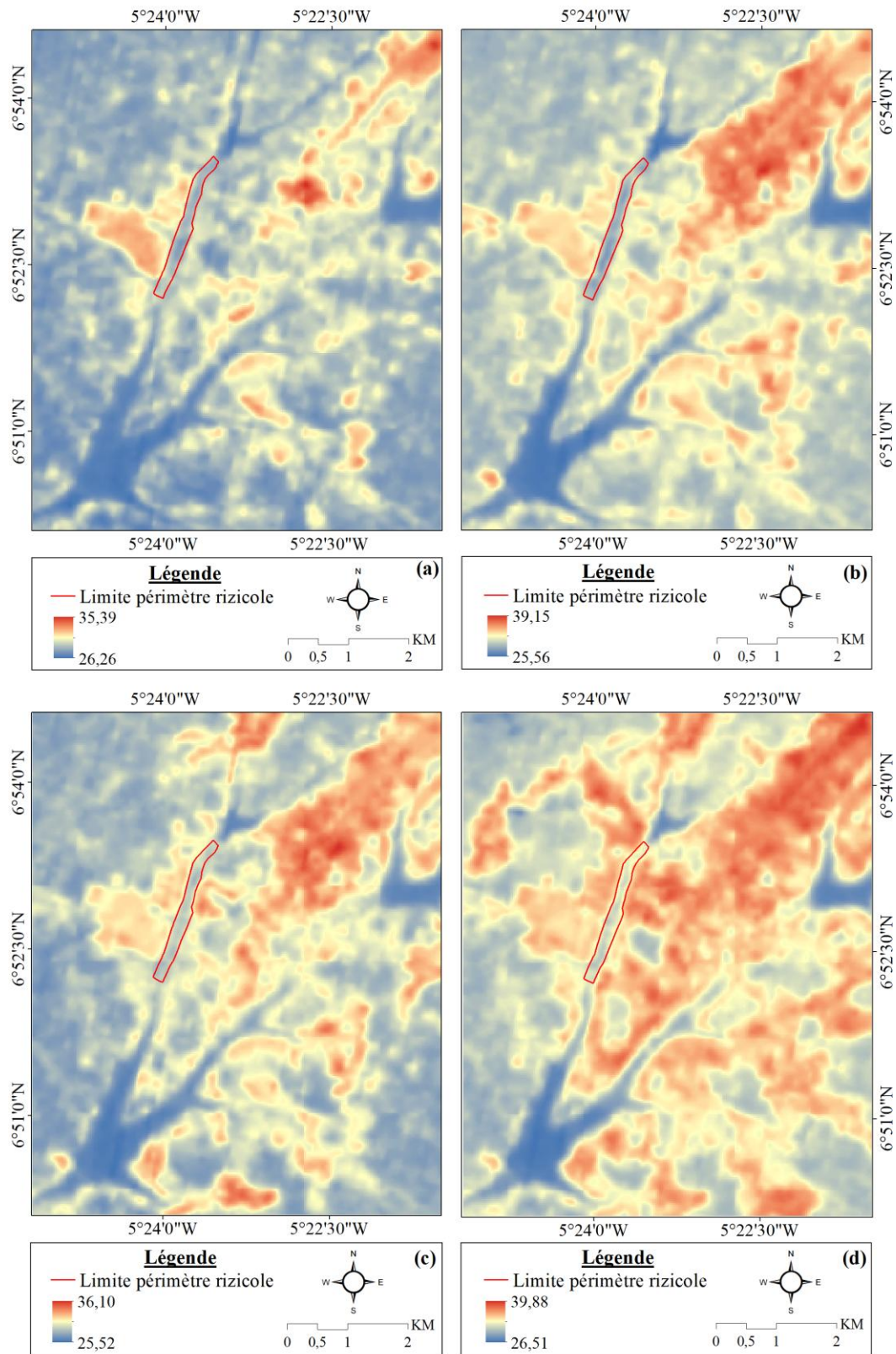


Figure 34 : Evolution spatio-temporelle de la température de surface de décembre 2019 à février 2020.

(a) 29 Décembre 2019 ; (b) 14 Janvier 2020 ; (c) 30 Janvier 2020 ; (d) 15 Février 2020

5.4. Relation entre les variables géophysiques

La figure 35 met en évidence les relations entre les différentes variables géophysiques moyennes obtenues à partir des réflectances spectrales des images satellitaires. Ces différentes relations ont été analysées en fonction de chaque combinaison. D'abord, la combinaison de l'albédo et de la température de surface, ensuite la combinaison de l'indice de végétation et de la température de surface et enfin la combinaison de l'indice de végétation et de l'albédo.

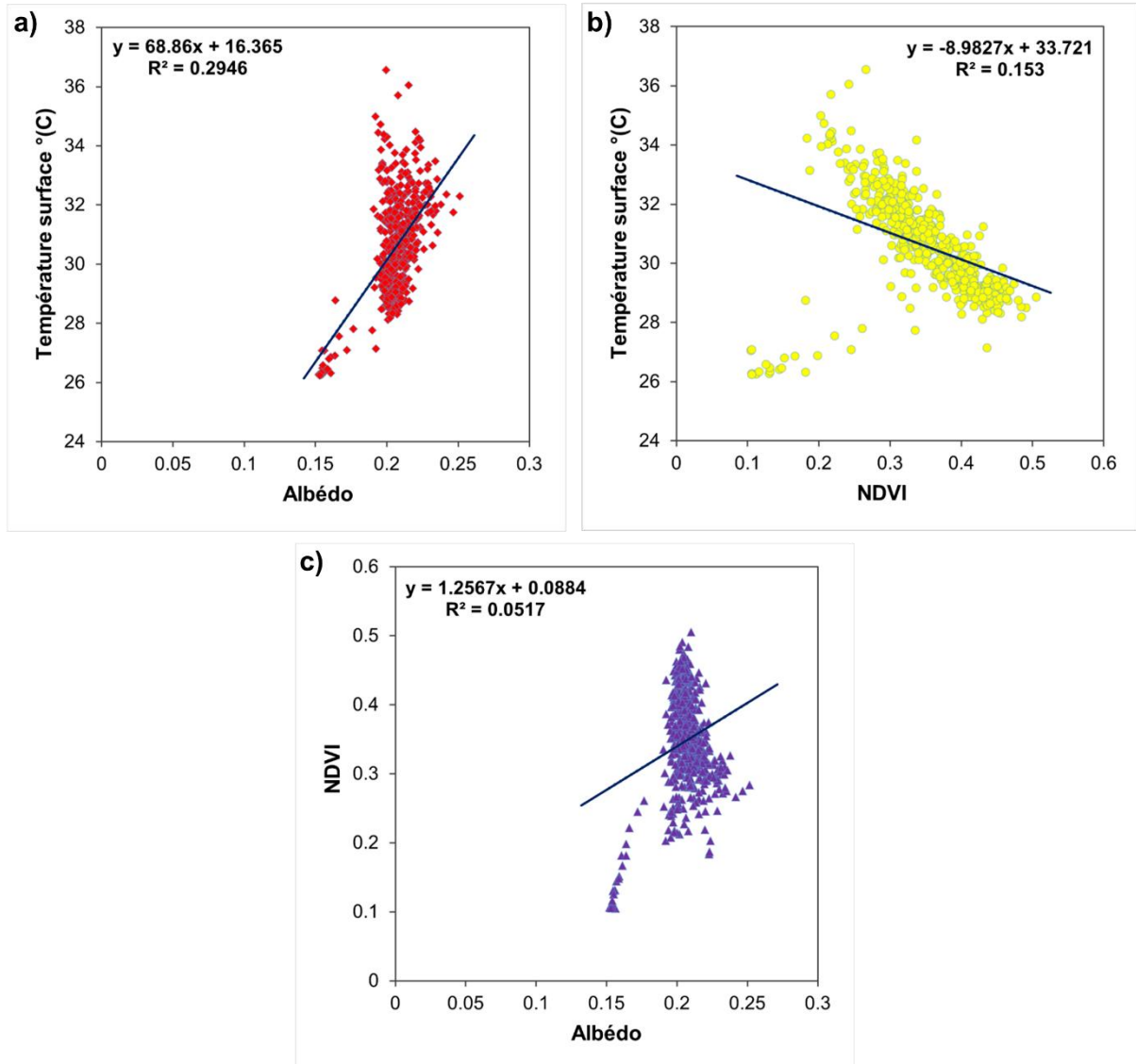


Figure 35 : Relation entre les paramètres géophysiques estimés selon SEBAL.

(a) albédo vs température de surface ; (b) NDVI vs température de surface ; (c) NDVI vs albédo

Dans le premier cas, la relation permet d'avoir un nuage de points entassé autour d'une valeur seuil d'albédo correspondant à 0,20 et d'une température maximale de 36,55 °C. La régression linéaire entre ces deux variables quantitatives a montré que l'albédo variait légèrement dans le

même sens que celui de la température de surface. La corrélation observée est moyenne avec un coefficient de corrélation $r = 0,54$ et un coefficient de détermination $R^2 = 0,29$ (Figure 35a). Les valeurs d'albédo inférieures à 0,20 pour lesquelles la pente est positive correspondent à des zones humides. Au contraire, les zones sèches sont associées à des valeurs d'albédo supérieures à 0,20.

Dans le deuxième cas, l'analyse de la figure 37b montre qu'il est possible de déterminer le type de recouvrement de la surface d'une manière binaire suivant le sens de la régression : si celle-ci est négative, le type de surface est décrété de végétation, et si elle est positive, le sol est nu. La corrélation de l'indice de végétation et de la température de surface, avec la même approche que celle citée précédemment, permet également d'identifier différentes classes d'occupation du sol suivant leur état végétatif à savoir : recouvrement végétal élevé, recouvrement végétal moyen, recouvrement végétal faible et/ou zones dénudées. On remarque une faible corrélation inverse entre la température de surface et l'indice de végétation avec un coefficient de détermination de 0,15.

Enfin, dans le dernier cas (Figure 35c), il n'existe aucun autre lien de dépendance entre ces deux variables que sont l'albédo et le NDVI. Cependant, pour une valeur seuil d'albédo égale à 0,2, on a des valeurs de NDVI qui oscillent autour de 0,4 et 0,5 ; valeurs synonymes de végétation saine.

Par ailleurs, le tableau XXII présente la matrice de corrélation entre les divers paramètres biophysiques. Quant au tableau XXIII, il présente les caractéristiques des différentes régressions linéaires. Ces caractéristiques concernent les valeurs du coefficient de corrélation, de la pente et de l'ordonnée à l'origine obtenues pour chaque relation linéaire.

Tableau XXII : Matrice de corrélation entre les variables géophysique

Variables	NDVI	Albédo	T_s
NDVI	1		
Albédo	0,23	1	
T_s	-0,39	0,54	1

NDVI : indice de végétation par différence normalisé ; T_s : température de surface

Tableau XXIII : Coefficients de corrélation, pentes et ordonnées à l'origine des relations linéaires entre les variables géophysiques

Type de relation	r	a	b
Albédo vs T_s	0,54	68,86	16,37
NDVI vs T_s	-0,39	-8,98	33,72
NDVI vs Albédo	0,23	1,26	0,09

r : coefficient de corrélation ; a : pente ; b : ordonnée à l'origine

5.5. Analyse des flux d'énergie

A titre illustratif, nous présentons aux figures 36, 37 et 38 respectivement les distributions moyennes des flux d'énergie notamment le rayonnement net, le flux de chaleur du sol, le flux de chaleur sensible et le flux de chaleur latente obtenues par le biais des quatre images acquises de la zone d'étude sur la période de croissance de 2019 à 2020. La gamme de variation suivante de ces flux a été observée :

- 400 à 594 $W.m^{-2}$ pour le rayonnement net ;
- 71 à 95 $W.m^{-2}$ pour le flux de chaleur du sol ;
- -2 à 599 $W.m^{-2}$ pour le flux de chaleur sensible ;
- -198 à 520 $W.m^{-2}$ pour le flux de chaleur latente.

5.5.1. Rayonnement net

La figure 36 présente la distribution spatiale du rayonnement net moyen déduite du modèle SEBAL. L'analyse de cette carte fait ressortir que le flux de rayonnement net était principalement réparti entre 528 et 558 W/m^2 . Les valeurs maximales apparaissaient au niveau des plans d'eau situés en amont et en aval du périmètre rizicole irrigué, mais également de façon dispersée sur l'image. Quant aux valeurs minimales (400 W/m^2 à 486 W/m^2), elles sont observées aux alentours du périmètre rizicole qui sont des zones caractéristiques des sols nus ou dégradés et des zones résidentielles. Cette différence est principalement due aux différences de réflectivité de la surface. Par ailleurs, sur le périmètre rizicole lui-même, on enregistre des valeurs principalement comprises entre 516 W/m^2 et 528 W/m^2 .

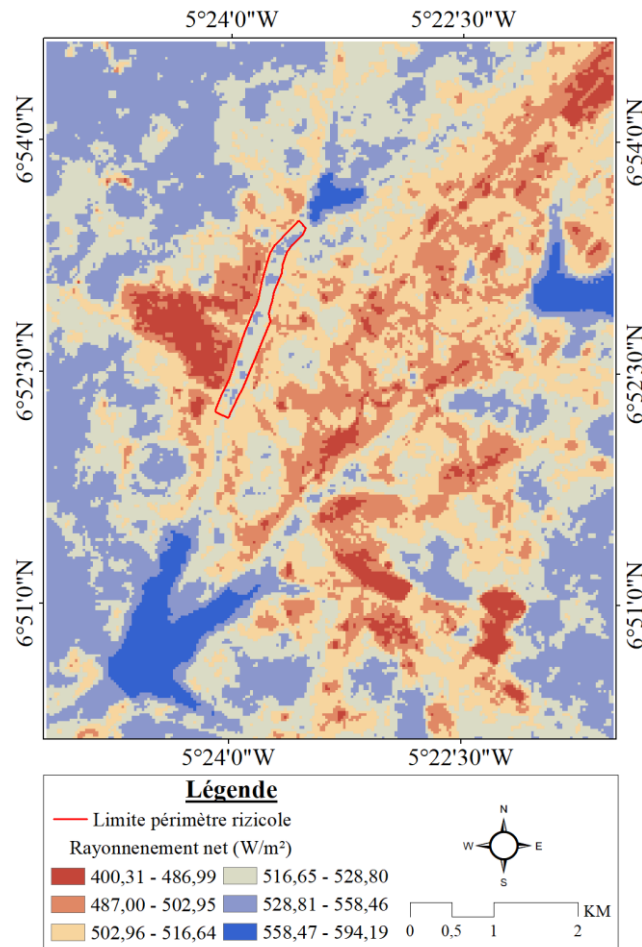


Figure 36 : Distribution spatiale du rayonnement net moyen à la surface de la terre de décembre 2019 à février 2020

5.5.2. Flux de chaleur du sol

Les valeurs du flux de chaleur du sol oscillent entre 71 et 95 W/m^2 comme on peut le remarquer sur la figure 37. Cette figure montre la répartition spatiale du flux de chaleur du sol estimé. En effet, ce paramètre est connu pour être étroitement lié à l'énergie disponible au niveau du sol, donc au type de sol, à l'humidité et à la couverture végétale. On voit clairement que les surfaces de sols nus ou dégradés et zones bâties présentent les valeurs les plus fortes variant de 85,92 à 94,52 W/m^2 . Ces valeurs sont principalement dans la zone Centre et Nord-Est de l'image. Quant aux valeurs les plus faibles, elles sont observées au niveau des surfaces en eau variant de 71,18 à 78,59 W/m^2 . Sur les surfaces végétatives relativement denses, le flux de chaleur du sol varie de 78,60 à 81,15 W/m^2 . Ces valeurs plus ou moins modérées occupent la plus grande portion de l'image. Aussi, il est nécessaire de préciser que le périmètre rizicole enregistre des valeurs de flux de chaleur du sol pour la plupart comprises entre 78,60 et 81,15 W/m^2 .

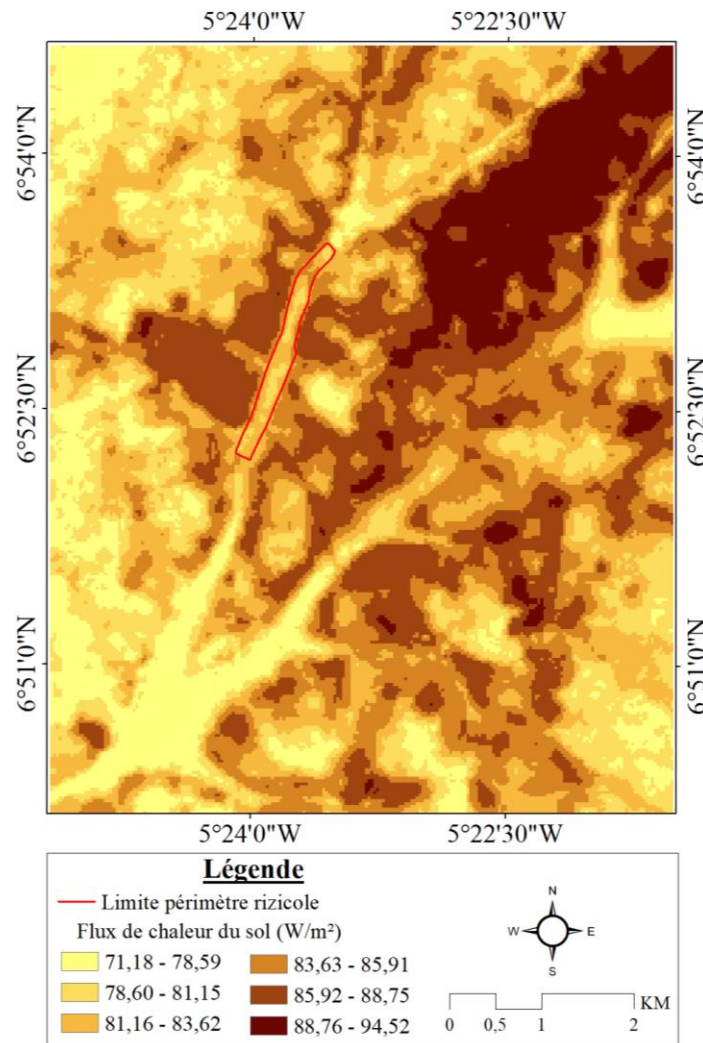


Figure 37 : Distribution spatiale du flux de chaleur moyen dans le sol de décembre 2019 à février 2020

5.5.3. Flux de chaleur sensible et latente

La figure 38 met en évidence les variations spatiales des flux de chaleur sensible et latente moyens de la zone d'étude. La tendance des flux de chaleur sensible (Figure 38a) et des flux de chaleur latente (Figure 38b) est presque opposée. La valeur la plus élevée du flux de chaleur sensible était comprise entre 330,20 et 598,64 W/m^2 sur une surface de sol nu ou dégradé dans la zone nord de la carte et le plus grand flux de chaleur latente était compris entre 404,17 et 519,53 W/m^2 sur les surfaces en eau, mais aussi en zone de forêt. Par ricochet, les valeurs les plus faibles du flux de chaleur sensible étaient comprises entre -1,84 et 57,03 W/m^2 et ont été observées au niveau des masses d'eau tandis que les valeurs les plus faibles du flux de chaleur latente sont remarquées dans la zone nord de la carte sur une surface à sol nu ou dégradé. Par ailleurs, pour certains pixels de l'image, les valeurs de flux de chaleur latente étaient fortement

négatives. Sur le périmètre rizicole, le flux de chaleur latente est presque huit fois supérieur au flux de chaleur sensible.

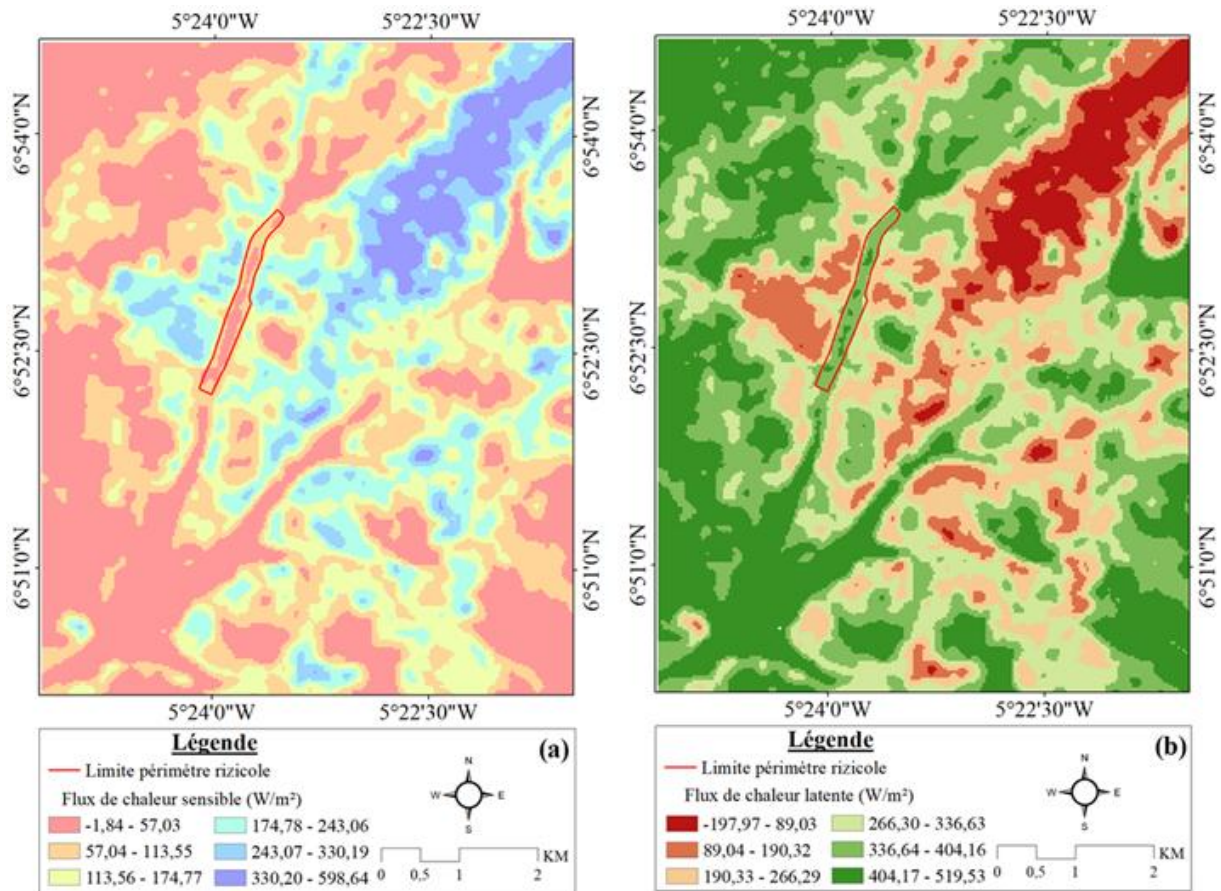


Figure 38 : Distribution spatiale des flux de chaleur sensible et latente moyen de décembre 2019 à février 2020

(a) cartographie du flux de chaleur sensible ; (b) cartographie du flux de chaleur latente

5.5.4. Fraction d'évaporation

La figure 39 illustre la distribution de la fraction d'évaporation moyenne (ET_c/F) dans la zone du périmètre rizicole de Zatta. L'analyse de cette figure révèle que la fraction d'évaporation a varié de 0 à 1,06 en moyenne sur la période de 2019 à 2020. La figure 39 fait ressortir la variabilité de cette fraction pour différents types de couverture et d'occupation du sol. Nous pouvons aussi remarquer que ce sont les surfaces en eau et la zone de forêt qui contribuent avec une large proportion de leur énergie à la fraction d'évaporation (0,85 à 1,06). Alors que les surfaces de parcours et pâturages présentent un intervalle de valeur de la fraction d'évaporation moins élevé (0,60 à 0,72). Cependant, une grande partie de cette zone de forêt, située dans la zone nord de l'image, a des valeurs de fraction évaporative comprises entre 0 et 0,28. Notons également que sur le périmètre rizicole irrigué on note des valeurs de fraction évaporative allant

de 0,73 à 0,84. A certains endroits, on peut voir que cette fraction est comprise entre 0,85 et 1,06.

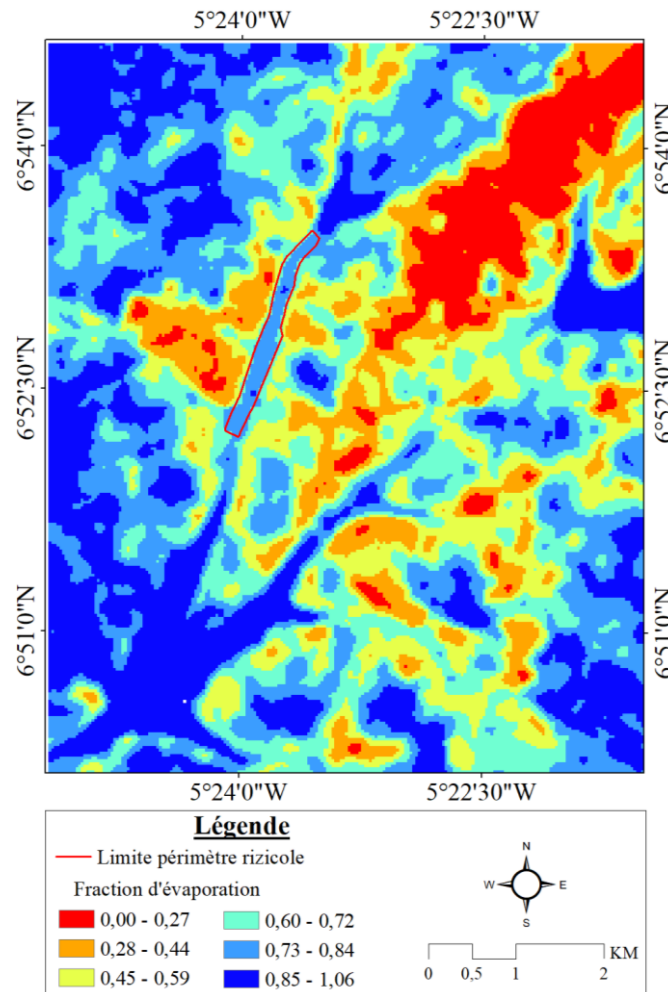


Figure 39 : Répartition spatiale de la fraction d'évaporation moyenne dans la zone d'étude de décembre 2019 à février 2020

5.6. Analyse de l'évapotranspiration réelle

5.6.1. Carte de l'évapotranspiration réelle

L'estimation de l'évapotranspiration réelle (ETR) par le modèle SEBAL représente assez fidèlement la logique des variations spatiales de l'évapotranspiration. Les cartographies ci-dessus permettent de visualiser la variabilité spatiale de l'évapotranspiration journalière (Figure 40). En effet, pour l'ensemble de ces images, l'évapotranspiration observée a varié de 0 à 5,44 mm/jour avec une moyenne de 3,05 mm/jour. Comme on peut le remarquer, l'évapotranspiration est plus faible en décembre, mais plus élevée en février où la plus grande quantité d'évapotranspiration estimée est de 5,44 mm/jour. Également, on peut voir en général que les zones à forte valeur d'ETR se trouvent aux alentours du périmètre rizicole de Zatta.

L'analyse fait ressortir que l'ETR dans la zone d'étude varie selon les saisons et atteint son maximum en février. Aussi, il faudrait souligner que la répartition spatiale de l'ETR est principalement influencée par les types de couverture et d'utilisation des sols.

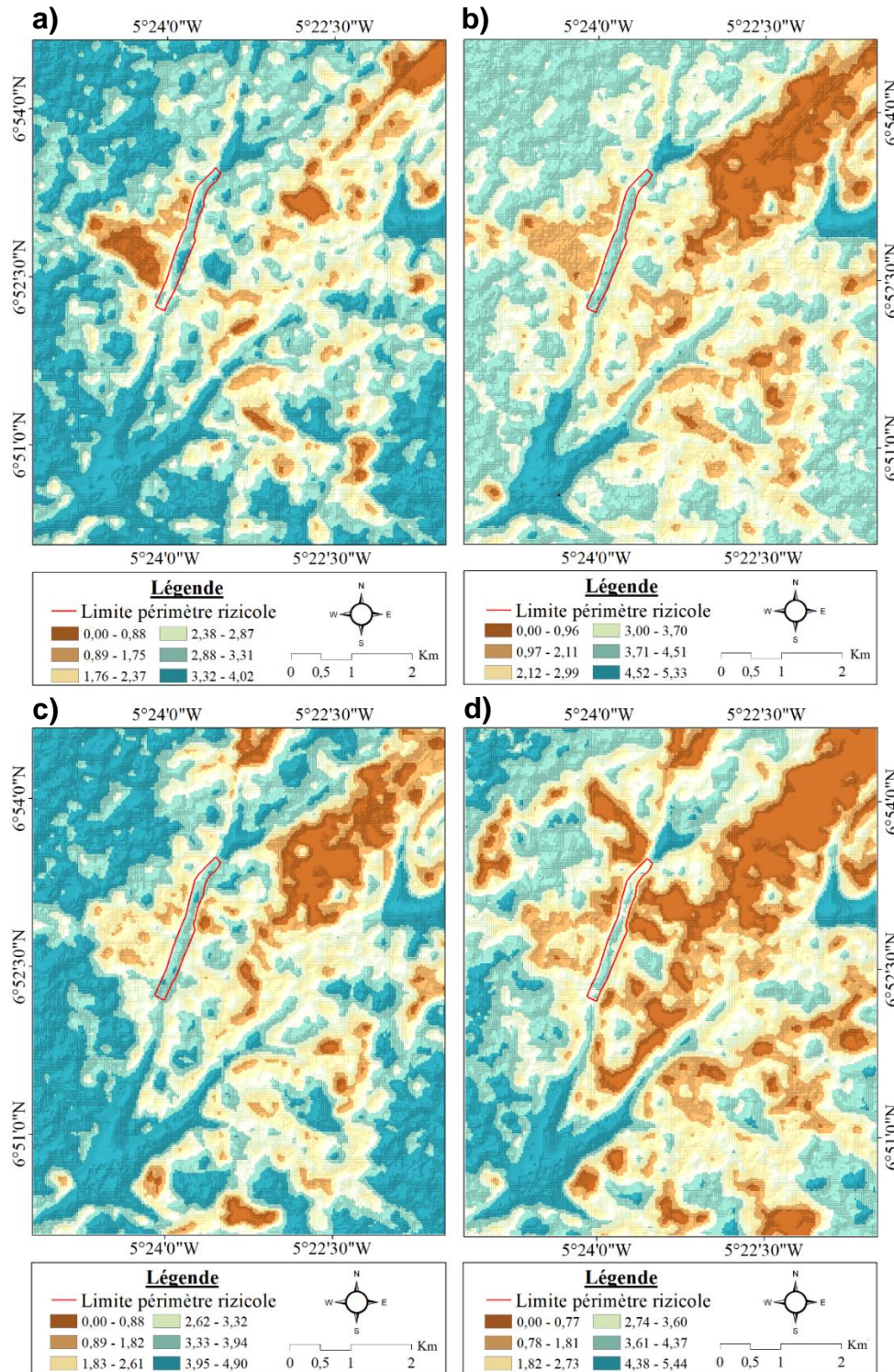


Figure 40 : Distribution spatio-temporelle de l'évapotranspiration réelle journalière dans la zone d'étude de décembre 2019 à février 2020

(a) 29 Décembre 2019 ; (b) 14 Janvier 2020 ; (c) 30 Janvier 2020 ; (d) 15 Février 2020

Aussi, l'analyse en plus de la figure 41 révèle que pour l'ensemble du périmètre rizicole, les valeurs d'ETR sont comprises entre 1,96 et 5,44 mm/jour. A cet endroit, ces valeurs sont maximales à la date du 30 janvier 2019 et minimales au 15 février 2020.

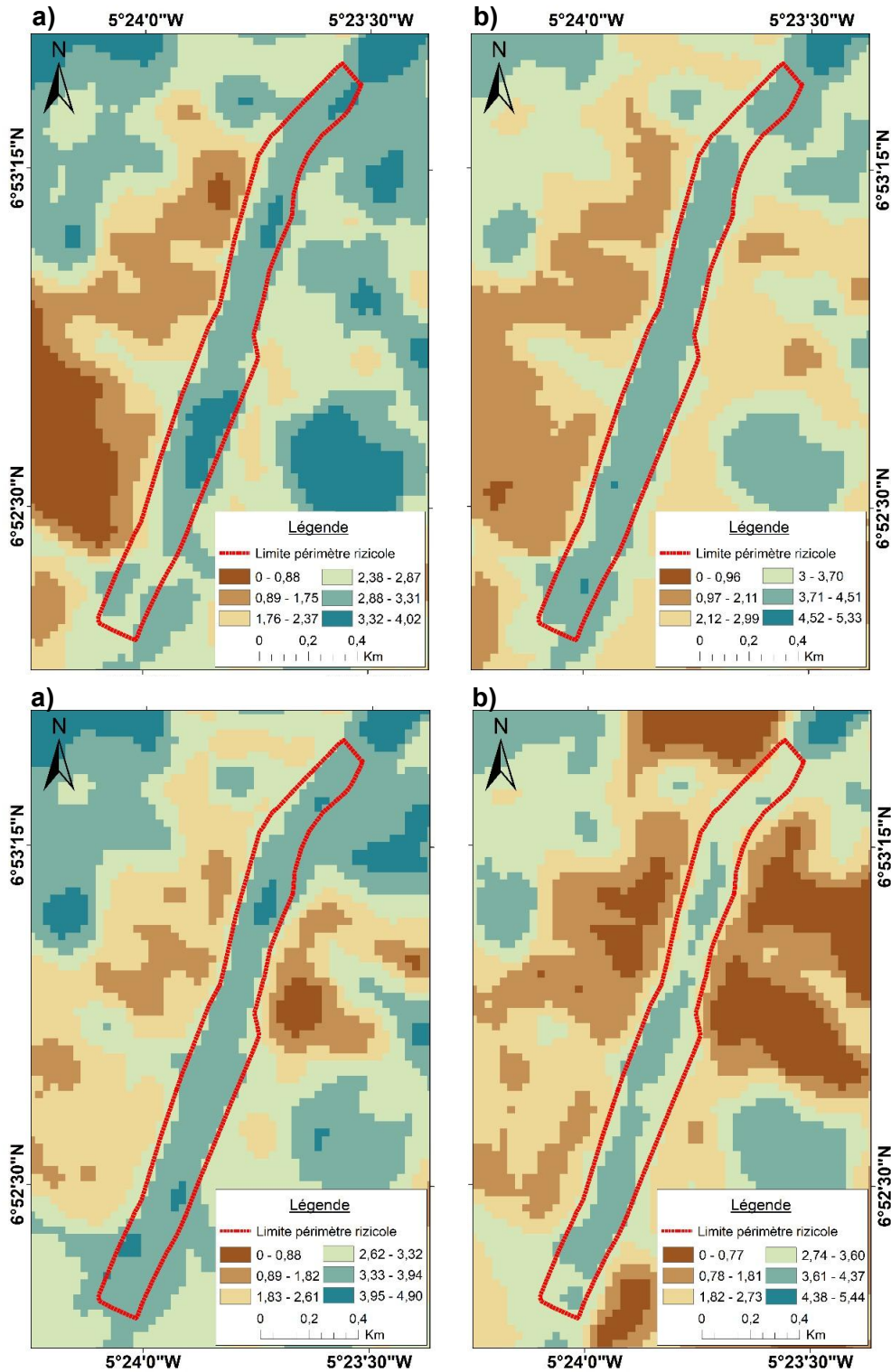


Figure 41 : Distribution spatio-temporelle de l'évapotranspiration réelle journalière dans la zone d'étude de décembre 2019 à février 2020

Le tableau XXIV présente les valeurs des paramètres statistiques calculées à partir des cartes d'évapotranspiration réelle moyenne de la zone du périmètre rizicole irrigué de Zatta. L'évapotranspiration réelle moyenne pour l'ensemble des images varie de 2,69 à 3,30 mm/jour avec un coefficient de variation (CV) compris entre 23,65 et 53,90 %. En effet, le CV évalue le degré de variabilité des données par rapport à la moyenne. Plus le CV est élevé, plus la dispersion autour de la moyenne est grande.

Tableau XXIV : Quelques paramètres statistiques de la variation spatiale de l'évapotranspiration réelle moyenne dans la zone d'étude

Date	Evapotranspiration réelle		
	μ (mm)	σ (mm)	CV (%)
29 Décembre 2019	2,96	0,70	23,65
14 Janvier 2020	3,26	1,06	32,52
30 Janvier 2020	3,30	1,08	32,73
15 Février 2020	2,69	1,45	53,90

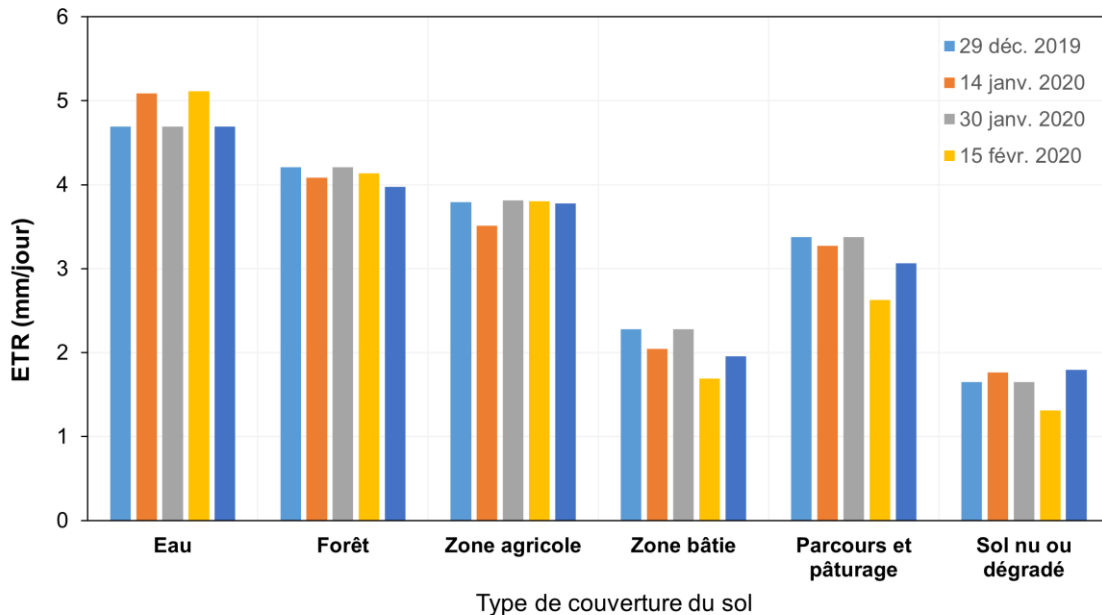
μ : moyenne ; σ : écart-type ; CV : coefficient de variation

5.6.2. Distribution spatiale de l'évapotranspiration pour différents types de couverture du sol

Le tableau XXV et la figure 42 présentent les statistiques zonales de l'évapotranspiration réelle pour chaque type de couverture et d'occupation du sol dont les caractéristiques sont précisées dans ledit tableau. Ces statistiques ont été obtenues par superposition de la carte d'occupation et de la couverture des terres et de la carte de l'évapotranspiration réelle moyenne de l'ensemble des quatre (4) images satellitaires. L'évapotranspiration dans la zone d'étude est influencée par le type d'utilisation/de couverture des sols. En plus, il existe également une bonne correspondance entre l'évapotranspiration et la couverture végétale. Les zones de forêt présentent une évapotranspiration supérieure à celle des zones résidentielles. Comme on peut le constater, le graphique associe des valeurs d'évapotranspiration moyenne plus élevées au niveau des surfaces en eau (4,90 mm/jour) et de la forêt (4,16 mm/jour) tandis que les valeurs plus faibles sont observées au niveau des sols nus ou dégradés (1,59 mm/jour). Ainsi, le niveau d'évapotranspiration quotidien moyen au cours de la période de 2019 à 2020 était le suivant : eau > forêt > zone agricole > parcours et pâturage > zone bâtie > sol nu ou dégradé.

Tableau XXV : Distribution spatiale de l'évapotranspiration réelle suivant le type de couverture de terre

Type d'occupation du sol	Superficie (ha)	Pourcentage (%)	ETR moyen (mm/jour)
Eau	199,98	3,54	4,90
Forêt	958,86	16,96	4,16
Zone agricole	219,42	3,88	3,73
Zone bâtie	833,22	14,74	2,07
Parcours et pâturage	2655,63	46,96	3,16
Sol nu ou dégradé	787,41	13,93	1,59

**Figure 42** : Histogramme de la distribution de l'évapotranspiration réelle dans la zone du périmètre rizicole irrigué de Zatta

5.6.3. Évapotranspiration sur le périmètre rizicole irrigué

L'évapotranspiration de la culture du riz a été extraite à partir des cartes d'évapotranspiration obtenues dans la zone d'étude. Les informations statistiques de base sont consignées dans le tableau XXVI. Sur la période d'acquisition des images, le mois de décembre est celui qui enregistre la plus petite évapotranspiration moyenne (3,05 mm/jour). Le coefficient de variation déterminé est de 8,85 %. De janvier à février, les valeurs d'évapotranspiration décroissent de 4

mm/jour à 3,48 mm/jour avec un coefficient de variation compris entre 7,5 % et 12,36 %. L'évapotranspiration journalière moyenne du riz pour l'ensemble de ces images est de 3,53 mm/jour et la moyenne saisonnière déterminée est de 558,26 mm.

Tableau XXVI : Evapotranspiration réelle du riz irrigué dans la zone de l'aménagement hydro-agricole de Zatta

Date	ETR du riz				
	Min	Max	μ	σ	CV (%)
29 Décembre 2019	1,96	3,50	3,05	0,27	8,85
14 Janvier 2020	2,76	4,56	4	0,30	7,5
30 Janvier 2020	2,68	4,12	3,60	0,23	6,69
15 Février 2020	2,04	4,33	3,48	0,43	12,36

5.7.Min : minimum ; **Max** : maximum ; **μ** : moyenne ; **σ** : écart-type ; **CV** : coefficient de variation

5.7. Analyse de la performance de SEBAL

La figure 43 présente les résultats des tests de précision ; la performance du modèle SEBAL a été évaluée par comparaison entre l'évapotranspiration réelle estimée par SEBAL (ETR_SEBAL) pour les quatre (4) images satellitaires et l'évapotranspiration maximale calculée selon l'approche FAO (ETR_FAO). Les métriques associées sont reportées dans le tableau XXVII. Les résultats montrent qu'à la date du 29 décembre 2019, la différence entre ETR_SEBAL moyenne et ETR_FAO (2,91 mm/jour) correspond à une erreur relative de 15,12 % et une erreur absolue de 0,44 mm/jour. Pour le 14 janvier 2020 et le 30 janvier 2020, les erreurs relatives sont respectivement de 7,16 % et 8,91 %, indiquant une meilleure concordance entre les deux approches à ces dates. En revanche, l'image du 15 février 2020 présente une erreur relative plus élevée (22,17 %) et une erreur absolue de 1 mm/jour, suggérant une divergence plus marquée probablement liée aux conditions atmosphériques ou à l'hétérogénéité du couvert végétal à cette période. Globalement, pour l'ensemble des dates analysées, l'erreur absolue moyenne, l'erreur relative moyenne et la RMSE sont respectivement de 0,53 mm/jour, 13,34 % et 0,36 mm/jour. Ces résultats indiquent que SEBAL reproduit de manière satisfaisante la dynamique de l'évapotranspiration du riz, avec une précision globalement acceptable pour des applications opérationnelles en gestion de l'irrigation. Toutefois, la figure 43 suggère que

le modèle a eu tendance à légèrement surestimer les ETR de la FAO hormis celle obtenue à la date du 29 décembre 2019.

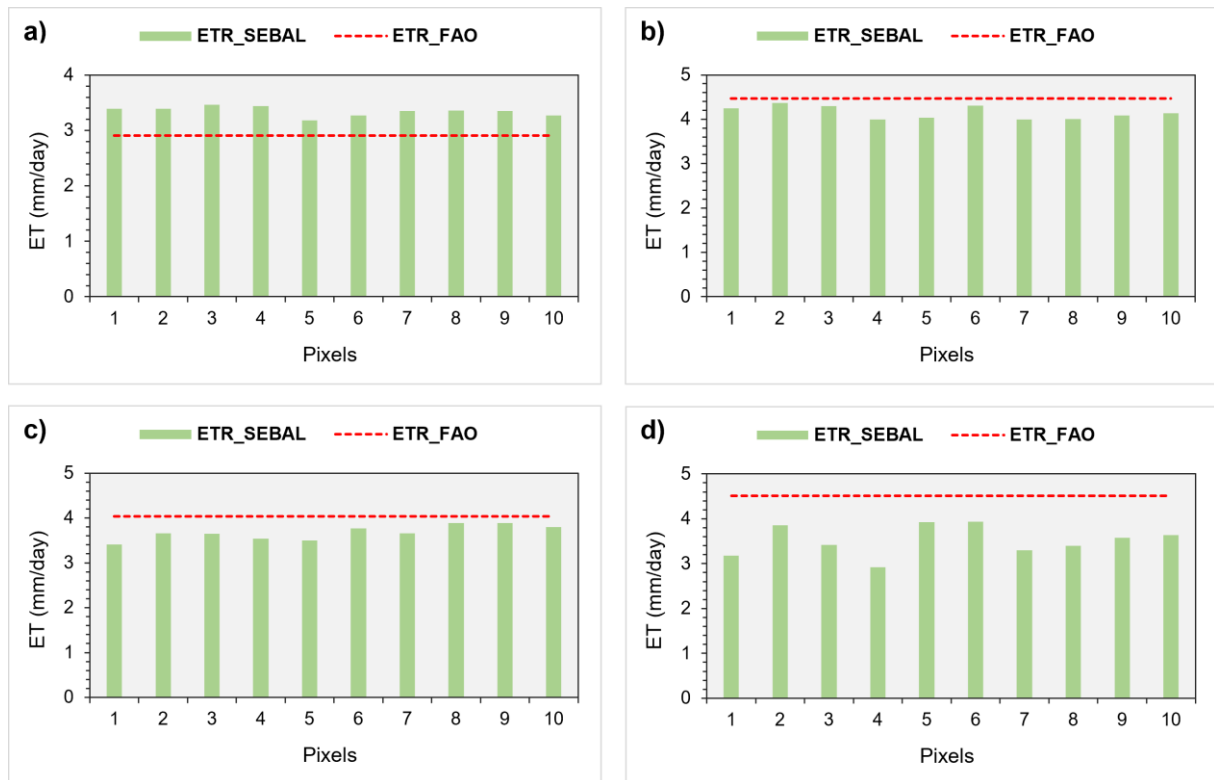


Figure 43 : Comparaison entre l'évapotranspiration réelle de SEBAL obtenue pour les quatre images satellitaires et l'évapotranspiration de la culture du riz

(a) 29 Décembre 2019 ; (b) 14 Janvier 2020 ; (c) 30 Janvier 2020 ; (d) 15 Février 2020

Tableau XXVII : Valeurs statistiques de la comparaison entre l'évapotranspiration selon le modèle SEBAL et la méthode FAO

Date	ETR_FAO	ETR_SEBAL	EA (mm/jour)	ER (%)	RMSE (mm/jour)
29/12/2019	2,91	3,35	0,44	15,12	0,19
14/01/2020	4,47	4,15	0,32	7,16	0,10
30/01/2020	4,04	3,68	0,36	8,91	0,13
15/02/2020	4,51	3,51	1,00	22,17	1,00
Moyenne			0,53	13,34	0,36

EA : erreur absolue ; ER : erreur relative ; RMSE : root mean square error

5.8. Discussion

Variables climatiques

Dans le cadre de cette étude se basant sur la technique de la télédétection utilisant les images satellitaires multispectrales et un modèle de bilan énergétique, nous avons pu cartographier la distribution spatio-temporelle de l'évapotranspiration réelle dans la zone du périmètre rizicole de Zatta. Il en est de même pour Jaber *et al.* (2016) et Sun *et al.* (2011) qui ont développé des outils conviviaux pour calculer l'évapotranspiration réelle respectivement dans la ville d'Al-Babil située en Irak et la zone humide du lac Nansi en Chine. En effet, selon Ghaderi *et al.* (2020), cette technique a été jugée suffisamment précise pour estimer correctement l'évapotranspiration réelle.

Bien avant la cartographie, un ensemble de variables et/ou de paramètres a été déterminé pour l'estimation de l'évapotranspiration. Ainsi, différents types de résultats caractéristiques de la zone d'étude ont été obtenus. L'analyse des résultats a montré qu'en ce qui concerne les variables climatiques (précipitation, température et vent), la zone d'étude est soumise à une évolution de celles-ci. Cependant, l'intensité de cette évolution n'a pas été mise en exergue, ce qui réduit la précision de l'analyse des tendances climatiques. En effet, le climat de la zone est constitué de deux saisons, l'une humide et l'autre sèche. Il ressort que la pluviométrie de la zone est nettement semblable de 2019 à 2020 avec une moyenne annuelle évaluée à 1 194,15 mm. Cette valeur obtenue corrobore les travaux de N'Guessan *et al.* (2014) dans la région de Yamoussoukro. Par ailleurs, les travaux de Kouakou *et al.* (2017) et Kouassi *et al.* (2022) ont révélé que le régime climatique saisonnier du département de Yamoussoukro est un régime bimodal à deux saisons sur des périodes plus longues (1980 – 2000 et 1941 – 2016 respectivement) . Ce régime a connu une perturbation traduite par une réduction de la saison pluvieuse en passant de la période avant 1970 à la période après 1970. Kouassi *et al.* (2022) ont recouru à l'utilisation de plusieurs indices notamment l'indice de Péguy, d'Angot, de Moral et l'indice d'aridité UNEP. Ces résultats sont en adéquation avec les travaux de Kouao *et al.* (2021) qui lui avait utilisé les indices de Gaussen et de De Martone. En revanche, notre étude s'appuie sur une période d'analyse plus restreinte ce qui peut influencer la structuration saisonnière observée. En ce qui concerne la température et la vitesse du vent, il est observé d'une part que les températures moyennes oscillent entre 23,25 °C et 32,95 °C avec une moyenne annuelle de 27,26 °C sur la période 2019 – 2020. Sur cette même période, les mois de février et mars sont les plus secs tandis que les mois de juillet et août apparaissent comme moins secs. Des résultats similaires ont été trouvés dans la même région par N'Guessan *et al.*

(2014). En outre, les résultats de la température moyenne identifiée restent en conformité avec ceux observés sur toute la Côte d'Ivoire par Yao *et al.* (2013). D'autre part, à propos de la vitesse du vent, elle a clairement baissé pendant la période d'étude. Les valeurs les plus élevées de la vitesse du vent sont obtenues en saison humide tandis que les plus faibles ont été observées au cours de la saison sèche avec une valeur moyenne estimée à 1,36 m/s. Cependant, cette valeur reste inférieure à celle proposée par Yao *et al.* (2013) qui ont noté des intervalles de vitesse moyenne variant entre 2 m/s et 5 m/s à Abidjan, 3 m/s et 5,5 m/s à Bouaké et 2,5 m/s et 6 m/s à Korhogo. La différence entre ces valeurs peut refléter les spécificités locales. Par ailleurs, la baisse pourrait s'expliquer par les changements globaux en cours depuis la fin du XIX^e siècle (GIEC, 2014). En effet, les vents naissent de la différence de températures d'une zone de haute pression vers une zone de basse pression de l'atmosphère (Likoko *et al.*, 2020).

Propriétés radiatives de surface

La détermination des propriétés radiatives de surface (Albédo, NDVI et température de surface) dans le cadre de cette étude est réalisée à partir du traitement d'images satellitaires de type Landsat 8_OLI/TIRS. Les différents résultats de ces traitements sont présentés sous forme de carte, ce qui permet d'avoir un aperçu général de la distribution des variables précitées.

L'albédo résultant des combinaisons des réflectances a varié sur la période d'étude et ce, en fonction de l'état de surface. Sur cette période, l'albédo de l'espace végétalisé (naturel ou aménagé) était en moyenne compris dans l'intervalle 0,16 – 0,20. Hamimed & Khaldi (2000) rapportent que l'albédo se situe généralement dans un intervalle de 0,15 à 0,19 pour un couvert végétal. Selon Monteny (1987), l'albédo varierait entre 0,14 et 0,16 durant la phase feuillée du couvert végétal. Cependant, les valeurs d'albédo les plus élevées se trouvent dans les zones bâties et des zones dégradées de sol nu. Ces résultats pourraient justifier ceux obtenus par Kouakou *et al.* (2014) qui ont montré qu'une réduction du couvert végétal entraînerait une augmentation de l'albédo de surface. Il convient toutefois de noter que les valeurs observées dans notre zone d'étude peuvent différer de certains intervalles rapportés dans la littérature et seraient liées aux conditions de mesure.

L'indice de végétation par différence normalisée (NDVI) est la résultante de la combinaison de bandes spectrales issues des images satellitaires. Cette combinaison a permis de discriminer différents types d'occupation du sol en rapport avec l'activité photosynthétique. En effet, la cartographie du NDVI se révèle appropriée au suivi de la végétation (Benslimane *et al.*, 2009 ; Kouamé *et al.*, 2015 ; Razagui, 2014) et peut par ailleurs être utilisée comme un indicateur biologique, mais aussi de l'état hydrique de surface (Souidi *et al.*, 2014). Ainsi, il apparaît

comme un paramètre incontournable dans l'estimation de l'évapotranspiration à travers la résolution de l'équation du bilan énergétique (Adoko, 2020 ; Souidi *et al.*, 2010). L'analyse des résultats a montré une variation de la densité du NDVI sur la période d'étude et particulièrement au niveau du couvert végétal. Ces fluctuations seraient dues à l'effet combiné de la dynamique climatique locale et des caractéristiques écologiques propres à la zone d'étude. Toutefois, il est à préciser que la zone du périmètre rizicole est fortement dépendante de l'irrigation en plus des facteurs précités. Hassan *et al.* (2022) rapportent que cette variation serait due au changement dans la croissance des plantes avec le temps et au changement dans le climat dominant dans la zone d'étude, qui a un impact significatif sur la croissance des plantes. Selon Benguerai (2011), la quantité de pluies et sa répartition dans le temps induisent des fluctuations de la production végétale.

En ce qui concerne les températures de surface, nos résultats ont montré que cette variable, comme toutes les autres déjà citées, varie dans le temps et selon le type de couverture terrestre. Des résultats similaires ont été obtenus en Algérie par Hamimed *et al.* (2014). Ceci révèle la dynamique spatiale de la zone d'étude, mais aussi le caractère hétérogène des conditions d'alimentation en eau sur l'aménagement hydroagricole. En outre, il a été remarqué l'existence d'une relation de dépendance inverse entre l'évolution du couvert végétal et celle de la température. Cette relation a été mise en évidence par les travaux de Benslimane *et al.* (2009), Hamimed *et al.* (2014) et Souidi *et al.* (2010) en Algérie. Nos observations confirment cette tendance, mais la variabilité locale suggère que d'autres facteurs, tels que l'irrigation ou la dégradation des sols, peuvent accentuer ou atténuer cette relation.

La description de l'état de surface dans la zone d'étude sur la période de 2019 – 2020 a été mise en évidence par la relation existante entre la combinaison des variables géophysiques. Ainsi, selon que la combinaison soit entre l'albédo et la température de surface, l'indice de végétation et la température de surface ou encore entre l'indice de végétation et l'albédo, ces relations sont utiles à la détection des surfaces en conditions hydriques extrêmes. Par ailleurs, la relation entre l'indice de végétation et l'albédo informe sur le niveau de dégradation de la surface du sol (Benslimane *et al.*, 2009). Toutefois, la quantification de ces relations est à approfondir afin de mieux distinguer les effets propres aux conditions climatiques de ceux liés aux pratiques agricoles locales.

Flux d'énergie

Les différents flux d'énergie issus de l'équation du bilan d'énergie sont obtenus à partir des variables radiatives à la surface de la Terre couplées aux variables météorologiques de la zone d'étude. L'analyse de la distribution de ces flux surfaciques permet d'observer les variations moyennes de leurs valeurs. Ainsi, pour le rayonnement net l'intervalle de valeur est de 400 à 594 $W.m^{-2}$, de 71 à 95 $W.m^{-2}$ pour le flux de chaleur du sol, de -2 à 680 $W.m^{-2}$ pour le flux de chaleur sensible et de -299 à 520 $W.m^{-2}$ pour le flux de chaleur latente. Les valeurs supérieures du rayonnement net et du flux de chaleur latente sont enregistrées sur les couverts denses et les plans d'eau tandis que les surfaces nues sont caractérisées par des valeurs faibles. C'est tout le contraire en ce qui concerne le flux de chaleur du sol et le flux de chaleur sensible. Ces résultats sont en conformité avec ceux de Hamimed *et al.* (2014) qui ont travaillé dans des agro-systèmes semi-arides en Algérie par utilisation de la télédétection et du modèle METRIC (Mapping Evapotranspiration at high Resolution with Internalized Calibration). S'agissant du flux de chaleur latente particulièrement, équivalent de l'évapotranspiration réelle, Hamimed *et al.* (2018) font remarquer qu'il représente rigoureusement les variations spatio-temporelles de l'évapotranspiration. En effet, les couverts denses, les plans d'eau et zones irriguées présentent des valeurs élevées d'évapotranspiration. En revanche, les sols nus très réfléchissants ont les faibles valeurs.

Evapotranspiration réelle et performance du modèle SEBAL

Une meilleure estimation de l'évapotranspiration spatiale n'est possible que par utilisation d'images satellitaires dépourvues d'une couverture nuageuse. Le satellite utilisé dans cette étude a un temps de revisite de la zone d'étude de 16 jours. Par conséquent, il est donc indispensable de garder à l'esprit que le nombre d'images utilisées dans ce travail pendant la période d'étude n'est que le résultat des éléments évoqués ci-dessus qui peut éventuellement influencer la représentativité temporelle des résultats obtenus. L'évapotranspiration réelle a été estimée par le modèle SEBAL aux dates du 29 Décembre 2019, 14 Janvier 2020, 30 Janvier 2020 et du 15 Février 2020. Pour l'ensemble de ces images, les valeurs de l'évapotranspiration estimées ont varié de 0 à 5,44 mm/jour avec une valeur moyenne de 3,05 mm/jour. Bandara (2006) et Cai & Sharma (2010) ont obtenu une valeur d'évapotranspiration moyenne égale à 4,9 mm/jour dans des rizières irriguées situées sur la rive gauche d'Uda Walawe au Sud-Est du Sri Lanka et 3,30 mm/jour dans le bassin de l'Indo-Gangetic en utilisant des images MODIS et le modèle SEBAL, respectivement. Les différences observées avec nos résultats pourraient être liées à l'environnement de croissance de la culture, mais également aux caractéristiques propres des capteurs utilisés. Selon Allen *et al.* (1998), l'évapotranspiration est déterminée par les

paramètres météorologiques, les caractéristiques des cultures, la gestion et les aspects environnementaux, et ces paramètres pourraient expliquer les valeurs moyennes obtenues pour l'ensemble des images satellitaires. De plus, l'analyse des cartes d'ETR montre que, dans le périmètre rizicole, les valeurs d'ETR varient entre 1,96 et 4,56 mm/jour. Ces valeurs sont maximales à la date du 30 Janvier 2019, correspondant à la phase de reproduction et minimales au 15 Février 2020, coïncidant avec la phase de maturation. En effet, à la phase de reproduction l'indice foliaire est élevé suivie d'une activité photosynthétique intense ce qui se traduit par une transpiration importante tandis que à la maturation, la sénescence foliaire s'installe et l'activité physiologique diminue ce qui entraîne une diminution de la transpiration. Taherparvar & Pirmoradian (2018) ont obtenu des valeurs variantes entre 3,4 à 8,4 mm/jour (avec une moyenne de 6,6 mm/jour) et de 4,3 à 6,7 mm/jour (avec une moyenne de 5,1 mm/jour) respectivement 2012 et 2013 dans la plaine de Fouman à Guilan, en Iran. Quant à Choudhury & Singh (2016), ils ont obtenu des intervalles de valeurs un peu plus élevés sur la période de croissance de l'année 2001 (3,14 à 9,86 mm jour/jour) et 2002 (4,43 à 9,09 mm jour/jour) à New Delhi, en Inde. Ces écarts suggèrent que les résultats dépendent des pratiques culturales (dates de repiquage, gestion de l'irrigation) mais aussi des conditions météorologiques de ces deux années consécutives. Par ailleurs, les paramètres statistiques calculés à partir des cartes d'évapotranspiration réelle de la zone du périmètre rizicole irrigué de Zatta ont révélé que l'évapotranspiration réelle moyenne pour l'ensemble des images variait de 2,69 à 3,30 mm/jour avec un coefficient de variation (CV) compris entre 23,65 et 53,90 %. En effet, le CV évalue le degré de variabilité des données par rapport à la moyenne. Plus le CV est élevé, plus la dispersion autour de la moyenne est grande. Cela traduit la nécessité d'une couverture temporelle plus dense pour affiner les estimations.

En outre, la distribution des valeurs moyennes d'évapotranspiration réelle pour les types d'occupation du sol dans la zone d'étude a été mise en exergue. Salifu *et al.* (2011) rapportent que SEBAL est capable de distinguer l'ETR selon le type de couverture. En effet, les valeurs moyennes d'ETR ont été obtenues par superposition de la carte d'occupation et de la couverture des terres et de la carte de l'évapotranspiration réelle moyenne des quatre (4) images satellitaires. Le graphique associe des valeurs plus élevées au niveau des masses d'eau (4,90 mm/jour) et de la forêt (4,16 mm/jour), tandis que les valeurs plus faibles sont observées pour les sols nus ou dégradés (1,59 mm/jour). Ces résultats obtenus sont cohérents avec des études similaires (Ahmad *et al.*, 2006 ; Sun *et al.*, 2011 ; Wang *et al.*, 2020). Par ailleurs, ces valeurs correspondent à celles de nombreuses études en Afrique de l'Ouest notamment Compaore

(2005) et Salifu *et al.* (2011). Silva *et al.* (2018) rapportent que le processus prédominant à la surface des eaux est l'évaporation et qu'une végétation dense et de qualité serait synonyme d'une évapotranspiration élevée plus que dans les autres types de couverture (Hesadi *et al.*, 2022), ce qui pourrait justifier ces valeurs obtenues. Par ailleurs, contrairement aux plans d'eau, l'évaporation et la transpiration végétale sont les processus qui prévalent au niveau de la couverture végétale. L'évapotranspiration est principalement influencée par la disponibilité en eau, mais également par l'énergie solaire (Ochoa-Sánchez *et al.*, 2019).

Notre étude a également montré que les terres cultivées et principalement la culture du riz irrigué avaient une évapotranspiration réelle moins élevée que celle des masses d'eau et de la zone de forêt avec une valeur moyenne de 3,53 mm/jour pour l'ensemble des images satellitaires. Du 14^e jour au 46^e jour de l'année 2020, l'évapotranspiration a baissé progressivement en partie en raison du développement de la culture (senescence de la culture). En effet, le cycle de développement moyen du riz irrigué de bas-fond dans la zone d'étude est d'environ 120 jours et peut être divisé en trois (3) grandes phases : la phase végétative, reproductive et de maturation (Lacharme, 2001). Cette baisse pourrait également être due à la réduction de la demande évaporatoire. A maturation, les besoins en eau de la culture diminuent, les rizières sont moins irriguées et donc moins inondées, ce qui pourrait expliquer la baisse progressive de l'évapotranspiration du riz sur cette période de croissance. Les valeurs sont passées de 4 mm/jour à 3,48 mm/jour avec un coefficient de variation compris entre 7,5 % et 12,36 %. L'évapotranspiration moyenne du riz pour l'ensemble de ces images est de 3,53 mm/jour.

L'évapotranspiration estimée à partir du modèle SEBAL (ETR_SEBAL) pour les quatre (4) images satellitaires comparées à l'évapotranspiration du riz suivant la méthode FAO (ETR_FAO). Les valeurs ETR_SEBAL de tous les pixels du 29 Décembre 2019 étaient supérieures à la valeur ETR_FAO (2,91 mm/jour) et a fourni une erreur relative et absolue moyennes inférieures (15,12 % et 0,44 mm/jour). Quant aux valeurs ETR_SEBAL de tous les pixels des 14, 30 Janvier 2020 et du 15 Février 2020, elles sont toutes supérieures à l'évapotranspiration de la culture du riz avec des erreurs relatives et absolues respectives de 7,16 % ; 0,32 mm/jour, 8,91 % ; 0,36 mm/jour et 22,17 % ; 1 mm/jour. De plus, on observe que les erreurs relatives plus faibles étaient de 7,16 % (14 Janvier 2020) et 8,91 % (30 Janvier 2020). Ces résultats sont compatibles avec ceux obtenus par Lima *et al.* (2014), le 13 Août 2007 (6,88 %) et le 06 Août 2007 (9,01 %), pour la culture de haricot dans les sous-bassins du ruisseau de la région d'Entre Ribeiros et de la rivière Preto, entre les États de Goiás et de Minas Gerais. Il

ressort que les résultats sont assez cohérents, puisque dans tous les jours les erreurs absolues entre les valeurs d'évapotranspiration étaient inférieures à 0,5 mm/jour à l'exception du 15 Février 2020. Lima *et al.* (2021) ont trouvé des erreurs absolues similaires, lorsque la méthode SEBAL était comparée au rapport de Bowen. Pour l'ensemble des images, les valeurs de la RMSE sont comprises entre 0,10 et 1 mm/jour. Ghaderi *et al.* (2020) rapportent qu'une RMSE = 0,222 mm/jour indiquerait que le modèle SEBAL est assez précis pour estimer l'évapotranspiration réelle. Al Zayed *et al.* (2016) ont signalé une RMSE de 1,02 mm/jour dans l'estimation de l'ET lorsque les résultats dérivés de SEBAL ont été comparés aux valeurs de l'ET d'un modèle de bilan hydrique pour un champ de sorgho.

Conclusion partielle

La modélisation de l'équation du bilan énergétique selon l'approche du modèle SEBAL (Surface Energy Balance Algorithm for Land) a permis de cartographier la distribution spatio-temporelle de l'évapotranspiration réelle (ETR) dans le département de Yamoussoukro selon le type de couverture des terres et l'occupation des sols. La variabilité spatio-temporelle de l'évapotranspiration a été analysée tout en mettant en exergue sa sensibilité aux différentes occupations des couvertures de terre. Les résultats indiquent que l'ETR de la zone est en moyenne de 3,05 mm/jour et qu'au niveau du périmètre rizicole, l'ETR est comprise entre 1,96 et 4,65 mm/jour. Aussi, l'analyse de l'ETR pour les différents types d'occupation des sols révèle que les masses d'eau (4,90 mm/jour) et la forêt (4,16 mm/jour) ont les valeurs les plus élevées, tandis que les valeurs les plus faibles sont observées pour les sols nus ou dégradés (1,59 mm/jour). Ensuite, les résultats ont mis en évidence une forte concordance entre les estimations issues de la méthode SEBAL et celles obtenues par la méthode FAO-Penman-Monteith, confirmant ainsi la fiabilité et la validité de l'algorithme pour la zone d'étude. Les RMSE entre les modèles étaient inférieures ou égales à 1,00 mm/jour et en moyenne de 0,36 mm/jour. Quant à l'erreur absolue moyenne et l'erreur relative moyenne, elles sont respectivement de 0,53 mm/jour, 13,34 %, et ce, pour l'ensemble des images de la zone. Tout cela montre la pertinence de l'application de la méthode de télédétection dans l'estimation de l'évapotranspiration dans la zone d'étude. Également, elle révèle que les variables climatiques ainsi que les paramètres de surface issus du capteur satellitaire, à savoir l'albédo, l'indice de végétation et la température de surface, conduisent à déterminer l'évapotranspiration réelle. Cependant, il ressort que la température de surface est le paramètre le plus prépondérant dans l'estimation de ce flux. Enfin et malgré la concordance de nos résultats, il est intéressant d'émettre une certaine réserve sur

la validation du modèle utilisé qui nécessite une validation de terrain de tous les paramètres pour une utilisation sérieuse.

Chapitre 6 : Caractéristiques du bilan hydrique du sol de la zone de culture du riz irrigué

6.1. Analyse des données granulométriques

Le tableau XXVIII présente les proportions des fractions granulométriques (argile, limon et sable) des sols du périmètre rizicole de Zatta ainsi que leurs classes texturales. L'analyse granulométrique fait ressortir que pour l'ensemble des échantillons étudiés, le sable occupe la plus grande teneur dont la valeur moyenne est de 53,79 %. Elle est plus élevée en amont qu'en aval du périmètre. Ensuite, vient le limon avec 37,24 % et enfin l'argile (8,97 %) ; ce qui détermine et confirme une prédominance des sols à texture limon sableux sur le périmètre rizicole. Par ailleurs, les échantillons de sols composite B5, M5 et A5 respectivement au niveau des parcelles amont, aval et intermédiaire permettent de voir que ces sols appartiennent aux classes texturales limon sableux, limon et limon silteux.

Tableau XXVIII : Caractéristiques physiques des sols du périmètre rizicole

Zone d'échantillonnage	N° échantillon	Granulométrie			Texture
		% Argile	% Limon	% Sable	
Parcelle en Amont	B1	8,60	33,33	58,07	Ls
	B2	12,61	30,26	57,13	Ls
	B3	11,16	29,65	59,19	Ls
	B4	14,09	50,73	35,18	Lsi
	B5	8,69	31,97	59,34	Ls
Parcelle Intermédiaire	M1	2,43	18,16	79,41	Sl
	M2	8,78	25,06	66,16	Ls
	M3	10,19	34,81	55,00	Ls
	M4	10,51	37,87	51,62	L
	M5	13,14	35,52	51,34	L
Parcelle en Aval	A1	3,13	38,96	57,91	Ls
	A2	3,00	39,34	57,66	Ls
	A3	11,97	58,10	29,93	Lsi
	A4	8,15	38,29	53,56	Ls
	A5	8,12	56,52	35,36	Lsi

Ls : limon sableux ; **Lsi** : limon silteux ; **Sl** : sable limoneux ; L : limon

6.2. Infiltration et percolation

Les résultats des mesures d'infiltration au niveau des parcelles test sont consignés dans le tableau XXIX. Il s'agit de la variation de la lame d'eau contenue dans l'anneau intérieur de

l'anneau de Müntz en fonction du temps. Pour chacune des parcelles, nous présentons les résultats de trois (3) différents essais effectués. Les vitesses d'infiltration varient de 0,18 mm/h à 0,39 mm/h sur le périmètre rizicole, soit une moyenne de 0,24 mm/h. La parcelle en amont présente le taux le plus élevé des trois parcelles ; le taux d'infiltration variant de 6 mm/jour à 9,36 mm/jour avec une moyenne de 7,76 mm/jour. Par contre, sur la parcelle en aval, les taux d'infiltration sont les plus faibles du périmètre de 4,32 mm/jour à 5,04 mm/jour avec une moyenne de 4,64 mm/jour.

Tableau XXIX : Variations du taux d'infiltration sur le périmètre rizicole

Parcelles	Vitesse d'infiltration (mm/h)	Moyenne
Parcelle en Amont	0,39	0,32
	0,33	
	0,25	
Parcelle Intermédiaire	0,22	0,21
	0,19	
	0,23	
Parcelle en Aval	0,19	0,19
	0,21	
	0,18	

A titre illustratif, nous présentons à la figure 44 les vitesses moyennes d'infiltration sur le périmètre rizicole. Pour l'ensemble des courbes à allure hyperbolique, l'infiltration diminue graduellement jusqu'à une valeur stable représentant la percolation de l'eau dans le sol. Ainsi, la valeur de la percolation la plus élevée est obtenue au niveau de la parcelle en amont. En revanche, la percolation est plus faible au niveau de la parcelle en aval suivie de celle au niveau intermédiaire.

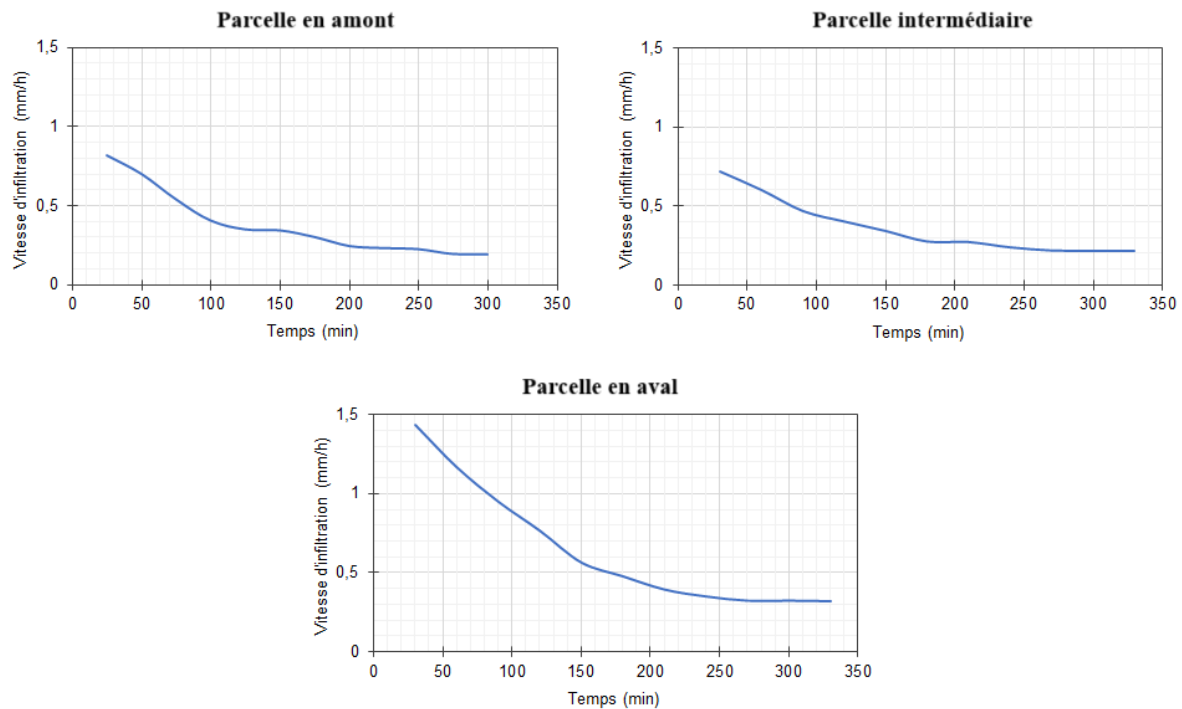


Figure 44 : Courbes illustratives des vitesses d'infiltration sur le périmètre rizicole

6.3. Paramètres hydrodynamiques

Le tableau XXX présente les paramètres hydrodynamiques simulés grâce à la fonction de pédotransfert ainsi que d'autres paramètres du sol. Cette simulation n'est possible qu'à partir des données pédologiques, notamment la texture du sol et la matière organique. Ces paramètres hydrodynamiques du sol sont requis pour établir le bilan hydrique dans la zone racinaire de la culture de riz. L'analyse du tableau fait ressortir que la parcelle située en aval présente une capacité de rétention en eau plus élevée que celle du niveau intermédiaire, laquelle est elle-même supérieure à celle de la parcelle en amont.

Tableau XXX : Paramètres de sol utilisés dans le modèle du bilan hydrique

Paramètres de sol	Parcelle en amont	Parcelle Intermédiaire	Parcelle en aval
θ_{cc} (m ³ /m ³)	16,95	21	22,85
θ_{pf} (m ³ /m ³)	6,35	8,9	6,35
ED (m ³ /m ³)	10,6	12,1	16,5
REW (mm)	8	9	9,5
TEW (mm)	17,5	19	21,5
Ze (mm)		100	

θ_{cc} : teneur en eau à la capacité au champ ; θ_{pf} : teneur en eau au point de flétrissement ; **ED** : eau disponible ; **REW** : eau facilement évaporable ; **TEW** : eau totale évaporable ; **Ze** : épaisseur de la couche de sol évaporable.

6.4. Analyse des termes du bilan hydrique

6.4.1. Pluies enregistrées et pluie efficace

Le tableau XXXI présente la quantité de pluie enregistrée à la station météorologique de la SODEXAM (Yamoussoukro) sur le périmètre de Zatta et les précipitations efficaces calculées. Les valeurs mises en évidence sont celles de la période des campagnes rizicoles suivies. Ainsi, il ressort que les pluies efficaces les plus élevées ont été enregistrées pendant le mois d'octobre avec un cumul de 108,59 mm tandis que le mois de Février est marqué par la valeur la plus faible de 1,20 mm. Les précipitations totales reçues au cours de cette période étaient de 156,50 mm et ont affecté les profondeurs d'irrigation en contribuant à hauteur de 148,67 mm.

Tableau XXXI : Pluies enregistrées et pluies efficaces sur le périmètre de Zatta au cours de la campagne rizicole 2019 – 2020

Mois	Pluies enregistrées (mm)	Pluies efficaces (mm)
Octobre	116	108,59
Novembre	26,30	26,06
Décembre	2,60	2,59
Janvier	10,40	10,23
Février	1,20	0,96
Total	156,50	148,67

6.4.2. Besoins en eau du riz

La figure 45 présente l'évolution journalière des besoins en eau de la culture du riz pendant la saison de croissance de 2019 à 2020. Ces valeurs ont été simulées à partir du modèle du bilan énergétique à la surface du sol. Au début du cycle, les valeurs de l'évapotranspiration sont de l'ordre de 4,4 mm/jour. Elles fluctuent sur toute la période autour de 4 mm/jour et atteignent leurs valeurs maximales en fin de Décembre – début Juin (5,41 mm/jour). L'analyse de cette figure montre également que l'évapotranspiration a baissé progressivement dès la deuxième semaine du mois de janvier et a atteint sa valeur la plus faible au cours de la troisième semaine du mois de janvier (3,41 mm/jour). L'évapotranspiration moyenne du riz sur la période indiquée est de 4,32 mm/jour. L'évapotranspiration de référence moyenne journalière et cumulée était

respectivement de 4,16 mm et 499,25 mm au cours de la même période. La consommation totale d'eau pendant la campagne rizicole, du jour 292 de l'année 2019 au jour 46 de l'année 2020, a été de 518,25 mm.

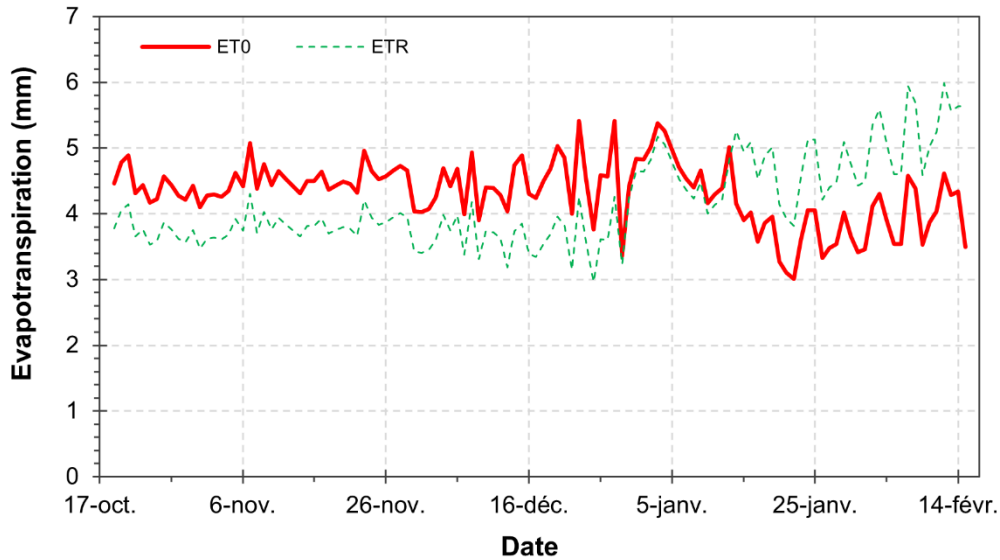


Figure 45 : Evolution journalière de l'évapotranspiration du riz et de référence sur la période de croissance de 2019 à 2020

6.4.3. Besoins en eau d'irrigation

La figure 46 montre l'évapotranspiration de référence, les précipitations efficaces ainsi que les besoins en eau de la culture de riz sur la période de croissance de 2019 à 2020. Les besoins en eau d'irrigation qui en découlent étaient plus élevés aux stades de développement et de mi-saison respectivement 120,89 mm et 179,16 mm (Tableau XXXII), ce qui correspond aux stades d'évapotranspiration du riz les plus élevés. Pendant le cycle de développement du riz, les besoins en eau d'irrigation étaient de 402,52 mm. L'analyse du tableau XXXII montre que ces besoins représentaient plus de 75% des besoins en eau du riz (évapotranspiration du riz). Par ailleurs, les précipitations efficaces pendant la saison de croissance n'étaient que maximale au stade initial de la culture (148,67 mm) et ont contribué à 100% de la consommation de la culture (Tableau XXXII). Par conséquent, les demandes d'eau d'irrigation étaient nulles. Ces mêmes précipitations étaient minimales au stade de mi-saison et ont contribué à 1,45% de la consommation de la culture.

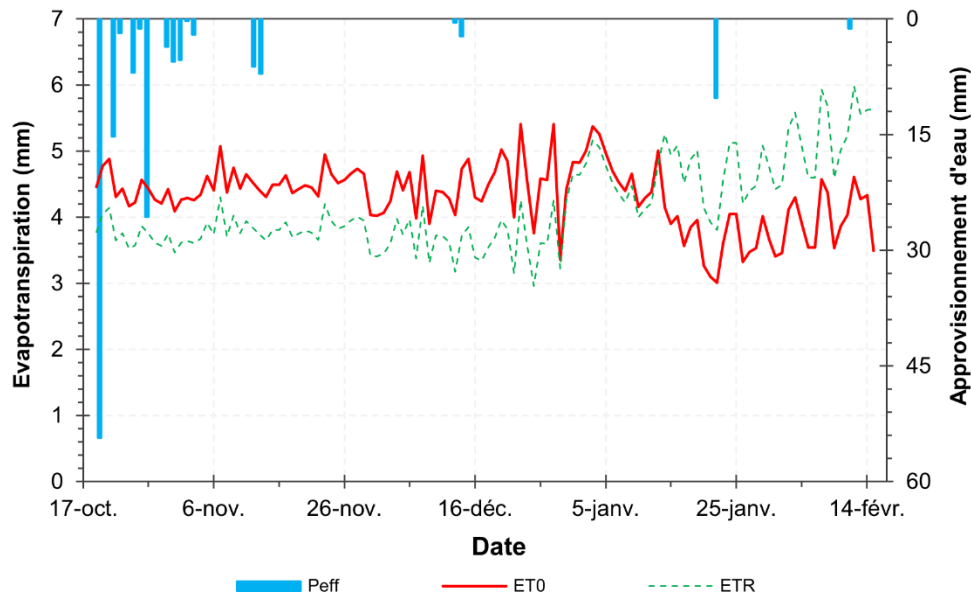


Figure 46 : Précipitations efficaces, évapotranspiration de la culture de riz et de référence pendant la saison de croissance de 2019 à 2020

Tableau XXXII : Précipitations effectives, évapotranspiration de la culture de riz et besoins en eau d'irrigation pendant la saison de croissance de 2019 à 2020

Stades de croissance	P_{eff} (mm)	ETR_{riz} (mm)	B_{irr} (mm)
Initial	121,50	88,55	0,00
Développement	13,16	134,05	120,89
Mi-saison	2,59	181,75	179,16
Fin-saison	11,42	113,90	102,47
Total	148,67	518,25	402,52

P_{eff} : pluie efficace ; ETR_{riz} : évapotranspiration réelle du riz ; B_{irr} : besoins en eau d'irrigation

6.4.4. Eau d'irrigation appliquée

Les variations des quantités d'eau appliquée par irrigation sur les différentes parcelles et pendant le cycle de développement du riz sont présentées dans le tableau XXXIII. Les volumes d'eau appliqués sur chacune des parcelles diffèrent. Cette différence est d'autant plus remarquable pour chaque stade de croissance de la culture au cours de la saison agricole. Comme on peut le remarquer dans le tableau XXXIII, sur chaque parcelle, le stade de mi-saison est identifié comme le stade de forte demande en eau. Ensuite, nous avons le stade de développement et le stade de maturité. Au niveau de la parcelle en amont, l'eau d'irrigation appliquée pendant tout le cycle de croissance était la plus élevée, soit 1 148,91 mm. Par contre,

les valeurs plus basses sont apparues au niveau de la parcelle intermédiaire avec 950,90 mm et 980,98 mm sur la parcelle en aval.

Tableau XXXIII : Volumes d'eau appliqués par irrigation sur chaque parcelle au cours du cycle de développement du riz

Site	Stades de croissance	Eau d'irrigation appliquée (mm)
Parcelle en amont	Initial	64,40
	Développement	368,98
	Mi-saison	534,60
	Fin-saison	180,93
	Total	1 148,91
Parcelle intermédiaire	Initial	51,20
	Développement	303,47
	Mi-saison	449,15
	Fin-saison	147,09
	Total	950,90
Parcelle en aval	Initial	48,80
	Développement	303,83
	Mi-saison	474,35
	Fin-saison	154,01
	Total	980,98

6.4.5. Analyse du déficit hydrique

La figure 47 illustre l'épuisement de l'eau dans la zone racinaire sur chacune des parcelles de test au cours du cycle de développement de la culture du riz. Cet épuisement de l'eau dans la zone racinaire est tracé avec les estimations de l'eau totale disponible (τ) et de l'eau facilement disponible (ρ). L'analyse de la figure 47 montre que ces paramètres ont varié tout au long de la période de croissance du riz. L'amplitude de la courbe d'évolution de l'eau totale disponible présente sur chaque parcelle trois (3) différentes parties : une partie initiale avec une teneur constante généralement faible et s'étendant sur deux décades, une partie avec une teneur en eau disponible croissante et enfin la dernière partie du 7 décembre 2019 jusqu'au 15 février 2020 qui présente aussi une teneur en eau constante et la plus élevée. Les valeurs journalières de

l'épuisement en eau racinaire (D_r, i) sont évolutives et révèlent une utilisation régulière de l'eau pendant toute la période de croissance, l'épuisement étant inférieur à l'eau facilement disponible (ρ) pendant la majeure partie de la période de croissance du riz.

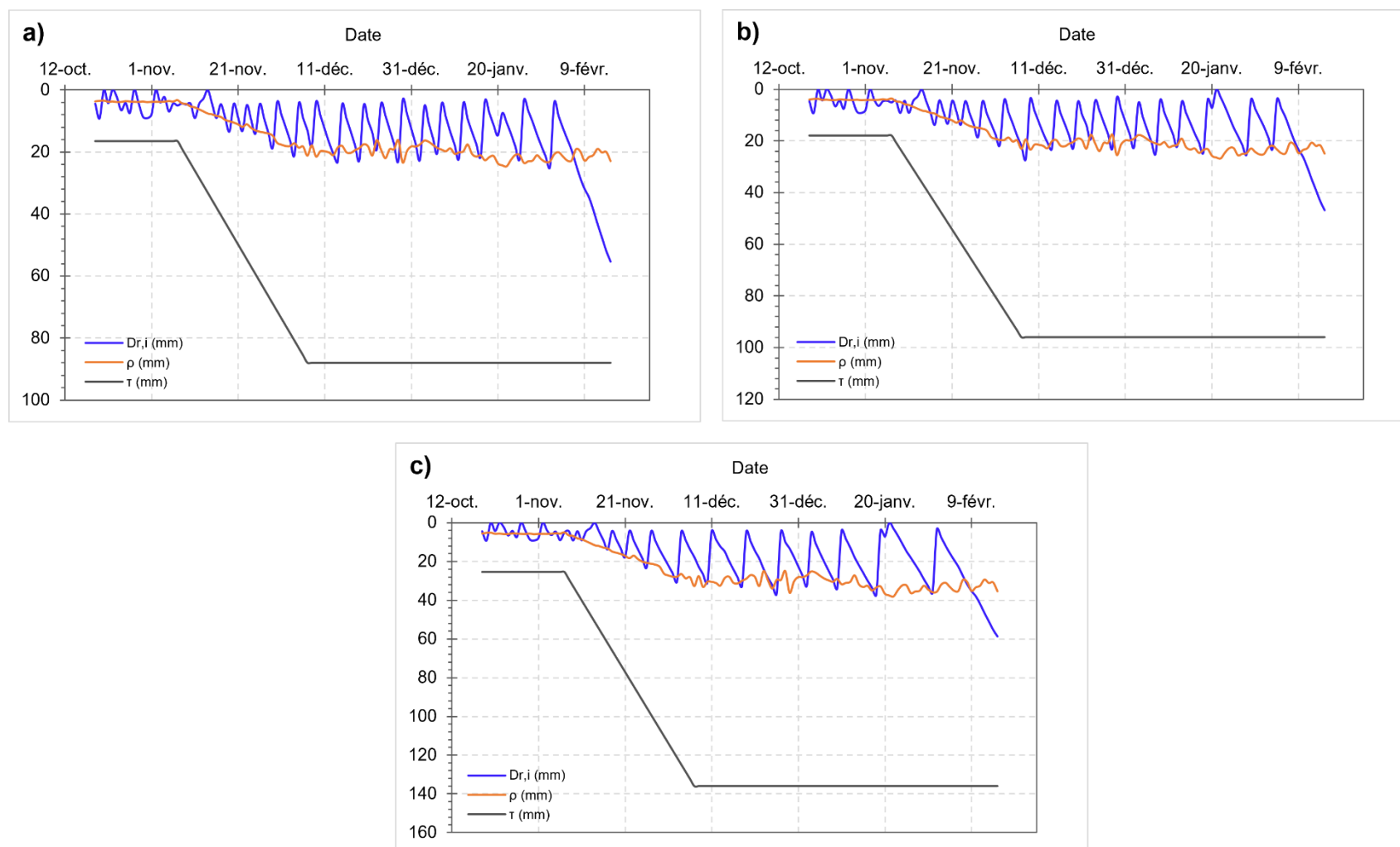


Figure 47 : Evolution temporelle de l'épuisement de l'eau, de l'eau totale et facilement disponible dans la couche racinaire du riz irrigué simulée par le modèle pendant la saison de croissance

(a) parcelle en amont ; (b) parcelle intermédiaire ; (c) parcelle en aval

6.5. Bilan hydrique

Le bilan hydrique au pas de temps journalier a été calculé pendant la période de croissance du riz en 2019 – 2020. Le bilan hydrique a été initié le 18 octobre et le profil du sol à ce jour a été considéré comme complètement arrosé ($D_r = 0$ mm). Ce bilan hydrique permet d'analyser l'utilisation de l'eau sur le terrain par la culture de riz et d'évaluer la dynamique temporelle de ses termes d'entrée et de sortie, déterminant ainsi quelles sont les utilisations consommatrices et non consommatrices de l'eau et, ce qui est probablement plus important, quelles utilisations et consommations sont bénéfiques ou, au contraire, consistent en un gaspillage et des pertes d'eau. Les différents termes du bilan hydrique pour les trois (3) parcelles et les quatre (4) stades de croissance du cycle de développement du riz sont présentés dans le tableau XXXIV. Il est important de souligner que la contribution des précipitations efficaces (P_{eff}) et les besoins en eau du riz (ETR_{riz}) sont pareils pour toutes les différentes parcelles d'études.

Tous les flux sortants mesurés dans le bilan hydrique complet ne représentaient que 94,95 %, 89,97 % et 83,67 % des apports d'eau dans les rizières respectivement pour les parcelles situées en amont, au niveau intermédiaire et en aval.

Les termes d'utilisation de l'eau non consommatrice, la percolation profonde (PP), étaient pratiquement élevés au cours de la saison de croissance. La percolation profonde était plus élevée sur la parcelle en amont que sur la parcelle intermédiaire et celle située en aval. Sur chacune de ces parcelles situées en amont, au niveau intermédiaire et en aval, la percolation profonde (PP) représentait respectivement plus de 62 %, 49 % et 43 % des volumes d'eau d'irrigation appliqués. Par ailleurs, la percolation profonde représentait pour ces mêmes parcelles près de 53 %, 41 % et 36 % de l'approvisionnement total en eau pendant le cycle. Le terme d'utilisation consommatrice, ETR_{riz} a montré une répartition similaire sur chacune des parcelles d'études. L' ETR_{riz} représentait près de 45 %, 55 % et 53 % des volumes d'eau d'irrigation sur les parcelles situées en amont, au niveau intermédiaire et en aval respectivement. Cependant, par rapport à l'approvisionnement total en eau, l' ETR_{riz} représentait 38,40 % en amont, 45,34 % au niveau intermédiaire et 43,89 % en aval.

Les apports en eau d'irrigation cumulés pour la saison ont été en moyenne de 1 026,93 mm sur les trois parcelles de bilan hydrique. Le stockage de l'humidité résiduelle du sol dans la zone racinaire au moment de la récolte (l'augmentation de l'humidité du sol par rapport au début de la saison) variait de 43,42 mm à 51,84 mm. La valeur de l'humidité résiduelle était en moyenne de 48,74 mm (Tableau XXXIV). La valeur moyenne de la percolation profonde était de 537,28

mm. Les valeurs moyennes de ces différents paramètres caractérisent le périmètre rizicole de Zatta, mais donnent une idée de l'utilisation de l'eau sur ce site.

Tableau XXXIV : Termes du bilan hydrique avec discrimination des apports et utilisation en eau en riziculture irriguée

Sites	Stades de croissance	Approvisionnement en eau (mm)			Utilisation d'eau (mm)	
		P _{eff}	I	ΔS	ETR _{riz}	PP
Parcelle en Amont	Initial	121,50	64,40	4,41	88,55	46,56
	Développement	13,16	368,98	4,68	134,05	232,80
	Mi-saison	2,59	534,60	8,36	181,75	310,40
	Fin-saison	11,42	180,93	34,38	113,90	124,16
	Saison	148,67	1 148,91	51,84	518,25	713,92
Parcelle Intermédiaire	Initial	121,50	51,20	4,41	88,55	30,72
	Développement	13,16	303,47	13,63	134,05	153,60
	Mi-saison	2,59	449,15	-4,97	181,75	204,80
	Fin-saison	11,42	147,09	30,35	113,90	81,92
	Saison	148,67	950,90	43,42	518,25	471,04
Parcelle en Aval	Initial	121,50	48,80	9,04	88,55	27,84
	Développement	13,16	303,83	4,76	134,05	139,20
	Mi-saison	2,59	474,35	12,12	181,75	185,60
	Fin-saison	11,42	154,01	25,05	113,90	74,24
	Saison	148,67	980,98	50,96	518,25	426,88

P_{eff} : pluie efficace ; I : eau d'irrigation appliquée ; ΔS : stock d'eau disponible dans le sol ; ETR_{riz} : évapotranspiration réelle du riz ; PP : percolation profonde

6.6. Relation eau d'irrigation appliquée – approvisionnement total en eau

L'évaluation de la contribution des eaux d'irrigation aux besoins en eau de la culture est réalisée dans le but de connaître la part d'irrigation dans l'approvisionnement total en eau pendant le cycle de croissance du riz. Le tableau XXXV présente la relation eau d'irrigation appliquée – approvisionnement total en eau pendant le cycle de croissance du riz. Les résultats de ce tableau montrent que l'eau d'irrigation constitue la principale source d'approvisionnement de la culture de riz, ce qui compense efficacement les déficits pluviométriques. Les rapports entre I (irrigation) et ATE (approvisionnement total en eau) étaient très similaires sur les parcelles

d'études, avec I/ATE égal à 85,14 % au niveau de la parcelle située en amont, 82,13 % au niveau intermédiaire et 83,09 % en aval. Ces rapports quantifient bien l'importance relative de l'eau d'irrigation pour l'approvisionnement en eau de la culture du riz.

Tableau XXXV : Relation eau d'irrigation appliqué - approvisionnement total en eau

Sites	Stades de croissance	I (mm)	ATE (mm)	I/ATE (%)
Parcelle en Amont	Initial	64,40	190,30	33,84
	Développement	368,98	386,82	95,39
	Mi-saison	534,60	545,56	97,99
	Fin-saison	180,93	226,74	79,80
	Saison	1 148,91	1 349,42	85,14
Parcelle Intermédiaire	Initial	51,20	177,10	28,91
	Développement	303,47	330,26	91,89
	Mi-saison	449,15	446,77	99,43
	Fin-saison	147,09	188,86	77,88
	Saison	950,90	1 142,99	82,83
Parcelle en Aval	Initial	48,80	179,33	27,21
	Développement	303,83	321,74	94,43
	Mi-saison	474,35	489,06	96,99
	Fin-saison	154,01	190,48	80,85
	Saison	980,98	1 180,61	83,09

I : eau d'irrigation appliquée ; ATE : Approvisionnement total en eau = $P_{\text{eff}} + I + \Delta S$

6.7. Discussion

Dans cette étude, nous avons analysé l'état hydrique de la culture de riz et l'humidité du sol, principalement de la zone racinaire par la mise en relation avec les paramètres de sol en place. Le modèle de bilan hydrique de la zone racinaire a permis d'estimer les volumes d'eau apportés par irrigation pendant le cycle de croissance de la culture. En effet, la maîtrise du bilan hydrique à travers la connaissance de ses différents paramètres permet une meilleure gestion et programmation de l'irrigation (Pereira, 2020). Ainsi, nous avons analysé en premier lieu la composition granulométrique des sols de la zone d'étude. Cette composition présente des proportions en limon, sable et argile variables et de classe texturale limon sableux, limon et limon silteux respectivement de l'amont vers l'aval du périmètre rizicole. Ces résultats sont conformes à ceux obtenus par Guindo *et al.* (2019) au Mali sur des périmètres irrigués villageois

(PIV). Zro Bi *et al.* (2012) rapportent que ces types de sols sont plus favorables à la culture du blé à un niveau moins important que celui du riz. Dabin & Maignien (1979), font remarquer que ces types de sols sont très hétérogènes du point de vue de leurs propriétés texturales qui sont fonction des teneurs d'argiles, de limons et de sables. En outre, les résultats ont montré une prédominance du taux de sable sur les formations plus fines (argile et limon) dans pratiquement toutes les zones du périmètre rizicole pour l'ensemble des échantillons analysés. La valeur de la teneur moyenne de sable est d'environ 54%. Savadogo *et al.* (2017) et Dasyuva *et al.* (2019) soulignent que ces proportions de sables élevées sont dues soit à la structure du sol soit à la dégradation du site et donc sont soumises à l'effet de l'érosion hydrique et éolienne qui intensifie la dégradation. De plus, cela signifierait d'une part que les sols se laisseraient traverser facilement par l'eau et d'autre part, la rétention en eau dans ces sols pourrait être plus faible et que le drainage profond s'effectuerait plus vite. Cette prédominance du sable suggère que l'eau circule rapidement dans le profil, ce qui réduit la capacité de rétention et peut limiter la disponibilité en eau pour les cultures. Également, en se référant aux travaux effectués par Guindo *et al.* (2019), ces sols présenteraient une faible teneur en matière organique et donc la question de leur fertilité serait mise en cause. En effet, la productivité des sols pourrait être affectée par une faible capacité de stockage en eau et en nutriments.

En second lieu, nos travaux ont montré que les vitesses d'infiltration ont varié de 0,18 mm/h à 0,39 mm/h sur le périmètre rizicole avec une valeur moyenne de 0,24 mm/h. Ces valeurs qui sont élevées sur le périmètre rizicole de Zatta, se situent dans la gamme d'infiltration proposée par les travaux de Wellens & Compaore (2004) et Wellens & Nitcheu (2009) dans des environnements similaires aux nôtres. Par ailleurs, les paramètres hydrodynamiques des sols de la zone d'étude ont été simulés avec le taux de matière organique et les classes texturales. Pour Saxton *et al.* (1986), les équations intégrant ces simulations offrent une excellente efficacité de calcul pour les différentes applications du modèle. Les valeurs prédites sont en phase avec celles proposées par les travaux de Allen *et al.* (1998). Toutefois, la variabilité observée sur le terrain laisse penser que certaines zones pourraient présenter des comportements hydriques différents de ceux estimés par le modèle.

En dernier lieu, nous avons analysé le bilan hydrique de la zone racinaire pour la culture du riz irrigué dans la zone d'étude. Ce bilan permet d'évaluer la dynamique temporelle de ses termes d'entrée et de sortie. Les résultats ont révélé que les précipitations sont inégalement réparties le long de la saison de croissance du riz de 2019 – 2020. Et la lame d'eau précipitée la plus importante est apparue dans le mois d'Octobre, mois correspondant aux repiquages du riz. Cela

justifierait le fait pour lequel aucune irrigation n'a été apportée pendant tout ce mois. De la date de repiquage jusqu'à la récolte, la culture de riz a consommé 518,25 mm d'eau par évapotranspiration, mais n'a reçu que 148,67 mm d'eau provenant des précipitations effectives, ce qui représentait 29% environ de l'évapotranspiration. Une étude similaire sur la culture du sorgho a montré que les précipitations effectives pourraient plus ou moins contribuer aux besoins des cultures (Bashir *et al.*, 2008). Cette faible contribution des précipitations met en évidence la forte dépendance de la culture au système d'irrigation.

Les besoins en eau de la culture du riz ont varié au cours des phases de croissance. Les besoins en eau du riz atteignaient leur maximum au stade de mi-saison (181,75 mm), puis diminuaient au stade de maturation. Ces résultats confirment l'assertion de Doorenbos & Pruitt (1977) selon laquelle les besoins en eau des cultures varient au cours de la période de croissance. Des études similaires confirment les estimations faites dans cette étude (Nistor, 2017 ; Taherparvar & Pirmoradian, 2018). La tendance de la variation des besoins en eau du riz pendant le cycle de croissance est cohérente avec la discipline de croissance de la biomasse et présentait des valeurs faibles à maturation. Wang *et al.* (2018) soulignent qu'au cours du stade de fin de saison, l'évapotranspiration dévient faible due au jaunissement des feuilles qui tombent sur la surface. En outre, on a pu observer que les besoins en eau d'irrigation ont varié de 1 031,66 mm sur la parcelle en amont à 745,5 mm sur la parcelle en aval. Une valeur de 797,2 mm est obtenue sur la parcelle située au niveau intermédiaire. Ces résultats révèlent que les besoins d'irrigation sont assez variables d'un champ à un autre même pour des conditions identiques (Toureiro *et al.*, 2017). L'eau appliquée à chaque évènement de mouillage a été estimée à l'aide du modèle du bilan hydrique du sol. Les résultats obtenus représentent les volumes d'eau apportés par les riziculteurs sur chaque parcelle cultivée. La profondeur d'irrigation différait pour un stade de croissance particulier au cours de la saison de croissance en raison des différences d'utilisation de l'eau par la culture, mais aussi de la durée du stade. Les doses d'irrigation estimées étaient plus élevées que les besoins en eau d'irrigation. Cela pourrait être dû à des temps d'irrigation beaucoup plus longs mais également à la méconnaissance des caractéristiques des sols et des paramètres d'irrigation par les riziculteurs. Des recherches locales en accord avec ces résultats ont conclu que les riziculteurs irriguent généralement les rizières en utilisant plus d'eau qu'il n'en faut (N'Guessan *et al.*, 2019). Aussi, convient-il de noter que dans cette étude la décision d'irrigation des parcelles par les riziculteurs a été prise indépendamment sans tenir compte de l'approvisionnement en eau à chaque stade de croissance et d'un éventuel programme d'irrigation. Dans la pratique, les événements d'irrigation sont influencés par des contraintes à

plusieurs niveaux, notamment l'approvisionnement en eau disponible, le débit, la sécurité alimentaire, le coût de l'irrigation, etc.

Par ailleurs, il est à préciser que les apports en eau d'irrigation étaient les plus élevés au stade de mi-saison en raison des besoins en eau du riz élevé. Les plus faibles volumes d'irrigation sont observés au stade de maturation. En effet, l'utilisation de l'eau par la culture est en baisse ; les cultures profiteraient de l'humidité stockée dans la zone racinaire. Pendant cette période de croissance, les valeurs journalières de l'épuisement en eau racinaire (D_r, i) étaient évolutives. Cette évolution révèle une utilisation régulière de l'eau pendant toute la période de croissance, l'épuisement étant inférieur à l'eau facilement disponible (ρ) pendant la majeure partie de la période de croissance du riz avec des situations de stress par endroits. Les événements d'irrigation et de précipitations ont une influence modérée sur les valeurs d'épuisement racinaire (D_r, i) car selon le modèle du bilan hydrique, l'eau est distribuée dans l'ensemble du volume du sol. Quant à la perte par percolation, elle a été une composante relativement élevée du bilan hydrique dans cette étude. Selon leurs travaux, LaHue & Linquist (2021) rapportent que des fuites dans les rizières pourraient contribuer à des valeurs assez élevées de la percolation. Elles influencent fortement l'apport saisonnier en eau des rizières et est 2 à 3 fois plus que pour les autres céréales (Steduto *et al.*, 2012). Bien que la variabilité sur le terrain en ce qui concerne les sols (sur la base des échantillons de sol analysés) et la percolation ait été élevée, il est possible que de petites zones de faible perméabilité aient existé et aient entraîné des taux de percolation plus faibles pour l'ensemble du champ.

.Conclusion partielle

Le suivi saisonnier de trois parcelles (rizières) sur le périmètre rizicole irrigué de Zatta a permis de caractériser l'état hydrique de la culture de riz à l'aide du bilan hydrique de la zone racinaire. Les résultats de ce bilan ont clairement indiqué comment l'eau était utilisée sur le terrain en mettant en exergue les consommations d'eau bénéfiques et celles non bénéfiques (pertes) pour la culture. Bien que l'étude ait porté sur trois (3) rizières, la contribution des précipitations efficaces (P_{eff}) et les besoins en eau du riz (ETR_{riz}) étaient pareilles pour toutes ces différentes parcelles pendant la période de croissance avec des valeurs respectives de 145,67 mm et 518,25 mm. Concernant les volumes d'eau d'irrigation estimés, ils étaient supérieurs en amont que sur tout le reste du périmètre rizicole. Les apports en eau d'irrigation cumulés pour la saison ont été en moyenne de 1 026,93 mm sur les trois parcelles de bilan hydrique. Ceci suit également la même logique que les pertes d'eau par percolation qui représentaient respectivement plus de 62 %, 49 % et 43 % des volumes d'eau d'irrigation appliqués sur les parcelles en amont, au niveau

intermédiaire et en aval. Les pertes d'eau moyennes par percolation sur le cycle de croissance étaient de 537,28 mm. Tous les flux d'eau sortants mesurés dans le bilan hydrique complet ne représentaient que 98,95 %, 93,92 % et 88,18 % des flux d'eau entrants dans les rizières respectivement pour les parcelles situées en amont, au niveau intermédiaire et en aval.

Chapitre 7 : Performance du système d'irrigation du périmètre

7.1. Analyse de la performance hydraulique et technique

7.1.1. Efficience de transport et pertes d'eau dans le canal

L'efficience de transport (ET) de l'eau sur le périmètre de Zatta a été évaluée à partir des débits entrants et sortants du réseau d'irrigation. Le réseau d'irrigation du périmètre de Zatta, sur sa rive gauche qui a été évaluée, est long de 2 492 m. Il part du bassin de dissipation situé en tête de réseau jusqu'au 15^e ouvrage de prise situé sur cette rive. Le tableau XXXVI présente le résultat des calculs des efficacités de transport et des pertes d'eau du réseau d'irrigation.

Tableau XXXVI : Efficience de transport et pertes d'eau calculées sur le réseau d'irrigation

Date des mesures	Réseau d'irrigation	Débit (l/s)	Efficience de transport (%)	Pertes (%)
27/01/22	Amont	68,63	94,89	5,11
	Aval	65,12		
28/01/22	Amont	107,03	93,76	6,24
	Aval	100,35		
29/01/22	Amont	75	88,17	11,83
	Aval	66,13		
31/01/22	Amont	136,87	88,77	11,23
	Aval	121,50		
02/02/22	Amont	135	87,33	12,67
	Aval	117,90		
04/02/22	Amont	142	84,00	16,00
	Aval	119,28		
15/02/22	Amont	81,78	91,03	8,97
	Aval	74,44		
Moyenne			89,71	10,29

L'efficience de transport calculée sur le périmètre est de 89,71 %. Cette valeur signifie des pertes au cours du transport de l'eau dans le canal de 10,29 %.

7.1.2. Efficience d'application et pertes d'eau à la parcelle

L'efficience à la parcelle (EA) sur le périmètre est déterminée sur la base des trois parcelles d'étude qui ont été choisies en amont, au niveau intermédiaire et en aval du périmètre.

Sur la parcelle située en amont, le volume d'eau ou la dose appliquée est évalué à 1 148,9 mm. Ainsi, l'efficacité d'application calculée est de 45,11 %, ce qui signifie que les pertes en eau sont évaluées à 54,89 %.

Sur la parcelle située au niveau intermédiaire, le volume d'eau ou la dose appliquée est évalué à 950,9 mm. Ainsi, l'efficacité d'application calculée est de 54,50 %, ce qui signifie que les pertes en eau sont évaluées à 45,50 %.

Sur la parcelle située en aval, le volume d'eau ou la dose appliquée est évalué à 980,98 mm. Ainsi, l'efficacité d'application calculée est de 52,83 %, ce qui signifie que les pertes en eau sont évaluées à 47,17 %.

L'efficacité d'application du périmètre déduite des efficacités au niveau des parcelles mesurées est de 50,81 % pour des pertes de 49,19 %. Le Tableau XXXVII illustre les résultats des efficacités d'application par parcelle étudiée et sur l'ensemble du périmètre de Zatta.

Tableau XXXVII : Efficacités d'application par parcelle étudiée et sur l'ensemble du périmètre de Zatta

Sites	Efficacité à la parcelle (%)	Efficacité globale à la parcelle (%)
Parcelle en Amon	45,11	
Parcelle Intermédiaire	54,50	50,81
Parcelle en Aval	52,83	

7.1.3. Efficacité de l'irrigation

L'efficacité de l'irrigation (EI) du périmètre de Zatta est déduite à partir de l'efficacité de transport de l'eau dans le canal d'irrigation (ET) et de l'efficacité d'application de l'eau à la parcelle (EAE). On obtient ainsi une valeur de 45,58 % avec des pertes globales s'élevant à 54,42 %.

7.1.4. Approvisionnement relatif en eau

Le tableau XXXVIII présente les valeurs de l'approvisionnement relatif en eau (ARE) sur les parcelles d'études et sur l'ensemble du périmètre. L'approvisionnement relatif en eau de la parcelle en aval est le plus élevé, soit 1,15. Par contre, la valeur la plus faible est observée au niveau de la parcelle en amont, soit 1,02. Ainsi ARE – parcelle en aval > ARE – parcelle

intermédiaire > ARE – parcelle en amont. L’approvisionnement relatif de l’eau sur le périmètre de Zatta est de l’ordre de 1,09.

Tableau XXXVIII : Valeurs d'approvisionnement relatif calculé par parcelle étudié et sur l'ensemble du périmètre

	Parcelle en Amont	Parcelle intermédiaire	Parcelle en Aval	Périmètre
ARE	1,02	1,11	1,15	1,09

ARE : Approvisionnement relatif en eau

Par ailleurs, la figure 48 illustre les valeurs décadaires de l’ARE sur les parcelles étudiées. On note que ces valeurs décadaires d’ARE varient presque en dent de scie durant la campagne, et que, dans la plupart des cas, cette variation se fait au-dessus de la valeur optimale d’ARE (ARE = 1). Comme ARE permet d’évaluer le niveau de satisfaction des besoins en eau de la culture à un moment donné, les fluctuations de ces valeurs autour de la valeur optimale indiquent que d’une décade à une autre, l’offre en eau est tantôt excessive, tantôt insuffisante. Cependant, ces cas ne se répartissent pas de façon régulière sur tout le cycle de croissance de la culture de riz. Pour la plupart des décades, ces valeurs sont fortes, ce qui indique une utilisation excessive d’eau et donc un gaspillage d’eau. Par ailleurs, d’une parcelle à l’autre, les situations sont différentes. L’ARE est excessif pour toutes les parcelles et sur toute la période de croissance de la culture à l’exception des 2^e et 11^e décades où l’approvisionnement est insuffisant.

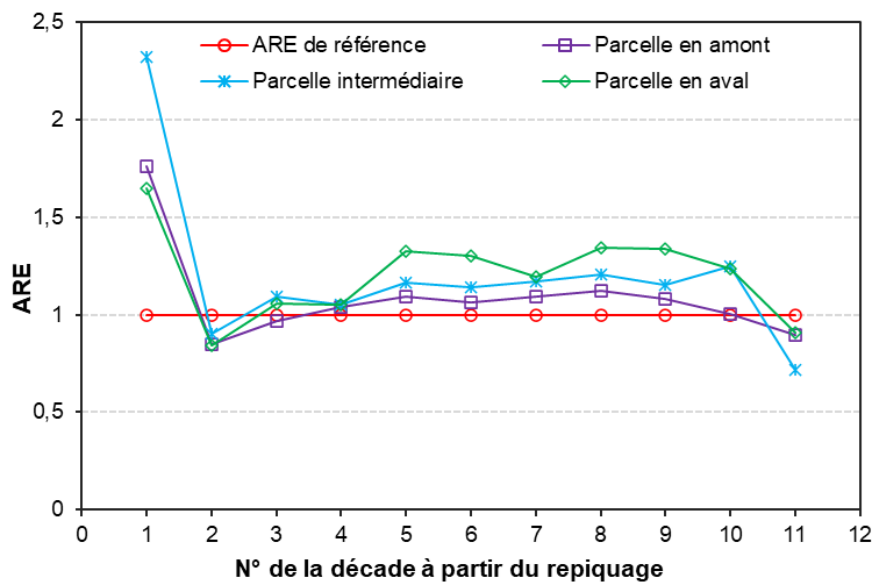


Figure 48 : Evolution décadaire de l'approvisionnement relatif en eau sur les parcelles pendant la saison de croissance du riz

7.2. Analyse de la performance agronomique

7.2.1. Production et rendements du riz

Le tableau XXXIX présente la production en grain du riz et les rendements obtenus sur chaque parcelle d'étude au cours de la période 2019 – 2020. Pour la même variété de riz, les résultats font ressortir que la parcelle en aval a enregistré la plus grande production et le rendement le plus élevé, soit 4571,43 kg/ha. Ce rendement est presque similaire à celui obtenu au niveau de la parcelle intermédiaire avec 4563,89 kg/ha. La parcelle en amont est classée en dernière position avec un rendement de 3876,49 kg/ha. Ainsi, la production moyenne sur le périmètre de Zatta et le rendement moyen associé sont respectivement de 3533,33 kg et 4337,27 kg/ha.

Tableau XXXIX : Rendements du riz pour chaque parcelle étudiée au cours de la campagne 2019 – 2020

Parcelles	Production (kg)	Moyenne	Rendement (kg/ha)	Moyenne
Parcelle en amont	2 900		3 876,49	
Parcelle intermédiaire	4 500	3 533,33	4 563,89	4 337,27
Parcelle en aval	3 200		4 571,43	

7.2.2. Productivité de l'eau

Le tableau XL présente les trois différentes valeurs de productivité de l'eau selon la compréhension donnée au dénominateur. Les valeurs sont indiquées pour chaque parcelle expérimentale ainsi que pour l'ensemble du périmètre rizicole.

Tableau XL : Productivités de l'eau déterminées sur le périmètre de Zatta

	Parcelle en Amont	Parcelle Intermédiaire	Parcelle en Aval	Périmètre
PE_ETR	0,56	0,87	0,62	0,68
PE_I	0,25	0,47	0,33	0,35
PE_IP	0,23	0,41	0,29	0,31

PE_ETR : productivité de l'eau en fonction de l'eau évapotranspirée par la culture ; **PE_I** : productivité de l'eau en fonction des apports d'eau d'irrigation ; **PE_IP** : productivité de l'eau en fonction des apports d'irrigation et des précipitations efficaces

L'analyse de ce tableau montre que la parcelle située au niveau intermédiaire présente les valeurs les plus élevées de productivité de l'eau, suivie par la parcelle en aval. Également, selon que le dénominateur est différent, les valeurs de productivités deviennent plus petites. Les productivités de l'eau globale sur le périmètre rizicole de Zatta déduites des productivités de l'eau calculées au niveau de chaque parcelle sont respectivement de 0,68 kg/m³, 0,35 kg/m³ et 0,37 kg/m³ par rapport à l'eau évapotranspirée, les apports d'irrigation et les apports d'irrigation et précipitations à la fois.

7.3. Discussion

L'objectif de cette étude est d'analyser la performance tant hydraulique qu'agronomique du système d'irrigation du périmètre rizicole irrigué de Zatta. En effet, selon Bos & Nugteren (1990), l'évaluation d'un système irrigué se veut de contribuer à une utilisation efficace et efficace des ressources en fournissant des informations appropriées aux gestionnaires des systèmes, et ce à tous niveaux. Dans cette approche, les performances du système irrigué ont été analysées par le biais de méthodes recourant à des indicateurs de performances notamment l'efficacité d'irrigation, l'approvisionnement relatif en eau et la productivité de l'eau.

Dans un premier temps et du point de vue hydraulique, l'efficacité du transport de l'eau était de 89,71 % sur l'ensemble du périmètre rizicole pour une perte globale dans le réseau estimée à 10,29 %. Cette efficacité est très satisfaisante au regard de certains travaux connexes notamment ceux de Wellens & Nitchou (2009) et Asma *et al.* (2014). En effet, il est admis que tout système d'irrigation engendre nécessairement des pertes d'eau. Selon Bhourri *et al.* (2015), les pertes d'eau sont dépendantes de l'état des canaux ou des conduites disposés pour assurer le transport de l'eau à partir de la source d'eau jusqu'aux exploitations agricoles. Les travaux de Malaterre *et al.* (2013) révèlent que ces pertes d'eau dans les canaux bétonnés sont généralement inférieures à 10 % ou 15 % sauf cas particuliers. Ces pourcentages de pertes ont été obtenus par Louhichi *et al.* (2000). Ces pertes en eau pourraient être dues à une mauvaise étanchéité au niveau des ouvrages de prise d'eau d'irrigation, qui, bien qu'ils soient fermés, laissent échapper un débit de fuite non négligeable. Cela a été remarqué par Bakache (2017) qui a procédé à une série de mesures de l'efficacité de transport d'eau dans des séguis en terre faisant partie des réseaux d'irrigation des périmètres de la Petite et Moyenne Hydraulique au Maroc. Par ailleurs, le manque d'entretien du canal principal et la présence de végétaux dans le fond et sur les parois pourraient être des raisons justifiant ces pertes. Cependant, à cause de l'assez bon état des canaux revêtus en général, les pertes par fuites et/ou infiltration peuvent être négligées.

Dans un second temps, nous avons analysé au niveau de chaque parcelle étudiée les efficacités d'application de l'eau, c'est-à-dire les quantités d'eau utilisées par les cultures par rapport à celles mises à leur disposition. Les valeurs calculées varient sur chaque parcelle étudiée. Cela est principalement dû à la variation du module ou de la main d'eau au niveau de chaque irrigant. Les résultats révèlent que pour l'ensemble du périmètre rizicole, l'efficacité d'application de l'eau est de 50,81 % avec des pertes estimées à 49,19 %. Cette valeur est assez proche de la moyenne obtenue (52 %) pour les bassins et présentée dans les travaux de Bouaziz & Belabbès (2002) au Maroc. Cela traduit que près de 50% de l'eau d'irrigation n'a pas servi au développement des plantes. Cette valeur peut être imputable à la concurrence sur l'utilisation de l'eau entre riziculteurs eux-mêmes d'une part et entre riziculteurs et autres cultivateurs d'autre part. Ces derniers, installés le long du périmètre, puisent l'eau dans le canal principal à l'aide de motopompes quand bien même ils ne sont pas autorisés à le faire ; ce qui tend à réduire la quantité d'eau que les riziculteurs reçoivent en aval de l'aménagement. Lorsqu'on évolue de l'amont vers le niveau intermédiaire du périmètre, l'efficacité d'application augmente ; l'efficacité d'application en aval (52,83 %) est inférieure à celle de la parcelle au niveau intermédiaire (54,50 %), mais très proche l'une de l'autre avec celle de l'amont, la plus faible soit 45,11 %. Tout laisse croire que la gestion de l'eau en amont du périmètre est plus médiocre qu'ailleurs. Cette faible valeur serait due au fait que le riziculteur de la parcelle en amont prélève dans le canal d'irrigation d'énormes quantités d'eau par rapport à ceux situés en aval et au niveau intermédiaire du périmètre. Des constats similaires ont été faits par certains chercheurs notamment N'Guessan *et al.* (2019) qui ont observé que les parcelles en amont du périmètre de Nanan dans le département de Yamoussoukro prélevaient trop d'eau du fait de leur proximité avec la retenue d'eau. Par ailleurs, cette différence d'efficacité d'application de l'eau à la parcelle de l'amont en aval pourrait être due au niveau d'expertise des riziculteurs, vu qu'ils procèdent tous par les mêmes techniques d'irrigation, mais également à l'absence de certaines dispositions notamment la non-existence d'un calendrier d'irrigation et le non-respect des tours d'eau. Cela a pour conséquence de favoriser un fractionnement de la main d'eau entre plusieurs irrigants pour des débits dérisoires et des durées d'irrigation plus longues. De telles irrigations sont en général nocturnes en l'absence de toute surveillance engendrant des gaspillages par débordement. Ce constat a également été fait par FARMA (2016) sur un périmètre irrigué à l'aval du barrage de Bogande au Burkina Faso. Selon les travaux de N'Guessan *et al.* (2019), le faible niveau de connaissance des riziculteurs sur les caractéristiques des sols cultivés et les paramètres d'irrigation justifie cette différence d'efficacité calculée sur chaque parcelle. Hanafi (2011) souligne que les décisions relatives au pilotage de l'irrigation se répercutent sur

l'efficacité d'application de l'eau. Aussi, faudrait-il noter que les pertes d'eau au niveau des parcelles pourraient être causées par une mauvaise préparation des sols, un mauvais nivellement du terrain, mais aussi l'irrégularité des hauteurs des diguettes entre les casiers rizicoles. Les travaux réalisés au Maroc par Bouaziz & Belabbes (2002) corroborent cette affirmation. En effet, SPID (2011) recommande que les travaux de planage ou de nivellement dans la préparation des parcelles des rizières réduisent les dénivelées et de manière à avoir une profondeur de lame d'eau homogène sur l'ensemble de la parcelle.

L'efficacité de l'irrigation du périmètre rizicole de Zatta est déduite sur la base de l'efficacité de transport de l'eau dans le canal d'irrigation et de l'efficacité d'application de l'eau à la parcelle. L'efficacité d'irrigation déterminée est d'une valeur de 45,58 % avec des pertes d'eau estimées à 54,42 %. Cette valeur est en phase avec l'intervalle de valeurs rapporté par Kambou *et al.* (2014) selon la technique d'irrigation en surface. Pour Bouaziz & Belabbes (2002), le mode d'irrigation gravitaire présente des efficacités globales comprises dans l'intervalle de 40 et 60 % et peut atteindre des valeurs potentielles de 60 et 80 % respectivement. Toutefois, dans de nombreux pays pratiquant la riziculture, l'efficacité d'irrigation est faible et varie entre 25 % et 48 % (Lage *et al.*, 2004). En effet, la cause majeure qui influe sur cette efficacité est due aux pertes élevées par infiltration latérale, qui s'accroissent avec l'augmentation de la hauteur de la lame d'eau dans la parcelle du riz. Ces pertes peuvent être minimisées par la réduction de la hauteur de la lame d'eau dans les diguettes (Lage *et al.*, 2004). Lage & El Mourid (1996) indiquent que la technique de l'irrigation de surface par submersion conduit à une consommation excessive d'eau.

Dans un troisième temps, nous avons analysé le niveau de satisfaction des besoins en eau de la culture de riz c'est-à-dire que l'adéquation entre l'offre en eau (les apports en eau) et la demande en eau au niveau de chaque parcelle étudiée pour le cycle de croissance du riz à travers l'indicateur de performance qu'est l'approvisionnement relatif en eau (ARE). L'analyse révèle que le périmètre de Zatta a une valeur d'ARE globale de 1,09. Les valeurs d'ARE au niveau des parcelles d'étude en Amont (1,02), au niveau Intermédiaire (1,11) et en Aval (1,15) sont toutes supérieures comparées à la valeur de référence optimale de l'IIMI (IIMI 1996 ; Sally *et al.*, 1997). Rodríguez-Díaz *et al.* (2008) rapportent que les fluctuations autour de cette valeur indiquent que l'offre en eau est soit excessive soit insuffisante sinon satisfaisante. Ces résultats font ressortir que les besoins en eau ont été satisfaits, dépassant l'optimum et ce, pour toutes les parcelles. Cependant, la valeur de l'approvisionnement relatif en eau de la parcelle située en amont est environ égale à celle de la valeur de référence. Ces valeurs supérieures à la référence sont synonymes d'une mauvaise gestion de la combinaison eau d'irrigation et pluie efficace

pour la culture en place. Selon Laura (2012), une valeur élevée est caractéristique d'une irrigation excessive causée par la méconnaissance des paramètres de l'irrigation et le non-respect du calendrier d'irrigation. Il peut s'agir du fait que les exploitants agricoles ont du mal à faire une bonne gestion conjointe de l'eau d'irrigation et de la pluie (IIMI, 1996). Ces valeurs pourraient être aussi dues à la non-existence du tour d'eau sur le périmètre de Zatta, une insuffisance de la capacité de gestion des agriculteurs eux-mêmes, mais aussi au manque d'entretien des ouvrages hydrauliques. En effet, ces handicaps ne permettent pas un contrôle de la gestion de l'eau d'irrigation. C'est ce que confirment les valeurs de l'approvisionnement relatif en eau calculées sur le périmètre rizicole de Zatta concerné par notre étude. Selon (Kouanda, 2009), la valeur d'ARE calculée n'est pas forcément synonyme d'une mauvaise gestion de l'eau d'irrigation et de la pluie. En effet, il peut exister plusieurs utilisateurs informels le long du canal principal, ce qui fait que les débits prélevés ne sont pas destinés uniquement aux superficies officiellement reconnues. Aussi, des valeurs beaucoup inférieures à celles de la référence justifieraient un faible apport d'eau aux cultures, ce qui nécessite une augmentation de l'irrigation, la pluie efficace étant considérée en moyenne constante.

Dans un dernier temps et du point de vue agronomique, l'efficacité du système d'irrigation à produire de la biomasse sèche selon la quantité d'eau utilisée a été analysée. Notons qu'à l'échelle du périmètre de Zatta, les besoins saisonniers en eau du riz sont en moyenne de 518,25 mm soit 4,32 mm/jour. Le rendement moyen observé sur le périmètre de Zatta est de 4,34 t/ha. Le rendement le plus bas a été obtenu au niveau de la parcelle en Amont avec 3,88 t/ha et le rendement le plus élevé est observé au niveau de la parcelle en Aval avec 4,57 t/ha.

Les différentes productivités de l'eau calculées sont les plus élevées au niveau de la parcelle intermédiaire tandis que les valeurs les plus faibles sont observées en amont sur l'ensemble du périmètre rizicole de Zatta. Cette situation suggère qu'en amont, les apports en eau pourraient être excessifs par rapport aux besoins réels de la culture, ce qui réduirait l'efficacité d'utilisation de l'eau. Les faibles valeurs de productivité de l'eau observées pourraient également être liées à des productions en grain relativement faibles, traduisant une utilisation moins optimale de la ressource hydrique. Cependant, la variabilité de la productivité de l'eau ne dépend pas uniquement des apports en eau de la culture. D'autres paramètres, tels que les intrants agricoles, le système de culture, etc., influencent également cet indicateur (Dembélé *et al.*, 2001). Pour Zwart & Bastiaanssen (2004), cela peut être attribué à : (i) au climat, (ii) à la gestion de l'eau d'irrigation et (iii) à la gestion des sols. Sur l'ensemble du périmètre rizicole, la productivité de l'eau globale déduite des productivités de l'eau parcellaires est respectivement

de $0,68 \text{ kg/m}^3$, $0,35 \text{ kg/m}^3$ et $0,31 \text{ kg/m}^3$ par rapport à l'eau évapotranspirée (PE_ETR), les apports d'irrigation (PE_I) et les apports d'irrigation et précipitations (PE_IP). La productivité de l'eau du périmètre de Zatta par rapport à l'évapotranspiration qui est de $0,68 \text{ kg/m}^3$ est en phase avec l'intervalle de variation ($0,6$ à $1,6 \text{ kg/m}^3$) dont Bouman *et al.* (2007), Steduto *et al.* (2012) et Zwart & Bastiaanssen (2004) ont fait mention. Ces auteurs soulignent l'existence de possibilités de maintenir ou d'accroître la production agricole en réduisant les ressources en eau de 20 à 40 % de ressources en eau en moins. De plus, cette valeur corrobore les résultats obtenus par Chahal *et al.* (2007) au Pendjab en Inde sur le riz influencé par la date de repiquage et les paramètres météorologiques. Toutefois, Cai & Sharma (2010) ont indiqué une productivité moyenne de l'eau de $0,74 \text{ kg/m}^3$ supérieure à la nôtre dans le bassin Indo-Gangétique. Concernant la productivité de l'eau par rapport aux apports d'eau d'irrigation et de pluie, la valeur obtenue sur le périmètre de Zatta est inférieure à la valeur moyenne ($0,4 \text{ kg/m}^3$) proposée par Steduto *et al.* (2012) mais comprise dans la fourchette ($0,2$ à $1,2 \text{ kg/m}^3$). Dans leurs travaux, Choudhury *et al.* (2007) ont présenté un intervalle de valeurs de productivité variant de $0,27 \text{ kg/m}^3$ à $0,40 \text{ kg/m}^3$ et compris dans cette fourchette susmentionnée. Également, Tabbal *et al.* (2002) ont indiqué des valeurs allant de $0,25$ à $0,36 \text{ kg/m}^3$ de cette productivité pour le riz semé sec et sous différents traitements d'irrigation. La productivité de l'eau par rapport aux apports d'eau d'irrigation et de pluie obtenue sur le périmètre de Zatta est de $0,31 \text{ kg/m}^3$. Cette valeur de productivité de l'eau calculée sur le périmètre de Zatta est de moitié celle considérée comme valeur seuil ($0,6 \text{ kg/m}^3$) de performance pour un périmètre rizicole par le Projet de Management de l'Irrigation au Burkina Faso (PMI-BF) (Sally *et al.*, 1997). Également, selon les travaux de Barbier *et al.* (2009), le suivi de la productivité de l'eau des zones de production de l'Office du Niger a montré que ses valeurs étaient en deçà de la valeur de référence fixée par les études de l'IIMI. N'Guessan *et al.* (2019) indiquent que ces faibles valeurs de productivité de l'eau pourraient être dues aux apports excessifs d'eau qui se manifestent par une mauvaise mise en œuvre des techniques d'irrigation, donc par une gestion inadéquate de l'eau sur le périmètre. Par ailleurs, la faible productivité résulte du gaspillage d'eau et des faibles rendements. La productivité de l'eau par unité d'eau d'irrigation obtenue sur le périmètre de Zatta est de $0,35 \text{ kg/m}^3$. Cette valeur est largement inférieure au regard des travaux de Dong *et al.* (2004). Ces auteurs ont analysé une dizaine de données de la productivité de l'eau mesurées dans des conditions expérimentales à Tuanlin, en Chine avec des pratiques d'irrigation traditionnelles et celle décrite par Li (2001), c'est-à-dire les méthodes et techniques d'irrigation économes en eau. Ces valeurs sont respectivement de $1,95 \text{ kg/m}^3$ et $2,47 \text{ kg/m}^3$.

.Conclusion partielle

L'objectif de cette partie était de faire une analyse de la gestion de l'eau suivant l'évaluation de la performance hydraulique et agronomique du système d'irrigation du périmètre rizicole irrigué de Zatta. Cette analyse basée sur l'utilisation d'indicateurs de performance a mis en évidence l'efficacité d'utilisation de l'eau sur ledit périmètre. De plus, il a été noté que l'approvisionnement relatif en eau s'avère être un bon indicateur d'adéquation en eau car il permet de suivre dans le temps l'équité entre les apports d'eau et les besoins en eau de la culture. Par ailleurs, les résultats ont révélé également que la gestion globale de l'eau sur le périmètre de Zatta n'est pas rationnelle et qu'elle serait influencée par des facteurs techniques. Ainsi, il conviendrait de sensibiliser les utilisateurs de l'eau à une prise de conscience des volumes d'eau gaspillés par les méthodes traditionnelles avec un effort de transfert de technologie, mais aussi de proposer des actions visant à rendre plus professionnelle la gestion du périmètre rizicole pour des économies importantes d'eau.

Chapitre 8 : Modèle de simulation de l'efficiencia d'irrigation

8.1. Indices de végétation

Les orthophotos des champs expérimentaux de riz pendant leur cycle de développement ont été traitées dans le but d'extraire des indices de végétation. Les variations temporelles des indices de végétation et leurs caractéristiques statistiques pour les différents jours d'acquisition sont présentées à la figure 49 et dans le tableau XLI. Elles ont été moyennées à partir des données des champs et témoignent de l'évolution de la végétation du riz.

Tableau XLI : Caractéristiques statistiques des indices de végétation

Statistiques	ExGR	GBDI	GCC	NDI	NGBDI	VARI	WI
	0,135	0,995	0,878	0,298	0,451	0,217	0,226
	0,183	0,814	0,869	0,328	0,661	0,263	0,281
	0,149	0,997	0,887	0,298	0,510	0,207	0,240
Moyenne	0,124	0,986	0,910	0,322	0,366	0,270	0,280
	0,169	0,982	0,891	0,347	0,458	0,308	0,325
	0,213	0,994	0,837	0,303	0,482	0,297	0,274
	0,192	0,997	0,861	0,278	0,516	0,284	0,249
	0,137	0,973	0,921	0,267	0,400	0,350	0,294
Ecart-type	0,029	0,059	0,025	0,025	0,083	0,044	0,030

ExGR : Excès de vert moins excès de rouge ; **GBDI** : Indice de différence vert – bleu ; **GCC** : Coordonnées chromatiques verte ; **NDI** : Indice de différence normalisée ; **NGBDI** : Indice de différence vert – bleu normalisé ; **VARI** : Indice de résistance atmosphérique visible ; **WI** : Indice de Woebbecke

L'analyse de la figure 49 montre que le NGBDI a augmenté à partir du début et atteint son pic au 332^e jour (Jour 2) de l'année 2019 et a ensuite décliné brusquement jusqu'au 346^e jour (Jour 4) de la même année avant de grimper de nouveau sous forme de sinuosité. Au niveau des indices GCC, NDI, WI, ExGR et VARI, ils présentent une évolution pratiquement similaire, mais l'ExGR atteint sa valeur la plus basse au 346^e (Jour 4) et augmente pour s'apparenter à l'allure du NDI jusqu'à la fin du cycle de développement au 34^e (Jour 8) de l'année 2020. Quant au GBDI, il a diminué brusquement au 332^e jour (Jour 2) puis il a augmenté au 337^e jour (Jour 3) et présente une allure presque rectiligne jusqu'à la fin de la saison

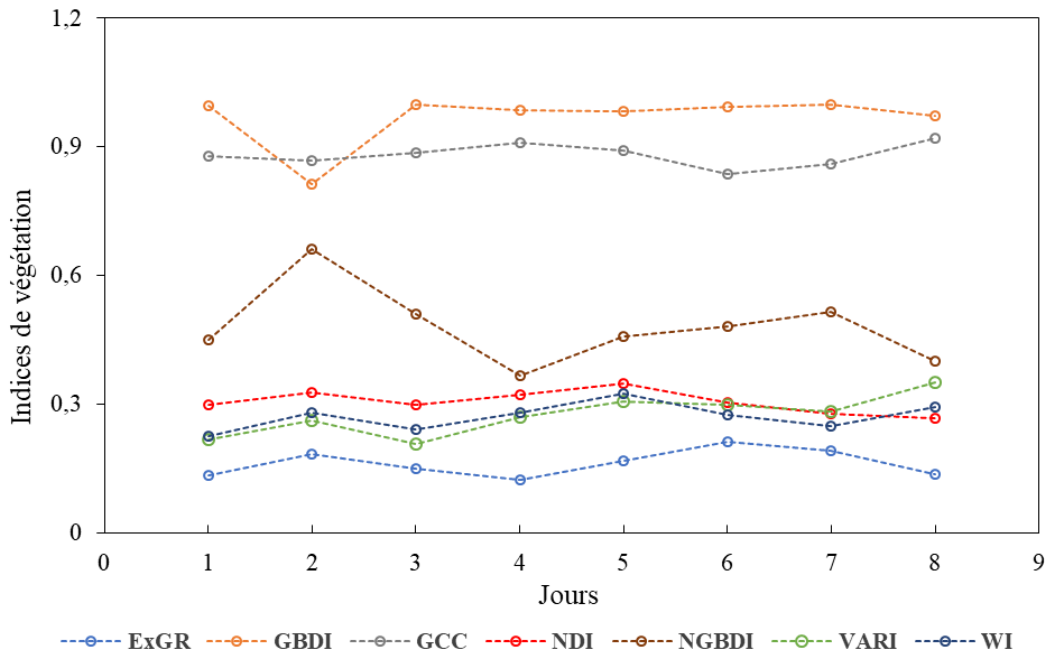


Figure 49 : Variation moyenne des indices de végétation de 3 champs de riz pendant le cycle de développement

ExGR : Excès de vert moins excès de rouge ; **GBDI :** Indice de différence vert – bleu ; **GCC :** Coordonnées chromatiques verte ; **NDI :** Indice de différence normalisée; **NGBDI :** Indice de différence vert – bleu normalisé ; **VARI :** Indice de résistance atmosphérique visible ; **WI :** Indice de Woebbecke

8.2. Analyse des variables d'entrée du modèle

8.2.1. Corrélation de Pearson

8.2.1.1. Relation entre besoins en eau d'irrigation et les conditions climatiques, pédologiques et culturelles

La figure 50 présente le coefficient de Pearson pour toutes les relations entre variables explicatives et cible ainsi que le test de significativité au seuil de 5 %.

Selon la figure 50, le facteur coefficient de transpiration (K_{cb}) avec pour coefficient 0,32 avait la corrélation positive la plus élevée et la température moyenne (T_{moy}) avec pour coefficient nul avait la corrélation positive la plus faible avec les besoins en eau d'irrigation. En revanche, la corrélation négative la plus élevée était avec l'humidité relative (RH_{min}) avec un coefficient de -0,02.

De plus, les coefficients de corrélation entre les besoins en eau d'irrigation et les variables indépendantes notamment l'évapotranspiration de référence (ET_0), les précipitations efficaces (P_{eff}), le coefficient d'évaporation (K_e), l'eau totale disponible (TAW) et le volume d'eau

d'irrigation (I_{rr}) étaient en partie très faibles et présentaient une corrélation significative au seuil de 5 %.

Également, l'analyse de la figure 50 met en exergue les différentes relations existantes entre les variables explicatives. Afin d'éviter la multicollinéarité, ces relations doivent être examinées de près. Ce sont de fortes corrélations notamment entre la profondeur racinaire (Z_r) et la hauteur de la culture (H_c), entre l'eau totale disponible (TAW) et l'eau facilement utilisable (RAW), entre le rayonnement (Ray) et l'humidité relative (Insl). Ces relations sont par ailleurs significatives au seuil de 5 %.

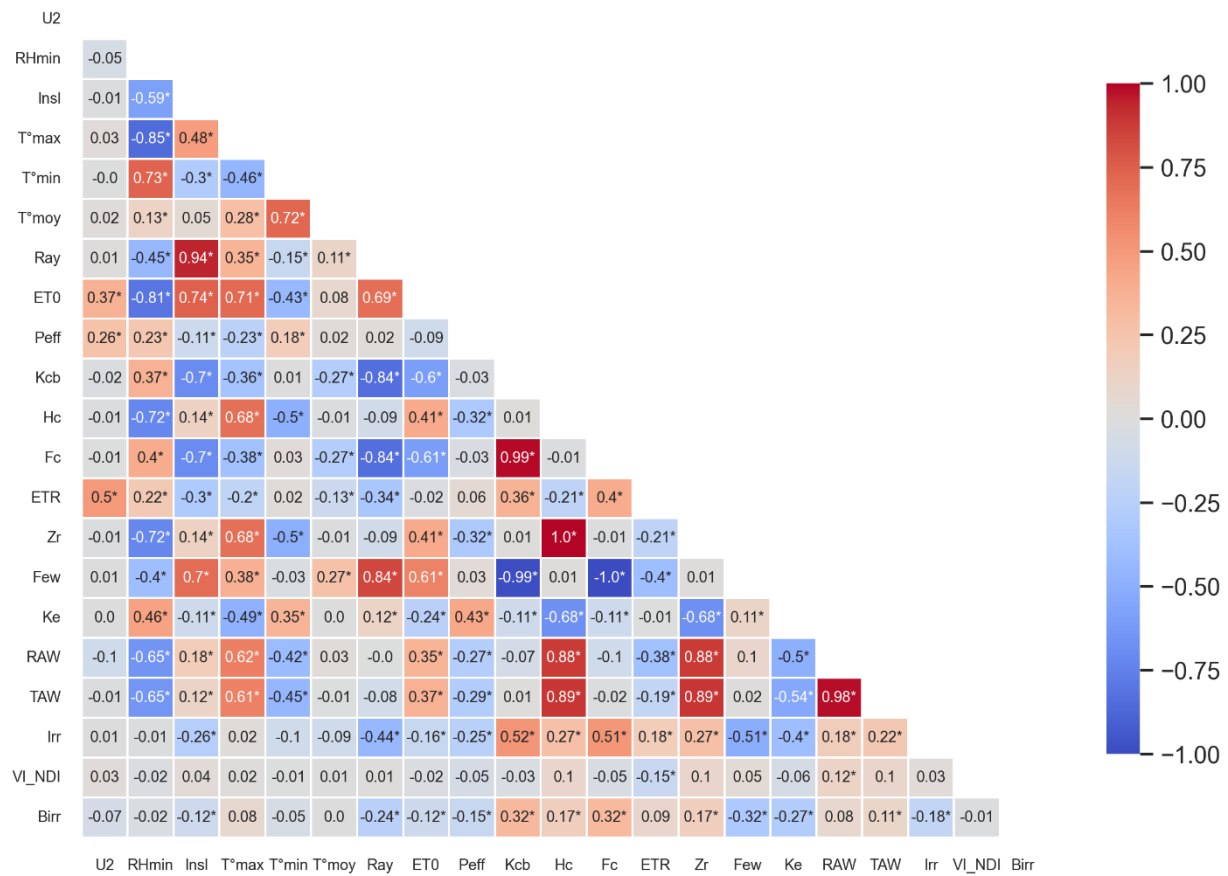


Figure 50 : Carte thermique de l'analyse de corrélation de Pearson

8.2.1.2. Relation entre besoin en eau d'irrigation et indices de végétation

Des analyses de corrélation ont été menées pour évaluer les liens entre les indices de végétation dérivés des orthophotos de drone et les besoins en eau d'irrigation pendant le cycle de développement de la culture de riz (Tableau XLII). Au total, sept (7) indices ont été calculés. En général, tous les indices de végétation présentent une corrélation négative faible et non significative avec les besoins en eau d'irrigation. Par ailleurs, les indices de végétation ayant obtenu la meilleure corrélation avec les besoins en eau d'irrigation sont le NDI et le VARI avec

respectivement un coefficient de corrélation $r = 0,72$ et $r = -0,62$. La relation des besoins en eau d'irrigation avec le NDI est la seule qui est significative au seuil de 5 %. Cela suggère que cet indice peut être utilisé dans le modèle de prédiction des besoins en eau d'irrigation.

Tableau XLII : Corrélation entre besoin en eau d'irrigation et indices de végétation pendant le cycle de développement

	ExGR	GBDI	GCC	NDI	NGBDI	VARI	WI	Birr
ExGR	1*							
GBDI	-0,21	1*						
GCC	-0,86*	0,10	1*					
NDI	0,07	-0,35	-0,06	1*				
NGBDI	0,59	-0,75*	-0,56	0,21	1*			
VARI	0,21	0,00	0,22	-0,14	-0,28	1*		
WI	0,11	-0,23	0,31	0,49	-0,13	0,76*	1*	
Birr	-0,13	-0,30	-0,01	0,72*	0,40	-0,62	-0,01	1*

* Niveau de signification de 5 % (p-value < 0,05)

ExGR : Excess Green minus Excess Red ; **GBDI :** Green Blue Difference index ; **GCC :** Green Chromatic Coordinate ; **NDI :** Normalized Difference Index ; **NGBDI :** Normalized Green-Blue Difference Index ; **VARI :** Visible atmospherically resistant index ; **WI :** Woebbecke Index

8.2.2. Facteur d'inflation de la variance

Le problème de sélection de variable optimale équivalait à résoudre un modèle de régression multivarié. L'analyse de cette régression est plus applicable car elle a permis d'identifier les variables qui influencent la prédiction des besoins en eau d'irrigation. L'analyse du tableau XLIII à partir du facteur d'expansion de la variance (facteur d'inflation de la variance = VIF) montre que la multicollinéarité n'existe pas sinon à un niveau bas ; les variables sont modérément corrélées entre elles. Il en résulte que l'insolation (I_{ns}), la température maximale (T°_{max}), la température minimale (T°_{min}), les précipitations efficaces (P_{eff}), le coefficient de transpiration (K_{cb}), le coefficient d'évaporation (K_e) et le volume d'irrigation (I_{ir}) sont des variables qui paraissent avoir le plus grand impact sur la variable cible et ce, de manière significative ($p < 0,05$).

Tableau XLIII : Résultats de l'analyse des coefficients de régression multiple

	Coefficient de régression	Erreur Type	t	p > t	VIF
Constante	-0,372	0,080	-4,605	0,000	
U₂	-0,036	0,059	-0,613	0,540	1,641
Insl	1,140	0,037	3,749	0,000	2,570
T°_{max}	0,166	0,052	3,185	0,002	2,568
T°_{min}	0,143	0,041	3,467	0,001	1,533
P_{eff}	-0,220	0,085	-2,597	0,010	1,408
K_{cb}	0,729	0,054	13,552	0,000	3,152
ETR	0,023	0,052	0,448	0,654	1,866
K_e	-0,265	0,034	-7,747	0,000	1,968
TAW	-0,031	0,034	-0,903	0,367	2,195
I_{rr}	-0,416	0,026	-15,799	0,000	1,697
NDI	0,004	0,045	0,090	0,928	1,057

U₂ : vitesse du vent à 2 m du sol ; Insl : insolation ; T°_{max} : température maximale ; T°_{min} : température minimale ; P_{eff} : précipitation efficace ; K_{cb} : coefficient cultural de base ; ETR : évapotranspiration réelle ; K_e : coefficient d'évaporation ; TAW : total available water ; I_{rr} : dose d'irrigation ; NDI : Normalized Difference Index

De plus, dans le tableau XLIV, le coefficient de corrélation ($r = 0,728$) indique qu'il existe une corrélation positive entre la variable cible et ses variables explicatives. Quant au coefficient de détermination (R^2), il indique que 53 % de la variable cible (les besoins en eau d'irrigation) peut être expliqué par les variables explicatives avec les 47 % restants, qui restent inexpliqués. Le coefficient de détermination ajusté montre la manière dont le modèle généralise. En effet, la différence entre les deux (2) coefficients de détermination est de 0,015 ; ce qui signifierait qu'on aurait 1,15 % en moins de la variance si le modèle dérivait de la population au lieu d'un échantillon.

Tableau XLIV : Résumé statistique du modèle de régression multiple

Modèle de régression	Statistique		
	Coeff. Corrélation	Coeff. Détermination	Coeff. Détermination ajusté
	0,728	0,530	0,515
Variable explicative : Constante, U_2 , Ins_l , T°_{max} , T°_{min} , P_{eff} , K_{cb} , ETR , K_e , TAW , I_{rr} , NDI			
Variable cible : B_{irr}			

U_2 : vitesse du vent à 2 m du sol ; Ins_l : insolation ; T°_{max} : température maximale ; T°_{min} : température minimale ; P_{eff} : précipitation efficace ; K_{cb} : coefficient cultural de base ; ETR : évapotranspiration réelle ; K_e : coefficient d'évaporation ; TAW : total available water ; I_{rr} : dose d'irrigation ; NDI : Normalized Difference Index, B_{irr} : besoin en eau d'irrigation

8.3. Architecture des modèles proposés

Dans le but de sélectionner un modèle d'apprentissage automatique capable de représenter au mieux les besoins en eau d'irrigation sur le périmètre rizicole de Zatta, divers algorithmes avec des architectures différentes ont été formés. Le tableau XLV présente les caractéristiques de chaque architecture utilisée dans le cadre de la prédiction. On voit clairement qu'après le modèle combiné (CNN & LSTM), l'algorithme de DNN avait le nombre le plus élevé de paramètre à entraîner que les autres. Le modèle LSTM, quant à lui, présente le nombre de paramètres à entraîner le plus faible. Au regard de ce tableau, le modèle LSTM est le moins complexe et serait donc le choix adéquat pour prédire les besoins en eau d'irrigation.

Tableau XLV : Architecture des modèles de machine learning proposés

Modèles	Couches (Types)	Forme de sortie	Paramètres
DNN	Dense	(None, 128)	1536
	Dense_1	(None, 128)	16512
	Dropout	(None, 128)	0
	Dense_2	(None, 128)	16512
	Dense_3	(None, 1)	129
LSTM	Lstm	(None, 64)	19456
	Dense	(None, 1)	65
CNN	Conv_1d	(None, 11, 32)	128
	Max_pooling_1d	(None, 5, 32)	0
	Conv1d_1	(None, 5, 64)	6208
	Max_pooling1d_1	(None, 2, 64)	0
	Flatten	(None, 128)	0
	Dense	(None, 128)	16512
	Dropout	(None, 128)	0
	Dense_1	(None, 1)	129
CNN-LSTM	Conv_1d	(None, 11, 128)	512
	Max_pooling_1d	(None, 5, 128)	0
	Lstm	(None, 100)	91600
	Dense	(None, 128)	12928
	Dropout	(None, 128)	0
	Dense_1	(None, 1)	129

DNN: Deep Neural Network, **LSTM:** Long Short Term Memory, **CNN:** Convolutional Neural Network, **CNN-LSTM:** Convolutional Neural Network-Long Short Term Memory

8.4. Efficacité d'apprentissage des modèles

La figure 51 illustre le nombre d'époques d'entraînement et le temps d'apprentissage de chaque modèle. Dans un souci de comparaison, chaque modèle était considéré comme indépendant et le temps réel a été mesuré pendant la phase d'apprentissage. Les époques d'entraînement moyennes des modèles DNN, CNN, LSTM et hybride CNN-LSTM étaient respectivement de 114, 112, 143 et 80. La durée moyenne d'apprentissage des modèles DNN, CNN, LSTM et hybride CNN-LSTM respectivement de 5, 27, 7 et 29 secondes, respectivement. On voit

clairement que le modèle LSTM enregistre le nombre le plus élevé d'époques. Au contraire, le modèle hybride CNN-LSTM qui enregistre le nombre d'époques le plus bas a le temps d'apprentissage le plus élevé. Par ailleurs, les modèles DNN et CNN ont connu un nombre d'époques comparable avec le DNN ayant le temps d'apprentissage le plus bas.

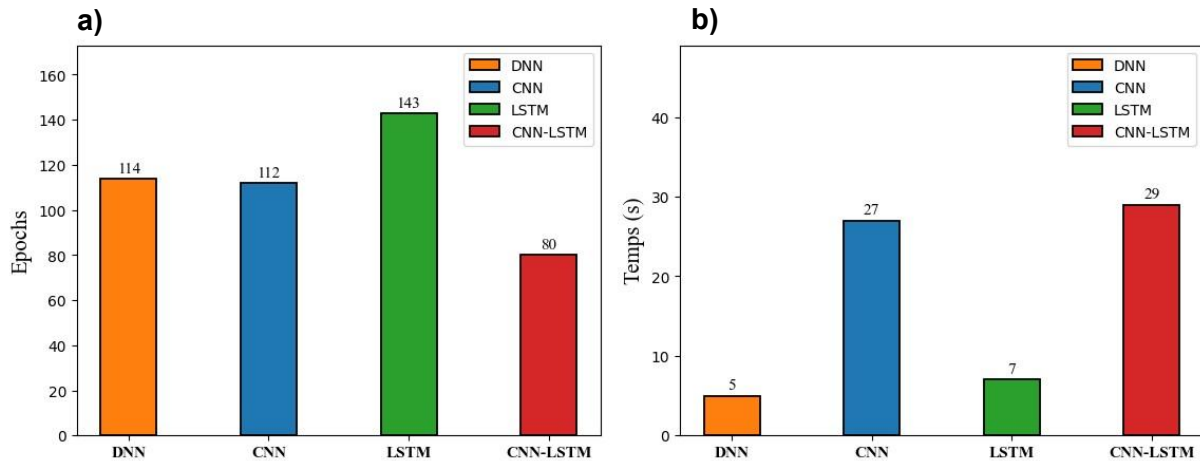


Figure 51 : Comparaison de différents modèles proposés

(a) époque d'apprentissage ; (b) temps d'apprentissage

8.4.1. Comparaison des modèles

Les performances des modèles proposés ont été évaluées en fonction de divers paramètres statistiques qui sont présentés dans les paragraphes qui suivent. Les caractères marqués en gras et soulignés dans les tableaux XLVI et XLVII reflètent le modèle le plus performant dans la tâche de prédiction des besoins en eau d'irrigation.

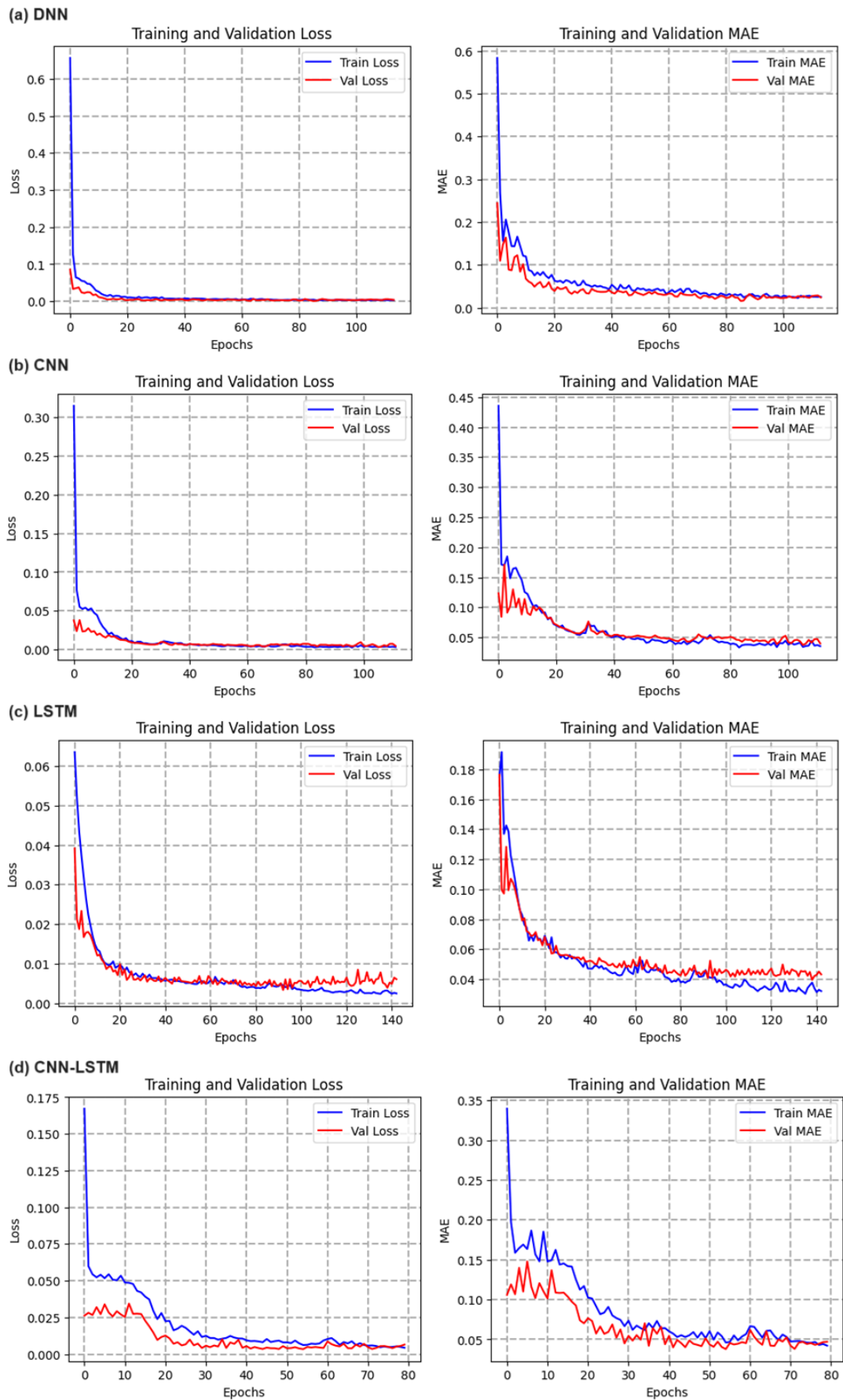
8.4.1.1. Apprentissage du réseau

Le tableau XLVI présente les valeurs statistiques de chaque modèle pendant la phase d'apprentissage. A cet effet, nous avons contrôlé le paramètre MSE pendant la phase d'apprentissage. Un accent a également été mis sur le MAE et le R^2 et on y voit clairement la valeur mise à l'échelle obtenue par chaque modèle. Ce tableau révèle que le modèle DNN représente au mieux les données avec un coefficient de détermination ($R^2 = 0,94$) et une valeur de $MSE = 0,0013$ tandis que le modèle hybride CNN est celui qui représente le moins les données avec $R^2 = 0,82$ et $MSE = 0,0043$. Cependant, faut-il préciser que les valeurs des modèles CNN et CNN-LSTM sont pratiquement similaires.

Tableau XLVI : Métriques statistiques des modèles pendant la phase d'apprentissage

Modèles	Validation		
	MSE	MAE	R ²
<u>DNN</u>	<u>0,0013</u>	<u>0,026</u>	<u>0,94</u>
CNN	0,0043	0,045	0,82
LSTM	0,0033	0,040	0,86
CNN-LSTM	0,0042	0,045	0,82

Par ailleurs, pendant la phase d'entraînement des différents modèles proposés, nous avons surveillé attentivement l'erreur de validation à partir de la fonction de perte (Loss = MSE). La figure 52 illustre le MSE et le MAE pendant la phase d'apprentissage sur les données d'entraînement et de validation formées au départ. Comme on peut le voir sur cette figure, l'erreur des modèles DNN, CNN, LSTM et CNN-LSTM s'est améliorée après 100, 100, 140 et 75 époques respectivement.

**Figure 52** : Performance des modèles pendant la phase d'apprentissage du réseau

8.4.1.2. Test des modèles

La validation de la capacité de généralisation dans la tâche de prédiction est appréciée sur la base des données d'entrée (données de test) qui n'ont pas été utilisées pendant la phase de formation du réseau. Le tableau XLVII montre les performances des différents modèles utilisés et la figure 53 montre l'ajustement des modèles sur ces données de test avec les valeurs prédites comparées aux valeurs observées.

Tableau XLVII : Métriques statistiques des modèles pendant la phase de prédiction

Modèles	Test			
	MSE	RMSE	MAPE	R ²
<u>DNN</u>	<u>0,0057</u>	<u>0,0752</u>	<u>21,77</u>	<u>0,76</u>
CNN	0,0067	0,0816	27,49	0,72
LSTM	0,0062	0,0789	28,12	0,74
CNN-LSTM	0,0067	0,082	32,01	0,72

Les résultats indiquent que la performance de l'ajustement global (coefficient de détermination = R²) de tous les modèles était au-delà de 0,70 ; le modèle DNN présentait la valeur la plus élevée (R² = 0,76) tandis que la valeur la moins élevée était attribuée aux modèles CNN et CNN-LSTM. On voit clairement que l'ordre de décroissance des valeurs de R² est le suivant : DNN > LSTM > CNN > CNN-LSTM. Par ailleurs, bien que le CNN et le CNN-LSTM présentaient des valeurs de MSE et R² identiques, le MAPE du CNN-LSTM était supérieur à celui du CNN. Cela signifie que ces métriques à elles seules ne suffisent pas pour évaluer un modèle. Comme l'indique la figure 53, la meilleure précision des besoins en eau d'irrigation était obtenue par le modèle DNN.

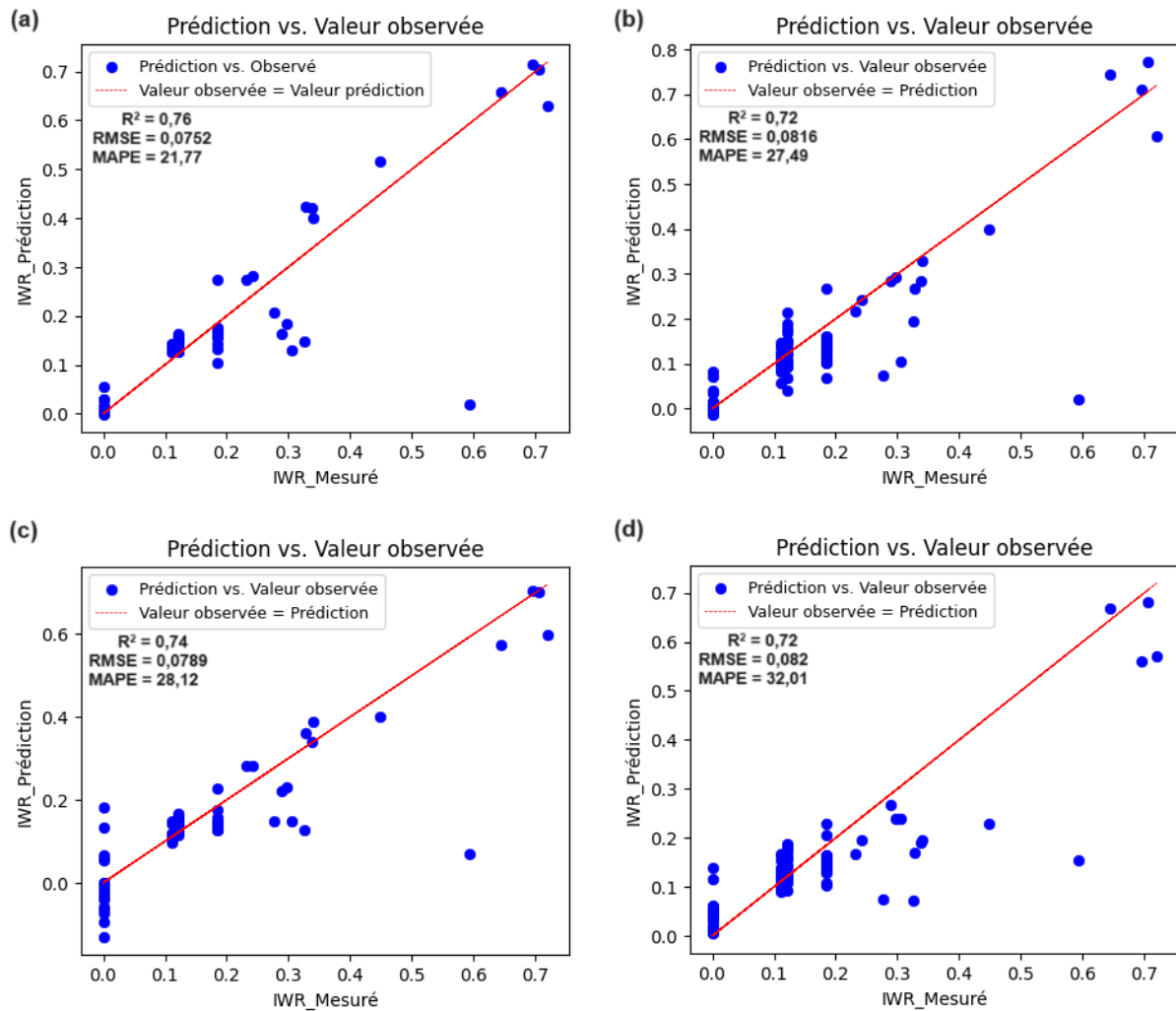


Figure 53 : Comparaison des besoins en eau prédits et observés des différents modèles

(a) DNN ; (b) CNN ; (c) LSTM ; (d) CNN-LSTM

Par conséquent, les besoins en eau prédits et observés sur les données test pour le meilleur modèle sont représentés à la figure 54. Sur cette figure, l'axe des abscisses indiquent le nombre d'échantillons concernés et l'axe des ordonnées représentent les besoins en eau d'irrigation mise à l'échelle. La ligne bleue en pointillé indique la valeur observée des besoins en eau d'irrigation tandis que la ligne rouge donne la valeur prédite par le modèle. On observe donc une superposition de ces deux (2) courbes par endroits. En revanche, à d'autres niveaux, le modèle de prédiction ne parvient pas à représenter parfaitement les données observées.

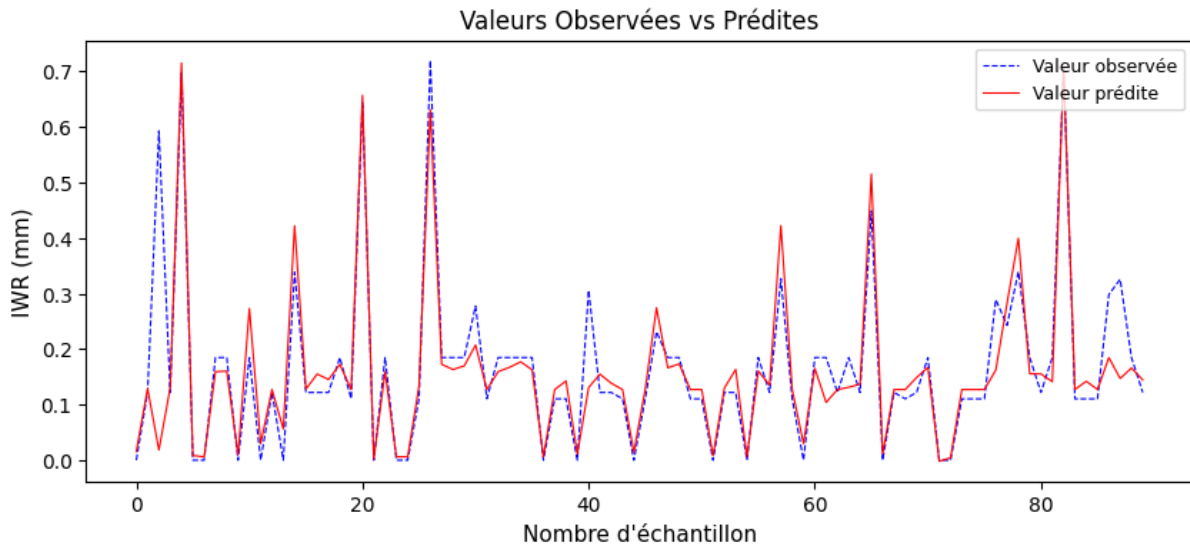


Figure 54 : Représentation graphique des besoins en eau d'irrigation prédits et observés du modèle le plus performant

8.5. Discussion

La connaissance des besoins en eau d'irrigation est d'une importance capitale en agriculture de précision afin d'optimiser l'irrigation, mais aussi les rendements agricoles. Des modèles de prédictions de ces besoins en eau d'irrigation ont été utilisés sur des données issues du périmètre rizicole de Zatta dans le but de retenir le modèle qui s'ajuste parfaitement aux données et de parvenir à une optimisation de l'efficacité d'irrigation sur ledit périmètre. Dans une première approche, il était question de sélectionner des variables non redondantes et pertinentes pour la simulation des besoins en eau d'irrigation. En effet, en dehors de la nôtre, aucune étude de modélisation intégrant des données de l'imagerie drone n'a eu lieu sur cet aménagement hydro-agricole. En conséquence, ces variables ont-elles été déterminées suivant les méthodes de la littérature. Ainsi, onze (11) variables de types culturale, climatique et de sol, y compris l'indice de différence normalisé (NDI) ont été sélectionnées. Ces types de variables concordent avec ceux des travaux de Mokhtar *et al.* (2023). Ces auteurs ont pu identifier dix (10) variables et testés six (6) modèles dans la tâche de prévision des besoins en eau d'irrigation en culture de haricots verts. Cependant, l'ajout de l'indice de différence normalisé (NDI) dans notre cas semble être une plus-value qui pourrait améliorer la prédiction des besoins en eau d'irrigation. Par ailleurs, une étude similaire de Sidhu *et al.* (2020) et Goel *et al.* (2024) utilise uniquement des données climatiques dans la prédiction des besoins en eau d'irrigation du riz. Ce choix est fonction de la quantité d'information dont dispose l'agriculteur pour la gestion de sa culture. Cette remarque fut également faite par González Perea *et al.* (2018) dans la prédiction des

profondeurs d'irrigation de trois (3) cultures dont le riz, la tomate et le maïs. Cela montre que la disponibilité des données conditionne fortement le type de modèle retenu et son niveau de précision. Dans une seconde approche, les techniques d'intelligence artificielle ont permis de mettre en place des modèles de prédiction des besoins en eau d'irrigation du riz sur la base des données d'entrées sélectionnées. Les résultats suivants ont été obtenus :

(i) le modèle DNN a été entraîné pendant 114 époques et sur une durée de 5 secondes. Le DNN prédit les besoins en eau d'irrigation avec une précision $R^2 = 0,76$, une $MSE = 0,0057$, une $RMSE = 0,0752$ et une $MAPE = 21,77\%$;

(ii) le modèle CNN a été entraîné pendant 112 époques et sur une durée de 27 secondes. Le CNN prédit les besoins en eau d'irrigation avec une précision $R^2 = 0,72$, une $MSE = 0,0067$, une $RMSE = 0,0816$ et une $MAPE = 27,49\%$;

(iii) le modèle LSTM a été entraîné pendant 143 époques et sur une durée de 7 secondes. Le DNN prédit les besoins en eau d'irrigation avec une précision $R^2 = 0,74$, une $MSE = 0,0062$, une $RMSE = 0,0789$ et une $MAPE = 28,12\%$;

(iv) le modèle CNN-LSTM a été entraîné pendant 80 époques et sur une durée de 29 secondes. Le DNN prédit les besoins en eau d'irrigation avec une précision $R^2 = 0,72$, une $MSE = 0,0067$, une $RMSE = 0,082$ et une $MAPE = 32,01\%$.

Cette simulation des besoins en eau d'irrigation révèle qu'il existe bien des modèles capables d'exécuter cette tâche de prédiction avec des résultats variablement dépendants des données d'entrée, du choix des architectures, mais aussi des paramètres d'optimisation de ces modèles. Ces observations sont cohérentes avec les travaux de Farooque *et al.* (2022), Lingwal *et al.* (2024), Mokhtar *et al.* (2023) et Niknam *et al.* (2023). Également, des études similaires ont proposé plusieurs architectures de réseaux neuronaux pour l'exécution de leurs tâches afin de choisir celle qui représentait le mieux les données de l'étude (Alibabaei *et al.*, 2021 ; Mokhtar *et al.*, 2023 ; Nevavuori *et al.*, 2020 ; Sidhu *et al.*, 2020 ; Taherei Ghazvinei *et al.*, 2018). Ainsi, dans la zone du périmètre rizicole de Zatta, les différentes simulations faites montrent que le modèle DNN présente des résultats concluants par rapport aux modèles CNN, LSTM et hybride CNN-LSTM. Ceci pourrait se justifier par le fait que ces modèles sont généralement adaptés aux données qui se présentent soit sous la forme de séquences, soit représentables dans l'espace. Toutefois, la performance observée reste étroitement liée au volume et à la qualité des données disponibles, ce qui peut limiter la généralisation des résultats. Des études dans d'autres domaines de recherche l'ont également signifié. Sun *et al.* (2019) ont construit un modèle CNN-

LSTM pour prédire le rendement du soja et Nevavuori *et al.* (2019, 2020) ont construit un modèle 3D-CNN pour prédire le rendement de cultures à partir de séries temporelles d'images de drones. Farooque *et al.* (2022) ont proposé les modèles CNN, LSTM et Conv-LSTM pour des prévisions journalières de l'évapotranspiration. De plus, la précision du modèle DNN était satisfaisante et supérieure à celle des autres architectures. Ce résultat pourrait être dû à la quantité de données utilisées dans la phase d'apprentissage du modèle. En effet, les modèles d'intelligence artificielle performant le plus avec des données assez volumineuses. Dans ce travail, le modèle DNN s'ajuste le mieux sur l'ensemble de données, mais son efficacité pourrait être renforcée par l'intégration de données complémentaires.

Conclusion partielle

L'objectif de cette partie était de modéliser et simuler l'efficacité d'irrigation sur le périmètre rizicole de Zatta. Il s'est agi donc de proposer un modèle en mesure de prédire les besoins en eau d'irrigation selon les données sur ledit paramètre afin de parvenir à une meilleure gestion de l'eau. D'abord, il a été question de trouver les données d'entrée (variables) de notre modèle ; des données pertinentes et non redondantes. Ensuite, ces variables sont utilisées pour prédire les besoins en eau d'irrigation à travers quatre (4) architectures de réseaux neuronaux artificiels dont le DNN, CNN, le LSTM et le modèle hybride CNN-LSTM. Les résultats indiquent que le modèle DNN généralisait le mieux sur les données de l'étude. Cependant, les autres modèles présentent des performances non négligeables qui pourraient être exploitées dans d'autres circonstances.

CONCLUSION

Cette thèse, inscrite dans le champ de la recherche sur la gestion de l'eau en agriculture, vise à optimiser l'irrigation en riziculture irriguée afin de garantir une utilisation plus efficace de la ressource et de satisfaire à la sécurité alimentaire des populations. Cette étude avait pour objectif principal d'analyser l'apport de l'intelligence artificielle à l'optimisation des ressources en eau de l'irrigation rizicole pour une gestion durable de l'eau. Pour y parvenir, nous nous sommes fixés quatre (4) objectifs dont il a été question spécifiquement de caractériser et estimer spatialement l'évapotranspiration réelle par télédétection ; caractériser l'état hydrique des plantes par détermination du bilan hydrique du sol de la zone de culture ; analyser la performance hydraulique et agronomique du système d'irrigation et modéliser et simuler l'efficacité de l'irrigation sur ledit périmètre. Tout cela a été possible grâce à la mise en œuvre d'une méthodologie faisant intervenir de nombreuses techniques et à l'utilisation d'un matériel de qualité. Ainsi, pour caractériser la distribution de l'évapotranspiration réelle, des images satellitaires ont été utilisées. Ensuite, le modèle de bilan hydrique de la FAO a été appliqué dans la zone racinaire de la culture de riz. Enfin, nous avons analysé les performances du système d'irrigation en place et modélisé l'efficacité d'irrigation.

A notre connaissance, les applications de l'intelligence artificielle à la riziculture irriguée dans ce département demeurent encore limitées, ce qui confère à cette étude un intérêt particulier dans ce contexte.

Caractérisation de l'évapotranspiration réelle

Le traitement des images satellitaires de type Landsat 8_OLI-TIRS a permis d'analyser la distribution de l'évapotranspiration réelle dans la zone du périmètre rizicole de Zatta. On a pu observer une variation de l'évapotranspiration entre 0 et 5,44 mm/jour pour l'ensemble des images utilisées avec une moyenne de 3,05 mm/jour. Également, par superposition de l'évapotranspiration réelle moyenne et la carte d'occupation des sols et de couverture des terres, on a constaté que les valeurs d'évapotranspiration moyenne étaient plus élevées au niveau des masses d'eau (4,90 mm/jour) et de la forêt (4,16 mm/jour) proches l'une de l'autre, tandis que les valeurs plus faibles étaient observées au niveau des sols nus ou dégradés (1,59 mm/jour). Ainsi, pour les couvertures considérées, le classement des valeurs de l'évapotranspiration quotidien moyen au cours de la période 2019 à 2020 était le suivant : eau > forêt > zone agricole > parcours et pâturages > zone bâtie > sol nu ou dégradé. De plus, la valeur moyenne de l'évapotranspiration de la culture de riz était de 3,53 mm/jour et la moyenne saisonnière déterminée est de 558,26 mm.

Bilan hydrique du sol de la zone de culture

La caractérisation de l'état hydrique de la culture est un élément important dans la mesure où elle permet de comprendre et d'analyser à travers le bilan hydrique, les entrées et les sorties d'eau du système. L'analyse de types de données relatives à la texture, l'infiltration, la percolation et les données climatiques était nécessaire. Ainsi, cette caractérisation a montré que pour l'ensemble des échantillons étudiés, le sable occupe la plus grande teneur dont la valeur moyenne est de 53,79 %. Elle est plus élevée en amont qu'en aval du périmètre, ensuite vient le limon avec 37,24 % et enfin le sable (8,97 %) ; ce qui confirmait une prédominance des sols à texture limon sableux. Sur le périmètre, les vitesses d'infiltration variaient entre 0,18 mm/h et 0,39 mm/h, soit une moyenne de 0,24 mm/h. Les sols situés en aval présentaient une grande capacité de rétention en eau plus que ceux situés au niveau intermédiaire et à son tour supérieur à ceux de l'aval. Les précipitations reçues au cours de la campagne rizicole étaient de 156,50 mm et elles ont affecté les profondeurs d'irrigation en contribuant à une valeur de 148,67 mm. Cependant, sur la période de croissance du riz, il ressort que les pluies efficaces enregistrées étaient plus élevées pendant le mois d'octobre avec un cumul de 108,59 mm tandis que le mois de février est marqué par la valeur la plus faible de 1,20 mm. Pendant la période de croissance du riz, les besoins en eau d'irrigation étaient de 402,52 mm ; les besoins en eau d'irrigation étaient plus élevés aux stades de développement et de mi-saison respectivement 120,89 mm et 179,16 mm. L'eau d'irrigation appliquée pendant tout le cycle de croissance était comprise entre 950,90 mm et 1 148,91 mm. On a constaté également que tous les flux sortants mesurés dans le bilan hydrique complet ne représentaient que 88,18 % à 98,95 % des apports d'eau dans les rizières.

Performances du système d'irrigation

L'analyse de la performance du système d'irrigation du périmètre rizicole de Zatta s'est faite sur la base d'indicateurs de performance. Cette performance a été analysée tant au niveau hydraulique, technique qu'agronomique. Il en ressort que, au niveau hydraulique et technique, l'efficacité de transport de l'eau était de 89,71 %, soit des pertes d'eau dans le canal d'irrigation égales à 10,29 %. L'efficacité à la parcelle était estimée à 50,81 %. Ainsi, l'efficacité d'irrigation sur l'ensemble du périmètre était de 45,58 % avec des pertes globales s'élevant à 54,42 %. Par ailleurs, on a remarqué que sur le périmètre, l'offre en eau était tantôt forte, tantôt insuffisante d'une décade à une autre. Les valeurs fortes indiquaient une utilisation excessive de l'eau. Pour ce qui concerne la performance agronomique calculée, elles étaient

respectivement de 0,68 kg/m³, 0,35 kg/m³ et 0,37 kg/m³ par rapport à l'eau évapotranspirée, aux apports d'irrigation et aux cumul apports d'irrigation et précipitations.

Modélisation de l'efficacité d'irrigation sur le périmètre

Concernant la modélisation de l'efficacité d'irrigation sur le périmètre rizicole de Zatta, quatre (4) architectures ont été utilisées pour simuler les besoins en eau d'irrigation du riz. Ces modèles ont indiqué que parmi le DNN, CNN, LSTM et le CNN-LSTM l'algorithme de DNN était le plus complexe avec une durée d'apprentissage de 5 secondes tandis que le LSTM en était le moins avec 7 secondes. Par ailleurs, pour ce qui est de l'ajustement global des modèles, le modèle DNN représentait mieux les données de l'étude. La précision de tous les modèles était au-delà de 0,70 ; le modèle DNN présentait la valeur la plus élevée ($R^2 = 0,76$) tandis que la valeur la moins élevée était attribuée aux modèles CNN et CNN-LSTM. L'ordre de décroissance des valeurs de R^2 était le suivant : DNN > LSTM > CNN > CNN-LSTM.

Les résultats de cette recherche peuvent constituer un guide pour la prise de décisions et ce, dans l'optique d'optimiser l'irrigation en agriculture, principalement en riziculture irriguée et de satisfaire aux besoins alimentaires des populations ivoiriennes. Ces résultats constituent un moyen d'identifier avec précision là où il y a un défaut et d'y remédier. Pour améliorer cette étude et approfondir l'état de connaissance sur le sujet, nous faisons plusieurs recommandations et dégageons plusieurs perspectives à court terme qui se présentent en dessous.

➤ Recommandations

A l'endroit des décideurs et des riziculteurs :

- installer une station météorologique sur le périmètre rizicole avec des enregistreurs automatiques facilitant les différentes lectures des paramètres climatiques ;
- sensibiliser et réglementer l'utilisation de l'eau par agriculteurs sur l'ensemble du périmètre rizicole ;
- procéder à l'entretien régulier des canaux d'irrigation contre la présence d'herbes dans le fond et sur les parois ainsi que de l'ensablement qui obstruent le canal ;

A l'endroit de la communauté scientifique

- utiliser des images provenant de drones possédant des capteurs multispectraux et thermiques ;
- appliquer et comparer d'autres méthodes d'intelligence artificielle notamment, les techniques de Machine Learning pour estimer les besoins en eau d'irrigation.

- estimer les paramètres hydrodynamiques de la zone du périmètre rizicole à l'aide de mesures directes (teneur en eau maximale et pertes d'eau par percolation) ;
- réunir des professionnels et des experts de l'imagerie drone, de l'intelligence artificielle ainsi que des experts agronomes pour réaliser des études des données en temps réels sur le sujet afin de créer des modèles propres à nos systèmes de cultures.

➤ **Perspectives**

Sur la base des connaissances acquises, des résultats ainsi que des limites de cette étude, quelques solutions ont été proposées pour appréhender ce concept d'efficacité d'irrigation. La poursuite des recherches s'avère essentielle pour obtenir un large éventail d'informations dans l'optimisation de l'irrigation en riziculture irriguée. C'est pourquoi nous proposons dans les futurs travaux les perspectives suivantes :

- cartographier spatialement la distribution spatio-temporelle de l'évapotranspiration réelle pour une année complète afin d'observer les différentes variations de ce paramètre selon le climat ;
- utiliser des capteurs de drone recommandé (multispectrale + thermique) et aussi un système de capteur permettant la détermination d'autres variables en temps réel notamment pour l'humidité des sols afin d'améliorer les résultats sur la prédiction des besoins en eau d'irrigation ;
- simuler les besoins en eau d'irrigation du riz sur le périmètre rizicole de Zatta.

RÉFÉRENCES

- 2PAI (2016). Réalisation des études de préparation du projet de pôle agro-industriel 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 5 : Diagnostic des barrages et Termes de Référence pour les études de réhabilitation. [Rapport provisoire], 139p.
- Abade A.S., Ferreira P.A. & Vidal F. de B. (2020). Plant Diseases recognition on images using Convolutional Neural Networks: A Systematic Review. *Computers and Electronics in Agriculture*, 185 : 106-125.
- Abdelkader D. & Abdelhamid B. (2018). Présentation des indicateurs de performances techniques et économiques des systèmes d'irrigation. *SAGREN*, 02(01) : 09-16.
- ADERIZ (2023). Agence Pour Le Développement De La Filière Riz. <http://www.https://www.aderiz.ci/fr/statistiques-des-importations>.
- Adhiwangsa F.Z., Mulyono T., Wijaya R.N., & Ismail (2024). Programming for exposure chart modelling in conventional X-ray radiography. *Journal of Physics: Conference Series*, 2684(1) : 012007.
- Adoko K.F. (2020). Estimation par télédétection de la variabilité spatio-temporelle de l'évapotranspiration dans le Bassin Moyen du fleuve Ouémé au Bénin. Mémoire de Spécialisation, Département des Sciences et Gestion de l'Environnement, Université Liège (Liège, France), 108 p.
- AgroTIC (2018). Deep Learning et agriculture : comprendre le potentiel et les défis à relever. Une étude de la Chaire AgroTIC, Bordeaux (France), 49 p.
- Ahmad M.D., Biggs T., Turrall H. & Scott C.A. (2006). Application of SEBAL approach and MODIS time-series to map vegetation water use patterns in the data scarce Krishna River basin of India. *Water Science and Technology*, 53(10) : 83–90.
- Akmel J.M. (2013). Etude de faisabilité de la mise en place du réseau d'information économique du tourisme pour la ville de Yamoussoukro en Côte d'Ivoire. *Memoire Online*.

- Al Zayed I.S., Elagib N.A., Ribbe L. & Heinrich J. (2016). Satellite-based evapotranspiration over Gezira Irrigation Scheme, Sudan: A comparative study. *Agricultural Water Management*, 177 : 66–76.
- Alibabaei K., Gaspar P.D. & Lima T.M. (2021). Crop Yield Estimation Using Deep Learning Based on Climate Big Data and Irrigation Scheduling. *Energies*, 14(11) : 3004.
- Allen R.G., Pereira L.S., Raes D. & Smith M. (1998). Crop evapotranspiration - Guidelines for computing crop water requirements. *FAO Irrigation and drainage paper*, FAO, Rome (Italy), 56 : 327 p.
- Allen R.G., Tasumi M. & Trezza R. (2007). Satellite-Based Energy Balance for Mapping Evapotranspiration with Internalized Calibration (METRIC)—Model. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 133(4) : 380–394.
- APRAO (2013). Amélioration de la production de riz en Afrique de l’Ouest en réponse à la flambée des prix des denrées alimentaires. Rapport final du projet APRAO, Projet GCP/RAF/453/SPA, 18 p.
- Arel I., Rose D.C. & Karnowski T.P. (2010). Deep Machine Learning - A New Frontier in Artificial Intelligence Research. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 5(4) : 13–18.
- Asma E.A., Youssef M., Rajouene M. & Sami B.A. (2014). Efficience technique de l’utilisation De l’eau d’irrigation en milieu semi-aride. *Journée Nationale sur la valorisation des Résultats de la Recherche dans le Domaine des Grandes Cultures*, 17 avril 2014, Tunis, Tunisie, pp 78–84.
- Assidjo E., Yao B., Kisselmina K. & Amané D. (2008). Modeling of an industrial drying process by artificial neural networks. *Brazilian Journal of Chemical Engineering*, 25(3) : 515–522.
- Atte A.G., Konan-Waidhet A.B., Soro T.D., Sombo A.P. & Biemi J. (2022). Mapping of Groundwater Potential by Multicriteria Analysis: Case of the Departments of Yamoussoukro and Toumodi (Central Cote d’Ivoire). *Journal of Geographic Information System*, 14(3) : 259–279.

- Ault R. (2020). Optimization Study of an Image Classification Deep Neural Network. Final Report of Grand Valley State University, Michigan (USA), 10 p.
- Ayana M. & Awulachew S.B. (2015). Comparison of irrigation performance based on management and cropping types. *International Water management Institute for Nile Basin and East Africa* : 14-26.
- Ayoub Shaikh T., Rasool T. & Rasheed Lone F. (2022). Towards leveraging the role of machine learning and artificial intelligence in precision agriculture and smart farming. *Computers and Electronics in Agriculture*, 198 : 107-119.
- Bakache M. (2017). Contribution à l'amélioration de l'efficience de l'irrigation dans les séguis en terre dans les périmètres de Petite et Moyenne Hydraulique au Maroc. *Revue Marocaine des Sciences Agronomiques et Vétérinaires*, 5(1) : 13–22.
- Bandara K.M.P.S. (2006). Assessing irrigation performance by using remote sensing. Thèse de Doctorat, Département d'irrigation, Université de Wageningen (Wageningen, Pays-Bas), 156 p.
- Bappel E.A. (2005). Apport de la télédétection aérospatiale pour l'aide à la gestion de la sole cannière réunionnaise. Thèse de Doctorat, Traitement du signal et de l'image, Université de la Réunion, (Saint-Denis, France), 278 p.
- Barbier B., Dessouassi R., Bouraïma K., Kouakou M., Ogou C., Illou M., Bisson P., Lidon B. & Jamin J.Y. (2009). Productivité de l'eau d'irrigation dans le bassin du fleuve Niger. Rapport définitif pour le BFP Niger, 166 p.
- Barsi J., Lee K., Kvaran G., Markham B. & Pedelty J. (2014). The Spectral Response of the Landsat-8 Operational Land Imager. *Remote Sensing*, 6(10) : 10232–10251.
- Bashir M.A., Hata T., Tanakamaru H., Abdelhadi A.W. & Tada A. (2008). Satellite-based energy balance model to estimate seasonal evapotranspiration for irrigated sorghum: a case study from the Gezira scheme, Sudan. *Hydrology and Earth System Sciences*, 12(4) : 1129–1139.

- Bastiaanssen W.G.M., Menenti M., Feddes R.A. & Holtslag A.A.M. (1998). A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL). 1. Formulation. *Journal of Hydrology*, 212–213 : 198–212.
- Bastiaanssen W.G.M., Molden D.J. & Makin I.W. (2000). Remote sensing for irrigated agriculture: examples from research and possible applications. *Agricultural Water Management*, 46(2) : 137–155.
- Begni G., Escadafa R., Fontannaz D. & Nguyen A.T.H.N. (2005). La télédétection : un outil pour le suivi et l'évaluation de la désertification. Les dossiers thématiques du CFSD numéro 2, Montpellier, 48 p.
- Benedetti B. (2007). Estimation dynamique d'un indice d'humidité sur le bassin de la rivière la grande avec l'aide de données de micro-ondes passives. Mémoire de maîtrise électronique, Département du Génie de la construction, École de technologie supérieure (Montréal, Canada), 184 p.
- Benguerai A. (2011). Évolution du phénomène de désertification dans le sud oranais (Algérie). Thèse De Doctorat en Science, Département des sciences agronomiques et forestières, Université Abou Bekr Belkaïd de Tlemcen, (Algérie), 152 p.
- Benslimane M., Hamimed A., Zerey W.E., Khaldi A. & Mederbal K. (2009). Analyse et suivi du phénomène de la désertification en Algérie du nord. *VertigO - La revue électronique en sciences de l'environnement*, 8(3) : 1-9.
- Bhourri K.S., Douh B., Mguidiche A. & Boujelben A. (2015). Synthèse des principaux indicateurs de performance des systèmes irrigués. *Larhyss Journal*, 24 : 263–279.
- Blum A.L. & Langley P. (1997). Selection of relevant features and examples in machine. *Artificial Intelligence*, 97 : 245–271.
- BNETD (1997). Plan directeur d'urbanisme de la ville de Yamoussoukro. Rapport technique, Yamoussoukro, Côte d'Ivoire, 90 p.
- Bos M.G. & Nugteren J. (1990). On Irrigation Efficiencies. 4th edition. The International Institute for Land Reclamation and Improvement/ILRI, Wageningen (Netherlands) Vol.19, 117 p.

- Bouaziz A. & Belabbes K. (2002). Efficience productive de l'eau en irrigue au Maroc. *Revue Hommes Terre et Eaux*, 124 : 57-74.
- Bouman B.A.M., Lampayan R.M. & Tuong T.P. (2007). Water management in irrigated rice - Coping with water scarcity. In: *International Rice Research Institute (IRRI)*, Edition Bill Hardy, Metro manila (Philippines) : 17-33.
- Bouvet A. (2009). Télédétection radar appliquée au suivi des rizières. Méthodes utilisant le rapport des intensités de rétrodiffusion Thèse de Doctorat, Télédétection spatiale radar, Université Toulouse III - Paul Sabatier (Toulouse, France), 189 p.
- Branson M. (2011). Using Conservation Agriculture and Precision Agriculture to Improve a Farming System. In: *Rainfed Farming Systems*, eds. Tow P. Cooper I. Partridge I. & Birch C., Springer Netherlands, Stockport (Australia) : 875–900.
- Brou L.A. (2019). Modélisation de la dynamique hydrologique du fleuve Cavally sous l'influence de fortes pressions anthropiques dans la zone de Zouan-Hounien (Côte d'Ivoire). Thèse De Doctorat, UFR Environnement, Université Jean Lorougnon Guédé (Daloa, Côte d'Ivoire), 271 p.
- Cai X.L. & Sharma B.R. (2010). Integrating remote sensing, census and weather data for an assessment of rice yield, water consumption and water productivity in the Indo-Gangetic river basin. *Agricultural Water Management*, 97(2) : 309–316.
- Campos I., González-Piqueras J., Carrara A., Villodre J. & Calera A. (2016). Estimation of total available water in the soil layer by integrating actual evapotranspiration data in a remote sensing-driven soil water balance. *Journal of Hydrology*, 534 : 427–439.
- Campos I., Villodre J., Carrara A. & Calera A. (2013). Remote sensing-based soil water balance to estimate Mediterranean holm oak savanna (dehesa) evapotranspiration under water stress conditions. *Journal of Hydrology*, 494 : 1–9.
- CCT (2006). Introduction à la Télédétection, Tutoriel : Notions fondamentales de télédétection. Natural Resources Canada, 266 p.
- Chahal G.B.S., Sood A., Jalota S.K., Choudhury B.U. & Sharma P.K. (2007). Yield, evapotranspiration and water productivity of rice (*Oryza sativa* L.)–wheat (*Triticum*

- aestivum L.) system in Punjab (India) as influenced by transplanting date of rice and weather parameters. *Agricultural Water Management*, 88(1–3) : 14–22.
- Choudhury B.U., Bouman B.A.M. & Singh A.K. (2007). Yield and water productivity of rice–wheat on raised beds at New Delhi, India. *Field Crops Research*, 100(2–3) : 229–239.
- Choudhury B.U. & Singh A.K. (2016). Estimation of crop coefficient of irrigated transplanted puddled rice by field scale water balance in the semi-arid Indo-Gangetic Plains, India. *Agricultural Water Management*, 176 : 142–150.
- Commission de Pédologie et des Cartographie des Sols (1967). Classification des sols. Edition 1967, *Association Française pour l'Etude du Sol (AFES)*, Paris (France), 87 p.
- Compaore H. (2005). The impact of savannah vegetation on the spatial and temporal variation of actual evapotranspiration in the Volta Basin, Navrongo, Upper East Ghana. *Ecology and Development Series*, 36 : 1-155.
- Dabin B. & Maignien R. (1979). Les principaux sols d'Afrique de l'Ouest et leurs potentialités agricoles. *Cahier ORSTOM, Série Pédologie*, XVII(4), Ibadan (Nigeria) : 235–257.
- Dasyilva M., Ndour N., Diédhiou M.A.A. & Sambou B. (2019). Caractérisation Physico-Chimique des Sols des Vallées Agricoles de la Commune de Ziguinchor au Sénégal. *European Scientific Journal ESJ*, 15(15) : 165-189.
- Dembélé 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(8) : 93-100.
- Dembélé Y., Ouattara S. & Keïta A. (2001). Application des indicateurs « approvisionnement relatif en eau » et « productivité de l'eau » à l'analyse des performances des petits périmètres irrigués au Burkina Faso : l'analyse des performances des petits périmètres irrigués. *Irrigation and Drainage*, 50(4) : 309–321.
- Desboulets L.D.D. (2018). A Review on Variable Selection in Regression Analysis. *Econometrics*, 6(4) : 1-27.

- Djebaili Y. (2019). Etude expérimentale sur les variations des taux d'infiltration à travers les sols. Mémoire de fin d'études, Département de Génie Civil et Hydraulique, Université Mohamed Khider Biskra (Biskra, Algérie), 45 p.
- Dobson V.G. & Gregory R.L. (1984). Reviews: Studies of Mind and Brain: Neural Principles of Learning, Perception, Development, Cognition and Motor Control, Organization in Vision: Essays on Gestalt Perception. *Perception*, 13(2) : 223–226.
- Dong B., Molden D., Loeve R., Li Y.H., Chen C.D. & Wang J.Z. (2004). Farm level practices and water productivity in Zhanghe Irrigation System. *Paddy and Water Environment*, 2(4) : 217–226.
- Doorenbos J. & Pruitt W.O. (1977). Guidelines for predicting crop water requirements. *FAO Irrigation and Drainage Paper 24*, FAO, Rome (Italy), 154 p.
- Dore A., Devy M. & Herbulot A. (2018). Détection d'objets en milieu naturel : application à l'arboriculture. *16ième Journées Francophones des Jeunes Chercheurs en Vision par Ordinateur (ORASIS 2017)*, GREYC, Juin 2017, Colleville-sur-Mer, France. pp 1-8.
- Dossou-Yovo E.R., Devkota K.P., Akpoti K., Danvi A., Duku C. & Zwart S.J. (2022). Thirty years of water management research for rice in sub-Saharan Africa: Achievement and perspectives. *Field Crops Research*, 283 : 108–548.
- Drumond T.F. (2020). Interactions between hierarchical learning and visual system modeling: image classification on small datasets. Thèse de Doctorat, Ecole Doctorale de Mathématiques et d'Informatique, Université de Bordeaux (Bordeaux, France), 195 p.
- Duckham M., Kealy A. & Wallace J. (2009). Geomatics. In: *International Encyclopedia of Human Geography*, eds. Kitchin R. & Thrift N., Elsevier, Oxford (Angleterre) : 435–440.
- Dusseux P. (2014). Exploitation de séries temporelles d'images satellites à haute résolution spatiale pour le suivi des prairies en milieu agricole. Thèse de Doctorat, Ecole doctorale Sciences Humaines et Sociale, Université Rennes 2 Haute-Bretagne (France), 283 p.
- Elnmer A., Khadr M., Kanae S. & Tawfik A. (2019). Mapping daily and seasonally evapotranspiration using remote sensing techniques over the Nile delta. *Agricultural Water Management*, 213 : 682–692.

- Farma A. (2016). Diagnostic technique d'un périmètre irrigué de type gravitaire et proposition d'un plan d'amélioration de ses performances : (cas du périmètre irrigué de « 67 ha » a l'aval du barrage de Bogande). Mémoire De Fin D'étude, Département de Génie civil et Hydraulique, 2iE - Institut International d'Ingénierie de l'Eau et de l'Environnement (Ouagadougou, Burkina Faso), 93 p.
- Farooque A.A., Afzaal H., Abbas F., Bos M., Maqsood J., Wang X. & Hussain N. (2022). Forecasting daily evapotranspiration using artificial neural networks for sustainable irrigation scheduling. *Irrigation Science*, 40(1) : 55–69.
- Ferreira L.B. & da Cunha F.F. (2020). New approach to estimate daily reference evapotranspiration based on hourly temperature and relative humidity using machine learning and deep learning. *Agricultural Water Management*, 234 : 106-113.
- Filali B.A. (2004). Enjeux stratégiques et défis majeurs de l'irrigation dans les pays du Maghreb. *Actes du Séminaire Modernisation de l'Agriculture Irriguée*, 19 au 23 avril 2004, Rabat, Maroc pp 1-11.
- Frank L., Wiegman C., Davis J. & Shearer S. (2021). Confidence-Driven Hierarchical Classification of Cultivated Plant Stresses. *2021 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*, 03-08 January 2021, Waikoloa, HI, USA, pp 2502–2511.
- Ghaderi A., Dasineh M., Shokri M. & Abraham J. (2020). Estimation of Actual Evapotranspiration Using the Remote Sensing Method and SEBAL Algorithm: A Case Study in Ein Khosh Plain, Iran. *Hydrology*, 7(2) : 1-14.
- 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, Genève, Suisse, 161 p.
- Gnahore E. (2021). Dynamique de la végétation et de la flore du parc national du Banco (Abidjan, Côte d'Ivoire). Thèse De Doctorat, Sciences de l'environnement, Université Nangui Abrogoua (Abidjan, Côte d'Ivoire), 218 p.
- Goel P., Wasson V., Singh I., Kaur A., Pupneja A. & Nipahde A. (2024). Machine Learning Based Water Requirement Prediction for Agriculture Before a Rainfall. *2024*

- International Conference on Emerging Smart Computing and Informatics (ESCI)*, 05-07 March 2024, Pune, India, pp 1–7.
- Gogtay N. & Thatte U. (2017). Principles of Correlation Analysis. *Journal of The Association of Physicians of India*, 65(3) : 78–81.
- González Perea R., Camacho Poyato E., Montesinos P. & Rodríguez Díaz J.A. (2018). Prediction of applied irrigation depths at farm level using artificial intelligence techniques. *Agricultural Water Management*, 206 : 229–240.
- González Perea R., Fernández García I., Camacho Poyato E. & Rodríguez Díaz J.A. (2023). New memory-based hybrid model for middle-term water demand forecasting in irrigated areas. *Agricultural Water Management*, 284 : 108-367.
- Grimene C. (2019). Classification de l'occupation des terres agricoles par télédétection satellitaire. Mémoire de Master, Gestion des territoires et développement local : Gestion Agricole et Territoires, Université Paul Valéry de Montpellier (Montpellier, France), 70 p.
- Guerfi M. (2013). Apport de la télédétection dans un système opérationnel de suivi agricole à travers la description de Crop Explorer. *Courrier du Savoir*, (17) : 121–125.
- Guindo S.S., Sacko S., Maiga A.S., Traoré B., Dambé S., Diawara B., Dabo H. & Goïta O. (2019). Variabilité spatiale des caractéristiques physiques et chimiques des sols des périmètres irrigués villageois de riz et de blé de la commune de Dire au Mali. *Revue Malienne de Science et de Technologie*, 0(22) : 18-30.
- Hamimed A., Abdelkader K. & Zaagane M. (2018). Méthodologie d'estimation de l'évapotranspiration et des flux énergétiques de surface à partir des données satellitaires thermiques et des modèles du bilan énergétique, Rapport de recherche, Mascara, Algérie, 74 p.
- Hamimed A. & Khaldi A. (2000). Utilisation des données satellitaires TM de Landsat pour le suivi de l'état hydrique d'un couvert végétal dans les conditions semi-arides en Algérie. *Télédétection*, 2(29–38) : 29-37.

- Hamimed A., Nehal L., Khaldi A. & Azzaz H. (2014). Contribution à la spatialisation de l'évapotranspiration d'un agro-système semi-aride en Algérie par utilisation de la télédétection et du modèle METRIC. *Physio-Géo*, 8 : 197-213.
- Hanafi S. (2011). Approche d'évaluation de la performance des systèmes irrigués à l'échelle des exploitations agricoles. Cas du périmètre irrigué de Borj Toumi (vallée de la Medjerda-Tunisie). Thèse De Doctorat, Agriculture, économie et politique, AgroParis Tech, (France), 103 p.
- Hassan D., Abdalkadhum A., Mohammed R. & Shaban A. (2022). Integration Remote Sensing and Meteorological Data to Monitoring Plant Phenology and Estimation Crop Coefficient and Evapotranspiration. *Journal of Ecological Engineering*, 23(4) : 325–335.
- Hatfield J.L. & Dold C. (2019). Water-Use Efficiency: Advances and Challenges in a Changing Climate. *Frontiers in Plant Science*, 10 : 1-14.
- Haykin S.S. (2009). Neural networks and learning machines. 3rd edition, *Prentice Hall*, New York (USA), 906 p.
- Hecht-Nielsen R. (1990). Neurocomputing. *Addison-Wesley Pub. Co*, Reading, Massachusetts (USA) : 407-421.
- Hesadi H., Behnia A., AkhoondAli A.M., Kashefi Pour S.M., Daneshkar Arasteh P. & Karimi A.R. (2022). Estimation of Evapotranspiration of Rangeland Cover Using SEBAL Algorithm in Robot Mahidasht Region Kermanshah Iran. *Journal of Rangeland Science*, 12(1) : 48-62.
- Howell T. (2003). Irrigation Efficiency. In : *Encyclopedia of Water Science*. *Rattan Lal*, New York (USA), 467 p.
- Hunt E.R., Cavigelli M., Daughtry C.S.T., Mcmurtrey J.E. & Walthall C.L. (2005). Evaluation of Digital Photography from Model Aircraft for Remote Sensing of Crop Biomass and Nitrogen Status. *Precision Agriculture*, 6(4) : 359–378.

- IIMI (1996). Méthodologie d'évaluation des performances et de diagnostic des systèmes irrigués, Projet Management de l'Irrigation-Burkina Faso, Projet No. F/BUF/DN-AI/DMI/90/3, Ouagadougou (Burkina-Faso), 130 p.
- INS (2021). Recensement général de la population et de l'habitat de Côte d'Ivoire : Résultats globaux, Abidjan (Côte d'Ivoire), 37 p.
- Irmak S., Odhiambo L.O., Kranz W.L. & Eisenhauer D.E. (2011). Irrigation Efficiency and Uniformity, and Crop Water Use Efficiency. *Biological Systems Engineering : Papers and Publications*, 451 : 1-9.
- Itier B., Brisson N., Doussan C. & Tournebize R. (1996). Bilan hydrique en agrométéorologie. *Ecole-Chercheurs INRA en Bioclimatologie : Du couvert végétal à la région*, 25-29 Mars 1996, Le Croisic, France.
- Jaber H.S., Mansor S., Pradhan B. & Ahmad N. (2016). Evaluation of SEBAL Model for Evapotranspiration Mapping in Iraq Using Remote Sensing and GIS. *International Journal of Applied Engineering Research*, 11(6) : 3950-3955.
- Jensen M.E. (2007). Beyond irrigation efficiency. *Irrigation Science*, 25(3) : 233–245.
- Jullien A. & Huet P. (2005). Agriculture de précision. *In : Agricultures and territoires, Hermes*, Paris (France) : 223–238.
- Kamali M.I. & Nazari R. (2018). Determination of maize water requirement using remote sensing data and SEBAL algorithm. *Agricultural Water Management*, 209 : 197–205.
- Kambou D., Xanthoulis D., Ouattara K. & Degré A. (2014). Concepts d'efficience et de productivité de l'eau (synthèse bibliographique). *Biotechnol. Agron. Soc. Environ.*, 18(1) : 108-120.
- Kamilaris A. & Prenafeta-Boldú F.X. (2018). Deep learning in agriculture: A survey. *Computers and Electronics in Agriculture*, 147 : 70–90.
- Kasemset C., Sae-Haew N. & Sopadang A. (2014). Multiple Regression Model for Forecasting Quantity of Supply of Off-season Longan. *Chiang Mai University Journal of Natural Sciences*, 13(3) : 391-402.

- Kawashima S. (1998). An Algorithm for Estimating Chlorophyll Content in Leaves Using a Video Camera. *Annals of Botany*, 81(1) : 49–54.
- Kingma D.P. & Ba J. (2017). Adam: A Method for Stochastic Optimization. *3rd International Conference on Learning Representations, ICLR 2015, 7-9 May 2015, San Diego, CA, USA*, pp 1-15.
- Koffi D. & Komla G. (2015). Trend analysis in reference evapotranspiration and aridity index in the context of climate change in Togo. *Journal of Water and Climate Change*, 6(4) : 848–864.
- Kohonen T. (1988). Self-Organization and Associative Memory. 2nd Edition, Huang T. & Schroeder M., *Springer Berlin Heidelberg*, Berlin, Heidelberg (Allemagne), 325 p.
- 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 : 1-17.
- Kouadio K.J.O. (2022). Modélisation du mode de recharge et du transfert des polluants vers les eaux souterraines du bassin versant de la Lobo à Nibéhibé (Centre-Ouest de la Côte d’Ivoire). Thèse De Doctorat, UFR Environnement, Université Jean Lorougnon Guédé (Daloa, Côte d’Ivoire), 280 p.
- Kouakou K.E., Hassani M., Kouassi A.M., Goula B.T.A. & Savané I. (2017). Redefinition of homogeneous climatic zones in Côte d’Ivoire in a context of climate change. *International Journal of Scientific & Engineering Research*, 8(11) :453-462.
- Kouakou K.E., Kouadio Z.A., Kouassi F.W. & Bi T.A.G. (2014). Modélisation de la température et de la pluviométrie dans un contexte de changement climatique : cas de l’Afrique de l’Ouest. *Afrique science*, 10(1) : 145-160.
- Kouamé K.A., Koudou A., Kouamé K.F., Kouassi A.M. & Oularé S. (2015). Évolution de l’occupation du sol et rythme saisonnier de la végétation du bassin versant du Bandama en côte d’ivoire. *Rev. Ivoir. Sci. Technol*, 26 : 173–193.
- Kouanda B. (2009). Calcul de la productivité de l’eau sur des périmètres irrigués du bassin du fleuve Niger (Mali, Niger), du bassin de la volta (au Burkina) et de celui du fleuve

Sénégal (au Sénégal). Mémoire De Master, Institut International d'Ingénierie de l'Eau et de l'Environnement (Ouagadougou, Burkina Faso), 55 p.

La mise à jour automatique des citations est désactivée. Pour voir la bibliographie, cliquez sur Actualiser dans l'onglet Zotero.

Kouassi A.M., Kouao J.M. & Kouakou K.E. (2022). Caractérisation intra-annuelle de la variabilité climatique en Côte d'Ivoire. *Bulletin de l'association de géographes français Géographies*, 99(2) : 289–306.

Kouassi D.A., Yao B., Kouakou P.-M. & Tienebo E.-O. (2020). Identification des risques climatiques en riziculture pluviale dans le Centre de la Côte d'Ivoire. *Agronomie Africaine*, 32: 1–14.

Kouyaté 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, Institut National Polytechnique Felix Houphouët-Boigny (Yamoussoukro, Côte d'Ivoire), 241 p.

Krizhevsky A., Sutskever I. & Hinton G.E. (2017). ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Communications of the ACM*, 60(6) : 84–90.

Lacharme M. (2001). Le plant de riz : Données morphologiques et cycle de la plante. Mémento Technique de Riziculture / ADRAO, CNRADA, PSI Coraf / Programme de Développement des Semences, AGETA, 22 p.

Lage M., Bamouh A., Badawi T. & El Mourid M. (2004). Productivité de l'eau et efficience de son utilisation par le riz conduit sous différents régimes d'irrigation dans la région du Gharb au Maroc. *La Modernisation de l'Agriculture Irriguée. Actes du séminaire Euro - Méditerranéen*, 19 au 23 avril 2004, Rabat, Maroc, pp 95–96.

Lage M. & El Mourid M. (1996). Besoins en eau et quelques méthodes de gestion de l'irrigation au niveau de la parcelle du riz (*Oryza Sativa L.*) irrigué (Revue bibliographique). *Al Awamia*, (94) : 65–86.

LaHue G.T. & Linqvist B.A. (2021). The contribution of percolation to water balances in water-seeded rice systems. *Agricultural Water Management*, 243 : 106-445.

- Laura I. (2012). Essai d'application de la méthode PER (Processus d'Evaluation Rapide) pour le diagnostic d'un périmètre irrigué au Burkina Faso : cas du Nouveau Périmètre de Kongoussi. Mémoire De Master, Institut International d'Ingénierie de l'Eau et de l'Environnement (Ouagadougou, Burkina Faso), 61 p.
- Leblond P. (1984). Contribution aux études hydrogéologiques en Côte d'Ivoire. Région de Yamoussoukro (Station expérimentale de l'ENSTP). Thèse De Doctorat, Université de Bordeaux 1 (Bordeaux, France), 61 p.
- LeCun Y., Bengio Y. & Hinton G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553) : 436–444.
- Li S. & Zhao W. (2010). Satellite-based actual evapotranspiration estimation in the middle reach of the Heihe River Basin using the SEBAL method. *Hydrological Processes*, 24(23) : 3337–3344.
- Li Y.H. (2001). Research and practice of water saving irrigation for rice in China. *Water saving irrigation for rice: proceedings of an international workshop on Irrigation and Drainage*, 17–18 September 2001, Wuhan, China, pp 1-10.
- Liakos K., Busato P., Moshou D., Pearson S. & Bochtis D. (2018). Machine Learning in Agriculture: A Review. *Sensors*, 18(8) : 26-74.
- Liang S., Shuey C.J., Russ A.L., Fang H., Chen M., Walthall C.L., Daughtry C.S.T. & Hunt R. (2003). Narrowband to broadband conversions of land surface albedo: II. Validation. *Remote Sensing of Environment*, 84(1) : 25–41.
- Likoko B.A., Likoko G.A., Mbifo N.J. & Besango L. (2020). Variation du Vent et ses Influences sur les Parametres Climatiques de la Région de Yangambi (RD Congo). *European Scientific Journal*, 16(9) : 196-205.
- Lima C.E.S. de, Costa V.S. de O., Galvêncio J.D., Silva R.M. da & Santos C.A.G. (2021). Assessment of automated evapotranspiration estimates obtained using the GP-SEBAL algorithm for dry forest vegetation (Caatinga) and agricultural areas in the Brazilian semiarid region. *Agricultural Water Management*, 250 : 106-863.

- Lima E. de P., Sedyama G.C., Andrade R.G., Lopes V.D. & Silva B.B. da (2014). Evapotranspiration real diária em sub-bacias do Paracatu, utilizando produtos do sensor Modis. *Revista Ceres*, 61(1) : 17–27.
- Lingwal S., Bhatia K.K. & Singh M. (2024). A novel machine learning approach for rice yield estimation. *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, 36(3) : 337–356.
- Liu J. & Wang X. (2021). Plant diseases and pests detection based on deep learning: a review. *Plant Methods*, 17(1) : 1-18.
- Louhichi K., Flichman G. & Comeau A. (2000). L'amélioration de l'efficacité de l'irrigation pour une économie d'eau: cas d'un périmètre irrigué en Tunisie. *New Medit*, 3 : 21-29.
- Malaterre P.-O., Dorchie D. & Baume J.P. (2013). La modernisation des canaux d'irrigation : apports de l'automatisation pour la gestion opérationnelle. *Sciences Eaux & Territoires*, 11(2) : 44–47.
- Mama D. (1998). Eutrophisation des lacs de Yamoussoukro. Thèse de Doctorat, UFR SST - Département Génie Chimique Agro-Alimentaire, Université d'Abidjan - Cocody - Institut National Polytechnique Felix Houphouët-Boigny (Côte d'Ivoire), 203 p.
- Mamadou C., Kolo S., Kouassi K.H., Asseu O. & Asseu O. (2023). Identification of the Presence of the Swollen Shoot Disease in Endemic Areas in Côte d'Ivoire Via Convolutional Neural Networks. *American Journal of Engineering and Applied Sciences*, 16(3) : 106–117.
- Mansouri T., Varvani J., Toranjzar H., Abdi N. & Ahmadi A. (2024). Evaluating pasture cover density mapping: a comparative analysis of Sentinel-2 and Spot-5 multispectral sensor images. *Applied Water Science*, 14(9): 188.
- Martineau M. (2019). Deep learning onto graph space - application to image-based insect recognition. Thèse de Doctorat, Université de Tours (France), 126 p.
- Mbilou U.G., Ngouala Mabonzo M. & Miyouna T. (2016). Mesure de la vitesse d'infiltration des eaux dans le sol : Cas des sols de la Vallée du Niari en République du Congo. *Journal of Applied Biosciences*, 100(0) : 9494 – 9503.

- Mcculloch W.S. & Pitts W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin Of Mathematical Biophysics*, 5(4) : 99-115.
- Mélèdje N.E.H. (2016). Modélisation de la dynamique hydrologique et du flux de sédiments dans le lac du barrage hydroélectrique d’Ayamé 1. Thèse Unique De Doctorat, UFR Sciences et Gestion de l’Environnement, Université Nangui Abrogoua (Abidjan, Côte d’Ivoire), 169 p.
- Meyer G.E. & Neto J.C. (2008). Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications. *Computers and Electronics in Agriculture*, 63(2) : 282–293.
- MINAGRA (1993). Plan Directeur du développement agricole 1992 - 2015, 171 p.
- Mokhtar A., Al-Ansari N., El-Ssawy W., Graf R., Aghelpour P., He H., Hafez S.M. & Abuarab M. (2023). Prediction of Irrigation Water Requirements for Green Beans-Based Machine Learning Algorithm Models in Arid Region. *Water Resources Management*, 37(4) : 1557–1580.
- Molina J.L., Rodríguez-Gonzálvez P., Molina M.C., González-Aguilera D. & Espejo F. (2014). Geomatic methods at the service of water resources modelling. *Journal of Hydrology*, 509 : 150–162.
- Monteny B. (1987). Contribution à l’étude des interactions végétation-atmosphère en milieu tropical humide : importance du rôle du système forestier dans le recyclage des eaux de pluies. Thèse De Doctorat D’Etat Des Sciences Naturelles, Université de Paris-Sud Centre d’ORSAY (France), 192 p.
- Mu R. & Zeng X. (2019). A Review of Deep Learning Research. *KSII Transactions on Internet and Information Systems*, 13(4) : 1738-1764.
- Natu A.S. & Kulkarni S.C. (2016). Adoption and Utilization of Drones for Advanced Precision Farming: A Review. *International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication*, 4(5) : 563-565.
- Nesbitt C. (2016). Gestion de l’eau à usage agricole. Fonds international de développement agricole, Note sur la transposition à plus grande échelle, Projet d'approvisionnement en eau et services sanitaires dans les zones marginales, Tanzanie, 12 p.

- Nevavuori P., Narra N., Linna P. & Lipping T. (2020). Crop Yield Prediction Using Multitemporal UAV Data and Spatio-Temporal Deep Learning Models. *Remote Sensing*, 12(23) : 4000.
- Nevavuori P., Narra N. & Lipping T. (2019). Crop yield prediction with deep convolutional neural networks. *Computers and Electronics in Agriculture*, 163 : 104-859.
- Ngaresseum D.K.T. (2010). Evolution de la production et des importations de riz en Côte d'Ivoire de 1965 à 2008. Bulletin de Politique Economique et Développement (BUPED) / Cellule d'Analyse de Politiques Economiques du Cires (CAPEC), 29 p.
- N'Guessan K.A., Kouassi A.M., Gnaboa R., Traoré K.S. & Houenou 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*, 11(17) : 135–154.
- N'Guessan K.J.Y. (2025). Impact du changement climatique sur la riziculture irriguée et stratégies d'adaptation dans le Département de Yamoussoukro au Centre de la Côte d'Ivoire. Thèse De Doctorat, Université Jean Lorougnon Guédé (Daloa, Côte d'Ivoire), 359 p.
- 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 irriguée de nanan (Yamoussoukro, cote d'ivoire). *Agronomie Africaine*, 31(3) : 273-284.
- Niknam A., Zare H.K., Hosseinasab H. & Mostafaeipour A. (2023). Developing an LSTM model to forecast the monthly water consumption according to the effects of the climatic factors in Yazd, Iran. *Journal of Engineering Research*, 11(1) : 100-028.
- Nistor M.M. (2017). Mapping evapotranspiration coefficients in the Paris metropolitan area. *Scientific Annals of Ștefan cel Mare University of Suceava Geography Series*, 26(1) : 1-16.
- Norman J.M., Kustas W.P. & Humes K.S. (1995). Source approach for estimating soil and vegetation energy fluxes in observations of directional radiometric surface temperature. *Agricultural and Forest Meteorology*, 77(3–4) : 263–293.

- Nouri H. (2017). Estimation of evapotranspiration based on surface energy balance algorithm for land (sebal) using landsat 8 and MODIS images. *Applied Ecology and Environmental Research*, 15(4): 1971–1982.
- Ochoa-Sánchez A., Crespo P., Carrillo-Rojas G., Sucozhañay A. & Célleri R. (2019). Actual Evapotranspiration in the High Andean Grasslands: A Comparison of Measurement and Estimation Methods. *Frontiers in Earth Science*, 7 : 1-55.
- Ollion C. (2013). Emergence of Internal Representations in Evolutionary Robotics: influence of multiple selective pressures. Thèse de Doctorat, Université René Descartes (Paris, France), 176 p.
- ONDR (2012). Stratégie Nationale Revissée de Développement de la Filière Riz en Côte d'Ivoire (SNDR) 2012 - 2020. Rapport exécutif du Ministère de l'Agriculture de la Côte d'Ivoire, 10 p.
- Oula J.M. (2011). Evaluation et analyse géostatistique des paramètres hydrodynamiques des aquifères fissurés de la région du N'zi-Comoé (centre-est de la Côte d'Ivoire), Mémoire de fin d'étude, Institut National Polytechniques Houphouët Boigny de Yamoussoukro (INP-HB), 79 p.
- Ounissi M. & Harnane Z.I. (2020). Modélisation et classification avec Deep Learning : Application à la détection du Coronavirus Covid-19. Mémoire de Master, Département de Génie Electrique, Université Mohamed Larbi Ben M'hidi - Oum El bouaghi (Algérie), 81 p.
- Ozdogan M., Yang Y., Allez G. & Cervantes C. (2010). Remote Sensing of Irrigated Agriculture: Opportunities and Challenges. *Remote Sensing*, 2(9) : 2274–2304.
- Patrício D.I. & Rieder R. (2018). Computer vision and artificial intelligence in precision agriculture for grain crops: A systematic review. *Computers and Electronics in Agriculture*, 153 : 69–81.
- Pereira L.S., Paredes P. & Jovanovic N. (2020). Soil water balance models for determining crop water and irrigation requirements and irrigation scheduling focusing on the FAO56 method and the dual Kc approach. *Agricultural Water Management*, 241 : 106-357.

- Pérez A.J., López F., Benlloch J.V. & Christensen S. (2000). Colour and shape analysis techniques for weed detection in cereal fields. *Computers and Electronics in Agriculture*, 25(3) : 197–212.
- Poole D. & Mackworth A. (2010). Artificial Intelligence: Foundations of Computational Agents. 1st Edition, *Cambridge University Press*, Cambridge (Royaume-Uni), 682 p.
- Poussin J.C., Diallo Y. & Legoupil J.C. (2005). Gestion collective et productivité des périmètres irrigués villageois. *Actes du séminaire Euro Méditerranéen: « Les instruments économiques et la modernisation des périmètres irrigués »*, M.S. Bachta (éd. sci.), 21-22 novembre 2005, Sousse, Tunisie, pp 1-22.
- Prakash Khedun C., Sanchez Flores R., Rughoonundun H. & Kaiser R.A. (2014). World Water Supply and Use: Challenges for the Future. *Encyclopedia of Agriculture and Food Systems*, 5 : 450–465.
- Puri V., Nayyar A. & Raja L. (2017). Agriculture drones: A modern breakthrough in precision agriculture. *Journal of Statistics and Management Systems*, 20(4) : 507–518.
- Qiu Z., Ma F., Li Z., Xu X., Ge H. & Du C. (2021). Estimation of nitrogen nutrition index in rice from UAV RGB images coupled with machine learning algorithms. *Computers and Electronics in Agriculture*, 189: 106-421.
- Rawat W. & Wang Z. (2017). Deep Convolutional Neural Networks for Image Classification: A Comprehensive Review. *Neural Computation*, 29(9) : 2352–2449.
- Razagui A. (2014). Analyse spatio-temporelle de l'indice de végétation NDVI. *Revue des Energies Renouvelables*, 17(3) : 497–506.
- Reid A.M., Chapman W.K., Prescott C.E. & Nijland W. (2016). Using excess greenness and green chromatic coordinate colour indices from aerial images to assess lodgepole pine vigour, mortality and disease occurrence. *Forest Ecology and Management*, 374 : 146–153.
- Rodić L.D., Županović T., Perković T., Šolić P. & Rodrigues J.J.P.C. (2022). Machine Learning and Soil Humidity Sensing: Signal Strength Approach. *ACM Transactions on Internet Technology*, 22(2) : 1–21.

- Rodríguez-Díaz J.A., Camacho-Poyato E., López-Luque R. & Pérez-Urrestarazu L. (2008). Benchmarking and multivariate data analysis techniques for improving the efficiency of irrigation districts: An application in Spain. *Agricultural Systems*, 96(1–3) : 250–259.
- Rouse W., Haas R.H., Schell J.A. & Deering D. (1974). Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. *Remote Sensing Center*, 1 : 309-317.
- Saha A., Patil M., Goyal V.C. & Rathore D.S. (2019). Assessment and Impact of Soil Moisture Index in Agricultural Drought Estimation Using Remote Sensing and GIS Techniques. *Proceedings*, 7(2) : 8.
- Salifu T., Agyare W.A., Kyei-Baffour N., Mensah E. & Ofori E. (2011). Estimating Actual Evapotranspiration using the SEBAL Model for the Atankwidi and Afram Catchments in Ghana. *International Journal of Applied Agricultural Research*, 6(2) : 177–193.
- Sally H., Keïta A. & Ouattara S. (1997). Analyse-diagnostic et performances de 5 perimetres irrigues autour de barrages au Burkina Faso. Rapport final - Tome 1 du Projet Management de l'Irrigation, Ouagadougou (Burkina Faso), 309 p.
- Salmerón R., García C.B. & García J. (2018). Variance Inflation Factor and Condition Number in multiple linear regression. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 88(12) : 2365–2384.
- Savadogo O.M., Ouattara K., Ouedraogo I., Sawadogo S., Barron J., Enfors G.E. & Zombre P.N. (2017). Propriétés hydriques des sols dans deux zones à écosystèmes contrastés au sahel. *Agronomie Africaine Sp*, 29(1) : 119–129.
- Savic D. (2019). Artificial Intelligence: How Can Water Planning and Management Benefit From it? IAHR white papers, Madrid (Spain), 4 p.
- Saxton K.E. & Rawls W.J. (2006). Soil Water Characteristic Estimates by Texture and Organic Matter for Hydrologic Solutions. *Soil Science Society of America Journal*, 70(5) : 1569–1578.
- Saxton K.E., Rawls W.J., Romberger J.S. & Papendick R.I. (1986). Estimating Generalized Soil-water Characteristics from Texture. *Soil science society of America Journal*, 50(4) : 1031-1036.

- Senthilnathan S. (2019). Usefulness of Correlation Analysis. *SSRN Electronic Journal*, 10 p.
- Shadrin D., Menshchikov A., Somov A., Bornemann G., Hauslage J. & Fedorov M. (2020). Enabling Precision Agriculture Through Embedded Sensing With Artificial Intelligence. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 69(7) : 4103–4113.
- Shrestha N. (2020). Detecting Multicollinearity in Regression Analysis. *American Journal of Applied Mathematics and Statistics*, 8(2) : 39–42.
- Sidhu R.K., Kumar R. & Rana P.S. (2020). Machine learning based crop water demand forecasting using minimum climatological data. *Multimedia Tools and Applications*, 79(19–20) : 13109–13124.
- Silva B.B. da, Mercante E., Boas M.A.V., Wrublack S.C. & Oldoni L.V. (2018). Satellite-based ET estimation using Landsat 8 images and SEBAL model. *Revista Ciência Agronômica*, 49(2) : 221-227.
- Sohou L.R., Kénou C., Sogbedji J.M., Sintondji L.O., Agbossou E.K. & Mensah G.A. (2017). Synthèse Bibliographique Sur Les Technologies De Maitrise De L'eau Pour Les Cultures Dans Les Zones Humides Tropicales. *European Scientific Journal*, 13(3) : 152-170.
- Souidi Z., Hamimed A. & Donze F. (2014). Cartographie du risque de dégradation des terres en région semi-aride : Cas des Monts de Beni Chougrane dans le Tell occidental algérien. *Geo-Eco-Trop*, 38(1) : 85–102.
- Souidi Z., Hamimed A., Donze F., Seddini A. & Mederbal K. (2010). Estimation de l'évapotranspiration d'un couvert forestier en Algérie par télédétection. *Télédétection*, 9(3–4) : 164–181.
- SPID (2011). Amélioration de la production de riz en Afrique de l'Ouest en réponse à la flambée des prix des denrées alimentaires : Guide pratique pour la gestion intégrée de la production du riz irrigué. Projet : GCP/RAF/453/SPA, 10 p.
- Steduto P., Hsiao T.C., Fereres E. & Raes D. (2012). Crop yield response to water. *FAO irrigation and drainage paper*, FAO, Rome (Italy), 66 : 505 p.

- Stubbs M. (2016). Irrigation in U.S. Agriculture: On-Farm Technologies and Best Management Practices. Rapport du Service de recherche du Congrès, Washington DC (USA), 34 p.
- Su Z. (2002). The Surface Energy Balance System (SEBS) for estimation of turbulent heat fluxes. *Hydrology and Earth System Sciences*, 6(1): 85–100.
- Sun J., Cai X., Sun F. & Zhang J. (2016). Scene image classification method based on Alex-Net model. *3rd International Conference on Informative and Cybernetics for Computational Social Systems (ICCSS)*, 26-29 August. 2016, Jinzhou, China : pp 363-367.
- Sun J., Di L., Sun Z., Shen Y. & Lai Z. (2019). County-Level Soybean Yield Prediction Using Deep CNN-LSTM Model. *Sensors*, 19(20) : 43-63.
- Sun X., Li X., Xiao D., Chen Y. & Wang B. (2021). A Method of Mining Truck Loading Volume Detection Based on Deep Learning and Image Recognition. *Sensors*, 21(2) : 635.
- Sun Z., Wei B., Su W., Shen W., Wang C., You D. & Liu Z. (2011). Evapotranspiration estimation based on the SEBAL model in the Nansi Lake Wetland of China. *Mathematical and Computer Modelling*, 54(3–4) : 1086–1092.
- Tabbal D.F., Bouman B.A.M., Bhuiyan S.I., Sibayan E.B. & Sattar M.A. (2002). On-farm strategies for reducing water input in irrigated rice; case studies in the Philippines. *Agricultural Water Management*, 56(2) : 93–112.
- Taherei Ghazvinei P., Hassanpour Darvishi H., Mosavi A., Yusof K.B.W., Alizamir M., Shamshirband S. & Chau K. (2018). Sugarcane growth prediction based on meteorological parameters using extreme learning machine and artificial neural network. *Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics*, 12(1) : 738–749.
- Taherparvar M. & Pirmoradian N. (2018). Estimation of Rice Evapotranspiration Using Reflective Images of Landsat Satellite in Sefidrood Irrigation and Drainage Network. *Rice Science*, 25(2) : 111–116.

- Tang J., Wang D., Zhang Z., He L., Xin J. & Xu Y. (2017). Weed identification based on K-means feature learning combined with convolutional neural network. *Computers and Electronics in Agriculture*, 135 : 63–70.
- Tazekrit I., Benslimane M., Hamimed A., Hartani T. & Khaldi A. (2017). Gestion concertée de l'eau des grands périmètres irrigués. Cas de la plaine de Habra (Nord-ouest Algérien). *Larhyss Journal*, 30 : 121–136.
- Torres E.A. & Calera A. (2010). Bare soil evaporation under high evaporation demand: a proposed modification to the FAO-56 model. *Hydrological Sciences Journal*, 55(3) : 303-315.
- Toureiro C., Serralheiro R., Shahidian S. & Sousa A. (2017). Irrigation management with remote sensing: Evaluating irrigation requirement for maize under Mediterranean climate condition. *Agricultural Water Management*, 184 : 211–220.
- Tran D. (2004). Rice and narrowing the yield gap. FAO - Food and Agriculture Organization of United Nations, Rome, Italie, 2 p.
- Traore F. (2007). Méthodes d'estimation de l'évapotranspiration réelle à l'échelle du bassin versant du Kou au Burkina Faso. Mémoire de fin d'étude de Diplôme d'Etudes Approfondies (DEA), Université de Liège (France), 133 p.
- Troy B. (2012). Augmenter la productivité de l'eau : un objectif de développement agricole ? *Cahiers Agricultures*, 20(1–2) : 5–7.
- Van De Griend A.A. & Owe M. (1993). On the relationship between thermal emissivity and the normalized difference vegetation index for natural surfaces. *International Journal of Remote Sensing*, 14(6) : 1119–1131.
- Van Halsema G.E. & Vincent L. (2012). Efficiency and productivity terms for water management: A matter of contextual relativism versus general absolutism. *Agricultural Water Management*, 108 : 9–15.
- Vargas R., Mosavi A. & Ruiz L. (2017). Deep Learning: a review. *Deep Learning for Computer Vision: A Brief Review*, 2017 : 11.

- Voulodimos A., Doulamis N., Doulamis A. & Protopapadakis E. (2018). Deep Learning for Computer Vision: A Brief Review. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2018 : 1–13.
- Wallelign S. (2020). An Intelligent System for Coffee Grading and Disease Identification. Thèse de Doctorat, Mathématiques et Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication, Ecole Nationale d'Ingénieurs de Brest (France), 135 p.
- Wang C., Chen D., Chen J., Lai X. & He T. (2021). Deep regression adaptation networks with model-based transfer learning for dynamic load identification in the frequency domain. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 102 : 104-244.
- Wang W., Dong X., Lu Y., Liu X., Zhang R., Li M., Tian L., Ding Y. & Pu X. (2018). Soil Water Balance and Water Use Efficiency of Rain-fed Maize under a Cool Temperate Climate as Modeled by the AquaCrop. *MATEC Web of Conferences*, 246 : 01059.
- Wang Y., Zhang S. & Chang X. (2020). Evapotranspiration Estimation Based on Remote Sensing and the SEBAL Model in the Bosten Lake Basin of China. *Sustainability*, 12(18) : 7293.
- Waters R., Allen R.G., Tasumi M., Trezza R. & Bastiaanssen W. (2002). Surface Energy Balance Algorithms for Land: Idaho Implementation. Advanced Training and Users Manual, Idaho (USA), 97 p.
- Wellens J. & Compaore N.F. (2004). Renforcement de la capacité de gestion des ressources en eau dans l'agriculture moyennant des outils de suivi-évaluation. Rapport annuel du GE-eau, Burkina-Faso, 138 p.
- Wellens P.J. & Nitchou M.N. (2009). Le périmètre irrigué de la Vallée du Kou : Diagnostic des efficacités hydro-agricole & élaboration des calendriers d'irrigation à l'aide de SIMIS (étude de cas), 19 p.
- Weng Q., Lu D. & Schubring J. (2004). Estimation of land surface temperature–vegetation abundance relationship for urban heat island studies. *Remote Sensing of Environment*, 89 : 467-483.

- Woebbecke D.M., Meyer G.E., Von Bargen & Mortensen D.A. (1995). Color Indices for Weed Identification Under Various Soil, Residue, and Lighting Conditions. *Transactions of the ASAE*, 38(1) : 259–269.
- Wösten J.H.M., Lilly A., Nemes A. & Le Bas C. (1999). Development and use of a database of hydraulic properties of European soils. *Geoderma*, 90(3–4) : 169–185.
- Yalcin H. (2017). Plant phenology recognition using deep learning: Deep-Pheno. *6th International Conference on Agro-Geoinformatics*, 07-10 August 2017, Fairfax, VA, USA, pp 1–5.
- Yao N.R., Oulé A.F. & N’Goran K.D. (2013). Etude de Vulnérabilité du Secteur Agricole face aux Changements Climatiques en Côte d’Ivoire. Rapport final du MINEDD - PNUD, Abidjan, Côte d’Ivoire, 105 p.
- Yu J., Zhang X., Xu L., Dong J. & Zhangzhong L. (2021). A hybrid CNN-GRU model for predicting soil moisture in maize root zone. *Agricultural Water Management*, 245 : 106-649.
- Zhang J., Liu D., Guo S., Xiong L., Liu P., Chen J. & Yin J. (2023). High resolution annual irrigation water use maps in China based-on input variables selection and convolutional neural networks. *Journal of Cleaner Production*, 405 : 136-974.
- Zhang Q., Yang L.T., Chen Z. & Li P. (2018). A survey on deep learning for big data. *Information Fusion*, 42 : 146–157.
- Zhao Z.-Q., Zheng P., Xu S. & Wu X. (2019). Object Detection with Deep Learning: A Review. *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, 30(11) : 3212-3232.
- Zheng Y.-Y., Kong J.-L., Jin X.-B., Wang X.-Y. & Zuo M. (2019). CropDeep: The Crop Vision Dataset for Deep-Learning-Based Classification and Detection in Precision Agriculture. *Sensors*, 19(5) : 1058.
- Zhu N., Liu X., Liu Z., Hu K., Wang Y., Tan J., Huang M., Zhu Q., Ji X., Jiang Y. & Guo Y. (2018). Deep learning for smart agriculture: Concepts, tools, applications, and opportunities. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 11(4) : 21–28.

- Zogbo Z.E. (2018). La mise en valeur agricole des bas-fonds et le développement rural dans le district de Yamoussoukro. Thèse De Doctorat, UFR Communication, Milieu et Société Département de géographie, Université Alassane Ouattara (Bouaké, Côte d'Ivoire), 360 p.
- Zro Bi G.F., Yao-Kouamé A. & Kouamé K.F. (2012). Évaluation statistique et spatiale de la fertilité rizicole des sols hydromorphes (gleysols) de la région du Béliér (Côte d'Ivoire). *TROPICULTURA*, 30(4) : 236–242.
- Zwart S.J. & Bastiaanssen W.G.M. (2004). Review of measured crop water productivity values for irrigated wheat, rice, cotton and maize. *Agricultural Water Management*, 69(2) : 115–133

PUBLICATIONS

ARTICLES

Kra, J. L., Adahi, M. B., Konan-Waidhet, B. A., N'Guessan, J.-Y. K., Koné, J. D., & Assidjo, E. N. (2023). Estimation of the Actual Evapotranspiration by the SEBAL Method in the Irrigated Rice Perimeter of Zatta (Yamoussoukro – Côte d'Ivoire). *Journal of Water Resource and Protection*, 15(10), 539–556. <https://doi.org/10.4236/jwarp.2023.1510030>

CONFERENCES INTERNATIONALES

Kra J. L., Adahi, B. M., Konan-Waidhet, A. B., Assidjo, E. N. Prédiction des besoins en eau d'irrigation basé sur l'intelligence artificielle dans la zone du périmètre rizicole irrigué de Zatta (Yamoussoukro – Côte d'Ivoire). Colloque international pluridisciplinaire « l'Afrique à l'ère de l'intelligence artificielle (IA) : enjeux et défis pour un développement durable » organisé par le Fonds pour la Science, la Technologie et l'Innovation (FONSTI), Korhogo – Côte d'Ivoire (06 au 9 Mai 2025).

Kra J. L., Adahi, B. M., Konan-Waidhet, A. B., Assidjo, E. N. Estimation spatialisée de l'évapotranspiration réelle par la méthode SEBAL dans la zone du périmètre rizicole irrigué de Zatta (Yamoussoukro – Côte d'Ivoire). Colloque international pluridisciplinaire « les crises sécuritaires en Afrique, défis et stratégies pour un développement durable » organisé par le Fonds pour la Science, la Technologie et l'Innovation (FONSTI), Korhogo – Côte d'Ivoire (28 Novembre au 1^{er} Décembre 2023).

Kra J. L., Adahi, B. M., Konan-Waidhet, A. B., Assidjo, E. N. Modélisations des besoins en eau en riziculture irriguée dans le centre de la côte d'ivoire, à l'aide d'AQUACROP ». Colloque International sur « La gouvernance à l'ère des changements globaux : Situation, résilience et défis » organisé par le Fonds pour la Science, la Technologie et l'Innovation (FONSTI), Yamoussoukro – Côte d'Ivoire (28 au 30 Juin 2022).

Kra J. L., Adahi, B. M., Konan-Waidhet, A. B., Assidjo, E. N. Etude de l'efficience de l'irrigation par l'intelligence artificielle en côte d'ivoire : cas du périmètre rizicole irrigué de Zatta (Yamoussoukro). Colloque International : Data Science, Intelligence Artificielle et applications : quelles contributions au développement économique et social, Université Jean Lorougnon Guédé (UJLoG), Daloa - Côte d'Ivoire (16 au 17 Décembre 2021).

CONFERENCES NATIONALES

Kra J. L., Adahi, B. M., Konan-Waidhet, A. B., Assidjo, E. N. Intégration des données d'évapotranspiration réelle dans un bilan hydrique du sol pour estimer les volumes d'eau

appliqués par irrigation sur le périmètre rizicole irrigué de Zatta (Yamoussoukro – Côte d’Ivoire). 9^{ème} Edition des Doctoriales de l’Institut National Polytechnique Félix Houphouët-Boigny (INP-HB), Yakro – Côte d’Ivoire (23 au 26 Octobre 2023).

Kra J. L., Adahi, B. M., Konan-Waidhet, A. B., Assidjo, E. N. Estimation de l’évapotranspiration réelle par la méthode SEBAL dans la zone du périmètre rizicole irrigué de Zatta (Yamoussoukro – Côte d’Ivoire). 1^{ère} Journée des Sciences l’Environnement et du Développement Durable (JSEDD) Edition 2022, Université Jean Lorougnon Guédé (UJLoG), Daloa – Côte d’Ivoire (30 Novembre au 1^{er} Décembre 2022)

Kra J. L., Adahi, B. M., Konan-Waidhet, A. B., Assidjo, E. N. Etude de l’efficience de l’irrigation par l’intelligence artificielle en côte d’ivoire : cas du périmètre rizicole irrigue de Zatta (Yamoussoukro) ». 8^{ème} Edition des Doctoriales de l’Institut National Polytechnique Félix Houphouët-Boigny (INP-HB), Yakro – Côte d’Ivoire (25 au 28 Juillet 2022).

Kra J. L., Adahi, B. M., Konan-Waidhet, A. B., Assidjo, E. N. Etude de l’efficience de l’irrigation par l’intelligence artificielle en côte d’ivoire : cas du périmètre rizicole irrigue de Zatta (Yamoussoukro) ». 7^{ème} Edition des Doctoriales de l’Institut National Polytechnique Félix Houphouët-Boigny (INP-HB), Yakro – Côte d’Ivoire (1^{er} au 4 juin 2021).

RESUME

Résumé

Dans ce travail, un modèle d'intelligence artificielle de performance élevé est conçu afin de simuler l'efficacité d'irrigation en vue d'une meilleure gestion de l'eau sur le périmètre rizicole irrigué de Zatta, dans le centre de la Côte d'Ivoire. A cette fin, ces travaux de thèse procèdent dans une première approche par la caractérisation et estimation spatiale de l'évapotranspiration réelle par télédétection. Ensuite, l'état hydrique des plantes a été caractérisé par la détermination d'un bilan hydrique ainsi que de l'analyse de la performance hydraulique et agronomique du système d'irrigation de l'aménagement hydro-agricole. Enfin, les résultats issus de toutes ces investigations notamment hydraulique, hydrodynamique et agronomique ont permis de modéliser et simuler l'efficacité de l'irrigation sur le périmètre rizicole. Dans une première approche, les résultats indiquent le modèle SEBAL (Surface Energy Balance Algorithm for Land) utilisé dans le cadre de l'estimation de l'évapotranspiration réelle, représente fidèlement les variations spatiales de l'évapotranspiration dans la zone du périmètre rizicole irrigué de Zatta. Sur la période de croissance du riz, l'évapotranspiration a varié de 0 à 5,44 mm/jour avec une moyenne de 3,05 mm/jour. Par ailleurs, une analyse comparative des valeurs de l'évapotranspiration selon l'occupation des sols et la couverture des terres sur cette même période était la suivante : eau > forêt > zone agricole > parcours et pâturage > zone bâtie > sol nu ou dégradé. Dans une deuxième approche, l'étude du bilan hydrique a permis d'analyser l'utilisation de l'eau par la culture de riz sur le terrain et d'évaluer l'évolution temporelle de ses termes d'entrée et de sortie. Ainsi, les apports en eau d'irrigation cumulés pour la saison ont été en moyenne de 1 026,93 mm sur le périmètre. Le stockage de l'humidité résiduelle du sol dans la zone racinaire était en moyenne de 48,74 mm. La valeur moyenne de la percolation profonde était de 537,28 mm. Aussi, tous les flux sortants mesurés dans ce bilan ne représentaient qu'en moyenne 93,68% des apports d'eau dans les rizières du périmètre rizicole. La troisième approche a mis en lumière la performance du système d'irrigation du périmètre du point de vue hydraulique et agronomique à travers des indicateurs de performances. Il ressort que l'efficacité d'irrigation (EI) sur le périmètre était d'une valeur de 45,58 % avec des pertes globales s'élevant à 54,42%. L'approvisionnement relatif de l'eau était de l'ordre de 2,21 et les productivités de l'eau par rapport à l'eau évapotranspirée, les apports d'irrigation et les apports d'irrigation et précipitations étaient respectivement 0,68 kg/m³, 0,35 kg/m³ et 0,37 kg/m³. Dans la dernière approche qui concerne la simulation de l'efficacité d'irrigation par un modèle d'intelligence artificielle, il a été démontré par les différents modèles de réseaux neuronaux que l'intelligence artificielle est capable de prédire les besoins en eau du riz. Sur l'ensemble des architectures utilisés à savoir le DNN, CNN, LSTM et le modèle hybride CNN-LSTM, les résultats indiquent que le modèle DNN généralisait le mieux sur les données de l'étude avec une précision $R^2 = 0,76$, une MSE = 0,0057, une RMSE = 0,0752 et une MAPE = 21,77%. Ainsi, la mise en œuvre d'un modèle d'intelligence artificielle de type DNN pour améliorer l'efficacité d'irrigation peut conduire à une gestion plus durable et plus efficace des ressources en eau, ce qui est crucial pour la production rizicole locale. En optimisant l'utilisation de l'eau, les agriculteurs peuvent augmenter leur rendement en réduisant la pression sur les ressources en eau locales. Cela pourrait potentiellement améliorer les revenus des agriculteurs et renforcer la sécurité alimentaire dans la région. De plus, l'adoption de ces technologies avancées dans l'agriculture pourrait favoriser le développement économique local en stimulant l'innovation et en créant des opportunités d'emploi dans le secteur technologique et agricole. Cependant, il n'est pas à exclure que les autres modèles présentaient des performances non négligeables qui pourraient être exploitées dans d'autres circonstances.

Mots-clés : SEBAL, évapotranspiration, bilan hydrique, efficacité d'irrigation, Intelligence artificielle, riz

Abstract

In this work, a high-performance artificial intelligence model is designed to simulate irrigation efficiency with a view to improving water management in the Zatta irrigated rice-growing perimeter in central Côte d'Ivoire. To this end, this thesis begins by characterizing and spatially estimating actual evapotranspiration using remote sensing. Next, the water status of the plants was characterized by carrying out a water balance and analyzing the hydraulic and agronomic performance of the irrigation system of the hydro-agricultural development. Finally, the results of all these investigations, notably hydraulic, hydrodynamic and agronomic, were used to model and simulate irrigation efficiency on the rice-growing perimeter. In a first approach, the results indicate that the SEBAL (Surface Energy Balance Algorithm for Land) model used to estimate actual evapotranspiration accurately represents spatial variations in evapotranspiration in the Zatta irrigated rice perimeter. Over the rice-growing period, evapotranspiration varied from 0 to 5.44 mm/day, with an average of 3.05 mm/day. In addition, a comparative analysis of evapotranspiration values as a function of land use and land cover over the same period was carried out as follows: water > flooded vegetation > vegetation > cultivated land > shrubs > grass > soil and built-up area. In a second approach, the study of the water balance made it possible to analyze the use of water by the rice crop in the field and to evaluate the temporal evolution of its input and output terms. Cumulative irrigation water input for the season averaged 1,026.93 mm over the perimeter. Residual soil moisture storage in the root zone averaged 48.74 mm. The average value for deep percolation was 537.28 mm. Thus, the total outflow measured in this balance sheet represents on average only 93.68% of the water supplied to the rice fields in the rice-growing perimeter. The third approach highlighted the performance of the perimeter's irrigation system from a hydraulic and agronomic point of view, using performance indicators. It emerged that irrigation efficiency (IE) on the perimeter was 45.58%, with overall losses of 54.42%. Relative water input was 2.21, and water productivities in relation to evapotranspired water, irrigation inputs and rainfall were 0.68 kg/m³, 0.35 kg/m³ and 0.37 kg/m³ respectively. In the final approach, which involved simulating irrigation efficiency using an artificial intelligence model, the various neural network models demonstrated that artificial intelligence is capable of predicting rice water requirements. Of all the architectures used, namely DNN, CNN, LSTM and the hybrid CNN-LSTM model, the results indicate that the DNN model generalized best on the study data, with an accuracy of $R^2 = 0.76$, MSE = 0.0057, RMSE = 0.0752 and MAPE = 21.77%. Thus, implementing a DNN-type artificial intelligence model to improve irrigation efficiency can lead to more sustainable and efficient management of water resources, which is crucial for local rice production. By optimizing water use, farmers can increase yields by reducing pressure on local water resources. This could potentially improve farmers' incomes and enhance food security in the region. In addition, the adoption of these advanced technologies in agriculture could foster local economic development by stimulating innovation and creating employment opportunities in the technology and agricultural sectors. However, it cannot be ruled out that the other models have non-negligible performances that could be exploited in other circumstances.

Keywords : SEBAL, evapotranspiration, water balance, irrigation efficiency, artificial intelligence, rice