



UNIVERSITE
JEAN LOROUGNON GUEDE
UFR ENVIRONNEMENT

REPUBLIQUE DE COTE D'IVOIRE
Union-Discipline-Travail

Ministère de l'Enseignement Supérieur et
de la Recherche Scientifique

ANNEE : 2024-2025
N° D'ORDRE : 144

CANDIDAT

Nom : AKAFFOU

Prénoms : Franck Hervé

Soutenue publiquement
le 28 juin 2025

THESE

**Pour l'obtention du grade de Docteur de
l'Université Jean LOROUGNON GUEDE
Mention : Géosciences et Environnement
Spécialité : Hydrologie et Climatologie**

**Optimisation du fonctionnement hydrologique d'un
barrage à usages multiples : cas du barrage
hydroélectrique de Fayé (Sud-ouest de la Côte
d'Ivoire)**

JURY

Présidente : Mme. TIDOU Abiba Sanogo Epse KONE, Professeur Titulaire,
Université Jean LOROUGNON GUEDE

Co-Directeur : M. KOUASSI Kouakou Lazare, Professeur Titulaire, Université
Jean LOROUGNON GUEDE

Co-Directeur : M. DIEDHIOU Arona, Directeur de Recherche, IRD, Université
Félix HOUPHOUËT-BOIGNY

Rapporteur : M. KAMAGATE Bamory, Professeur Titulaire, Université NANGUI
ABROGOUA

Examineur : Mme. YAO Affoué Berthe Epse TOURE, Maître de
Conférences, Université Jean LOROUGNON GUEDE

Examineur : M. YOROBA Fidèle, Maître de Conférences, Université Félix
HOUPHOUËT-BOIGNY



**UNIVERSITE
JEAN LOROUGNON GUEDE
UFR ENVIRONNEMENT**

**REPUBLIQUE DE COTE D'IVOIRE
Union-Discipline-Travail**

**Ministère de l'Enseignement Supérieur et
de la Recherche Scientifique**

THESE

**Pour l'obtention du grade de Docteur de
l'Université Jean LOROUGNON GUEDE
Mention : Géosciences et Environnement**

Spécialité : Hydrologie et Climatologie

**Optimisation du fonctionnement hydrologique d'un
barrage à usages multiples : cas du barrage
hydroélectrique de Fayé (Sud-ouest de la Côte
d'Ivoire)**

CANDIDAT

Nom : **AKAFFOU**

Prénoms : **Franck Hervé**

**Soutenue publiquement
le 28 juin 2025**

JURY

Présidente : Mme. TIDOU Abiba Sanogo Epse KONE, Professeur Titulaire,
Université Jean LOROUGNON GUEDE

Co-Directeur : M. KOUASSI Kouakou Lazare, Professeur Titulaire, Université
Jean LOROUGNON GUEDE

Co-Directeur : M. DIEDHIOU Arona, Directeur de Recherche, IRD, Université
Félix HOUPHOUËT-BOIGNY

Rapporteur : M. KAMAGATE Bamory, Professeur Titulaire, Université NANGUI
ABROGOUA

Examineur : Mme. YAO Affoué Berthe Epse TOURE, Maître de
Conférences, Université Jean LOROUGNON GUEDE

Examineur : M. YOROBA Fidèle, Maître de Conférences, Université Félix
HOUPHOUËT-BOIGNY

TABLE DES MATIERES

REMERCIEMENTS.....	V
LISTE DES SIGLES ET ABREVIATIONS.....	VII
LISTE DES TABLEAUX	IX
LISTE DES FIGURES.....	X
LISTE DES ANNEXES	XIII
INTRODUCTION.....	1
PARTIE I : GENERALITES	5
CHAPITRE 1 : CARACTERISTIQUES DU BASSIN VERSANT D’ETUDE.....	6
1.1- Situation géographique	6
1.2- Caractéristiques morphométriques.....	7
1.3- Climat.....	7
1.4- Relief.....	8
1.5- Hydrographie	10
1.6- Végétation	11
1.7- Pédologie.....	11
1.8- Géologie.....	11
1.9- Barrage hydroélectrique de Fayé	12
1.10- Situation socio-économique.....	13
Conclusion partielle.....	13
CHAPITRE 2 : REVUE DE LITTERATURE.....	15
2.1- Caractérisation des changements climatiques.....	15
2.1.1- Définition du changement climatique	15
2.1.2- Causes du changement climatique	15
2.1.3- Effets du changement climatique sur les précipitations.....	15
2.1.4- Caractérisation des extrêmes de pluie	16
2.1.4.1- Méthodes statistiques	16
2.1.4.2- Méthode des indices climatiques	17
2.1.5- Modélisation climatique.....	18
2.2- Classification des images satellitaires.....	23
2.2.1- Méthodes traditionnelles	24
2.2.2- Méthodes d’intelligence artificielles	24
2.2.2.1- Méthodes d’apprentissage automatique	24
2.2.2.2- Méthodes d’apprentissage profond	25
2.2.2.3- Machine à Vecteur de Support (MVS)	25
2.3- Modélisation et typologie des modèles hydrologiques.....	29
2.3.1- Classification des modèles hydrologiques	29
2.3.1.1 Selon la représentation des processus	29
2.3.1.2- Selon la représentation spatiale.....	30
2.3.1.3- Selon la discrétisation temporelle	32
2.3.2- Forêt aléatoire	32
2.3.2.1- Motivation du choix du modèle forêt aléatoire.....	32
2.3.2.2- Fonctionnement de la forêt aléatoire.....	34
2.3.2.3- Paramètres d’une forêt aléatoire	35

2.3.2.4- Importance et sélection des variables explicatives	36
2.3.2.5- Méthode de rééchantillonnage	37
2.4- Modélisation des écoulements à surface libre et de transport des sédiments	38
2.4.1- Ecoulement à surface libre	38
2.4.2- Transport des sédiments.....	38
2.4.3- Outils numériques et développement récent	39
Conclusion partielle.....	47
PARTIE II : MATERIEL ET METHODES	48
CHAPITRE 3 : MATERIEL.....	49
3.1- Matériel de terrain.....	49
3.2- Matériel de laboratoire	50
3.3- Données.....	50
3.3.1- Données climatiques	50
3.3.1.1- Données climatiques d'observation	50
3.3.1.2- Données climatiques satellitaires	51
3.3.1.3- Sorties de Modèles Climatiques Globaux (MCG) CMIP6	52
3.3.2- Données hydrométriques	53
3.3.3- Données topographiques et images satellitaires	53
3.4- Logiciels.....	54
Conclusion partielle.....	55
CHAPITRE 4 : APPROCHE METHODOLOGIQUE.....	56
4.1- Caractérisation des extrêmes de pluie dans le bassin versant du fleuve San-Pédro au barrage hydroélectrique de Fayé	56
4.1.1- Caractérisation des extrêmes de pluie sur la période historique	56
4.1.1.1- Evaluation de la performance des produits de précipitation et de température satellitaires.....	56
4.1.1.2- Calcul de l'indice standardisé de précipitation	59
4.1.1.3- Calcul des indices de pluie.....	62
4.1.2- Projection des extrêmes de pluie à l'horizon 2100	63
4.1.2.1- Comparaison des méthodes d'ajustement de biais.....	64
4.1.2.2- Calcul de l'indice standardisé de précipitation et des indices de pluie dans le futur	67
4.2- Caractérisation de la dynamique de l'occupation du sol dans le bassin versant du fleuve San-Pédro au barrage hydroélectrique de Fayé.....	67
4.2.1- Réalisation des cartes d'occupation du sol de 1986, 2004 et 2022.....	67
4.2.1.1- Prétraitement des images Landsat.....	68
4.2.1.2- Définition des pixels d'entraînement et de validation	68
4.2.1.3- Evaluation de la précision de la classification	69
4.2.2- Analyse de la dynamique de l'occupation du sol.....	71
4.3- Simulation de la réponse hydrologique du bassin versant du fleuve San-Pédro au barrage hydroélectrique de Fayé	71
4.3.1- Définition des hyperparamètres de la forêt aléatoire	71
4.3.2- Méthode de rééchantillonnage	72
4.3.3- Développement du modèle avec l'algorithme forêt aléatoire	72

4.4- Simulation du fonctionnement hydro-sédimentaire du lac de Fayé.....	74
4.4.1- Réhabilitation de la station hydrométrique de Rapide Grah	75
4.4.2- Mesure des débits à la station de Rapide Grah	75
4.4.3- Evaluation de la concentration de Matières En Suspension (MES)	75
4.4.4- Bathymétrie du lac de Fayé.....	76
4.4.5- Etablissement du rapport besoin-disponibilité en eau du lac de Fayé	77
4.4.5.1- Modèle hydrodynamique	77
4.4.5.2- Evaluation de la disponibilité en eau du lac de Fayé	81
4.4.5.3- Modèle de transport	82
Conclusion partielle.....	83
PARTIE III : RESULTATS ET DISCUSSION	84
CHAPITRE 5 : CARACTERISTIQUES DES EXTREMES DE PLUIE DANS LE BASSIN VERSANT DU FLEUVE SAN-PEDRO AU BARRAGE HYDROELECTRIQUE DE FAYE.....	85
5.1- Caractéristiques des extrêmes de pluie sur la période historique (1982-2021).....	85
5.1.1- Performace des produits de précipitations et températures satellitaires	85
5.1.1.1- Comparaison des produits de précipitations satellitaires	85
5.1.1.2- Validation de la température moyenne CHIRTS	91
5.1.2- Evolution de l'indice standardisé de précipitation.....	92
5.1.2.1- Dates de début, de fin et durées des événements extrêmes de sécheresse et d'humidité selon le SPI (1982–2021).....	93
5.1.2.2- Fréquence des évènements de SPI sur la période 1982-2021	93
5.1.3- Evolution des indices de pluie	94
5.1.3.1- A l'échelle annuelle	94
5.1.3.2- A l'échelle de la grande saison pluvieuse	95
5.1.3.3- A l'échelle de la petite saison pluvieuse	97
5.1.3.4- Distribution spatiale des indices de pluie.....	98
5.1.3.5- Relation entre les indices de pluie et les débits maximums.....	98
5.2- Evolution des extrêmes de pluie à l'horizon 2100	100
5.2.1- Comparaison des méthodes d'ajustement du biais	100
5.2.2- Evolution future de l'indice standardisé de précipitation	102
5.2.3- Evolution future des indices de pluie	107
5.2.3.1- A l'échelle annuelle	107
5.2.3.2- A l'échelle de la grande saison pluvieuse	109
5.2.3.3- A l'échelle de la petite saison pluvieuse	111
5.2.4- Caractéristiques des extrêmes de pluie et gestion du barrage hydroélectrique de Fayé	114
5.3- Discussion	114
Conclusion partielle.....	120
CHAPITRE 6 : DYNAMIQUE DE L'OCCUPATION DU SOL DANS LE BASSIN VERSANT DU FLEUVE SAN-PEDRO AU BARRAGE HYDROELECTRIQUE DE FAYE.....	122
6.1- Performance des machines à vecteurs de support dans la classification des images satellitaires.....	122

6.2- Cartes d'occupation du sol de 1986, 2004 et 2022	123
6.3- Dynamique de l'occupation du sol entre 1986 et 2022.....	125
6.4- Discussion	126
Conclusion partielle.....	128
CHAPITRE 7 : REPOSE HYDROLOGIQUE DU BASSIN VERSANT DU FLEUVE SAN-PEDRO AU BARRAGE HYDROELECTRIQUE DE FAYE.....	129
7.1- Evaluation de performance de la forêt aléatoire	129
7.1.1- Comparaison des métriques des deux étapes du modèle	129
7.1.2- Evaluation graphique de la performance de la forêt aléatoire à l'étape 2.....	130
7.2- Projection des débits entrant dans le barrage hydro-électrique de Fayé à l'horizon 2100	131
7.2.1- Tendances évolutives des débits entrant dans le barrage hydroélectrique de Fayé à l'horizon 2100	131
7.2.2- Taux de variation des débits entrant dans le barrage hydroélectrique de Fayé à l'horizon 2100	134
7.2.3- Projection des débits entrant et gestion du barrage hydroélectrique de Fayé	136
7.3- Discussion	137
Conclusion partielle.....	139
CHAPITRE 8 : FONCTIONNEMENT HYDRO-SEDIMENTAIRE DU LAC DE FAYE	140
8.1- Morphologie du lac de Fayé	140
8.2- Calibration et validation du modèle hydrodynamique.....	141
8.2.1- Evaluation des métriques de la performance du modèle hydrodynamique	141
8.2.2- Evaluation graphique de la performance du modèle hydrodynamique.....	142
8.3- Variation des vitesses dans le lac de Fayé	144
8.4- Influence des prélèvements sur la variation du niveau d'eau	144
8.5- Adéquation entre les besoins et la disponibilité en eau du lac de Fayé	146
8.6- Fonctionnement hydro-sédimentaire de Fayé et gestion du barrage hydroélectrique de Fayé	149
8.6.1- Actualisation des courbes hauteur volume et hauteur surface	149
8.6.2- Sédimentation nette dans le lac de Fayé	149
8.6.3- Efficacité de l'ouverture de la vanne de vidange sur l'évacuation des sédiments...	151
8.7- Discussion	152
Conclusion partielle.....	153
CONCLUSION.....	155
REFERENCES	161
ANNEXES	
PUBLICATIONS	

REMERCIEMENTS

La réalisation de ce travail n'aurait pas été possible sans le soutien de nombreuses personnes, auxquelles j'exprime ma profonde gratitude.

Je remercie sincèrement le personnel de l'Université Jean LOROUGNON GUEDE (UJLoG), en particulier le Professeur ADOHI Krou Viviane, Présidente, le Professeur SORO Dognimeton, Vice-président en charge de la pédagogie, de la vie universitaire, de la recherche et de l'innovation technologique, ainsi que le Professeur KONE Issiaka, Vice-président en charge des relations extérieures, pour l'autorisation de m'inscrire en thèse.

Je suis redevable au Professeur KOUASSI Kouakou Lazare, Directeur de l'Unité de Formation et de Recherche (UFR) Environnement et Co-Directeur de cette thèse, pour son engagement à garantir un cadre d'apprentissage optimal.

J'exprime ma sincère gratitude au Professeur DIEDHIOU Arona, Co-Directeur de cette thèse, pour sa confiance et sa passion pour la recherche. En collaboration avec Professeur KOUASSI Kouakou Lazare, ils ont créé un environnement favorable à la réussite de ce travail.

Je suis reconnaissant au Professeur TIDOU Abiba Sanogo épouse KONE, ex-Présidente de l'UJLoG, pour avoir présidé le jury, ainsi qu'au Professeur KAMAGATE Bamory, Enseignant-Chercheur à l'Université NANGUI ABROGOUA, pour avoir accepté d'évaluer ce travail en tant que rapporteur. Je suis également reconnaissant aux Docteurs Maîtres de Conférences YAO Affoué Berthe épouse TOURE de l'UJLoG et YOROBA Fidèle de l'Université Félix HOUPHOUËT-BOIGNY, pour l'évaluation de ce travail en tant que rapporteur.

Je remercie le Professeur DIBI Brou, Directeur du Laboratoire des Sciences et Technologies de l'Environnement (LSTE) de l'UJLoG pour m'avoir accueilli dans son équipe de recherche.

Mes remerciements s'adressent à la Compagnie Ivoirienne d'Electricité (CIE) pour la mise à disposition des données et l'accès au site de Fayé. Je remercie particulièrement M. ABOUKOI Sika Anicet, Chef de la section exploitation de l'usine de Fayé, dont la collaboration et l'expertise sur le site de Fayé, ont été essentielles à la réalisation de ce travail.

Merci aux autorités du village de Fayé, notamment à M. NIEUPA Serge Patrick, Secrétaire du chef du village, pour son accueil chaleureux et l'autorisation de navigation sur le lac de Fayé.

Je ne saurais oublier le cabinet ENVIMA Consulting, qui m'a intégré dans le projet de renforcement de l'alimentation en eau potable de la ville de San-Pédro à partir du lac de Fayé.

Je suis reconnaissant au Programme d'Appui Stratégique à la Recherche Scientifique (PASRES), particulièrement au Docteur SANGARE Yaya, pour le financement du projet de recherche sur lequel s'est déroulé ce travail de thèse.

Mes remerciements vont également au Danish Hydraulic Institute (DHI) pour l'octroi généreux de la licence internet du logiciel MIKE 21 Flow Model FM, indispensable à cette étude.

Je remercie le Groupe de Recherche en Eau, Climat et Environnement (GRECE) pour son appui scientifique, ainsi que les enseignants de l'UFR Environnement, de l'UJLoG, notamment KOUADIO Zilé Alex, EBLIN Sampah Georges, MANGOUA Oi Mangoua Jules, ANOH Kouao Armand et SORO Tanina Drissa, tous Maîtres de Conférences et Docteur BROU Loukou Alexis et KOUAME Yao Morton, tous deux Maîtres-Assistants pour leurs conseils.

J'exprime également ma gratitude à mes devanciers, particulièrement les Docteurs OBAHOUDJE Salomon, postdoctorant à l'Institut International de la Gestion de l'Eau (Accra, Ghana), KOFFI Bérenger, Assistant à l'Institut National Polytechnique Houphouët Boigny (INPHB), KOFFI Thierry, Maître-Assistant à l'Université NANGUI ABROGOUA, et YANGOULIBA Gnibga Issoufou, Assistant à l'Université Virtuelle du Burkina Faso, pour l'encadrement, la supervision et les conseils. Ma gratitude va aussi à l'endroit des Docteurs OUEDE Gla Blaise, KADJO M'min Marie Florence, GOE Bi Sehi Antoine et KOUASSI Amino Anne-Marie pour la collaboration.

Je remercie les doctorants COULIBALY Wawogninlin Brice, KONATE Yaya, TUO Yaraba, KRE Yon Edwige et KONAN Emile Desmond, pour le soutien fraternel et la collaboration.

Enfin, je tiens à exprimer toute ma reconnaissance à ma famille : mon père, Professeur AKAFFOU Doffou Sélastique, ma mère, AYA Melanie Ouaiï épouse AKAFFOU, ainsi que mes sœurs, pour leur soutien inestimable, tant moral que matériel et financier. Aucune expression ne saurait vraiment rendre compte de l'ampleur de ma gratitude.

Je ne saurais oublier la famille BOLI, en particulier BOLI Ange Désirée, pour son soutien affectif, moral et spirituel.

LISTE DES SIGLES ET ABREVIATIONS

AEP	: Alimentation en Eau Potable
CART	: Classification And Regression Tree
CDFt	: Cumulative Distribution Function-transformation
CFL	: Courant-Friedrich-Lewy
CHG	: Climate Hazards Group
CHIRPS	: Climate Hazard Infrared Precipitation with Station
CHIRTS	: Climate Hazard Infrared Température with Station
CHRS	: Center for Hydrometeorology and Remote Sensing
CIE	: Compagnie Ivoirienne d'Electricité
CMD	: Coefficient Mensuel de Débit
CMIP	: Coupled Model Inter-comparison Project
COP	: Conference of Parties
CORDEX	: Coordinated Regional Climate Downscaling Experiment
CRU	: Climatic Research Unit
CWD	: Consecutive Wet Days
DA-MIP	: Detection and Attribution Model Intercomparison Project
DECK	: Diagnostic, Evaluation and Characterization of Klima
DGE	: Direction Générale de l'Energie
DHI	: Danish Hydraulic Institute
EM	: Erreur moyenne
ETCCDI	: Expert Team on Climate Change Detection and Indices
ETM	: Enhanced Thematic Mapper
GES	: Gaz à Effet de Serre
GIEC	: Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Evolution Climat
GPCC	: Global Precipitation Climatology Centre
GPCP	: Global Precipitation Climatology Project
GPS	: Global Positioning System
GR	: Génie Rural
GridSat	: Satellite Globalement Gridded
GSP	: Grande Saison Pluvieuse
GWP	: Global Water Partnership
HBV	: Hydrologiska Byråns Vattenbalansavdelning
HighResMIP	: High-Resolution Model Intercomparison Project
MCG	: Modèle Climatique Global
MCR	: Modèle Climatique Régional
MDA	: Mean Accuracy Decrease
MDG	: Mean Decrease Gini
MES	: Matière En Suspension
MIP	: Model Intercomparison Projects
MMPE	: Ministère des Mines, du Pétrole et de l'Energie
MNT	: Modèle Numérique de Terrain
MVS	: Machine à Vecteur de Support
NASA	: National Aeronautics and Space Administration
OMM	: Organisation Météorologique Mondiale
PDU	: Programme de Décentralisation des Universités
PEMA	: Pourcentage d'Erreur Moyenne Absolue
PERSIANN	: Precipitation Estimation from Remotely Sensed Information using Artificial Neural Networks-Climate Data Record
CDR	: Artificial Neural Networks-Climate Data Record
PNT	: Parc National de Tai

PPS	: Produit de Précipitation Satellitaires
PRCPTOT	: Précipitation Totale
PSP	: Petite Saison Pluvieuse
R1mm	: Nombre de jours pluvieux
R99pTOT	: Jours très pluvieux (extrêmement pluvieux)
RCM	: Regional Climate Model
RCP	: Representative Concentration Pathways
Rx1day	: Hauteur maximale de précipitation d'un jour
Rx5day	: Cumul maximal des précipitations sur 5 jours consécutifs
SCS	: Soil Conservation Service
SDII	: Intensité de pluie
SIG	: Système d'Information Géographique
SODEXAM	: Société d'Exploitation et de Développement Aéroportuaire, Aéronautique et Météorologique
SPI	: Indice de Précipitation Standardisé
SSP	: Shared Socioeconomic Pathways
SSR	: Singularity Stochastic Removal
SVM	: Support Vector Machines
TAMSAT	: Tropical Applications of Meteorology using Satellite data and ground-based observations
TM	: Thematic Mapper
TRMM	: Tropical Rainfall Measuring Mission
UNWWD	: United Nation World Water Development
WCRP	: World Climate Research Program

LISTE DES TABLEAUX

Tableau I : Caractéristiques morphologiques du bassin versant d'étude	7
Tableau II : Coefficients mensuels de débits du fleuve San-Pédro	11
Tableau III : Données de stations climatiques utilisées	51
Tableau IV : Brève description des sept modèles CMIP6 utilisés	53
Tableau V : Description des images satellitaires utilisées	54
Tableau VI : Classification du SPI	61
Tableau VII : Indices de pluie utilisés.....	63
Tableau VIII : Classement des PPS.....	90
Tableau IX : Comparaison entre les PSS à la station de Fayé et Téréagui	90
Tableau X : Comparaison de la température moyenne CHIRTS à l'observation à l'aide des indicateurs statistiques à la station de San-Pédro.....	92
Tableau XI : Fréquence des évènements extrêmes sur la période historique (1982-2021)....	94
Tableau XII : F-score des classes d'occupation du sol de 1986, 2004 et 2022.....	122
Tableau XIII : Coefficient de Kappa et précision globale des cartes d'occupation du sol de 1986, 2004 et 2022	123
Tableau XIV : Evolution des classes d'occupation du sol entre 1986 et 2022	126
Tableau XV : Evolution des coefficients de ruissèlement moyen entre 1986 et 2022.....	126
Tableau XVI : Tendance évolutive des débits simulés dans le futur	133
Tableau XVII : Rapport besoin-disponibilité en eau du lac de Fayé	148
Tableau XVIII : Variation saisonnière des épaisseurs de dépôts dans le lac de Fayé.....	151

LISTE DES FIGURES

Figure 1 : Carte de présentation de la zone d'étude	6
Figure 2 : Diagramme ombrothermique à la station de San-Pédro (1991-2020).....	8
Figure 3 : Carte du relief du bassin versant d'étude.....	9
Figure 4 : Courbe hypsométrique du bassin versant d'étude	9
Figure 5 : Réseau hydrographique du bassin versant d'étude	10
Figure 6 : Carte géologique du bassin versant d'étude	12
Figure 7 : Vue du barrage hydroélectrique de Fayé	13
Figure 8 : Exemple d'un modèle atmosphérique utilisé à l'Institut Pierre-Simon Laplace ...	19
Figure 9 : Anomalies de températures moyennes globales par rapport à la période 1850-1900.....	23
Figure 10 : Données linéaires séparables avec MVS	26
Figure 11 : Données non linéaires séparables avec MVS	28
Figure 12 : Représentation schématique d'un arbre de décision.....	35
Figure 13 : Représentation des flux volumiques perpendiculaires aux faces des éléments ...	45
Figure 14 : Représentation schématique d'un maillage de cellules pour un calcul bidimensionnel	46
Figure 15 : Matériel de terrain.....	49
Figure 16 : Matériel de laboratoire.....	50
Figure 17 : Carte du contour des scènes des images Landsat couvrant la zone d'étude	54
Figure 18 : Processus de sélection du meilleur PPS et validation du produit de CHIRTS	57
Figure 19 : Processus de comparaison des méthodes d'ajustement du biais	64
Figure 20 : Processus de réalisation des cartes d'occupation du sol	68
Figure 21 : Carte des points de contrôle.....	69
Figure 22 : Processus de modélisation en deux étapes avec la forêt aléatoire	74
Figure 23 : Réhabilitation de la station de Rapide Grah	75
Figure 24 : Stations de prélèvements d'échantillons d'eau et de sédiments	76
Figure 25 : Levés bathymétriques du lac de Fayé	77
Figure 26 : Etapes de génération du maillage	78
Figure 27 : Maillage du lac de Fayé.....	79
Figure 28 : Interpolation du maillage avec la bathymétrie.....	79
Figure 29 : Comparaison entre la moyenne et l'écart-type des PPS et l'observation au pas de temps journalier à la station de Fayé et de Téréagui	86

Figure 30 : Comparaison des PPS basée sur le coefficient de corrélation, l’EM et le PEMA à la station de Fayé et de Téréagui à l’échelle journalière	87
Figure 31 : Comparaison entre la moyenne et l’écart-type des PPS et l’observation à la station de Fayé et de Téréagui.....	88
Figure 32 : Comparaison des PPS en utilisant le coefficient de corrélation, l’EM et le PEMA à la station de Fayé et de Téréagui à l’échelle mensuelle	89
Figure 33 : Comparaison entre la moyenne et l’écart-type de la température moyenne CHIRTS et l’observation à la station de San-Pédro	91
Figure 34 : Evolution du SPI à l’échelle 12 mois sur la période 1982-2021	92
Figure 35 : Durée des épisodes secs et humides au cours de la période historique (1982-2021).....	93
Figure 36 : Evolution des indices de pluie au cours de la période 1982-2021 à l’échelle annuelle	95
Figure 37 : Evolution des indices de pluie au cours de la période 1982-2021 à l’échelle de la GSP.....	96
Figure 38 : Evolution des indices de pluie au cours de la période 1982-2021 à l’échelle de la PSP.....	97
Figure 39 : Matrice de corrélation entre les indices de pluie et les débits maxima (Qmax)	99
Figure 40 : Comparaison des méthodes CDFt, Delta et Scaling au cours de la période de validation (2011-2014).....	101
Figure 41 : Evolution du SPI à l’échelle de 12 mois dans le court, moyen et long terme ...	103
Figure 42 : Début, fin et durée des évènements des épisodes secs et humides dans le court, moyen et long terme.....	105
Figure 43 : Fréquence des évènements extrêmes considérés dans le court, moyen et long terme, relativement à la période de référence.....	106
Figure 44 : Comparaison des indices de pluie dans le court, moyen et long terme, par rapport à la période de référence à l’échelle annuelle	109
Figure 45 : Comparaison des indices de pluie dans le court, moyen et long terme, par rapport à la période de référence à l’échelle de la GSP.....	111
Figure 46 : Comparaison des indices de pluie dans le court, moyen et long terme, par rapport à la période de référence à l’échelle de la PSP	113
Figure 47 : Cartes d’occupation du sol de 1986, 2004 et 2022	124

Figure 48 : Evaluation des métriques de la performance de la forêt aléatoire pour les deux étapes.....	130
Figure 49 : Evolution des débits simulés et observés à l'échelle mensuelle.....	131
Figure 50 : Evolution des débits simulés et observés à l'échelle intra-annuelle.....	131
Figure 51 : Taux de variation des débits annuels dans le court, moyen et moyen terme, par rapport à la période de référence.....	135
Figure 52 : Carte bathymétrique du lac de Fayé de 2021.....	140
Figure 53 : Indicateurs de performance du modèle hydrodynamique.....	141
Figure 54 : Niveaux d'eau simulés et observés au cours de la calibration et des validations.....	143
Figure 55 : Carte de la distribution spatiale des vitesses au cours de la GSP.....	144
Figure 56 : Evolution des niveaux d'eau en fonction des prélèvements.....	146
Figure 57 : Courbes de capacité du lac de Fayé.....	149
Figure 58 : Carte de distribution spatiale des épaisseurs de dépôts dans le lac de Fayé au cours des périodes de simulation.....	150
Figure 59 : Carte de l'influence de l'ouverture de la vanne de vidange sur les épaisseurs de dépôts au cours de la GSP.....	152

LISTE DES ANNEXES

Annexe 1: distribution spatiale des indices de pluie à l'échelle annuelle sur la période 1990-2014

Annexe 2 : distribution spatiale des indices de pluie à l'échelle de la GSP sur la période 1990-2014

Annexe 3 : distribution spatiale des indices de pluie à l'échelle de la PSP sur la période 1990-2014

Annexe 4 : distribution spatiale du coefficient de corrélation pour les méthodes CDFt, delta et Scaling au cours de la calibration (2011-2014) à l'échelle journalière

Annexe 5 : distribution spatiale de l'erreur moyenne pour les méthodes CDFt, delta et Scaling au cours de la calibration (2011-2014) à l'échelle journalière

Annexe 6 : distribution spatiale du pourcentage d'erreur moyenne absolue pour les méthodes CDFt, delta et Scaling au cours de la calibration (2011-2014) à l'échelle journalière

Annexe 7 : distribution spatiale du coefficient de corrélation pour les méthodes CDFt, delta et Scaling au cours de la calibration (2011-2014) à l'échelle mensuelle

Annexe 8 : distribution spatiale de l'erreur moyenne pour les méthodes CDFt, delta et Scaling au cours de la calibration (2011-2014) à l'échelle mensuelle

Annexe 9 : distribution spatiale du pourcentage d'erreur moyenne absolue pour les méthodes CDFt, delta et Scaling au cours de la calibration (2011-2014) à l'échelle mensuelle

Annexe 10 : comparaison entre les pluies ajustées avec la méthode Delta et l'observation à l'échelle intra-annuelle au cours de la calibration et de la validation

Annexe 11 : comparaison entre les températures moyennes ajustées avec la méthode Delta et l'observation à l'échelle intra-annuelle au cours de la calibration et de la validation

Annexe 12 : indices pluie à l'échelle annuelle sous le scénario SSP1-2.6 dans le court, moyen et long terme

Annexe 13 : indices pluie à l'échelle annuelle sous le scénario SSP2-4.5 dans le court, moyen et long terme

Annexe 14 : indices pluie à l'échelle annuelle sous le scénario SSP5-8.5 dans le court, moyen et long terme

Annexe 15 : indices pluie à l'échelle de la grande saison pluvieuse sous le scénario SSP1-2.6 dans le court, moyen et long terme

Annexe 16 : indices pluie à l'échelle de la grande saison pluvieuse sous le scénario SSP2-4.5 dans le court, moyen et long terme

Annexe 17 : indices pluie à l'échelle de la grande saison pluvieuse sous le scénario SSP5-8.5 dans le court, moyen et long terme

Annexe 18 : indices pluie à l'échelle de la petite saison pluvieuse sous le scénario SSP1-2.6 dans le court, moyen et long terme

Annexe 19 : indices pluie à l'échelle de la petite saison pluvieuse sous le scénario SSP2-4.5 dans le court, moyen et long terme

Annexe 20 : indices pluie à l'échelle de la petite saison sous le scénario SSP5-8.5 dans le court, moyen et long terme

Annexe 21 : Débits entrants dans le lac de Fayé simulés sous le scénario SSP1-2.6 dans le court, moyen et long terme

Annexe 22 : Débits entrants dans le lac de Fayé simulés sous le scénario SSP2-4.5 dans le court, moyen et long terme

Annexe 23 : Débits entrants dans le lac de Fayé simulés sous le scénario SSP5-8.5 dans le court, moyen et long terme

Annexe 24 : Taux de variation des débits au cours de la grande saison pluvieuse dans le court, moyen et moyen terme, par rapport à la période de référence

Annexe 25 : Taux de variation des débits au cours de la petite saison pluvieuse dans le court, moyen et moyen terme, par rapport à la période de référence

INTRODUCTION

Les lacs créés par les barrages hydroélectriques jouent un rôle central dans le développement socio-économique. En tant que réservoirs multifonctionnels, ils contribuent à l'alimentation en eau potable (AEP), à l'irrigation, à l'industrie, à la régulation des flux hydriques et à la prévention des inondations (IHA, 2020). Par ailleurs, ils constituent une ressource stratégique pour la production d'énergie hydroélectrique, qui représente la première source d'énergie renouvelable dans le monde, avec une contribution de 16% à la production mondiale. En Afrique, l'hydroélectricité couvre 15 % des besoins énergétiques du continent (Berahab, 2019) et apparaît comme un levier essentiel de la transition énergétique, en lien avec les engagements climatiques internationaux, notamment ceux pris lors de la vingt-septième Conférence des Parties (COP27) (UNFCCC, 2023).

Cependant, les effets du changement climatique, notamment l'augmentation de la fréquence et l'intensité des extrêmes climatiques, constituent une menace croissante pour la durabilité des hydrosystèmes. La production hydroélectrique dépend fortement de la disponibilité en eau des cours d'eau et des réservoirs, elle-même influencée par les conditions climatiques, principalement les précipitations. Entre 2001 et 2018, 74 % des catastrophes naturelles dans le monde étaient liées à l'eau, causant d'importantes pertes humaines et économiques (UNWWD, 2020). L'Afrique, particulièrement vulnérable, a enregistré plus de 900 catastrophes liées à l'eau au cours de cette période, avec un impact humain considérable (IPCC, 2023). Outre les aléas climatiques, les pressions anthropiques liées à la croissance démographique, à l'urbanisation et à la déforestation compromettent le bon fonctionnement des hydrosystèmes. L'érosion et le transport de sédiments entraînent le comblement progressif des réservoirs, réduisant leur capacité de stockage (Meledje *et al.*, 2014 ; Koffi *et al.*, 2023).

Dans le cadre de sa transition énergétique, la Côte d'Ivoire mise sur l'hydroélectricité, en cohérence avec ses engagements climatiques (Koua *et al.*, 2015). Depuis la mise en service du barrage de Soubré en 2017, la part de l'hydroélectricité dans la production nationale est passée de 14% à 23% (MMPE, 2017). Il est important de noter que la production d'électricité verte en Côte d'Ivoire est assurée par les sept barrages hydroélectriques dont dispose le pays. Ces barrages sont : Soubré (275 MW), Taabo (210 MW), Kossou (174 MW), Buyo (165 MW), Ayamé 1 et 2 (20 et 30 MW, respectivement), et Fayé (5 MW). Selon un rapport de la Direction Générale de l'Energie (DGE), le barrage hydroélectrique de Fayé n'a pas fonctionné en 2019. En effet, outre l'inondation de 2003, une inondation survenue en 2017 a gravement endommagé les installations, entraînant une interruption de la production d'électricité (Akaffou *et al.*, 2024). Or, à l'avenir, des projets gouvernementaux prévoient la construction d'une station de pompage

pour l'AEP de la ville de San-Pédro et ses environs à partir du lac de Fayé, et la réhabilitation des installations pour la reprise de la production hydroélectrique (Akaffou *et al.*, 2024). Cette situation soulève la question de l'allocation de la ressource en eau durant les périodes de sécheresse, lorsque les apports en eau sont faibles. À l'inverse, pendant la saison des pluies, les apports en eau pourraient être suffisants pour couvrir l'ensemble des usages. Néanmoins, les inondations représentent une menace pour la sécurité des infrastructures et la préservation de l'environnement.

L'absence de stations de mesure des données hydro-climatiques et le manque de longues chroniques de données continues dans cette zone limitent les études scientifiques pouvant aider le gestionnaire de ce barrage à mieux planifier ses activités. La caractérisation de la variabilité hydro-climatique et de la dynamique de l'occupation du sol dans le bassin versant du fleuve San-Pédro ont fait l'objet de plusieurs études qui ont utilisé des approches méthodologiques distinctes. Fadika (2012) a caractérisé la variabilité climatique sur la période 1975-2000. Une actualisation a été faite plus tard sur la période 1975-2015 par Konin *et al.* (2021). Fadika (2012) a recouru au modèle GR2M pour simuler les débits du fleuve San-Pédro qui était considéré comme non jaugé, démontrant ainsi l'utilité des outils de modélisation en contexte de données lacunaires. Les défis posés par l'absence de données *in situ* restent critiques. De plus, l'évolution des pluies extrêmes dans le passé, ainsi que leur évolution potentielle dans le futur, sous l'effet des changements climatiques, restent méconnues. Le gestionnaire de ce barrage ne dispose pas d'informations sur l'évolution potentielle des débits futurs entrant dans ce barrage. Au niveau de l'occupation du sol, Konin *et al.* (2021) ont utilisé l'algorithme traditionnel Maximum de Vraisemblance pour classifier les images Landsat 5 TM de 1986 et Landsat 7 Oli de 2015. Avec l'émergence de l'intelligence artificielle, notamment l'apprentissage automatique qui est réputé pour être plus précis, une actualisation de ces travaux est nécessaire. Aussi, le gestionnaire ne maîtrise pas l'évolution du rythme d'envasement et la disponibilité en eau de ce lac pour l'hydroélectricité et l'AEP. Dans ce contexte, une question centrale se pose : Comment les facteurs hydro-climatiques et les pressions anthropiques influencent-ils la disponibilité en eau du lac de Fayé ?

Pour répondre à cette question, ce travail de thèse qui a pour thème « **Optimisation du fonctionnement hydrologique d'un barrage à usages multiples : cas du barrage hydroélectrique de Fayé (Sud-Ouest, Côte d'Ivoire)** » a été initié dans le cadre du projet CSRS/PASRES N°262 intitulé « **Développement de services climatiques et indicateurs** »

environnementaux pour l'optimisation de la gestion du barrage hydroélectrique de Fayé (Sud-Ouest Côte d'Ivoire) ».

Cette thèse a pour objectif général d'évaluer la réponse hydrologique du bassin versant du fleuve San-Pédro au barrage de Fayé, dans un contexte de changements climatiques et de pressions anthropiques. Spécifiquement, cette étude se propose de :

- Caractériser les extrêmes de pluie dans le bassin versant du fleuve San-Pédro au barrage hydroélectrique de Fayé ;
- Caractériser la dynamique de l'occupation du sol dans le bassin versant du fleuve San-Pédro au barrage hydroélectrique de Fayé ;
- Simuler la réponse hydrologique du bassin versant du fleuve San-Pédro au barrage hydroélectrique de Fayé ;
- Simuler le fonctionnement hydro-sédimentaire du lac de Fayé.

Ce manuscrit de thèse comprend trois parties :

- La première partie, intitulée « Généralités », présente les généralités sur la zone d'étude, les Produits de Précipitation Satellitaires (PPS), le changement climatique, l'apprentissage automatique et le modèle MIKE 21 Flow Model FM.
- La deuxième partie intitulée « Matériel et méthodes » décrit les données, le matériel de terrain et de laboratoire utilisé, ainsi que les logiciels. En outre, elle expose la démarche méthodologique utilisée dans la réalisation de ce travail de thèse.
- La troisième partie expose et discute les principaux résultats obtenus.

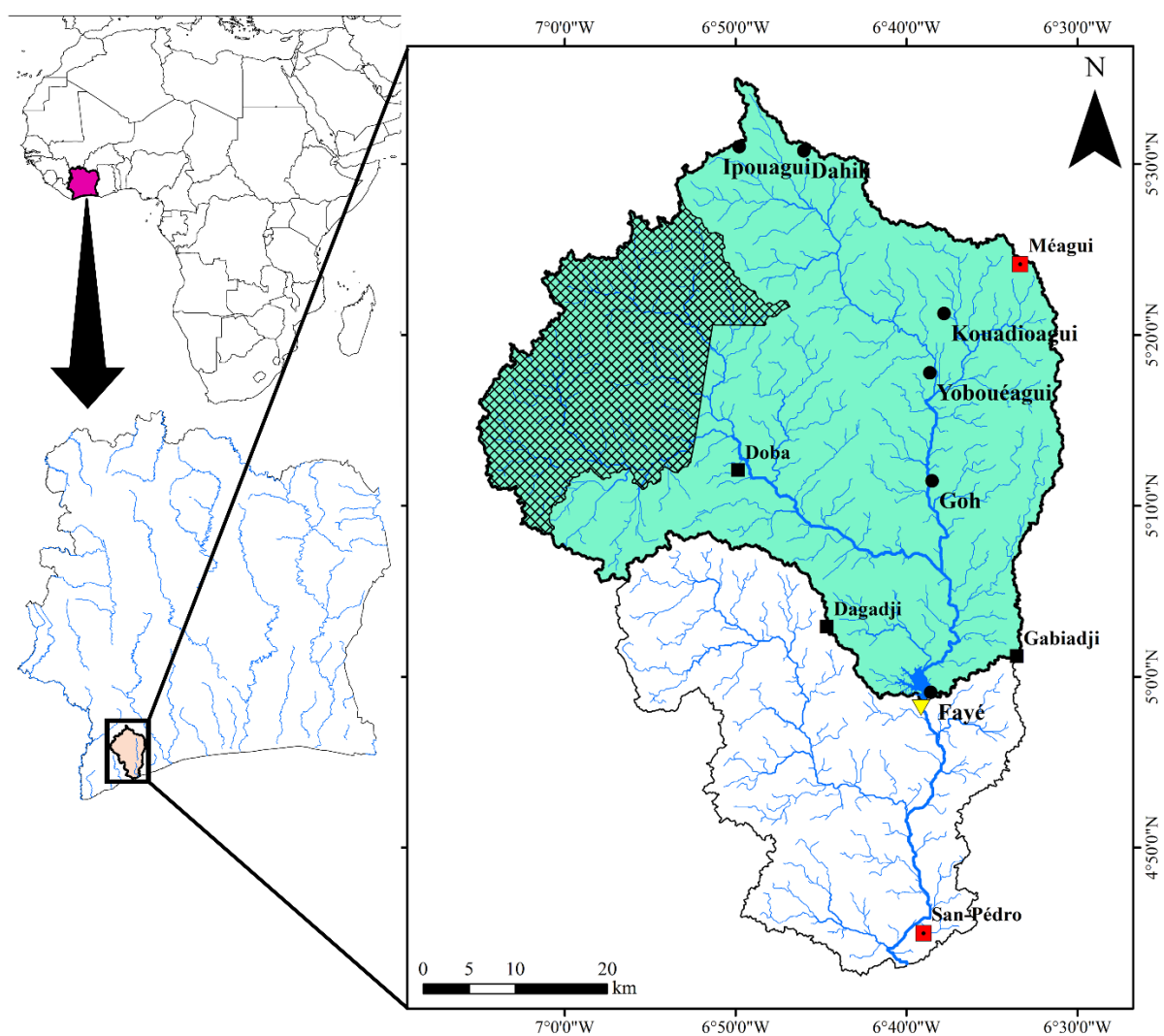
Enfin, une conclusion présente une synthèse des principaux résultats, suivie de recommandations et de perspectives de recherche.

PARTIE I : GENERALITES

CHAPITRE 1 : CARACTERISTIQUES DU BASSIN VERSANT D'ETUDE

1.1- Situation géographique

La présente étude porte sur le bassin versant du fleuve San-Pédro, avec pour exutoire le barrage hydroélectrique de Fayé (Figure 1). Le bassin versant d'étude est situé au Sud-ouest de la Côte d'Ivoire entre les longitudes 6°30' et 7°10' Ouest et les latitudes 4°40' et 5°40' Nord. Sa superficie est d'environ 2 432 km², dont 580 km² (24%) sont occupés par le Parc National de Taï (PNT), situé dans sa partie Nord-ouest.



Légende

- | | | | |
|--|------------------------------------|--|---------------------------------|
| | Bassin versant du fleuve San-Pédro | | Réseau hydrographique |
| | Bassin versant d'étude | | Chef lieu de département |
| | Parc National de Taï | | Chef-lieu de sous-préfecture |
| | Lac de Fayé | | Village |
| | | | Barrage hydroélectrique de Fayé |

Figure 1 : Carte de présentation de la zone d'étude

1.2- Caractéristiques morphométriques

Les caractéristiques morphométriques déterminées pour le bassin versant d'étude sont la surface (A), le périmètre (P), la longueur (L) et la largeur (l) du rectangle équivalent, et le coefficient de compacité de Gravelius (Kc). Ces caractéristiques ont été déterminées à partir du Modèle Numérique de Terrain (MNT) de résolution 12,5 m, disponible sur le site <https://search.asf.alaska.edu/#/>. Pour ce faire, après l'extraction du bassin versant d'étude, Kc a été calculé à partir de l'équation 1, après avoir déterminé A et P. Le coefficient de compacité de Gravelius permet de connaître la forme d'un bassin versant.

$$K_c = \frac{P}{2\sqrt{(\pi \times A)}} = 0,28 \times \frac{P}{\sqrt{(A)}} \quad (1)$$

Kc = 1 indique un bassin versant parfaitement arrondi. Plus Kc augmente, plus le bassin versant est allongé (Bendjoudi & Hubert, 2002). L et l ont été calculés à partir des équations (2) et (3) :

$$L = \frac{K_c \times \sqrt{A}}{1,12} \times \left[1 + \sqrt{\left(1 - \left(\frac{1,12}{K_c}\right)^2\right)} \right] \quad (2)$$

$$l = \frac{K_c \times \sqrt{A}}{1,12} \times \left[1 - \sqrt{\left(1 - \left(\frac{1,12}{K_c}\right)^2\right)} \right] \quad (3)$$

Le Tableau I ci-dessous présente les caractéristiques de forme du bassin d'étude. Le coefficient de Gravelius obtenu (Kc = 1,82) est supérieur à 1. Ainsi, le bassin versant d'étude est de forme allongée. Le rectangle équivalent a une longueur de 143 km et une largeur de 17 km.

Tableau I : Caractéristiques morphologiques du bassin versant d'étude

Surface (km ²)	Périmètre (km)	Rectangle équivalent		Coefficient de compacité (Kc)
		Longueur (km)	Largeur (km)	
2 432	318	143	17	1,82

1.3- Climat

Le bassin versant d'étude est sous l'influence du climat équatorial de transition caractérisé par quatre saisons (Figure 2) :

- la grande saison sèche s'étend de décembre à mars, avec quelques pluies isolées. C'est la saison la plus chaude de l'année, particulièrement entre février et mars (Fadika, 2012) ;

- la grande saison pluvieuse couvre les mois d'avril à juillet. Elle est caractérisée par les alizés humides qui soufflent sur le Sud du pays avec l'ascension du front intertropical. De plus, la mousson provoque de nombreux orages et environ deux tiers des précipitations annuelles sont enregistrées au cours de cette saison (Fadika, 2012) ;
- la petite saison sèche, d'août à septembre, avec un ralentissement des pluies ;
- la petite saison pluvieuse s'étend d'octobre à novembre. Elle se déroule avec une reprise des pluies dues au deuxième passage du front intertropical (Fadika, 2012).

Le cumul pluviométrique annuel est de 1 419 mm et la température moyenne est de 26,46°C à la station de San-Pédro sur la période 1991-2020.

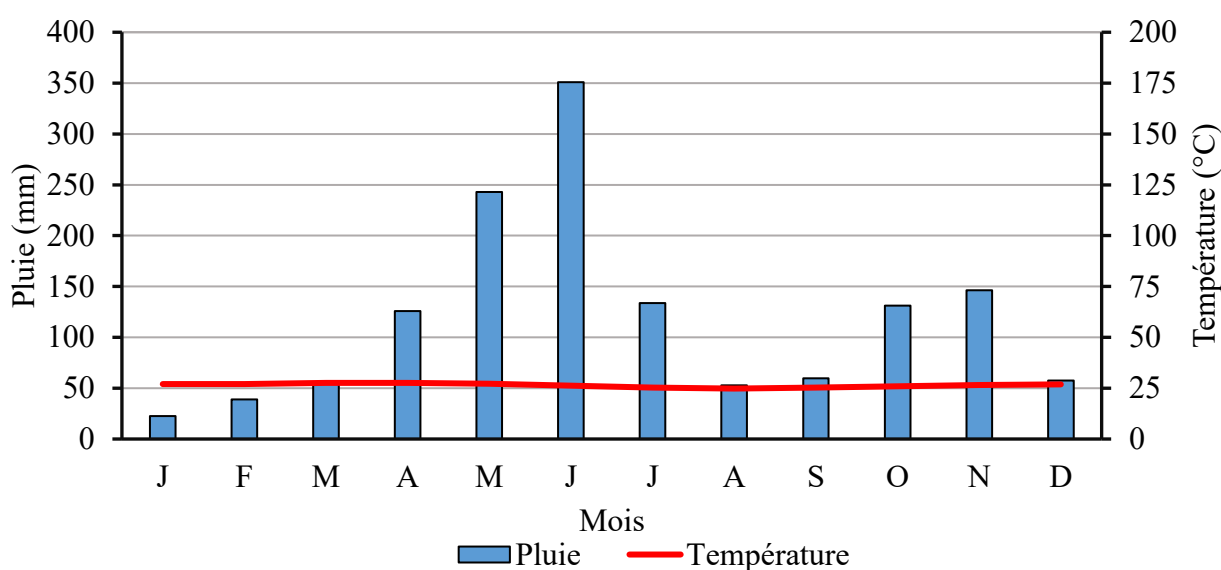


Figure 2 : Diagramme ombrothermique à la station de San-Pédro (1991-2020)

1.4- Relief

Le relief du bassin versant d'étude est monotone et peu accentué. Il est composé de plaines et de bas-plateaux pouvant atteindre 200 m d'altitude (Fadika, 2012). Cependant, quelques montagnes culminant à plus de 437 m (Molinier, 1972), situées dans la partie Ouest du bassin versant d'étude, viennent rompre cette monotonie (Figure 3).

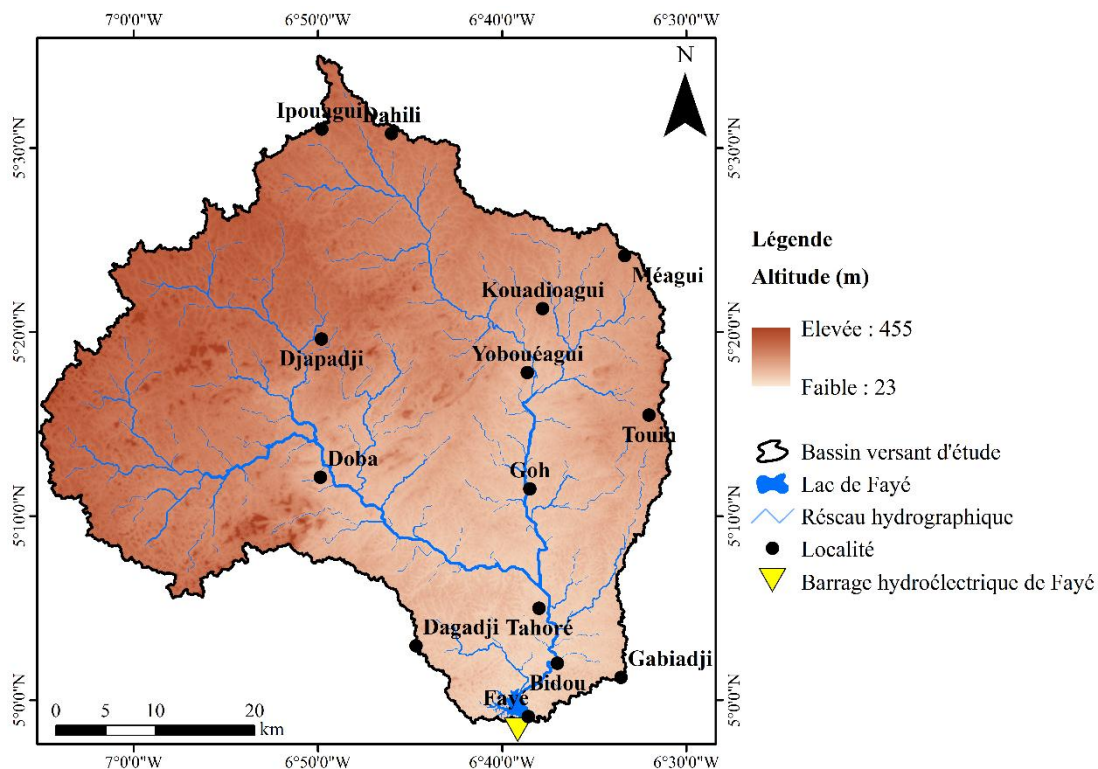


Figure 3 : Carte du relief du bassin versant d'étude

Sur le plan hypsométrique (Figure 4), seulement 4% du bassin versant d'étude ont une altitude supérieure à 260 m. La moitié du bassin versant d'étude a une altitude supérieure à 165 m, et 90% a une altitude supérieure à 80 m.

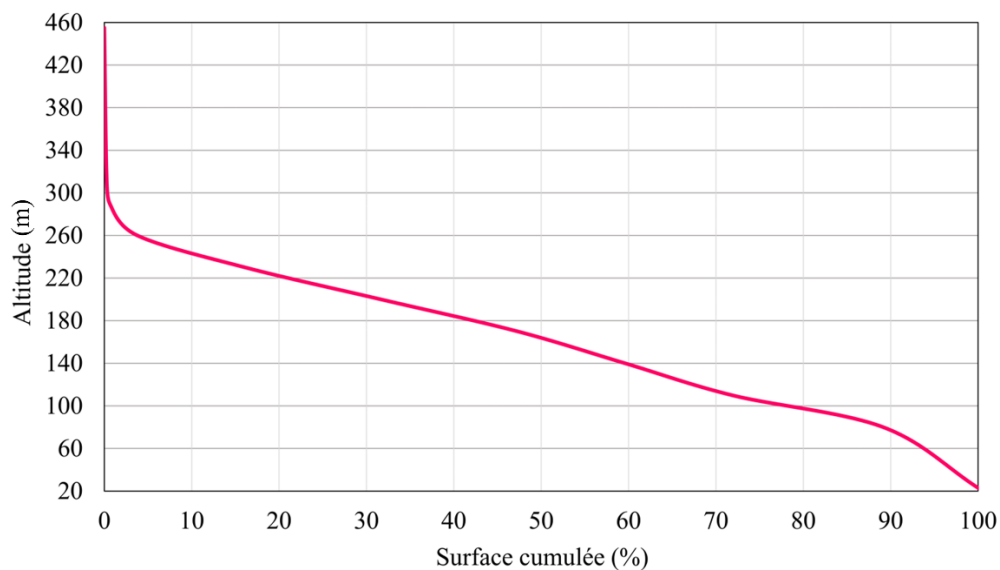


Figure 4 : Courbe hypsométrique du bassin versant d'étude

1.5- Hydrographie

Le bassin versant d'étude est drainé par le fleuve San-Pédro et son principal affluent qui est la rivière Goh (Figure 5). Le fleuve San-Pédro prend sa source dans le PNT, tandis que la rivière Goh prend sa source entre Ipouagui et Dahili. Ces deux affluents se rejoignent en amont du village de Tahoré, et sont rejoints par de petits affluents jusqu'au barrage hydroélectrique de Fayé.

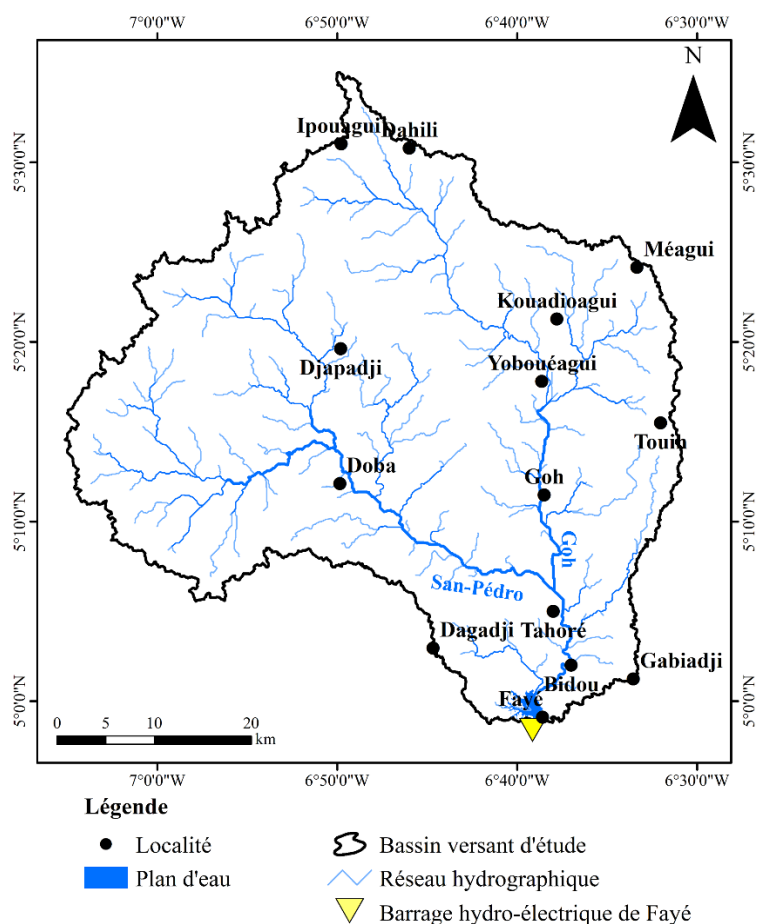


Figure 5 : Réseau hydrographique du bassin versant d'étude

Le régime hydrologique du fleuve San-Pédro a été déterminé en calculant le Coefficient Mensuel de Débit (CMD), à partir des débits entrant dans le lac de Fayé sur la période 1999-2019. Le CMD indique que le régime hydrologique du fleuve San-Pédro est calqué sur le régime pluviométrique de la zone. Ainsi, il existe deux périodes de hautes eaux et deux périodes de basses eaux (Tableau II). Les périodes de hautes eaux s'étendent de mai à juillet pour la première, et de septembre à novembre pour la seconde. Les deux périodes de basses eaux s'étendent de décembre à avril pour la première, et en août pour la seconde. Le débit moyen

annuel du fleuve San-Pédro à l'entrée du barrage de Fayé au cours de la période 1999-2019 est d'environ 34 m³/s.

Tableau II : Coefficients mensuels de débits du fleuve San-Pédro

Mois	J	F	M	A	M	J	J	A	S	O	N	D
CMD	0,2	0,3	0,4	0,5	1	2,3	1,3	0,6	1,1	1,7	1,8	0,7
Période	Basses eaux				Hautes eaux			Basses eaux	Hautes eaux			Basses eaux

1.6- Végétation

Le bassin versant d'étude appartient à la zone de la forêt dense et humide du domaine guinéen. Cette zone est caractérisée par une forêt luxuriante appelée « Forêt sempervirente » (Monnier *et al.*, 1974). Elle est riche en espèces nobles, notamment l'acajou, l'okoumé et le teck. Cette forêt comptait au moins cent trente espèces d'arbres pouvant atteindre environ 30 à 40 m de hauteur, environ cent vingt espèces pouvant atteindre 20 à 25 m, et trois cent cinquante espèces d'arbustes (Fadika, 2012). Toutefois, il existe des zones pauvres en grands arbres, avec un sous-bois épais. Ces zones sont riches en lianes et en arbustes (Dé Lasmé, 2013). La végétation est constituée des espèces *Mapania spp* et *Diospyros spp* dont le feuillage se renouvelle de façon continu (Dé Lasmé, 2013). Il est important de noter qu'une partie du PNT (580 km², soit 10,8% de la superficie totale du PNT estimée à 5 360 km²) est située au Nord-ouest de la zone d'étude.

1.7- Pédologie

Les trois types de sols rencontrés dans cette zone sont (Doumbia *et al.*, 2021) :

- les sols ferrallitiques des collines et plateaux présentent une faible teneur en matières organiques ;
- les sols hydromorphes (riches en colluvions), dont la richesse est favorable à l'agriculture. Ils sont principalement rencontrés dans les bas-fonds ;
- les sols alluviaux des plaines, qui sont argileux et riches en alluvions. Ces sols sont propices aux cultures de rente et aux cultures vivrières.

Les sols ferrallitiques fortement désaturés sont répandus dans quasiment toute la région de San-Pédro.

1.8- Géologie

Il existe plusieurs formations géologiques bien distinctes dans le bassin versant d'étude, qui est situé en zone de socle précambrien, avec un sous-sol qui appartient au domaine protérozoïque de la Côte d'Ivoire (Dé Lasmé, 2013). La géologie de cette zone (Figure 6) est composée, sur

le plan pétrographique, de roches cristallines et cristallophylliennes : granites, granodiorites, migmatites et gneiss. Deux déformations majeures ont affecté cette partie du pays selon les travaux de Papon & Lemarchand (1973) et Yacé (2002) : une tectonique tangentielle caractérisée par le style plicatif et la mise en évidence des plis isoclinaux à plans axiaux sub-verticaux, et une tectonique cassante caractérisée par de nombreuses fractures d'extension locale à régionale. La succession des événements tectoniques dans cette région a conduit à une fracturation très développée.

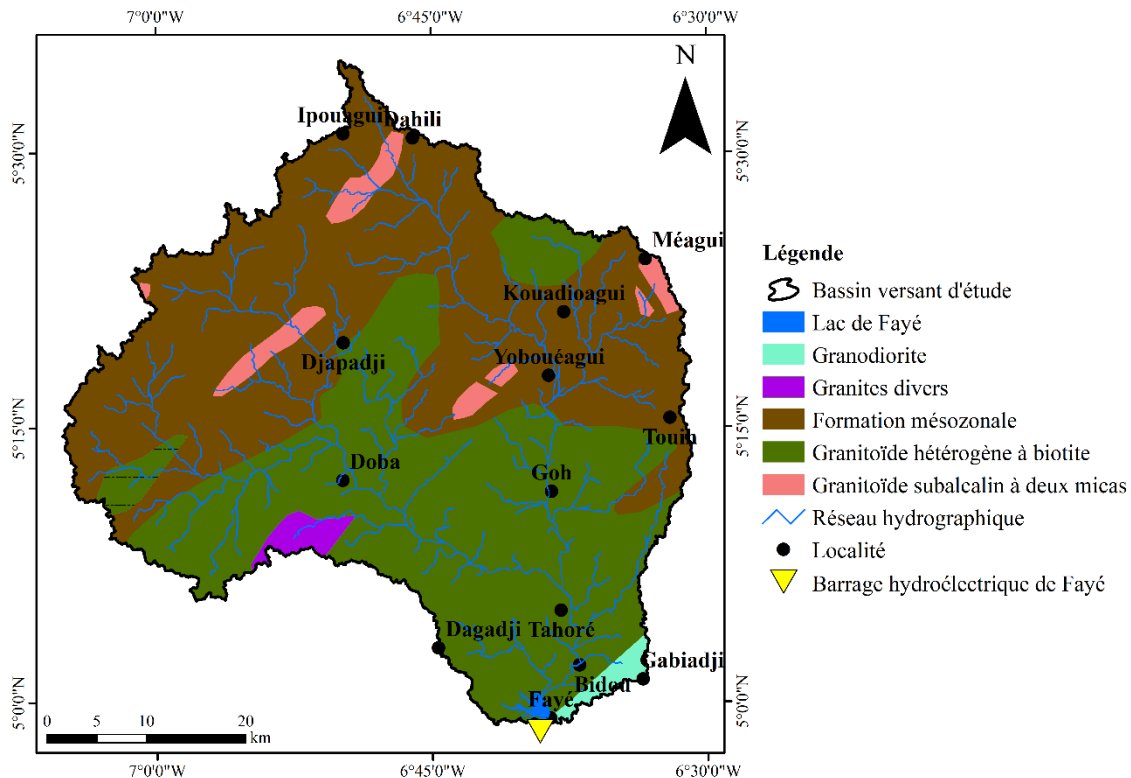


Figure 6 : Carte géologique du bassin versant d'étude

1.9- Barrage hydroélectrique de Fayé

Le barrage hydroélectrique de Fayé (Figure 7) est un barrage en terre construit à partir des années 1978, et mis en service depuis 1983 (Da Costa & Dietoa, 2007). Il est utilisé pour la production d'énergie hydroélectrique, l'agriculture et la pêche. La production de ce barrage hydroélectrique est de 10 Mégawatts (2×5 MW). Le déversoir (Figure 7a) s'étend sur environ 80 m et le lac (Figure 7b) créé par le barrage hydroélectrique de Fayé s'étend sur une superficie de 16,28 km² et comprend environ 11,24 km² de zones inondables (Da Costa & Dietoa, 2007).

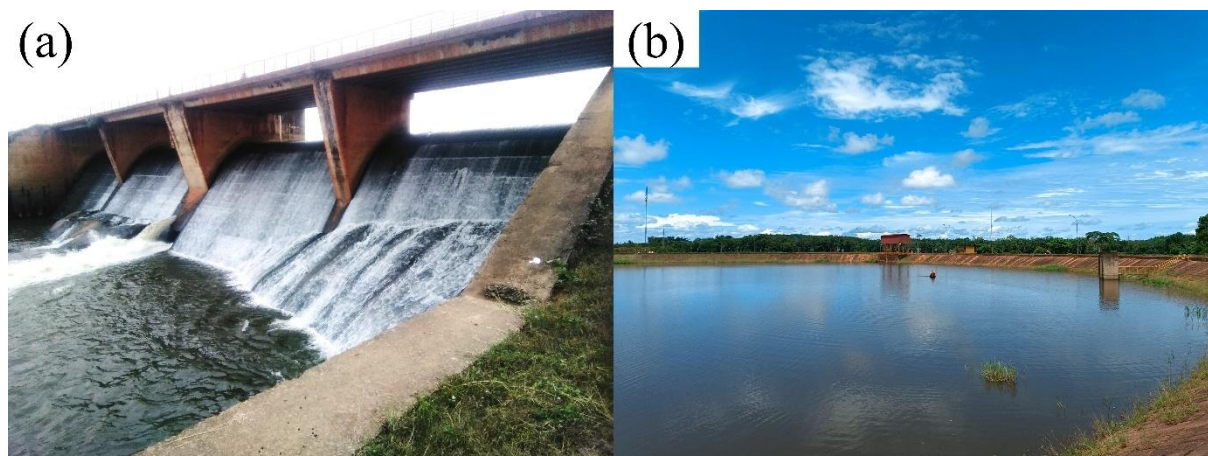


Figure 7 : Vue du barrage hydroélectrique de Fayé

a : Déversoir, b : Plan d'eau

1.10- Situation socio-économique

La région de San-Pédro, qui occupe la majeure partie du bassin versant d'étude, dispose d'un aéroport et d'un port situé dans la ville de San-Pédro. Le port, les scieries et les usines assurent l'essor économique de la région, en faisant de celle-ci le deuxième pôle économique de la Côte d'Ivoire, après Abidjan (Dé Lasme, 2013). La population du bassin versant d'étude est estimée à 423 731 habitants, d'après le recensement général de la population et de l'habitat (INS, 2022). La population autochtone dans cette zone est essentiellement constituée des Bakwé (Ouattara *et al.*, 2018) et la population allochtone est constituée des Baoulé et des Malinké (Dé Lasme, 2013). Par ailleurs, la population allogène comprend les Bambaras, Bozos, Dogons, Kados, Koulés, Marakas, Malinkés, Peuls, Somonon et Sonraï (Da Costa & Dietoa, 2007). Il est important de noter que l'agriculture est la principale source de revenu des populations de cette région. Le bassin versant d'étude est une zone d'intense agriculture dominée par les plantations de cacao, de palmier à huile et d'hévéa (Ouattara *et al.*, 2018). En effet, le Sud-Ouest est la deuxième zone avec les plus vastes surfaces plantées en hévéa (Benoist & Lecompte, 2020) et l'une des principales zones de production de cacao (Adomon, 2014).

Conclusion partielle

Le bassin versant du fleuve San-Pédro avec pour exutoire le barrage hydro-électrique de Fayé est situé au Sud-ouest de la Côte d'Ivoire. Ce bassin versant de forme allongée a une superficie d'environ 2 432 km², dont 580 km² (environ 24%) occupé par le Parc National de Taï. Il est sous l'influence du climat équatorial de transition et est caractérisé par un relief monotone et peu accentué. Le fleuve San-Pédro qui draine le bassin, est alimenté par la rivière Goh. Son régime hydrologique, calqué sur le régime pluviométrique, présente deux périodes de hautes

eaux et deux périodes de basses eaux. La végétation de cette zone est de type forêt dense humide et les sols rencontrés sont propices à l'agriculture. Il convient de noter que l'agriculture est la principale activité économique des populations de ce bassin versant. Les principales cultures rencontrées dans cette zone sont l'hévéa, le palmier à huile et le cacao. Quant au barrage hydroélectrique de Fayé qui est l'exutoire du bassin versant d'étude, c'est un barrage en terre, mis en service depuis 1983. Sa production est de 10 MW. Le lac de Fayé, créé par ce barrage, s'étend sur une superficie de 16,28 km² et comprend environ 11,24 km² de zones inondables. Il est utilisé pour la production d'énergie hydroélectrique, l'agriculture, et la pêche. Depuis, l'inondation de 2017, qui a endommagé les installations, la production d'électricité est intrrrrompue.

CHAPITRE 2 : REVUE DE LITTERATURE

2.1- Caractérisation des changements climatiques

2.1.1- Définition du changement climatique

Le Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Evolution du Climat (GIEC) définit le changement climatique comme « la variation de l'état du climat, qu'on peut déceler (par exemple au moyen de tests statistiques) par des modifications de la moyenne et/ou de la variabilité de ses propriétés et qui persiste pendant une longue période, généralement pendant des décennies ou plus. Les changements climatiques peuvent être dus à des processus internes naturels ou à des forçages externes, notamment les modulations des cycles solaires, les éruptions volcaniques ou des changements anthropiques persistants dans la composition de l'atmosphère ou dans l'utilisation des terres. ». Depuis plusieurs années les questions liées aux changements climatiques et à la variabilité climatique sont une préoccupation pour les scientifiques et les décideurs à cause de leurs conséquences possibles sur l'environnement (Ringard, 2017).

2.1.2- Causes du changement climatique

Depuis le milieu du siècle dernier, les changements rapides dans le système climatique ont été observés, notamment à travers un réchauffement du globe terrestre. Ces changements affectent l'atmosphère, les océans, la cryosphère et les surfaces continentales (IPCC, 2023). Ces changements rapides ont pour causes les émissions anthropiques de Gaz à Effet de Serre (GES) (Rosa & Dietz, 2012), les émissions de polluants et autres aérosols (Seinfeld & Pandis, 2016), la modification des surfaces terrestres du fait de l'urbanisation et la déforestation (Malhi *et al.*, 2008).

2.1.3- Effets du changement climatique sur les précipitations

Les précipitations sont une variable atmosphérique dont l'influence est considérable sur de nombreux secteurs tels que l'agriculture, l'industrie, l'hydroélectricité, etc. Elles sont d'un intérêt particulier pour plusieurs disciplines scientifiques telles que la climatologie, l'hydrologie, la météorologie, la télédétection, etc. Les précipitations sont très complexes et sont caractérisées par une forte variabilité spatiale et temporelle (Ringard, 2017). Elles sont une composante du cycle de l'eau dont les changements liés au réchauffement global ne sont pas uniformes d'après le rapport du GIEC (2013). Ce rapport stipule également que les différences de précipitations entre les zones humides et les zones sèches, et entre les saisons humides et les saisons sèches seront plus marquées. De plus, les précipitations extrêmes devraient être plus

fréquentes et intenses dans les régions tropicales, notamment en Afrique. Cela entraînerait une augmentation des catastrophes liées à l'eau, particulièrement dans les zones les plus vulnérables. En effet, d'après l'UNWWD (2020), environ 74% des catastrophes naturelles qui ont été enregistrées dans le monde entre 2001 et 2018 étaient liées à l'eau. Ces catastrophes ont engendré d'importantes pertes socio-économiques, y compris des victimes humaines, particulièrement dans les régions les plus vulnérables. Entre 2010 et 2020, la mortalité humaine causée par les événements climatiques extrêmes, notamment les inondations et les tempêtes était quinze fois plus élevée dans les régions très vulnérables telles que l'Afrique, par rapport aux régions moins vulnérables telles que l'Europe. Au cours des dernières décennies, entre 2001 et 2018, l'Afrique a enregistré le deuxième plus grand nombre d'inondations, avec un total de 676 cas, affectant 43 000 000 de personnes et causant 13 106 décès (UNWWD, 2020).

2.1.4- Caractérisation des extrêmes de pluie

La caractérisation des extrêmes pluviométriques est essentielle pour comprendre les phénomènes météorologiques et hydrologiques extrêmes, tels que les sécheresses et les inondations. Les méthodes statistiques et des indices sont utilisées pour l'analyse de l'évolution des extrêmes de pluies.

2.1.4.1- Méthodes statistiques

Les méthodes statistiques englobent la méthode des blocs maxima et la méthode des dépassements de seuil.

- **Méthode des blocs maxima** : elle consiste à extraire les pluies maximales annuelles suivie d'un ajustement à une loi généralisée des valeurs extrêmes. Il existe plusieurs lois généralisées des valeurs extrêmes, parmi lesquelles la loi de Fréchet, Gumbel et Weibull sont les plus utilisées (Papalexiou & Koutsoyiannis, 2013 ; Vidal, 2014 ; Gorshenin & Korolev, 2018 ; Olivera & Heard, 2019 ; Back & Bonfante, 2021 ; Marra, 2023). Cependant, cette approche présente des limites notables. Elle ne considère qu'une seule valeur (la maximale) chaque année, ce qui entraîne le rejet de nombreux événements extrêmes et réduit la taille de l'échantillon disponible pour l'analyse.
- **Méthode des dépassements de seuil** : cette méthode développée comme alternative utilise les excédents au-dessus d'un seuil fixé et les ajuste à une loi de Pareto généralisée. Cette méthode a fait l'objet de nombreux travaux (Soro *et al.*, 2016 ; Singirankabo & Iyamuremye, 2022 ; Phoophiwfa *et al.*, 2024).

Ces méthodes reposent sur des hypothèses (indépendance des valeurs, homogénéité de l'échantillon) qui sont rarement toutes vérifiées en pratique, particulièrement dans un contexte de changement climatique.

2.1.4.2- Méthode des indices climatiques

Plusieurs indices climatiques ont été développés pour l'analyse des extrêmes de pluie. Les méthodes des indices sont largement utilisées en raison de leur simplicité, de leur standardisation et de leur applicabilité à différentes échelles spatio-temporelles. Elles permettent la comparaison entre régions, l'identification des tendances à long terme dans la fréquence et l'intensité des extrêmes pluviométriques, et l'évaluation de l'impact du changement climatique sur les cycles hydrologiques.

- **Indices de précipitation de l'Expert Team on Climate Change Detection and Indices (ETCCDI)**

Cette méthode a été proposée par l'Expert Team on Climate Change Detection and Indices (ETCCDI, 2009). L'ETCCDI a développé un ensemble de vingt-sept indices, dont seize pour les précipitations et onze pour les températures (Bedoum *et al.*, 2017). Ces indices ont été largement utilisés pour analyser les changements globaux des extrêmes à l'échelle mondiale (Frich *et al.*, 2002 ; Alexander, 2015), en Afrique de l'Ouest (Doukpolo, 2014 ; Filahi *et al.*, 2015 ; Yapo *et al.*, 2020) et aussi en Côte d'Ivoire (Balliet *et al.*, 2016 ; Atcheremi *et al.*, 2018). L'utilisation de ces indices pour la détection des changements climatiques est avantageuse car elle permet une comparaison facile des tendances dans diverses régions du monde malgré les conditions climatiques différentes. En outre, ces indices sont aisément compréhensibles et utilisables pour la réalisation d'études d'impact des changements climatiques sur le volet socio-économique (Christensen *et al.*, 2002). Au niveau des précipitations, onze indices ont été définis :

- PRCPTOT : précipitation totale
- R1mm : nombre de jours pluvieux
- SDII : intensité de pluie
- CWD : jours pluvieux consécutifs
- R99pTOT : proportion des jours extrêmement pluvieux
- R95pTOT : proportion de jours très pluvieux
- Rx1day : hauteur maximale de pluie d'un jour
- Rx5day : cumul maximal des précipitations sur cinq jours consécutifs

- CDD : jours secs consécutifs
- R10mm : nombre de jours avec des précipitations supérieures à 10 mm
- R20mm : nombre de jours avec des précipitations supérieures à 20 mm

- **Indices de Précipitation Standardisé (SPI)**

Le SPI a été développé par McKee *et al.* (1993) comme un outil simple et flexible pour quantifier les anomalies de précipitations à différentes échelles de temps (mensuelle, saisonnière, annuelle). Il repose sur la transformation des données de précipitation en une distribution normale standardisée, ce qui permet de comparer les valeurs entre différentes régions et périodes. L'indice est particulièrement utile pour détecter les sécheresses météorologiques.

- **Indices de Précipitation et d'Evapotranspiration Standardisé (SPEI)**

Le SPEI, proposé par Vicente-Serrano *et al.* (2010), améliore le SPI en y ajoutant une composante essentielle : l'évapotranspiration potentielle (ETP), généralement estimée via la méthode de Thornthwaite, Hargreaves ou Penman-Monteith. Ainsi, le SPEI permet de connaître l'influence des températures sur la disponibilité de l'eau, ce qui en fait un indice particulièrement adapté dans le contexte du réchauffement climatique. Le SPEI conserve les avantages du SPI en matière de standardisation et de comparabilité, tout en élargissant la portée analytique vers des sécheresses agricoles ou hydrologiques, sensibles à la demande atmosphérique en eau.

2.1.5- Modélisation climatique

Un modèle climatique peut être défini comme une simulation numérique du système climatique. Cette représentation simule les différentes interactions entre les composantes principales telles que l'atmosphère, la biosphère, l'océan et la cryosphère. La modélisation de l'évolution des océans repose sur des équations de thermodynamique et de mécanique des fluides, ainsi que sur des principes de conservation des variables comme la masse et l'énergie. Ces équations sont transcrites numériquement en divisant le globe en petites cellules cubiques, appelées mailles, et en avançant dans le temps par étapes successives. Cela permet de déterminer l'évolution des variables climatiques au niveau des mailles et des intervalles de temps. Le code des modèles de circulation générale comprend deux parties : la partie dynamique et la partie physique. La partie dynamique s'occupe des mouvements atmosphériques à large échelle, tandis que la partie physique s'occupe des phénomènes comme le changement de phase d'eau, la convection, les processus de surface et la couche limite atmosphérique (Figure 8). Il existe différents types de modèles conçus pour des usages spécifiques, notamment les Modèles de Circulation Générale

(MCG) dont la résolution spatiale horizontale est d'environ 100 km, les Modèles Climatiques Régionaux (MCR) qui ont des résolutions spatiales allant jusqu'au dixième de kilomètres et les modèles kilométriques et hectométriques. Selon la taille des mailles, les processus qui se déroulent à trop petite échelle pour être résolus explicitement par les mailles sont paramétrisés. La paramétrisation est une approximation mathématique des processus qui repose sur des équations empiriques basées sur des observations et des théories physiques (Lalande, 2023). Les modèles de circulation générale sont utilisés à des fins de prévisions météorologiques, d'étude du climat, y compris son évolution. Ces modèles comprennent notamment les modèles de circulation atmosphérique, océanique et les modèles couplés océan-atmosphère. De nos jours, ils intègrent aussi des composantes comme la glace de mer, la surface continentale, la biogéochimie marine et la chimie atmosphérique. Cette complexité croissante leur vaut le nom de « modèles du système Terre » (Earth System Models ou ESM). Leur exécution exige une puissance de calcul élevée, généralement disponible uniquement sur des supercalculateurs. Malgré les progrès technologiques, les résolutions restent relativement grossières : de 500 km dans les années 1990 à environ 25 km aujourd'hui, avec une moyenne de 100 km pour les simulations globales de longue durée. Ces modèles ont prouvé leur efficacité et leur fiabilité depuis leurs débuts (Lalande, 2023).

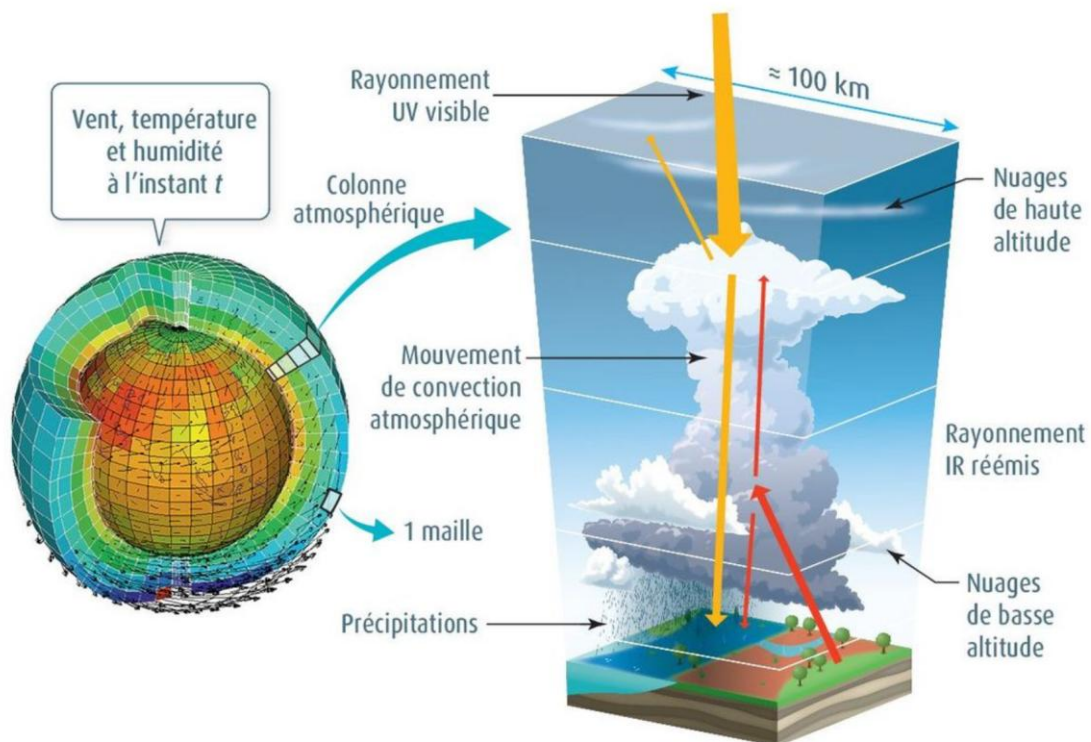


Figure 8 : Exemple d'un modèle atmosphérique utilisé à l'Institut Pierre-Simon Laplace

Source : Lalande (2023)

Il est important de signaler qu'une projection climatique ne prédit pas l'avenir, mais explore des futurs possibles en fonction de scénarios d'émissions de GES et d'aérosols. Selon leur résolution et leur échelle, les modèles climatiques peuvent varier considérablement, allant des modèles globaux aux approches régionales plus fines. En revanche, une prévision climatique tente d'estimer l'évolution du climat à plus court terme, en intégrant des observations actuelles pour affiner les simulations. Ces deux approches, bien que distinctes, se complètent pour mieux anticiper les défis environnementaux à venir.

Dans le cadre de cette étude, les MCG CMIP6 (Coupled Model Intercomparison Phase 6) ont été utilisés pour les projections climatiques. CMIP6 est la plus récente avancée dans le développement des MCG (O'Neill *et al.*, 2016). C'est la 6ème phase du CMIP, qui est une initiative du WCRP (World Climate Research Programme), avec pour objectif de coordonner les simulations climatiques réalisées par plusieurs groupes de recherche. De ce fait, les projections CMIP6 sont réputées pour être plus précises que celles de son prédécesseur CMIP5 (Saha & Sateesh, 2022 ; Try *et al.*, 2022) et arrivent à mieux simuler la mousson de façon globale (Wang *et al.*, 2019). Alors que pour CMIP5, le projet CORDEX-AFRICA (Coordinated Regional Climate Downscaling Experiment) a produit des Modèles Climatiques Régionaux (MCR) à une résolution spatiale de 0,44° (environ 50 km), aucune donnée MCR issue de CMIP6 n'est actuellement disponible pour le continent africain.

- **CMIP6 (Coupled Model Intercomparison Phase 6)**

Depuis son début en 1997, le projet a traversé cinq phases. La sixième phase implique 49 groupes de modélisation climatique à travers le monde, avec près de 100 modèles différents. Les résultats obtenus sont utilisés par le GIEC afin d'améliorer les connaissances climatiques. CMIP est structuré autour de diverses expériences communes et spécifiques. Les expériences communes sont appelées DECK (Diagnostic, Evaluation and Characterization of Klima), tandis que les expériences spécifiques appelées MIP (Model Intercomparison Projects). Le DECK comprend quatre expériences :

- une simulation historique des modèles atmosphériques avec des forçages par les températures de surface océanique et de la glace de mer observées de 1979 à 2014 ;
- une simulation de contrôle préindustriel (piControl),
- une simulation avec un quadruplement soudain du CO₂ (abrupt-4×CO₂) ;
- une simulation avec une augmentation annuelle progressive de 1 % du CO₂ (jusqu'en 2014 pour CMIP6).

Le CMIP inclut également une simulation historique couvrant la période des mesures instrumentales de la température, de 1850 à 2014 pour CMIP6. Les forçages historiques reposent sur les observations disponibles et incluent les concentrations de GES, les espèces à courte durée de vie (ozone troposphérique et les aérosols). De plus, les modifications de l'utilisation des terres et le forçage radiatif solaire sont également inclus. Le forçage climatique fait référence à l'effet exercé par un facteur externe ou interne sur l'équilibre énergétique de la Terre, c'est-à-dire la différence entre l'énergie solaire reçue et l'énergie radiative émise par la Terre vers l'espace. Ce forçage peut être positif (augmentation de l'énergie absorbée ou diminution de l'énergie émise, entraînant un réchauffement) ou négatif (diminution de l'énergie absorbée ou augmentation de l'énergie émise, entraînant un refroidissement).

Les MIP abordent des questions spécifiques complémentaires aux expériences DECK, basées sur trois axes principaux de CMIP6 : (1) Comment le système terrestre réagit-il aux forçages naturels et anthropiques ? (2) Quelles sont les causes et impacts des biais systématiques des modèles ? (3) Comment prédire les changements climatiques futurs en incluant la variabilité interne du climat, la prévisibilité et des incertitudes liées aux scénarios ?

Pour répondre à ces questions, la phase CMIP6 comprend 21 MIP, dont : DA-MIP (Detection and Attribution Model Intercomparison Project) pour évaluer l'impact des différents forçages anthropiques sur le changement climatique ; HighResMIP (High-Resolution Model Intercomparison Project) pour examiner les avantages des simulations à haute résolution (jusqu'à 25 km) ; ScénarioMIP (Scénario Model Intercomparison Project) pour étudier les changements futurs dans divers scénarios ; et CORDEX (Coordinated Regional Climate Downscaling Experiment) pour coordonner la descente d'échelle des modèles pour des projections climatiques régionales (Lalande, 2023).

Pour réaliser des projections climatiques, plusieurs scénarios narratifs explorant des évolutions possibles mais contrastées de nos sociétés sont élaborés. Ces scénarios combinent divers aspects démographiques, économiques, technologiques, institutionnels et sociaux jusqu'en 2100 (O'Neill *et al.*, 2016). Parmi ces scénarios socio-économiques, certains scénarios dits « partagés » (Shared Socio-Economic Pathways en abrégé SSP) sont ensuite traduits en projections d'émissions de GES, d'aérosols et d'utilisation des sols. Les modèles climatiques utilisent ces scénarios pour générer des projections des variables climatiques à l'échelle globale. Les principales trajectoires SSP pour CMIP6 sont les suivantes :

- SSP1 qui regroupe les scénarios de développement durable (faibles émissions de GES). Les scénarios de cette trajectoire représentent un monde dans lequel il y a une forte

coopération internationale, un développement de technologies et de services écologiques, une faible intensité en ressources et en énergie, et une amélioration des conditions de vie et une réduction des inégalités.

- SSP2 qui comprend les scénarios de poursuite des tendances (émissions intermédiaires). Les scénarios de cette trajectoire représentent un monde dans lequel il y a une poursuite des tendances sociales, économiques et technologiques actuelles, un progrès lent vers les objectifs de développement durable, une dégradation environnementale malgré une utilisation modérée des ressources et une croissance inégale.
- SSP3 qui inclut les scénarios de rivalités régionales (hautes émissions de GES). Les scénarios de cette trajectoire représentent un monde dans lequel il y a une augmentation du nationalisme et des conflits régionaux, un développement économique et technologique lent, problèmes de sécurité alimentaire et énergétique, une faible priorité accordée à l'environnement, la dégradation notable dans certaines régions et une persistance marquée des inégalités.
- SSP5 qui associe les scénarios d'énergies fossiles (très fortes émissions de GES). Les scénarios de cette trajectoire représentent un monde dans lequel il y a une dépendance accrue aux énergies fossiles, une croissance économique rapide, des avancées technologiques importantes, des modes de vie énergivores, une gestion de la pollution et une adaptation facilitée par une réduction de la pauvreté.

Chaque SSP est suivi d'un chiffre indiquant le forçage radiatif à long terme (par exemple : SSP1-2.6, où 2.6 représente un forçage radiatif de 2,6 W/m²). La Figure 9 montre les projections d'émissions anthropiques futures des principaux facteurs de changement climatique, ainsi que leurs contributions au réchauffement global pour les cinq scénarios SSP. Les scénarios SSP1-1.9 (bleu clair) et SSP1-2.6 (bleu foncé) permettent de limiter le réchauffement global à moins de 1,5 et 2 °C respectivement d'ici 2100, nécessitant des réductions immédiates et significatives des émissions de GES. Le scénario SSP2-4.5 (orange) prévoit une augmentation des émissions de GES jusqu'à atteindre un plateau, puis une diminution après 2040, entraînant un réchauffement d'environ 2,7 °C. Les scénarios SSP3-7.0 (rouge clair) et SSP5-8.5 (rouge foncé) anticipent une poursuite des émissions de GES avec des températures de réchauffement proches de 4 et 5 °C respectivement (Lalande, 2023). Il est désormais reconnu que chaque fraction de degré de réchauffement a des impacts significatifs sur le système climatique, augmentant la fréquence et l'intensité des événements climatiques extrêmes (canicules, inondations, sécheresses) (IPCC, 2021), ainsi que des effets socio-environnementaux et économiques importants (IPCC, 2022).

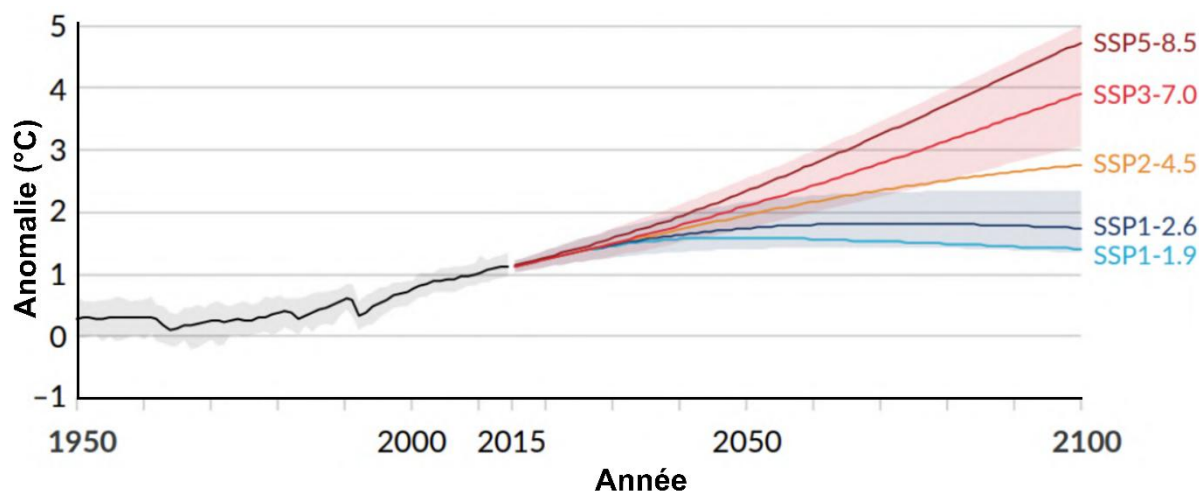


Figure 9 : Anomalies de températures moyennes globales par rapport à la période 1850-1900

Source : Lalande (2023)

2.2- Classification des images satellitaires

Les recherches portant sur l'occupation des terres revêtent une grande importance en raison de leur capacité à influencer l'élaboration de politiques et de plans stratégiques à différentes échelles et dans divers domaines. C'est dans cette optique que de nombreuses méthodes de classification de l'occupation des terres ont été développées, grâce à l'évolution de la technologie, des Systèmes d'Information Géographique (SIG), de la télédétection et de l'apprentissage automatique, en vue d'étudier l'état du paysage (Macarringue *et al.*, 2023).

Parmi les deux grandes familles de classification, notamment la classification supervisée et la classification non supervisée, les méthodes de classification supervisées sont largement utilisées dans les études sur l'occupation du sol car elles permettent à l'utilisateur de définir les classes et sont réputées pour être robustes (Niemeyer *et al.*, 2014). La classification supervisée consiste en l'apprentissage des caractéristiques de la classe cible définie par l'utilisateur, à partir d'échantillons et d'identification des données de caractéristiques de cette classe (Millard & Richardson, 2015). La classification des images satellitaires constitue un enjeu majeur en télédétection, avec des applications critiques dans la cartographie urbaine, le suivi environnemental, la gestion des ressources naturelles et la planification territoriale. Cette revue de littérature examine l'évolution des méthodes de classification, des approches traditionnelles aux techniques avancées de l'apprentissage automatique et d'apprentissage profond.

2.2.1- Méthodes traditionnelles

Il existe plusieurs méthodes de classification supervisée traditionnelle, parmi lesquelles maximum de vraisemblance (Koffi *et al.*, 2023 ; Yao *et al.*, 2023) et parallélépipède (Obiefuna *et al.*, 2021 ; Kuusaana *et al.*, 2022) ont été largement utilisées :

- Maximum de vraisemblance : méthode paramétrique qui considère la distribution statistique des classes pour calculer la probabilité d'appartenance d'un pixel à chaque classe.
- Distance minimale : attribue chaque pixel à la classe dont la signature spectrale moyenne (barycentre) est la plus proche selon une distance euclidienne.
- Parallélépipède : définit des seuils minimaux et maximaux pour chaque bande spectrale et classe.

2.2.2- Méthodes d'intelligences artificielles

Les approches traditionnelles ont montré leurs limites, et plusieurs études ont montré que les algorithmes d'intelligence artificielle sont plus performants (Szegedy *et al.*, 2015 ; Krizhevsky *et al.*, 2017 ; Biba *et al.*, 2022). Les progrès en télédétection et l'émergence de l'intelligence artificielle ont révolutionné l'approche analytique et l'exploitation des données spatiales. Plusieurs méthodes d'apprentissage automatique et d'apprentissage profond ont fait leur apparition dans le domaine de classification des images satellitaires.

2.2.2.1- Méthodes d'apprentissage automatique

Il existe de nombreux algorithmes d'apprentissage automatiques capables de faire de la classification :

- Machines à Vecteur de Support (MVS) ou « *Support Vector Machines (SVM)* » : ils sont largement utilisés en télédétection à cause de leur capacité à gérer les espaces de données complexes avec peu d'échantillons d'entraînement. Ils offrent une grande généralisation pour les images multispectrales et hyper-spectrales (El Kharki *et al.*, 2015). Ce qui en fait un choix pertinent pour cette étude. Toutefois, le choix et la paramétrisation du noyau peuvent être délicats, influençant significativement les performances. Cette méthode a l'avantage d'être l'une des méthodes les plus robustes (Farhadi *et al.*, 2022) et d'être insensible à la distribution des données (Sheykhmousa *et al.*, 2019). En outre, plusieurs travaux ont démontré que cette méthode est plus performante que d'autres méthodes traditionnelles de classification supervisée telles que maximum de vraisemblance, distance minimum, parallélépipède, etc. (Yu *et al.*, 2014).

Cette méthode s'est également montrée plus performante que d'autres méthodes d'apprentissage automatique, avec peu d'échantillons pour l'entraînement (Shmilovici, 2023). A titre illustratif, Sheykhmousa *et al.* (2019) ont comparé l'algorithme MVS à la forêt aléatoire, en se basant sur 251 publications de haute qualité et ont montré que la performance de MVS est généralement supérieure à celle de la forêt aléatoire. Malheureusement, cet algorithme a été utilisé dans peu d'études en Afrique et sa performance en classification est encore peu documentée (Sheykhmousa *et al.*, 2019).

- Arbres de décision et forêt aléatoire : ces méthodes sont appréciées pour leur simplicité et leur robustesse. Elles permettent une classification rapide et interprétable. Toutefois, ces méthodes peuvent être sensibles au bruit et aux données déséquilibrées (Poterie, 2018).

2.2.2.2- Méthodes d'apprentissage profond

De nombreux algorithmes d'apprentissage profond basés sur des réseaux de neurones artificiels sont utilisés pour la classification des images satellitaires :

- Perceptron multicouche : il fait partie des premières méthodes appliquées à la classification d'images satellitaires. Cependant, leur phase d'entraînement est plus longue et ils sont sensibles aux paramètres initiaux.
- Réseaux de neurones convolutifs : ils ont considérablement amélioré la classification d'image en extrayant automatiquement des caractéristiques spatiales hiérarchiques. Ils sont particulièrement efficaces pour les images à très haute résolution et pour la classification à grande échelle (Postadjian *et al.*, 2018).

2.2.2.3- Machine à Vecteur de Support (MVS)

L'algorithme MVS ou *Support Vector Machine*, développé par Vapnik et son équipe à la fin des années 1970 (Cortes & Vapnik, 1995 ; Vapnik, 1998), est un des algorithmes à noyau les plus utilisés, notamment pour la classification d'images (Mountrakis *et al.*, 2011).

Il repose sur la résolution de problèmes d'optimisation quadratique convexe, garantissant une solution optimale et évitant les minima locaux. MVS est une méthode supervisée non paramétrique, qui n'est pas affectée par la distribution des données, contrairement à d'autres techniques comme le maximum de vraisemblance. Il s'agit initialement d'un classificateur binaire linéaire, qui détermine un hyperplan optimal ou « *optimal hyperplane* » (en termes simples, une ligne) séparant les classes avec une marge maximale. Cette marge est définie par les vecteurs de support ou « *Support Vector* » (Kuo *et al.*, 2014), c'est-à-dire les échantillons

les plus proches de la frontière de décision, qui influencent fortement sa position. L'hyperplan optimal minimise les erreurs de classification (Sheykhmousa *et al.*, 2019) et est obtenu en maximisant la séparation entre classes au cours d'un processus itératif d'apprentissage (Wang, 2005).

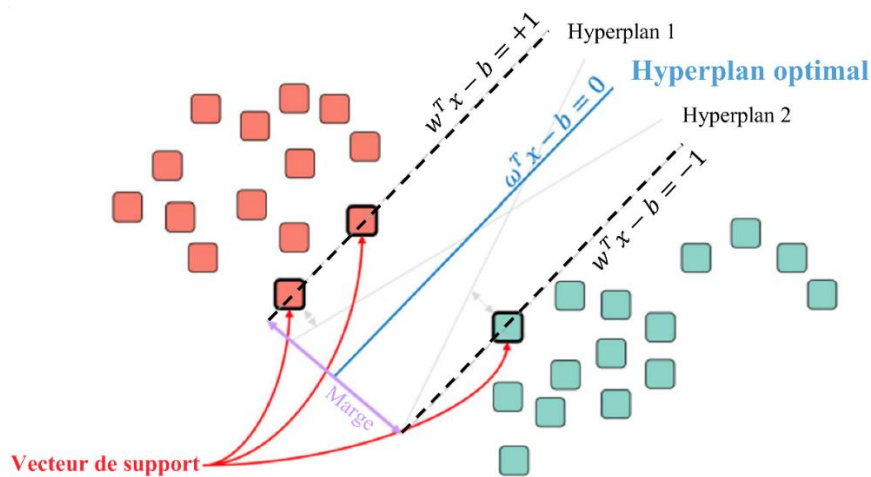


Figure 10 : Données linéaires séparables avec MVS

Source : Sheykhmousa *et al.* (2020)

Dans la réalité, il n'est pas toujours possible de séparer linéairement les échantillons de données des différentes classes, car ils peuvent se chevaucher (Figure 11). De ce fait, MVS dans sa forme linéaire ne peut pas garantir une grande précision pour ce type de données et nécessite des ajustements. Cortes & Vapnik (1995) ont proposé les concepts de marge souple (soft margin) et de noyau (kernel trick) pour surmonter les limitations des MVS linéaires. Pour traiter les données non linéairement séparables, des variables supplémentaires (appelées variables de relâchement) peuvent être introduites dans l'optimisation des MVS en utilisant l'approche de la marge souple. L'idée du noyau consiste à projeter l'espace des caractéristiques dans une dimension supérieure (espace euclidien ou espace de Hilbert) afin d'améliorer la séparabilité entre les classes (Cortes & Vapnik, 1995). Autrement dit, la technique du noyau transforme les données d'entrée en un espace de caractéristiques de dimension plus élevée, rendant ainsi les échantillons d'apprentissage linéairement séparables.

Les performances des MVS dépendent fortement du choix d'une fonction de noyau qui produit les produits scalaires dans un espace de caractéristiques, souvent de dimension infinie, permettant une séparation linéaire des données. Plusieurs types de noyaux respectant la condition de Mercer peuvent être utilisés : sigmoïdes, radiaux et polynomiaux (Cherkassky & Ma, 2004). En télédétection, les noyaux polynomiaux et à fonction de base radiale sont les plus fréquents (Mountrakis *et al.*, 2011). Le choix du noyau repose sur un modèle prédéfini

(gaussien, polynomial, etc.) et un ajustement des paramètres via des techniques de réglage, souvent coûteuses en temps de calcul. La performance du classificateur sur un jeu d'entraînement ou de validation guide ce choix. Cependant, ces modèles peuvent être sensibles au surapprentissage, principale limite des MVS (Liu *et al.*, 2017).

Pour y remédier, des approches telles que la sélection automatique de noyau (Kavzoglu & Colkesen, 2009 ; Kuo *et al.*, 2014) et l'apprentissage de noyaux multiples (Sun *et al.*, 2013) ont été développées. La nature binaire des MVS complique leur application en classification multi classes, fréquente en télédétection, nécessitant des stratégies un contre un ou un contre tous (Milgram *et al.*, 2006). Cependant, il est possible d'étendre les MVS binaires pour réaliser une classification multi classes en une seule étape, nécessitant un seul processus d'optimisation. Par exemple, une classification complète en cinq classes ne nécessiterait qu'une seule optimisation pour déterminer les paramètres du noyau, « C » (un paramètre contrôlant la pénalité lors de l'optimisation du MVS) et « γ » (l'étendue du noyau fonction de base radiale), contrairement aux méthodes un contre tous et un contre un, qui nécessiteraient respectivement cinq et dix optimisations. En outre, la classification multi classes en une seule étape utilise moins de vecteurs de support tout en garantissant, à la différence de la stratégie conventionnelle un contre tous, la production d'une matrice de confusion complète (Mathur & Foody, 2008).

Les MVS permettent de classifier de grands ensembles de données à haute dimension en utilisant un nombre réduit de vecteurs de support, accélérant la distinction des sous-groupes. Malgré cela, le traitement de jeux de données volumineux reste coûteux en calcul. Ils sont particulièrement prisés en télédétection pour leur efficacité avec de petits ensembles d'entraînement et leur précision supérieure à celle des méthodes classiques (Fauvel *et al.*, 2007 ; Chen *et al.*, 2014). La performance des MVS en haute dimension est un atout majeur en analyse d'images (Chi & Bruzzone, 2007 ; Wu *et al.*, 2016). De plus, la décision ne requiert que les vecteurs de support, réduisant la charge mémoire (Wu *et al.*, 2016). Enfin, l'utilisation de noyaux complexes améliore la capacité des MVS à définir des frontières de décision précises (Mountrakis *et al.*, 2011).

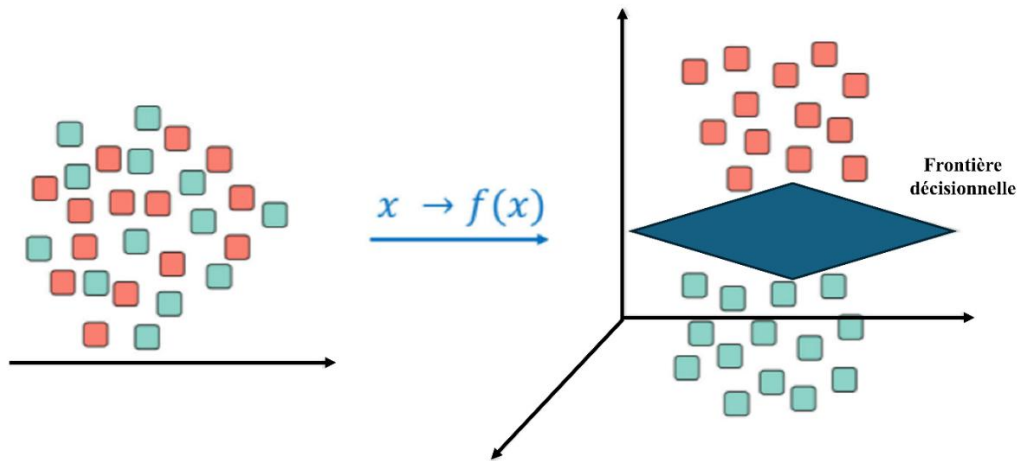


Figure 11 : Données non linéaires séparables avec MVS

Source : Sheykhmousa *et al.* (2020)

Les hyperparamètres « C » pour « *cost* » et « γ » pour « *gamma* » sont cruciaux pour le comportement et la performance de MVS, en particulier dans les contextes où les données ne sont pas linéairement séparables. L'hyperparamètre « C » gère l'équilibre entre l'augmentation de la marge séparatrice et la réduction des erreurs de classification sur l'ensemble d'entraînement. Il régule les erreurs de classification. Il détermine la rigueur avec laquelle le modèle doit éviter les erreurs d'entraînement par rapport à l'objectif de maximiser la marge séparatrice. Une valeur élevée de C impose aux MVS de prioriser la classification correcte des exemples d'entraînement. Le modèle cherchera à minimiser les erreurs, même si cela conduit à une marge plus réduite entre les classes, ce qui pourrait entraîner une complexité excessive du modèle et un risque de surapprentissage. À l'inverse, une faible valeur de C permet à MVS de tolérer davantage d'erreurs de classification, favorisant une marge plus large. Cela peut conduire à une meilleure généralisation du modèle, avec un risque de sous-apprentissage si « C » est trop bas. Par défaut, $C = 1$. « γ » est un hyperparamètre du noyau (kernel) qui détermine l'influence d'un seul point de données. Dans le cas d'un noyau polynomial, il contrôle la courbure du modèle. Une valeur élevée de « γ » impose que chaque point de données a une influence large, ce qui rend la frontière de décision plus lisse. Cela peut mener à un modèle qui généralise bien, mais qui pourrait ne pas capturer la complexité des données (sous-ajustement). En revanche, une petite valeur « γ » impose que chaque point de données a une influence plus limitée, permettant au modèle de créer des frontières de décision plus complexes et précises autour des vecteurs de support. Cependant, cela peut également conduire à un surajustement si la complexité du modèle dépasse ce qui est nécessaire pour bien capturer la

structure des données. La valeur par défaut de « γ » est 1/dimension des données (Fan *et al.*, 2005).

2.3- Modélisation et typologie des modèles hydrologiques

Les modèles hydrologiques sont des outils essentiels pour comprendre, simuler et prédire le comportement des systèmes hydrologiques. Cette revue de littérature présente une synthèse des différents types de modèles hydrologiques, leurs caractéristiques, leurs applications et leurs évolutions récentes.

Les modèles hydrologiques trouvent des applications dans divers domaines :

- Prévion de crues : anticiper les événements extrêmes pour la protection des populations
- Gestion des étiages : planifier les ressources en eau pendant les périodes de sécheresse
- Études d'impact : évaluer les conséquences de projets d'aménagement ou de changements climatiques
- Reconstruction de séries de données : combler les lacunes dans les séries chronologiques de débit

2.3.1- Classification des modèles hydrologiques

Les modèles hydrologiques peuvent être classés selon plusieurs critères, notamment leur représentation des processus, leur traitement de l'espace et leur discrétisation temporelle.

2.3.1.1 Selon la représentation des processus

- **Modèles empiriques (boîte noire)**

Les modèles empiriques sont des outils mathématiques qui établissent une relation directe entre les variables d'entrée (par exemple, les précipitations) et les variables de sortie (comme les débits), sans chercher à représenter explicitement les processus physiques sous-jacents (Rakotoarison, 2007 ; Bougeard *et al.*, 2008). Leurs paramètres, dépourvus de signification physique, sont déterminés par calibration à partir de séries chronologiques de données observées (Renaud, 2004).

Ces modèles sont particulièrement utiles dans les cas où les données disponibles sur le bassin versant sont limitées, car ils s'appuient principalement sur des mesures en entrée et en sortie du système (Chaponnière, 2005). Il existe plusieurs modèles :

- les modèles d'apprentissage automatique ou *machine learning* ;
- les modèles d'apprentissage profond ou *deep learning* ;

- le modèle SCS (Soil Conservation Service) ;
- les modèles GR (Génie Rural) : GR2M, GR3J, GR4J.

- **Modèles conceptuels**

Les modèles conceptuels représentent les principaux processus du cycle hydrologique (comme l'infiltration, le ruissellement ou l'évapotranspiration) à travers des réservoirs interconnectés, sans nécessairement utiliser les lois physiques régissant ces processus (Coron, 2013). Le modèle Hydrologiska Byråns Vattenbalansavdelning (HBV) en est un exemple célèbre.

- **Modèles à base physique**

Les modèles à base physique, également appelés modèles mécanistes, reposent sur une représentation explicite des processus hydrologiques, en s'appuyant sur les lois fondamentales de la physique (Aubertot *et al.*, 2005 ; Vincendon, 2010). Contrairement aux modèles empiriques, ils visent à simuler finement l'évolution spatio-temporelle des flux d'eau sur un bassin versant, grâce à une discrétisation spatiale et temporelle détaillée (Bessière, 2008). Leur principal avantage réside dans le fait que leurs paramètres sont directement liés aux caractéristiques physiques du milieu (topographie, sol, occupation du sol), ce qui réduit la dépendance à un calibrage intensif (Léon, 2006). La représentation des processus intègre deux fonctions que sont la fonction de production qui détermine la part des précipitations contribuant au ruissellement et la fonction de transfert (routage) qui simule le transfert de l'eau vers les exutoires. Ils permettent de calculer les différents termes du bilan hydrique, ce qui les rend particulièrement adaptés pour évaluer les impacts des changements climatiques ou des modifications d'occupation du sol. Il existe plusieurs modèles à base physique : SHE (Système Hydrologique Européen), POWER (Planner-Oriented Watershed Model), SWAT (Soil and Water Assessment Tool), HYDROTEL, HEC-HMS (Hydrologic Engineering Center-Hydrologic Modeling System), etc.

2.3.1.2- Selon la représentation spatiale

- **Modèles globaux**

Les modèles globaux (ou agrégés) représentent le bassin versant comme une entité spatialement homogène, où les processus hydrologiques sont décrits par des variables moyennées dans l'espace (Léon, 2006). Ces modèles utilisent une précipitation et/ou une température moyenne sur l'ensemble du bassin et relient les entrées (pluie et/ou température) aux sorties (débit) par des relations empiriques ou conceptuelles, souvent sous forme d'équations différentielles ordinaires. Ces modèles utilisent une approche simplifiée sans prise en compte explicite de la variabilité spatiale des processus hydrologiques, des conditions aux limites ou des

caractéristiques géométriques du bassin (Chaponnière, 2005). Les paramètres, bien que dépourvus de lien direct avec des grandeurs physiques mesurables, jouent un rôle bien identifié dans le modèle. Ils ont une structure simplifiée et sont peu gourmands en données et en ressources informatiques. Les modèles GR, d'apprentissage automatique et d'apprentissage profond en ont des exemples.

- **Modèles semi-distribués**

Les modèles semi-distribués offrent une approche intermédiaire entre les modèles globaux (agrégés) et les modèles entièrement distribués. Ils reposent sur une subdivision du bassin versant en plusieurs unités spatiales (sous-bassins, zones homogènes ou bandes d'altitude), permettant ainsi de mieux représenter certaines hétérogénéités spatiales tout en conservant une structure simplifiée (Plantier, 2003 ; Léon, 2006). Dans ces modèles, le bassin est divisé en sous unités où les caractéristiques hydrologiques importantes (précipitations, type de végétation, perméabilité du sol, pente, etc.) sont considérées comme homogènes. Cette subdivision s'effectue généralement en suivant le réseau de drainage, tout en tenant compte de la disponibilité des données et de la variabilité des paramètres physiques (Léon, 2006). Les modèles semi-distribués prennent en compte partiellement l'hétérogénéité spatiale, offrant la possibilité d'appliquer des pluies différentes et des paramètres distincts sur chaque sous-bassin. Toutefois, les hétérogénéités à l'intérieur d'une même unité spatiale ne sont pas représentées. La qualité des résultats dépend fortement du découpage choisi et des hypothèses d'homogénéité. HEC-HMS, SWAT et VIC (Variable Infiltration Capacity) sont des exemples de modèles semi-distribués.

- **Modèles distribués**

Les modèles distribués ou spatialisés se caractérisent par leur capacité à représenter explicitement la variabilité spatiale des processus hydrologiques, des variables d'entrée, des conditions aux limites et des caractéristiques physiques du bassin versant. Ces modèles discrétisent le bassin en unités élémentaires interconnectées, qui peuvent prendre diverses formes : mailles carrées (régulières ou irrégulières), triangles irréguliers (comme dans les réseaux TIN) ou tubes de courant. Cette discrétisation permet une représentation fine de l'hétérogénéité spatiale, mais nécessite un ensemble d'équations supplémentaires pour assurer les couplages numériques entre les mailles. Ils permettent une meilleure capture de la variabilité spatiotemporelle des composantes du cycle de l'eau, de l'étude des problèmes de changement d'échelle et d'analyse de l'évolution des systèmes hydrologiques sous l'effet de perturbations (changement d'occupation du sol, changement climatique). Par ailleurs, ils permettent

d'évaluer de l'impact de la variabilité spatiale des facteurs géographiques et météorologiques sur la réponse hydrologique. SHE (Système Hydrologique Européen), CEQUEAU, TOPMODEL (TOPography based hydrological MODEL), SRM (Snowmelt Runoff Model), HEC-HMS et HYDROTEL sont des exemples de modèles distribués.

2.3.1.3- Selon la discrétisation temporelle

Les modèles hydrologiques peuvent fonctionner à différents pas de temps : journalier (le plus courant), mensuel, annuel, ou même infra-journalier pour certains modèles de crue. Ils peuvent aussi être classés en modèles "continus" (simulant en permanence le cycle hydrologique) ou "événementiels" (se concentrant sur des épisodes pluvieux particuliers).

2.3.2- Forêt aléatoire

2.3.2.1- Motivation du choix du modèle forêt aléatoire

L'utilisation de l'algorithme d'apprentissage automatique forêt aléatoire dans cette étude pour simuler débits futurs entrant dans le lac de Fayé se justifie par le fait qu'il est polyvalent, robuste contre les valeurs anormales et est disponible dans de nombreux langages de programmation (Ho *et al.*, 2020). De plus, il est capable de traiter efficacement les problématiques complexes et non linéaires rencontrées en modélisation hydrologique. Il est capable de reproduire les relations non linéaires entre une variable à prédire (les débits entrant dans le lac de Fayé) et plusieurs variables indépendantes telles que les précipitations, la température etc. (Saadi *et al.*, 2019). Contrairement aux modèles conceptuels ou mécanistes traditionnels, qui reposent sur des équations physiques explicites mais nécessitent une paramétrisation souvent délicate, les méthodes d'apprentissage automatique comme la forêt aléatoire offrent une approche alternative, fondée sur l'apprentissage des relations à partir des données observées. L'algorithme forêt aléatoire est un choix pertinent pour cette étude en raison de :

- la gestion des relations non linéaires : les processus hydrologiques sont hautement non linéaires et dépendent d'interactions complexes entre variables hydro-climatiques. La forêt aléatoire capture ces relations sans nécessiter d'hypothèses a priori sur leur forme mathématique.
- Robustesse face au bruit et aux données manquantes : contrairement à d'autres algorithmes (comme les réseaux de neurones), la forêt aléatoire est peu sensible au surapprentissage ou *overfitting* et tolère bien les imperfections des jeux de données (valeurs aberrantes, variables corrélées).

- Interprétabilité relative : bien que les modèles d'apprentissage automatique soient souvent considérés comme des « boîtes noires », la forêt aléatoire permet d'évaluer l'importance des variables explicatives, ce qui facilite l'analyse des facteurs dominants dans les processus hydrologiques.
- Flexibilité d'entrée : la forêt aléatoire peut intégrer des variables hétérogènes (données satellitaires, mesures in situ, indices topographiques) sans nécessiter de normalisation préalable, ce qui est particulièrement utile en hydrologie où les données proviennent de sources multiples.
- Efficacité computationnelle : malgré son approche par ensembles ou *bagging*, la forêt aléatoire reste moins gourmande en ressources informatiques comparée à certains algorithmes d'apprentissage automatique, tout en offrant des performances comparables voire supérieures pour des jeux de données de taille modérée.

Les modèles hydrologiques traditionnels (comme HEC-HMS, SWAT ou GR4J) reposent sur des paramétrisations parfois incertaines, notamment dans des contextes où les données sont limitées. La forêt aléatoire permet de contourner en partie cette difficulté en apprenant directement les relations à partir des observations, ce qui est particulièrement utile pour la prédiction de débits dans des bassins peu instrumentés et la modélisation d'impacts climatiques où les relations physiques classiques peuvent être perturbées. La calibration des modèles hydrologiques traditionnels peut être longue et coûteuse en ressources informatiques et ils sont sensibles aux valeurs initiales des paramètres. De plus, les modèles hydrologiques traditionnels sont difficiles à déployer en temps réel pour la prévision hydrologique. En revanche, la forêt aléatoire s'entraîne de façon automatique, possède peu d'hyperparamètres, ce qui facilite l'optimisation du modèle. Une fois la forêt aléatoire entraînée, le modèle est très rapide dans l'exécution des simulations (projections, prévision). Par ailleurs, la forêt aléatoire permet la prévision en temps réel et de classer les variables d'entrée par importance, permettant l'identification des facteurs clés. Cet algorithme a gagné en popularité dans plusieurs secteurs tels que les finances, l'industrie et les sciences hydrologiques (Hastie *et al.*, 2009).

La forêt aléatoire a démontré sa performance dans des études de comparaison avec d'autres algorithmes d'apprentissage automatique (Sessa *et al.*, 2021). Cet algorithme a été largement utilisé en hydrologie pour la descente d'échelle des précipitations (He *et al.*, 2016 ; Diez-Sierra & Del Jesus, 2019), la prédiction des inondations (Wang *et al.*, 2015 ; Muñoz *et al.*, 2018 ; Sultana *et al.*, 2018), l'évaluation des risques (Snelder *et al.*, 2009 ; Carlisle *et al.*, 2010 ; Booker

& Woods, 2014 ; Buchanan *et al.*, 2018), la prédiction des régimes hydrologiques et des débits dans les zones non jaugées (Brunner *et al.*, 2018 ; Zhang *et al.*, 2018 ; Prieto *et al.*, 2019).

2.3.2.2- Fonctionnement de la forêt aléatoire

La forêt aléatoire ou *Random Forest*, développée par Breiman (2001), est une approche non paramétrique d'apprentissage automatique ou *Machine Learning*. En se basant sur les variables explicatives aussi appelées prédicteurs, la forêt aléatoire est capable de prédire des variables cibles. Les prédicteurs doivent avoir une relation avec la variable cible que l'on souhaite modéliser. La forêt aléatoire ne nécessite pas que les données suivent une distribution normale. Ainsi, divers types de variables explicatives peuvent être utilisées. Cette méthode repose sur la construction de plusieurs arbres de décision (Figure 12), constituant ainsi la « forêt ». Les arbres décisionnels, ou CART (Classification And Regression Tree), sont générés en divisant plusieurs fois les prédicteurs en sous-espaces distincts (Breiman *et al.*, 1984), dans le but de rendre ces sous-espaces aussi homogènes que possible. D'après Therneau & Atkinson (1997), ce processus de découpage est connu sous le nom de *recursive partitioning*. Une fois tous les arbres construits, l'erreur de la forêt aléatoire est déterminée par la moyenne des erreurs des différents arbres. Malgré la composante aléatoire de la forêt aléatoire, chaque arbre construit est unique. La prédiction finale est obtenue par la moyenne des prédictions des arbres dans le cas d'une régression, et considérant la classe majoritaire parmi les prédictions des arbres, dans le cas d'une classification (Belgiu & Drăguț, 2016).

Un arbre est qualifié d'arbre de classification lorsqu'il prédit des variables catégorielles, par exemple "Masculin" ou "Féminin", et d'arbre de régression lorsqu'il prédit des variables continues telles que les débits d'un cours d'eau. Les composantes d'un arbre décisionnel peuvent être décrites comme suit (Belemtougri, 2022) :

- Nœud racine : il s'agit de nœud initial représentant l'intégralité de la population. Ce nœud est scindé en divers nœuds de décision selon les valeurs des prédicteurs.
- Nœud de décision : c'est un nœud de division en sous-nœuds supplémentaires.
- Nœud de feuille : ce sont les nœuds finaux, qui ne peuvent plus être scindés.
- Branche : la partie représentant une subdivision d'un arbre complet, de celui-ci.

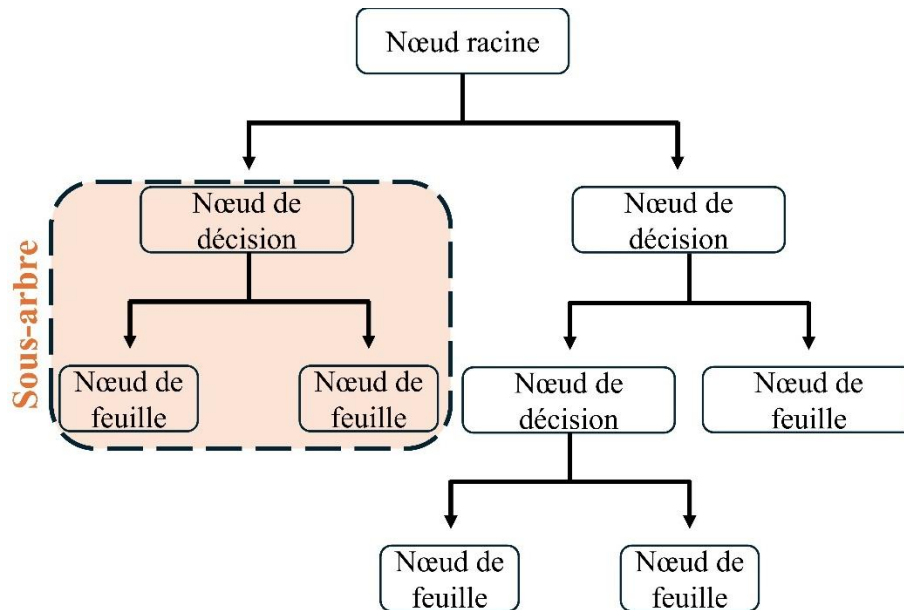


Figure 12 : Représentation schématique d'un arbre de décision

Source : Belemtougri (2022)

Bien que les arbres de décision soient intuitifs et faciles à comprendre, ils manquent souvent de robustesse (Addor *et al.*, 2018), c'est-à-dire qu'une légère modification des données peut provoquer un changement significatif dans l'arbre final (Ziegler & König, 2014). Pour surmonter cette faiblesse, un ensemble de nombreux arbres de décision est utilisé. C'est ce qui constitue une forêt aléatoire et permet de produire des prédictions avec des performances nettement améliorées (Breiman, 2001). Ces excellentes performances prédictives, qu'elles soient appliquées à un petit ou à un grand ensemble de données, ont contribué à l'adoption de cette technique dans divers domaines scientifiques (Cutler *et al.*, 2007 ; Capitaine, 2020). Malheureusement, son potentiel en hydrologie est encore sous-estimé (Cutler *et al.*, 2007 ; Tyrallis *et al.*, 2019).

L'algorithme de la forêt aléatoire est approprié pour les projections hydrologiques et hydrogéologiques (Saadi *et al.*, 2019 ; Wang *et al.*, 2019) grâce à :

- sa faculté à gérer un nombre important de prédicteurs qui ont des relations non-linéaires avec la variable cible ;
- son faible risque de surapprentissage ;
- sa capacité à évaluer l'impact de chaque variable d'entrée.

2.3.2.3- Paramètres d'une forêt aléatoire

La forêt aléatoire comprend plusieurs paramètres appelés hyperparamètres que l'utilisateur doit définir. Les principaux paramètres sont : le nombre d'arbres (ntree) et le nombre de variables à

prendre en compte à chaque nœud de décision (*mtry*). L'hyperparamètre *mtry* est fixé par défaut à $p/3$ en régression et \sqrt{p} en classification, avec p le nombre de variables explicatives. L'hyperparamètre *ntree* est fixé par défaut à 500. La forêt aléatoire est réputée pour bien fonctionner avec les valeurs par défaut des hyperparamètres (Biau & Scornet, 2016). Toutefois, un ajustement des hyperparamètres est conseillé pour l'amélioration de la performance de la forêt aléatoire (Probst *et al.*, 2019). Ce processus d'ajustement, souvent réalisé par la technique de *grid search*, implique la variation des hyperparamètres pour identifier ceux qui offrent les meilleures performances.

2.3.2.4- Importance et sélection des variables explicatives

Pour une forêt aléatoire, la contribution des prédicteurs dans la prédiction d'une variable cible est déterminante. Cette contribution ou importance peut être mesurée à l'aide de deux méthodes principales : l'importance par permutation et l'indice de Gini (Schwarz *et al.*, 2010).

- Importance par permutation

Dans l'approche par permutation dans le cas d'une classification, une variable est jugée importante si elle a un impact significatif sur la précision de la classification, qui représente la proportion de classes correctement identifiées. L'impact de chaque variable est mesuré par la décroissance moyenne de la précision qui est à la perte moyenne de précision lorsque la variable concernée est ignorée lors de l'entraînement du modèle.

En régression, l'importance est mesurée par l'augmentation en pourcentage de l'erreur quadratique moyenne notée %IncMSE. Le classement des variables, du plus important au moins important, se fait selon la valeur décroissante du MDA (Mean Accuracy Decrease) d'après l'équation 4 en classification et du %IncMSE en régression :

$$MDA = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B A_b - A_b^* \quad (4)$$

Avec B : *ntree* ; A_b : la précision de la prédiction et A_b^* : la nouvelle précision de la prédiction après permutation aléatoire des valeurs des prédicteurs.

- Indice de Gini

Dans le cas d'une classification, la contribution des prédicteurs est mesurée par l'indice de Gini. Le MDG (Mean Decrease Gini) mesure la réduction totale moyenne de l'impureté des nœuds pour chaque variable explicative (Breiman, 2001). La valeur de MDG varie proportionnellement à l'importance pour la classification (Hastie *et al.*, 2009). Le MDG est

souvent utilisé pour l'évaluation de l'importance des variables dans le cas d'une classification, car il est plus robuste que le MDA, qui est sensible aux perturbations (Calle & Urrea, 2010).

Des graphiques de dépendance partielle permettent d'examiner la relation entre les variables explicatives les plus significatives et la variable cible de manière individuelle. Bien que ces graphiques ne soient pas parfaits pour représenter les effets de chaque variable, ils offrent un aperçu utile des relations entre la variable cible et chaque prédicteur (Apley & Zhu, 2020).

Les variables qui ont une variance nulle sont susceptibles d'entraîner des problèmes de rééchantillonnage car elles contiennent des valeurs similaires et apportent peu d'informations au modèle. Il est conseillé d'utiliser les variables à forte variance pour le développement du modèle (Butcher & Smith, 2020). Lors de l'évaluation de l'importance des variables, il est essentiel de simplifier les variables pour éviter les biais d'interprétation, en particulier lorsque des variables fortement corrélées sont utilisées (Boulesteix *et al.*, 2012). Les travaux de Amaratunga *et al.* (2008) ont prouvé que des corrélations élevées entre les prédicteurs peuvent influencer l'évaluation de l'importance des variables dans un modèle RF. Face à cette situation, les matrices de corrélation sont couramment utilisées pour l'identification des paires de prédicteurs fortement corrélés (corrélation supérieure à 0,7). Un seul prédicteur par pair est ensuite conservé selon sa relation avec les autres variables dans le cas de la régression (González-Ferreras & Barquín, 2017).

2.3.2.5- Méthode de rééchantillonnage

Afin d'obtenir une estimation plus précise des performances du modèle, il est courant de diviser l'ensemble de données initiales en deux sous-ensembles : un pour l'entraînement ou *training dataset* et un autre pour la validation ou *test dataset*. Cette division sert à deux fins distinctes (Belemtougri, 2022) :

- ensemble d'entraînement/calibration : ces données sont utilisées pour construire le modèle d'apprentissage automatique, ajuster les hyperparamètres, comparer différents modèles ou/et sélectionner le modèle final.
- ensemble de validation/test : le modèle calibré est appliqué à cet ensemble de données pour évaluer ses performances.

Les proportions généralement utilisées pour la répartition entre les données d'entraînement-validation sont : 60%-40%, 70%-30%, 80%-20% et même 90%-10% (Tomislav Hengl, 2018). La sélection de ces proportions dépend de l'utilisateur, en fonction du problème à résoudre et de la taille de l'échantillon initial (Belemtougri, 2022).

2.4- Modélisation des écoulements à surface libre et de transport des sédiments

Les modèles hydrodynamiques constituent des outils puissants pour explorer différents scénarios de gestion et évaluer une variété de conditions, en particulier dans le contexte de la prévention des crues, de la gestion des inondations et des projets de restauration environnementale. En simulant l'étendue spatiale, la durée et la profondeur des inondations à travers divers types d'occupation du sol, ces modèles permettent d'anticiper les impacts potentiels de projets de restauration ou de nouvelles interventions, tant au niveau de leur conception que de leur mise en œuvre opérationnelle.

Dans le cadre de cette thèse, un modèle numérique est mobilisé pour résoudre les équations hydrodynamiques et de transport décrivant les écoulements bidimensionnels. Ces équations reposent sur une représentation de l'écoulement moyenné en profondeur, également appelées « équations de Saint-Venant » ou « équations en eau peu profonde » selon leur formulation. Le présent chapitre propose une revue synthétique des différents types de modèles hydrodynamiques, de leurs fondements théoriques ainsi que des hypothèses qui sous-tendent leur utilisation.

2.4.1- Ecoulement à surface libre

Les écoulements à surface libre se caractérisent par une interface libre entre l'eau et l'atmosphère, soumise à la gravité. Leur modélisation repose généralement sur les équations de Saint-Venant dérivées des équations de Navier-Stokes moyennées en profondeur. Ces équations décrivent la conservation de la masse et de la quantité de mouvement en 1D ou 2D, et sont largement utilisées pour simuler des phénomènes tels que les crues, les écoulements en rivières naturelles ou en canaux artificiels (Chow, 1959).

Des approches numériques comme les méthodes des volumes finis, éléments finis ou différences finies sont couramment employées pour résoudre ces équations. Le choix de la méthode dépend de la géométrie du domaine, de la complexité du phénomène à simuler, et du compromis entre précision et temps de calcul (Seguin, 2002).

2.4.2- Transport des sédiments

Le transport des sédiments, étroitement lié aux écoulements hydrauliques, se décompose classiquement en deux catégories : le transport en suspension et le transport de fond (*bedload*). La modélisation de ces processus repose sur des formulations empiriques ou semi-empiriques, telles que les équations de Meyer-Peter & Müller (1948), Einstein (1950), ou encore Engelund & Hansen (1967), qui relie le débit solide aux caractéristiques hydrauliques du flux.

La complexité du transport sédimentaire réside dans sa forte dépendance aux conditions locales d'écoulement, à la granulométrie du substrat, à la variation spatiotemporelle du lit, et aux rétroactions morpho-dynamiques. De nombreux modèles intègrent des modules de déformation du lit, de consolidation des sédiments fins ou de bioturbation pour améliorer la représentativité des processus (Van Rijn, 2007).

2.4.3- Outils numériques et développement récent

La modélisation numérique des écoulements à surface libre et du transport des sédiments constitue un domaine central en ingénierie hydraulique, notamment dans le cadre de la gestion des inondations, de la restauration écologique et de la planification des aménagements hydrauliques. Ces modèles permettent de simuler la dynamique des flux et des processus sédimentaires à différentes échelles spatiales et temporelles, en apportant un éclairage sur les effets potentiels des interventions humaines ou des changements environnementaux.

Les modèles numériques sont des représentations mathématiques complexes, fondées sur des algorithmes qui permettent de résoudre, de manière approximative, des équations différentielles souvent insolubles analytiquement (Chow, 1959). Dans le contexte hydraulique, ces modèles permettent la résolution numérique des équations gouvernant l'écoulement (principalement les équations de Saint-Venant en 1D ou 2D), ainsi que des équations de transport sédimentaire. Ils sont largement utilisés pour simuler des crues (Archambeau, 2006 ; Kasuri, 2014), concevoir des infrastructures hydrauliques, et évaluer l'efficacité de projets de restauration fluviale.

Cependant, l'utilisation de ces outils repose sur plusieurs hypothèses simplificatrices qui doivent être clairement comprises et justifiées. Parmi les principales simplifications figurent la réduction de la dimensionnalité spatiale, la stationnarité temporelle, et l'homogénéité spatiale des flux. Par exemple, dans un modèle unidimensionnel (1D), il est supposé que les variations de débit et de vitesse soient significatives uniquement dans la direction principale de l'écoulement (amont-aval), tandis que les variations transversales (perpendiculaires au flux) sont négligées (Horritt & Bates, 2002). En revanche, les modèles bidimensionnels (2D) permettent de représenter ces variations transversales, mais supposent des vitesses verticales généralement négligeables, contrairement aux modèles tridimensionnels (3D) qui capturent l'ensemble du champ de vitesse (Stoker, 1957 ; ASCE, 2000).

D'autres hypothèses concernent la nature du débit : un débit uniforme suppose une profondeur constante de l'écoulement le long du canal, tandis qu'un débit non uniforme tient compte des variations spatiales de la vitesse et de la profondeur à un instant donné (Stoker, 1957 ; Chow,

1959). Du point de vue temporel, un écoulement est dit stationnaire si ses propriétés (vitesse, pression et géométrie de la section) varient dans l'espace mais restent constantes dans le temps, tandis qu'un écoulement instationnaire admet des variations temporelles de ces paramètres (Singh, 2001).

Les avancées technologiques ont permis le développement de logiciels spécialisés intégrant ces modèles complexes. Des outils tels que HEC-RAS, Delft3D, TELEMAC-MASCARET, FLOW-3D ou MIKE 21 Flow Model FM offrent des interfaces conviviales et des capacités de calcul avancées pour la simulation des écoulements à surface libre et du transport des sédiments. Ces plateformes permettent non seulement le couplage avec des systèmes d'information géographique (SIG), mais aussi l'intégration de modèles hydrologiques, de données bathymétriques et de modules morphodynamiques (Brunner, 2018). Ils sont aujourd'hui incontournables pour analyser l'impact d'infrastructures, modéliser la dynamique fluviale, ou planifier des stratégies d'atténuation des risques liés aux crues.

En somme, bien que les modèles numériques offrent des possibilités de simulation sophistiquées, leur utilisation doit être accompagnée d'une compréhension critique des hypothèses sous-jacentes et de leurs limites. Une attention particulière doit être portée à la calibration, à la validation, et à la gestion de l'incertitude, notamment dans des contextes à forte variabilité spatio-temporelle.

Dans le cadre de cette étude, MIKE 21 Flow Model FM, développé par l'institut danois DHI (Danish Hydraulic Institute), a été retenu pour la modélisation des écoulements à surface libre et du transport des sédiments. Ce choix repose sur plusieurs critères techniques et scientifiques, répondant aux contraintes du site et aux objectifs de la recherche.

MIKE 21 Flow Model FM est un modèle bidimensionnel basé sur les équations en eau peu profonde (équations de Saint-Venant 2D), capable de simuler avec précision les écoulements hydrauliques dans des environnements complexes, tels que les plaines inondables, les estuaires, les zones côtières et les lits fluviaux à géométrie variable. Il repose sur une méthode numérique à maillage flexible (méthode des volumes finis avec maillage flexible), ce qui permet d'adapter finement la résolution spatiale aux hétérogénéités du terrain. Plusieurs choix justifient l'utilisation de ce modèle :

- La capacité du logiciel MIKE à modéliser le transport des sédiments en suspension et le transport de fond, en tenant compte de la granulométrie, de la cohésion des matériaux, et des interactions entre les flux et le substrat.

- La compatibilité du logiciel avec des données SIG et bathymétriques, facilitant l'intégration des données de terrain et la représentation détaillée de la topographie.
- La robustesse du moteur de calcul et sa stabilité numérique, notamment pour la simulation d'écoulements instationnaires à fort contraste de vitesse et de profondeur.
- L'existence de modules complémentaires (par exemple MIKE HYDRO, MIKE SHE, MIKE ECO Lab) permettant un couplage avec des modèles de qualité d'eau ou d'écologie, ouvrant des perspectives pour des analyses interdisciplinaires.
- La reconnaissance internationale et l'expérience éprouvée du logiciel dans des projets de recherche et d'aménagement hydrauliques de grande envergure, assurant un certain degré de fiabilité scientifique et une large documentation.

En somme, l'utilisation de MIKE 21 Flow Model FM répond aux exigences de modélisation multidimensionnelle et morphodynamique de cette recherche, tout en offrant la souplesse nécessaire pour intégrer des scénarios alternatifs, calibrer des conditions aux limites réalistes et explorer l'impact de différentes stratégies d'aménagement sur la dynamique fluviale et sédimentaire.

- **MIKE 21 Flow Model FM**

Le modèle MIKE 21 Flow Model FM est un système de modélisation bidimensionnelle (2D) des écoulements, conçu par DHI (Danish Hydraulic Institute) Water & Environment en 2003 (DHI, 2003). L'acronyme « FM » fait référence à l'utilisation d'une grille à maillage flexible. L'objectif de l'utilisation de MIKE 21 Flow Model FM est de développer deux types de modèles : (1) un modèle hydrodynamique, qui représente le cœur du modèle bidimensionnel de MIKE 21 Flow Model FM et (2) un modèle de transport des sédiments, mis en place avec le module MT de MIKE 21 Flow Model FM.

MIKE 21 Flow Model FM est destiné à des applications dans les environnements océanographiques et pour la simulation des eaux de surface à l'intérieur des terres, notamment les inondations en surface et les réservoirs.

Il permet de simuler les écoulements en surface libre en régime transitoire ou permanent. MIKE 21 Flow Model FM avec le module HD peut intégrer les variations de rugosité, les obstacles aux écoulements et les structures de franchissement. De plus, il comprend un algorithme performant pour la gestion des cellules immergées et émergées, ce qui assure une propagation précise des ondes. L'utilisation d'un pas de temps variable ajuste automatiquement l'intervalle de calcul pour stabiliser le modèle ou, à l'inverse, accélérer le processus de calcul en fonction des conditions hydrodynamiques. Les modèles hydrodynamiques sont utiles pour examiner

diverses options et conditions, afin de mieux éclairer les décisions liées aux crues, aux inondations et à la restauration de l'environnement. En fournissant des informations sur l'étendue, la durée et la profondeur des inondations à travers différents types d'occupation du sol, ces modèles permettent de simuler les impacts des projets de restauration planifiés, des conceptions proposées et des opérations (Kouassi, 2007). Le modèle hydrodynamique repose sur l'équation de continuité et de quantité de mouvement.

Le principe de continuité stipule que le changement de masse de liquide entre deux sections d'un conduit au cours d'une période donnée est égal à la différence entre la masse de liquide entrant et celle sortant. En considérant que l'eau est un liquide homogène et incompressible, ce principe se traduit par la conservation du volume. L'équation (5) de continuité se formule comme suit :

$$\frac{\partial h}{\partial t} + \frac{\partial hu}{\partial x} + \frac{\partial hv}{\partial y} = 0 \quad (5)$$

L'équation de la continuité en hydraulique est un principe fondamental qui exprime la conservation de la masse dans un flux fluide. Elle repose sur l'idée que, dans un système fermé, la masse du fluide doit être conservée à travers les différentes sections d'un conduit ou d'un réseau. En d'autres termes, l'équation de la continuité stipule que le débit volumétrique du fluide (le produit de la surface transversale et de la vitesse) doit rester constant le long du conduit, indépendamment des variations de la surface ou de la vitesse du fluide. Cette loi est cruciale pour analyser et concevoir des systèmes hydrauliques tels que les canalisations, les rivières et les réservoirs, en garantissant que les flux sont équilibrés et que les phénomènes tels que les variations de vitesse ou les changements de section transversale sont correctement pris en compte.

Les équations de la quantité de mouvement en hydraulique sont fondamentales pour comprendre les dynamiques de fluides en mouvement. Ces équations reposent sur le principe de conservation de la quantité de mouvement, selon lequel la modification du momentum d'un fluide dans un système équivaut à la somme des forces exercées sur ce fluide. Dans le cadre du modèle bidimensionnel MIKE 21 Flow Model FM, les équations de la quantité de mouvement sont adaptées pour simuler les mouvements de fluides dans des systèmes bidimensionnels tels que les lacs, estuaires et zones côtières. Ces équations proviennent des principes fondamentaux de la conservation de la quantité de mouvement. Toutefois, elles sont adaptées et simplifiées pour répondre aux exigences spécifiques de la modélisation en deux dimensions. Pour MIKE 21 Flow Model FM, les équations de quantité de mouvement sont généralement basées sur les

équations de Saint-Venant, qui sont une simplification des équations de Navier-Stokes pour des écoulements à faible profondeur. Elles intègrent les effets des forces de pression, de gravité et de friction sur les mouvements de surface du fluide. Les équations de quantité de mouvement en MIKE 21 Flow Model FM, selon x (6) et y (7) se présentent comme suit (DHI, 2017) :

Quantité de mouvement suivant x

$$\frac{\partial hu}{\partial t} + \frac{\partial hu^2}{\partial x} + \frac{\partial huv}{\partial y} = -fhv - gh \frac{\partial \eta}{\partial x} - \frac{h \partial p_A}{\rho_0 \partial x} - \frac{gh^2 \partial \rho}{2\rho_0 \partial x} - \frac{\tau_{fx}}{\rho_0} + \frac{\tau_{sx}}{\rho_0} + \frac{\partial hT_{xx}}{\partial x} + \frac{\partial hT_{xy}}{\partial y} \quad (6)$$

Quantité de mouvement suivant y

$$\frac{\partial hv}{\partial t} + \frac{\partial hv^2}{\partial y} + \frac{\partial huv}{\partial x} = -fhu - gh \frac{\partial \eta}{\partial y} - \frac{h \partial p_A}{\rho_0 \partial y} - \frac{gh^2 \partial \rho}{2\rho_0 \partial y} - \frac{\tau_{fy}}{\rho_0} + \frac{\tau_{sy}}{\rho_0} + \frac{\partial hT_{yy}}{\partial y} + \frac{\partial hT_{xy}}{\partial x} \quad (7)$$

avec : h : hauteur d'eau (m) ; u : vitesse moyenne sur la verticale dans la direction x (m/s) ; v : vitesse moyenne sur la verticale dans la direction y (m/s) ; t : temps (s) ; f : paramètre de Coriolis ; g : accélération de la pesanteur (m/s²) ; p_A : pression atmosphérique (N/m²) ; ρ : masse volumique de l'eau (kg/m³) ; ρ₀ : masse volumique de l'eau de référence (kg/m³) ; τ_{fx} et τ_{fy} : composantes x et y des forces de friction ; τ_{sx} et τ_{sy} : composante x et y des contraintes dues au vent ; T_{xx}, T_{xy}, T_{yy} : contraintes latérales dues à la viscosité, la turbulence et la température

Ces équations permettent de modéliser les variations de la quantité de mouvement en fonction des forces appliquées et des conditions aux limites dans un domaine bidimensionnel. Elles sont essentielles pour la simulation des dynamiques de surface et des interactions complexes entre les fluides et les environnements dans les systèmes côtiers et intérieurs modélisés par MIKE 21 Flow Model FM.

Les barrages sont construits sur les cours d'eau afin de retenir l'eau. Cela permet de laminer les crues, d'irriguer, d'assurer la fourniture en eau potable ou de produire de l'énergie hydroélectrique. Ces structures créent des barrières qui perturbent les échanges longitudinaux dans les rivières (McCartney, 2009). Les retenues formées en amont font intégralement partie du système fluvial, influençant de manière significative le transit sédimentaire (Guertault, 2015). La hausse du niveau d'eau et la baisse de la vitesse d'écoulement des cours d'eau au voisinage des retenues entraînent des variations dans les processus de transport des sédiments contenus dans la colonne d'eau. Le transport des sédiments est influencé par la dynamique des différentes classes granulométriques, ce qui entraîne une répartition spatiale typique des dépôts et de leur granulométrie. Les sédiments transportés par charriage sont souvent retenus en amont de la retenue, tandis que le piégeage des sédiments en suspension varie selon les sites, mais se

manifeste fréquemment dans la partie aval (Guertault, 2015 ; Banihabib & Nazarieh, 2019). Les processus de transport sont principalement régis par divers paramètres hydro-sédimentaires, tels que la hauteur d'eau, la vitesse d'écoulement et la vitesse de chute des particules (Sanchez, 2006 ; Koffi, 2022). Ces conditions hydrauliques peuvent entraîner un dépôt sélectif, avec un affinement des dépôts en allant de l'amont vers l'aval de la retenue. La sédimentation dans les retenues est attribuée à trois processus majeurs (Chamoun *et al.*, 2016) :

- l'accumulation d'un delta de sédiments grossiers à l'amont de la retenue ;
- le dépôt de sédiments fins provenant d'un écoulement non stratifié dans la partie aval ;
- le dépôt de sédiments fins par l'intermédiaire d'un courant de densité.

Les sédiments grossiers accumulés à l'amont de la retenue forment des deltas qui peuvent s'étendre à la fois en amont et en aval de celle-ci. Le delta se divise en deux zones principales : la plaine deltaïque en amont, où les sédiments plus grossiers se déposent, avec une limite aval marquant la fin du transport par charriage, et le front deltaïque, qui progresse dans la retenue avec une pente généralement plus raide et constitué de sédiments plus fins (Koffi, 2022).

Dans le domaine de l'hydraulique fluviale, de nombreuses recherches ont été consacrées à la résolution des défis liés à la création de modèles complexes de transport des sédiments (Plecha *et al.*, 2011). Les phénomènes d'écoulement et de transport sédimentaire dans les rivières sont influencés par des facteurs tels que la turbulence, les variations de la surface libre, les modifications du lit de la rivière et l'interaction entre différentes phases. Les modèles de transport des sédiments se basent généralement sur certaines hypothèses : (1) une concentration de sédiments suffisamment faible pour que l'interaction entre le flux d'eau et le mouvement des sédiments soit négligeable, permettant ainsi de résoudre séparément les équations d'écoulement et d'advection-diffusion ; (2) un rythme de changement du lit beaucoup plus lent que celui du flux, ce qui permet de calculer le débit en supposant un lit "fixe" à chaque étape ; (3) et l'intégration des mécanismes d'érosion et de dépôt par des facteurs de correction pour la capacité de transport sédimentaire (Hergault, 2011).

Les modèles de transport prévoient le débit de sédiments en fonction des conditions d'écoulement spécifiques (Sánchez, 2011). Une grande variété d'équations a été développée et testée pour estimer le transport des sédiments. Ce qui peut rendre difficile le choix du modèle le plus adapté pour quantifier le transport solide. Ces modèles étant conçus pour des conditions particulières, ils poursuivent des objectifs variés. Certains se concentrent sur l'évaluation du transport solide dans une section donnée en utilisant des variables mesurables à grande échelle, telles que la pente ou la hauteur d'eau moyenne, tandis que d'autres visent une évaluation sur

l'ensemble de la section. L'objectif ultime de ces modèles est de faciliter l'élaboration de bilans sédimentaires. Pour la modélisation numérique, il est souvent préférable d'utiliser des formules qui exploitent directement les variables du calcul, telles que la hauteur d'eau, la vitesse moyenne verticale ou la contrainte. Le modèle complet du transport solide total peut être calculé à partir de l'équation (8) (Gharbi, 2016) :

$$\frac{\partial C}{\partial t} + \frac{\partial(UC)}{\partial x} + \frac{\partial(VC)}{\partial y} + \frac{\partial(WC)}{\partial z} + \frac{\partial(V_s C)}{\partial z} = \frac{\partial}{\partial x} \left(\varepsilon_s \frac{\partial C}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(\varepsilon_s \frac{\partial C}{\partial y} \right) + \left(\varepsilon_s \frac{\partial C}{\partial z} \right) \quad (8)$$

avec : U, V et W les trois composantes de la vitesse d'écoulement ; C la concentration des sédiments ; ε_s la concentration de diffusion

Dans MIKE 21 Flow Model FM, la discrétisation spatiale de l'équation est effectuée en utilisant une méthode des volumes finis centrée sur les cellules. Pour le cas bidimensionnel, les éléments peuvent prendre la forme de polygones, tels que des triangles ou des quadrilatères. Cependant, dans cette étude, seuls les triangles sont pris en compte. Les variables primitives, qui représentent la profondeur totale de l'eau et les composantes de la vitesse (h, u, et v), sont stockées au Centre des cellules. Les flux volumiques (Figure 13) sont ensuite calculés perpendiculairement aux trois côtés des éléments (DHI, 2017).

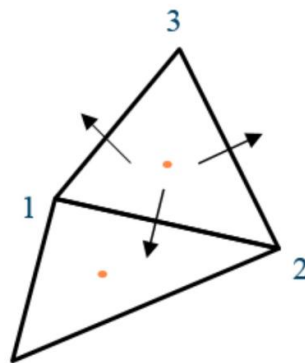


Figure 13 : Représentation des flux volumiques perpendiculaires aux faces des éléments

Source : DHI (2017)

L'intégration temporelle des équations d'écoulement en eau peu profonde est effectuée via un schéma de décalage explicite. Ce schéma impose une contrainte sur le pas de temps pour maintenir le nombre de Courant-Friedrich-Lewy (CFL) en dessous de 1, afin de prévenir toute instabilité du modèle et erreurs de calcul. Le nombre de CFL est défini par l'équation (9) comme suit (DHI, 2017) :

$$CFL = (\sqrt{gh} + |u|) \frac{\Delta t}{\Delta x} + (\sqrt{gh} + |v|) \frac{\Delta t}{\Delta y} \quad (9)$$

Avec g l'accélération de la pesanteur, h la profondeur de l'eau, u et v sont les vitesses suivant les directions x et y , Δx et Δy sont estimés par la longueur minimale des arêtes des éléments suivant la direction x et y Δt l'intervalle de temps.

Le temps de calcul dépend des facteurs spatiaux qui sont pris en compte dans la définition du nombre de CFL. Pour réduire ce temps de calcul, il est conseillé d'éviter les éléments trop petits ainsi que les angles trop serrés, car cela conduit à des arêtes courtes. Par exemple, des arêtes courtes nécessitent de diminuer significativement le pas de temps pour respecter le nombre de CFL requis, ce qui peut considérablement accroître le temps de calcul.

Les équations fondamentales de ce modèle sont résolues en utilisant une méthode implicite de différences finies avec un « pas de temps fractionné », combinée à un algorithme à directions alternées pour optimisation des calculs. L'approche implicite par différences finies aboutit à un système d'équations tri-diagonal pour chaque ligne du maillage. La résolution de ce système est réalisée par inversion de la matrice tri-diagonale à l'aide d'un algorithme de double balayage, qui exécute une élimination de Gauss avec rapidité et précision. Dans cette méthode, les flux sont définis aux faces des mailles, tandis que les profondeurs sont attribuées aux nœuds (Figure 14). L'algorithme à directions alternées traite l'équation de conservation de la quantité de mouvement d'abord dans la direction x , puis dans la direction y à chaque pas de temps. De plus, une précision de second ordre est garantie par le centrage temporel et spatial des dérivées et des coefficients (DHI, 2003).

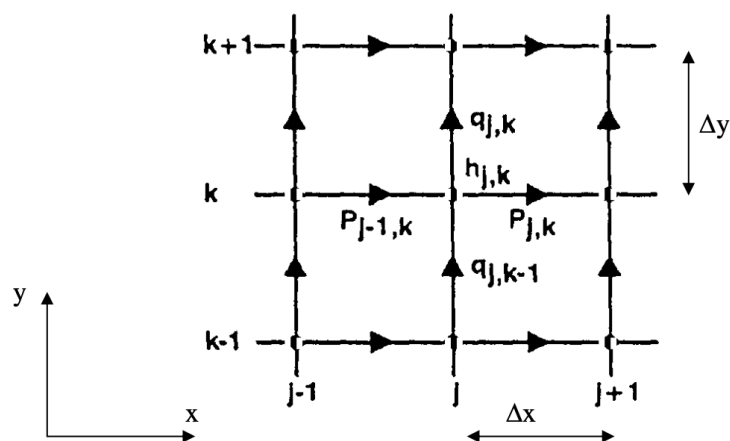


Figure 14 : Représentation schématique d'un maillage de cellules pour un calcul bidimensionnel

Source : DHI (2017)

Conclusion partielle

Dans un contexte de changements climatiques, la connaissance de l'évolution du climat, particulièrement les extrêmes de pluie dans le futur est cruciale afin de développer des stratégies d'adaptation. Ainsi, plusieurs modèles climatiques de dernière génération CMIP6, sous de nouveaux scénarios (SSP), prenant en compte la concentration de GES et les aspects démographiques, économiques, technologiques, institutionnels, sociaux et d'occupation des terres ont été développés afin de faire des projections.

Il est important de développer des connaissances sur l'évolution de l'occupation des terres et sur la réponse hydrologique actuelle et future des bassins versants. Toutefois, étant donné que les approches traditionnelles ont montré leurs limites, les algorithmes d'apprentissage automatique tels que les machines à vecteurs de support et la forêt aléatoire se présentent comme des alternatives pour la classification d'images satellitaires et de la modélisation hydrologique.

Le modèle MIKE 21 Flow Model FM à travers les modules hydrodynamiques et de transport des sédiments est basé sur des équations et utilise certaines méthodes pour les résoudre. Cela permet de modéliser efficacement le fonctionnement hydro-sédimentaire au niveau des barrages afin d'aider le gestionnaire dans la prise de décision.

**PARTIE II : MATERIEL
ET METHODES**

CHAPITRE 3 : MATERIEL

Le matériel utilisé dans le cadre de ce travail comprend le matériel de terrain, le matériel de laboratoire, les données et les logiciels.

3.1- Matériel de terrain

Le matériel de terrain utilisé (Figure 15) dans le cadre de ce travail est composé de :

- une pirogue (Figure 15a) ou un hors-bord (Figure 15b) pour les déplacements sur le lac de Fayé ;
- une bouteille hydrologique de type Van Dorn (Figure 15c) pour le prélèvement des échantillons d'eau ;
- un échosondeur Humminbird Helix 7 (Figure 15d) pour la réalisation des levés bathymétriques ;
- des flacons en polyéthylène (Figure 15e) pour les prélèvements d'échantillons d'eau ;
- une benne Van Veen (Figure 15f) pour le prélèvement des sédiments au fond du lac de Fayé ;
- un courantomètre de type OTT Qliner2 (Figure 15g) pour la mesure des débits ;
- un GPS (Global Positioning System) portatif de marque Garmin (Figure 15h) pour la localisation des points de prélèvement.



Figure 15 : Matériel de terrain

a : Pirogue, b : Hors-bord, c : Bouteille hydrologique Van Dorn, d : Echosondeur HUMMINBIRD Hélix 7, e : Flacons en polyéthylène, f : Benne Van Veen, g : Courantomètre OTT Qliner2, h : GPS portatif Garmin

3.2- Matériel de laboratoire

Le matériel de laboratoire (Figure 16) comprend :

- une étuve pour le séchage des filtres (Figure 16a) ;
- une balance de précision (Figure 16b) à quatre chiffres (10^{-4} g) pour la pesée des filtres ;
- un banc de filtration (Figure 16c) équipé de filtres Whatman GF/F circulaires de 47 mm de diamètre et porosité $0,45 \mu\text{m}$ (Figure 16d) pour la filtration des échantillons d'eau ;

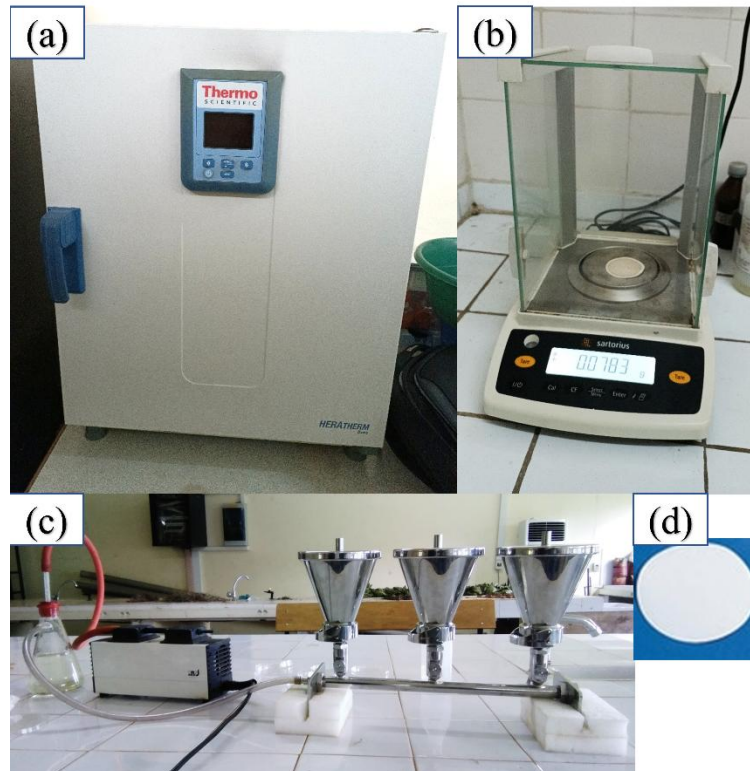


Figure 16 : Matériel de laboratoire

a : Etuve, b : Balance de précision, c : Banc de filtration, d : Filtre Whatman GF/F

3.3- Données

Les données utilisées dans le cadre de cette étude sont de trois types : les données climatiques, les données hydrométriques, les images satellitaires.

3.3.1- Données climatiques

Les données climatiques utilisées sont subdivisées en trois groupes : (1) les données climatiques d'observation, (2) les données climatiques satellitaires et (3) les sorties de MCG CMIP6.

3.3.1.1- Données climatiques d'observation

Ces données concernent les pluies enregistrées aux postes pluviométriques de Fayé et de Téréagui et les températures moyennes enregistrées à la station de San-Pédro (Tableau III). Les

pluies enregistrées au poste pluviométrique de Fayé ont été collectées auprès de la Compagnie Ivoirienne d'Electricité (CIE) et couvrent les périodes 2011-2019 pour les données journalières et 1999-2019 pour les données mensuelles. Ces données ne comportent pas de lacunes. Les pluies enregistrées à la station de Téréagui ont été fournies par la Société d'Exploitation et de Développement Aéroportuaire, Aéronautique et Météorologique (SODEXAM) au pas de temps journalier sur la période 1987-1998. Il convient de noter que ces données présentent 32,36% de lacunes. Les températures moyennes enregistrées à la station de San-Pédro couvrent la période 1979-2019. Elles ont été fournies par la SODEXAM au pas de temps journalier et ne comportent aucune lacune.

Tableau III : Données de stations climatiques utilisées

Noms des stations	Types de stations	Longitudes	Latitudes	Périodes d'observation	Pas de temps
Pluie					
Fayé	Pluviométrique	-6,46	5,41	2011-2019 1999-2019	Journalier Mensuel
Téréagui	Pluviométrique	-6,65	4,97	1987-1998	Journalier
Température					
San-Pédro	Synoptique	-6,65	4,75	1979-2019	Journalier

3.3.1.2- Données climatiques satellitaires

Les données climatiques satellitaires englobent les produits de précipitation et température satellitaires. Au niveau des précipitations, trois PPS ont été utilisés :

- **CHIRPS 2.0**

Les données CHIRPS, avec une résolution spatiale de 0,05° (environ 5 km) ont été téléchargées sur le site web <https://data.chc.ucsb.edu/products/CHIRPS-2.0/> et s'étalent sur la période 1982 à 2021.

- **PERSIANN CDR**

Ces données de résolution spatiale de 0,25° (environ 27 km) d'après Mekonnen *et al.* (2023) ont été téléchargées sur le site web <https://chrsdata.eng.uci.edu/>. Elles couvrent la période 1983-2019.

- **W5E5 2.0**

Ces données ont été téléchargées sur le site https://data.isimip.org/search/simulation_round/ISIMIP3a/product/SecondaryInputData/climate_forcing/w5e5v2.0/ sur la période 1979-2019, qui est la période de disponibilité de ces données. Leur résolution spatiale est de 0,5°.

Au niveau des températures satellitaires, le produit de précipitation satellitaire Climate Hazard Infrared Temperature Station (CHIRTS), avec une résolution spatiale de $0,05^\circ$ (Verdin *et al.*, 2020) a été utilisé. Ces données sont disponibles de 1983 à 2016 via le site web <https://www.chc.ucsb.edu/data/chirtsdaily>.

3.3.1.3- Sorties de Modèles Climatiques Globaux (MCG) CMIP6

Pour les projections, les pluies et les températures moyennes issues des sorties de sept (7) MCG CMIP6 ont été utilisées. Ces sorties de MCG ont été téléchargées à partir du site web <https://esgf-node.llnl.gov/search/cmip6>. Trois scénarios ont été considérés :

- scénario SSP1-2.6 : le scénario SSP1 correspond au scénario pour lequel un accent particulier est mis sur le développement durable dans le monde. Les énergies renouvelables et l'efficacité énergétique sont mises en avant dans un monde où il y a une forte coopération internationale. 2.6 correspond à la trajectoire RCP (Representative Concentration Pathways) pour laquelle les concentrations de GES aboutissent à un forçage radiatif de $2,6\text{W/m}^2$ jusqu'en 2100. Cette trajectoire est en phase avec l'objectif de maintenir le réchauffement global en dessous de 2°C , relativement au niveau préindustriel.
- scénario SSP2-4.5 : le scénario SSP2 correspond au scénario pour lequel les tendances socio-économiques continueront de suivre l'évolution actuelle sans changement. 4.5 correspond à la trajectoire RCP pour laquelle les concentrations de GES aboutissent à un forçage radiatif de $4,5\text{W/m}^2$ d'ici 2100. Cette trajectoire vise à limiter le réchauffement global à environ $2,5^\circ\text{C}$ à 3°C , relativement au niveau préindustriel.
- scénario SSP5-8.5 : le scénario SSP5 correspond au scénario pour lequel la croissance économique prime au détriment de l'environnement. Les énergies fossiles sont la principale source d'énergie. 8.5 correspond à la trajectoire RCP pour laquelle les concentrations de GES aboutissent à un forçage radiatif de $8,5\text{W/m}^2$ d'ici 2100. C'est le scénario le plus pessimiste avec un réchauffement climatique pouvant atteindre 4°C ou plus, relativement à la période préindustrielle.

Une description plus détaillée des scénarios est disponible dans les travaux de O'Neill *et al.* (2016). Les informations sur ces modèles ont été résumées dans le Tableau IV. La période historique considérée dans le cadre de cette étude est 1982-2014 pour les précipitations et 1983-2014 pour les températures. La période 1990-2014 a été utilisée comme période de référence et la période de projection considérée (2025-2099) a été subdivisée en court (2025-2049), moyen (2050-2074) et long (2075-2099) terme

Tableau IV : Brève description des sept modèles CMIP6 utilisés

Modèles	Institutions	Pays	Résolution spatiale (lon × lat)
CanESM5	Centre Canadien pour la Modélisation et l'Analyse Climatique	Canada	2,8125° × ~2,7673°
EC-Earth3	EC-EARTH consortium	Europe	0,7° × 0,7°
MIROC6	Agence Japonaise des Sciences et Technologies Mer-Terre (JAMSTEC)	Japon	1,40625° × ~1,39°
MPI-ESM1-2-LR	Institut météorologique Max Planck (MPI)	Allemagne	1,875° × 1,85°
MPI-ESM1-2-HR	Institut météorologique Max Planck (MPI)	Allemagne	0,94° × 0,94°
MRI-ESM2-0	Institut de Recherche Météorologique (MRI)	Japon	1,125° × ~1,11°
NorESM2-LM	Centre Climatique Norvégien	Norvège	2,5° × 1,9°

Il est important de noter que la moyenne de l'ensemble des modèles (EnsMean) a été prise en compte dans le cadre de cette étude. La moyenne de l'ensemble des modèles est obtenue en faisant la moyenne arithmétique des sept modèles présentés. Ce choix se justifie par le fait que cette méthode est facile à implémenter, avantageuse et est la méthode la plus transparente pour combiner des modèles (Peng *et al.*, 2002 ; Weigel *et al.*, 2010).

3.3.2- Données hydrométriques

Les données hydrométriques comprennent les débits journaliers de 1996 à 2005 avec environ 30% de lacunes et les niveaux d'eau journaliers enregistrés à la station de Rapid Grah, réhabilitée depuis 2021.

Les données collectées auprès de la CIE regroupent les débits mensuels entrant dans le lac de Fayé et les niveaux d'eau. Les débits mensuels enregistrés à l'entrée du lac de Fayé sont disponibles sur la période 1999-2019 et ne comportent pas de lacunes. Les niveaux d'eau journaliers mesurés couvrent la période 2021-2022.

3.3.3- Données topographiques et images satellitaires

Les données topographiques utilisées sont relatives au Modèle Numérique de Terrain (MNT) ALOS-PALSAR de résolution 12,5 m. Ces données sont disponibles sur le site web <https://asf.alaska.edu/datasets/daac/alos-palsar-radiometric-terrain-correction/>. Ce MNT a permis de délimiter le bassin versant d'étude.

Les images satellitaires Landsat 5 TM de 1986 et Landsat 7 ETM+ de 2004 et 2022 ont été utilisées dans le cadre de cette étude afin de réaliser les cartes d'occupation du sol. Ces images satellitaires de résolution 30 m sont disponibles sur le site <https://earthexplorer.usgs.gov>. Les scènes utilisées pour chacune des années sont : 197/56 et 197/57 (Figure 17).

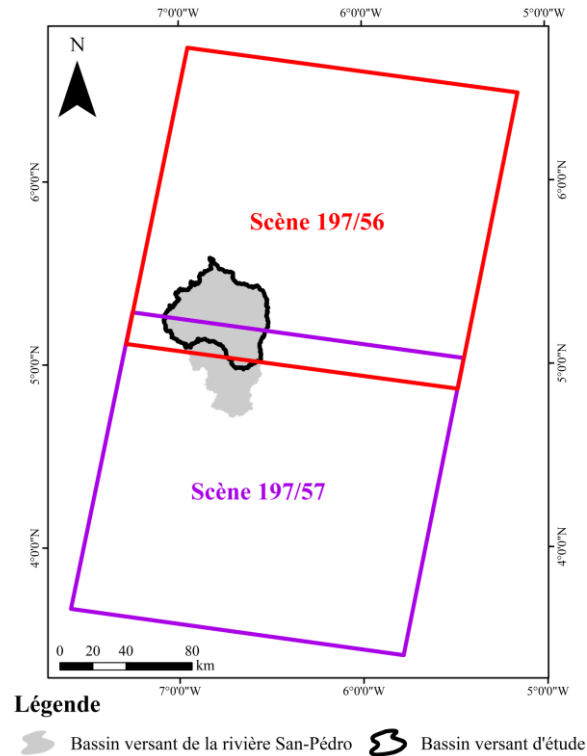


Figure 17 : Carte du contour des scènes des images Landsat couvrant la zone d'étude

Une description des différentes images utilisées est consignée dans le Tableau V. Ces images ont servi à la réalisation des cartes d'occupation du sol.

Tableau V : Description des images satellitaires utilisées

Satellite	Capteur	Date d'acquisition	Résolution spatiale (m)
Landsat 5	Thematic Mapper (TM)	16/01/1986	30
Landsat 7	Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+)	10/01/2004	30
Landsat 7	Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+)	27/01/2022	30

3.4- Logiciels

De nombreux logiciels ont été utilisés dans le cadre de cette étude. Il s'agit de :

- ENVI 5.4 pour le pré-traitement ;
- ArcGIS 10.4 qui a permis la réalisation des cartes d'occupation du sol ;

- R 4.2.1 est un langage de programmation orienté objet, utilisé pour le téléchargement des PPS, le calcul des indices de pluie, l'ajustement du biais et la réalisation des tests statistiques. Il a également servi au traitement et à la classification des images satellitaires, la modélisation hydrologique, ainsi qu'à la production de graphes et de cartes climatologiques ;
- MIKE 21 Flow Model FM, utilisé pour la modélisation hydrodynamique et le transport des sédiments en deux dimensions (2D) au niveau du lac de Fayé.

Conclusion partielle

La réalisation de cette étude a nécessité l'utilisation d'un matériel diversifié. Le matériel de terrain a servi à la collecte des échantillons d'eau, à la réalisation des levés bathymétriques et à la mesure des débits. Le matériel de laboratoire a essentiellement servi à la détermination des concentrations en MES. Au niveau des données utilisées pour mener à bien cette étude, elles ont regroupé les données climatiques, les données hydrométriques, et les images satellitaires. Les logiciels utilisés pour le traitement des données sont au nombre de quatre : ENVI 5.4, ArcGIS 10.4, R 4.2.1 et MIKE 21 Flow Model FM.

CHAPITRE 4 : APPROCHE METHODOLOGIQUE

Ce chapitre présente l'approche méthodologique utilisée pour la collecte et le traitement des données pour chacun des quatre objectifs spécifiques de ce travail.

4.1- Caractérisation des extrêmes de pluie dans le bassin versant du fleuve San-Pédro au barrage hydroélectrique de Fayé

En ce qui concerne le premier objectif, il s'est agi de caractériser les extrêmes de pluie sur la période historique afin comprendre leur évolution et de faire des projections par la suite en vue de contribuer à l'anticipation des catastrophes hydrologiques. Le langage de programmation R a été utilisé pour la réalisation de cette partie.

4.1.1- Caractérisation des extrêmes de pluie sur la période historique

La caractérisation des extrêmes de pluie a commencé par l'évaluation de la performance des produits de précipitation et de températures satellitaires, compte tenu du manque de données d'observation dans la zone d'étude. Ensuite, l'Indice de Précipitation Standardisé (SPI) et sept indices de pluie ont été calculés.

4.1.1.1- Evaluation de la performance des produits de précipitation et de température satellitaires

Le bassin versant du fleuve San-Pédro au barrage hydroélectrique de Fayé ne possède que deux postes pluviométriques (l'un à Fayé et l'autre à Téréagui) pour une superficie d'environ 2 432 km², ce qui est insuffisant pour la réalisation d'une étude d'impact du changement climatique. Le poste pluviométrique de Téréagui a été abandonné depuis les années 1999, et ses données comportent 32,36% de lacunes. Face à cette situation, il convient d'utiliser les PPS pour la réalisation de cette étude. Toutefois, sachant que l'efficacité des PPS dans l'estimation des observations dépend de la localisation géographique, il est important d'évaluer leur performance avant de les utiliser (Gebremicael *et al.*, 2019). La validation des produits de précipitation et de température satellitaires s'est faite selon le processus présenté par la Figure 18. D'abord, les produits de précipitation et de température satellitaires ont été téléchargés pour la zone d'étude. Ensuite, des extractions ont été réalisées aux stations où les observations sont disponibles. Plusieurs indicateurs ont été utilisés pour évaluer la performance des produits de précipitation et température satellitaires dans l'estimation des observations à l'échelle journalière et mensuelle. Enfin, le PPS le plus performant a été retenu pour cette étude, et la performance du produit de température correspondant a été évaluée.

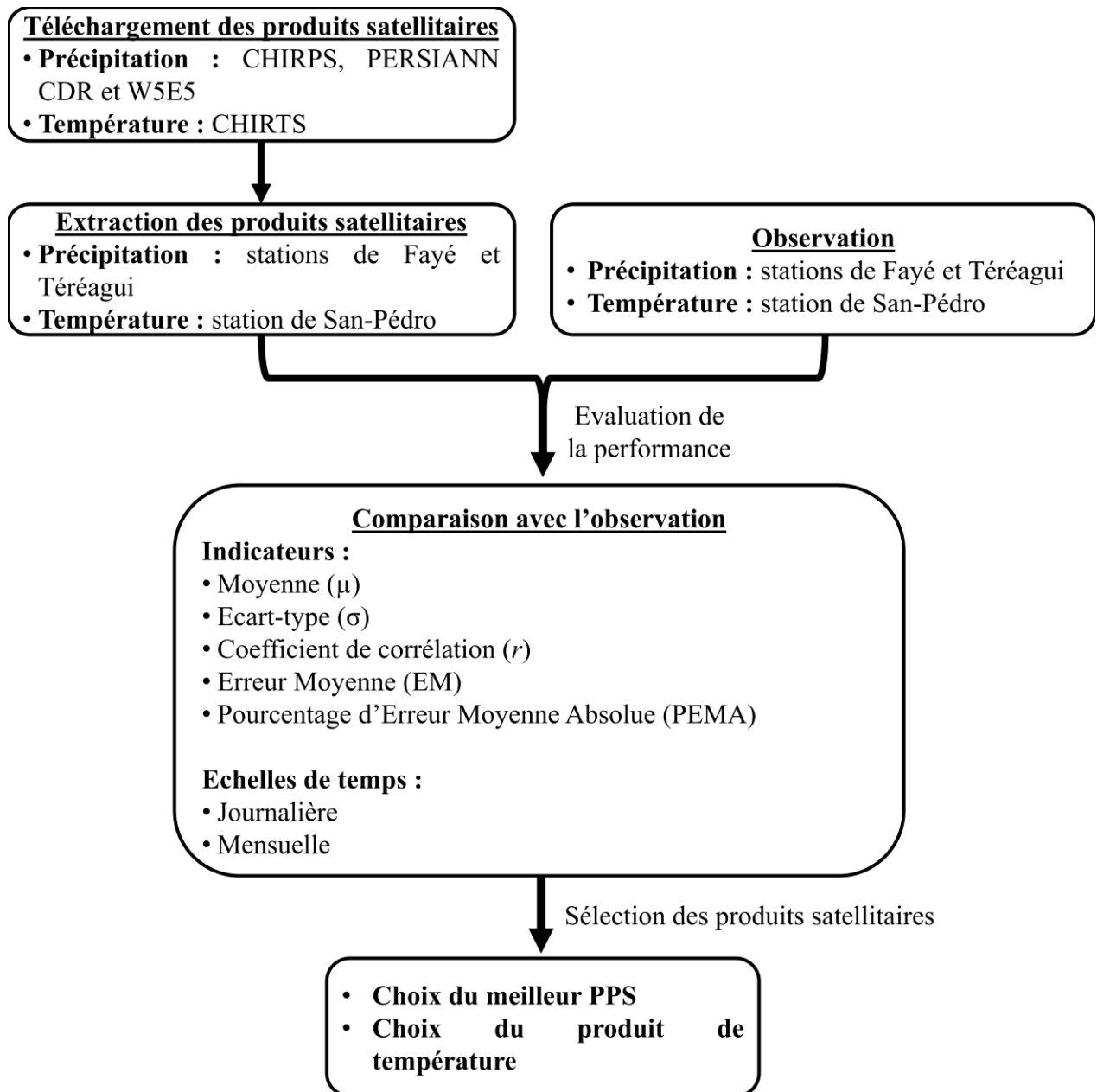


Figure 18 : Processus de sélection du meilleur PPS et validation du produit de CHIRTS

• **Evaluation de la performance des Produits de Précipitation Satellitaire (PPS)**

Les PPS CHIRPS, PERSIANN CDR et W5E5 ont été comparées aux pluies enregistrées aux pluviomètres de Fayé et Téréagui à l'échelle journalière et mensuelle. Le choix de ces précipitations satellitaires se justifie par leur disponibilité aux pas de temps journalier. En outre, ces précipitations satellitaires ont montré de bonnes performances dans la zone Ouest-africaine (Dembélé & Zwart, 2016 ; Obahoundje *et al.*, 2020 ; Yangouliba *et al.*, 2022). Les périodes utilisées à la station de Fayé sont 2011-2018 et 1999-2018, respectivement pour le pas de temps journalier et mensuel. A la station de Téréagui, la période 1987-1998 a été utilisée pour l'échelle journalière et mensuelle. Cette comparaison a été faite en utilisant plusieurs indicateurs

statistiques (Obahoundje *et al.*, 2020 ; Yangouliba *et al.*, 2022), notamment la moyenne, l'écart-type, le coefficient de corrélation (r), l'Erreur Moyenne (EM) ou biais et le Pourcentage d'Erreur Moyenne Absolue (PEMA).

- Moyenne et écart-type

La moyenne notée μ (équation 10) et l'écart-type noté σ (équation 11) ont été calculés pour les observations et pour les PPS afin d'identifier le PPS qui estime mieux l'observation. Le meilleur PPS est celui dont la moyenne et l'écart-type sont les plus proche de l'observation.

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (10)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n |x_i - \mu|}{n}} \quad (11)$$

avec n l'effectif total, x_i la valeur de précipitation à la date i

- Coefficient de corrélation

Le coefficient de corrélation de Pearson (équation 12) noté r est utilisé en statistique afin de mesurer le lien entre deux variables. Sa valeur est sans unité et est comprise entre -1 et 1. Plus la valeur de la corrélation est proche de 1, plus il existe une forte liaison entre les deux variables. Le meilleur PPS est celui qui obtient le coefficient de corrélation le plus élevé (r tend vers 1).

$$r = \frac{n \sum xy - (\sum x \sum y)}{\sqrt{n \sum x^2 - (\sum x)^2} \sqrt{n \sum y^2 - (\sum y)^2}} \quad (12)$$

avec n le nombre de valeurs, x et y l'observation et les précipitations satellitaires respectivement

• Erreur moyenne et pourcentage d'erreur moyenne absolue

L'Erreur Moyenne (équation 13) notée EM et le Pourcentage d'Erreur Moyenne Absolue (équation 14) noté PEMA sont des indicateurs d'écart permettant d'indiquer le degré d'estimation des précipitations observées par les PPS. Le meilleur PPS est celui qui enregistre l'EM et le PEMA le plus faible (proche de 0).

$$EM = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - x_i) \quad (13)$$

$$PEMA = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - x_i}{x_i} \right| \right) \times 100 \quad (14)$$

Une $EM > 0$ indique une surestimation de l'observation par les PPS, tandis qu'une $EM < 0$ indique une sous-estimation de l'observation par les PPS.

- **Test de Wilcoxon**

Le test statistique de Wilcoxon a été utilisé pour comparer les différents PPS entre eux. Ce test statistique non paramétrique est particulièrement adapté à l'analyse de données appariées et permet de déterminer si la différence observée entre deux échantillons est statistiquement significative.

- **Validation de la température moyenne CHIRTS**

Le bassin versant du fleuve San-Pédro avec pour exutoire le barrage hydroélectrique de Fayé ne contient aucune station de mesure de la température. En revanche, la ville de San-Pédro située à environ 35 km au Sud en possède. De ce fait, la capacité des données satellitaires de température moyenne CHIRTS à reproduire la température moyenne observée à la station de San-Pédro a été évaluée en vue de leur utilisation dans le bassin versant d'étude. Ce choix se justifie par le fait que les données CHIRTS sont disponibles au pas de temps journalier et ont la même résolution que CHIRPS, qui a obtenu la meilleure performance sur l'ensemble du bassin. De plus, CHIRTS a montré de bonnes performances à l'échelle globale, notamment pendant les trois mois les plus chauds (Verdin *et al.*, 2020) et dans plusieurs études à travers le monde (Amou *et al.*, 2021 ; Li *et al.*, 2022 ; Parsons *et al.*, 2022). La température moyenne a été calculée à partir des données CHIRTS Tmax et CHIRTS Tmin téléchargées sur la période 1983-2016. Les indicateurs statistiques utilisés pour la comparaison entre les températures satellitaires CHIRTS et l'observation à l'échelle journalière et mensuelle sont les mêmes que ceux utilisés précédemment pour les précipitations satellitaires.

4.1.1.2- Calcul de l'indice standardisé de précipitation

L'Indice Standardisé de Précipitation (SPI) est un indice de sécheresse recommandé par l'Organisation Météorologique Mondiale (WMO & GWP, 2016). Développé par McKee *et al.* (1993), il permet de détecter les périodes humides et les périodes sèches dans une série chronologique de pluie. Le choix de cet indice se justifie par le fait qu'il nécessite peu de données (uniquement les précipitations sur au moins 30 ans). Par ailleurs, il peut être calculé à plusieurs échelles de temps en fonction de l'application souhaitée (Rahase *et al.*, 2023). En effet, il est adapté pour faire ressortir plusieurs types de sécheresse (Guenang & Kamga, 2014). Cet indice a prouvé sa fiabilité dans de nombreuses études à travers le monde (Li *et al.*, 2022 ; Zhang *et al.*, 2023 ; Akter *et al.*, 2023). Dans le cadre de cette étude, le SPI a été calculé à l'échelle de 12 mois. Le choix de 12 mois peut se justifier par le fait qu'à cette échelle, le SPI permet de mettre en évidence l'impact des sécheresses hydrologiques sur les eaux de surface

(Bohn & Piccolo, 2018), y compris les réservoirs. En revanche, des échelles telles que 24 mois sont utilisés pour les impacts socio-économiques (Bohn & Piccolo, 2018 ; Rahase *et al.*, 2023). Le calcul du SPI s'est fait sous R en deux étapes :

- **Choix de la distribution de la probabilité**

Cette étape consiste à choisir la distribution de probabilité qui correspond mieux aux précipitations. Ainsi, la distribution Gamma (Equation 15) a été utilisée dans le cadre de cette étude, car elle a prouvé sa fiabilité et sa robustesse dans de nombreuses études (McKee *et al.*, 1993 ; Ghasemi *et al.*, 2022 ; Rahase *et al.*, 2023).

$$G(x) = \frac{x^{\alpha-1} \cdot e^{-\frac{x}{\beta}}}{\beta^{\alpha} \cdot \Gamma(\alpha)} \quad \text{pour } x > 0 \quad (15)$$

Avec, $\alpha > 0$ le paramètre de longueur, $\beta > 0$ le paramètre d'échelle, x la hauteur de pluie et $\Gamma(\alpha)$ la fonction Gamma (Equation 21).

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^{\infty} x^{\alpha-1} e^{-x} dx \quad (16)$$

- **Calcul du SPI**

Le calcul du SPI est fait suivant les équations (17) et (18) ci-dessous. Les données CHIRPS ont été utilisées comme observation au cours de la période 1982-2019 et la moyenne de l'ensemble des sept modèles (EnsMean) a été utilisé afin de calculer le SPI dans le court, moyen et long terme sous les scénarios SSP1-2.6, SSP2-4.5 et SSP5-8.5.

$$SPI = S \frac{t - (c_2 t + c_1)t + c_0}{((d_3 t + d_2)t + d_1)t + 1.0} \quad (17)$$

$$t = \sqrt{\ln \frac{1}{H(x)^2}} \quad (18)$$

$$G(x) = \int_0^x g(x) dx \quad (19)$$

Avec S le coefficient positif ou négatif : Quand $G(x) > 0,5$, $H(x) = 1 - G(x)$ et $S=1$. Quand $G(x) \leq 0,5$, $H(x) = G(x)$ et $S = -1$. $c_0 = 2,515517$; $c_1 = 0,802853$, $c_2 = 0.010328$, $d_1 = 1,432788$, $d_2 = 0,189269$, $d_3 = 0,001308$ et $g(x)$ la distribution Gamma.

La classification du SPI est présentée au niveau du Tableau VI ci-dessous :

Tableau VI : Classification du SPI

SPI	Catégories
≥ 2	Extrêmement humide
1,5 à 1,99	Très humide
1 à 1,49	Modérément humide
-0,99 à 0,99	Normal
-1 à -1,49	Modérément sec
-1,5 à -1,99	Très sec
≤ -2	Extrêmement sec

Source : McKee *et al.* (1993)

La fréquence d'apparition ou l'occurrence des événements extrêmes (extrêmement humide, très humide, extrêmement sec et très sec) a été calculée en utilisant l'équation (20) suivante (McKee *et al.*, 1993) :

$$F_i = (n_i/N) \times 100 \quad (20)$$

Avec F_i , la fréquence pour l'évènement i ; n_i le nombre de mois pour l'évènement i et N le nombre total de mois sur une période donnée.

Le test non paramétrique de Mann-Kendall recommandé par l'OMM pour identifier la tendance et sa significativité au niveau des variables météorologiques (Sang *et al.*, 2014 ; Bari *et al.*, 2016 ; Rosmanna *et al.*, 2016 ; Bărbulescu & Postolache, 2023) a été appliqué dans le cadre de cette étude. Le processus d'analyse est le suivant (Mann, 1945 ; Kendall, 1955) : pour tous i, j , n et i, j , la distribution de x_i et x_j est différente. La variable statistique S du test est calculée d'après l'équation (21) (Mann, 1945 ; Kendall, 1955 ; Singla *et al.*, 2023) :

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \text{signe}(x_i - x_j) \quad (21)$$

avec n est la longueur de la série, x_i et x_j deux valeurs génériques de données séquentielles et la fonction $\text{signe}(x_i - x_j)$ est définie par l'équation (22) suivante :

$$\text{sign}(x_i - x_j) = \begin{cases} 1, & \text{si } (x_i - x_j) > 0 \\ 0, & \text{si } (x_i - x_j) = 0 \\ -1, & \text{si } (x_i - x_j) < 0 \end{cases} \quad (22)$$

La statistique S est définie comme la différence entre le nombre de paires positives et le nombre de paires négatives dans les séries chronologiques analysées. L'hypothèse nulle suppose l'absence de tendance dans l'évolution temporelle de la variable. Chaque ordre de l'ensemble

des données est aussi probable. La statistique S de cette hypothèse est une distribution normale dans laquelle $E(S)$ est la moyenne et $Var(S)$ est la variance définie respectivement sur les équations (23) et (24) :

$$E(S) = 0 \quad (23)$$

$$Var(S) = \frac{1}{18} \left[n(n-1)(2n+5) - \sum_{p=1}^q tp(tp-1)(2tp+5) \right] \quad (24)$$

Où n est le nombre de données, tp le nombre de valeurs dans le p ème groupe et q le nombre de rang ex aequo. Le second terme représente un ajustement de données liées ou censurées. La valeur de S et de $Var(S)$ servent au calcul du test statistique standardisé Z qui s'écrit sous la formule de l'équation (25) suivante :

$$Z = \begin{cases} \frac{S-1}{\sqrt{var(S)}} & \text{si } S > 0 ; \\ 0 & \text{si } S = 0 ; \\ \frac{S-1}{\sqrt{var(S)}} & \text{si } S < 0 \end{cases} \quad (25)$$

La présence d'une tendance statistiquement significative est évaluée en étudiant la valeur de Z . L'absence ou la présence de tendance sont indiquées par les hypothèses nulle (H_0) et alternative (H_1) respectivement. $Z > 0$ indique une tendance haussière dans le temps, tandis que $Z < 0$ indique une tendance baissière. H_0 est rejeté lorsqu'il y a hausse ou baisse de la tendance relativement à un seuil de significativité p . Dans ce travail, les seuils de significativité choisis sont 99% et 95%. Une p -value est calculée pour chaque série analysée.

4.1.1.3- Calcul des indices de pluie

La méthode des indices climatiques a été utilisée dans le cadre de cette étude pour analyser les précipitations extrêmes (New *et al.*, 2006 ; Aguilar *et al.*, 2009 ; Hountondji *et al.*, 2011 ; N'Guessan Bi, 2014 ; N'Guessan Bi *et al.*, 2018).

Dans le cadre de cette étude, sept indices de précipitation ont été calculés (Tableau VII). Le choix de ces indices se justifie par le fait qu'ils sont utilisés pour les études en rapport avec les inondations (Fofana *et al.*, 2022 ; Obahoundje *et al.*, 2022b). Les indices de pluie ont été calculés à partir des données CHIRPS sur la période 1982-2021 et à partir de l'EnsMean sur la période 2025-2099 à l'échelle annuelle qui tient compte de tous les mois, à l'échelle de la Grande Saison Pluvieuse (GSP) d'avril à juillet et à l'échelle de la Petite Saison Pluvieuse (PSP) d'octobre à novembre.

Tableau VII : Indices de pluie utilisés

Nom	Description	Définition	Unité
PRCPTOT	Précipitation totale	Précipitation totale des jours pluvieux (RR \geq 1 mm)	mm
R1mm	Nombre de jours pluvieux	Nombre de jours avec des précipitations RR \geq 1 mm	Jour
SDII	Intensité de pluie	Précipitation totale des jours pluvieux divisé par le nombre de jours pluvieux	mm
CWD	Jours pluvieux consécutifs	Nombre maximal de jours consécutifs avec des précipitations journalières \geq 1 mm	Jour
R99pTOT	Jours très pluvieux (extrêmement pluvieux)	Proportion des précipitations > 99 ^{ème} percentile	%
Rx1day	Hauteur maximale de précipitation d'un jour	Précipitation totale maximale d'un jour pluvieux pendant l'année	mm
Rx5day	Cumul maximal des précipitations sur 5 jours consécutifs	Précipitation totale maximale sur 5 jours pluvieux consécutifs pendant l'année	mm

L'analyse des tendances est basée sur la tendance linéaire, et la significativité de la tendance est évaluée en utilisant le test de Mann-Kendall (Balliet *et al.*, 2016 ; Atcheremi *et al.*, 2018). Une matrice de corrélation a permis d'analyser les relations linéaires existant entre les indices de pluie et les débits maximaux.

4.1.2- Projection des extrêmes de pluie à l'horizon 2100

L'Afrique de l'Ouest est fortement menacée par les effets des changements climatiques (Almazroui *et al.*, 2020). De ce fait, il est nécessaire de faire des projections fiables afin de faciliter les mesures d'adaptation et limiter les dégâts des catastrophes naturelles, notamment celles liées à l'eau. Ainsi, les sorties de sept Modèles Climatiques Globaux (MCG) Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) ont été utilisées dans le cadre de cette étude. Le choix des 7 modèles se justifie par la disponibilité des variables pluie et température, des scénarii choisis jusqu'en 2099 et les ressources informatiques disponibles. Aussi, ces modèles ont été utilisés dans plusieurs études (Dong *et al.*, 2022 ; Hua *et al.*, 2022 ; Li *et al.*, 2022 ; Try *et al.*, 2022 ; Zhao *et al.*, 2022). Compte tenu du fait que ces modèles ont des résolutions spatiales différentes, une descente d'échelle a été nécessaire (Dong *et al.* 2022 ; Hua *et al.* 2022) afin de les ramener à la même résolution que CHIRPS (0,05°). Deux approches peuvent être envisagées : l'approche dynamique et l'approche statistique. La dernière approche a été utilisée

dans le cadre de cette étude. Ce choix se justifie par le fait que l'approche dynamique utilise beaucoup de données et nécessite d'importantes ressources informatiques. L'approche statistique consiste en l'application d'une relation statistique. Ainsi, la méthode bilinéaire a été utilisée (Obahoundje *et al.* 2022a).

4.1.2.1- Comparaison des méthodes d'ajustement de biais

La Figure 19 ci-dessous présente le processus utilisé pour la comparaison des trois méthodes d'ajustement du biais. Ces méthodes ont été comparées sur la base d'indicateurs statistiques, notamment r , EM et PEMA, afin de choisir la meilleure méthode pour ajuster le biais des MCG.

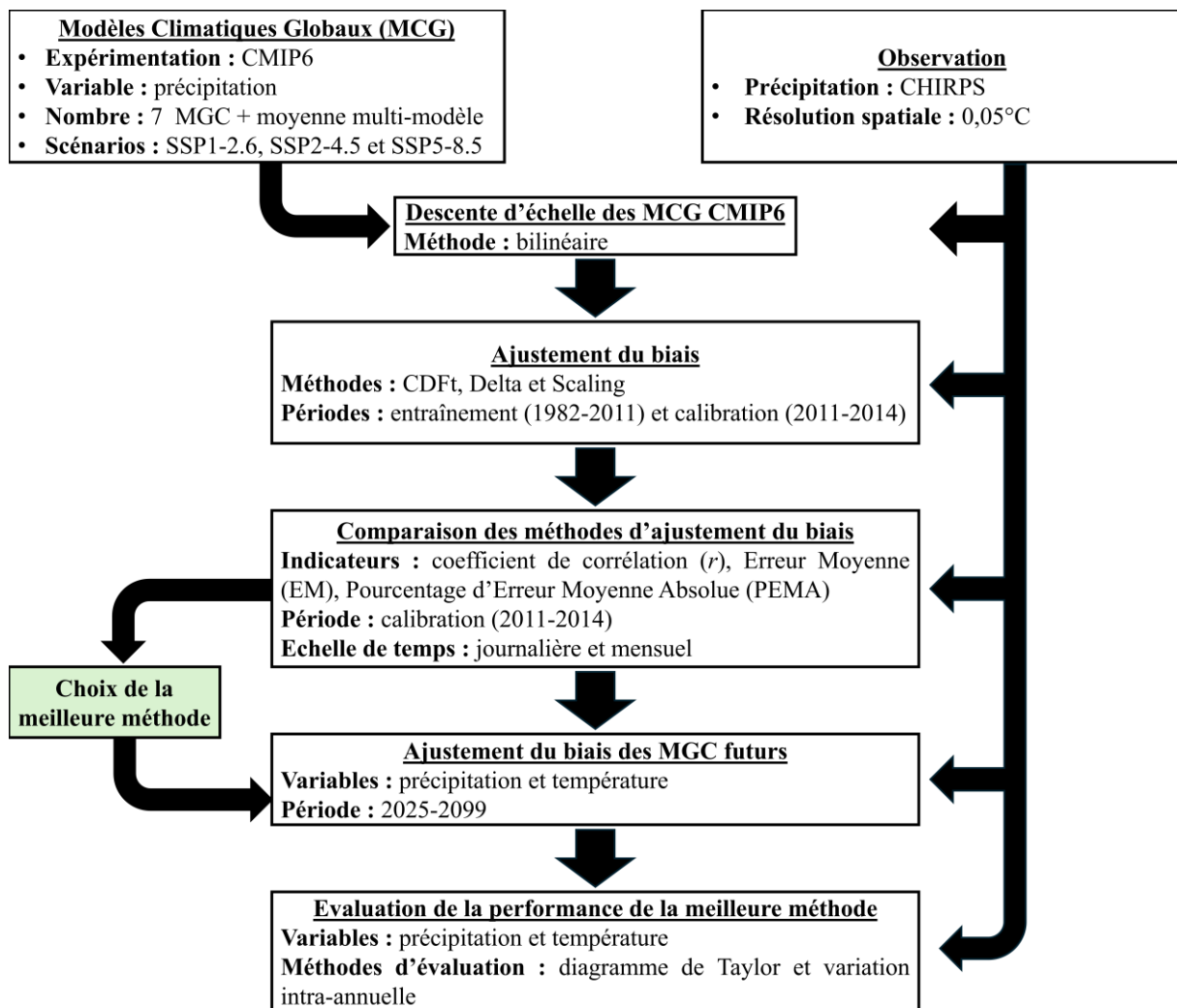


Figure 19 : Processus de comparaison des méthodes d'ajustement du biais

Après la descente d'échelle, il est nécessaire d'ajuster le biais que contiennent les MCG. Dans le cadre de cette étude, la performance des méthodes CDFt (Cumulative Distribution Function-transform), Delta (Changement de Delta) et Scaling (Linear Scaling) a été évaluée en utilisant les données CHIRPS comme observation. Cette évaluation consiste en l'utilisation de ces trois

méthodes pour l'ajustement du biais à tous les points de grille du bassin d'étude. Ensuite, une comparaison est faite avec les données CHIRPS. La période 1982-2010 a été utilisée pour l'entraînement et la période 2011-2014 a été utilisée pour la calibration.

- **CDFt**

C'est une méthode statistique d'ajustement du biais initialement proposée par Michelangeli *et al.* (2009). Cette méthode applique indépendamment pour chaque variable, une fonction de transfert univariée T , qui permet de lier la fonction de distribution cumulative de la variable d'intérêt dans la simulation du modèle au jeu de données de référence (François *et al.*, 2020). En supposant que T soit applicable dans un climat différent de celui utilisé pour la calibration, une nouvelle fonction de distribution cumulative est générée pour la variable corrigée au cours de la période de projection. Ensuite, une approche quantile-quantile est utilisée entre la fonction de distribution cumulative au cours de la calibration et celle de la simulation du modèle au cours de la période de projection afin d'obtenir les données ajustées. Cette procédure en deux étapes permet de prendre en compte les changements potentiels (entre la période de calibration et la période de projection) de la distribution univariée dans la procédure de correction du biais (François *et al.*, 2020). Dans le cas spécial des précipitations, la version *Singularity Stochastic Removal* (SSR) de CDFt est appliquée dans le cadre de cette étude afin d'ajuster l'occurrence et l'intensité des précipitations (Vrac *et al.*, 2016). Le choix de cette méthode se justifie par le fait qu'elle a été utilisée dans de nombreuses études à travers le monde (Tramblay *et al.*, 2013 ; Tobin *et al.*, 2015 ; Defrance *et al.*, 2017 ; Guo *et al.*, 2018). Toutefois, son efficacité en Afrique reste peu étudiée car elle n'a été appliquée en Afrique que par Famien *et al.* (2018).

- **Delta**

La méthode Delta est une méthode statistique qui applique un facteur de changement Delta obtenu à partir des MCG et l'ajoute aux observations. Le facteur de changement est la différence entre la moyenne au cours de la période de projection et la moyenne au cours de la période historique (Navarro-Racines *et al.*, 2020). Cette méthode est facile à implémenter et est largement utilisée (Miao *et al.*, 2016). La méthode Delta a été appliquée suivant les étapes ci-après (Navarro-Racines *et al.*, 2020) :

- calcul des moyennes mensuelles au cours de la période d'entraînement et de la période de calibration (cas de la comparaison des méthodes d'ajustement du biais) ou future sous les scénarios SSP1-2.6, SSP2-4.5 et SSP5-8.5 ;
- calcul des anomalies en effectuant la différence absolue entre les moyennes mensuelles dans le futur (calibration dans le cas de la comparaison des méthodes d'ajustement du

biais) et celles dans le présent pour les températures (26) et la différence proportionnelle dans le cas des précipitations (27) ;

- ajustement du biais est fait d'après les équations (28) et (29) respectivement pour les températures et les précipitations.

$$\Delta X_i = X_{Fi} - X_{Ci} \quad (26)$$

$$\Delta X_i = \frac{X_{Fi} - X_{Ci}}{X_{Ci}} \quad (27)$$

$$X_{DCi} = X_{OBSi} - \Delta X_i \quad (28)$$

$$X_{DCi} = X_{OBSi} \times (1 + \Delta X_i) \quad (29)$$

Où ΔX_i , la variation de Delta pour le mois i ; X_{Ci} , la moyenne du mois i des variables (précipitation et température moyenne) pour la période d'entraînement ; X_{Fi} , la moyenne du mois i pour les variables dans le futur pour chacun des GCM et X_{OBSi} est l'observation (CHIRPS ou CHIRTS).

- **Scaling**

Linear Scaling ou Scaling est la méthode la plus simple pour l'ajustement du biais utilisée dans de nombreuses études (Ines & Hansen, 2006 ; Teutschbein & Seibert, 2012 ; Shrestha *et al.*, 2015). Cette méthode a pour objectif de faire correspondre la moyenne mensuelle des projections corrigées à celle de l'observation (Lenderink *et al.*, 2007). Le biais dans la variable à corriger, notamment la précipitation, est ajusté en utilisant un facteur de multiplication (Mendez *et al.*, 2020). D'abord, le facteur Scaling est calculé en prenant le ratio entre la moyenne mensuelle de l'observation et la moyenne du modèle sur la période historique. Ensuite, chaque valeur au cours de la période de calibration pour un mois spécifique est multipliée par le facteur Scaling mensuel calculé pour le mois concerné. L'ajustement du biais est présenté par l'équation (30) :

$$P_c = P_{mod} \frac{[\mu_{mo}(P_{obs})]}{[\mu_{mh}(P_{mod})]} \quad (30)$$

Où P_c , la précipitation corrigée ; P_{mod} , la précipitation du modèle ; μ_{mo} , la moyenne mensuelle de l'observation ; μ_{mh} , la moyenne mensuelle du modèle sur la période historique et P_{obs} , la précipitation observée.

Les précipitations ajustées ont été comparées aux observations au cours de la calibration sur la base du coefficient de corrélation, l'EM et le PEMA. La méthode d'ajustement choisie est celle qui enregistre les coefficients de corrélation les plus élevés, les plus faibles EM et PEMA à

l'échelle journalière et mensuelle. Le diagramme de Taylor a été utilisé afin d'évaluer la performance de la meilleure méthode d'ajustement du biais à l'échelle mensuelle (Glisan *et al.*, 2019 ; Xiong *et al.*, 2021).

4.1.2.2- Calcul de l'indice standardisé de précipitation et des indices de pluie dans le futur

Le SPI et les indices de précipitation (CWD, PRCPTOT, R1mm, R99pTOT, Rx1day, Rx5day et SDII) ont été calculés dans le futur, en considérant la moyenne de l'ensemble des modèles climatiques (EnsMean). Le test de Mann-Kendall a été effectué.

4.2- Caractérisation de la dynamique de l'occupation du sol dans le bassin versant du fleuve San-Pédro au barrage hydroélectrique de Fayé

La caractérisation de la dynamique de l'occupation du sol a commencé par la réalisation des cartes d'occupation du sol. A ce niveau, les images satellitaires Landsat 5 de 1986 et Landsat 7 de 2004 et 2022 ont été prétraitées, les points d'échantillonnage pour la réalisation de la classification ont été collectés et les classifications réalisées ont été évaluées. Enfin, l'évolution des différentes classes à travers le temps a été analysée.

4.2.1- Réalisation des cartes d'occupation du sol de 1986, 2004 et 2022

Les cartes d'occupation du sol sont obtenues après le processus suivant présenté par la Figure 20.

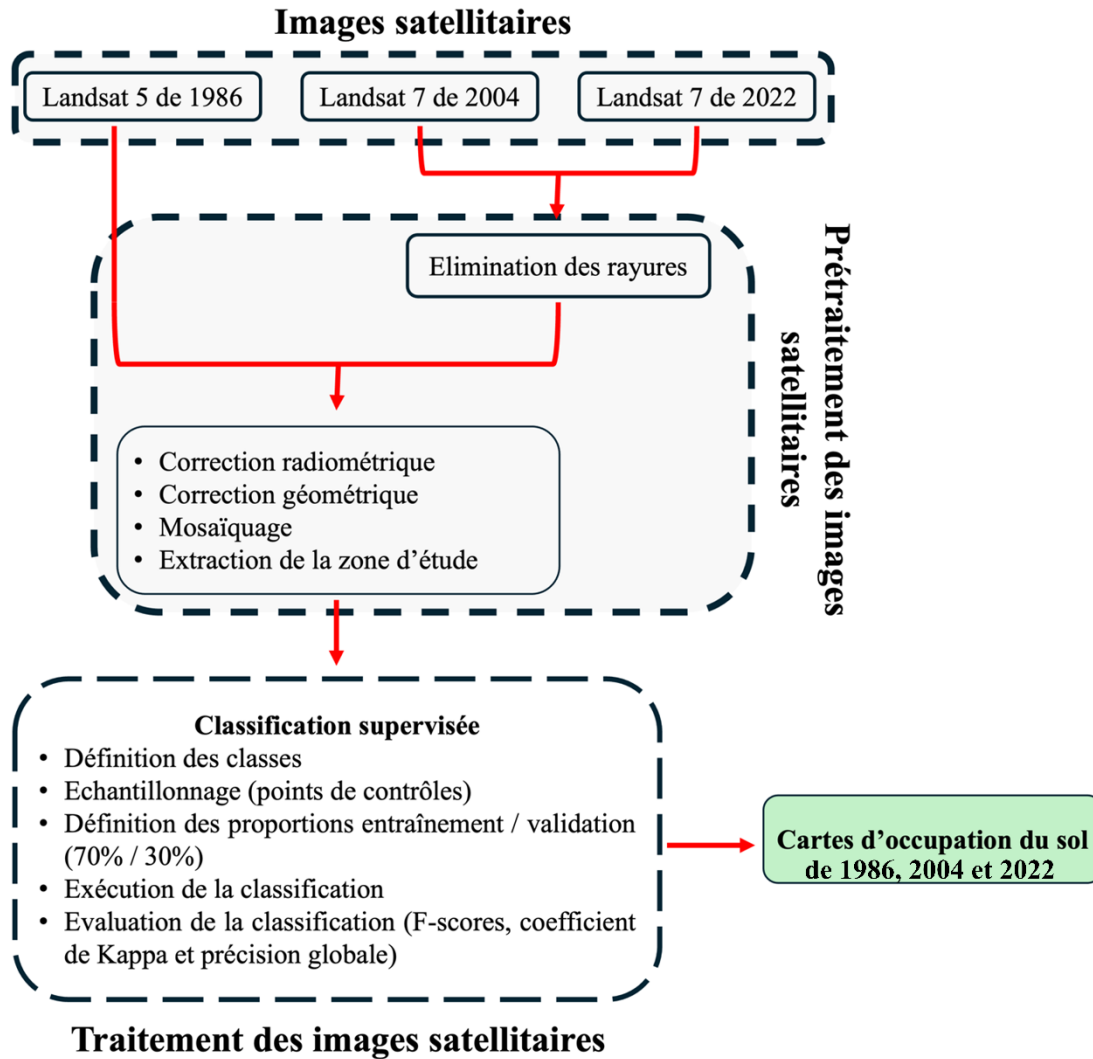


Figure 20 : Processus de réalisation des cartes d'occupation du sol

4.2.1.1- Prétraitement des images Landsat

Le prétraitement, réalisé sous ENVI, a consisté en une calibration et un mosaïquage des scènes 197/56 et 197/57 qui couvrent la zone d'étude. La calibration a consisté en la correction des distorsions radiométriques et géométriques, et en l'élimination des artefacts afin d'améliorer la lisibilité des images. Les images corrigées passent ensuite par une phase de mosaïquage des deux scènes susmentionnées qui couvrent la zone d'étude (Nghiem, 2014). Enfin, le contour du bassin versant d'étude est utilisé afin d'extraire la zone d'étude sur les images Landsat 5 TM de 1986 et Landsat 7 ETM+ de 2004 et 2022. Pour les images Landsat 7 de 2004 et 2022, la fonction *Gapfill* sous ENVI a permis d'éliminer les rayures.

4.2.1.2- Définition des pixels d'entraînement et de validation

Dans le cadre de cette étude, cinq classes ont été définies sur la base des travaux de Konin *et al.* (2021). Ces classes sont « forêt dense », « forêt défrichée », « culture et jachère », « sol nu

et bâti » et « eau ». Pour une meilleure qualité des résultats de la classification finale, la méthode de classification basée sur le pixel a été utilisée. Cette méthode permet d'éviter le problème de pixel mélangés et de réduire les confusions (Lekka *et al.*, 2024). Ainsi, les coordonnées des points de contrôle représentant les classes d'occupation du sol ont été collectés. Un total de 50 points a été relevé pour chacune des classes « forêt dense », « forêt défrichée », « culture et jachère » et 30 points ont été relevés pour chacune des classes « sol nu et bâti » et « eau » (Figure 21). Une codification a été faite pour chacune des classes et les valeurs des pixels pour toutes les bandes ont été extraites. Ces données ont été utilisées à 70% pour l'entraînement de l'algorithme MVS et les 30% restants ont servi à la validation (Shabbir *et al.*, 2021 ; Mehmood *et al.*, 2022).

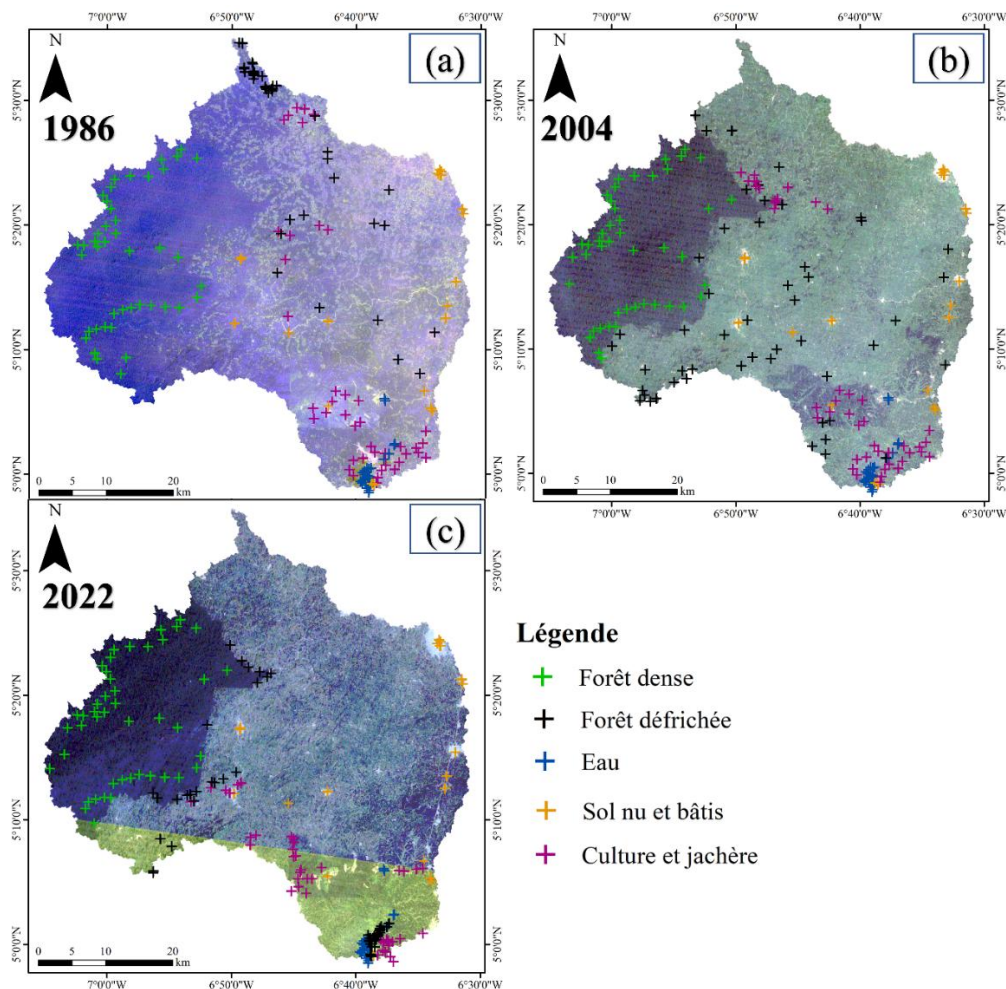


Figure 21 : Carte des points de contrôle

a : Image Landsat 5 de 1986, b : Image Landsat 7 de 2004, c : Image Landsat 7 de 2022

4.2.1.3- Evaluation de la précision de la classification

Une fois la classification terminée, la performance de l'algorithme de MVS est évaluée en utilisant trois indicateurs (Koffi *et al.*, 2023 ; Reddy *et al.*, 2024).

- **F-score**

Les F-scores (équation 31) sont une combinaison de la précision et du rappel en une seule mesure permettant d'évaluer la performance de MVS dans la catégorisation des pixels pour chaque classe i . Ils sont utiles pour les jeux de données déséquilibrés.

$$F - score_i = 2 \times \frac{précision_i \times rappel_i}{précision_i + rappel_i} \quad (31)$$

La précision (équation 32) est le rapport entre le nombre de prédictions correctes pour la classe i et le nombre total de prédictions faites pour cette classe i . Le rappel (équation 33) le rapport entre le nombre de prédictions correctes pour la classe i et le nombre total de prédictions réelles pour cette classe i . Le F-score est compris entre 0 et 1. Un F-score $\geq 0,7$ est acceptable pour une classe considérée.

$$précision = \frac{NP_i}{NP \text{ entraînement}_i} \quad (32)$$

$$rappel = \frac{NP_i}{NP \text{ validation}_i} \quad (33)$$

Avec NP le nombre de pixel pour la classe i .

- **Coefficient de Kappa ou Kappa de Cohen**

Le coefficient de Kappa (équation 34) est un indicateur qui permet de comparer la classification faite par MVS avec une référence basée sur les observations de terrain. Il mesure de degré de concordance entre la classification prédite et la classification réelle. Le coefficient de kappa varie de -1 à 1. La classification est dite acceptable pour un coefficient de kappa $\geq 0,6$.

$$Kappa = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e} \quad (34)$$

Avec P_o la proportion d'accords observés (rapport entre la somme des diagonales et le total des observations) et P_e la proportion d'accords attendue par hasard (rapport entre la somme des produits des marges des lignes et colonnes et le carré du total des observations).

- **Précision globale**

La précision globale (équation 35) se calcule en divisant le nombre total de prédictions correctes par le nombre total de prédictions réalisées. La précision globale, tout comme les F-scores et le coefficient de Kappa, est calculé à partir de la matrice de confusion. La classification est acceptable pour une précision globale $\geq 0,6$.

$$\text{précision globale} = \frac{\text{Nombre total de prédictions correctes}}{\text{Nombre total de prédiction}} \quad (35)$$

4.2.2- Analyse de la dynamique de l'occupation du sol

La connaissance de la dynamique de l'occupation du sol est importante car elle permet de mieux appréhender la dynamique future probable. La dynamique de l'occupation du sol a été analysée en calculant les taux de variation des superficies des différentes classes d'occupation du sol sur les périodes 1986-2004, 2004-2022 et 1986-2022 (Nghiem, 2014). Un taux de variation supérieur à 0 indique une progression de la classe considérée, tandis qu'un taux de variation inférieur à 0 indique une régression. Par ailleurs, le coefficient de ruissellement (Cr) moyen (équation 36) sur le bassin versant d'étude a été calculé pour les années 1986, 2004 et 2022. Le coefficient de ruissellement varie entre 0 et 1. Un coefficient de ruissellement de 0 indique une zone totalement perméable, tandis qu'un coefficient de ruissellement de 1 indique une zone totalement imperméable.

$$Cr_{moyen} = \frac{\sum(A_i \times C_i)}{A_{total}} \quad (36)$$

Avec A_i la surface de la classe i , C_i le coefficient de ruissellement de la classe i et A_{total} la surface du bassin versant d'étude.

4.3- Simulation de la réponse hydrologique du bassin versant du fleuve San-Pédro au barrage hydroélectrique de Fayé

Le développement du modèle de forêt aléatoire en utilisant le langage de programmation R pour la simulation des débits s'est fait en trois étapes. La définition des hyperparamètres a consisté à définir les valeurs des hyperparamètres pour lesquels le modèle est le plus performant. Ensuite, la méthode de rééchantillonnage permis de séparer les données en entraînement et validation, et de choisir la méthode de validation. Enfin, les étapes permettant de choisir les prédicteurs pour une performance optimale sont présentées.

4.3.1- Définition des hyperparamètres de la forêt aléatoire

Certains paramètres peuvent avoir un impact considérable sur la structure et la performance du modèle. Ces paramètres sont appelés hyperparamètres dans la littérature (Belemtougri, 2022). Les hyperparamètres de la forêt aléatoire sont le nombre d'arbres à construire ($ntree$) et le nombre de variables à sélectionner à chaque nœud ($mtry$). Le nombre d'arbres a été fixé à 350. En effet, une variation de ce paramètre de 50 à 1 000 avec un incrément de 50 a permis de déterminer cette valeur avec laquelle le modèle a obtenu la meilleure performance. Au niveau

du nombre de variables à sélectionner à chaque nœud, la valeur par défaut à savoir $p/3$ a été utilisée, avec p la longueur des données.

4.3.2- Méthode de rééchantillonnage

L'utilisation de modèles d'apprentissage automatique nécessite de subdiviser l'échantillon initial en données d'entraînement et données de validation pour une meilleure évaluation du modèle (Belemtougri, 2022). Dans le cadre de cette étude, la forêt aléatoire a été développée en utilisant 80% des données pour l'entraînement et 20% pour la validation lors de chaque exécution (Obahoundje *et al.*, 2022b ; Akaffou *et al.*, 2024).

L'utilisation d'un seul jeu de données pour la validation peut s'avérer peu fiable en raison de la variation de la performance du modèle, surtout si l'échantillon initial est de petite taille. Face à cette situation, la méthode *k-fold cross validation*, qui est l'une des méthodes les plus populaires de découpage des données a été utilisée (Xu & Goodacre, 2018). Les données d'apprentissage sont réparties aléatoirement en k groupes (k -folds) ou segments de tailles presque égales. Le groupe $k-1$ est utilisé pour l'entraînement du modèle et la performance du modèle est évaluée sur le groupe restant. Ce processus est répété k fois, en changeant à chaque fois le groupe utilisé pour la validation, de sorte que chaque groupe soit utilisé une fois pour la validation. L'erreur globale du modèle est obtenue en calculant la moyenne des erreurs sur les k groupes de test (Belemtougri, 2022). Cette méthode a été appliquée par Ho *et al.* (2020) pour comparer la performance d'une forêt aléatoire dans la modélisation des débits entrant dans le réservoir et la production d'énergie séparément, en utilisant différentes configurations. Cette méthode est robuste pour l'évaluation de la performance des modèles d'apprentissage automatique et évite le surapprentissage (Xu & Goodacre, 2018). Les valeurs couramment utilisées pour k sont 5 et 10 (Belemtougri, 2022). Dans le cadre de cette étude, la valeur de k a été définie à 10, car elle donne la meilleure performance relativement à 5.

4.3.3- Développement du modèle avec l'algorithme forêt aléatoire

Les trois sections suivantes présentent les différentes étapes de la construction du modèle.

- **Le choix des prédicteurs**

L'approche utilisée dans cette étude a été celle adoptée par Ho *et al.* (2020). Elle consiste à utiliser les données de pluies et de températures moyenne comme prédicteurs. Cette approche de modélisation est performante et avantageuse du fait de sa simplicité de mise en œuvre.

- **L'approche du multi-décalage**

Cette approche est utilisée afin de prendre en compte l'effet des précipitations et des températures des mois antérieurs dans la modélisation. Cette approche permet de comprendre les variables décalées qui expliquent mieux les débits entrant dans le réservoir. Ainsi, les cumuls des précipitations jusqu'à 12 mois avec un incrément de 1 et les moyennes des températures jusqu'à 6 mois avec un incrément de 1 ont été pris en compte (Obahoundje *et al.*, 2022b ; Akaffou *et al.*, 2024).

- **Modèle en deux étapes**

Un modèle à deux étapes a été construit (Figure 22). La première étape considère tous les prédicteurs : les précipitations et leurs cumuls jusqu'à 12 mois, et les températures et leurs moyennes jusqu'à 6 mois, soit un total de 18 prédicteurs pour la simulation. Une première simulation permet la classification des variables explicatives par ordre d'importance, en fonction de leur contribution à la simulation. Le nombre de variables explicatives pour la seconde étape est choisi sur la base de la performance du modèle final. Ainsi, après avoir fait varier le nombre de variables explicatives, il ressort que les douze variables explicatives les plus importantes ont obtenu la meilleure performance et été considérées pour la deuxième étape. La performance du modèle a été évaluée en utilisant le coefficient de corrélation (r), l'EM, le PEMA et l'Erreur Quadratique Moyenne Normalisée (nRMSE) par l'écart-type (Obahoundje *et al.*, 2022a ; Akaffou *et al.*, 2024).

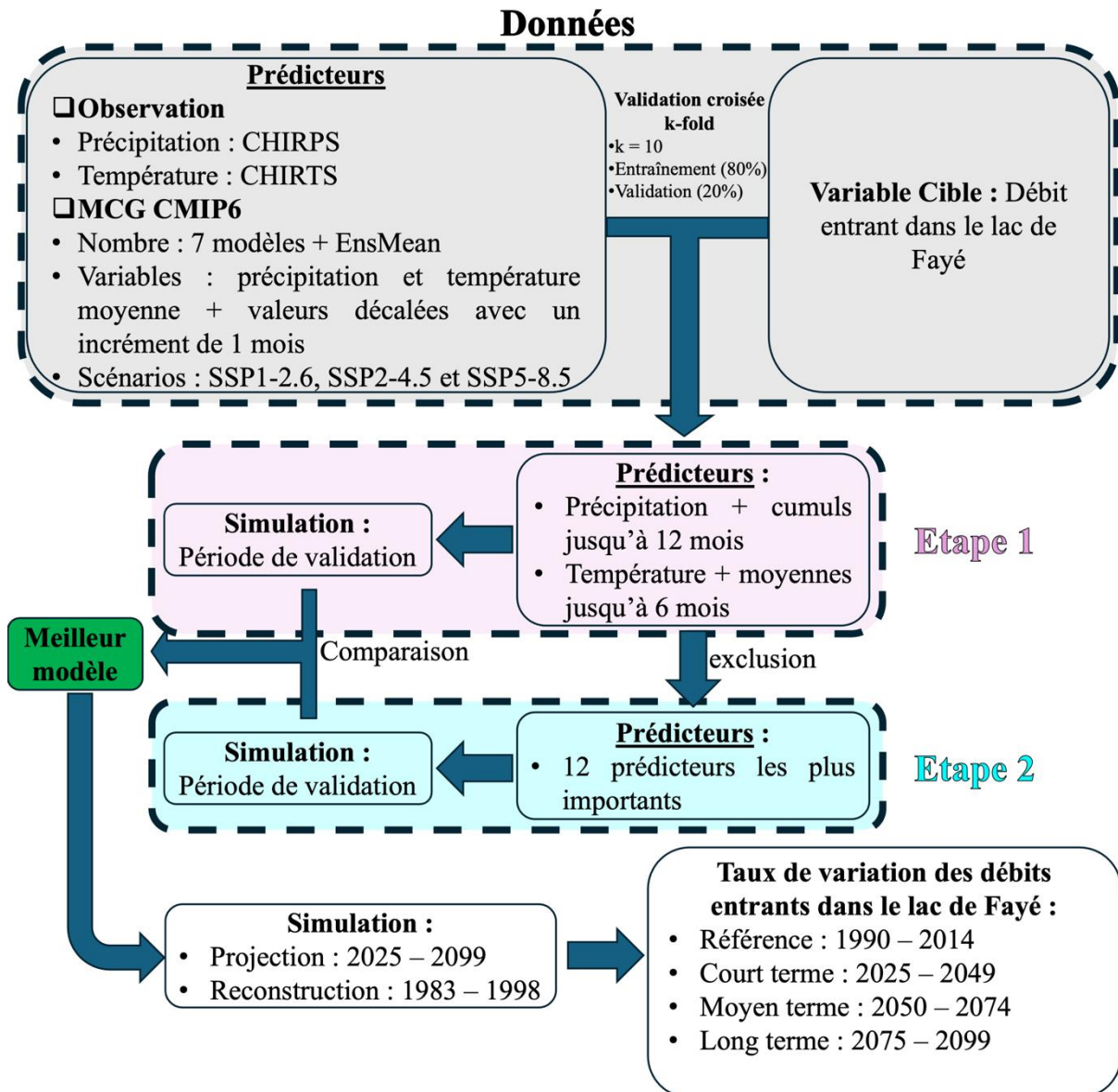


Figure 22 : Processus de modélisation en deux étapes avec la forêt aléatoire

Source : Obahoundje *et al.*, 2022a

4.4- Simulation du fonctionnement hydro-sédimentaire du lac de Fayé

La simulation du fonctionnement hydro-sédimentaire du lac de Fayé a débuté par la réhabilitation de la station hydrométrique de Rapide Grah suivie de la mesure des débits. Ensuite, des échantillons d'eau ont été prélevés afin de déterminer la concentration en matières en suspension. Une bathymétrie du lac a été réalisée à l'aide d'un échosondeur. Enfin, une modélisation hydro-sédimentaire a été mise en œuvre pour évaluer l'impact des différents prélèvements d'eau sur la disponibilité en eau du lac, estimer les épaisseurs de dépôts sédimentaires et analyser l'efficacité de l'ouverture de la vanne de vidange dans l'évacuation des sédiments. Cette approche intégrée a permis de comprendre les processus dynamiques

gouvernant le lac et d'évaluer des solutions de gestion durable des ressources en eau et des sédiments.

4.4.1- Réhabilitation de la station hydrométrique de Rapide Grah

La station hydrométrique de Rapide Grah a été réhabilitée afin d'estimer les débits entrant dans le lac de Fayé. La réhabilitation de cette station située en amont du lac de Fayé a consisté à utiliser la méthode altimétrique (Figure 23a) pour installer les échelles limnimétriques (Figure 23b). Ainsi, les échelles ont été calées les unes par rapport aux autres.

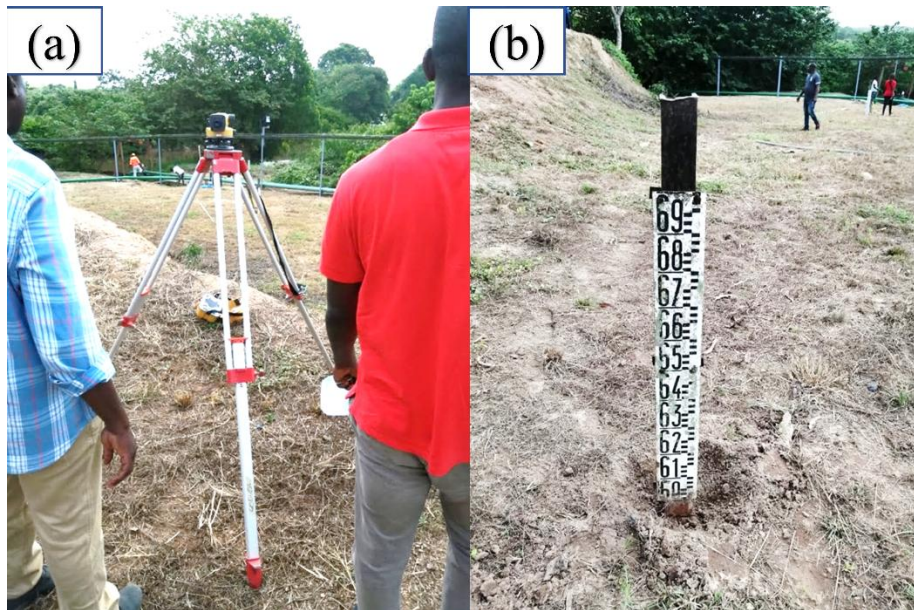


Figure 23 : Réhabilitation de la station de Rapide Grah

a : levée topographique, b : Installation d'une échelle limnimétrique

4.4.2- Mesure des débits à la station de Rapide Grah

Les débits à la station de Rapide Grah ont été mesurés à l'aide d'un courantomètre OTT Qliner2, selon la méthode classique des verticales. La section du cours d'eau est divisée en plusieurs segments verticaux. L'appareil (OTT Qliner2) est mis à l'eau et déplacé régulièrement de façon perpendiculaire au courant. Pour chaque segment, l'OTT Qliner2 enregistre à la fois la profondeur de l'eau et la distribution verticale de la vitesse. Les données collectées permettent de calculer la vitesse moyenne du courant et le débit partiel à chaque verticale, conformément à la norme ISO 748. Le débit final est obtenu par la moyenne des débits partiels mesurés.

4.4.3- Evaluation de la concentration de Matières En Suspension (MES)

Le transport des sédiments dans le lac de Fayé a été évalué en mesurant la concentration de Matières En Suspension (MES). Des échantillons d'eau ont été prélevés à 10 points (Figure 24) en tenant compte des variations du régime hydrologique dans l'année. Une bouteille

hydrologique Van Dorn a servi aux prélèvements. Les concentrations en MES ont été mesurées au laboratoire en utilisant des filtres WHATMAN GF/F de diamètre 47 mm et de porosité 0,45 μm , séchés à 105°C et pesés avant et après filtration. La concentration en MES est obtenue en faisant la différence des masses des filtres après et avant filtration.

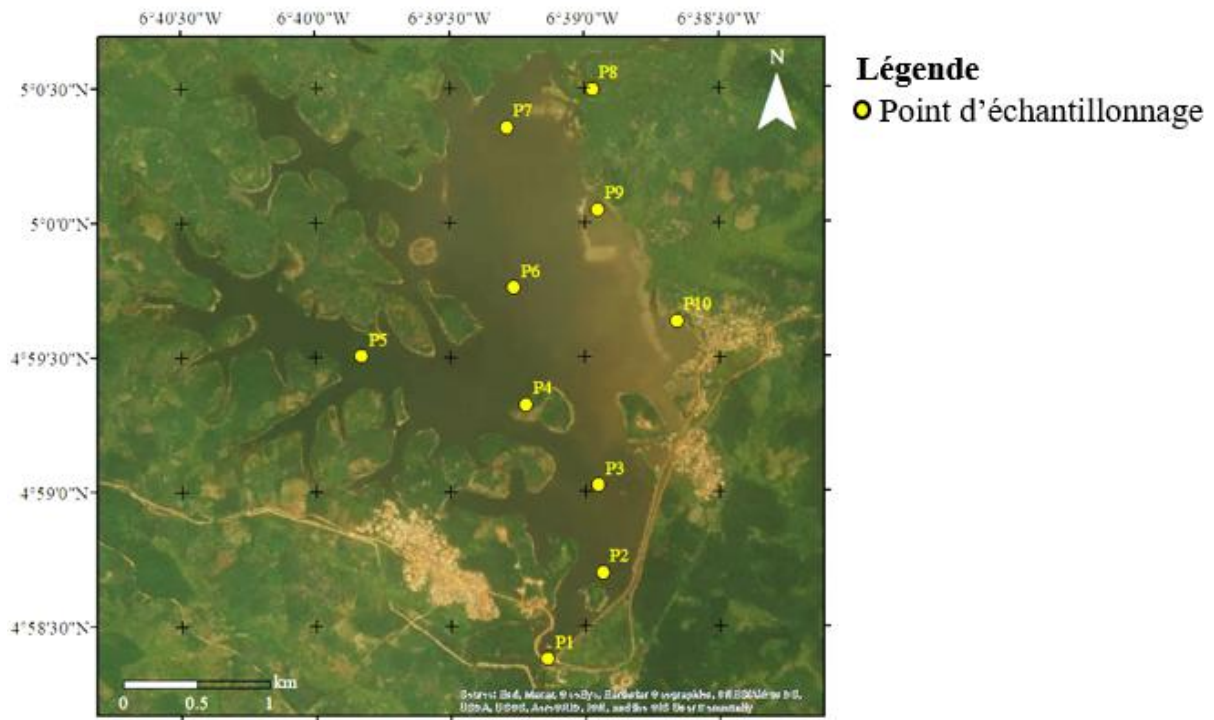


Figure 24 : Stations de prélèvements d'échantillons d'eau et de sédiments

4.4.4- Bathymétrie du lac de Fayé

Les levés bathymétriques (Figure 25) ont été effectués avec l'échosondeur HUMMINBIRD Hélix 7 en mars 2021. Le transducteur a été installé sur un hors-bord, à une profondeur maximale de 30 cm afin d'éviter les débris. Les levés bathymétriques ont été réalisés à la fois longitudinalement et transversalement à travers le lac de Fayé. Une fois le transducteur immergé, des ondes acoustiques sont émises en direction du fond, puis retournent au transducteur sous forme de signaux électriques. Ces signaux sont ensuite convertis en données numériques par l'unité d'enregistrement. Le capteur reçoit simultanément les signaux satellites, lui permettant de déterminer les coordonnées géographiques précises de chaque point mesuré.

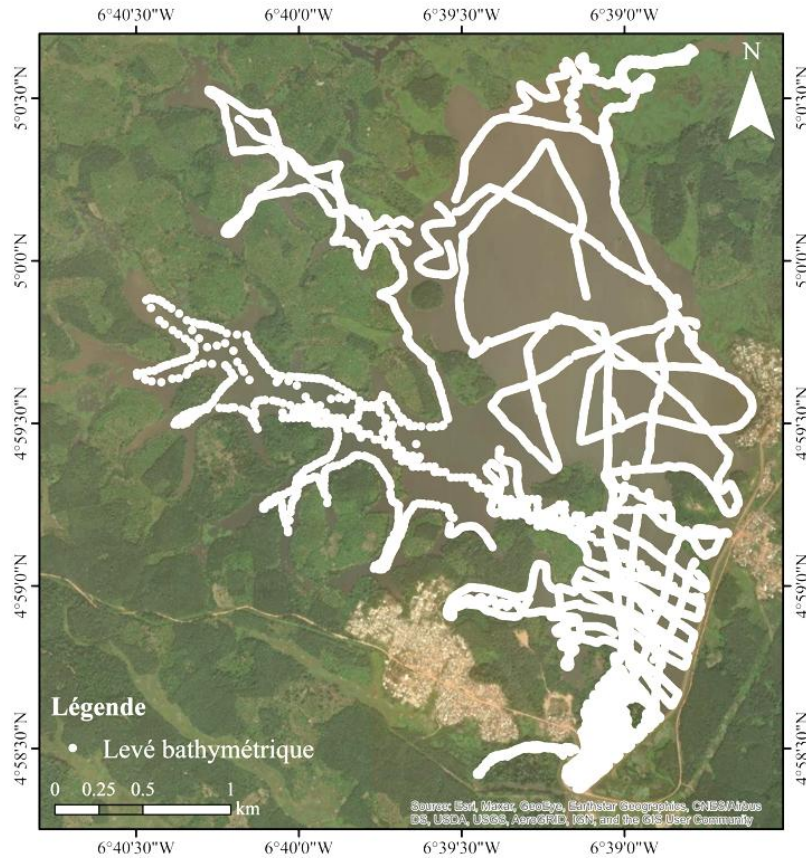


Figure 25 : Levés bathymétriques du lac de Fayé

4.4.5- Etablissement du rapport besoin-disponibilité en eau du lac de Fayé

4.4.5.1- Modèle hydrodynamique

Le modèle hydrodynamique MIKE 21 Flow Model HD se base sur des volumes finis avec des grilles adaptables et des différences finies avec des grilles rectangulaires pour la résolution des équations bidimensionnelles de Saint-Venant. Ce modèle est conçu pour simuler les variations du niveau d'eau et les écoulements d'eau sous divers forçages. Ce modèle est applicable à plusieurs environnements, y compris les lacs, fleuves, estuaires et océans (DHI, 2017). La mise en place du modèle hydrodynamique s'est faite en cinq étapes : (1) génération du maillage, (2) intégration des structures hydrauliques, (3) intégrations des conditions aux limites, (4) intégration des conditions initiales et (5) calibration et validation du modèle.

- **Génération du maillage**

Avant la réalisation du maillage du domaine (Figure 26), les neuf îles existantes dans le lac de Fayé ont été intégrées. Une modification de la bathymétrie du lac de Fayé a été effectuée. En effet, en raison des vitesses importantes et de la difficulté d'accès à la partie aval au déversoir, des relevés bathymétriques non réalistes ont été intégrés dans la partie aval de la retenue d'eau.

Cette portion non réaliste n'est pas considérée dans l'interprétation des résultats. Lors de la conception du modèle hydraulique, il a été décidé d'inclure une section fluviale en amont, en utilisant un canal prismatique, pour assurer une continuité des débits et éviter une entrée brusque des flux dans le modèle durant les simulations (Koffi, 2022).

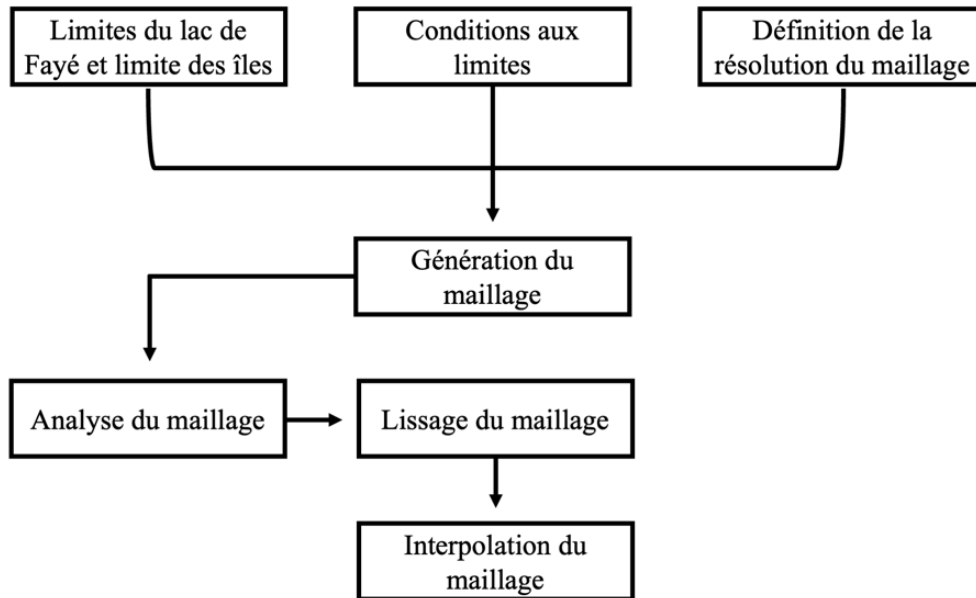


Figure 26 : Etapes de génération du maillage

Le domaine a été délimité par des frontières territoriales et segmenté en plusieurs polygones afin de définir les résolutions du maillage. C'est également à ce stade que les conditions limites sont établies. Une fois les limites du domaine déterminées, un maillage triangulaire est créé à l'aide de l'algorithme de Rupert (Shewchuk, 1996). Cela permet d'ajuster rapidement la densité des triangles sur de courtes distances. Le processus débute par la création d'une triangulation de Delaunay pour les sommets, suivie d'un affinage du maillage par l'ajout de sommets (Lawson, 1977), jusqu'à ce que toutes les contraintes sur les surfaces des triangles soient satisfaites. Pour ce travail, un maillage triangulaire (Figure 27) a été employé pour modéliser la topographie en 2D. Le maillage est ensuite lissé afin d'obtenir des angles et une surface d'élément aussi optimisés que possible. Le logiciel identifie les angles les plus réduits, ainsi que leur surface associée, ce qui permet d'ajuster les nœuds pour converger vers une meilleure configuration triangulaire. La disposition des triangles peut avoir un impact notable sur le temps de calcul et la précision des résultats (Bern *et al.*, 1993). En effet, un maillage constitué de triangles avec des angles intérieurs très aigus nécessite un temps de calcul plus important. Une optimisation est réalisée afin de garantir une bonne qualité de maillage. Cette optimisation vise principalement à réduire le nombre d'éléments présentant de petits angles intérieurs et à

éliminer les éléments superflus. Il est crucial de souligner que le temps de calcul augmente lorsque la taille du plus petit élément du maillage diminue. Le logiciel MIKE 21 Flow Model FM ajuste le pas de temps pour garantir que la condition de stabilité CFL soit respectée, en veillant à ce qu'elle reste inférieure à 1 pour tous les éléments. Cette condition est cependant la plus contraignante pour les plus petits éléments.

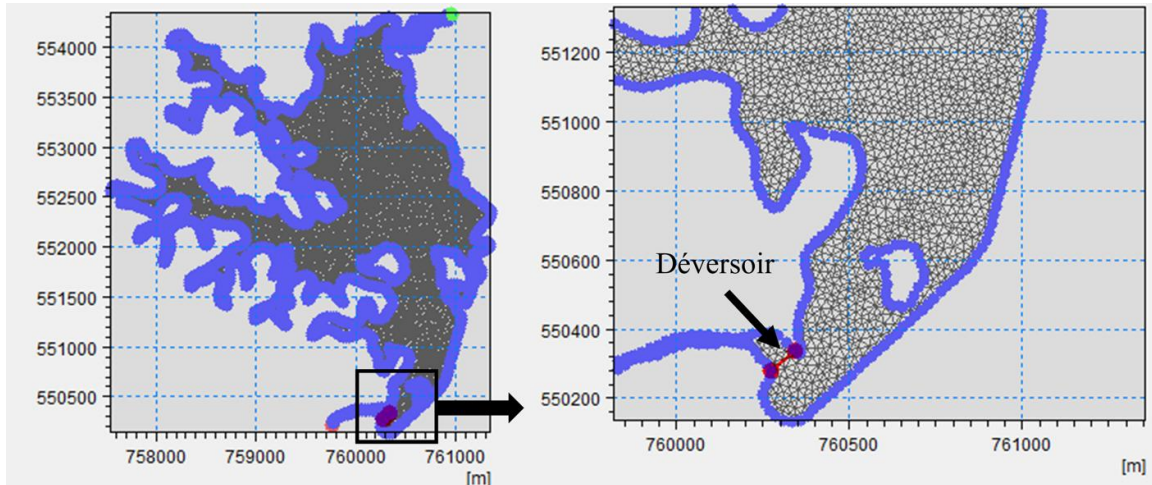


Figure 27 : Maillage du lac de Fayé

Le maillage est par la suite interpolé avec la bathymétrie, en utilisant l'interpolation par voisin naturel (Figure 28).

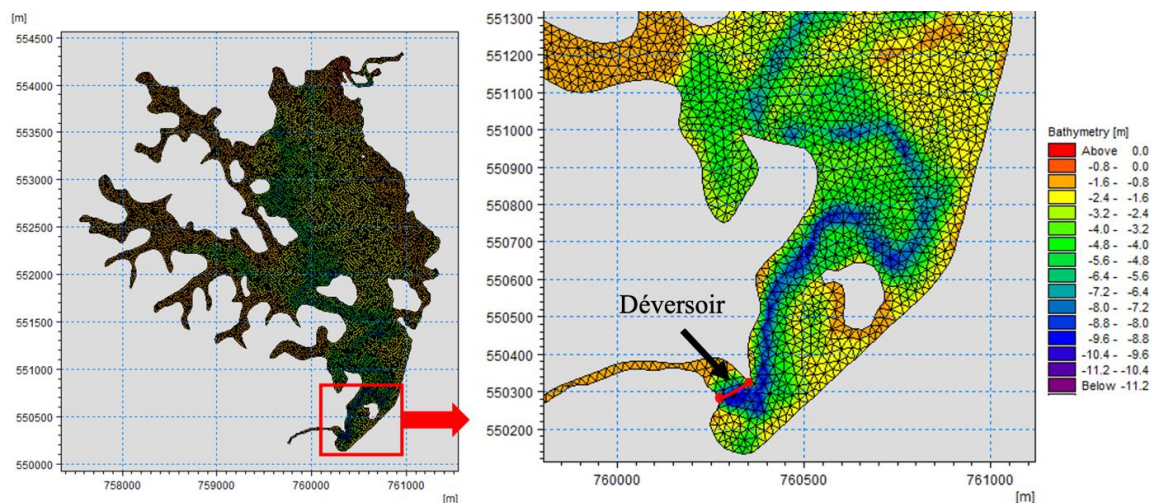


Figure 28 : Interpolation du maillage avec la bathymétrie

- **Intégration des structures hydrauliques (déversoir et prise d'eau)**

Le déversoir du lac de Fayé est un ouvrage fixe. Sa largeur est d'environ 77 m, avec une hauteur d'environ 10 m. Le niveau de la crête du déversoir a été utilisé comme référence ($Z = 0\text{m}$) dans la conception du modèle hydrodynamique (Koffi, 2022). La formulation de Honma (1940), avec le coefficient de déversoir $C1=1,838$ a été utilisée pour intégrer le déversoir dans le

modèle. Une étude de sensibilité a montré que les valeurs simulées concordent avec les observations. La vanne de vidange installée sous le déversoir a été intégrée afin d'évaluer sa capacité à évacuer les sédiments.

Dans le cadre du projet d'Alimentation en Eau Potable (AEP) à partir du lac de Fayé, il est envisagé de prélever 65 000 m³ d'eau par jour, soit environ 0,75 m³/s. Le point de prélèvement a été intégré dans le logiciel MIKE 21 Flow Model FM et l'impact du pompage sur la variation du niveau d'eau dans la retenue a été analysé pour la période la plus sèche en juillet 2022. En effet, la zone d'étude a connu une saison sèche prolongée jusqu'en juillet 2022.

- **Intégration des conditions aux limites**

Un autre aspect crucial de la modélisation est l'intégration des conditions aux limites aux frontières du modèle. Pour assurer un bon contrôle du modèle numérique, il est nécessaire de disposer de données sur le niveau d'eau et le débit aux limites du domaine. Des conditions aux limites bien définies garantissent des résultats précis et réduisent les risques d'instabilité. À l'inverse, un mauvais choix de ces conditions peut fausser les résultats des variables hydrauliques, car celles-ci dépendent fortement des valeurs aux frontières du maillage. Dans ce modèle hydrodynamique, deux conditions aux limites ont été spécifiées. En amont, les débits dans la partie fluviale ont été fixés comme conditions aux limites. En aval, un niveau d'eau constant (-1 m) et le déversoir de la retenue ont été utilisés pour contrôler le modèle hydrodynamique (Koffi, 2022).

- **Conditions initiales du modèle hydrodynamique**

Les conditions initiales sont cruciales non seulement pour le temps de calcul mais aussi pour la convergence vers une solution physique correcte. Étant donné que le calcul est itératif, il est nécessaire de définir une « solution » initiale à partir de laquelle les itérations commenceront. Si cette solution de départ est très différente de la solution physique souhaitée, le temps requis pour atteindre un état stable sera considérablement augmenté. Dans cette étude, un niveau d'eau de -1 m a été défini comme l'élévation initiale à la surface du lac. En effet, il est important que les conditions initiales soient compatibles avec les conditions aux limites (Zavattero, 2019).

- **Calibration et validation du modèle**

La calibration d'un modèle implique l'ajustement de ses paramètres pour que les résultats simulés correspondent aux données observées. Dans cette étude, la calibration du modèle a été effectuée en comparant les niveaux d'eau simulés à ceux observés. Deux paramètres ont été ajustés afin de calibrer le modèle hydrodynamique. Il s'agit de la rugosité du fond et du

coefficient de viscosité turbulente (Koffi, 2022). Un coefficient de Strickler de $25 \text{ m}^{1/3}/\text{s}$ a été appliqué uniformément sur tout le domaine. Ce choix est justifié par la présence dominante de vase dans la retenue, ce qui explique la faible rugosité du fond. La calibration a été faite au cours de la GSP (avril-juillet), sur la période du 25/05/2021 au 19/06/2021, au cours de laquelle les débits les plus importants sont enregistrés. Pour obtenir un modèle réaliste, deux périodes de validation ont été choisies. La première (validation 1) pendant Grande Saison Sèche (GSS) sur la période du 23/11/2021 au 13/12/2021, et la seconde (validation 2) pendant PSP sur la période du 03/10/2021 au 23/10/2021. Le choix des périodes de calibration, validation 1 et 2 se justifie par le fait qu'elles correspondent à des moments où les dynamiques hydrodynamiques dans la retenue d'eau sont importantes. La performance du modèle a été évaluée à l'aide d'indicateurs statistiques et de représentations graphiques.

4.4.5.2- Evaluation de la disponibilité en eau du lac de Fayé

L'évaluation de la disponibilité en eau du lac de Fayé a consisté à évaluer l'influence des prélèvements sur les niveaux d'eau. Pour ce faire, les simulations de niveaux d'eau ont été réalisées sur une période de trois semaines allant du 10/07/2022 au 30/07/2022. Cette période a été sélectionnée en raison des débits entrants et des niveaux d'eau les plus faibles sur la période 2021-2022. Le débit projet pour l'AEP est de $65\,000 \text{ m}^3/\text{j}$, soit environ $0,75 \text{ m}^3/\text{s}$, et le débit turbiné pour l'hydroélectricité est de $5\,184\,000 \text{ m}^3/\text{j}$, soit $60 \text{ m}^3/\text{s}$. Quatre scénarios ont été considérés :

- scénario 1 : état actuel sans prélèvements ;
- scénario 2 : prélèvement continu d'eau pour l'AEP ;
- scénario 3 : prélèvement d'eau pour l'hydroélectricité le 18/07/2022, sur une durée de 24 heures ;
- scénario 4 : combinaison des deux scénarios précédents (scénario 2 + scénario 3). C'est-à-dire, prélèvement continu d'eau pour l'AEP et prélèvement d'eau pour l'hydroélectricité à la date du 18/07/2022 sur une durée de 24 heures.

Les volumes d'eau disponibles dans le lac de Fayé à la cote de 21,18 m ont été utilisés par la suite pour évaluer la capacité du lac à supporter les prélèvements liés à l'AEP et à la production d'électricité. Les débits minima mensuels ont été supposés constants pour estimer le temps de remplissage du lac, et le temps de comblement des volumes prélevés. L'analyse de la relation entre ces besoins et la disponibilité de l'eau de surface permet d'estimer la capacité de la ressource à répondre à ces besoins.

4.4.5.3- Modèle de transport

Cette section détaille la méthodologie employée pour élaborer le modèle de transport des sédiments. Dans cette étude, seul le module dédié au transport de la vase a été utilisé car une prédominance de vase (sédiments cohésifs) a été observée dans le lac de Fayé (DHI, 2017

- **Données d'entrées**

- Masse volumique sèche des dépôts : une valeur de 450 kg/m^3 correspondant à de la vase fortement consolidée a été utilisée, conformément aux recommandations de DHI (2003).
- Contrainte critique d'érosion : ce paramètre représente la valeur seuil à partir de laquelle les vases déposées sont remises en suspension. Une contrainte critique d'érosion de $0,15 \text{ N/m}^2$ a été retenue conformément aux valeurs indicatives de DHI (2003).
- Concentration en MES : les valeurs de concentration en MES obtenues pour ce travail ont été intégrées dans le modèle de transport.
- Vitesse de chute : la modélisation de la vitesse de chute des MES a été réalisée en imposant les hypothèses de la loi de distribution Gamma (Sanchez, 2006), avec un paramètre de forme r qui caractérise la distribution des vitesses de chute des particules en suspension. Le coefficient de la vitesse de chute de $0,5$ a été utilisé selon les recommandations de DHI (2003).

- **Conditions initiales**

Au début de la simulation, la condition initiale décrit la distribution spatiale des concentrations en MES dans l'ensemble du domaine de calcul. La concentration mesurée à l'entrée de la retenue (1 g/L) a été utilisée afin d'obtenir une représentation approximative du système et de parvenir à un régime stationnaire dans le modèle. La bathymétrie de la retenue sert de base initiale au modèle pour évaluer les processus d'érosion, de transport, et de sédimentation. Une épaisseur de dépôt initiale de 0 m a été utilisée (Kouassi, 2007)

- **Conditions aux limites**

Les conditions aux limites du modèle de transport des sédiments sont directement dépendantes de celles définies dans le modèle hydrodynamique. Ce dernier intègre les concentrations en MES en amont du lac de Fayé. Par conséquent, les concentrations observées en amont du réservoir, ainsi qu'un gradient nul en aval (laissant au modèle la tâche de déterminer la concentration en aval en fonction de celle en entrée du réservoir), ont été appliqués aux frontières ouvertes du modèle de transport des sédiments.

Conclusion partielle

Pour atteindre le premier objectif de ce travail qui est de caractériser l'évolution des extrêmes de pluies dans le bassin versant du fleuve San-Pédro au barrage hydroélectrique de Fayé, le produit de précipitation CHIRPS a été utilisé pour calculer sept indices de pluie (CWD, PRCPTOT, R1mm, R99pTOT, Rx1day, Rx5day et SDII) et le SPI au cours de la période historique (1982-2021). Pour la mise en place de projections à l'horizon 2100, trois méthodes d'ajustement du biais ont été comparées, et la meilleure a été retenue pour ajuster le biais des sept modèles climatiques globaux CMIP6 sous les scénarios SSP1-2.6, SSP2-4.5 et SSP5-8.5. Les sept indices de pluie et le SPI ont été calculés dans le court (2025-2049), moyen (2050-2074) et long (2075-2099) terme, ce qui a permis de caractériser l'évolution des pluies extrêmes et des sécheresses hydrologiques.

Concernant la dynamique de l'occupation du sol dans le bassin versant du fleuve San-Pédro au barrage hydroélectrique de Fayé, des cartes d'occupation du sol ont été réalisées à partir des images Landsat 5 TM de 1986 et Landsat 7 ETM+ de 2004 et 2022 en utilisant l'algorithme d'apprentissage automatique MVS. Les taux de variation des différentes classes ainsi que le coefficient de ruissellement moyen ont été calculés afin d'analyser leur évolution temporelle.

La simulation des débits entrant dans le lac de Fayé a été réalisée en développant un modèle avec l'algorithme forêt aléatoire en deux étapes. Les données de précipitation et de température moyenne ont été utilisés comme prédicteurs. La méthode de validation croisée k-folds a été employée avec $k=10$. 80% des données a été utilisé pour l'entraînement de l'algorithme et les 20% restants ont servi à la validation. La performance des deux modèles a été évaluée en se basant sur r , EM, MAPE et nRMSE. Le meilleur modèle a été utilisé afin de simuler les débits entrant dans le lac de Fayé dans le court, moyen et long terme.

Enfin, pour simuler le fonctionnement hydro-sédimentaire du lac de Fayé, la station de Rapide Grah située à environ 20 km en amont du lac de Fayé a été réhabilitée. Les concentrations de matières en suspensions ont été mesurées et la bathymétrie du lac de Fayé a été réalisée. Ces données ont été utilisées pour concevoir un modèle hydrodynamique avec MIKE 21 Flow Model FM. Ce modèle a été calibré et validé sur deux périodes en utilisant les indicateurs utilisés pour la forêt aléatoire. Plusieurs scénarios de simulation des prélèvements ont été utilisés et le rapport besoin-disponibilité a été établi. Enfin, un modèle de transport de vase a été mis en place en utilisant le module MT. Il a permis d'identifier les zones préférentielles de dépôts de sédiments et un scénario d'ouverture de vanne a permis d'évaluer son efficacité à évacuer les sédiments.

PARTIE III : RESULTATS ET DISCUSSION

CHAPITRE 5 : CARACTERISTIQUES DES EXTREMES DE PLUIE DANS LE BASSIN VERSANT DU FLEUVE SAN-PEDRO AU BARRAGE HYDROELECTRIQUE DE FAYE

Ce chapitre comprend deux grandes parties : la caractérisation des extrêmes de pluie sur la période historique et à l'horizon 2100.

5.1- Caractéristiques des extrêmes de pluie sur la période historique (1982-2021)

La caractérisation des extrêmes de pluie sur la période historique a commencé par la validation des produits de précipitation et de températures satellitaires. Ensuite, l'Indice de Précipitation Standardisé (SPI). Enfin, sept indices de pluie ETCDI ont été calculés.

5.1.1- Performace des produits de précipitations et températures satellitaires

5.1.1.1- Comparaison des produits de précipitations satellitaires

Les données issues des PPS CHIRPS, PERSIANN CDR et W5E5, ont été comparées aux observations aux postes pluviométriques de Fayé et de Téréagui à l'échelle journalière et mensuelle. Cette comparaison s'est basée sur les indicateurs statistiques que sont la moyenne (μ), l'écart-type (σ), le coefficient de corrélation (r), l'Erreur Moyenne (EM) et le Pourcentage d'Erreur Moyenne Absolue (PEMA). Les périodes 2011-2018 et 1999-2018 ont été respectivement utilisées pour l'échelle journalière et mensuelle à la station de Fayé, tandis que la période 1987-1998 a été utilisée pour les deux échelles de temps à la station de Téréagui.

- **A l'échelle journalière**

La Figure 29 ci-dessous présente la comparaison de la moyenne et de l'écart-type des PPS avec les observations, à l'échelle journalière pour les deux stations (Fayé et Téréagui). Les PPS sont globalement proches de l'observation ($\mu = 4,3$ mm). Toutefois, CHIRPS se classe en tête avec $\mu = 4,5$ mm, qui est plus proche de l'observation. Les produits PERSIANN CDR et W5E5 s'accordent en affichant une précipitation journalière moyenne d'environ 4,8 mm. À la station de Téréagui, PERSIANN CDR se démarque en se positionnant en première position avec $\mu = 5,5$ mm. Cette moyenne est la plus proche de celle de l'observation, qui affiche $\mu = 5,8$ mm. Les produits CHIRPS et W5E5 ont enregistré des moyennes similaires d'environ 4 mm.

En ce qui concerne l'écart-type, une divergence est constatée au niveau des différents PPS aux deux stations. Cependant, tous les PPS surestiment l'écart-type observé à la station de Fayé, tandis qu'une sous-estimation de l'écart-type observé est enregistrée à la station de Téréagui. A la station de Fayé, l'écart-type de CHIRPS ($\sigma = 11$ mm), suivi de W5E5 ($\sigma = 10,3$ mm), sont

les plus proches de l'écart-type de l'observation ($\sigma = 12,2$ mm). Toutefois, à la station de Téréagui, c'est l'écart-type de PERSIANN CDR ($\sigma = 10$ mm) qui est plus proche de celui de l'observation, qui affiche $\sigma = 11,9$ mm. CHIRPS vient en deuxième position avec $\sigma = 9$ mm.

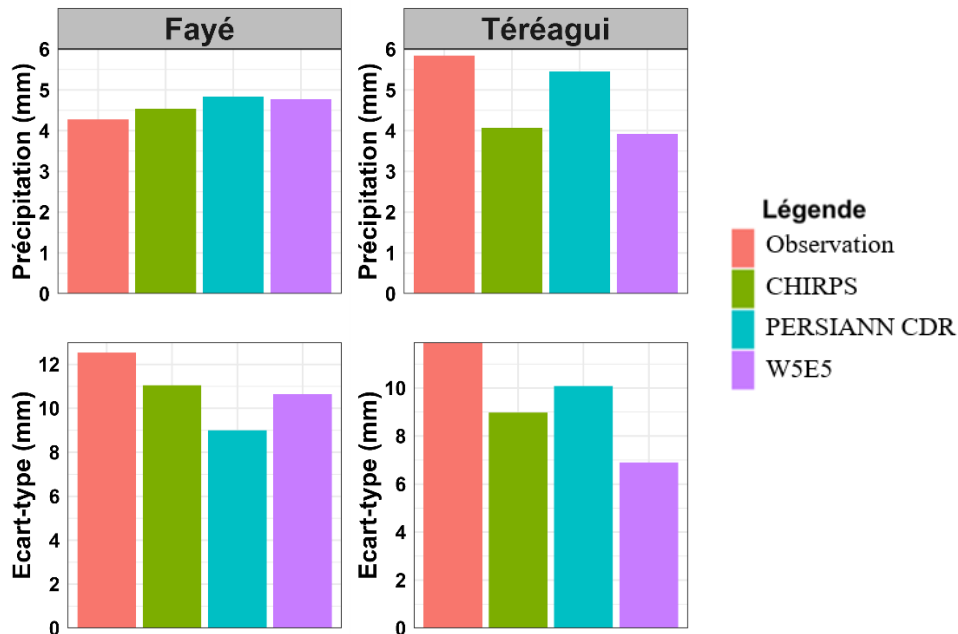


Figure 29 : Comparaison entre la moyenne et l'écart-type des PPS et l'observation au pas de temps journalier à la station de Fayé et de Téréagui

Le coefficient de corrélation, l'EM et le PEMA ont été calculés entre l'observation et chacun des PPS aux deux stations (Fayé et Téréagui). Les résultats (Figure 30) ont montré l'existence d'une faible corrélation ($r < 0,5$) aux deux stations. Toutefois, les valeurs de corrélation les plus élevées sont obtenues à la station de Fayé, avec $r \leq 0,4$, comparativement à la station de Téréagui, avec $r < 0,25$. A la station de Fayé, PERSIANN CDR suivi de CHIRPS se positionnent en tête, en affichant quasiment les mêmes coefficients de corrélation ($r \approx 0,4$). En revanche, à la station de Téréagui, le produit PERSIANN CDR, avec $r = 0,24$ se démarque des deux autres PPS qui affichent les mêmes valeurs de corrélation ($r = 0,2$).

Au niveau des EM, des valeurs positives ont été enregistrées à la station de Fayé, contrairement à la station de Téréagui, qui affiche des EM négatives. Ainsi, une surestimation et une sous-estimation de l'observation par les PPS est observée à la station de Fayé et de Téréagui respectivement. A la station de Fayé, le produit CHIRPS se démarque des deux autres, en affichant la plus faible EM, environ 0,26 mm. W5E5 suivi de PERSIANN CDR affichent des EM du même ordre (environ 0,5 mm). A la station de Téréagui, PERSIANN CDR se démarque de CHIRPS et W5E5, en affichant la plus faible EM, qui est -0,38 mm. CHIRPS suivi de W5E5 affichent respectivement des EM de -1,76 mm et -2 mm.

Les PEMA enregistrés à la station de Fayé varient de 6,3% pour CHIRPS à 13,1% pour PERSIANN CDR. CHIRPS obtient de ce fait le plus faible PEMA, comparativement à W5E5 et PERSIANN CDR qui affichent des PEMA du même ordre, 11,8% et 13,1% respectivement. En revanche, à la station de Téréagui, les PEMA varient de 6,4% pour PERSIANN CDR à 33,3% pour W5E5. PERSIANN CDR enregistre le PEMA le plus faible, tandis que CHIRPS suivi de W5E5 affichent des PEMA du même ordre, 29,9% et 33,3% respectivement.

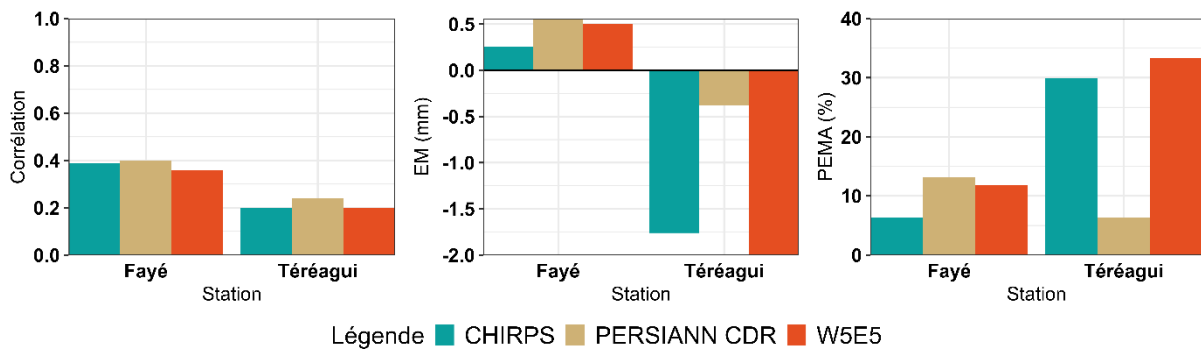


Figure 30 : Comparaison des PPS basée sur le coefficient de corrélation, l'EM et le PEMA à la station de Fayé et de Téréagui à l'échelle journalière

En somme, à l'échelle journalière, CHIRPS suivi de W5E5 ont présenté les meilleures performances à la station de Fayé, tandis qu'à la station de Téréagui, PERSIANN CDR suivi de CHIRPS ont affiché les meilleurs scores.

- **A l'échelle mensuelle**

A l'échelle mensuelle (Figure 31), les PPS parviennent à mieux reproduire la variation mensuelle des précipitations observées à la station de Fayé, comparativement à celle de Téréagui. A la station de Fayé, les valeurs de précipitations les plus élevées (en juin et octobre) et les plus faibles (janvier et août), sont observées aux mêmes mois pour les PPS et l'observation. Le PPS W5E5 suivi de CHIRPS ont les variations mensuelles les plus proches de l'observation. Cependant, il convient de noter que CHIRPS surestime l'observation. A la station de Téréagui, seul PERSIANN CDR arrive à mieux reproduire la variation mensuelle de l'observation, avec le maximum des précipitations en octobre. Dans l'ensemble, un décalage entre les PPS et l'observation a été constaté. En effet, l'observation affiche une valeur élevée de précipitation en mai tandis que les PPS s'accordent en l'affichant en juin. La baisse observée jusqu'au mois d'août est affichée précocement par les PPS en juillet, à l'exception de W5E5 qui l'affiche en août. Le pic d'octobre et la plus faible valeur de précipitation en janvier sont bien reproduits par les PPS avec des magnitudes différentes. Cependant, PERSIANN CDR affiche une valeur élevée de précipitation en septembre.

Au niveau de l'écart-type, une variation d'une station à l'autre a été enregistrée. A la station de Fayé, W5E5 s'impose avec l'écart-type ($\sigma = 86$ mm) le plus proche de celui de l'observation ($\sigma = 85$ mm), suivi par CHIRPS ($\sigma = 97$ mm). Les produits W5E5 et CHIRPS surestiment l'écart-type observé tandis que PERSIANN CDR le sous-estime. En revanche, à la station de Téréagui, PERSIANN CDR affiche l'écart-type le plus proche ($\sigma = 98$ mm) de celui de l'observation ($\sigma = 85$ mm). CHIRPS et W5E5 affichent les mêmes valeurs d'environ 65 mm. Ainsi, l'écart-type de l'observation n'est surestimé que par PERSIANN CDR.

En résumé, sur la base de la moyenne et de l'écart-type, CHIRPS suivi de W5E5 ont obtenus les meilleures performances à la station de Fayé à l'échelle journalière. A l'échelle mensuelle, l'inverse est affiché, avec les meilleures performances pour le PPS W5E5 suivi de CHIRPS. A la station de Téréagui, PERSIANN CDR surpasse les deux autres PPS dans la reproduction de l'observation aux deux échelles temporelles (journalières et mensuelle). Le PPS CHIRPS vient ensuite, et W5E5 occupe la dernière place du classement.

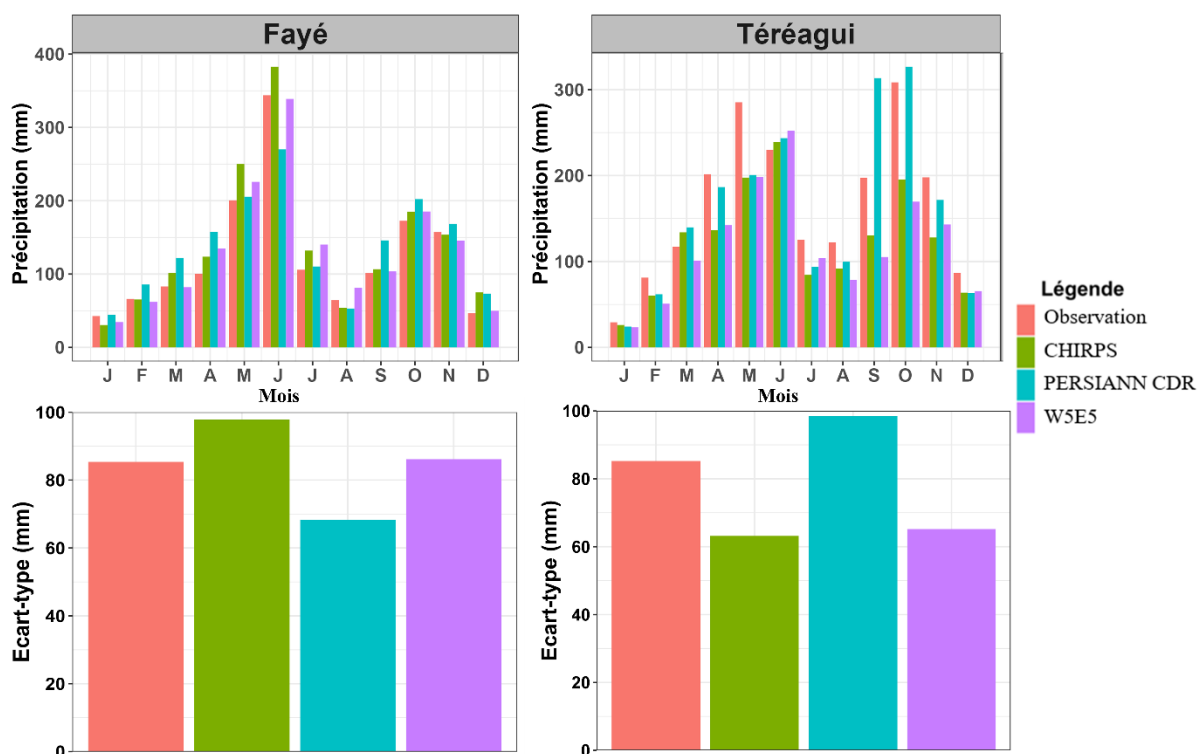


Figure 31 : Comparaison entre la moyenne et l'écart-type des PPS et l'observation à la station de Fayé et de Téréagui

En ce qui concerne le coefficient de corrélation, l'EM et le PEMA utilisés afin de comparer les PPS aux stations de Fayé et Téréagui à l'échelle mensuelle, les résultats sont présentés par la Figure 32 ci-dessous. Au niveau des coefficients de corrélation, des valeurs supérieures à 0,8 ont été enregistrées aux deux stations. A la station de Fayé, les produits CHIRPS et W5E5 sont

ex-aequo, avec le coefficient de corrélation le plus élevé ($r = 0,98$). Cependant, à la station de Téréagui, CHIRPS suivi de PERSIANN CDR se sont positionnés en tête, avec $r = 0,89$ et $r = 0,87$ respectivement.

Les EM ont révélé une sous-estimation de l'observation par les PPS à la station de Fayé avec $EM < 0$, tandis qu'une surestimation a été observée à la station de Téréagui, avec $EM > 0$. A la station de Fayé, W5E5 suivi de PERSIANN CDR ont enregistré les EM les plus faibles avec des valeurs respectives de -8,82 mm et -12,81 mm. A la station de Téréagui, ce sont les données PERSIANN CDR qui ont affiché la plus faible EM, avec une valeur de 4,78 mm. CHIRPS et W5E5 viennent ensuite avec respectivement des EM de 41,28 mm et 45,68 mm.

Concernant les PEMA, à la station de Fayé, une variation allant de 13,1% pour W5E5 à 25,7% pour PERSIANN CDR a été observée. W5E5 suivi CHIRPS sont arrivés en tête avec les plus faibles PEMA, 13,1% et 19% respectivement. A la station de Téréagui, les PEMA ont varié de 21% pour PERSIANN CDR à 28,1% pour W5E5. PERSIANN CDR suivi de CHIRPS ont obtenu les meilleurs scores avec des pourcentages respectifs de 21% et 25,6%.

A l'échelle mensuelle, W5E5 suivi de CHIRPS ont affiché les meilleures performances à la station de Fayé, tandis qu'à la station de Téréagui, le classement de l'échelle journalière a été reconduit.

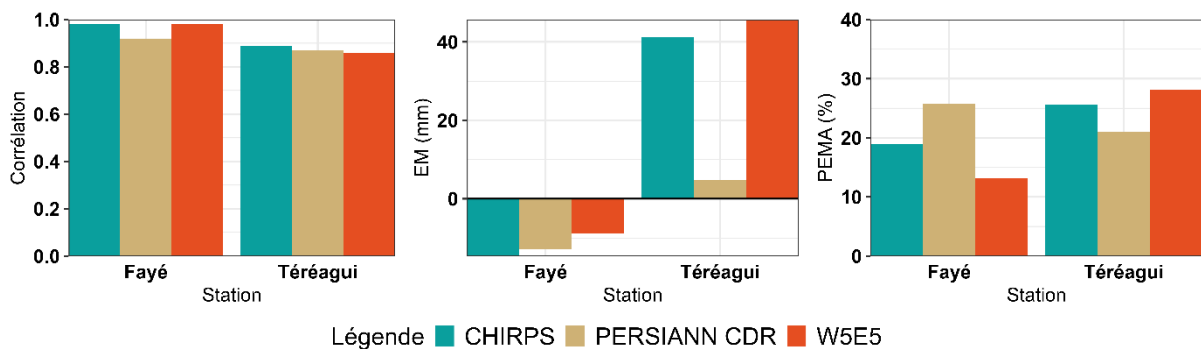


Figure 32 : Comparaison des PPS en utilisant le coefficient de corrélation, l'EM et le PEMA à la station de Fayé et de Téréagui à l'échelle mensuelle

- **Classement global**

En considérant les deux échelles de temps, une augmentation des coefficients de corrélation et des EM a été observée de l'échelle journalière à l'échelle mensuelle aux deux stations. Au niveau des PEMA, de l'échelle journalière à l'échelle mensuelle, une augmentation a été enregistrée à la station de Fayé. Cependant, une baisse a été constatée à la station de Téréagui pour tous les PPS sauf pour PERSIANN CDR.

En prenant en compte tous les indicateurs statistiques, les deux stations et les deux pas de temps considérés (journalier et mensuel), un classement des PPS a été réalisé (Tableau VIII). Il ressort que le PPS CHIRPS a surpassé les deux autres PPS avec le meilleur rang.

Tableau VIII : Classement des PPS

PPS	Classement				Total
	Fayé		Téréagui		
	Journalier	Mensuel	Journalier	Mensuel	
CHIRPS	1 ^{er}	2 ^{ème}	2 ^{ème}	2 ^{ème}	1 ^{er}
PERSIANN	3 ^{ème}	3 ^{ème}	1 ^{er}	1 ^{er}	2 ^{ème}
CDR					
W5E5	2 ^{ème}	1 ^{er}	3 ^{ème}	3 ^{ème}	3 ^{ème}

- **Comparaison entre PPS**

La comparaison entre les différents PPS a été réalisée à l'échelle journalière et mensuelle aux deux stations en utilisant le test statistique de Wilcoxon (Tableau IX). A l'échelle journalière, la différence entre CHIRPS et W5E5 n'est pas statistiquement significative aux deux stations. En revanche, ces deux PPS (CHIRPS et W5E5) sont significativement différents au seuil de 99% de PERSIANN CDR.

À l'échelle mensuelle, les trois PPS ne présentent pas de différences significatives à la station de Fayé. En revanche, à la station de Téréagui, PERSIANN CDR se distingue significativement des PPS CHIRPS et W5E5, respectivement aux seuils de 99 % et 95 %, tandis qu'aucune différence statistiquement significative n'a été observée entre CHIRPS et W5E5.

Tableau IX : Comparaison entre les PSS à la station de Fayé et Téréagui

Wilcoxon p-value	CHIRPS- PERSIANN CDR	CHIRPS-W5E5	PERSIANN CDR- W5E5
Pas de temps journalier			
Fayé	Significatif à 99%	Non significatif	Significatif à 99%
Téréagui	Significatif à 99%	Non significatif	Significatif à 99%
Pas de temps mensuel			
Fayé	Non significatif	Non significatif	Non significatif
Téréagui	Significatif à 99%	Non significatif	Significatif à 95%

5.1.1.2- Validation de la température moyenne CHIRTS

La température moyenne CHIRTS a été comparée à la température moyenne observée à la station de San-Pédro à l'échelle journalière et mensuelle sur la période 1983-2016 (Figure 33). Les indicateurs statistiques utilisés sont les mêmes que ceux utilisés au cours de la validation des PPS.

A l'échelle journalière, la moyenne CHIRTS ($\mu = 27,6^{\circ}\text{C}$) s'est montrée proche de celle de l'observation ($\mu = 26,4^{\circ}\text{C}$). L'écart-type de CHIRTS ($\sigma = 1,1^{\circ}\text{C}$) s'est également montré proche de l'écart-type de l'observation ($\sigma = 1,4^{\circ}\text{C}$). Toutefois une légère sous-estimation a été constatée.

A l'échelle mensuelle, les résultats ont révélé que le produit CHIRTS a été capable de reproduire la variation mensuelle de l'observation, avec une légère surestimation des températures observées par le produit CHIRTS pour tous les mois. En ce qui concerne l'écart-type, CHIRTS ($\sigma = 0,8^{\circ}\text{C}$) sous-estime l'observation ($\sigma = 0,9^{\circ}\text{C}$).

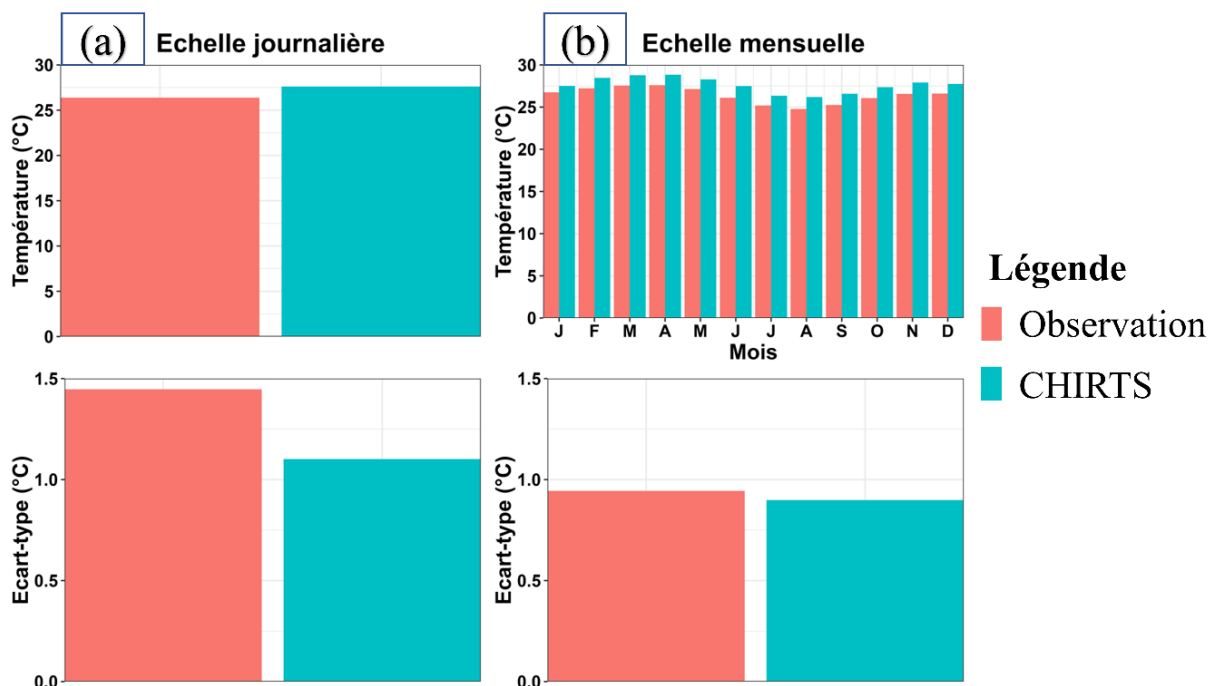


Figure 33 : Comparaison entre la moyenne et l'écart-type de la température moyenne CHIRTS et l'observation à la station de San-Pédro

a : échelle journalière, b : échelle mensuelle

Au niveau des autres indicateurs statistiques (Tableau X), une augmentation de la corrélation de l'échelle journalière ($r = 0,68$) à l'échelle mensuelle ($r = 0,98$) a été observée. En revanche, l'EM ainsi que le PEMA sont restés inchangés de l'échelle journalière et à l'échelle mensuelle.

Une surestimation de l'observation de 1,22°C par CHIRTS est constatée avec une EM > 0. En ce qui concerne le PEMA, le produit CHIRTS obtient un bon score : PEMA < 5%. Ce qui montre la précision de ce PPS dans l'estimation des observations.

Tableau X : Comparaison de la température moyenne CHIRTS à l'observation à l'aide des indicateurs statistiques à la station de San-Pédro

	Corrélation	Erreur moyenne (°C)	Pourcentage d'erreur moyenne absolue (%)
Echelle journalière			
CHIRTS	0,68	1,22	4,6
Echelle mensuelle			
CHIRTS	0,98	1,22	4,6

5.1.2- Evolution de l'indice standardisé de précipitation

Le SPI a été calculé à l'échelle de 12 mois sur la période 1982-2021 en utilisant les données CHIRPS précédemment validées comme observation (Figure 34). Les résultats ont montré une alternance de périodes sèches et humides, avec des SPI variant d'environ -2,8 en 1992 à environ 2,5 en 2000 et 2011. Le SPI a connu une tendance à la hausse qui est significative au seuil de 99%, avec une p-value de 0.00018. Des périodes extrêmement sèches ont été enregistrées en 1983, en 1986 et en 1992, tandis que des périodes extrêmement humides ont été enregistrées en 2000, en 2010 (onze ans après 2000), en 2011 et en 2021 (onze ans après 2011). Des périodes très sèches ont été enregistrées en 1983, 1984, 1987, 1992, 1997, 1998, 2007 et en 2016. En ce qui concerne les périodes très humides, des épisodes ont été observés en 1999, 2000, 2004, 2005, 2006, 2010, 2015 et en 2021.

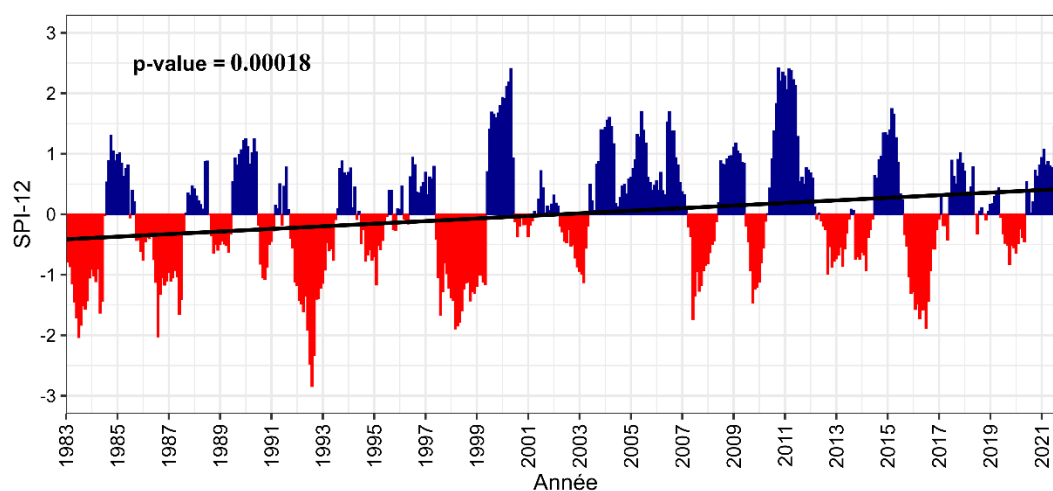


Figure 34 : Evolution du SPI à l'échelle 12 mois sur la période 1982-2021

5.1.2.1- Dates de début, de fin et durées des événements extrêmes de sécheresse et d'humidité selon le SPI (1982–2021)

La date de début, de fin et la durée des événements appartenant aux différentes classes de SPI ont été déterminées au cours de la période 1982-2021. L'analyse a concerné les événements extrêmes suivants : extrêmement secs, extrêmement humides, très secs et très humides. Les résultats (Figure 35) ont montré une dominance de la classe normale et une variation de la date de début, de fin et la durée des événements extrêmes considérés d'une année à l'autre. En effet, trois épisodes extrêmement secs ont été enregistrés en juillet 1983, août 1986, et la plus longue période extrêmement sèche a été enregistrée de juillet à septembre 1992 (trois mois). Il y a également trois périodes extrêmement humides qui ont été enregistrées. La première s'étend de mars à mai 2000 (trois mois), la deuxième qui est la plus longue part d'octobre 2010 à juin 2011 (neuf mois), et la dernière est enregistrée en septembre 2021. Des périodes très sèches ont été enregistrées en juin, et d'août à octobre 1983 (quatre mois au total), en mai 1984, en juin 1987, en avril et juin 1992, en août 1997, en juin 2007, en février 2016. Les plus longues périodes très sèches (quatre mois) ont été enregistrées de mars à juin 1998 et d'avril à juillet 2016. Au niveau des périodes très humides, la plus longue a été enregistrée d'août 1999 à février 2000 (sept mois). D'autres périodes très humides ont été enregistrées de février à mars 2004 (deux mois), en juin 2005, de juin à juillet 2006 (deux mois), en septembre 2010, de mars à avril 2015 (deux mois) et en août 2021.

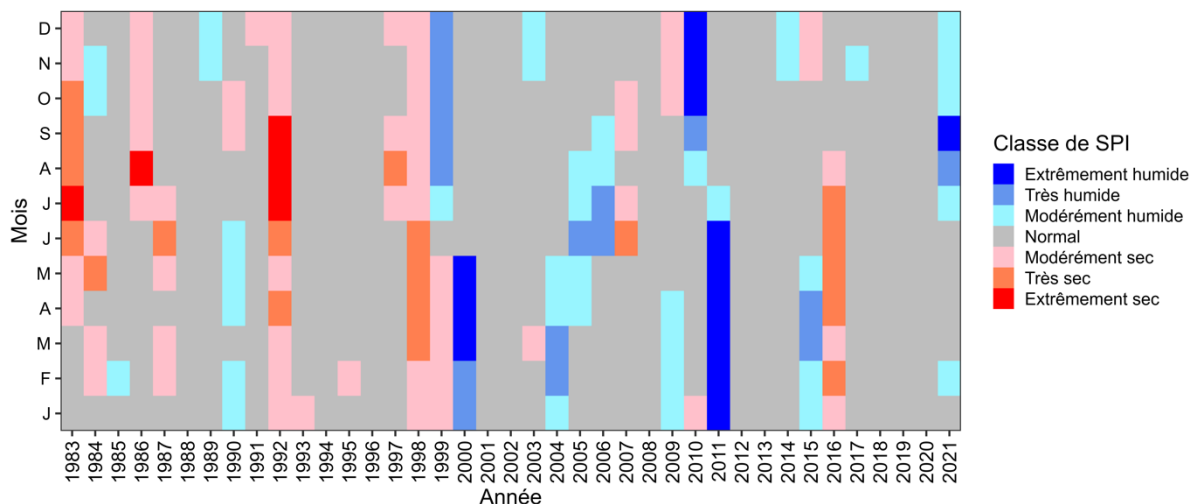


Figure 35 : Durée des épisodes secs et humides au cours de la période historique (1982-2021)

5.1.2.2- Fréquence des événements de SPI sur la période 1982-2021

La fréquence des événements extrêmes considérés a été calculée à partir du SPI (Tableau XI). Il ressort des résultats que la classe très sec enregistre le plus grand nombre d'événements (19

mois), avec une fréquence de 4,1% sur la période 1982-2021. Ensuite, vient la classe très humide (16 mois), avec une fréquence de 3,4%. Les événements extrêmement humides et extrêmement secs ont été les plus rares au cours de la période d'étude, avec des fréquences respectives de 2,8% et 1,1%.

Tableau XI : Fréquence des événements extrêmes sur la période historique (1982-2021)

Classes	Nombre de mois	Fréquence (%)
Extrêmement sec	5	1,1
Très sec	19	4,1
Très humide	16	3,4
Extrêmement humide	13	2,8

5.1.3- Evolution des indices de pluie

Les sept indices de précipitation que sont la plus longue séquence de jours humides (CWD), la précipitation totale (PRCPTOT), le nombre de jours pluvieux (R1mm), le pourcentage du cumul de précipitation supérieures au 99^{ème} percentile (R99pTOT), la hauteur de pluie maximale d'un jour (Rx1day), le cumul maximal de pluie sur cinq jours consécutifs (Rx5day) et l'intensité de pluie (SDII) ont été calculés au cours de la période 1982-2021, à l'échelle annuelle, à l'échelle de la Grande Saison Pluvieuse (GSP) et à l'échelle de la Petite Saison Pluvieuse (PSP). La tendance et la significativité de la tendance ont été détectées en effectuant le test de Mann-Kendall.

5.1.3.1- A l'échelle annuelle

A l'échelle annuelle (Figure 36), les résultats ont montré que la tendance évolutive des indices n'est pas significative (p -value > 0,05) au cours des quarante années (1982-2021) de la période historique. Les indices PRCPTOT, R1mm, SDII, R99pTOT et Rx5day ont présenté une tendance à la hausse, tandis que CWD et Rx1day ont présenté une tendance à la baisse. Par conséquent, la hausse de la précipitation totale (PRCPTOT) est liée à la hausse du nombre de jours pluvieux (R1mm) et de l'intensité de pluie (SDII). Ce qui a favorisé la hausse du pourcentage du cumul de précipitation supérieures au 99^{ème} percentile (R99pTOT) et du cumul maximal de pluies sur 5 jours consécutifs (Rx5day).

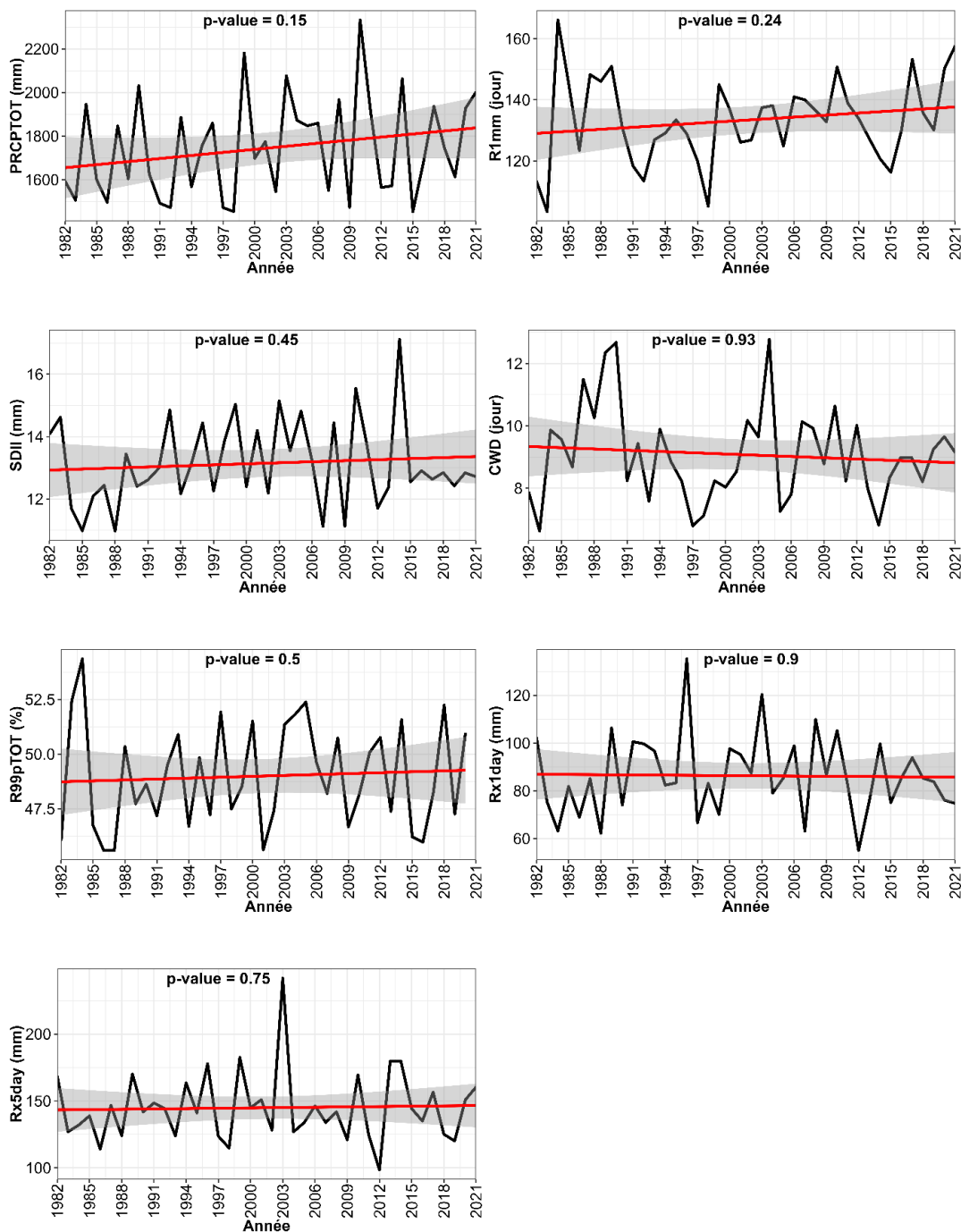


Figure 36 : Evolution des indices de pluie au cours de la période 1982-2021 à l'échelle annuelle

5.1.3.2- A l'échelle de la grande saison pluvieuse

Au cours de la GSP d'avril à juillet (Figure 37), les indices de pluie calculés n'ont pas connu de tendance évolutive significative, comme observé à l'échelle annuelle. Les indices PRCPTOT, SDII, Rx1day et Rx5day ont connu une tendance à la hausse, tandis que R1mm et CWD ont affiché une tendance à la baisse. Aucune tendance ne semble se dégager au niveau de l'indice R99pTOT. De ce fait, au cours de la GSP, malgré la tendance à la baisse du nombre

de jours pluvieux (R1mm), l'augmentation de l'intensité de pluie (SDII) a favorisé une tendance à la hausse de la précipitation totale (PRCPTOT). Ce qui a favorisé une tendance haussière de la hauteur de pluie maximale d'un jour (Rx1day) et du cumul maximal des pluies sur 5 jours consécutifs (Rx5day).

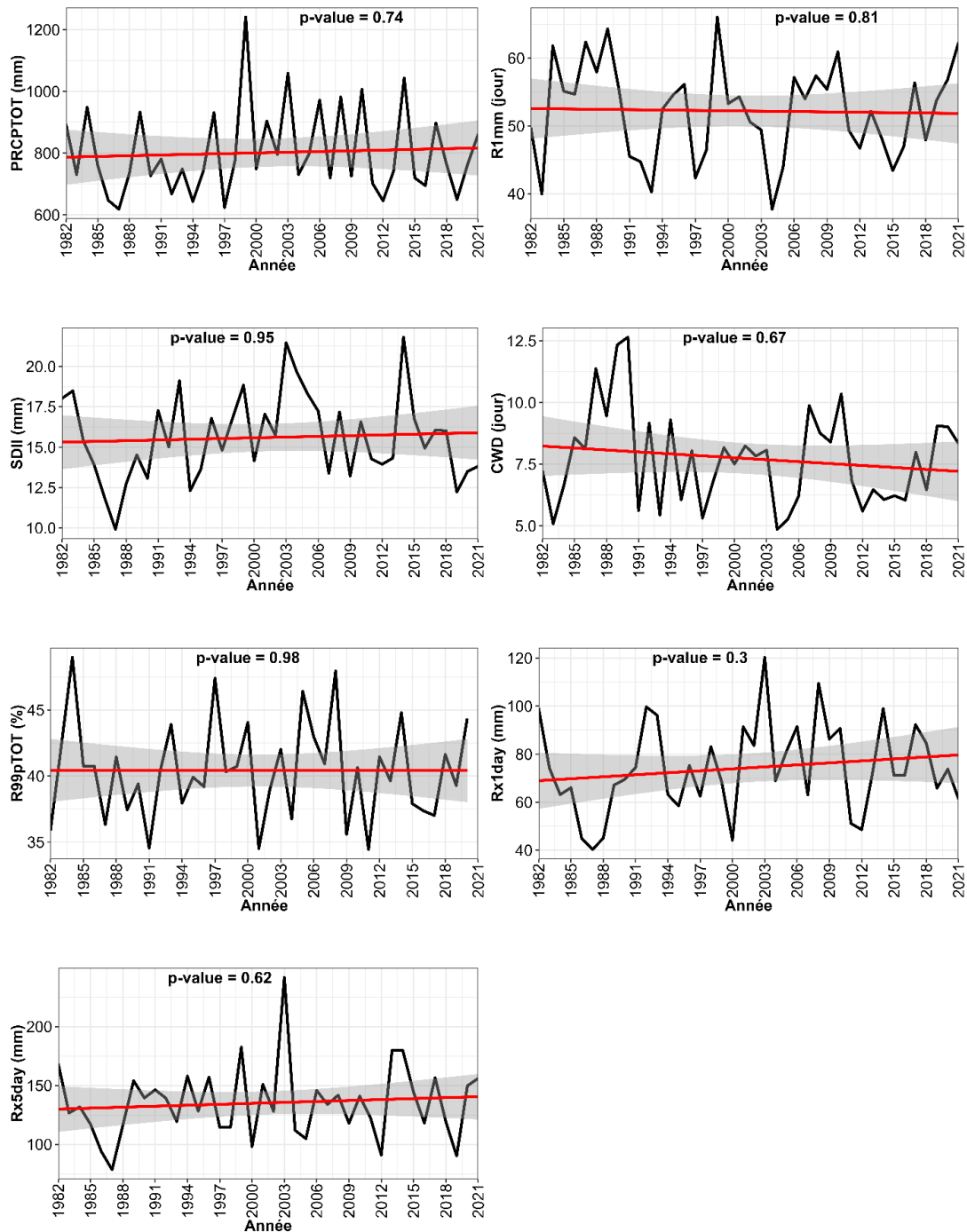


Figure 37 : Evolution des indices de pluie au cours de la période 1982-2021 à l'échelle de la GSP

5.1.3.3- A l'échelle de la petite saison pluvieuse

Au cours de la PSP (octobre-novembre) sur la période 1982-2021 (Figure 38), tous les indices de pluie affichent une tendance à la hausse. Cette tendance est significative au seuil de 95% pour les indices PRCPTOT, R1mm et CWD. De ce fait, la hausse de la précipitation totale (PRCPTOT) est liée à la hausse du nombre de jours pluvieux (R1mm), de l'intensité de pluie (SDII) et du nombre consécutif de jours pluvieux (CWD). Ce qui a favorisé la hausse de tous les autres indices.

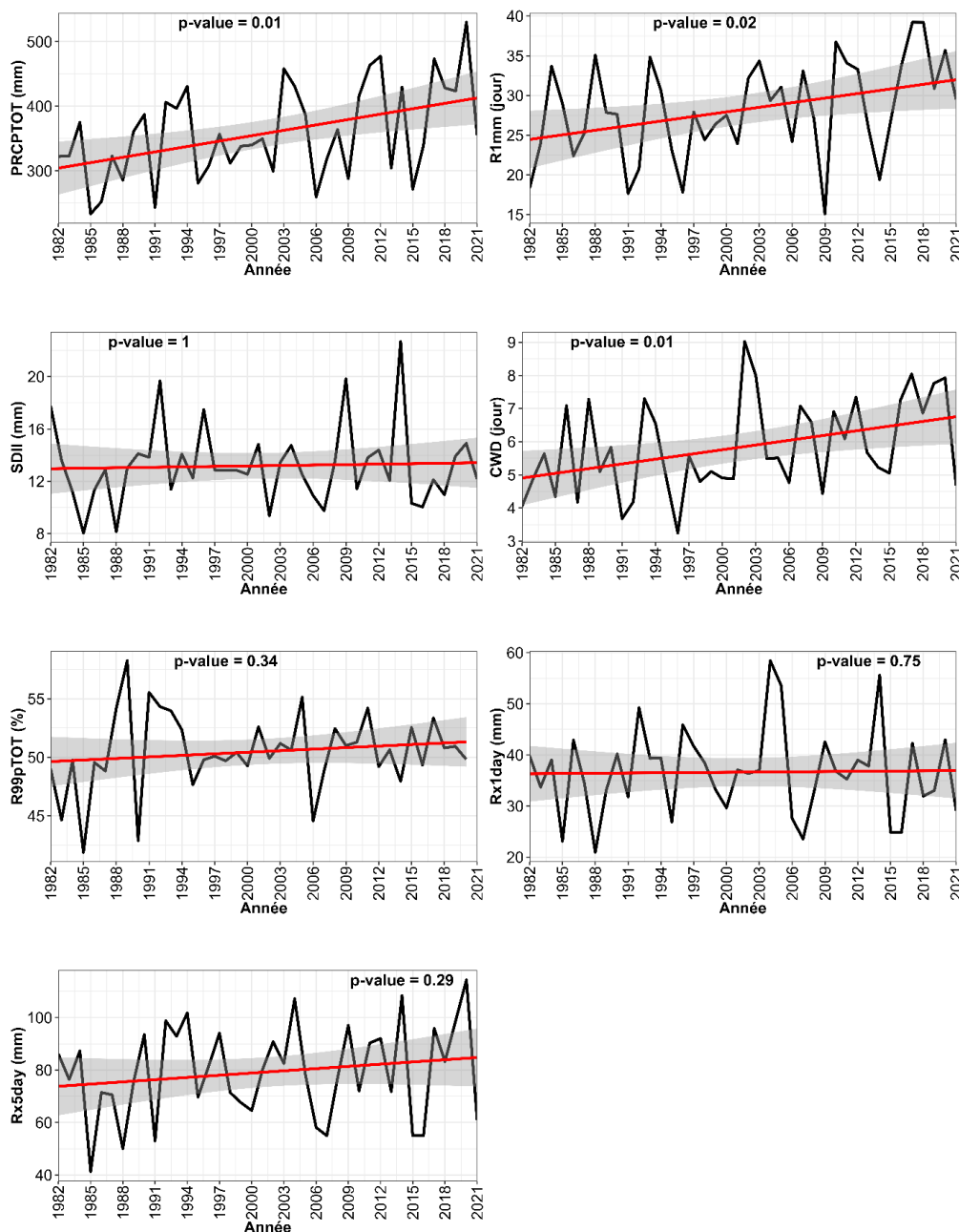


Figure 38 : Evolution des indices de pluie au cours de la période 1982-2021 à l'échelle de la PSP

5.1.3.4- Distribution spatiale des indices de pluie

La distribution spatiale des indices de pluie à l'échelle annuelle (Annexe 1), de la GSP (Annexe 2) et de la PSP (Annexe 3) au cours de la période de référence (1982-2021) a révélé une variation spatiale quasi-similaire des indices à l'échelle annuelle et à l'échelle de la GSP. Les indices CWD et R1mm ont affiché les valeurs les plus élevées dans la partie Ouest du bassin (au niveau du PNT), tandis que les valeurs les plus faibles ont été enregistrées dans la partie Sud (au niveau du lac de Fayé) aux deux échelles (annuelle et GSP). Les indices Rx1day, Rx5day et SDII ont présenté les valeurs les plus élevées dans les parties Ouest et Sud du bassin versant d'étude aux deux échelles (annuelle et GSP). Pour PRCPTOT et R99pTOT, les valeurs les plus élevées ont été observées respectivement dans la partie Ouest et Sud à l'échelle annuelle. Cependant, au niveau de la GSP, ces valeurs ont été enregistrées dans les parties Ouest et Sud, et sur tout le bassin versant d'étude, respectivement pour PRCPTOT et R99pTOT. Au cours de PSP, les valeurs les plus élevées ont été enregistrées pour CWD et R99pTOT dans la partie centrale, pour PRCPTOT et R1mm dans la partie Ouest, Rx1day, Rx5day et SDII dans la partie Ouest et Sud du bassin versant d'étude.

La comparaison des trois échelles (échelle annuelle, GSP et PSP) pour la distribution spatiale et temporelle a révélé que pour quasiment tous les indices, les valeurs d'indices affichées au cours de GSP sont proches ou quasiment identiques à celles affichées à l'échelle annuelle. Ainsi, les événements détectés à l'échelle annuelle se sont généralement produits au cours de la GSP.

5.1.3.5- Relation entre les indices de pluie et les débits maximums

Une matrice de corrélation a permis d'établir le lien entre les indices de pluie et les débits maxima à l'échelle annuelle et à l'échelle des deux saisons pluvieuses sur la période 1996-2005. Les résultats (Figure 39) ont montré une variation de la corrélation en fonction de l'échelle considérée. Les coefficients de corrélation obtenus sont globalement non significatifs. A l'échelle annuelle, tous les indices ont affiché des corrélations positives et négligeables ($r < 0,2$) avec les débits maxima, sauf R99pTOT qui a affiché une corrélation modérée ($r = 0,43$) et SDII et PRCPTOT qui ont affiché de faibles corrélations respectives de 0,28 et 0,23. Ces corrélations positives indiquent que les débits maxima évoluent dans le même sens que les indices de pluie. A l'échelle de la GSP, des faibles corrélations ont été observés pour tous les indices ($-0,2 < r < 0,2$). Des coefficients de corrélation négatifs ont été constatés pour les indices CWD, R1mm et Rx1day, tandis que des valeurs positives ont été enregistrées pour les autres indices.

Au cours de cette saison, il n'existe pas de relation linéaire entre les débits maxima et les indices de pluie moyen sur le bassin versant d'étude.

A l'échelle de la PSP, une forte corrélation a été observée entre les indices CWD ($r = 0,75$), PRCPTOT ($r = 0,63$) et R1mm ($r = 0,76$) et les débits maxima. Une corrélation modérée et positive est affichée entre Rx5day ($r = 0,4$) et les débits maxima, tandis qu'une corrélation modérée et négative est observée pour SDII ($r = 0,43$). Il existe une faible corrélation entre Rx1day ($r = 0,21$) et R99pTOT ($r = 0,22$).

A l'échelle annuelle et de la PSP, il existe un lien entre les indices de pluie moyen sur le bassin versant d'étude et les débits maxima, contrairement à la GSP ou les débits maxima ne sont pas dépendants des indices de pluie moyen sur le bassin versant d'étude.

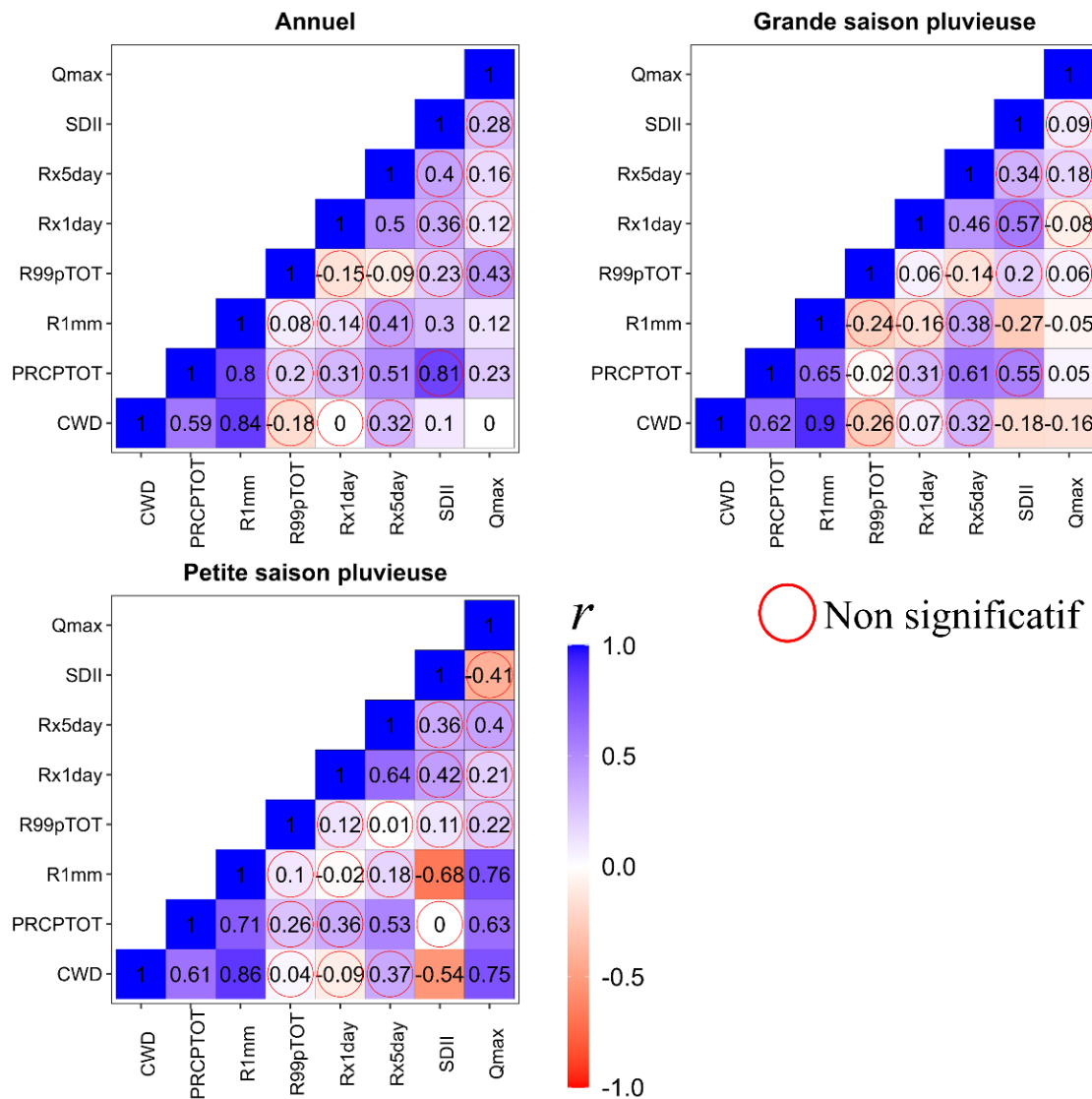


Figure 39 : Matrice de corrélation entre les indices de pluie et les débits maxima (Qmax)

5.2- Evolution des extrêmes de pluie à l'horizon 2100

5.2.1- Comparaison des méthodes d'ajustement du biais

Le biais issu des sept (7) modèles de précipitation et la moyenne multi-modèles (EnsMean) a été ajusté en utilisant les méthodes CDFt, Delta et Scaling. Les pluies ajustées ont été comparées à l'observation à l'échelle journalière et mensuelle au cours de la période de validation (2011-2014) sur la base du coefficient de corrélation, l'EM et le PEMA. La moyenne des indicateurs sur le bassin versant d'étude a été calculée.

A l'échelle journalière (Figure 40a), les coefficients de corrélation obtenus entre les précipitations ajustées et l'observation sont faibles ($r < 0,25$), quelle que soit la méthode et le modèle. La méthode Delta a surpassé les deux autres méthodes en enregistrant le coefficient de corrélation le plus élevé pour tous les modèles y compris l'EnsMean. Au niveau de l'EM, une variation d'environ -0,37 mm à 1,52 mm a été constatée. Une surestimation de l'observation ($EM > 0$) a été observée pour tous les modèles sauf MIROC6, MPI-ESM1-2-LR, MRI-ESM2-0 et NorESM2-LM avec les méthodes CDFt et Scaling. Les précipitations ajustées avec la méthode Delta ont présenté les surestimations les plus importantes pour tous les modèles y compris l'EnsMean. Les précipitations ajustées avec la méthode CDFt ont globalement affiché les moindres surestimations et les sous-estimations les plus importantes. Il convient de noter que les précipitations ajustées avec les trois méthodes ont montré les valeurs d'EM les plus élevées pour le modèle MPI-ESM1-2-HR. En ce qui concerne le PEMA, une variation allant jusqu'à environ 30% a été notée. La comparaison des méthodes a révélé que tout comme pour l'EM, la méthode Delta a enregistré les valeurs les plus élevées pour tous les modèles y compris l'EnsMean. Les deux autres méthodes ont présenté des résultats contrastés. Toutefois, les précipitations ajustées avec les trois méthodes affichent les valeurs de PEMA les plus élevées pour le modèle MPI-ESM1-2-HR.

A l'échelle mensuelle (Figure 40b), les coefficients de corrélation calculés entre les pluies ajustées et l'observation ont varié jusqu'à environ 0,8. La méthode Delta est la seule à avoir affiché les coefficients de corrélation les plus élevés ($r > 0,6$) indépendamment du modèle. L'EnsMean a affiché le coefficient de corrélation le plus élevé ($r = 0,79$) avec la méthode Delta, tandis que CDFt et Scaling ont affiché les valeurs les plus faibles ($r \approx 0$). En ce qui concerne l'EM, les valeurs ont oscillé entre -25 mm et 25 mm. Les précipitations ajustées à partir des méthodes CDFt et Scaling ont généralement tendance à sous-estimer l'observation. En revanche, celles ajustées avec la méthode Delta surestiment l'observation. Toutefois, les surestimations les plus importantes ont été enregistrées par le modèle MPI-ESM1-2-HR,

similairement à l'échelle journalière. Pour le PEMA, une variation allant jusqu'à 17% a été constatée. Les précipitations ajustées avec la méthode Scaling affichent les plus faibles PEMA pour la majorité des modèles (3/7, soit 43%) et l'EnsMean. Les précipitations ajustées avec CDFt et Delta étaient sensiblement égales. Elles ont affiché les plus faibles PEMA pour deux modèles sur sept considérés, soit 28,6%. Cependant, CDFt a présenté la valeur maximale de PEMA pour l'EnsMean.

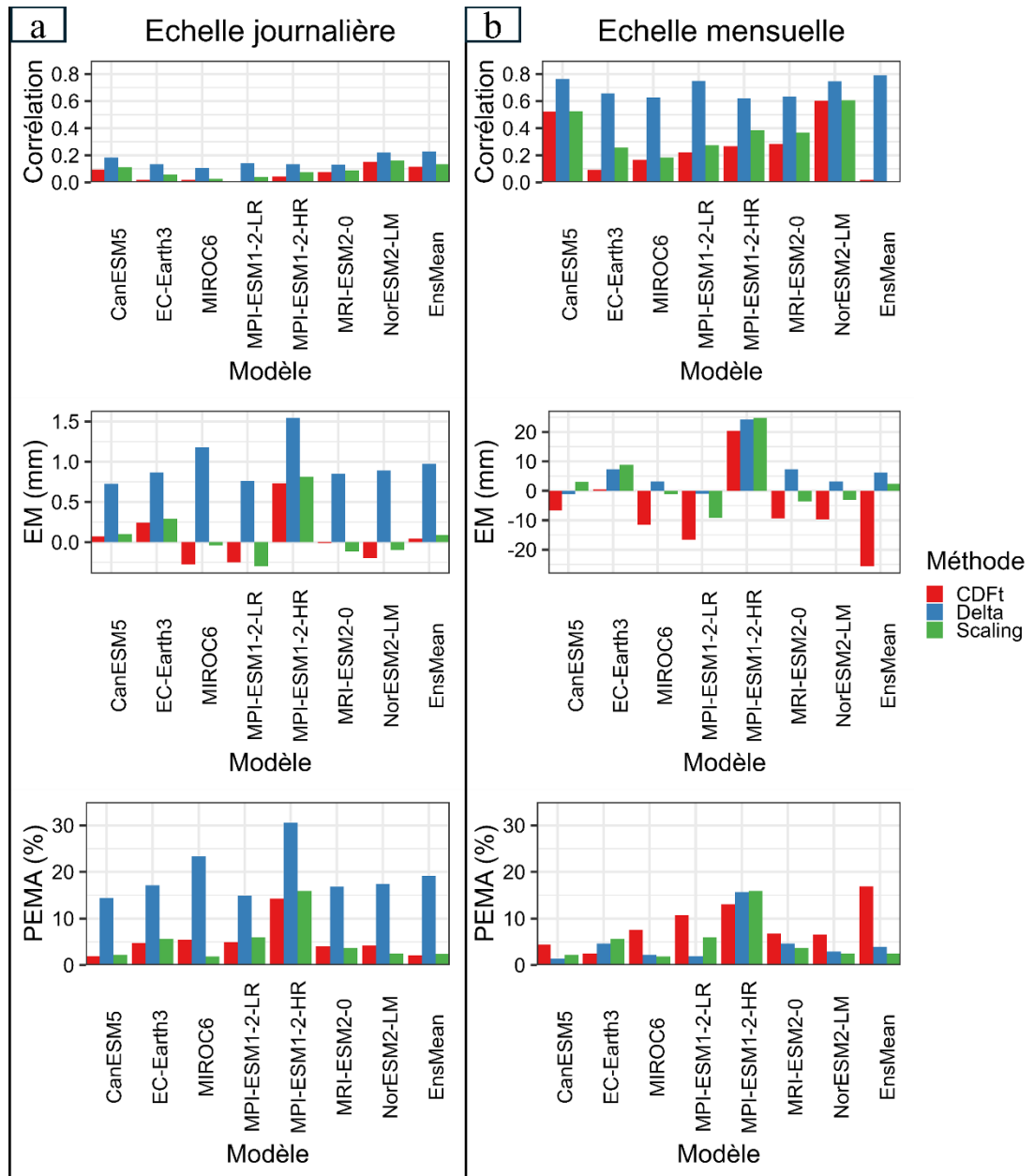


Figure 40 : Comparaison des méthodes CDFt, Delta et Scaling au cours de la période de validation (2011-2014)

a : Echelle journalière, b : Echelle mensuelle

La distribution spatiale des indicateurs utilisés révèle de façon générale une constance de la performance des méthodes comparées dans le bassin versant d'étude, indépendamment du modèle (Annexe 4, 5, 6, 7, 8 et 9).

La méthode Delta a montré la meilleure performance. Par conséquent, elle a été utilisée pour ajuster les précipitations et températures des MCG (Annexe 10 et 11) et une comparaison avec les observations a été faite à l'échelle intra-annuelle au cours de la calibration (2011-2014) et de la validation (2015-2016). Les résultats ont montré que les pluies ajustées reproduisent la variation de l'observation, avec des magnitudes différentes au cours de la calibration et de la validation. Il convient de noter que l'EnsMean a surpassé tous les modèles en se montrant plus proche de l'observation.

5.2.2- Evolution future de l'indice standardisé de précipitation

L'EnsMean sous les scénarios SSP1-2.6, SSP2-4.5 et SSP5-8.5 a été utilisé pour de calculer le SPI à l'échelle de 12 mois dans le court terme (2025-2049), moyen terme (2050-2074) et long terme (2075-2099). Les résultats (Figure 41) ont montré une alternance de périodes sèches et humides sous les trois scénarios pour les trois périodes de projections. De plus, la tendance du SPI a varié en fonction du scénario et de la période de projection. Toutefois, une évolution significative au seuil de 99% est prévue sous les trois scénarios au cours des trois périodes de projection analysées.

Dans le court terme, les scénarios SSP1-2.6 (Figure 41a) et SSP2-4.5 (Figure 41d) ont prédit une tendance à l'humidité avec des valeurs de SPI allant d'environ -2,4 à environ 2,5. En revanche, le scénario SSP5-8.5 (Figure 41g) a prévu une tendance à la sécheresse avec des valeurs de SPI allant de -2,1 à 2,7.

Dans le moyen terme, les scénarios SSP1-2.6 (Figure 41b) et SSP2-4.5 (Figure 41e) présentent une tendance à l'humidité, comparable à celle observée pendant le court terme. Les valeurs de SPI prédites sont comprises entre -2 et 3 sous le scénario SSP1-2.6 et -2,9 et 2,6 sous le scénario SSP2-4.5. En ce qui concerne le scénario SSP5-8.5 (Figure 41h), une tendance à la sécheresse est prédite avec des valeurs de SPI comprises entre -2,5 et 2,3.

Dans le long terme, une tendance quasi-stationnaire a été annoncée sous le scénario SSP1-2.6 (Figure 41c), une tendance à la sécheresse est prévue sous le scénario SSP2-4.5 (Figure 41f), et une tendance à l'humidité sera observée sous le scénario SSP5-8.5 (Figure 41i). Le SPI enregistrera des variations allant d'environ -3 à 2,3, -2,2 à 2,4 et -2,6 à 2,4, respectivement sous les scénarios SSP1-2.6, SSP2-4.5 et SSP5-8.5.

La comparaison des scénarios a révélé que sous le scénario SSP1-2.6, les périodes sèches annoncées seront plus longues que celles que prédites sous les deux autres scénarios, indépendamment de la période de projection.

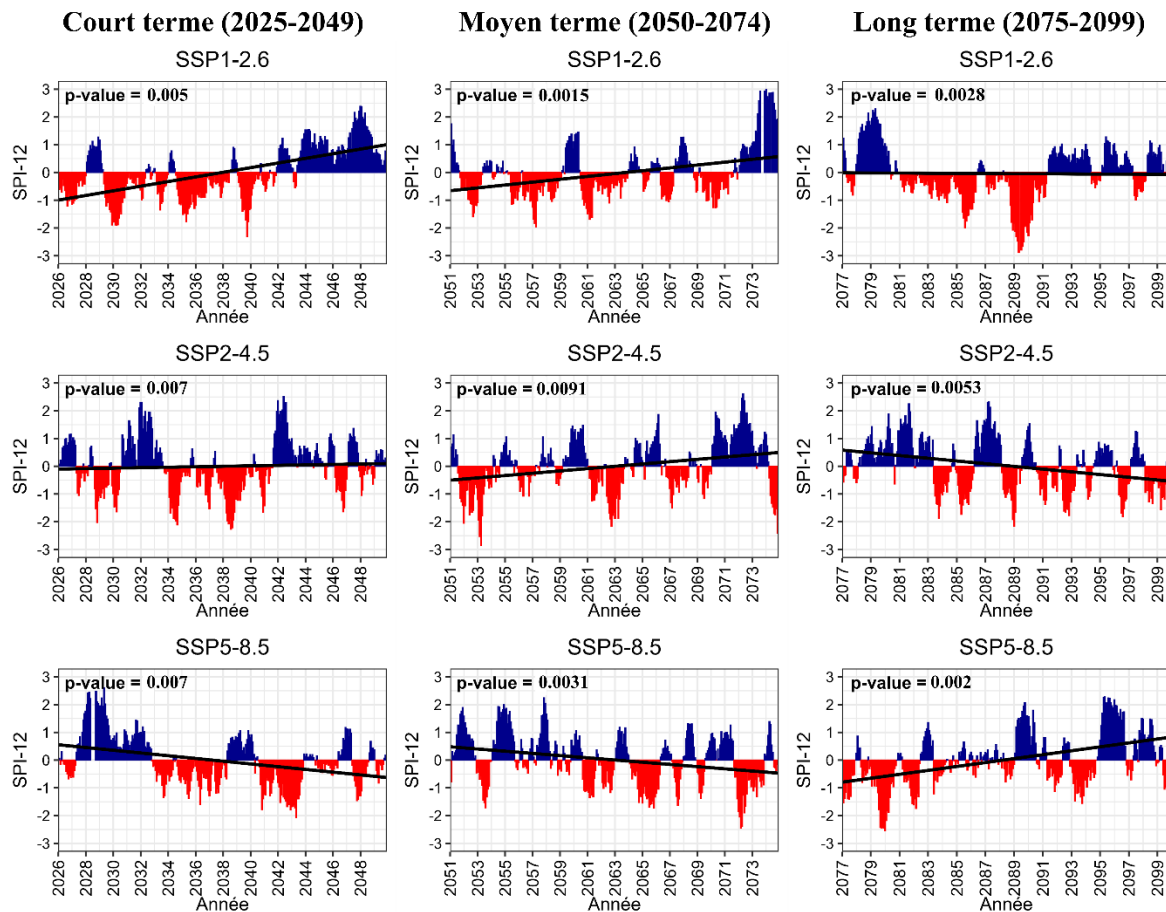


Figure 41 : Evolution du SPI à l'échelle de 12 mois dans le court, moyen et long terme

a, b, c : SSP1-2.6, d, e, f : SSP2-4.5, g, h, i : SSP5-8.5

La date de début, de fin et la durée des événements des différentes classes du SPI ont été analysées dans le court, moyen et long terme sous les scénarios SSP1-2.6, SSP2-4.5 et SSP5-8.5 (Figure 42). Les résultats révèlent une forte variabilité d'une année à l'autre et entre scénarios. La classe normale reste dominante sur l'ensemble des périodes.

Dans le court terme, sous le scénario SSP1-2.6 (Figure 42a), les séquences très sèches prédites peuvent durer jusqu'à 8 mois (décembre 2029-juillet 2030). L'unique période extrêmement sèche est annoncée en octobre 2039. Les périodes très humides s'étendront sur 6 mois maximum (décembre 2043-mai 2044) et les périodes extrêmement humides s'étendront sur 3 mois maximum (janvier-mars 2048). Sous le scénario SSP2-4.5 (Figure 42d), les périodes très sèches atteindront 4 mois (de mai à août 2034) et les périodes extrêmement sèches atteindront 2 mois (août-septembre 2038). Les séquences très humides sont prédites en mars 2031, d'avril

à mai et de juillet à octobre 2032 (4 mois), en décembre 2041, de février à avril (3 mois) et en septembre 2042. Des périodes extrêmement humides sont prédites de décembre 2031 à février 2032 (3 mois), en janvier et de mai à août 2042 (4 mois). Sous le scénario SSP5-8.5 (Figure 42g), des périodes très sèches sont annoncées en mars 2036, en novembre 2040, en mars 2042 et la plus longue période a été prédite de septembre 2042 à avril 2043 (8 mois). L'unique épisode extrêmement sec a été prédit en mai 2043. Des périodes très humides s'étendront de décembre 2027 à janvier 2028 (2 mois), de janvier à février, en avril et en juillet 2029 (4 mois au total). Une longue période extrêmement humide sera observée de février à décembre 2028 (11 mois). Au niveau des épisodes extrêmement humides, ils se produiront en mars et de mai à juin 2029 (3 mois au total).

Dans le moyen terme, sous le scénario SSP1-2.6 (Figure 42b), les événements très humides et extrêmement humides sont prédits au début (2051) et à la fin de cette période de projection (2073 et 2074). De plus, aucun événement extrêmement sec n'est annoncé. Les séquences très sèches et très humides atteindront 2 mois (mars-avril 2057 et avril-mai 2073, respectivement). En ce qui concerne les périodes extrêmement humides, elles se produiront de janvier à février 2051 (2 mois), en novembre 2074 et la plus longue période extrêmement humide est prévue de juin 2073 à septembre 2074 (16 mois). Sous le scénario SSP2-4.5 (Figure 42e), les séquences très sèches et extrêmement sèches prédites varient jusqu'à 4 mois (juin-septembre 2052 et mai-août 2070, respectivement). Enfin, l'unique période extrêmement humide au cours a été prédite d'avril à juin 2072 (3 mois). Sous le scénario SSP5-8.5 (Figure 42h), des périodes très sèches allant jusqu'à 3 mois consécutifs (de juillet à septembre 2065) sont prédites. L'unique période extrêmement sèche est annoncée de février à avril 2072 (3 mois) et l'unique période extrêmement humide est annoncée de novembre à décembre 2057 (2 mois). Enfin, des périodes très humides, dont la plus longue dure 8 mois (juillet 2054-février 2055) sont prévues sous le scénario SSP5-8.5 dans le moyen terme.

Dans le long terme, sous le SSP1-2.6 (Figure 42c), les épisodes secs seront concentrés entre 2083 et 2090. La plus longue période très sèche et extrêmement sèche seront observées de juillet à novembre 2085 (5 mois) et mars à septembre 2089 (7 mois), respectivement. Des événements très humides sont annoncés en octobre 2076, de mai à octobre 2078 (6 mois), de décembre 2078 à février 2079 (3 mois) et de juin à septembre 2079 (4 mois). Les deux périodes extrêmement humides prédites seront en novembre 2078 et de mars à mai 2079 (3 mois). Sous le scénario SSP2-4.5 (Figure 42f), les séquences très sèches prédites varient jusqu'à 6 mois consécutifs (de juin à novembre 2092). Le seul épisode extrêmement sec est annoncé en janvier 2089 et les

deux épisodes extrêmement humides sont annoncés en septembre 2081 et de mars à mai 2087 (3 mois). Des séquences très humides avec une durée maximale de 3 mois (décembre 2086-février 2087) sous le SSP2-4.5. Sous le scénario SSP5-8.5 (Figure 42i), les épisodes secs seront observés entre 2077 et 2083, tandis que les épisodes humides sont annoncés entre 2089 et 2090 et entre 2095 et 2099. Des séquences très sèches de maximum 2 mois (mars à avril 2080 et décembre 2081 à janvier 2082) sont prévus. L'unique période extrêmement sèche durera 6 mois (septembre 2079-février 2080). S'agissant des périodes très humides, elles atteindront 5 mois (février-juin 2096). En ce qui concerne les périodes extrêmement humides, elles sont prévues en octobre 2089, d'avril à octobre 2095 (7 mois, la plus longue période) et en janvier 2096.

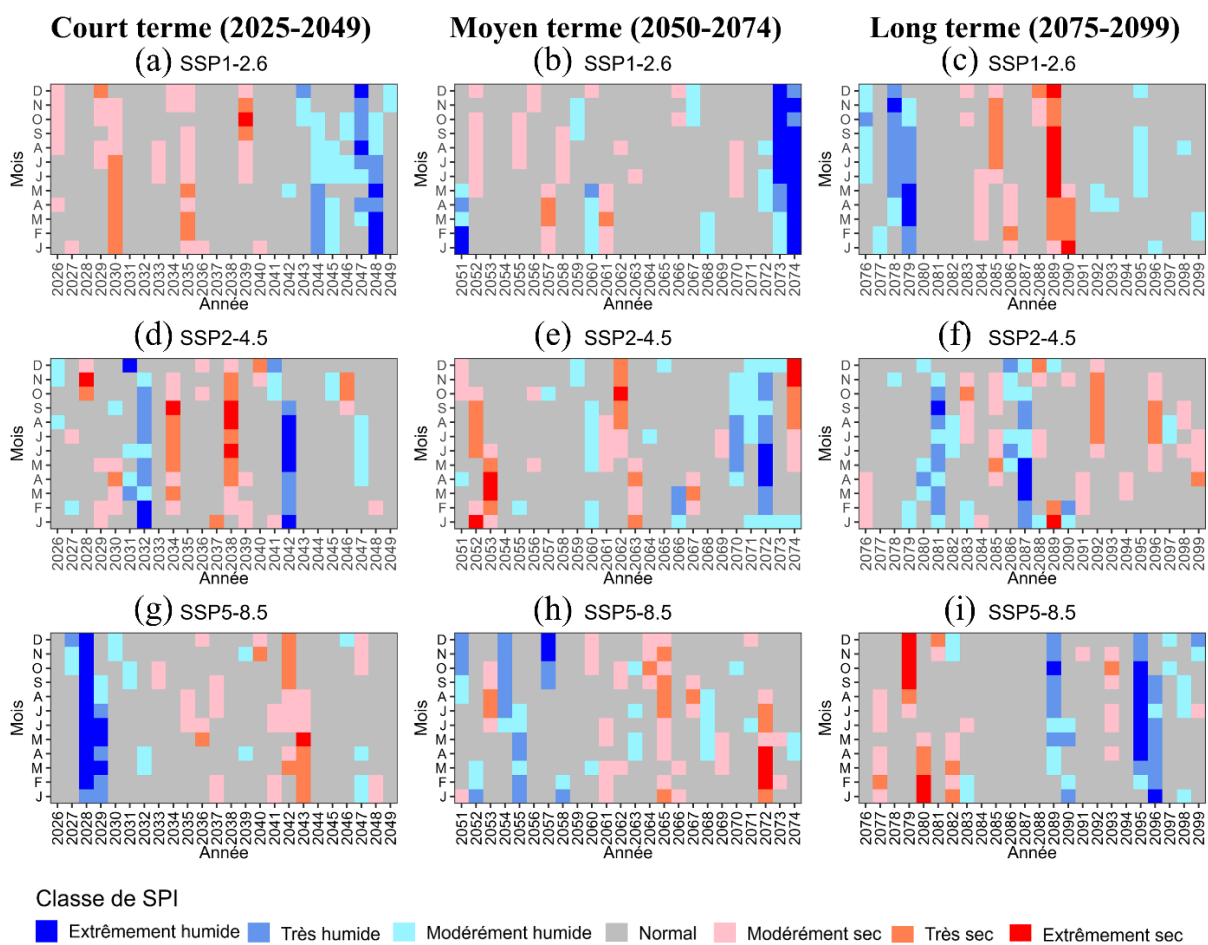


Figure 42 : Début, fin et durée des évènements des épisodes secs et humides dans le court, moyen et long terme

a, b, c : SSP1-2.6, d, e, f : SSP2-4.5, g, h, i : SSP5-8.5

La fréquence des évènements extrêmes considérés a été déterminée dans le court (2025-2049), moyen (2050-2074) et long (2075-2099) terme sous les scénarios SSP1-2.6, SSP2-4.5 et SSP5-8.5 et comparée aux fréquences au cours de la période de référence (1990-2014). Les résultats ont révélé que de façon générale, au moins un des scénarios a enregistré des fréquences plus

élevées que l’observation au cours de la période de référence (Figure 43). Relativement au court terme (Figure 43a) qui affiche une fréquence maximale d’environ 5,5%, le moyen (Figure 43b) et long (Figure 43c) terme affichent une fréquence maximale d’environ 6,6%.

Dans le court terme, les fréquences les plus faibles sont prévues par la classe extrêmement sec. L’observation affiche la plus faible fréquence uniquement pour la classe très sec. Les fréquences maximales pour les classes extrêmement humide, très humide, extrêmement sec et très sec sont annoncées respectivement par le SSP5-8.5 avec environ 4,9%, SSP1-2.6 avec environ 4,9%, SSP2-4.5 avec environ 1,8% et SSP5-8.5 avec environ 5,5%. Ainsi, le SSP2-4.5 affiche les fréquences les plus élevées pour les évènements secs considérés.

Dans le moyen terme, les fréquences les plus faibles sont prédites sous le scénario SSP1-2.6 pour les classes extrêmement sec, très humide et très sec, et le scénario SSP5-8.5 pour la classe extrêmement humide. Le scénario SSP2-4.5 prédit les fréquences les plus élevées pour les classes extrêmement sec (environ 2%) et très sec (environ 5,5%), pareillement au court terme. Les scénarios SSP1-2.6 et SSP5-8.5 prédisent les fréquences les plus élevées, respectivement pour les classes extrêmement humide (environ 7,6%) et très humide (environ 6,9%).

Dans le long terme, il convient de noter que l’observation affiche la fréquence la plus élevée, environ 4% pour la classe extrêmement humide, tandis qu’il affiche les fréquences les plus faibles pour les classes très humides et très sec. Le scénario SSP1-2.6 prédit les valeurs de fréquence les plus élevées, 2,5% et 5,2% respectivement pour les classes extrêmement sec et très sec. Le scénario SSP5-8.5 affiche les valeurs la fréquence la plus élevée d’environ 6,6% pour la classe très humide.

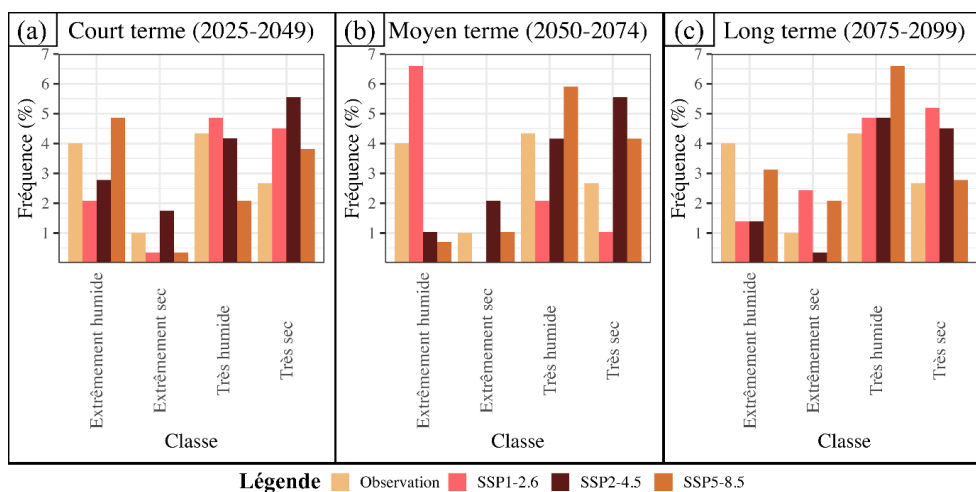


Figure 43 : Fréquence des évènements extrêmes considérés dans le court, moyen et long terme, relativement à la période de référence

a : Court terme, b : Moyen terme, c : Long terme

5.2.3- Evolution future des indices de pluie

Les sept indices de pluie (CWD, PRCPTOT, R1mm, R99Ptot, Rx1day, Rx5day et SDII) ont été calculés à la partir de l'EnsMean sous les scénarios SSP1-2.6, SSP2-4.5 et SSP5-8.5 dans le court (2025-2049), moyen (2050-2074) et long (2075-2099) terme. Ils ont été comparés aux observations pendant la période de référence (1990-2014) en utilisant des boîtes à moustache. Cette comparaison a été réalisée à l'échelle annuelle, de la Grande Saison Pluvieuse (GSP) et de la Petite Saison Pluvieuse (PSP). Les résultats ont souligné qu'indépendamment de l'échelle, la boîte à moustache de l'observation au cours la période de référence présente une dispersion plus grande que celles des scénarios au cours des périodes de projection. De plus, quelle que soit l'échelle considérée, la période de projection et le scénario, il apparaît clairement qu'en moyenne les indices R99pTOT, PRCPTOT, Rx1day, Rx5day et SDII connaîtront une baisse, tandis que R1mm connaîtra une hausse comparativement à la période de référence. Les résultats sont mitigés en ce qui concerne CWD. En effet, pour l'indice CWD, les résultats varient selon l'échelle considérée (de l'échelle annuelle à l'échelle des saisons).

5.2.3.1- A l'échelle annuelle

A l'échelle annuelle (Figure 44), les résultats prédisent une hausse pour les indices CWD et R1mm et une baisse pour les autres indices relativement à la période de référence, indépendamment du scénario et de la période de projection.

Au niveau de PRCPTOT, une baisse n'excédant pas 7,5% en moyenne est annoncée dans le futur, relativement à la période de référence. En comparant les scénarios, le SSP5-8.5 affiche globalement les moyennes les plus faibles et les résultats sont contrastés quant au scénario prédisant les moyennes les plus élevées. La comparaison des périodes de projection révèle un schéma similaire sous le SSP2-4.5 et SSP5-8.5 : les valeurs les plus importantes dans le court terme et les valeurs les plus faibles dans le moyen terme. De plus, une baisse des précipitations est prévue entre le court et le moyen terme, et une légère hausse est prédite du moyen au long terme.

Pour R1mm, une hausse très importante sera observée, relativement à la période de référence, avec les boîtes à moustaches issues des scénarios largement au-dessus de l'observation. En moyenne, cette hausse pourrait atteindre 91% au maximum. En comparant les scénarios, il ressort que le SSP5-8.5 prédit les plus faibles valeurs, tandis que les résultats ne permettent pas de savoir lequel des scénarios (SSP1-2.6 et SSP2-4.5) prédit les valeurs de R1mm les plus élevées. En comparant les périodes de projection, résultats sont partagés sous le scénario SSP1-

2.6. En revanche, sous les scénarios SSP2-4.5 et SSP5-8.5, la moyenne la plus élevée pour R1mm sera observée dans le court-terme. Les résultats sont incertains quant à la période qui affiche les moyennes les plus faibles.

Concernant CWD, les valeurs maximales prédites sont du même ordre que celles observées, tandis que les valeurs minimales prédites sont clairement supérieures à celles observées indépendamment du scénario et de la période de projection. En comparant la moyenne par scénario, il ressort que le scénario SSP5-8.5 prédit les valeurs de CWD les plus élevées, tandis que le SSP1-2.6 annonce les valeurs les plus faibles indépendamment de la période de projection. En moyenne, la hausse prédite par rapport à la période de référence pourrait atteindre au maximum 31% sous le scénario SSP5-8.5. En comparant les périodes de projection, il ressort que dans le court terme, les valeurs de CWD seront supérieures à celles du moyen et du long terme, qui affichent des moyennes similaires indépendamment du scénario.

S'agissant des indices R99pTOT, Rx1day, Rx5day et SDII, une baisse des indices est annoncée, relativement à la période de référence. Sur la base de la moyenne, cette baisse pourrait atteindre au maximum 65%, 42%, 20% et 120% respectivement pour R99pTOT, Rx1day, Rx5day et SDII. Pour R99pTOT la comparaison des scénarios révèle que les moyennes les plus élevées seront enregistrées sous le scénario SSP5-8.5, tandis que les moyennes les plus faibles sont enregistrées sous le scénario SSP1-2.6. La comparaison des périodes de projection montre que la moyenne connaîtra une baisse du court terme au long terme indépendamment du scénario. Pour Rx1day, le moyen et long terme enregistreront respectivement les plus faibles et les plus fortes moyennes sous les scénarios SSP1-2.6 et SSP5-8.5. Pour Rx5day et SDII, les résultats de la comparaison de la moyenne et des scénarios sont mitigés.

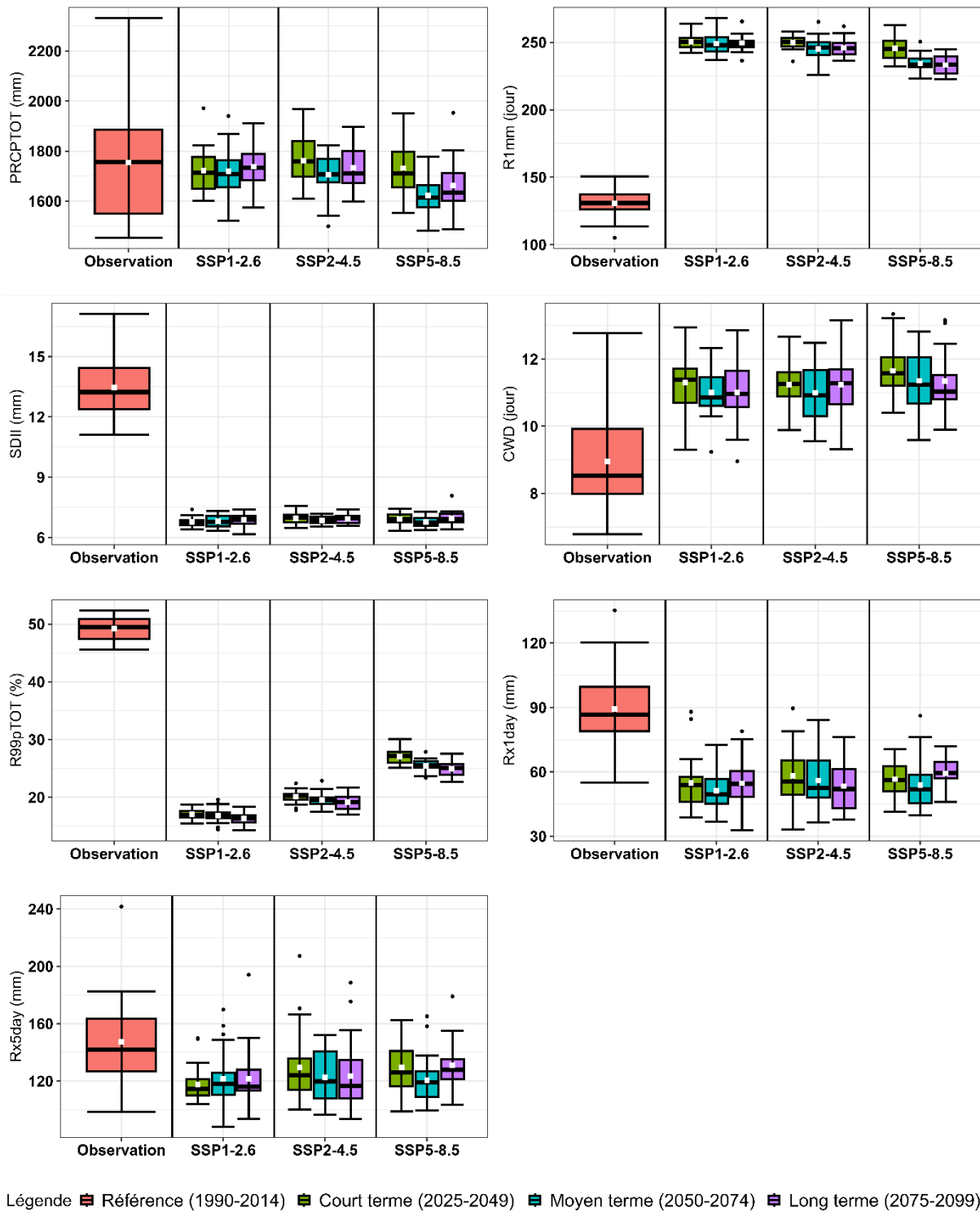


Figure 44 : Comparaison des indices de pluie dans le court, moyen et long terme, par rapport à la période de référence à l'échelle annuelle

5.2.3.2- A l'échelle de la grande saison pluvieuse

A l'échelle de la GSP (Figure 45), seul R1mm prédit une hausse avec les boîtes à moustaches de la moyenne multi-modèles sous les différents scénarios au-dessus de l'observation. En se basant sur la moyenne, la hausse prédite pourrait atteindre 112% par rapport à la période de

référence. La comparaison des trois scénarios utilisés révèle que le SSP5-8.5 prédit les valeurs les plus faibles indépendamment de la période de projection. En revanche, entre le SSP1-2.6 et le SSP2-4.5, les résultats ne permettent pas de trancher quant au scénario qui prédit les valeurs les plus élevées. En comparant les périodes de projection, il ressort que sous le scénario SSP1-2.6, les valeurs de R1mm les plus élevées sont prédites dans le long terme. Toutefois, l'incertitude demeure par rapport à la période qui prédit les plus faibles valeurs. Sous les scénarios SSP2-4.5 et SSP5-8.5, les valeurs de R1mm les plus élevées sont prédites dans le court terme et les valeurs les plus faibles sont prédites dans le moyen terme sous le SSP2-4.5, et dans long terme sous le SSP5-8.5.

En ce qui concerne tous les autres indices, une baisse est annoncée dans le futur relativement à la période de référence. En se basant sur la moyenne, cette baisse pourrait atteindre au maximum 3,5%, 13%, 68%, 51%, 28%, 49% respectivement pour les indices CWD, PRCPTOT, R99pTOT, Rx1day, Rx5day et SDII. La comparaison des scénarios et des périodes révèle que les résultats sont contrastés pour CWD et SDII. En comparant les scénarios pour l'indice PRCPTOT, il ressort que le scénario SSP5-8.5 prédit les valeurs les plus faibles. En revanche, les résultats sont mitigés quant au scénario qui prédit les valeurs les plus élevées. Au niveau de la comparaison des périodes de projection, les résultats révèlent que sous les scénarios SSP2-4.5 et SSP5-8.5, les plus faibles valeurs sont respectivement prédites dans le moyen et long terme. Cependant, le court terme affiche les valeurs les plus élevées. Les résultats sont partagés sous le scénario optimiste SSP1-2.6. Pour l'indice R99pTOT, la comparaison des scénarios relève que les plus fortes valeurs sont prédites sous le scénario SSP5-8.5 et les résultats sont partagés quant au scénario qui prédit les valeurs les plus faibles. La comparaison des périodes de projection révèle que les résultats sont contrastés sous les scénarios SSP1-2.6 et SSP2-4.5. Sous le scénario SSP5-8.5, une baisse sera enregistrée du court terme au long terme. Pour les indices Rx1day, Rx5day et SDII, les résultats de la comparaison des scénarios ne sont pas concluants. En revanche, la comparaison des périodes de projection révèle que pour l'indice Rx1day, sous les scénarios SSP1-2.6 et SSP2-4.5, une baisse sera observée du court terme au long terme. Sous le scénario SSP5-8.5, le court et long terme affichent les valeurs les plus élevées qui sont similaires et les valeurs les plus faibles seront observées dans le moyen terme. Pour les indices Rx5day et SDII, les résultats de la comparaison des périodes de projection sont mitigés.

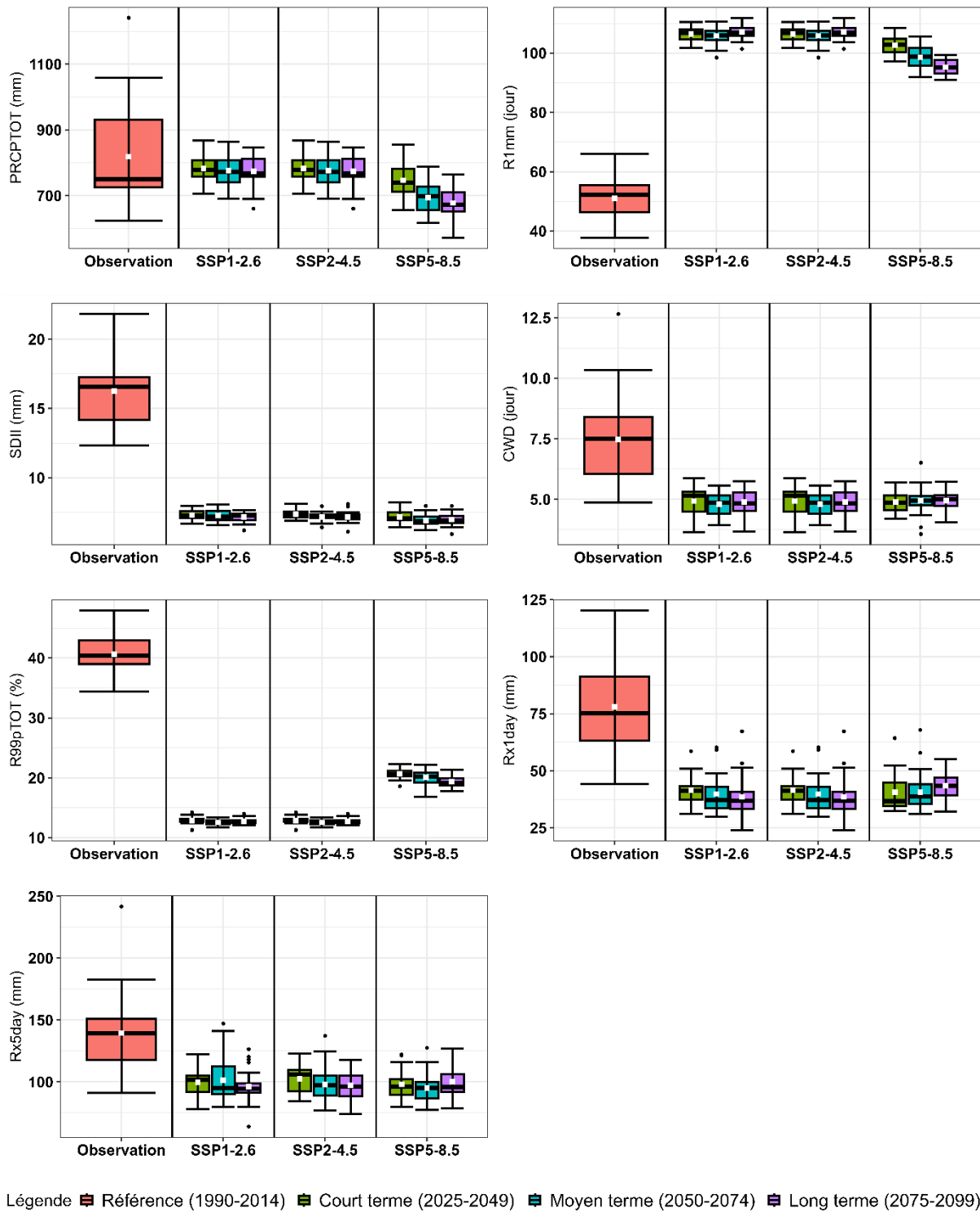


Figure 45 : Comparaison des indices de pluie dans le court, moyen et long terme, par rapport à la période de référence à l'échelle de la GSP.

5.2.3.3- A l'échelle de la petite saison pluvieuse

Au niveau de la PSP (Figure 46), similairement à la GSP, seul l'indice R1mm connaîtra une hausse par rapport à la période de référence avec les boîtes à moustache de la moyenne multi-modèle nettement au-dessus de l'observation. Sur la base de la moyenne, la hausse pourrait

atteindre au maximum 56%. Les résultats de la comparaison des scénarios sur la base de la moyenne sont mitigés pour tous les scénarios.

Au niveau des autres indices, en se basant sur la moyenne, une baisse est annoncée dans le futur relativement à la période de référence. Cette baisse pourrait atteindre au maximum 129%, 16%, 51%, 29%, 15% et 48% respectivement pour les indices CWD, PRCPTOT, R99pTOT, Rx1day, Rx5day et SDII. La comparaison des scénarios pour ces indices aboutit à des résultats incertains. S'agissant de la comparaison des périodes de projection, il ressort que les moyennes les plus élevées seront enregistrées dans le long terme pour les indices PRCPTOT, Rx1day et Rx5day sous les scénarios SSP1-2.6 et SSP5-8.5. Pour l'indice Rx5day sous le scénario SSP2-4.5, le moyen terme prédit les valeurs les plus élevées, comparativement aux autres périodes de projections. Les résultats sont mitigés pour les indices CWD et SDII. En revanche, pour l'indice R99pTOT, la comparaison des périodes de projection annonce qu'indépendamment du scénario une baisse moyenne a été annoncée du court terme au long terme.

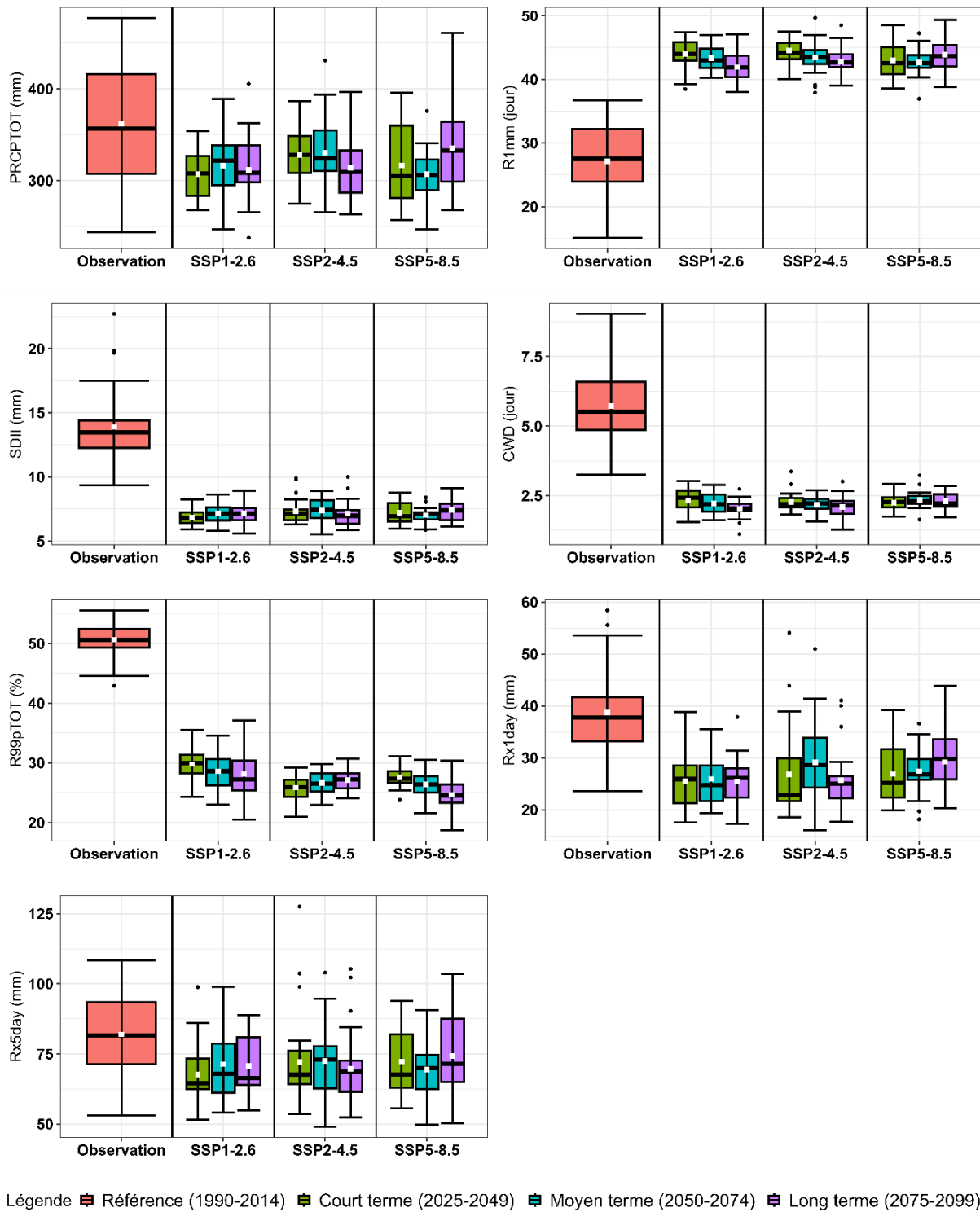


Figure 46 : Comparaison des indices de pluie dans le court, moyen et long terme, par rapport à la période de référence à l'échelle de la PSP

5.2.4- Caractéristiques des extrêmes de pluie et gestion du barrage hydroélectrique de Fayé

Au cours de la période historique (1982-2021), le SPI a révélé une tendance à l'humidité, avec des épisodes extrêmes rares (fréquence maximale de 4,1%). Cependant, l'augmentation des précipitations totales s'est accompagnée d'une intensification des pluies extrêmes, particulièrement pendant la grande saison pluvieuse, qui concentre l'essentiel des précipitations annuelles, ainsi que les événements pluvieux les plus intenses.

Ainsi, des précipitations totales élevées, associées à des pics d'intensité de pluie journalière, à des hauteurs maximales enregistrées en une journée, et à des cumuls sur cinq jours consécutifs sur l'ensemble du bassin, auraient contribué à des inondations majeures de 2003. A l'inverse, en 2017, bien qu'aucun épisode de pluie extrême n'ait été relevé localement sur le bassin versant, une inondation s'est tout de même produite. Cela peut être dû à l'augmentation du coefficient de ruissellement et/ou à la gestion du stock durant la saison pluvieuse. De ce fait, une grande attention doit être accordée à la dynamique d'occupation du sol et au fonctionnement du système d'évacuation des crues pour une gestion efficace du barrage.

Dans le futur, bien que la fréquence des épisodes extrêmes secs et humides reste faible (fréquence maximale de 6,6 %), elle devrait légèrement augmenter par rapport à la période historique. Les pluies extrêmes suivront la tendance des précipitations totales, qui devraient diminuer en moyenne 7,5 %, 13 % et 16 % maximum annuellement, au cours de la grande et petite saison pluvieuse, respectivement. Toutefois, les pluies extrêmes resteront plus intenses pendant la grande saison pluvieuse.

Ainsi, un renforcement de la vigilance s'avère nécessaire durant la saison des pluies pour anticiper les inondations.

5.3- Discussion

Les PPS CHIRPS, PERSIANN CDR et W5E5 ont été comparés aux observations aux stations de Fayé (sur les périodes 2011-2018 et 1998-2018 respectivement pour le pas de temps journalier et mensuel) et Téréagui (sur la période 1982-1998 pour les deux pas de temps). A l'échelle journalière, aucun des PPS n'a enregistré une bonne corrélation avec l'observation aux deux stations. En effet, les coefficients de corrélation obtenus étaient tous inférieurs à 0,5. Ces résultats pourraient s'expliquer par la difficulté des satellites à estimer les précipitations, les algorithmes d'estimation utilisés, la méthode de calibration avec les observations, la résolution spatiale et la méthode de désagrégation utilisée. De plus, la variance élevée des

précipitations, la longueur de la chronique de l'observation utilisée et la présence de valeurs manquantes pourraient expliquer ces résultats. Des résultats ont été obtenus par Dinku *et al.* (2018), qui ont comparé les PPS CHIRPS, ARC 2.0 (Africa Rainfall Estimate Climatology version 2) et TAMSAT3 (Tropical Applications of Meteorology using Satellite data) aux observations journalières dans deux pays d'Afrique de l'Est notamment la Tanzanie et l'Éthiopie sur la période 2006-2010. En Afrique de l'Ouest, Dembélé & Zwart (2016) ont également obtenu des résultats similaires en comparant les données ARC 2.0, CHIRPS, PERSIANN CDR, RFE 2.0 (African Rainfall Estimation version 2) et TRMM (Tropical Rainfall Measuring Mission) aux précipitations journalières observées à huit stations (Bobo-Dioulasso, Boromo, Dédougou, Dori, Fada N'Gourma, Gaoua, Ouagadougou, Ouahigouya et Po) au Burkina Faso sur les périodes 2005-2014. Les coefficients de corrélation obtenus dans ces études sont inférieurs à 0,5 pour le pas de temps journalier. Cette similarité des résultats malgré les différentes périodes utilisées et l'emplacement géographique pourrait être due aux erreurs des modèles satellitaires lors de la prévision de l'accumulation et la distribution des précipitations (Dembélé & Zwart, 2016). Aussi, une variance élevée et un manque de plage dynamique pourraient expliquer ces faibles coefficients de corrélations (Mekonnen *et al.*, 2023).

Dans le cadre de cette étude, le PPS CHIRPS a globalement obtenu la meilleure performance à l'échelle journalière. Cela pourrait s'expliquer par la méthode de combinaison des données avec l'observation, la méthode d'interpolation, et la haute résolution spatiale de CHIRPS. Une telle performance a aussi été rapportée par Dembélé & Zwart (2016). En effet, leur travail a révélé que CHIRPS a obtenu la meilleure performance au Burkina Faso et est recommandé pour la surveillance des inondations. Cette similarité malgré la situation géographique, les périodes utilisées et les PPS comparés dénote de la meilleure performance de CHIRPS dans l'estimation des précipitations journalières en Afrique de l'Ouest.

A l'échelle mensuelle, les PPS ont tous montré de bonnes performances avec des coefficients de corrélation supérieurs à 0,8. Cela pourrait s'expliquer par le fait que les estimations satellitaires sont fusionnées avec les observations au pas de temps mensuel. Ces résultats sont semblables à ceux obtenus par Dembélé & Zwart (2016) et Dinku *et al.* (2018). A titre illustratif, Dembélé & Zwart (2016) ont obtenu des coefficients de corrélation supérieurs à 0,9. Ils ont aussi rapporté une amélioration de la performance des PPS du pas de temps journalier à mensuel. Cela pourrait s'expliquer par le fait que les PPS utilisés sont calibrés en utilisant les données de précipitation mensuelle GPCC (Global Precipitation Climatology Centre), ce qui

réduit les erreurs systématiques à l'échelle mensuelle (Anjum *et al.*, 2019). Aussi, cette plus grande précision à l'échelle mensuelle pourrait être due au fait que les erreurs à l'échelle sub-mensuelle sont presque symétriques et peuvent donc s'annuler après l'agrégation (Liu *et al.*, 2015).

Au pas de temps mensuel, CHIRPS a également obtenu la meilleure performance. Obahoundje *et al.* (2020) ont aussi obtenu des résultats similaires en comparant les données CHIRPS, CRU (Climate Research Unit) et GPCP (the Global Precipitation Climatology Project) aux observations dans les bassins versant du fleuve Bandama (Côte d'Ivoire) et du fleuve Mono (Togo) à l'échelle mensuelle. Les périodes utilisées sont 1981-2005 pour le bassin versant du fleuve Bandama et 1981-2016 pour le bassin versant du fleuve Mono. Ceci démontre que CHIRPS arrive à mieux estimer les précipitations du fait de sa fine résolution spatiale, tel que rapporté par Obahoundje *et al.* (2020).

La capacité des températures satellitaires CHIRTS à reproduire l'observation à la station de San-Pédro à l'échelle journalière et mensuelle sur la période 1983-2019 a été évaluée. Les résultats ont montré que le produit de température satellitaire CHIRTS a obtenu de bonnes performances aux échelles de temps. Cette bonne performance peut être attribuée aux capteurs (infrarouge et micro-ondes) des satellites qui arrivent à bien détecter le rayonnement thermique à la surface de la terre et à la faible variance des températures, relativement aux précipitations. Ces résultats sont en accord avec ceux de Parsons *et al.* (2022) qui ont évalué la performance des températures maximales (Tmax) et minimale (Tmin) issues de CHIRTS, ERA5 et ERA5-Land sur huit (8) sites d'Afrique répartis à travers cinq pays notamment le Ghana, le Kenya, le Niger, la Tanzanie et la Zambie. Cette évaluation a été faite aux pas de temps journalier et annuel et les périodes utilisées dans le cadre de leur étude varie selon la disponibilité des données au niveau de chacune des 8 stations. Cette similarité confirme également la capacité des données CHIRTS à reproduire les observations.

Les données CHIRPS ont été utilisées comme observation afin de calculer le SPI à l'échelle de 12 mois au cours de la période 1982-2021. Les résultats ont montré que le SPI a connu une tendance à la hausse significative au seuil de 99%. Ce résultat pourrait s'expliquer par la reprise des pluies qui entraîne un retour de l'humidité en Afrique de l'Ouest, tel qu'observé par Idrissa *et al.* (2017). Koné *et al.* (2019) ont également noté une tendance à l'humidité à partir de 2010 dans le bassin versant de l'Agnéby (Sud-Est, Côte d'Ivoire). Des résultats similaires ont été obtenus par Mortey *et al.* (2019) et Douffi *et al.* (2021) qui ont travaillé respectivement dans le bassin versant du Bandama avec pour exutoire le barrage hydroélectrique de Taabo et dans la

réserve scientifique de Lamto. Ces chercheurs ont utilisé les données d'observation afin de calculer le SPI respectivement à l'échelle de 12 mois sur la période 1981-2017 et à l'échelle annuelle sur la période 1985-2019. Cette similarité des résultats malgré une différence dans la source des données et les périodes utilisées peut être due à une similarité dans les conditions climatiques ou un retour à l'humidité dans les différentes zones. Cette similarité montre également la fiabilité des données CHIRPS dans la détection de la tendance des sécheresses hydrologiques à partir du SPI.

Les données CHIRPS ont été utilisées comme observation pour de calculer sept indices de pluie (CWD, PRCPTOT, R1mm, R99pTOT, Rx1day, Rx5day et SDII) à l'échelle annuelle et à l'échelle de la grande et petite saison pluvieuse au cours de la période 1982-2021. A l'échelle annuelle, les indices ont connu une évolution non significative. Les indices PRCPTOT, R1mm, R99pTOT, Rx5day et SDII ont connu une tendance à la hausse tandis que les indices Rx1day et CWD ont connu une tendance à la baisse. Cette tendance à la hausse peut être due aux effets des changements climatiques qui accentuent et rendent plus fréquents les événements climatiques extrêmes (UNWWD, 2020). Ces résultats sont différents de ceux de Balliet *et al.* (2016) et Didi *et al.* (2020). Balliet *et al.* (2016) ont calculé 7 indices de pluie extrêmes (PRCPTOT, Rx1day, Rx5day, R95p, R99p, CDD et CWD) à l'échelle annuelle à la station de Gagnoa (Côte d'Ivoire) au cours de la période 1961-2010. Ils ont observé une tendance à la hausse non-significative pour les indices R99p, Rx1day et Rx5day, tandis qu'une tendance à la baisse non significative a été observée pour les autres indices. Didi *et al.* (2020) ont mené leur étude à l'échelle de 5 pays Ouest-africain (Sénégal, Niger, Burkina Faso, Côte d'Ivoire et Bénin). Ils ont calculé 6 indices de pluies extrêmes (PRCPTOT, R1mm, CWD, CDD, R95p et SDII) en utilisant les données CHIRPS sur la période 1981-2015. Leur étude a révélé qu'à l'échelle de la Côte d'Ivoire, une tendance à la hausse non significative a été observée pour les indices PRCPTOT, R1mm et SDII, tandis que les autres indices ont connu une tendance à la baisse non significative. Cette différence dans les résultats pourrait être due à la période, au type de données utilisées pour le calcul des indices (données mesurées ou satellitaires), l'emplacement géographique et la superficie de la zone d'étude. En effet, les pluies extrêmes ont une forte variabilité spatiale. Cela est confirmé par les travaux de Didi *et al.* (2020) et Konate *et al.* (2023) qui ont mis en exergue la forte variabilité spatiale des pluies extrêmes. Konate *et al.* (2023) ont calculé 11 indices de pluies extrêmes en utilisant les données de 14 stations réparties à travers la Côte d'Ivoire.

L'EnsMean a été utilisé pour calculer le SPI à l'échelle de 12 mois dans le court (2025-2049), moyen (2050-2074) et long (2075-2099) terme sous les scénarios SSP1-2.6, SSP2-4.5 et SSP5-8.5. Les résultats ont montré qu'une évolution significative à 99% a été prédite sous tous les scénarios, indépendamment de la période de projection. Dans le court et moyen terme, les scénarios SSP1-2.6 et SSP2-4.5 ont prédit une tendance à la hausse, tandis que le scénario SSP5-8.5 a prédit une tendance à la baisse. Dans le long terme, une tendance stationnaire, une tendance à la baisse et une tendance à la hausse sont prédites respectivement sous le scénario SSP1-2.6, SSP2-4.5 et SSP5-8.5. Cela pourrait s'expliquer par l'évolution des précipitations futures sous les différents scénarios. Des résultats similaires ont été obtenus par Oguntunde *et al.* (2017) qui ont calculé le SPI et le SPEI à l'échelle de 12 mois dans le bassin versant de la Volta sur la période 1950-2100 en utilisant la moyenne de l'ensemble de huit modèles climatiques régionaux, sous les scénarios RCP4.5 et RCP8.5. Ils ont obtenu une tendance à la hausse pour le SPI et une tendance à la baisse pour le SPEI. Cette différence pourrait être attribuée à la période considérée, à la génération de modèles, les scénarios et la réalisation ou non d'un ajustement du biais.

Les résultats de la présente étude ont prédit que la fréquence des événements extrêmes considérés (extrêmement sec, très sec, extrêmement humide et très humide) sous les différents scénarios est généralement supérieure à celle observée au cours de la période de référence. Cette augmentation de la fréquence des événements extrêmes dans le futur pourrait être due à l'effet des changements climatiques. Des résultats différents ont été obtenus par Abiodun *et al.* (2021) qui ont comparé la fréquence des sécheresses du SPI et du SPEI à l'échelle de 12 mois dans le futur (2071-2090) à la période de référence (2011-2030) dans la partie côtière de la Côte d'Ivoire. Ils ont obtenu une baisse significative des sécheresses dans le futur. Ils ont utilisé l'ensemble de vingt modèles GLENS (Stratospheric Aerosol Geoengineering Large Ensemble) sous le scénario RCP8.5. Cette différence de résultats peut être due à l'expérimentation des modèles, ainsi qu'à leur résolution spatiale. De plus, le nombre de modèles utilisés pour la moyenne de l'ensemble, les périodes considérées, l'emplacement géographique et l'application ou non d'une méthode d'ajustement des biais peut expliquer cette différence.

L'EnsMean a été utilisé afin de calculer les indices de pluie dans le court terme (2025-2049), moyen terme (2050-2074) et long terme (2075-2099). Ces indices ont été calculés à l'échelle annuelle, de la grande et la petite saison des pluies. Une comparaison a été faite avec la période de référence 1990-2014 sur la base de boîtes à moustaches. Pour les précipitations à l'échelle annuelle, l'EnsMean a prédit une baisse pouvant atteindre au maximum environ 7,5%,

indépendamment du scénario et de la période de projection. Les baisses les plus importantes ont été prédites sous le scénario SSP5-8.5, quelle que soit la période de projection considérée. En revanche, les moindres baisses ont été prédites sous le scénario SSP2-4.5 dans le court et long terme et sous le scénario SSP1-2.6 dans le moyen terme. Ces résultats diffèrent de ceux de Dotse *et al.* (2023) dans le bassin versant de la Volta et de ceux de Obahoundje *et al.* (2022a) dans le bassin versant du Nangbeto. Ils ont noté une hausse des précipitations. Cette différence pourrait être liée à la zone d'étude, aux périodes, aux modèles climatiques utilisés et leur nombre. Pour l'illustrer, Dotse *et al.* (2023) ont utilisé trois modèles issus de CMIP6 sous les scénarios SSP2-4.5 et SSP5-8.5, tandis que Obahoundje *et al.* (2022a) ont utilisé la moyenne de onze modèles climatiques issus de CORDEX-Africa. Cette différence dans les résultats peut aussi être liée à la résolution spatiale des modèles climatiques utilisés ainsi qu'à la variabilité spatiale des précipitations. En effet, Almazroui *et al.* (2020) ont noté une forte variabilité spatiale des précipitations futures en Afrique de l'Ouest en utilisant la moyenne de vingt-sept modèles climatiques issus de CMIP6. Cependant, en Côte d'Ivoire, les travaux de Bigot *et al.* (2022) qui ont utilisé la dernière génération de modèle (CMIP6) sous les scénarios SSP3-7.0 et SSP5-8.5 dans le Sud-Est ont prédit une baisse des précipitations à partir de 2020. Cette baisse s'intensifie à la fin du XXI^e siècle. Plusieurs autres études ont également annoncé une baisse des précipitations dans le pays (Coulibaly *et al.*, 2018 ; Yao *et al.*, 2019). Cette baisse pourrait s'expliquer par la déforestation continue qui entraîne une baisse de la convergence d'humidité et par la perturbation de la circulation de la mousson Ouest-africaine (Diallo *et al.*, 2016). En effet, les travaux de Konin *et al.* (2021) dans le bassin versant du fleuve San-Pédro ont permis de mettre en lumière une régression des forêts d'environ 47% au détriment de l'urbanisation et l'agriculture.

A l'échelle annuelle, relativement à la période de référence, la baisse prédite pour les précipitations a engendré une baisse dans les autres indices de pluie à l'exception de CWD et R1mm qui prédisent une hausse. Ces résultats sont différents de ceux de Batablinle *et al.* (2019) et Bamba *et al.* (2024). Batablinle *et al.* (2019) ont calculé les taux de variation pour les indices R99P et CWD dans le futur (2071-2100) relativement à la période de référence (1971-2000) dans le bassin versant du fleuve Mono (Togo). Ils ont calculé ces indices à l'échelle annuelle sous le scénario de forte émission RCP8.5 en considérant la moyenne de huit modèles climatiques régionaux CORDEX-Africa. De façon générale, une hausse des moyennes relativement à la période de référence a été notée dans leur étude. Bamba *et al.* (2024) ont calculé les taux de variation des indices CDD, CWD et R95pTOT dans le court (2021-2035) et

moyen (2036-2050) terme, relativement à la période de référence 1991-2005 dans la partie Sud de la Côte d'Ivoire dans sept localités (Tabou, San-Pédro, Fresco, Aboisso, Soubré, Divo et Agboville). Ils ont utilisé les données CHIRPS comme observation et la moyenne de sept modèles climatiques CORDEX-Africa sous les scénarios RCP4.5 et RCP8.5. Leurs résultats ont montré que relativement à la période de référence, une hausse est annoncée dans le court terme pour CWD aux stations de Tabou, Soubré et Divo sous le scénario RCP4.5, tandis qu'une baisse a été prédite pour les autres stations. Dans le moyen terme, une hausse a été prédite aux stations de Tabou, Fresco, Aboisso, Soubré et Divo sous le même scénario. Sous le scénario RCP8.5, par rapport à la période de référence, une hausse a été prédite pour CWD au cours des deux périodes de projection, pour les stations de Tabou, San-Pédro, Aboisso, et Soubré. Pour la station d'Agboville, la hausse n'est annoncée que dans le futur proche. La différence des résultats peut être due aux périodes, à l'expérimentation du modèle, au scénario, à la localisation et à l'application de l'ajustement du biais. Il est également important de noter qu'une hausse importante pour R1mm est annoncée relativement à la période de référence, indépendamment du scénario, de la période de projection et l'échelle temporelle (annuelle, grande et petite saison pluvieuse). Cela s'expliquerait par le fait que les modèles climatiques sont réputés pour simuler davantage de jours de pluie tels que reporté par Sultan *et al.* (2009) en Afrique de l'Ouest dans la région sahélienne. De plus, l'utilisation de la méthode Delta, qui ajuste la moyenne, la variance et la probabilité de la fonction de distribution pourrait expliquer ces résultats (Navarro-Racines *et al.*, 2020). Cette méthode n'ajuste pas le nombre de jours pluvieux, ce qui pourrait contribuer à une augmentation du nombre consécutif de jours pluvieux et une réduction de l'intensité de pluie.

Conclusion partielle

Les données CHIRPS ont été utilisées comme observation pour calculer le SPI et sept indices de pluie sur la période historique (1982-2021). Les résultats du SPI ont révélé une tendance à la hausse significative au seuil de 99% avec une alternance de périodes sèches et humides et une faible occurrence des événements extrêmes (inférieure à 4,5%). Les indices de pluie ont évolué proportionnellement à la précipitation totale dans le temps et dans l'espace à l'échelle annuelle et des deux saisons pluvieuses. Au cours de la grande saison pluvieuse, la précipitation totale, la hauteur maximale de pluie en un jour, le cumul maximum des pluies sur cinq jours consécutifs et l'intensité de pluie ont affiché les valeurs les plus élevées en 2003. Ces valeurs extrêmes sont probablement à l'origine de la crue qui a inondé le barrage de Fayé.

La moyenne des sept modèles CMIP6 (EnsMean) a été ajustée avec la méthode delta et utilisée pour calculer le SPI ainsi que les sept indices de pluie sur la période 2025-2099. Pour le SPI, les résultats prédisent une évolution significative au seuil de 99% avec une alternance de périodes sèches et humides indépendamment du scénario. Une tendance haussière sous les scénarios SSP1-2.6 et SSP2-4.5 a été prédite dans le court et moyen terme, tandis qu'une tendance baissière a été annoncée sous le scénario SSP5-8.5. Dans le long terme, une tendance quasi-stationnaire, une tendance à la baisse et une tendance à la hausse ont été prédites respectivement sous les scénarios SSP1-2.6, SSP2-4.5 et SSP5-8.5. La fréquence des événements extrêmes demeurera faible dans le futur (inférieure à 6,6%). Cependant, ces fréquences sont dans l'ensemble supérieures à celles observée au cours de la période de référence. Au niveau des sept indices de pluie, la comparaison entre les périodes de projection et la période de référence a montré que les indices continueront de varier proportionnellement à la pluviométrie dans l'espace et dans le temps. En effet, la baisse des précipitations futures (maximum 7,5%), entraînera globalement une baisse des pluies extrêmes indépendamment du scénario et de l'échelle considérée (annuelle ou des saisons pluvieuse). Les pluies extrêmes continueront de se produire principalement pendant la grande saison pluvieuse.

Ces évolutions auront un impact direct sur le fonctionnement hydrologique du barrage de Fayé. L'alternance de périodes sèches et humides impose une optimisation du stockage afin de prévenir les déficits hydriques en période de sécheresse et de la libération de l'eau afin d'atténuer les risques de crues en période humide. Les pluies extrêmes les plus intenses continueront de se produire au cours de la grande saison pluvieuse. Ainsi, un renforcement de la vigilance est vital pour éviter des inondations.

CHAPITRE 6 : DYNAMIQUE DE L'OCCUPATION DU SOL DANS LE BASSIN VERSANT DU FLEUVE SAN-PEDRO AU BARRAGE HYDROELECTRIQUE DE FAYE

Ce chapitre est subdivisé en trois parties complémentaires. La première partie analyse la performance de l'algorithme MVS pour classifier les images Landsat de 1986, 2004 et 2022. La deuxième partie présente ensuite les résultats de cette classification sous forme de cartes thématiques détaillées, illustrant l'évolution spatiale et temporelle de l'occupation du sol dans le bassin versant d'étude. Enfin, la troisième partie présente la dynamique de l'occupation du sol.

6.1- Performance des machines à vecteurs de support dans la classification des images satellitaires

L'algorithme MVS a été utilisé pour faire la classification des images Landsat de 1986, 2004 et 2022. Les F-scores, le coefficient de Kappa et la précision globale ont été utilisés comme indicateurs pour évaluer la précision de la classification. Les résultats ont révélé une bonne performance de l'algorithme d'apprentissage automatique MVS qui est parvenu à classifier correctement quasiment tous les pixels avec des F-scores (Tableau XII) compris entre 0,71 pour la classe « culture et jachère » en 2004 à quasiment 1 pour la classe « eau » en 2004.

Tableau XII : F-score des classes d'occupation du sol de 1986, 2004 et 2022

Classe	Carte d'occupation du sol		
	1986	2004	2022
Forêt dense	0,94	0,95	0,97
Forêt défrichée	0,83	0,87	0,8
Eau	0,95	0,98	0,97
Sols nu et bâti	0,9	0,96	0,96
Culture et jachère	0,85	0,71	0,86

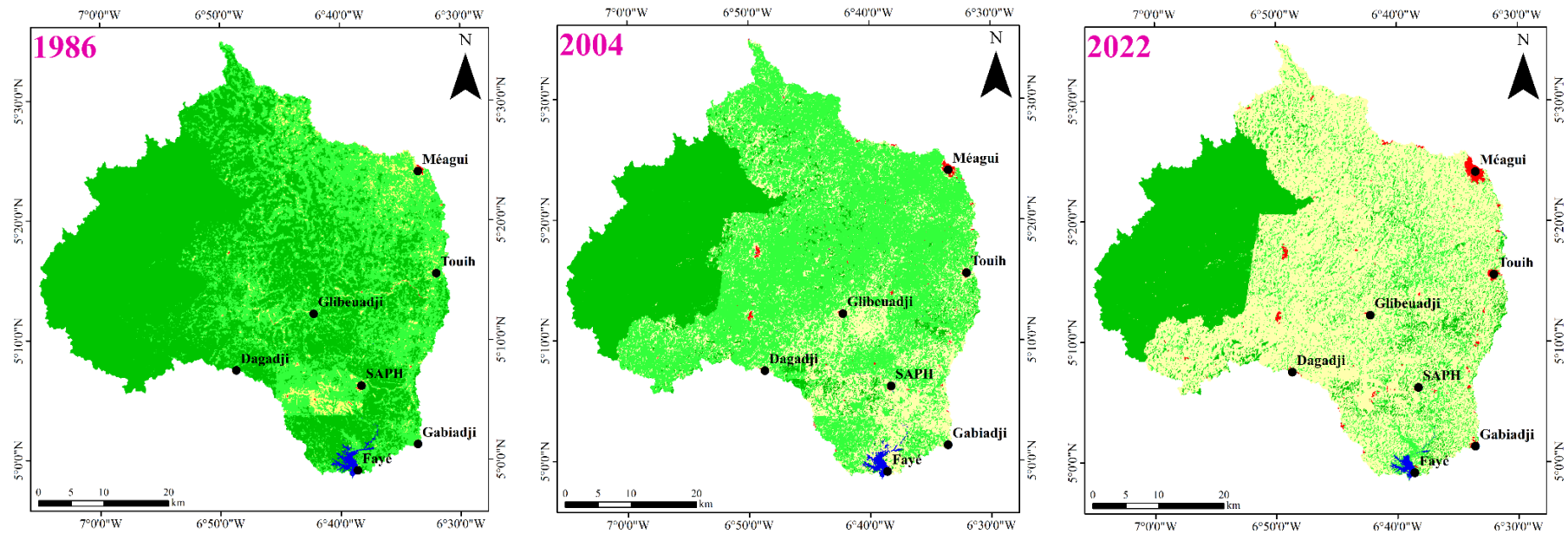
En ce qui concerne les deux autres indicateurs (Tableau XIII), les coefficients de Kappa obtenus sont respectivement 0,86, 0,8 et 0,83 pour les années 1986, 2004 et 2022. Les précisions globales obtenues sont respectivement de 89%, 85,6% et 89,3% pour la classification des images de 1986, 2004 et 2022. Ces résultats dénotent l'excellente performance de l'algorithme MVS dans la classification.

Tableau XIII : Coefficient de Kappa et précision globale des cartes d'occupation du sol de 1986, 2004 et 2022

Indicateur	Carte d'occupation du sol		
	1986	2004	2022
Coefficient de Kappa	0,86	0,8	0,83
Précision globale (%)	89	85,6	89,3

6.2- Cartes d'occupation du sol de 1986, 2004 et 2022

L'algorithme d'apprentissage automatique MVS a été utilisé pour faire la classification supervisée des images satellitaires Landsat 5 de 1986 et Landsat 7 de 2004 et 2022. Les cinq classes considérées sont forêt dense, forêt défrichée, culture et jachère, sol nu et bâti et eau. L'analyse des cartes d'occupation du sol (Figure 47) révèle qu'en 1986, la forêt dense suivie de la forêt défrichée étaient dominantes dans le bassin versant du fleuve San-Pédro au barrage hydroélectrique de Fayé. En 2004, l'inverse a été constaté avec une domination de la forêt défrichée suivie de la forêt dense. A partir de 2004, la forêt dense reste concentrée dans le Parc National de Taï (PNT). En ce qui concerne la carte d'occupation du sol en 2022, le bassin versant d'étude était dominé par les cultures et jachères suivies de la forêt dense, qui est essentiellement concentrée dans le parc national de Taï. Les classes eau et sol nu et bâti sont restées minoritaires quelle que soit l'année considérée.



Légende

! Localité ■ Forêt dense ■ Forêt défrichée ■ Eau ■ Sol nu et bâtis ■ Culture et jachère

Figure 47 : Cartes d'occupation du sol de 1986, 2004 et 2022

6.3- Dynamique de l'occupation du sol entre 1986 et 2022

Les superficies des classes d'occupation du sol ont été déterminés à partir des cartes d'occupation du sol des années 1986, 2004 et 2022. Les taux de variation des classes d'occupation du sol ont été calculés afin d'évaluer la dynamique de l'occupation du sol sur les périodes 1986-2004, 2004-2022 et 1986-2022. Les résultats présentés par le Tableau XIV ci-dessous ont montré que sur la période 1986-2004 (19 ans), une régression de la forêt dense a été observée au détriment de la forêt défrichée, des cultures et jachères et des sols nus et bâtis. En effet, la forêt dense qui occupait environ 1 580 km² en 1986, a régressé de 57,27%, et ne couvre qu'environ 675 km² en 2004. En revanche, la forêt défrichée, les cultures et jachères, et les sols nus et bâtis qui occupaient respectivement environ 765 km², 74 km² et 3 km² en 1986, ont connu une progression en 2004 avec des superficies respectives d'environ 1 381 km² (soit 80,65%), 355 km² (soit 377,4%) et 10 km² (soit 187,3%). En ce qui concerne la classe eau, une légère hausse est à noter. En effet, en 1986, la classe eau qui occupait environ 10 km² occupe 11 km² en 2004, soit une hausse de 10,51%.

En ce qui concerne la période 2004-2022 (19 ans), les résultats montrent une régression de la forêt défrichée au détriment des cultures et jachères et des sols nus et bâtis. En effet, par rapport à 2004, la forêt défrichée a régressé d'environ 53,27% et occupait 645 km² en 2022. En revanche, les cultures et jachères et les sols nus et bâtis ont progressé et occupaient respectivement environ 1 016 km², soit une hausse de 186,4% et 20 km², soit une hausse de 99,9% en 2022. Il est important de noter que la forêt dense a connu une légère progression de 10,25% en 2022 par rapport à 2004 et occupait environ 744 km² en 2022. Cette légère hausse a été observée dans le PNT. La classe eau a connu une régression de 43% en 2022 par rapport à 2004 et occupait 6 km². La classe eau est minoritaire avec la plus petite surface en 2022.

Sur la période 1986-2022 (37 ans), d'importantes évolutions ont été observées. Les classes forêt dense, forêt défrichée et eau ont connu une régression, tandis qu'une progression importante est observée au niveau des classes sol nu et bâti et culture et jachère. En effet, la classe forêt dense qui occupait environ 1 580 km² en 1986 n'occupait que 744 km² en 2022, soit une régression de 52,89%. Les classes forêt défrichée et eau qui occupaient environ 765 km² et 10 km² respectivement en 1986, s'étendaient respectivement sur environ 645 km² (soit une régression de 15,6%) et 6 km² (soit une régression de 37%) en 2022. En revanche, les classes sol nu et bâti et culture et jachère qui occupaient respectivement environ 3 km² et 74 km² en 1986 ont connu une

importante progression et occupaient respectivement 20 km² (soit une hausse de 473,7%) et 1016 km² (soit une hausse de 1267,3%) en 2022.

Tableau XIV : Evolution des classes d’occupation du sol entre 1986 et 2022

	Superficie (km ²)				
	Forêt dense	Forêt défrichée	Eau	Sol nu et bâtis	Culture et jachère
1986	1 580	765	10	3	74
2004	675	1 381	11	10	355
2022	744	646	6	20	1 016

L’analyse des coefficients de ruissèlement moyen (Tableau XV) révèle une hausse entre 1986 et 2022. Le coefficient de ruissèlement moyen de 0,18 en 1986 est passé à 0,26 en 2004 (hausse de 49,5%), et à 0,29 en 2022 (hausse de 8% par rapport 2004 et 62% par rapport à 1986).

Tableau XV : Evolution des coefficients de ruissèlement moyen entre 1986 et 2022

Année	1986	2004	2022
Coefficient de ruissèlement	0,18	0,26	0,29

6.4- Discussion

L’algorithme d’apprentissage automatique Machine à Vecteur de Support (MVS) a été utilisé afin de faire la classification supervisée des images Landsat 5 de 1986 et Landsat 7 de 2004 et 2022 en utilisant une classification basée sur le pixel. Des coefficients de Kappa de 0,86, 0,8 et 0,83 ont été enregistrés respectivement pour les cartes de 1986, 2004 et 2022. Les précisions globales obtenues sont de 89%, 85,6% et 89,3%, respectivement pour les cartes de 1986, 2004 et 2022. Les résultats montrent que l’algorithme a bien distingué les différentes classes, avec une bonne précision. Ces résultats s’expliqueraient par la robustesse de l’algorithme MVS pour la classification. De plus, la classification basée sur le pixel a permis de réduire les confusions et améliorer la précision de la classification. Des résultats similaires ont été obtenus par Farhadi *et al.* (2022) et Dong *et al.* (2022). Farhadi *et al.* (2022) ont utilisé l’algorithme MVS et la méthode ELECTRE (Elimination and Choice Expressing Reality) afin de choisir le nombre optimal de bandes permettant de détecter les zones affectées par les inondations dans la zone de Khuzestan (Sud-Ouest de l’Iran). Ils ont utilisé les images Sentinel 2 (10 bandes avec 10 m et 20 m de résolution spatiale) et ont observé des précisions globales et des coefficients de Kappa respectifs de 93,65% et 0,923 avant inondation

et de 94,52% et 0,935 après inondation. Dong *et al.* (2022) ont utilisé les images Landsat des années 2000, 2005, 2010, 2015 et 2020 afin d'extraire uniquement les zones bâties dans la province de Hubei (Chine) en utilisant l'algorithme MVS. Ils ont obtenu de bonnes performances avec des précisions globales de 91,6%, 90,02%, 89,31%, 92,23% et 89,67% respectivement pour les années 2000, 2005, 2010, 2015 et 2020. Cette similarité des résultats malgré les différentes situations géographiques des zones d'études et les années au cours desquels les cartes d'occupation du sol ont été réalisées confirme la bonne capacité de MVS à classifier les images satellitaires.

L'analyse de la dynamique de l'occupation du sol entre 1986 et 2022 révèle une régression des forêts au détriment des sols nus et bâtis et des cultures et jachères, qui ont connu une évolution très rapide. En ce qui concerne les ressources en eau du bassin versant d'étude, une régression a été observée. Ces résultats peuvent s'expliquer par l'augmentation de la population couplée aux changements climatiques. Ce qui a pour conséquence l'augmentation des pressions anthropiques sur les ressources naturelles. En effet, les autorités politiques à travers le projet d'aménagement du Sud-Ouest (ARSO) ont favorisé une migration intense vers le Sud-ouest de la Côte d'Ivoire à partir des années 1970 (Kouadio *et al.*, 2015 ; Ouattara *et al.*, 2018). De plus, ces résultats peuvent également s'expliquer par le fait que le bassin versant d'étude est une zone d'intense agriculture dominée par les plantations de cacao et d'hévéa (Ouattara *et al.*, 2018). En effet, le Sud-Ouest est la deuxième zone avec les plus grandes surfaces plantées en hévéa (Benoist & Lecompte, 2020) et l'une des principales zones de production de cacao (Adomon, 2014). Des résultats similaires ont été rapportés par Ouattara *et al.* (2018), Konin *et al.* (2021) et Koffi *et al.* (2023). Konin *et al.* (2021) et Koffi *et al.* (2023) ont analysé la dynamique de l'occupation du sol respectivement dans le bassin versant du fleuve San-Pédro entre 1986 et 2015 et dans le bassin versant de la rivière Lobo entre 1986 et 2019. Il est important de rappeler que les classes d'occupation du sol considérées dans ces études sont les mêmes que celles considérées dans le cadre de ce travail. Ils ont constaté que les forêts denses ainsi que les forêts défrichées qui avaient les superficies les plus élevées en 1986, ont connu une forte régression au profit des cultures et jachères et des sols nus et bâtis en 2015. Les cultures et jachères occupent les plus grandes superficies en 2015 d'après les travaux de Konin *et al.* (2021) et en 2019 d'après les travaux de Koffi *et al.* (2023). Les travaux de Ouattara *et al.* (2018) ont porté sur la relation entre l'évolution des populations et l'occupation du sol dans la région de Méagui sur un transect allant de la ville de Méagui au Parc National de Taï situé à l'Ouest de cette ville. Leurs travaux ont montré que les unités de peuplement sont

passées de 4 en 1970 à 489 en 2016. Ce qui a eu pour conséquence une pression sur les ressources forestières. En effet, la superficie forestière, qui représentait environ 40 % de leur zone d'étude en 1986, a baissé à moins de 1 % en 2014 (Ouattara *et al.*, 2018). Cette similarité dans les résultats montre que l'urbanisation galopante, l'accroissement démographique et l'agriculture extensive rapportée dans plusieurs régions du pays se fait au détriment des ressources naturelles, particulièrement les forêts.

Conclusion partielle

La performance de l'algorithme d'apprentissage automatique MVS a été évaluée pour la classification des images satellitaires Landsat 5 de 1986 et Landsat 7 de 2004 et 2022 en utilisant comme indicateurs les F-scores, coefficient de Kappa et la précision globale. Les résultats ont montré une performance satisfaisante de l'algorithme MVS avec des F-scores compris entre 0,71 et environ 1, des coefficients de Kappa de 0,86, 0,8 et 0,83 et des précisions globales de 89%, 85,6% et 89,3% respectivement pour les cartes d'occupation du sol de 1986, 2004 et 2022. L'analyse des cartes de la dynamique de l'occupation du sol a révélé une régression des forêts au détriment des cultures et jachères et des sols nus et bâtis. Aussi, une régression des ressources en eau dans le bassin versant d'étude a été observée. Cela pourrait avoir pour conséquences la perte de la biodiversité, la dégradation des sols, la réduction de la séquestration du carbone et l'exacerbation de l'effet de serre, ce qui pourrait perturber le cycle hydrologique. Cette situation pourrait impacter négativement les activités agricoles qui sont la principale source de revenu des populations de ce bassin versant. En ce qui concerne le barrage hydroélectrique de Fayé, la mise à nu des terres et un ruissèlement plus important pourrait entraîner une hausse des débits, favorisant une meilleure disponibilité de la ressource en eau pour les activités d'AEP et d'hydroélectricité. Toutefois, cette mise à nu des terres pourrait accélérer le rythme de comblement de la retenue et augmenter le risque d'inondation.

CHAPITRE 7 : REPONSE HYDROLOGIQUE DU BASSIN VERSANT DU FLEUVE SAN-PEDRO AU BARRAGE HYDROELECTRIQUE DE FAYE

7.1- Evaluation de performance de la forêt aléatoire

7.1.1- Comparaison des métriques des deux étapes du modèle

Les indicateurs que sont le coefficient de corrélation (r), l'EM, le PEMA et la nRMSE ont été utilisés pour évaluer la performance de l'algorithme forêt aléatoire pour les deux étapes (Figure 48). Les résultats ont souligné que le modèle est parvenu à bien simuler les débits entrant dans le barrage hydroélectrique de Fayé aux deux étapes pour la quasi-totalité des modèles. En effet, $r \geq 0,6$ a été enregistré pour tous les modèles au cours des deux étapes à l'exception de NorEsm2-LM qui a enregistré $r < 0,6$ au cours de l'étape 1. L'EM a indiqué que les débits simulés par les modèles pour les deux étapes ont tendance à sous-estimer l'observation de façon générale, avec des EM < 0 (supérieures à $-0,4 \text{ m}^3/\text{s}$). Seuls EC-Earth3 pour l'étape 1, et MPI-ESM1-2-HR et NorESM2-LM pour l'étape 2 ont surestimé légèrement les observations avec des EM > 0 (inférieures à $0,3 \text{ m}^3/\text{s}$). Les PEMA sont tous inférieurs à 2%, ce qui dénote la précision de cet algorithme pour la simulation des débits. La nRMSE a enregistré des valeurs de l'ordre de 80, traduisant une variabilité des prédictions inférieure à celle de l'observation.

En comparant les deux étapes, une légère amélioration du coefficient de corrélation au cours de l'étape 2 pour quasiment tous les modèles y compris l'EnsMean est observable. Cette légère amélioration était plus marquée pour les modèles EC-Earth3 et NorESM2-LM. En ce qui concerne la nRMSE, une légère baisse a été observée pour la plupart des modèles y compris l'EnsMean à l'étape 2, relativement à l'étape 1. Pour les autres indicateurs, aucune étape ne se distingue. L'EnsMean a présenté les valeurs les plus élevées de corrélation ($r > 0,7$) et la plus faible nRMSE (nRMSE < 70) au cours des deux étapes comparativement aux autres modèles. La comparaison des deux étapes pour l'EnsMean a révélé une EM et une PEMA plus faible au cours de l'étape 2 comparativement à l'étape 1. Par conséquent, l'étape 2 a montré une meilleure performance que l'étape 1.

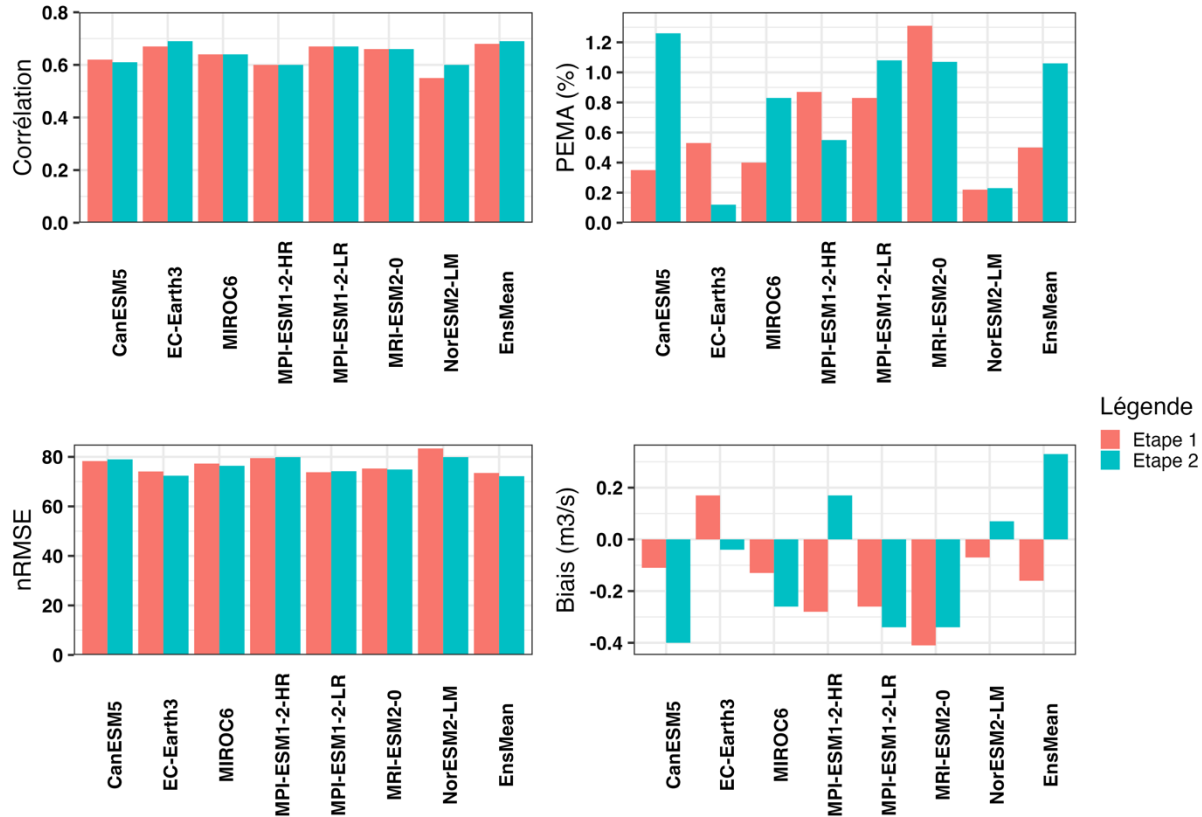


Figure 48 : Evaluation des métriques de la performance de la forêt aléatoire pour les deux étapes

7.1.2- Evaluation graphique de la performance de la forêt aléatoire à l'étape 2

La Figure 49 et la Figure 50 présentent les débits simulés avec l'étape 2 du modèle avec la forêt aléatoire et les débits observés à l'échelle mensuelle sur la période 1999-2014. Les résultats ont montré que les débits simulés sont proches de l'observation pour tous les modèles. Cependant, les débits simulés surestiment les valeurs minimales, observées de décembre à mars et d'août à septembre et sous-estiment les valeurs maximales observées en période de crue (d'avril à juillet et d'octobre à novembre). Il est important de souligner que l'EnsMean a été plus proche de l'observation que les autres modèles. L'EnsMean affiche également les moindres surestimations et sous-estimations comparativement aux autres modèles. Ces résultats suggèrent l'importance de considérer la moyenne de l'ensemble des modèles CMIP6 pour les études.

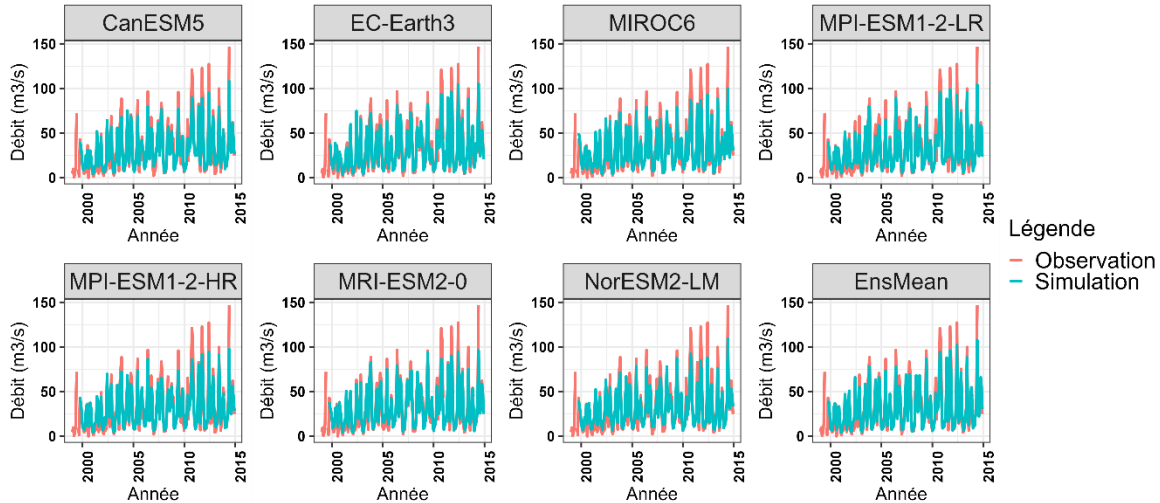


Figure 49 : Evolution des débits simulés et observés à l'échelle mensuelle

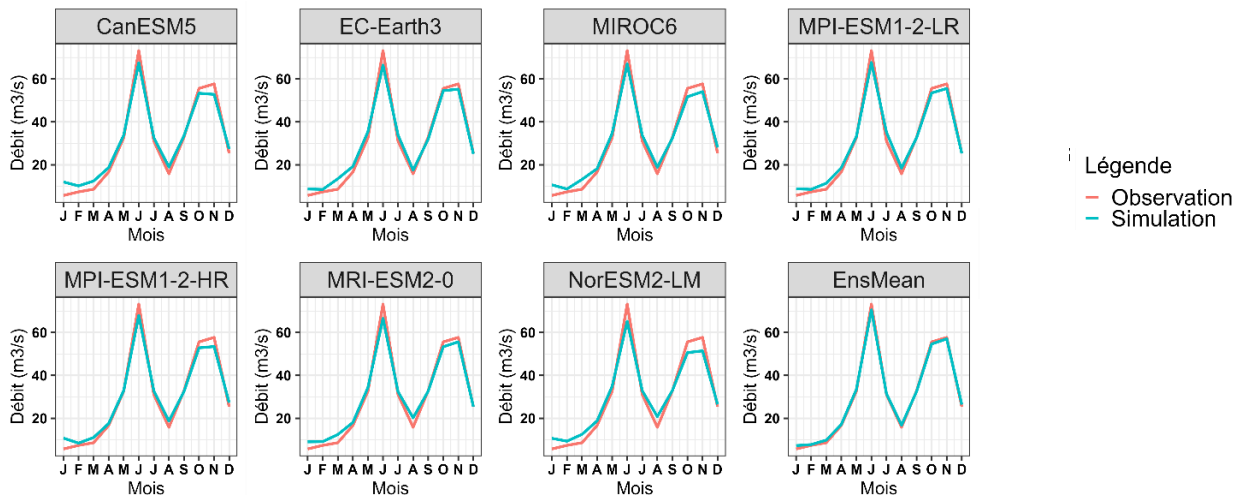


Figure 50 : Evolution des débits simulés et observés à l'échelle intra-annuelle

7.2- Projection des débits entrant dans le barrage hydro-électrique de Fayé à l'horizon 2100

7.2.1- Tendances évolutives des débits entrant dans le barrage hydroélectrique de Fayé à l'horizon 2100

Les débits entrant dans le barrage hydroélectrique de Fayé ont été simulés dans le court terme (2025-2049), moyen terme (2050-2074) et long terme (2075-2099) (Annexes 21, 22 et 23). Le test de Mann-Kendall a été effectué afin de détecter la tendance et sa significativité (Tableau XVI).

Dans le court terme, une tendance à la hausse a été prédite par 71,4% (5/7), 85,7% (6/7) et 71,4% (5/7) des modèles, respectivement sous les scénarios SSP1-2.6, SSP2-4.5 et SSP5-8.5. Cette

tendance à la hausse est significative à 95% pour le modèle CanESM5 sous les scénarios SSP2-4.5 et SSP5-8.5 et significative à 99% pour le modèle NorESM2-LM sous SSP1-2.6. Une tendance à la baisse non significative est constatée pour les modèles CanESM5 sous le scénario SSP1-2.6, MIROC6 sous le scénario SSP5-8.5, MPI-ESM1-2-LR sous les scénarios SSP2-4.5 et SSP5-8.5 et MPI-ESM1-2-HR sous le scénario SSP1-2.6. L'EnsMean prédit une tendance à la hausse sous les trois scénarios. Cette hausse est significative à 95% sous le scénario SSP1-2.6.

Dans le moyen terme, une tendance à la hausse sera présentée par 100% (7/7), 71,4% (5/7) et 42,9% (3/7) des modèles respectivement sous les scénarios SSP1-2.6, SSP2-4.5 et SSP5-8.5. Cette tendance haussière est significative à 95% pour les modèles CanESM5 et MIROC6 sous le scénario SSP2-4.5, MRI-ESM2-0 sous les scénarios SSP1-2.6 et SSP2-4.5, et NorESM2-LM sous le scénario SSP5-8.5. Une tendance à la baisse non significative sera observée pour les modèles MPI-ESM1-2-LR sous les scénarios SSP2-4.5 et SSP5-8.5, MRI-ESM2-0 sous le scénario SSP5-8.5 et NorESM2-LM sous le scénario SSP2-4.5. Cette tendance baissière est significative à 95% pour le modèle MPI-ESM1-2-HR sous le scénario SSP5-8.5. Il est important de noter qu'une absence de tendance a été prédite pour le modèle MIROC6 sous le scénario SSP5-8.5. L'EnsMean prédit une tendance à la hausse non significative sous les scénarios SSP1-2.6 et SSP2-4.5 et une tendance à la baisse non significative sous le scénario SSP5-8.5.

En ce qui concerne le long terme, une tendance à la hausse non significative est annoncée par 57,1% (4/7), 57,1% (4/7) et 100% (7/7) des modèles respectivement sous les scénarios SSP1-2.6, SSP2-4.5 et SSP5-8.5. Cette tendance à la hausse est significative à 99% pour les modèles MPI-ESM1-2-HR et MRI-ESM2-0 sous le scénario SSP5-8.5. Une tendance à la baisse non significative a été prédite par les modèles CanESM5 sous les scénarios SSP1-2.6 et SSP2-4.5, EC-Earth3 et MRI-ESM2-0 sous le scénario SSP1-2.6, et MPI-ESM1-2-HR et NorESM2-LM sous le scénario SSP2-4.5. Quant à l'EnsMean, une tendance à la hausse non significative sera observée sous le scénario SSP1-2.6, une tendance à la baisse non significative a été annoncée sous le scénario SSP2-4.5, et une tendance à la hausse significative à 95% sera observée sous le scénario SSP5-8.5.

Tableau XVI : Tendance évolutive des débits simulés dans le futur

Modèles	Scénarios		
	SSP1-2.6	SSP2-4.5	SSP5-8.5
Court terme (2025-2049)			
CanESM5	Baisse NS	Hausse *	Hausse*
EC-Earth3	Hausse NS	Hausse NS	Hausse NS
MIROC6	Hausse NS	Hausse NS	Baisse NS
MPI-ESM1-2-LR	Hausse NS	Baisse NS	Baisse NS
MPI-ESM1-2-HR	Baisse NS	Hausse NS	Hausse NS
MRI-ESM2-0	Hausse NS	Hausse NS	Hausse NS
NorESM2-LM	Hausse **	Hausse NS	Hausse NS
EnsMean	Hausse *	Hausse NS	Hausse NS
Moyen terme (2050-2074)			
CanESM5	Hausse NS	Hausse *	Hausse NS
EC-Earth3	Hausse NS	Hausse NS	Hausse NS
MIROC6	Hausse NS	Hausse *	Absence NS
MPI-ESM1-2-LR	Hausse NS	Baisse NS	Baisse NS
MPI-ESM1-2-HR	Hausse NS	Hausse NS	Baisse *
MRI-ESM2-0	Hausse *	Hausse *	Baisse NS
NorESM2-LM	Hausse NS	Baisse NS	Hausse *
EnsMean	Hausse NS	Hausse NS	Baisse NS
Long terme (2075-2100)			
CanESM5	Baisse NS	Baisse NS	Hausse NS
EC-Earth3	Baisse NS	Hausse NS	Hausse NS
MIROC6	Hausse NS	Hausse NS	Hausse NS
MPI-ESM1-2-LR	Hausse NS	Hausse NS	Hausse NS
MPI-ESM1-2-HR	Hausse NS	Baisse NS	Hausse **
MRI-ESM2-0	Baisse NS	Hausse NS	Hausse **
NorESM2-LM	Hausse NS	Baisse NS	Hausse NS
EnsMean	Hausse NS	Baisse NS	Hausse *

NS non significatif, *significatif à 95%, **significatif à 99%

7.2.2- Taux de variation des débits entrant dans le barrage hydroélectrique de Fayé à l'horizon 2100

Les taux de variation des débits annuels ont été déterminés dans le court, moyen et long terme par rapport à la période de référence (1990-2014). Le test de Wilcoxon a été réalisé afin d'évaluer la significativité de la différence entre les débits futurs et ceux observés au cours de la période de référence.

Les résultats (Figure 51) révèlent qu'indépendamment de la période de projection, les débits connaîtront une hausse globalement non significative prédite par quasiment tous les modèles sous trois les scénarios. Dans le court terme, une hausse allant jusqu'à 38% a été prédite par tous les modèles, sauf MPI-ESM1-2-LR sous les scénarios SSP1-2.6 et SSP5-8.5, qui annonce une baisse allant jusqu'à 7,5% sous le scénario SSP5-8.5. Les valeurs de débit prédites sont significativement différentes de celles de la période de référence à 99% pour les modèles CanESM5 et NorESM2-LM sous le scénario SSP1-2.6, MIROC6 et MPI-ESM1-2-LR sous le scénario SSP2-4.5, EC-Earth3 sous les scénarios SSP1-2.6 et SSP5-8.5 et MPI-ESM1-2-HR sous les scénarios SSP2-4.5 et SSP5-8.5. L'EnsMean prédit une hausse, avec des valeurs non significativement différentes de la période de référence sous les trois scénarios. La hausse la plus importante a été prédite sous le scénario SSP1-2.6, et est de l'ordre de 33%. Cependant, la hausse la moins importante (environ 28%) a été prédite sous le scénario SSP2-4.5.

Dans le moyen terme, une hausse est annoncée par tous les modèles sous tous les scénarios, sauf MIROC6 sous le scénario SSP5-8.5, MPI-ESM1-2-LR sous les trois scénarios et MPI-ESM1-2-HR sous le scénario SSP5-8.5, qui prévoient des baisses. Ces baisses ne sont pas significativement différentes de la période de référence. La baisse la plus importante, qui est d'environ -23% est prévue par le modèle MPI-ESM1-2-LR sous le scénario SSP5-8.5. Il est important de noter que les hausses prédites affichent des valeurs significativement différentes à 99% de celles de la période de référence pour les modèles CanESM5 et EC-Earth3 sous le scénario SSP1-2.6, MIROC6 sous le scénario SSP2-4.5 et NorESM2-LM sous le scénario SSP5-8.5. En ce qui concerne l'EnsMean, une hausse avec des valeurs non significativement différentes de la période de référence a été prédite sous les trois scénarios. La hausse la plus importante (environ 37%) a été annoncée sous le scénario SSP1-2.6, tandis que la hausse la moins importante (environ 25%) sera observée sous le scénario SSP5-8.5.

Dans le long terme, une hausse a été prédite par tous modèles sous tous les scénarios, excepté MIROC6 sous le scénario SSP5-8.5, MPI-ESM1-2-LR sous les scénarios SSP2-4.5 et SSP5-8.5 et MPI-ESM1-2-HR sous le scénario SSP5-8.5 (valeurs significativement différentes à 99% de la période de référence). La baisse la plus importante (environ 28%) est également prédite par le modèle MPI-ESM1-2-LR sous le scénario SSP5-8.5. Le test de Wilcoxon révèle que la hausse prédite affiche des valeurs significativement différentes à 99% de la période de référence pour les modèles CanESM5 sous le scénario SSP1-2.6, EC-Earth3 sous le scénario SSP5-8.5, MPI-ESM1-2-HR sous le scénario SSP2-4.5 et NorESM2-LM sous les scénarios SSP2-4.5 et SSP5-8.5. L'EnsMean prédit une hausse dont la différence n'est pas statistiquement significative de la période de référence sous les trois scénarios. La hausse la plus importante, pouvant atteindre 45% a été prédite sous le scénario SSP1-2.6. En revanche, la hausse la moins importante, qui est d'environ 23% a été prédite sous le scénario SSP5-8.5.

Le scénario SSP1-2.6 prévoit les hausses les plus importantes au cours des trois périodes de projections, tandis que les hausses les moins importantes sont annoncées sous le scénario SSP5-8.5 dans le moyen et long terme et sous le scénario SSP2-4.5 dans le moyen terme.

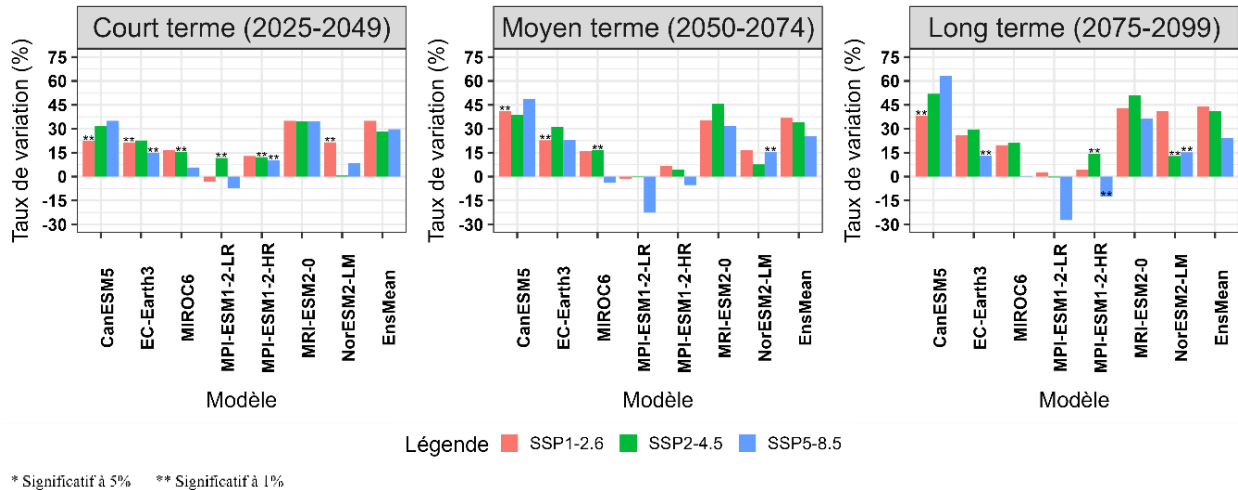


Figure 51 : Taux de variation des débits annuels dans le court, moyen et moyen terme, par rapport à la période de référence

Durant les saisons pluvieuses, des taux de variation compris dans l'intervalle -40% - 50% et -45% - 28% ont été enregistrés au cours de la GSP et PSP, respectivement. La majorité des modèles prédit une hausse au cours de la GSP, indépendamment de la période de projection. En ce qui concerne l'EnsMean, une baisse est prédite au cours des trois périodes de projection. Le scénario

SSP5-8.5 annonce les baisses les plus importantes dans le court, moyen et long terme, tandis que le SSP2-4.5 affiche les moindres baisses dans le court et long terme. Les baisses prédites atteignent 12%, 24% et 25%, respectivement dans le court, moyen et long terme.

Au cours de la PSP, les taux de variations enregistrés sont compris dans l'intervalle -45% - 28%. Les résultats sont contrastés avec certains modèles qui prédisent une hausse moyenne des débits, tandis que d'autres prédisent une baisse. En ce qui concerne la moyenne de l'ensemble des modèles, une hausse est prédite au cours des trois périodes de projection. Le scénario SSP1-2.6 affiche la hausse la plus importante dans le court terme, tandis que le SSP2-4.5 prédit la hausse la plus importante dans le moyen et long terme. En revanche, le scénario SSP5-8.5 annonce les moindres hausses au cours des trois périodes de projections. Les hausses prédites atteignent 20%, 22% et 28%, respectivement dans court, moyen et long terme.

7.2.3- Projection des débits entrant et gestion du barrage hydroélectrique de Fayé

La dynamique de l'occupation du sol sur le bassin versant du fleuve San-Pédro est caractérisée par une régression des ressources naturelles (forêt dense, forêt défrichée, et eau) au profit des cultures et jachères et des sols nus et zones bâties. Cette transformation a entraîné une augmentation du coefficient de ruissellement qui est passé de 0,18 en 1986 à 0,29 2022, soit une hausse de 62%.

Cette augmentation du coefficient de ruissellement, présentée à la section 6.3, va se traduire par une hausse des débits entrant dans le lac de Fayé ; ce qui pourrait accentuer les risques d'inondation.

Les projections de débits à l'horizon 2100 indiquent de façon générale une hausse des débits annuels. Cette hausse des débits sera plus marquée au cours de la petite saison des pluies (28% maximum), tandis qu'une baisse n'excédant pas 25% est prédite pendant la grande saison pluvieuse. Face à ces enjeux, il devient impératif de renforcer les dispositifs de gestion des crues. Cela passe notamment par un suivi rigoureux des variations des niveaux d'eau et une gestion proactive des déversements via les vannes, en particulier pendant la grande saison pluvieuse. De même, une vigilance accrue est recommandée durant la petite saison des pluies, en raison de l'abondance des précipitations et des écoulements associés.

7.3- Discussion

Un modèle avec l'algorithme forêt aléatoire a été développé afin de simuler les débits entrant dans le lac de Fayé. Des coefficients de corrélation supérieurs ou égaux à 0,6 et d'environ 0,75 ont été enregistrés respectivement pour les modèles climatiques et l'EnsMean. Ce qui traduit une bonne performance du modèle pour la simulation des débits entrant dans le barrage hydroélectrique de Fayé avec $k=10$. Cela pourrait s'expliquer par le fait que les modèles d'apprentissage automatique sont capables de capturer les relations non linéaires qui existent entre les débits entrants et les variables climatiques (pluie et température moyenne). Des résultats similaires ont été obtenus par Ho *et al.* (2020) qui ont utilisé $k=5$. En effet, Ho *et al.* (2020) ont utilisés les données climatiques ERA5 (pluie et température) comme prédicteurs afin de simuler les débits des cours d'eau qui alimentent les barrages hydroélectriques à l'échelle de douze pays européens en utilisant la forêt aléatoire. Ils ont obtenu des coefficients de corrélation compris entre 0,85 et 0,95. Obahoundje *et al.* (2022a) ont utilisé les données CHIRPS pour la pluie et GMFD (Global Meteorological Forcing Dataset) pour la température. Ces données ont été utilisées comme prédicteurs afin de simuler les débits entrant dans le barrage hydroélectrique de Nangbeto (Togo) en utilisant l'ensemble de huit algorithmes d'apprentissage automatique. Ils ont obtenu un coefficient de corrélation de 0,82. Cette similarité des résultats montre que les modèles d'apprentissage automatique arrivent à simuler efficacement les débits entrants dans les barrages hydroélectriques, à partir des données climatiques. Cependant, la valeur différente obtenue pour k indique que cette valeur pourrait varier selon l'emplacement géographique, les données utilisées comme prédicteurs, les conditions climatiques et la taille du bassin versant.

Les débits entrant dans le barrage hydroélectrique de Fayé ont été simulés à l'horizon 2100 et les taux de variation ont été calculés dans le court (2025-2049), moyen (2050-2074) et long terme (2075-2099) par rapport à la période de référence (1990-2014). La moyenne de l'ensemble des modèles prédit une hausse non significative allant jusqu'à 33%, 37% et 45%, respectivement dans le court, moyen et long terme. La hausse des températures associée à la baisse des précipitations futures aura pour conséquence une hausse des débits futurs entrant dans le barrage hydroélectrique de Fayé. Cela pourrait être dû à l'évolution de ces variables climatiques au cours de la période d'entraînement, à une plus grande sensibilité du modèle aux températures, à l'intensification du cycle hydrologique et à l'évolution de l'occupation du sol, notamment la conversion des forêts en zone de cultures et en zone urbanisées. En effet, ce présent travail et les travaux de Konin *et al.*

(2021) ont révélé que la régression des forêts au détriment des zones cultivées et des zones urbanisées pourrait rendre les sols imperméables et engendrer une hausse des écoulements à l'avenir. Des résultats similaires ont été obtenus par Koffi *et al.* (2023), qui ont utilisé le modèle à base physique CEQUEAU dans le bassin versant de rivière Lobo (Centre-Ouest, Côte d'Ivoire) afin d'évaluer les effets des changements climatiques sur les débits. Leurs résultats prédisent une hausse des débits dans l'intervalle 17,2 – 29,5% et 23,6 – 35,8% à l'horizon 2030 et 23,1 – 51,3% et 12,3 – 44% à l'horizon 2050 sous les scénarios RCP4.5 et RCP8.5. Cette similitude dans les résultats malgré les conditions climatiques différentes pourrait s'expliquer par la même tendance évolutive des variables climatiques (hausse des températures et baisse des pluies futures) et de la dynamique de l'occupation du sol. Les résultats obtenus dans le cadre de cette étude sont différents de ceux de Touao *et al.* (2018) ; N'Dri *et al.* (2019) ; Obahoundje *et al.* (2022a). En effet, les travaux Touao *et al.* (2018) ont prédit une baisse des débits futurs comprise entre 0,5% et 2,75% respectivement sous les scénarios A2 et B2 à l'horizon 2050 (2040-2069) par rapport à la période de référence (1980-1999) dans le bassin versant de la rivière Davo (Sud-Ouest, Côte d'Ivoire). Ils ont également utilisé le modèle à base physique CEQUEAU. Les travaux de N'Dri *et al.* (2019) ont prédit une baisse des débits de la lagune Aghien d'environ 10% et 17% en moyenne respectivement sous les scénarios RCP4.5 et RCP8.5 aux horizons 2040, 2060 et 2080 par rapport à la période de référence 1960-1981. Ils ont utilisé le modèle à base physique Soil and Water Assessment Tools (SWAT). Obahoundje *et al.* (2022a) ont également rapporté une baisse pouvant atteindre au maximum 23% au niveau des débits entrant dans le barrage hydroélectrique de Nangbeto aux au cours des périodes 2020-2039, 2040-2059, 2060-2079 et 2080-2099 sous les scénarios RCP4.5 et RCP8.5 par rapport à la période de référence 1986-2005. Ils ont utilisé un ensemble de huit algorithmes d'apprentissage automatique. Ils ont aussi rapporté que la baisse des débits futurs entrant dans le barrage hydroélectrique de Nangbeto entraînera une baisse de la production d'énergie (baisse de maximum 8%) dans le futur au cours des mêmes périodes de projection. Cette différence dans les résultats pourrait être due à l'utilisation de modèles de différentes expérimentations. En effet, Touao *et al.* (2018) ont utilisé des modèles de MAGICC SCNEGEN et N'Dri *et al.* (2019), Obahoundje *et al.* (2022a) et Koffi *et al.* (2023) ont utilisé des modèles issus de CMIP5 tandis que les modèles issus de CMIP6 ont été utilisés dans le cadre de cette étude. Cette différence pourrait également être due aux périodes utilisées, aux modèles ainsi que leur nombre, aux scénarios, aux régimes climatiques et à la situation géographique. Cette

hausse prédite pour les débits entrants pourrait entraîner une hausse de la production d'énergie dans le futur telle que rapporté par les travaux de Wang *et al.* (2019). En effet, ils ont évalué l'impact des changements climatiques sur le potentiel en hydroélectricité du bassin versant avec pour exutoire le barrage hydroélectrique de Nanliujiang (Chine). Ils ont utilisé la moyenne de l'ensemble de cinq modèles climatiques globaux sous les scénarios RCP2.6, RCP4.5 et RCP8.5. Ils ont noté une hausse du potentiel hydroélectrique dans l'intervalle 7,5 - 15,6% dans le futur (2021-2050) par rapport à la période de référence (1981-2010). Cette hausse est liée à une hausse des débits dans l'intervalle 10 - 34%.

Conclusion partielle

Le modèle d'apprentissage automatique forêt aléatoire a été développé en deux étapes pour simuler les débits entrant dans le lac de Fayé. Les résultats ont montré une bonne performance du modèle au cours des deux étapes, avec des coefficients de corrélation supérieurs ou égaux à 0,6 pour la quasi-totalité des modèles, y compris la moyenne de l'ensemble des modèles. La comparaison des deux étapes a révélé une légère amélioration de la performance du modèle au cours de l'étape 2 comparativement à l'étape 1. La moyenne de l'ensemble des modèles a surpassé tous les autres modèles avec le coefficient de corrélation le plus élevé au cours des deux étapes. La simulation des débits entrant dans le barrage de Fayé avec l'étape 2 a montré que comparativement à la période de référence, les débits futurs connaîtront une hausse, prédite par la majorité des modèles indépendamment du scénario et de la période de projection. La moyenne de l'ensemble des modèles prédit des hausses des débits allant jusqu'à 33%, 37% et 45%, respectivement dans le court, moyen et long terme. Le scénario SSP1-2.6 prédit la hausse la plus importante tandis que le scénario SSP2-4.5 prédit la hausse la moins importante dans le court terme. Cependant, dans le moyen et long terme, la hausse la plus importante a été prédite sous le scénario SSP1-2.6, tandis que la hausse la moins importante a été prédite sous le scénario SSP5-8.5. Cette hausse des débits futurs entrant dans le lac de Fayé pourrait rendre cette ressource suffisamment disponible pour la production d'énergie hydroélectrique et éventuellement l'AEP. Cependant, cette hausse prédite pour les débits pourrait rendre le barrage de Fayé vulnérable aux inondations si les flux ne sont pas maîtrisés.

CHAPITRE 8 : FONCTIONNEMENT HYDRO-SEDIMENTAIRE DU LAC DE FAYE

Le fonctionnement hydro-sédimentaire du lac de Fayé a été modélisé pour évaluer la capacité de ce lac à supporter les prélèvements liés à l'AEP et à l'hydroélectricité, identifier les zones préférentielles de dépôts, analyser l'efficacité de l'ouverture de la vanne de vidange, et estimer la durée de vie de ce lac. Ce chapitre présente les résultats obtenus avec MIKE 21FM/MT.

8.1- Morphologie du lac de Fayé

La carte bathymétrique du lac de Fayé a été réalisée, et les résultats sont présentés par la (Figure 52) ci-dessous. Il ressort qu'à une cote de 21,18 m lue sur l'échelle au niveau du déversoir lors des levés bathymétriques, des profondeurs allant jusqu'à 11,2 m ont été enregistrées, avec une moyenne de 2,2 m. Les profondeurs maximales ont été observées à l'entrée de la retenue et dans le chenal, correspondant à l'ancien lit du fleuve San-Pédro, avant la construction du barrage de Fayé. Il convient de noter que la zone d'implantation de l'exhaure est située dans ce chenal. Il faut noter que les profondeurs importantes (moyennement à très profond) ont été mesurées dans la partie centrale du lac. Entre les zones de profondeurs importantes et les berges, une baisse de la profondeur a été observée. Ainsi, les plus faibles profondeurs ont été enregistrées près des berges.

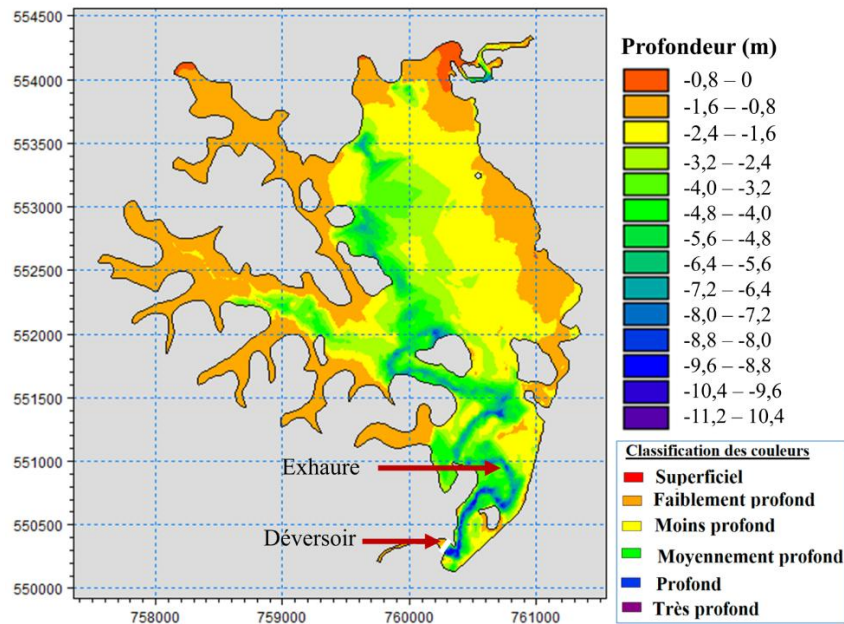


Figure 52 : Carte bathymétrique du lac de Fayé de 2021

8.2- Calibration et validation du modèle hydrodynamique

La performance du modèle hydrodynamique au cours des phases de calibration et de validation a été évaluée à la fois de façon métrique et graphique.

8.2.1- Evaluation des métriques de la performance du modèle hydrodynamique

Les indicateurs utilisés pour évaluer la performance du modèle sont : r , EM, PEMA et nRMSE. Les résultats (Figure 53) ont montré une bonne performance du modèle (avec $r = 0,95$ pour la calibration, $r = 0,9$ pour la validation 1 et $r = 0,88$ pour la validation 2) dans la simulation des niveaux d'eau, avec un coefficient de Strickler de $25 \text{ m}^{1/3}/\text{s}$ pendant la phase de calibration, de validation 1 et 2. Cependant, une diminution des coefficients de corrélation a été observée de la phase de calibration, à la phase de validation 1 et 2.

Concernant l'EM, une variation allant de $-0,02 \text{ m}$ pour la phase de calibration à $0,01 \text{ m}$ pour la période de validation 2 a été constatée. De ce fait, le modèle a sous-estimé l'observation lors de calibration et de la validation 1, avec des $EM < 0$. Au contraire, une surestimation de l'observation par le modèle a été constatée lors de la validation 2, avec une $EM > 0$.

Au niveau de la nRMSE, des valeurs inférieures à 35 ont été observées pour les phases de calibration et de validation 1 et 2.

En ce qui concerne le PEMA, il a varié d'environ 1,9% pour la phase de validation 1, à 2,4% pour la phase de calibration.

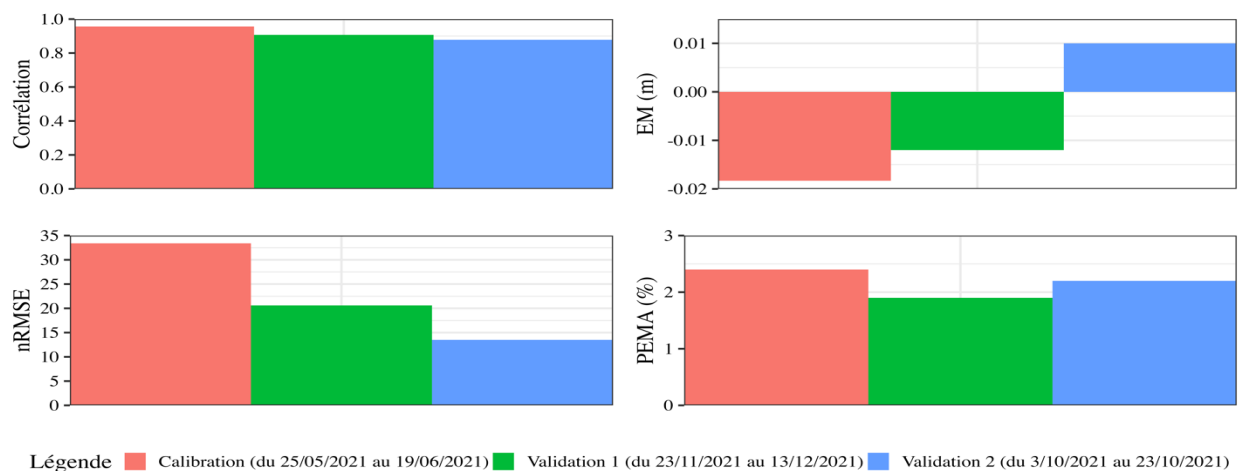


Figure 53 : Indicateurs de performance du modèle hydrodynamique

8.2.2- Evaluation graphique de la performance du modèle hydrodynamique

Les histogrammes et des violons combinés aux boîtes à moustache ont été utilisés pour comparer les niveaux simulés aux observations au cours de la phase de calibration, de validation 1 et 2 (Figure 54).

En ce qui concerne les histogrammes, les résultats ont montré que les niveaux d'eau simulés reproduisent bien la variation des niveaux d'eau observés. Toutefois, à l'instar de la forêt aléatoire, les valeurs maximales observées ont été sous-estimées par le modèle, tandis que les valeurs minimales observées ont été surestimées, particulièrement au cours de la calibration.

Les boîtes à moustache ont révélé une plus grande dispersion des observations, relativement aux simulations, particulièrement au cours de la calibration. En termes de moyenne et de médiane, les simulations ont présenté des valeurs similaires à l'observation. Toutefois, seule la phase de calibration a affiché une distribution similaire pour l'observation et la simulation, contrairement aux deux phases de validation.

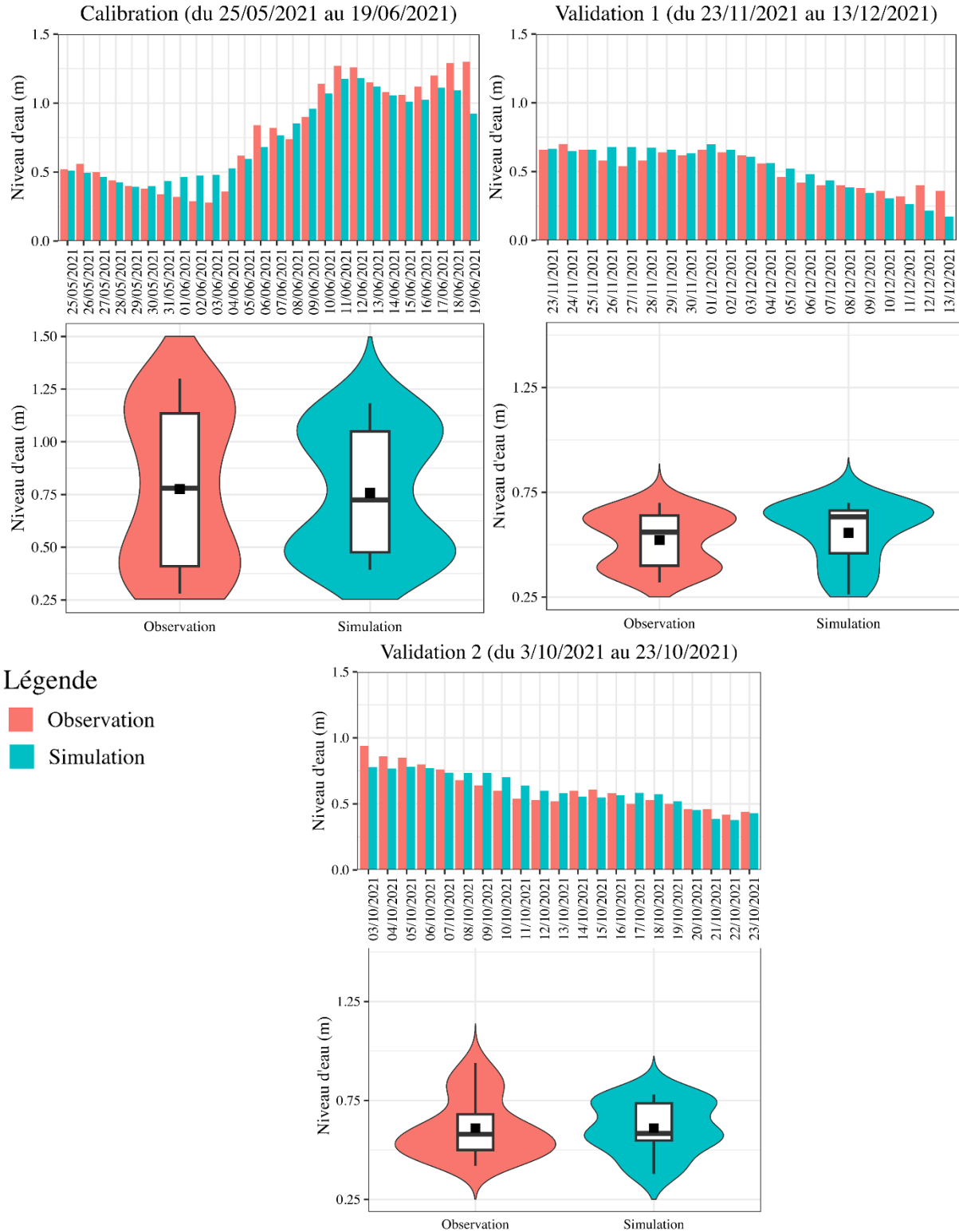


Figure 54 : Niveaux d'eau simulés et observés au cours de la calibration et des validations

8.3- Variation des vitesses dans le lac de Fayé

La carte de variation des vitesses au cours de la Grande Saison Pluvieuse (GSP d’avril à juillet) a été réalisée après la calibration et la validation du modèle hydrodynamique (Figure 55). Les résultats ont révélé que les vitesses étaient faibles (inférieures à 0,25 m/s) dans le lac de Fayé. Les vitesses les plus importantes (comprises entre 0,5 m/s et 2 m/s) ont été observées dans la partie fluviale, à l’entrée du lac et en aval du déversoir. Il a été également constaté que la distribution des vitesses est restée inchangée au cours des autres saisons.

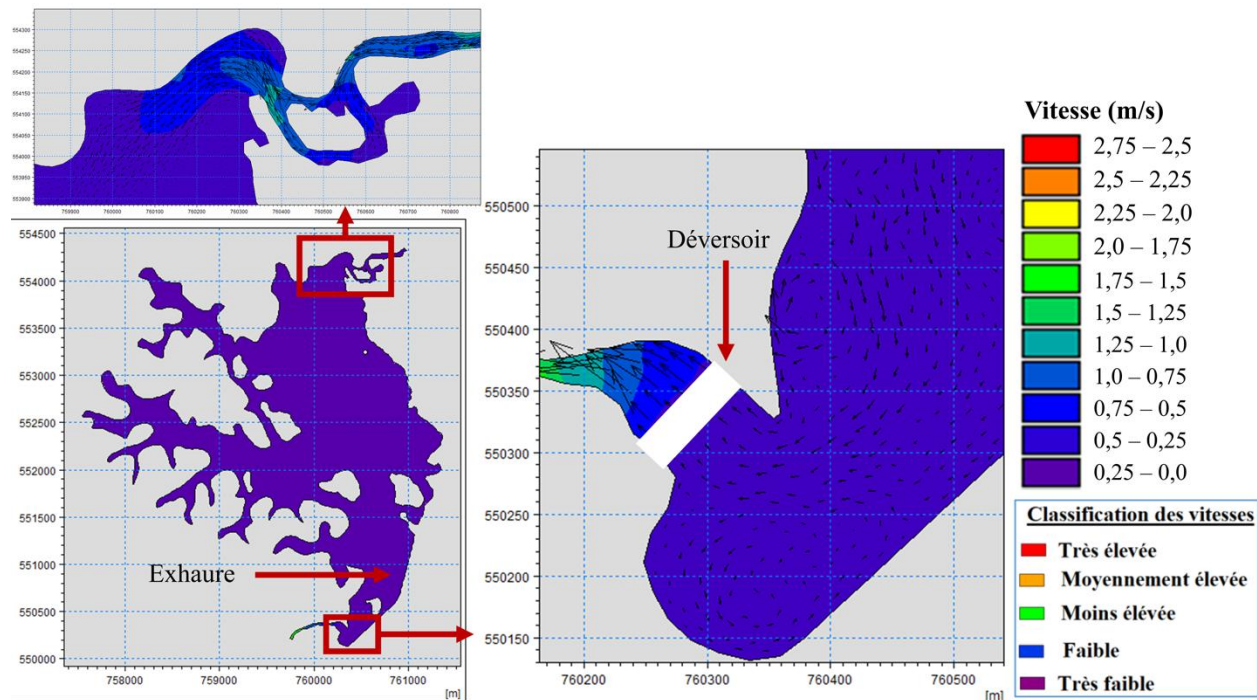


Figure 55 : Carte de la distribution spatiale des vitesses au cours de la GSP

8.4- Influence des prélèvements sur la variation du niveau d’eau

L’influence des différents prélèvements sur la variation du niveau d’eau est présentée par la Figure 56 ci-dessous. Les simulations ont été réalisées sur une période de trois semaines allant du 10/07/2022 au 30/07/2022. Cette période a été sélectionnée en raison des débits et des niveaux d’eau les plus faibles sur la période 2021-2022. Quatre scénarios ont été analysés :

- scénario 1 : état actuel sans prélèvements ;
- scénario 2 : prélèvement continu d’eau pour l’AEP ;

- scénario 3 : prélèvement d'eau pour l'hydroélectricité le 18/07/2022, sur une durée de 24 heures ;
- scénario 4 : combinaison des deux scénarios précédents (scénario 2 + scénario 3). C'est-à-dire prélèvement continu d'eau pour l'AEP et prélèvement d'eau pour l'hydroélectricité le 18/07/2022 sur une durée de 24 heures.

Les résultats (Figure 56) ont montré une variation du niveau d'eau en fonction du scénario. L'évolution des niveaux d'eau peut être subdivisée en quatre phases (1) la première phase du 10/07/2022 au 17/07/2022, (2) la deuxième du 18/07/2022 au 19/07/2022, (3) la troisième phase du 20 au 27/07/2022 et (4) la dernière du 28 au 30/07/2022.

Au cours de la première phase, les quatre scénarios affichent des évolutions similaires avec les magnitudes différentes. Les scénarios 1 et 3 (scénarios sans prélèvements au cours de cette phase), et les scénarios 2 et 4 (scénarios de prélèvement d'eau pour l'AEP) sont confondus. Toutefois, les deux scénarios de prélèvements d'eau pour l'AEP affichent des valeurs de niveau d'eau (comprises entre -0,01m et environ 0,2m) inférieures aux deux autres scénarios, qui affichent des valeurs comprises entre 0,05m et 0,3m.

Lors de la deuxième phase, qui intègre un prélèvement d'eau pour l'hydroélectricité le 18/07/2022, sur une durée de 24 heures, une baisse importante des niveaux d'eau (allant jusqu'à -0,6m) a été observée pour les deux scénarios qui intègrent les prélèvements pour l'hydroélectricité (scénarios 3 et 4). Toutefois, le scénario 4, qui intègre les prélèvements continus pour l'AEP en plus de l'hydroélectricité a enregistré des valeurs légèrement inférieures à celles du scénario 3. En ce qui concerne les scénarios 1 et 2, ils connaissent une évolution similaire (baisse). En revanche, les niveaux d'eau du scénario 2 sont inférieurs à ceux du scénario 1.

Concernant la troisième phase, les résultats montrent une hausse des niveaux d'eau allant de -0,6m à -0,15m et -0,18m, respectivement pour les scénarios 3 et 4. Le scénario 4 a continué d'afficher les valeurs les plus faibles de niveau d'eau. La tendance baissière a continué, avec des valeurs de niveau d'eau atteignant 0 et -0,05m, respectivement pour les scénarios 1 et 2.

S'agissant de la quatrième phase, les quatre scénarios semblent se rejoindre. Ils ont à nouveau affiché les mêmes tendances évolutives, similairement à la première phase. Ces résultats suggèrent que l'AEP a un impact négligeable sur la disponibilité en eau du lac de Fayé.

Une baisse moyenne des niveaux d'eau de 0,05m (5 cm), 0,18m (18 cm) et 0,24m (24 cm) est observée, respectivement pour les scénarios 2 (prélèvement AEP uniquement), 3 (prélèvement pour l'hydroélectricité) et 4 (combinaison AEP et hydroélectricité), par rapport au scénario 1. Les prélèvements pour l'hydroélectricité ont un impact significatif sur les niveaux d'eau du lac de Fayé, relativement aux prélèvements pour l'AEP.

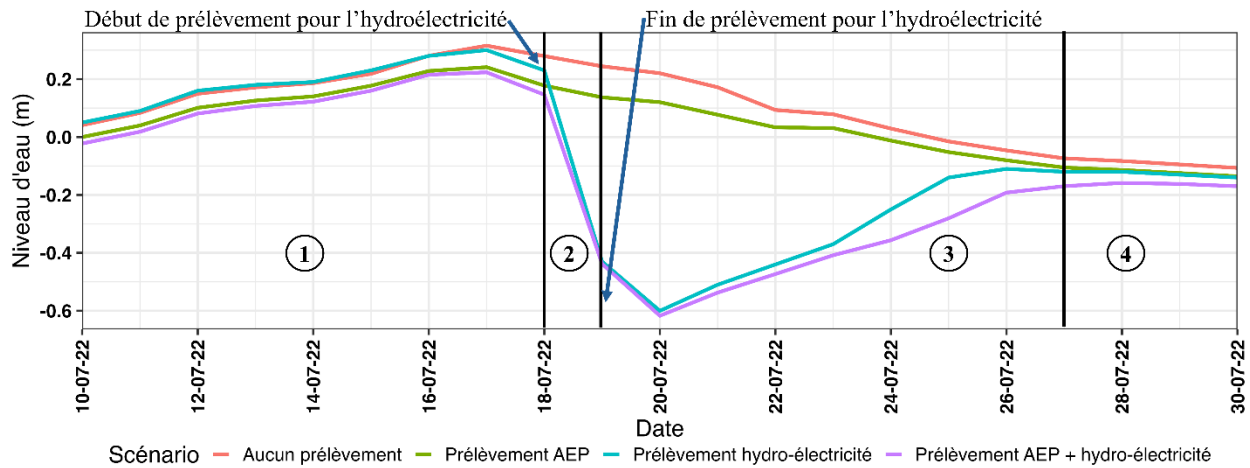


Figure 56 : Evolution des niveaux d'eau en fonction des prélèvements

8.5- Adéquation entre les besoins et la disponibilité en eau du lac de Fayé

Le rapport entre les besoins et la disponibilité en eau du lac de Fayé est détaillée dans le Tableau XVII. Ce tableau présente d'abord les débits minimums journaliers enregistrés pour chaque mois sur la période 2021-2022. De plus, il présente les volumes entrant en une journée en supposant ces débits constants, le volume du lac au moment de la réalisation de la bathymétrie, ainsi que le temps de remplissage du lac avec ces débits. Il présente également les volumes à prélever pour l'AEP sur une période de 24 heures, ainsi que le temps nécessaire pour compenser ces prélèvements, en supposant les débits minima mensuels constants. Des calculs similaires sont effectués pour les volumes à prélever pour l'hydroélectricité. Enfin, ce tableau prend en compte la combinaison des deux activités, en calculant le volume total à prélever sur une période de 24 heures, et le temps nécessaire pour compenser ces volumes pour chaque mois, si les débits minima sont constants. Ce volume total est comparé au volume disponible.

Les résultats ont montré que le volume du lac de Fayé, à une cote de 21,18 m, est d'environ 11 150 000 de m³. En considérant les débits minima journaliers, le temps nécessaire pour remplir ce lac a varié de 1 mois pour les débits les plus élevés (en juin, octobre et novembre), à 75 mois

pour les débits les plus faibles (en janvier). Pour les prélèvements d'eau liés à l'AEP (65 000 m³/j), il fallait au maximum trois jours en janvier et août pour compenser la quantité prélevée. En juin, mois où le débit est le plus élevé, il fallait 0,85 heures, soit 51 minutes pour compenser 24 heures de prélèvements.

Au niveau des prélèvements d'eau destinés à l'hydroélectricité (5 184 000 m³/j), le temps de compensation des débits prélevés a varié de 3 jours en juin, octobre et novembre (mois avec les débits les plus importants) à 273 jours (9 mois) en janvier (mois avec les débits les plus faibles). Ce qui confirme que des deux activités, l'hydroélectricité a plus impacté la disponibilité en eau du lac de Fayé. Lorsque les deux activités sont combinées, les besoins atteignent 5 249 000 m³/j. Le temps de compensation de ce volume en considérant les débits minima mensuels est quasiment identique au temps de compensation des prélèvements pour l'hydroélectricité. Toutefois, il est important de noter qu'en l'absence d'apport, le volume total à prélever en un jour représente 45,6% du volume total du lac de Fayé.

Tableau XVII : Rapport besoin-disponibilité en eau du lac de Fayé

Mois	Jan	Fevr	Mars	Avr	Mai	Juin	Juil	Août	Sept	Oct	Nov	Dec
Débit minimum (m³/s)	0,22	0,8	2,56	2,13	8,48	21,15	1,57	0,3	2,18	20,4	18,7	6,48
Volume entrant (m³/j)	19 008	69 120	221 184	184 032	732 672	1 827 360	135 648	25 920	188 352	1 762 560	1 615 680	559 872
Volume du lac (10⁶ m³)	11,15	11,15	11,15	11,15	11,15	11,15	11,15	11,15	11,15	11,15	11,15	11,15
Temps de remplissage du lac (mois)	19	6	1,62	2	0,5	0,2	3	14	2	0,2	0,23	0,64
Besoins pour l'AEP												
Volume (10³ m³/j)	65	65	65	65	65	65	65	65	65	65	65	65
Temps de compensation (heure)	82,07	22,57	7,05	8,48	2,13	0,85	11,50	60,19	8,28	0,89	0,97	2,79
Temps de compensation (jour)	4	1	1	1	0	0	1	3	0	0	0	0
Besoins pour l'hydroélectricité												
Volume (10³ m³/j)	5184	5184	5184	5184	5184	5184	5184	5184	5184	5184	5184	5184
Temps de compensation (jour)	273	75	23	28	7	3	38	200	28	3	3	9
Besoin AEP + hydroélectricité												
Volume (10³ m³/j)	5249	5249	5249	5249	5249	5249	5249	5249	5249	5249	5249	5249
Temps de comblement (jour)	276	76	24	29	7	3	39	203	28	3	3	9
Temps de compensation (semaine)	39	11	4	4	1	0	6	29	4	0	0	1
Volume restant (10⁶ m³)	5,9	5,9	5,9	5,9	5,9	5,9	5,9	5,9	5,9	5,9	5,9	5,9
Satisfaction des besoins	Satisfait	Satisfait	Satisfait	Satisfait	Satisfait	Satisfait	Satisfait	Satisfait	Satisfait	Satisfait	Satisfait	Satisfait

8.6- Fonctionnement hydro-sédimentaire de Fayé et gestion du barrage hydroélectrique de Fayé

8.6.1- Actualisation des courbes hauteur volume et hauteur surface

La réalisation de la bathymétrie à la cote de 21,18 m a permis de mettre à jour avec précision la courbe hauteur-volume (Figure 57a) ainsi que la courbe hauteur-surface du lac de Fayé (Figure 57b). Ces courbes, désormais actualisées, offrent une représentation plus fidèle de la morphologie du réservoir. Elles constituent des outils essentiels pour affiner l'estimation des volumes d'eau stockés à différents niveaux de remplissage. Les équations qui régissent les courbes hauteur-volume et hauteur-surface permettent d'établir facilement le bilan hydrologique sur le lac de Fayé. Ainsi, la gestion des ressources en eau peut être optimisée, notamment en ce qui concerne la régulation des débits entrants et sortants, la gestion du stock.

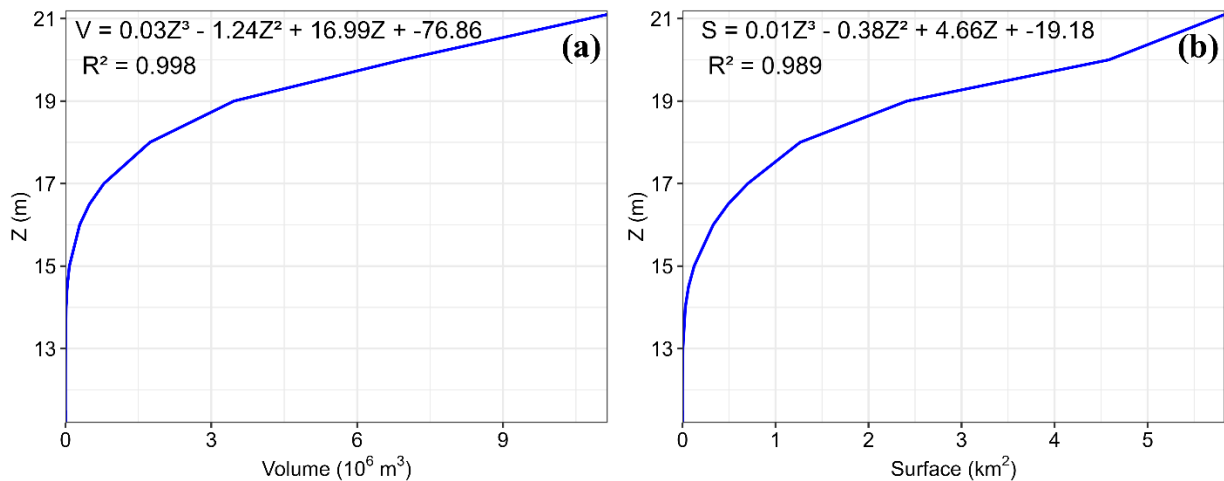


Figure 57 : Courbes de capacité du lac de Fayé

a : courbe hauteur-volume, b : courbe surface-volume

8.6.2- Sédimentation nette dans le lac de Fayé

Le modèle de transport de vase a été réalisé afin d'identifier la distribution spatiale des dépôts dans le lac de Fayé et notamment les zones préférentielles de dépôts. Les simulations ont été réalisées sur des périodes de 30 jours allant du 18/05/2021 au 19/06/2021, du 01/08/2021 au 31/08/2021, du 14/09/2021 au 13/10/2021 et du 14/11/2021 au 13/12/2021, respectivement au cours de la Grande Saison Pluvieuse (GSP), Petite Saison Sèche (PSS), Petite Saison Pluvieuse (PSP) et Grande Saison Sèche (GSS) respectivement.

Les résultats ont montré que les épaisseurs de dépôts dans le lac de Fayé ont varié selon les saisons (Figure 58). Les épaisseurs minimales de dépôt (inférieures à 0,2 cm) sont observées à l'entrée, dans la partie Est et Ouest du lac. Pendant les saisons pluvieuses (GSP et PSP), les

sédiments se déposent principalement à proximité du déversoir et dans le lit du fleuve San-Pédro, où les profondeurs sont les plus élevées, et où l’implantation de l’exhaure est envisagée. Les épaisseurs maximales de dépôts enregistrées sont de 0,012 m au cours de la GSP, et de 0,006 m au cours de la PSP. En revanche, pendant la GSS et la PSS, les plus grandes épaisseurs de dépôts ont été localisées près du déversoir et dans la partie Sud et Centre-Ouest du lac de Fayé, avec des épaisseurs de 0,48 mm pour la GSS, et 0,0008 m pour la PSS. Les épaisseurs de dépôts sont relativement importantes dans la zone d’installation de l’exhaure.

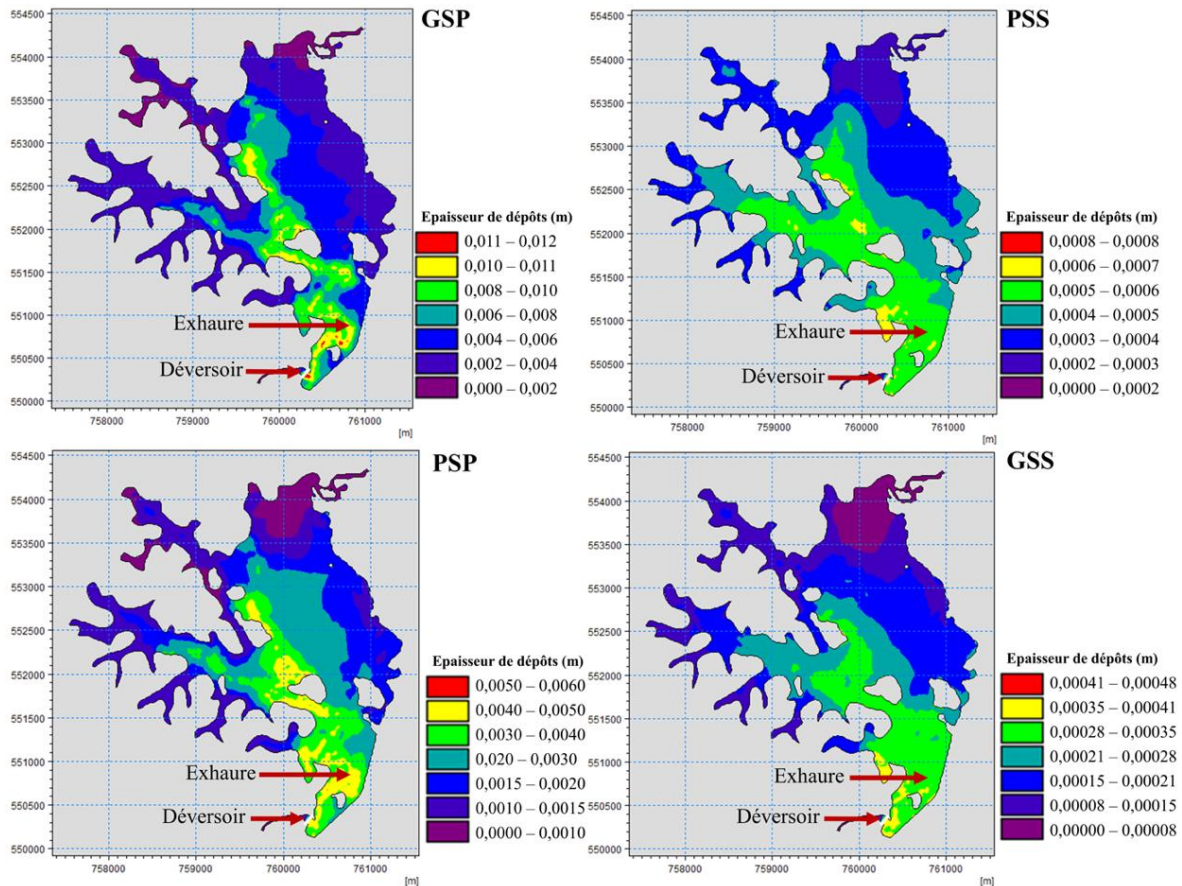


Figure 58 : Carte de distribution spatiale des épaisseurs de dépôts dans le lac de Fayé au cours des périodes de simulation

Les épaisseurs moyennes de dépôts ont été calculées pour chaque saison à l’échelle du lac de Fayé, en distinguant les périodes de hautes et basses eaux. Les résultats consignés dans le Tableau XVIII ont montré que les épaisseurs de dépôts les plus importantes ont été observées au cours de la GSP et de la PSP, avec 14,78 mm et 6,7 mm respectivement. A l’inverse, les épaisseurs de dépôts les plus faibles ont été constatées au cours de la GSS (0,1 mm) et de la PSS (0,35 mm). A l’échelle annuelle, l’épaisseur moyenne des dépôts (Tableau XVIII) dans le lac de Fayé est de 22,82 mm, ce qui correspond à un volume d’environ 135 573 m³.

A proximité de l'exhaure, l'épaisseur annuelle de dépôt est de 45 mm. Ainsi, si la prise d'eau est installée à 2 m au-dessus du fond du lac, il faudrait environ 44 ans pour que les sédiments atteignent cette hauteur, en supposant l'épaisseur de dépôt constante.

Tableau XVIII : Variation saisonnière des épaisseurs de dépôts dans le lac de Fayé

Saison	GSP	PSS	PSP	GSS
Epaisseur de dépôt moyen (mm)	14,78	0,35	6,7	0,01
Total (mm/an)	22,82			

Au regard de l'épaisseur moyenne des dépôts dans le lac de Fayé (22,82 mm) et de la capacité relativement petite de la cuvette (environ $11,5 \cdot 10^6 \text{ m}^3$), une surveillance du rythme de sédimentation est nécessaire. En effet, les phénomènes d'envasement peuvent rapidement affecter le barrage compte tenu de la dégradation du couvert végétal de son bassin versant, l'avènement des pluies extrêmes, l'augmentation du coefficient de ruissèlement et des apports sédimentaires. Par ailleurs, une planification de l'ouverture des vannes de vidange en juin (GSP) est nécessaire pour une évacuation efficace des sédiments sans compromettre la disponibilité de l'eau.

8.6.3- Efficacité de l'ouverture de la vanne de vidange sur l'évacuation des sédiments

Une simulation a été réalisée au cours de la GSP, sur la période de 30 jours allant du 18/05/2021 au 19/06/2021 pour évaluer l'efficacité de l'ouverture de la vanne de vidange dans l'évacuation des sédiments. Les résultats (Figure 59) ont révélé que l'ouverture de la vanne de vidange favoriserait l'évacuation des sédiments du chenal, du déversoir jusqu'à l'exhaure. En effet, lorsque la vanne de vidange est fermée, les zones préférentielles de dépôts sont situées dans le lit du fleuve San-Pédro et à proximité des îles. Les résultats de la simulation montrent qu'une ouverture de la vanne de vidange de fond sur les 30 jours permet d'évacuer les sédiments accumulés aux voisinages du déversoir et une partie des sédiments déposés dans le lit du fleuve San-Pédro, au niveau de l'exhaure. L'ouverture de la vanne de vidange de fond a réduit l'épaisseur moyenne des dépôts de 4,81 mm à 4,75, soit une efficacité de 1,31%. Près de l'exhaure, l'efficacité de l'ouverture de la vanne a atteint 16%.

Toutefois, l'ouverture des vannes de fond doit être étudiée avec les spécialistes en écologie pour évaluer son impact sur les organismes aquatiques afin d'envisager les mesures d'atténuation.

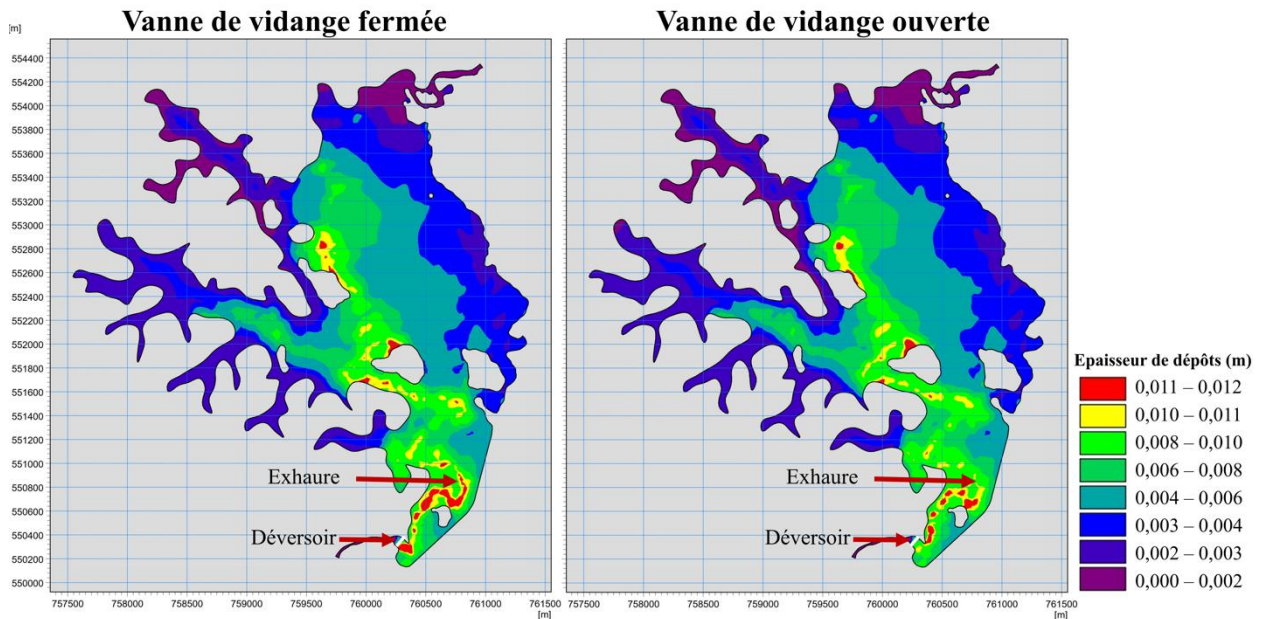


Figure 59 : Carte de l'influence de l'ouverture de la vanne de vidange sur les épaisseurs de dépôts au cours de la GSP

8.7- Discussion

Le modèle hydrodynamique conçu sous MIKE 21FM a été calibré pendant la GSP, sur une période de 21 jours allant du 25/05/2021 au 19/06/2021. La validation a été effectuée sur deux périodes de 21 jours : la première (validation 1) en GSS du 23/11/2021 au 13/12/2021, et la seconde (validation 2) pendant la PSP du 3/10/2021 au 23/10/2021. Le modèle hydrodynamique a montré une bonne performance dans la simulation des niveaux d'eau, avec un coefficient de Strickler de $25 \text{ m}^{1/3}/\text{s}$. Les coefficients de corrélation sont supérieurs à 0,8, avec de faibles erreurs. Toutefois, il convient de noter que le modèle sous-estime les niveaux observés lors de la calibration et la validation 1, et les surestime lors de la validation 2. Ces performances satisfaisantes peuvent s'expliquer par l'adaptation du coefficient de Strickler aux conditions du lac de Fayé, notamment la nature vaseuse des sédiments, et l'adaptation du modèle pour les réservoirs de barrages en conditions tropicales. Des résultats similaires ont été rapportés par Kouassi (2007) et Koffi (2022), avec le même modèle, respectivement dans le lac de Taabo et la retenue de la rivière Lobo. En effet, Kouassi (2007) a obtenu un coefficient de corrélation de 0,98, en utilisant un coefficient de Strickler de $32 \text{ m}^{1/3}/\text{s}$, tandis que Koffi (2022) a obtenu des coefficients de corrélation de 0,95 pour la calibration, 0,98 et 0,97 pour les deux périodes de validation, en utilisant un coefficient de Strickler de $35 \text{ m}^{1/3}/\text{s}$. Cette similarité des résultats avec les coefficients de Strickler de même ordre malgré l'emplacement géographique peut s'expliquer par la dominance de vase dans les zones d'études. Aussi, cette similarité peut

s'expliquer par le fait que ce modèle est adapté aux conditions tropicales. Les résultats du modèle de transport de vase ont révélé que les épaisseurs de dépôts les plus importantes (14,78 mm) sont enregistrées en période de hautes eaux, au cours de la GSP, tandis que les épaisseurs de dépôts les plus faibles (0,1 mm) sont enregistrées en basses eaux, au cours de la GSS. Ces résultats peuvent s'expliquer par une concentration en MES plus importantes en période pluvieuse. Toutefois, il convient de noter qu'indépendamment de la saison, les épaisseurs de dépôts les plus faibles sont enregistrées à l'entrée de lac, tandis que les épaisseurs de dépôt les plus importantes sont enregistrées dans la partie avale du lac. Ce phénomène est attribuable aux vitesses plus élevées à l'entrée du lac, limitant la décantation des sédiments. L'épaisseur annuelle moyenne de dépôts est estimée à 22,82 mm. Ces résultats sont en phase avec ceux de Kouassi (2007) dans le lac de Taabo. Ils ont obtenu une épaisseur de dépôt annuelle comprise entre 20 mm et 60 mm, en faisant varier la masse volumique sèche et la vitesse de chute. Cette similarité pourrait s'expliquer par un rythme de sédimentation similaire.

Conclusion partielle

La carte bathymétrique du lac de Fayé a révélé qu'à une cote de 21,18 m, la profondeur moyenne du lac de Fayé est 2,2m, avec des zones pouvant atteindre 11,2 m dans le lit du fleuve San-Pédro. Le modèle hydrodynamique développé a présenté une bonne performance au cours de la phase de calibration (du 25/05/2021 au 19/06/2021) et des deux phases de validation (du 23/11/2021 au 13/12/2021 et du 03/10/2021 au 23/10/2021). En effet, des coefficients de corrélation supérieurs à 0,8 et de faibles erreurs ont été enregistrées. Sur le plan graphique, les niveaux d'eau simulés sont proches de l'observation en termes de moyenne et de médiane, bien que les valeurs maximales soient sous-estimées et les valeurs minimales soient surestimées.

En ce qui concerne la distribution spatiale des vitesses dans le lac de Fayé, les résultats ont montré des vitesses relativement élevées à l'entrée, dans la partie fluviale, et en aval du déversoir, tandis que les vitesses sont faibles (inférieures à 0,25 m/s) dans le lac. Le lac de Fayé dispose de suffisamment d'eau pour satisfaire les besoins, dont le volume total représente 45,6% du volume du lac à la cote de 21,18 m.

Les épaisseurs de dépôts varient dans le lac de Fayé en fonction des saisons. Durant les saisons pluvieuses, les sédiments se déposent principalement dans les zones les plus profondes : près du déversoir et dans le lit du fleuve San-Pédro, où il est envisagé d'implanter l'exhaure. Toutefois, l'ouverture de la vanne de vidange permet réduire ces dépôts, avec une efficacité de 1,31% moyenne sur le lac, et 16% au niveau de l'exhaure. En saisons sèches, les sédiments se déposent de façon plus homogène dans la partie Sud et Centre-Ouest du lac. L'épaisseur

annuelle moyenne de dépôts est estimée à 22,82 mm. Le lac de Fayé, à une cote de 21,18 m, peut répondre aux besoins en eau tout au long de l'année, malgré de faibles débits. L'emplacement choisi pour l'implantation est jugé idéal en raison de la profondeur est importante du lac dans cette zone. Bien que cette zone soit sujette à l'accumulation des sédiments, environ 45 mm par an, l'ouverture de la vanne de vidange peut permettre de les évacuer.

CONCLUSION

En ce qui concerne le premier objectif, les données CHIRPS ont été utilisées comme observation pour calculer l'Indice Standardisé de Précipitation (SPI) à l'échelle de 12 mois, et sept indices de pluie (CWD, PRCPTOT, R1mm, R99pTOT, Rx1day, Rx5day et SDII) à l'échelle annuelle et des deux saisons pluvieuses sur la période 1982-2021. Les résultats ont révélé une tendance à l'humidité significative à 99% pour le SPI. La date de début, de fin et la durée des événements secs et humides ont varié d'une année à l'autre, avec une prédominance de la classe normale. La fréquence des événements extrêmes (extrêmement sec, très sec, extrêmement humide et très humide) est restée faible sur la période historique (inférieure à 4,5%). Concernant les sept indices de pluie, une tendance à la hausse non significative a été observée. La comparaison des saisons pluvieuses a montré que les valeurs à l'échelle annuelle sont principalement enregistrées au cours de la Grande Saison Pluvieuse (GSP). La distribution spatiale des indices de pluie a révélé que les valeurs les plus importantes sont enregistrées dans la partie Ouest du bassin versant d'étude au niveau du Parc National de Taï où les pluies sont plus abondantes. Ainsi, les pluies extrêmes ont varié proportionnellement à la pluviométrie. Les valeurs élevées de l'intensité de pluie (SDII), du cumul maximal des hauteurs de pluie en un jour (Rx1day) et en cinq jours consécutifs (Rx5day), et de précipitation totale (PRCPTOT) au cours de la GSP peuvent avoir contribué à la crue qui a inondé le barrage de Fayé en 2003. Pour le développement des projections climatiques dans le bassin versant du fleuve San-Pédro au barrage hydroélectrique de Fayé, les sorties de sept modèles climatiques globaux CMIP6 (Coupled Model Inter-comparison Project Phase 6), ainsi que la moyenne de l'ensemble ont été considérées sous trois scénarios (SSP1-2.6, SSP2-4.5 et SSP5-8.5). L'ajustement du biais a été effectué avec la méthode Delta, qui s'est révélée plus performante que CDFt et Scaling. La période future a été subdivisée en trois sous-périodes : le court terme (2025-2049), le moyen terme (2050-2074) et le long terme (2075-2099) et comparée à la période de référence (1990-2014). La moyenne de l'ensemble des modèles a été utilisée pour calculer le SPI à l'échelle de 12 mois et les sept indices de pluie à l'échelle annuelle et des deux saisons pluvieuses. Il est ressorti qu'en ce qui concerne les précipitations, la moyenne de l'ensemble des modèles prédit une baisse allant jusqu'à environ 5% dans le court terme et 7,5% dans le moyen et long terme. Le scénario SSP5-8.5 prédit les baisses les plus importantes, tandis que le scénario SSP2-4.5 prédit les moindres baisses de précipitations dans le court et long terme, et le scénario SSP1-2.6 prédit la moindre baisse dans le moyen terme. Concernant le SPI, une tendance globale à la sécheresse, significative au seuil de 99%, a été prédite indépendamment du scénario et de la période de projection. Les projections annoncent que la date de début, de fin et la durée des événements secs et humides continuera de varier d'une année à l'autre, avec une dominance de

la classe normale. La fréquence des événements extrêmes (extrêmement sec, très sec, extrêmement humide et très humide), est annoncée faible (inférieure à 5,5% dans le court terme et 6,6% dans le moyen et long terme), mais globalement supérieure à celle observée durant la période de référence. Les projections des indices de pluie ont révélé que la baisse des précipitations entraînera une baisse des indices de pluie par rapport à la période de référence, indépendamment du scénario, de la période de projection et de l'échelle considérée. Les valeurs des indices prédites à l'échelle annuelle seront principalement enregistrées durant la GSP, suggérant que les pluies extrêmes les plus intenses continueront de se manifester au cours de la GSP dans le futur. De plus, les pluies extrêmes continueront de varier proportionnellement à la pluviométrie totale dans l'espace et dans le temps. L'hypothèse selon laquelle les climatiques entraîneront une hausse des extrêmes de pluie dans le bassin versant du fleuve San-Pédro au barrage hydroélectrique de Fayé n'a pas été vérifiée.

Pour l'analyse de la dynamique de l'occupation du sol dans le bassin versant d'étude au niveau du deuxième objectif, l'algorithme d'apprentissage automatique Machine à Vecteur de Support (MVS) a été utilisé pour classifier les images Landsat de 1986, 2004 et 2022. L'algorithme a été entraîné avec 70% des points de contrôle et validé avec les 30% restants. Cinq classes d'occupation du sol ont été définies : forêt dense, forêt défrichée, eau, sol nu et bâti, et culture et jachère. Les résultats ont montré que l'algorithme MVS a obtenu d'excellentes performances de classification, avec des précisions globales de 89%, 85,7% et 89,3% pour les images de 1986, 2004 et 2022, respectivement. L'analyse de la dynamique de l'occupation du sol a révélé une régression des ressources naturelles (forêts et eau) au profit des activités anthropiques (cultures et jachères, et sol nu bâti). Ces résultats ont confirmé l'hypothèse selon laquelle la dynamique de l'occupation du sol dans le bassin versant du fleuve San-Pédro au barrage hydro-électrique de Fayé est caractérisée par une régression des ressources naturelles au profit de l'urbanisation et de l'agriculture.

S'agissant du troisième objectif, un modèle basé sur l'algorithme d'apprentissage automatique forêt aléatoire a été développé pour simuler les débits entrant dans le lac de Fayé à l'horizon 2100, en utilisant les sorties de huit modèles climatiques CMIP6 et la moyenne de leur ensemble sous les scénarios SSP1-2.6, SSP2-4.5 et SSP5-8.5. La période future a été subdivisée en court, moyen et long terme. Le modèle a été développé en deux étapes, avec 80% des données pour l'entraînement, et 20% pour la validation. Les indicateurs utilisés pour évaluer la performance de ce modèle sont le coefficient de corrélation, l'EM, le PEMA et l'Erreur Quadratique Moyenne Normalisée (nRMSE). Les résultats ont montré une bonne performance de la forêt

aléatoire, avec des coefficients de corrélation supérieurs ou égaux à 0,6 et des erreurs faibles pour l'ensemble des modèles avec l'étape 2. Toutefois, une surestimation des débits minima et une sous-estimation des débits maxima par le modèle ont été observées pour tous les modèles climatiques, y compris la moyenne de l'ensemble des modèles, bien que ces écarts soient moindres par rapport aux autres modèles. En comparaison avec la période de référence (1990-2014), les projections ont annoncé une hausse des débits futurs pour la majorité des modèles, y compris la moyenne de l'ensemble des modèles, malgré la baisse prédite pour les précipitations dans le futur. La moyenne de l'ensemble des modèles prédit une hausse allant jusqu'à 35%, 37% et 45% dans le court, moyen et long terme. L'idée que les changements climatiques entraîneront une baisse significative des débits entrant dans le lac de Fayé n'a pas été confirmée.

Le modèle MIKE 21FM a été utilisé afin de concevoir un modèle hydrodynamique permettant de simuler l'impact des prélèvements liés à l'Alimentation en Eau Potable (AEP) et l'hydroélectricité sur la disponibilité en eau du lac de Fayé. Pour ce faire, la bathymétrie du lac a été réalisée et un maillage du lac de Fayé a été généré. Les structures hydrauliques, les conditions initiales et les conditions aux limites ont été intégrées. La performance du modèle au cours de la calibration et de la validation a été évaluée. Le rapport entre les besoins et la disponibilité du lac de Fayé a été établi. Les résultats ont montré que la profondeur du lac de Fayé est de 2,2 m en moyenne, avec des profondeurs maximales atteignant 11,2 m par endroits. Les profondeurs les plus importantes sont localisées dans le lit du fleuve San-Pédro, où est prévue l'implantation de l'exhaure, et près du déversoir. Le modèle MIKE 21FM a montré une bonne performance, avec des coefficients de corrélation supérieurs à 0,8 et des erreurs faibles lors des phases de calibration et de validation. Cependant, le modèle tend à surestimer les niveaux d'eau minima et sous-estimer les niveaux d'eau maxima, particulièrement durant la calibration. L'analyse du rapport besoin-disponibilité a montré que le lac de Fayé possède une ressource suffisante pour satisfaire les besoins, même quand les débits qui alimentent le lac sont faibles. Toutefois, une planification rigoureuse de l'hydroélectricité, qui est l'activité la plus consommatrice en eau est nécessaire. Par la suite, un modèle de transport de sédiment a été développé afin d'estimer l'épaisseur des dépôts et d'évaluer l'efficacité de l'ouverture de la vanne de vidange pour l'évacuation des sédiments. Les résultats ont montré que les dépôts de sédiments sont plus importants au cours de la GSP et de la petite saison pluvieuse, avec des épaisseurs moyennes de 14,78 mm et 6,7 mm, respectivement. En saison pluvieuse, les sédiments se déposent principalement dans les zones de profondeur élevée, notamment dans le lit du fleuve San-Pédro, tandis qu'en saison sèche, les dépôts sont plus homogènes dans le lac,

avec des épaisseurs moyennes de 0,1 mm pour la grande saison sèche et 0,35 mm pour la petite saison sèche. Pour une exploitation durable du lac de Fayé, il est recommandé de positionner la pompe pour l'alimentation en eau potable à au moins 2 m par rapport au fond du lac. Concernant l'ouverture de la vanne de vidange pour l'évacuation des sédiments, une efficacité de 1,31% et de 16% est constatée en moyenne dans le lac et dans les environs de l'exhaure, respectivement. L'hypothèse selon laquelle les prélèvements entraîneront une baisse significative de la disponibilité en eau du lac de Fayé n'a pas été confirmée.

Le réchauffement associé à la diminution des précipitations entraînera une tendance globale à la sécheresse et une diminution des pluies extrêmes. La combinaison entre la tendance à la sécheresse, la baisse des pluies extrêmes et la mise à nu des sols aura pour conséquence une hausse des débits entrant dans le lac de Fayé. Cette hausse pourrait favoriser la disponibilité de la ressource en eau du lac de Fayé pour répondre aux besoins futurs en raison des ruissèlements plus importants. Toutefois, des ruissèlements accrus en périodes de crues pourrait provoquer des inondations au niveau du barrage de Fayé. En revanche, la tendance à la sécheresse pourrait favoriser des années avec des périodes sèches plus longues, réduisant la disponibilité en eau de ce lac. De plus, la mise à nu des sols pourrait favoriser une augmentation des concentrations des matières en suspension, augmentant les épaisseurs de dépôts dans le lac et accélérant le rythme de sédimentation.

Recommandations

A l'endroit de la Compagnie Ivoirienne d'Electricité

- Collaborer avec les hydrologues pour la maîtrise des flux d'eau et de sédiments dans la gestion du barrage hydroélectrique de Fayé ;
- Prioriser la production hydroélectrique en saison pluvieuse ;
- Mettre en place un programme de suivi hydrologique pour anticiper les variations des apports d'eau et ajuster la gestion des lâchers d'eau en conséquence ;
- Ouvrir les vannes de vidange pendant la grande saison pluvieuse pour évacuer les sédiments.

A l'endroit des Autorités compétentes

- Promouvoir les systèmes agroforestiers pour réduire les risques d'inondation et pressions sur les sols ;
- Soutenir et développer les activités de reboisement dans le bassin versant du fleuve San-Pédro pour réduire le transport sédimentaire

Perspectives

Les futurs travaux de recherche pourraient utiliser un plus grand nombre de modèles climatiques pour une meilleure analyse de l'incertitude. Ils pourraient utiliser des algorithmes d'apprentissage automatiques pour la prédiction de l'occupation du sol dans le bassin versant du fleuve San-Pédro au barrage hydroélectrique de Fayé. De plus, il serait intéressant d'envisager la modélisation hybride (couplage d'un modèle à base physique et d'apprentissage automatique) pour une meilleure précision dans la simulation des débits entrants dans lac de Fayé. Enfin, les travaux de recherche à venir pourraient cartographier les zones vulnérables à l'érosion pour envisager des mesures de lutte contre l'érosion et l'accélération du rythme de sédimentation.

REFERENCES

- Abiodun B.J., Odoulami R.C., Sawadogo W., Oloniyo O.A., Abatan A.A., New M., Lennard C., Izidine P., Egbebiyi T.S. & MacMartin D.G. (2021). Potential impacts of stratospheric aerosol injection on drought risk managements over major river basins in Africa. *Climatic Change*, 169(3–4) : 1–31.
- Addor N., Nearing G., Prieto C., Newman A.J., Le Vine N. & Clark M.P. (2018). A Ranking of Hydrological Signatures Based on Their Predictability in Space. *Water Resource Research*, 54(11) : 8792–8812.
- Adomon S.G. (2014). Production durable du cacao en Côte d’Ivoire. Mémoire de Master, Option : Commerce et Marketinh, Université Jean Moulin Lyon 3 (Lyon, France), 55 p.
- Aguilar A., Aziz B.A., Brunet M., Ekan L., Fernandes A., Massoukina M., Mbah J., Mhanda A., Do Nascimento D.J., Peterson T.C., Thamba U.O., Tomou M. & Zhang X. (2009). Changes in temperature and precipitation extremes in western Central Africa, Guinea Conakry and Zimbabwe, 1955-2006. *Journal of Geophysical Research*, 114 : 148–227.
- Akaffou F.H., Obahoundje S., Didi S.R.M., Koffi B., Coulibaly W.B., Habel M., Kadjo M.M.F., Kouassi K.L. & Diedhiou A. (2024). Analyzing inflow to Faye reservoir sensitivity to climate change using CMIP6 and random forest algorithm. *International Journal of River Basin Management* : 1–20.
- Akter M.L., Rahman M.N., Azim S.A., Rony M.R.H., Sohel M.S. & Abdo H.G. (2023). Estimation of drought trends and comparison between SPI and SPEI with prediction using machine learning models in Rangpur, Bangladesh. *Geology, Ecology, and Landscapes* : 1–15.
- Alexander L.V. (2015). Global observed long-term changes in temperature and precipitation extremes: a review and update since IPCC AR5. *Weather and Climates Extremes*, 11 : 4–16.
- Almazroui M., Saeed F., Saeed S., Islam N.M., Ismail M., Klutse N.A.B. & Siddiqui M.H. (2020). Projected Change in Temperature and Precipitation Over Africa from CMIP6. *Earth Systems and Environment*, 4 : 455–475.
- Amaratunga D., Cabrera J. & Lee Y.-S. (2008). Enriched random forests. *Bioinformatics*, 24(18) : 2010–2014.

- Amou M., Gylilbag A., Demelash T. & Xu Y. (2021). Heatwaves in Kenya 1987–2016: Facts from CHIRTS High Resolution Satellite Remotely Sensed and Station Blended Temperature Dataset. *Atmosphere*, 12(37) : 1–13.
- Anjum M.N., Ahmad I., Ding Y., Shangguan D., Zaman M., Ijaz M.W., Sarwar K., Han H. & Yang M. (2019). Assessment of IMERG-V06 Precipitation Product over Different Hydro-Climatic Regimes in the Tianshan Mountains, North-Western China. *Remote Sensing*, 11(19) : 1–23.
- Apley D.W. & Zhu J. (2020). Visualizing the Effects of Predictor Variables in Black Box Supervised Learning Models. *Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology*, 82(4) : 1059–1086.
- Archambeau P. (2006). Contribution à la modélisation de la genèse et de la propagation des crues et inondations. Thèse De Doctorat, Université de Liège (Belgique), 419p.
- ASCE (2000). Artificial Neural Networks in Hydrology . II: Hydrological Applications. *Journal of Hydrologic Engineering*, 5(2) : 124-137.
- Atcheremi K.N.D., Jourda J.P.R., Saley M.B., Kouamé K.J. & Balliet R. (2018). Study of the evolution of the rainfall extremes and temperature extremes in Davo river basin (south-western of Côte d'Ivoire) from some indices of the software RclimDex. *Journal Larhyss*, 36 : 99–117.
- Aubertot J.N., Barbier J.M., Carpentier A., Gril J.J., Guichard L., Lucas P., Savary S., Savini I., Voltz M. (2005). Pesticides, agriculture et environnement. Réduire l'utilisation des pesticides et limiter leurs impacts environnementaux. Rapport d'expertise scientifique collective, INRA et CEMAGREF (France), 245 p.
- Back Á.J. & Bonfante F.M. (2021). Evaluation of generalized extreme value and Gumbel distributions for estimating maximum daily rainfall. *Revista Brasileira de Ciências Ambientais*, 56(4) : 654–664.
- Balliet R., Saley M.B., Anowa E.E.L., Sorokoby M.V., N'Guessan B.H.V., N'Dri A.O., Djè B.K. & Biémi J. (2016). Évolution des extrêmes pluviométriques dans la région du Gôh (Centre-Ouest de la Côte d'Ivoire). *European Scientific Journal*, 12(23) : 74–87.
- Bamba A., Yoroba F., Toure N.E., Kouadio K., Ouattara M., M'bo K., Cherif M., Kone D. & Diedhiou A. (2024). Climate Services Elaboration for Cocoa Cultivation in Côte

- d'Ivoire : Contribution of CORDEX Climate Projections. *Agricultural Sciences*, 15(03) : 358–375.
- Banihabib M.E. & Nazarieh F. (2019). A model for simulation of debris flow sedimentation in slit detention-dam reservoirs. *Journal of Hydro-environment Research*, 27 : 65–74.
- Bărbulescu A. & Postolache F. (2023). Are the Regional Precipitation and Temperature Series Correlated? Case Study from Dobrogea, Romania. *Hydrology*, 10(5) : 1–13.
- Bari S.H., Rahman M.T.U., Hoque M.A. & Hussain M.M. (2016). Analysis of seasonal and annual rainfall trends in the northern region of Bangladesh. *Atmospheric Research*, 176–177 : 148–158.
- Batablinle L., Lawin A.E. & Celestin M. (2019). Future Extremes Temperature and Rainfall: Trends and Changes Assessment Over The Mono River Basin in West Africa. *Climatic Change, Variability and Climatic Risks*, 29 Mai–1^{er} Juin 2019, Thessalonique, Grèce, pp 9–14.
- Bedoum A., Bouka Biona C., Jean Pierre B., Adoum I., Mbiake R. & Baohoutou L. (2017). Évolution des indices des extrêmes climatiques en République du Tchad de 1960 à 2008. *Atmosphere-Ocean*, 55(1) : 42–56.
- Belemtougri P.A. (2022). Compréhension et caractérisation de l'intermittence du réseau hydrographique en Afrique : développements méthodologiques et applications hydrologiques. Thèse de Doctorat, Institut International d'Ingénierie de l'Eau et de l'Environnement (Ouagadougou, Burkina Faso), 276 p.
- Belgiu M. & Drăguț L. (2016). Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 114 : 24–31.
- Bendjoudi H. & Hubert P. (2002). Le coefficient de compacité de Gravelius : analyse critique d'un indice de forme des bassins versants. *Hydrological sciences journal*, 47(6) : 921–930.
- Benoist A. & Lecompte A. (2020). Filière Hévéa en Côte d'Ivoire : Analyse fonctionnelle et diagnostic agronomique. Rapport d'expertise, Montpellier, 48 p.
- Berhab R. (2019). Energies renouvelables en Afrique : Enjeux, défis et opportunités. Policy paper PP-19/06, Maroc, 36 p.

- Bern M., Edelsbrunner H., Eppstein D., Mitchell S. & Tan T.S. (1993). Edge insertion for optimal triangulations. *Discrete & Computational Geometry*, 10(1) : 47–65.
- Bessiere H. (2008). Assimilation de données variationnelles pour la modélisation hydrologique distribuée des crues à cinétique rapide. Thèse de Doctorat l'université de Toulouse (France), 180 p.
- Biau G. & Scornet E. (2016). A random forest guided tour. *Test*, 25(2) : 197–227.
- Biba M., Vajjhala N.R. & Rakshit S. (2022). A State-of-the-Art Survey on Deep Learning Methods and Applications in Bioinformatics. *Proceedings of International Conference on Advanced Computing Applications*, 27–28 Mars 2021, pp 765–771.
- Bigot S., Dumas D., Brou T.Y., Noufe D.D., Dibi P., N'Da K.C., Houphlet S.D.K., Munoz F., Diedhiou A. & Cilas C. (2022). Climate projections CMIP6 at the scale of southeast Côte d'Ivoire: Evolution of thermo-pluviometric constraints for the main agrosystems involving cocoa, rubber, oil palm, and cassava. *Actes du 35ème colloque annuel de l'Association Internationale de Climatologie*, 6–9 Juillet 2022, Toulouse, France, pp 60–66.
- Bohn V.Y. & Piccolo M.C. (2018). Standardized Precipitation Evapotranspiration Index (SPEI) as a Tool to Determine the Hydrological Dynamic of Plain Regions (Argentina). *Geociências*, 37 : 627–637.
- Booker D.J. & Woods R.A. (2014). Comparing and combining physically-based and empirically-based approaches for estimating the hydrology of ungauged catchments. *Journal of Hydrology*, 508 : 227–239.
- Bougeard M., Le Saux J. C., Gnouma R., Dupont S., Pommepuy M. (2008). Modélisation des flux de contamination fécale et de leur impact sur la zone littorale (conséquences sur la qualité des eaux conchylicoles) : partie 1. Application au bassin versant de l'estuaire de la rivière de Daoulas. IFREMER Centre de Brest Technopole de Brest-Iroise. 89 p
- Boulesteix A.-L., Janitza S., Kruppa J. & König I.R. (2012). Overview of random forest methodology and practical guidance with emphasis on computational biology and bioinformatics. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, 2(6) : 493–507.
- Breiman L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 45 : 5–32.
- Breiman L., Friedman J., Olshen R.A. & Stone C.J. (1984). Classification and Regression Trees. 1st Edition. *Chapman and Hall/CRC*, New York (Etats-Unis), 368 p.

- Brunner M.I., Seibert J. & Favre A.C. (2018). Representative sets of design hydrographs for ungauged catchments: A regional approach using probabilistic region memberships. *Advances in Water Resources*, 112 : 235–244.
- Buchanan B., Auerbach D.A., Knighton J., Evensen D., Fuka D.R., Easton Z., Wiczorek M., Archibald J.A., McWilliams B. & Walter T. (2018). Estimating dominant runoff modes across the conterminous United States. *Hydrology Processes*, 32(26) : 3881–3890.
- Butcher B. & Smith B.J. (2020). Feature Engineering and Selection: A Practical Approach for Predictive Models. *The American Statistician*, 74(3): 308–309.
- Calle M.L. & Urrea V. (2010). Letter to the Editor: Stability of Random Forest importance measures. *Briefings in Bioinformatics*, 12(1) : 86–89.
- Capitaine L. (2020). Forêts aléatoires pour données longitudinales de grande dimension. Thèse de Doctorat, Spécialité : Santé publique, Université de Bordeaux (Bordeaux, France), 159 p.
- Carlisle D.M., Falcone J., Wolock D.M., Meador M.R. & Norris R.H. (2010). Predicting the natural flow regime: Models for assessing hydrological alteration in streams. *River Research and Applications*, 26(2) : 118–136.
- Chamoun S., Cesare G.D. & Schleiss A.J. (2016). Managing reservoir sedimentation by venting turbidity currents: A review. *International Journal of Sediment Research*, 31(3) : 195–204.
- Chaponnière A. (2005). Fonctionnement hydrologique d'un bassin versant montagneux semiaride : cas du bassin versant du Rehraya (Haut Atlas marocain). Thèse de doctorat; Institut National Agronomique Paris-Grignon, 268 p.
- Chen Y., Zhao X. & Lin Z. (2014). Optimizing subspace SVM ensemble for hyperspectral imagery classification. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(4): 1295–1305.
- Chen Y., Zhao X. & Lin Z. (2014). Optimizing subspace SVM ensemble for hyperspectral imagery classification. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(4): 1295–1305.
- Cherkassky V. & Ma Y. (2004). Practical selection of SVM parameters and noise estimation for SVM regression. *Neural Networks*, 17(1): 113–126.

- Chi M. & Bruzzone L. (2007). Semi-supervised Classification of Hyperspectral Images by SVMs Optimized in the Primal. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(6): 1870–1880.
- Chow V.T. (1959). Open Channel Hydraulics. McGRAW-Hill Classic, New York, 728
- Christensen J.H., Carter T.R. & Giorgi F. (2002). Prudence employs new methods to assess European climate change. *EOS*, 83(13) : 145–153.
- Coron L. (2013). Les modèles hydrologiques conceptuels sont-ils robustes face à un climat en évolution ?. Thèse de Doctorat, spécialité : Hydrologie, Université Paris-Saclay (France), 245p.
- Cortes C. & Vapnik V. (1995). Support-vector networks. *Machine learning*, 20: 273–297.
- Coulibaly N., Coulibaly T.J.H., Mpakama Z. & Savané I. (2018). The Impact of Climate Change on Water Resource Availability in a Trans-Boundary Basin in West Africa : The Case of Sassandra. *Hydrology*, 5(12) : 1–13.
- Cutler D.R., Edwards Jr. T.C., Beard K.H., Cutler A., Hess K.T., Gibson J. & Lawler J.J. (2007). Random Forest for Classification in Ecology. *Ecology*, 88(11) : 2783–2792.
- Da Costa K.S. & Diétoa Y.M. (2007). Typologie de la pêche sur le lac Faé (Côte d’Ivoire) et implications pour une gestion rationnelle des ressources halieutiques. *Bulletin français de la pêche et de la pisciculture*, 384 : 1–14.
- Dé Lasmé O.Z. (2013). Contribution à une meilleure connaissance des aquifères fissurés du socle précambrien : cas de la région de San Pedro (Sud-Ouest de la Côte d’Ivoire). Thèse de Doctorat, Spécialité : Hydrogéologie, Université Félix Houphouët Boigny (Abidjan, Côte d’Ivoire), 174 p.
- Defrance D., Ramstein G., Charbit S., Vrac M., Famien A.M., Sultan B., Swingedouw D., Dumas C., Gemenne F., Alvarez-Solas J. & Vanderlinden J.P. (2017). Consequences of rapid ice sheet melting on the Sahelian population vulnerability. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 114: 6533–6538.
- Dembélé M. & Zwart S.J. (2016). Evaluation and comparison of satellite-based rainfall products in Burkina Faso, West Africa. *International Journal of Remote Sensing*, 37(17) : 3995–4014.
- DGE (2020). Côte d’Ivoire 2020 bilan énergétique. Rapport bilan, Abidjan, 76 p.

- DHI (2003). Coastal hydraulic and oceanography, hydrodynamic module. *DHI Water & Environment*, Hørsholm (Danemark), 11 p.
- DHI (2017). MIKE 21 Flow Model & MIKE 21 Flood Screening Tool-Hydrodynamic Module. *DHI Water & Environment*, Hørsholm (Danemark), 53 p.
- Diallo I., Giorgi F., Deme A., Tall M., Mariotti L. & Gaye A.T. (2016). Projected changes of summer monsoon extremes and hydroclimatic regimes over West Africa for the twenty-first century. *Climate Dynamics*, 47 : 3931–3954.
- Didi S.R.M., Ly M., Kouadio K., Bichet A., Diedhiou A., Coulibaly H.Saint.J., Kouadio K.C.A., Coulibaly T.J.H., Obahoundje S. & Savané I. (2020). Using the CHIRPS Dataset to Investigate Historical Changes in Precipitation Extremes in West Africa. *Climate*, 8(84) : 1–28.
- Diez-Sierra J. & Del Jesus M. (2019). Subdaily Rainfall Estimation through Daily Rainfall Downscaling Using Random Forests in Spain. *Water*, 11(125) : 1–19.
- Dinku T., Funk C., Peterson P.J., Maidment R., Tadesse T., Gadain H. & Ceccato P. (2018). Validation of the CHIRPS satellite rainfall estimates over eastern Africa. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 144(Suppl. 1) : 292–312.
- Dong Z., Liu H., Baiyinbaoligao, Hu H., Khan M.Y.A., Wen J., Chen L. & Tian F. (2022). Future projection of seasonal drought characteristics using CMIP6 in the Lancang-Mekong River Basin. *Journal of Hydrology*, 610(127815) : 1–11.
- Dotse S.Q., Larbi I., Limantol A.M., Asare-Nuamah P., Frimpong L.K., Alhassan A.-R.M., Sarpong S., Angmor E. & Ayisi-Addo A.K. (2023). Rainfall Projections from Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 in the Volta River Basin: Implications on Achieving Sustainable Development. *Sustainability*, 15(1472) : 1–17.
- Douffi K.G., Yao A.C., Koffi K.J., Traore A.S. & Kone M. (2021). Afforestation in Response to Thermal Change in the Forest-Savannah Transition of the Lamto Scientific Reserve, Côte d'Ivoire. *European Journal of Forest Engineering*, 7(2) : 45–56.
- Doukpolo B. (2014). Changements climatiques et productions agricoles dans l'Ouest de la République Centrafricaine. Thèse de Doctorat, Spécialité : Dynamique des systèmes climatiques et développement (agro climatologie), Université d'Abomey-Calavi (Abomey-Calavi, Bénin), 388 p.

- Doumbia Y., Tchakam G. & Jouaillec T. (2021). Comment projeter la métropole côtière en devenir, tout en pensant son équilibre entre développement économique et social avec une gestion responsable des biens naturels?. Rapport d'atelier, 101 p. https://www.ateliers.org/media/workshop/documents/Atelier_San_pedro_Document_contexte_de_la_cite_portuaire_a_la_metropole_cotiere.pdf.
- Einstein H.A. (1950). The bed load function for sediment transportation in open channel flows. US Department of Agriculture, Washington. 71 p
- El kharki O., Mechbough J., Ducrot D., Rouchdi M., Ngonjo J. N. (2015). Panorama sur les méthodes de classification des images satellites et techniques d'amélioration de la précision de la classification. *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection*, 210 : 23–38.
- Engelund, F., & Hansen, E. (1967). A monograph on sediment transport in alluvial streams. Technical University of Denmark Østervoldgade 10, Copenhagen K. <https://repository.tudelft.nl/islandora/object/uuid%3A81101b08-04b5-4082-9121-861949c336c9>
- ETCCDI (2009). Climate Change Indices, Definitions of the 27 Core Indices. https://etccdi.pacificclimate.org/list_27_indices.shtml.
- Fadika V. (2012). Variabilité hydroclimatique et modélisation hydrologique de quelques bassins versants côtiers du Sud-Ouest de la Côte d'Ivoire. Thèse de Doctorat, Spécialité : Hydrologie, Université Nangui Abrogoua (Abidjan, Côte d'Ivoire), 164 p.
- Famien A.M., Janicot S., Ochou A.D., Vrac M., Defrance D., Sultan B. & Noël T. (2018). A bias-corrected CMIP5 dataset for Africa using the CDFt method a contribution to agricultural impact studies. *Earth System Dynamics*, 9 : 313–338.
- Fan R.-E., Chen P.-H. & Lin C.-J. (2005). Working Set Selection Using Second Order Information for Training Support Vector Machines. *Journal of Machine Learning Research*, 6: 1889–1918.
- Farhadi H., Esmaily A. & Najafzadeh M. (2022). Flood monitoring by integration of Remote Sensing technique and Multi-Criteria Decision Making method. *Computers & Geosciences*, 160 : 1–17.

- Fauvel M., Chanussot J., Benediktsson J.A. & Sveinsson J.R. (2007). Spectral and spatial classification of hyperspectral data using SVMs and morphological profiles. In: 2007 *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pp. 4834–4837.
- Filahi S., Tanarhte M., Mouhir L., El Morhit M. & Trambly Y. (2015). Trends in indices of daily temperature and precipitations extremes in Morocco. *Theoretical Applied Climatology*, 124 : 959–972.
- Fofana M., Adoukpe J., Larbi I., Hounkpe J., Djan’na Koubodana H., Toure A., Bokar H., Dotse S.-Q. & Limantol A.M. (2022). Urban flash flood and extreme rainfall events trend analysis in Bamako, Mali. *Environmental Challenges*, 6 : 1–9.
- François B., Vrac M., Cannon A.J., Robin Y. & Allard D. (2020). Multivariate bias corrections of climate simulations: which benefits for which losses? *Earth System Dynamics*, 11 : 537–562.
- Frich P., Alexander L., Della-Marta, Gleason B., Haylock M., Klein T.A. & Peterson T. (2002). Observed coherent changes in climate extremes during the second half of the twentieth century. *Climate Research*, 19(3) : 193–212.
- Gebremicael T.G., Mohamed Y.A., Zaag P.V.D., Gebremedhin A., Gebremeskel G., Yazew E. & Kifle M. (2019). Evaluation of multiple satellite rainfall products over the rugged topography of the Tekeze-Atbara basin in Ethiopia. *International Journal of Remote Sensing*, 40(11) : 4326–4345.
- Gharbi M. (2016). Etude des crues et du transport sédimentaire associée : application au bassin versant de la Medjerda. Thèse De Doctorat, Spécialité : Hydrologie, Hydrochimie, Sols, Environnement, Université de Toulouse (Toulouse, France), 191 p.
- Ghasemi M.M., Mokarram M. & Zarei A.R. (2022). Assessing the performance of SN-SPI and SPI and the trend assessment of drought using the XI correlation technique over Iran. *Journal of Water and Climate Change*, 13(8) : 3152–3169.
- GIEC (2013). Changements climatiques 2013 : Les éléments scientifiques. Contribution du Groupe de travail I au cinquième Rapport d’évaluation du Groupe d’experts intergouvernemental sur l’évolution du climat. Rapport du groupe de travail I, 20 p. https://www.google.com/url?sa=t&source=web&rct=j&opi=89978449&url=https://www.ipcc.ch/site/assets/uploads/2018/03/WG1AR5_SPM_brochure_fr.pdf&ved=2ahUKewjZ9q6B9u-

- HAXU3VaQEhCQtFXUQFnoECCAQAQ&usg=AOvVaw12_QwfvYDKknugk41c0p8.
- Glisan J.M., Jones R., Lennard C., Pérez N.I.C., Lucas-Picher P., Rinke A., Solman S. & Gutowski Jr.W.J. (2019). A metrics-based analysis of seasonal daily precipitation and nearsurface temperature within seven Coordinated Regional Climate Downscaling Experiment domains. *Atmospheric Science Letters*, 20(e897) : 1–8.
- González-Ferreras A.M. & Barquín J. (2017). Mapping the temporary and perennial character of whole river networks. *Water Resources Research*, 53(8) : 6709–6724.
- Gorshenin A.K. & Korolev V.Yu. (2018). Scale Mixtures of Frechet Distributions as Asymptotic Approximations of Extreme Precipitation. *Journal of Mathematical Sciences*, 234(6): 886–903.
- Guenang G.M. & Kanga M.F. (2014). Computation of the Standardized Precipitation Index (SPI) and Its Use to Assess Drought Occurrences in Cameroon over Recent Decades. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 53 : 2310–2324.
- Guertault L. (2015). Évaluation des processus hydro-sédimentaires d'une retenue de forme allongée : application à la retenue de Génissiat sur le Haut-Rhône. Thèse de Doctorat, Spécialité : Mécanique des fluides, Université Claude Bernard (Lyon, France), 239 p.
- Guo L.Y., Gao Q., Jiang Z.H. & Li L. (2018). Bias correction and projection of surface air temperature in LMDZ multiple simulation over central and eastern China. *Advances in Climate Change Research*, 9 : 81–92.
- Hastie, Tibshirani R. & Friedman J. (2009). The Elements of Statistical Learning. *Springer New York*, New York (Etats-Unis), 745 p.
- He X., Chaney N.W., Schleiss M. & Sheffield J. (2016). Spatial downscaling of precipitation using adaptable random forests. *Water Resource Research*, 52(10) : 8217–8237.
- Hergault V. (2011). Etude micro-structurelle du transport par charriage de mélanges bidisperses à forte pente. Thèse de Doctorat, Spécialité : Mécanique des fluides, Université de Grenoble (Grenoble, France), 189 p.
- Ho L.T.T., Dubus L., Felice M.D. & Troccoli A. (2020). Reconstruction of Multidecadal Country-Aggregated Hydro Power Generation in Europe Based on a Random Forest Model. *Energies*, 13(1786) : 1–17.

- Honma H. (1940). Coefficient of flow volume on low overflow weir. *Civil Engineering, JSCE*, 26(2) : 635–645.
- Horritt M.S. & Bates P.D. (2002). Evaluation of 1-D and 2-D numerical models for predicting river flood inundation. *Journal of Hydrology*, 268: 87 – 99
- Hountondji Y.C., De Longueville F. & Ozer P. (2011). Trends in extreme rainfall events in Benin (West Africa), 1960-2000. *Proceedings of the 1st International Conference on Energy, Environment and Climate Changes*, 26–27 Août 2011, Ho Chi Minh, Vietnam, pp 1–7.
- Hua L., Zhao T. & Zhong L. (2022). Future changes in drought over Central Asia under CMIP6 forcing scenarios. *Journal of Hydrology*, 43(101191) : 1–16.
- Idrissa S.A., Ambouta K.J.M., Adoum A. & Kadaoure I. (2017). Variabilité Spatiale et Tendance de Précipitations sur la Période 1981-2016 dans le Bassin Actif du Niger. *Cahiers du Centre Béninois de la Recherche Scientifique et Technique*, 11 : 37–56.
- IHA (2020). Hydropower statut report. Rapport final, 54 p.
- Ines A.V.M. & Hansen J.W. (2006). Bias correction of daily GCM rainfall for crop simulation studies. *Agricultural and Forest Meteorology*, 138 : 44–53.
- INS (2022). Recensement Général de la Population et de l’Habitat : Résultats globaux définitifs. 65 p. <https://plan.gouv.ci/assets/fichier/RGPH2021-RESULTATS-GLOBAUX-VF.pdf>.
- IPCC (2021). Summary for Policymakers, in: Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Rapport de synthèse, 332 p. https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg1/downloads/report/IPCC_AR6_WGI_SPM.pdf.
- IPCC (2022). Climate Change 2022: Impacts, Adaptation, and Vulnerability. Contribution of Working Group II to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Rapport de synthèse, 37 p. https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg2/downloads/report/IPCC_AR6_WGII_SummaryForPolicymakers.pdf.
- IPCC (2023). Climate Change 2023. Rapport de synthèse, 81p.
- Kasuri L. (2014). Modelling for Ecosystem Restoration Hydrodynamic Modelling of the Yolo Bypass Using HEC-RAS. Master Thesis, UNIVERSITY OF CALIFORNIA DAVIS (USA)

- Kavzoglu T. & Colkesen I. (2009). A kernel functions analysis for support vector machines for land cover classification. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 11(5) : 352–359.
- Kendall M.G. (1955). Rank Correlation Methods. 4th Edition, *Charles Griffin*, Londres (Angleterre), 202 p.
- Koffi B. (2022). Fonctionnement hydro-climatique du bassin versant de la rivière Lobo à Nibéhibé : Modélisation de la sédimentation dans la zone de captage pour l’approvisionnement en eau potable de la ville de Daloa (Centre-Ouest de la Côte d’Ivoire). Thèse de Doctorat, Spécialité : Hydraulique/Hydrosédimentologie, Université Jean Lorougnon Guédé (Daloa, Côte d’Ivoire), 214 p.
- Koffi B., Brou A.L., Kouadio K.J.O., Ebodé V.B., N’guessan K.J.-Y., Yangouliba G.I., Yaya K., Brou D. & Kouassi K.L. (2023). Impact of climate and land use/land cover change on Lobo reservoir inflow, West-Central of Côte d’Ivoire. *Journal of Hydrology : Regional studies*, 47(101417) : 1–24.
- Konate D., Didi S.R., Dje K.B., Diedhiou A., Kouassi K.L., Kamagate B., Paturel J.-E., Coulibaly H.S.J.-P., Kouadio C.A.K. & Coulibaly T.J.H. (2023). Observed Changes in Rainfall and Characteristics of Extreme Events in Côte d’Ivoire (West Africa). *Hydrology*, 10(5) : 1–15.
- Koné B., Dao A., Fadika V., Noufé D. & Kamagaté B. (2019). Effet de la Variabilité Pluviométrique sur les Écoulements de Surface dans le Bassin Versant de l’Agnéby au Sud-Est de la Côte d’Ivoire. *European Scientific Journal ESJ*, 15(27) : 1–19.
- Konin N.J.C., N’Go Y.A., Soro G.E., Ya K.F. & Goula B.T.A. (2021). Influence des facteurs hydro-morphostructuraux sur les inondations du bassin versant du fleuve San Pedro, Côte d’Ivoire. *Revue Ivoirienne des Sciences et Technologie* (37) : 106–122.
- Koua B.K., Koffi P.M.E., Gbaha P. & Touré S. (2015). Present status and overview of potential of renewable energy in Cote d’Ivoire. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 41 : 907–914.
- Kouadio Z.A., Kouakou K.E., Konan-Waidhet A.B., Goula B.T.A. & Savané I. (2015). Modélisation du comportement hydrologique du bassin versant du Boubo en milieu tropical humide de la Côte d’Ivoire par l’application du modèle hydrologique distribué CEQUEAU. *Afrique science*, 3(11) : 82–100.

- Kouassi K.L. (2007). Hydrologie, transport solide et modélisation de la sédimentation dans les lacs des barrages hydroélectriques de Côte d'Ivoire : Cas du lac de Taabo. Thèse de Doctorat, Option : Géosciences et Environnement, Université d'Abobo-Adjamé (Abidjan, Côte d'Ivoire), 204 p.
- Krizhevsky A., Sutskever I. & Hinton G.E. (2017). ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Communications of the ACM*, 60(6) : 84–90.
- Kuo B.-C., Ho H.-H., Li C.-H., Hung C.-C. & Taur J.-S. (2014). A Kernel-Based Feature Selection Method for SVM With RBF Kernel for Hyperspectral Image Classification. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(1) : 317–326.
- Kuusaana E.D., Ayurienga I., Eledi Kuusaana J.A., Kidido J.K. & Abdulai I.A. (2022). Challenges and Sustainability Dynamics of Urban Agriculture in the Savannah Ecological Zone of Ghana: A Study of Bolgatanga Municipality. *Frontiers in Sustainable Food Systems*, 6 : 1–19.
- Lalande M. (2023). Modélisation de la variabilité et des tendances climatiques dans les Hautes Montagnes d'Asie pour une meilleure compréhension de leurs impacts sur la cryosphère. Thèse de Doctorat, Université Grenoble Alpes (Grenoble, France), 258 p.
- Lawson C.L. (1977). Software for C1 Surface Interpolation. *Mathematical Software III*, 28-30 Mars 1997, Madison, Etats-Unis, pp 161–194.
- Lekka C., Petropoulos G.P. & Detsikas S.E. (2024). Appraisal of EnMAP hyperspectral imagery use in LULC mapping when combined with machine learning pixel-based classifiers. *Environmental Modelling & Software*, 173 : 1–10.
- Lenderink G., Buishand A. & Van Deursen W. (2007). Estimates of future discharges of the river Rhine using two scenario methodologies: Direct versus delta approach. *Hydrology and Earth System Sciences*, 11 : 1145–1159.
- Léon G.J. (2006). Utilisation conjointe de l'altimétrie spatiale et de la mesure in-situ pour la régionalisation du débit dans le Bassin Versant du Rio Negro. Thèse de Doctorat en hydrologie spatiale de l'Université Toulouse III (France). 189 p.
- Li X., Fang G., Wen X., Xu M. & Zhang Y. (2022). Characteristics analysis of drought at multiple spatiotemporal scale and assessment of CMIP6 performance over the Huaihe River Basin. *Journal of Hydrology*, 41(101103) : 1–19.

- Liu J., Duan Z., Jiang J. & Zhu A.-X. (2015). Evaluation of Three Satellite Precipitation Products TRMM 3B42, CMORPH, and PERSIANN over a Subtropical Watershed in China. *Advances in Meteorology*, 2015 : 1–13.
- Liu P., Choo K.-K.R., Wang L. & Huang F. (2017). SVM or deep learning? A comparative study on remote sensing image classification. *Soft Computing*, 21(23): 7053–7065.
- Macarrigue L.S., Bolfe É.L., Duverger S.G., Sano E.E., Caldas M.M., Ferreira M.C., Zullo Junior J. & Matias L.F. (2023). Land Use and Land Cover Classification in the Northern Region of Mozambique Based on Landsat Time Series and Machine Learning. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 12(8) : 1–27.
- Malhi Y., Roberts J.T., Betts R.A., Killeen T.J., Li W. & Nobre C.A. (2008). Climate Change, Deforestation, and the Fate of the Amazon. *Science*, 319(5860) : 169–172.
- Mann H.B. (1945). Nonparametric Tests Against Trend. *Econometrica*, 13(3) : 245–259.
- Marra F. (2023). Non-asymptotic Weibull tails explain the statistics of extreme daily precipitation. *Advances in Water Resources*, 173 : 1–8.
- Mathur A. & Foody G.M. (2008). Multiclass and Binary SVM Classification: Implications for Training and Classification Users. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 5(2): 241–245.
- McCartney M. (2009). Living with dams: managing the environmental impacts. *Water Policy*, 11(S1) : 121–139.
- McKee T.B., Doesken N.J. & Kleist J. (1993). The relationship of drought frequency and duration to time scales. *Eighth conference on applied climatology*, 17–22 Janvier 1993, Anaheim, Californie, pp 179–183.
- Mehmood M., Shahzad A., Zafar B., Shabbir A. & Ali N. (2022). Remote Sensing Image Classification: A Comprehensive Review and Applications. *Mathematical Problems in Engineering*, 2022(1) : 1–24.
- Mekonnen K., Velpuri N.M., Leh M., Akpoti K., Owusu A., Tinonetsana P., Hamouda T., Ghansah B., Paranamana T.P. & Munzimi Y. (2023). Accuracy of satellite and reanalysis rainfall estimates over Africa: A multi-scale assessment of eight products for continental applications. *Journal of Hydrology : Regional studies*, 49(101514): 1–25.

- Meledje N., Kouassi K., N'go Y., Kouassi K., Savane I. & Aka K. (2014). Caractérisation des apports sédimentaires et morphologie du lac du barrage hydroélectrique d'Ayame 1 (Sud-Est Côte d'Ivoire). *International Journal of Biological and Chemical Sciences*, 8(3) : 1–18.
- Mendez M., Maathuis B., Hein-Griggs D. & Alvarado-Gamboa L.-F. (2020). Performance Evaluation of Bias Correction Methods for Climate Change Monthly Precipitation Projections over Costa Rica. *Water*, 12(482) : 1–34.
- Meyer-Peter E. & Müller R. (1948). Formulas for Bed-Load transport. Hydraulic Engineering Reports. IAHSR 2nd meeting, Stockholm, appendix 2. PP 40-65.
- Miao C., Su L., Sun Q. & Duan Q. (2016). A nonstationary bias-correction technique to remove bias in GCM simulations. *Journal of Geophysical Research : Atmosphere*, 121 : 5718–5735.
- Michelangeli P.A., Vrac M. & Loukos H. (2009). Probabilistic downscaling approaches: Application to wind cumulative distribution functions. *Geophysical Research Letters*, 36(L11708) : 1-6.
- Milgram J., Cheriet M. & Sabourin R. (2006). “One against one” or “one against all”: Which one is better for handwriting recognition with SVMs? In: Suvisoft, pp. 181–186.
- Millard K. & Richardson M. (2015). On the Importance of Training Data Sample Selection in Random Forest Image Classification: A Case Study in Peatland Ecosystem Mapping. *Remote Sensing*, 7(7) : 8489–8515.
- MMPE (2017). Statistiques des activités. <https://energie.gouv.ci/energie/statistique-activites>.
- Molinier M. (1972). Note sur le régime hydrologique des rivières San-Pédro, Nero et Brime. Rapport prélimaire, Côte d'Ivoire, 62p.
- Monnier Y., Boni D., Hirschberger F., Cotten A.M., Hirschberger A., Berron H., Schmidt M., Coulibaly S., Hauhouot A., Filjeron J.-C., Koby A., Arnaud J.-C. & Ouata N. (1974). Découverte aérienne de la Côte d'Ivoire. *Éditions Photivoire*, Abidjan (Côte d'Ivoire), 220 p.
- Mortey E.M., Kouassi K.L., Diedhiou A., Anquetin S., Genoud M., Hingray B. & Kouame D.G.M. (2019). Sustainable Hydroelectric Dam Management in the Context of Climate Change: Case of the Taabo Dam in Côte D'Ivoire, West Africa. *Sustainability*, 11(18) : 1–32.

- Mountrakis G., Im J. & Ogole C. (2011). Support vector machines in remote sensing: A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66(3): 247–259.
- Muñoz P., Orellana-Alvear J., Willems P. & Célleri R. (2018). Flash-Flood Forecasting in an Andean Mountain Catchment—Development of a Step-Wise Methodology Based on the Random Forest Algorithm. *Water*, 10(1519) : 1–18.
- N'Dri W.K.C., Pistre S., Jourda J.P. & Kouamé K.J. (2019). Estimation of the Impact of Climate Change on Water Resources Using a Deterministic Distributed Hydrological Model in Côte d'Ivoire: Case of the Aghien Lagoon. *Journal of Geoscience and Environment Protection*, 7 : 74–91.
- N'Guessan Bi V.H. (2014). Modélisation markovienne du champ de précipitations et du mode d'occupation du sol pour une prévision du risque d'inondation à l'aide de la télédétection et des systèmes d'informations géographiques (SIG) : cas du département de Sinfra (Centre-Ouest de la Côte d'Ivoire). Thèse de Doctorat, Spécialité : Télédétection et SIG, Université Félix Houphouët Boigny (Abidjan, Côte d'Ivoire), 194 p.
- N'Guessan Bi V.H., Diedhiou A., Kouadio B.H., Koné A.B., Koffi K. & Affian K. (2018). Apport de la télédétection à l'analyse spatio-temporelle du mode d'alternance et d'occurrences des épisodes humides : apport des indices climatiques et chaînes de Markov : cas du district d'Abidjan. *Actes du 1er colloque international Nexus Eau Energie Alimentation et Habitat*, 12-14 Décembre 2018, Ouagadougou, Burkina Faso, pp 69–80.
- Navarro-Racines C., Tarapues J., Thornton P., Jarvis A. & Ramirez-Villegas J. (2020). High-resolution and bias-corrected CMIP5 projections for climate change impact assessments. *Scientific Data*, 7(7) : 1–15.
- New M., Hewiston B., David B., Tsiga S.A., Kruger A., Manhinsue A., Gomez B., Coelho C.A.S., Masisi D.N., Kalulanga E., Bulane E., Fortunata L., Mdoka M.L. & Lajoie R. (2006). Evidence of trends in daily climate extremes over Southern and West Africa. *Journal of Geophysical Research*, 111 : 1–11.
- Nghiem van T. (2014). Impact du changement du mode d'occupation des sols sur le fonctionnement hydrogéochimique des grands bassins versants : cas du bassin versant de l'Ain. Thèse de Doctorat, Spécialité : Science de la Terre, de l'Univers et de l'Environnement, Université de Grenoble (Grenoble, France), 235 p.

- Niemeyer J., Rottensteiner F. & Soergel U. (2014). Contextual classification of lidar data and building object detection in urban areas. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 87: 152–165.
- O’Neill B.C., Tebaldi C., Vuuren D.P.V., Eyring V., Friedlingstein P., Hurtt G., Knutti R., Kriegler E., Lamarque J.-F., Lowe J., Meehl G.A., Moss R., Riahi K. & Sanderson B.M. (2016). The Scenario Model Intercomparison Project (ScenarioMIP) for CMIP6. *Geoscientific Model Development*, 9 : 3461–3482.
- Obahoundje S., Diedhiou A., Dubus L., Alamou E.A., Amoussou E., Akpoti K. & Ofosu E.A. (2022a). Modeling climate change impact on inflow and hydropower generation of Nangbeto dam in West Africa using multi-model CORDEX ensemble and ensemble machine learning. *Applied Energy*, 325(119795) : 1–13.
- Obahoundje S., N’guessan Bi V.H., Diedhiou A., Kravitz B. & Moore J.C. (2022b). Influence of stratospheric aerosol geoengineering on temperature mean and precipitation extremes indices in Africa. *International Journal of Climate Change Strategies and Management*, 14(4) : 399–423.
- Obahoundje S., Nguessan Bi V.H., Kouassi K.L., Youan Ta M., Amoussou E. & Diedhiou A. (2020). Validation of Three Satellite Precipitation Products in Two South-Western African Watersheds: Bandama (Ivory Coast) and Mono (Togo). *Atmospheric and Climate Sciences*, 10 : 597–613.
- Obiefuna J., Adeaga O., Omojola A., Atagbaza A. & Okolie C. (2021). Flood risks to urban development on a coastal barrier landscape of Lekki Peninsula in Lagos, Nigeria. *Scientific African*, 12(e00787) : 1–17.
- Oguntunde P.G., Abiodun B.J. & Lischeid G. (2017). Impacts of climate change on hydro-meteorological drought over the Volta Basin, West Africa. *Global and Planetary Change*, 155 : 121–132.
- Olivera S. & Heard C. (2019). Increases in the extreme rainfall events: Using the Weibull distribution. *Environmetrics*, 30(4) : 205–223.
- Ouattara A.A., Krouba G.I.D., Kouakou A.C.A., Adopo A.I.R., Fauret P., Coulibaly B., Koffi Y.J.J., Kaudjhis J.P.A. & Courtin F. (2018). Pression anthropique et dynamique paysagère en zone de forêt ivoirienne dans la région de Méagui. *Tropicultura*, 36(2) : 183–194.

- Papalexiou S.M. & Koutsoyiannis D. (2013). Battle of extreme value distributions: A global survey on extreme daily rainfall. *Water Resource Research*, 49(1) : 187–201.
- Papon A. & Lemarchand R. (1973). Géologie et minéralisation du Sud-Ouest de la Côte d'Ivoire. Synthèse des travaux de l'opération SASCA (1962-1968). *Sodemi*, Abidjan (Côte d'Ivoire), 285 p.
- Parsons D., Stern D., Ndanguza D. & Sylla M.B. (2022). Evaluation of Satellite-Based Air Temperature Estimates at Eight Diverse Sites in Africa. *Climate*, 10(7) : 1–14.
- Peng P., Kumar A. & Dool H.V.D. (2002). An analysis of multimodel ensemble predictions for seasonal climate anomalies. *Journal of Geophysical Research*, 107(23) : 1–12.
- Phoophiwfa T., Chomphuwiset P., Prahadchai T., Park J.-S., Apichottanakul A., Theppang W. & Busababodhin P. (2024). Employing the generalized Pareto distribution to analyze extreme rainfall events on consecutive rainy days in Thailand's Chi watershed: implications for flood management. *Hydrology and Earth System Sciences*, 28(4) : 801–816.
- Plantier M. (2003). Prise en compte de caractéristiques physiques du bassin versant pour la comparaison des approches globale et semi-distribuée en modélisation pluie-débit. Mémoire pour l'obtention du diplôme d'Ingénieur de l'ENGEES et du DEA en Mécanique et Ingénierie des Sciences de l'eau de l'Université Louis Pasteur de Strasbourg (France). 72 p.
- Plecha S., Silva P., Oliveira A. & Dias J.M. (2011). Sediment transport modelling and morphological trends at a tidal inlet, sediment transport in aquatic environments. *Journal of coastal research*, 64(1): 1155–1159.
- Postadjian T., Le Bris A., Sahbi H., & Mallet C. (2018). Classification à très large échelle d'images satellites à très haute résolution spatiale par réseaux de neurones convolutifs. *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection* (217-218) : 73–86.
- Poterie A. (2018). Arbres de décision et forêts aléatoires pour variables groupées. Thèse de Doctorat, Spécialité : Statistiques, Université Bretagne Loire (Rennes, France), 156p.
- Prieto C., Vine N.L., Kavetski D., Garcia E. & Medina R. (2019). Flow prediction in ungauged catchments using probabilistic Random Forests regionalization and new statistical adequacy tests. *Water Resource Research*, 55(5) : 4364–4392.

- Probst P., Wright M.N. & Boulesteix A.-L. (2019). Hyperparameters and tuning strategies for random forest. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, 9(3) : 1–19.
- Rahase S., Pawar P.B., Deshmukh S., Sthool V.A. & Bagade S.V. (2023). Assessment of drought in Ahmednagar district using Standardized Precipitation Index (SPI). *The Pharma Innovation Journal*, 12(2) : 1377–1384.
- Rakotoarison H.L. (2007). Méthode et outil de génération automatique de modèle pour l'optimisation fortement contrainte des microsystemes magnétiques. Thèse de Doctorat en Génie Electrique de l'Université Joseph Fourier. Antananarivo (Madagascar). 182 p.
- Reddy B.H., Vickram A.S. & Karthikeyan P.R. (2024). Classification of fire and smoke images using random forest algorithm in comparison with decision tree to measure accuracy, precision, recall, F-score. *AIP Conference Proceedings*, 1-2 Décembre 2021, pp 1–5.
- Renaud J. (2004). Mise en place du modèle agri-environnemental SWAT sur le bassin versant du Mercube (Haute-Savoie) : Vers une modélisation des transferts de phosphore, 75 p.
- Ringard J. (2017). Estimation des précipitations sur le plateau des Guyanes par l'apport de la télédétection satellite. Thèse de Doctorat, Université de Guyane (Guyane, France), 200 p.
- Rosa E.A. & Dietz T. (2012). Human drivers of national greenhouse-gas emissions. *Nature Climate Change*, 2(8) : 581–586.
- Rosmanna T., Domínguez E. & Chavarro J. (2016). Comparing trends in hydrometeorological average and extreme data sets around the world at different time scales. *Journal of Hydrology : Regional studies*, 5 : 200–212.
- Saadi M., Oudin L. & Ribstein P. (2019). Random Forest Ability in Regionalizing Hourly Hydrological Model Parameters. *Water*, 11(1540) : 1–22.
- Saha U. & Sateesh M. (2022). Rainfall extremes on the rise: Observations during 1951–2020 and bias-corrected CMIP6 projections for near- and late 21st century over Indian landmass. *Journal of Hydrology*, 608(127682) : 1–16.
- Sánchez A. (2011). A Non-Equilibrium Sediment Transport Model for Coastal Inlets and Navigation Channels. *Journal of Coastal Research*, 59 : 39–48.
- Sanchez M. (2006). Settling velocity of the suspended sediment in three high-energy environments. *Ocean Engineering*, 33(5) : 665–678.

- Sang Y.-F., Wang Z. & Liu C. (2014). Comparison of the MK test and EMD method for trend identification in hydrological time series. *Journal of Hydrology*, 510 : 293–298.
- Schwarz D.F., König I.R. & Ziegler A. (2010). On safari to Random Jungle: a fast implementation of Random Forests for high-dimensional data. *Bioinformatics*, 26(14) : 1752–1758.
- Seguin N. (2002). Modélisation et simulation numérique des écoulements diphasiques. Thèse de Doctorat, Spécialité : Mathématiques appliquées, Université de Provence (Marseille, France), 229p.
- Seinfeld J.H. & Pandis S.N. (2016). Atmospheric Chemistry and Physics: From Air Pollution to Climate Change, 3rd Edition. *Wiley & Sons*, New Jersey (Etats-Unis), 1152 p.
- Sessa V., Assoumou E., Bossy M. & Simões S.G. (2021). Analyzing the Applicability of Random Forest-Based Models for the Forecast of Run-of-River Hydropower Generation. *Clean Technologies*, 3 : 858–880.
- Shabbir A., Ali N., Ahmed J., Zafar B., Rasheed A., Sajid M., Ahmed A. & Dar S.H. (2021). Research Article Satellite and Scene Image Classification Based on Transfer Learning and Fine Tuning of ResNet50. *Mathematical Problems in Engineering*, 2021 : 1–18.
- Shewchuk J.R. (1996). Triangle: Engineering a 2D quality mesh generator and Delaunay triangulator. *Applied Computational Geometry Towards Geometric Engineering*, 27-28 Mai 1996, Philadelphie, Etats-Unis, pp 203–222.
- Sheykhmousa M., Kerle N., Kuffer M. & Ghaffarian S. (2019). Post-Disaster Recovery Assessment with Machine Learning-Derived Land Cover and Land Use Information. *Remote Sensing*, 11(10) : 1–20.
- Shmilovici A. (2023). Support Vector Machines. In: *Machine Learning for Data Science Handbook: Data Mining and Knowledge Discovery Handbook*. Springer, Cham, Cham (Suisse) : 93–110.
- Shrestha S., Shrestha M. & Babel M.S. (2015). Assessment of climate change impact on water diversion strategies of Melamchi Water Supply Project in Nepal. *Theoretical Applied Climatology*, 128 : 311–323.
- Singh V. (2001). Kinematic wave modelling in water resources: A historical perspective. *Hydrological Processes*, 15: 671–706.

- Singirankabo E. & Iyamuremye E. (2022). Modelling extreme rainfall events in Kigali city using generalized Pareto distribution. *Meteorological Applications*, 29(4) : 1–12.
- Singla C., Aggarwal R., Kaur S. & Sharma (2023). Analysis of meteorological parameter changes using Mann-Kendall statistical tests in Indian Punjab. *MAUSAM*, 74(1) : 207–213.
- Snelder T.H., Lamouroux N., Leathwick J.R., Pella H., Sauquet E. & Shankar U. (2009). Predictive mapping of the natural flow regimes of France. *Journal of Hydrology*, 373(1–2) : 57–67.
- Soro G.E., Dao A., Fadika V., Goula B.T.A. & Srohorou B. (2016). Estimation des pluies journalières extrêmes supérieures à un seuil en climat tropical : cas de la Côte d’Ivoire. *Géographie Physique et Environnement*, 10 : 211–227.
- Stoker J.J. (1957). *Water Waves the Mathematical Theory With Applications*. Interscience Publishers, Inc., 609.
- Sultan B., Oettli P. & Baron C. (2009). D 3.1 In Assessment of potential use of climatic forecasts and Trends in crop and rangeland (vegetation) productivity predicted for climate change scenarios: project no. 004089. Rapport final, CIRAD, 16 p. https://agritrop.cirad.fr/562183/1/document_562183.pdf.
- Sultana Z., Sieg T., Kellermann P., Müller M. & Kreibich H. (2018). Assessment of Business Interruption of Flood-Affected Companies Using Random Forests. *Water*, 10(1049) : 1–16.
- Sun Z., Wang C., Wang H. & Li J. (2013). Learn multiple-kernel SVMs for domain adaptation in hyperspectral data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 10(5) : 1224–1228.
- Szegedy C., Liu W., Jia Y., Sermanet P., Reed S., Anguelov D., Erhan D., Vanhoucke V. & Rabinovich A. (2015). Going deeper with convolutions. *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 7–12 Juin 2015, Boston, Etats-Unis, pp 1–9.
- Teutschbein C. & Seibert J. (2012). Bias correction of regional climate model simulations for hydrological climate-change impact studies: review and evaluation of different methods. *Journal of Hydrology*, 456–457 : 12–29.

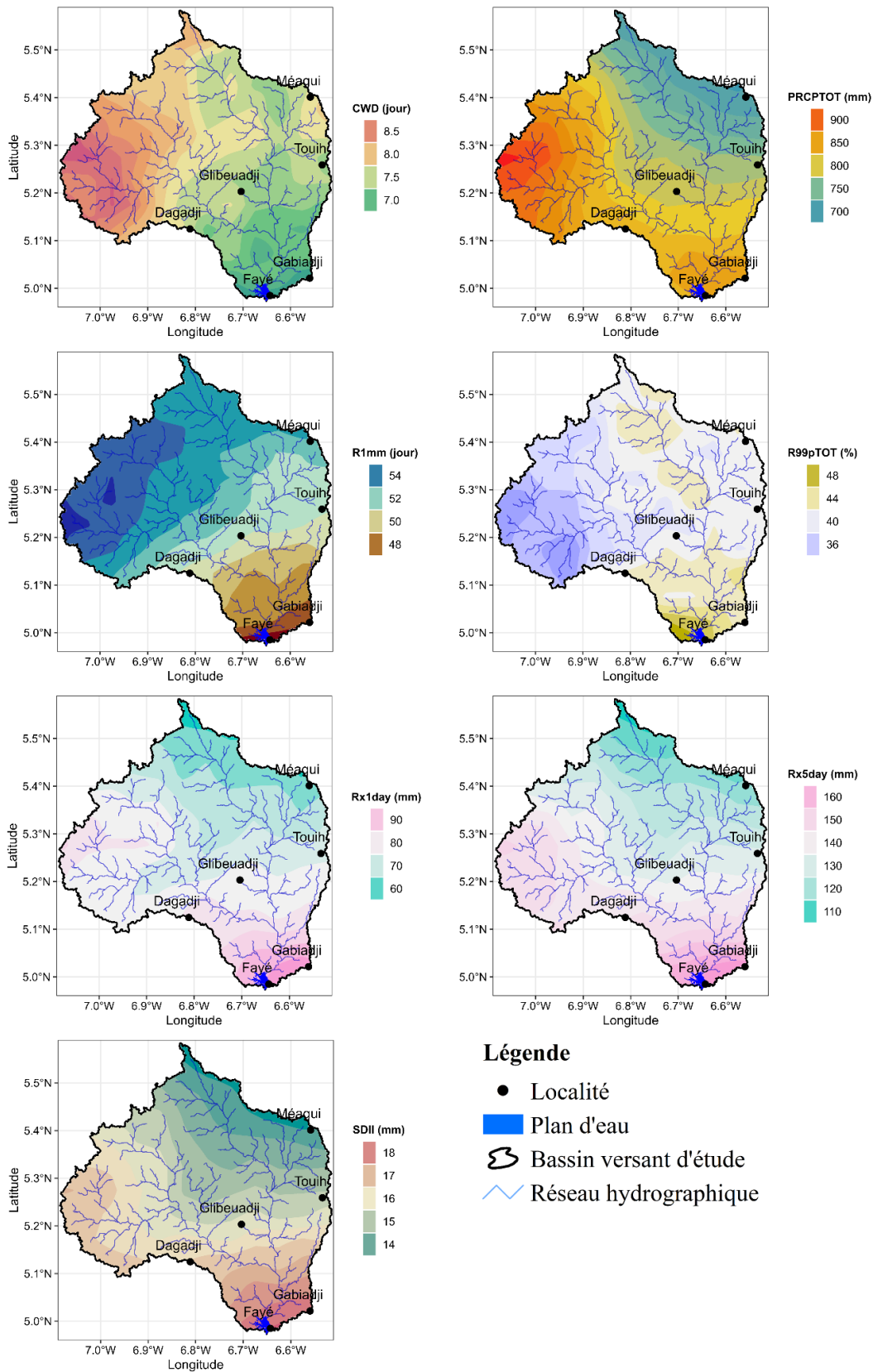
- Therneau T.M. & Atkinson E.J. (1997). An introduction to recursive partitioning using the RPART routines. Rapport technique, Fondation Mayo, 60 p. <https://stat.ethz.ch/R-manual/R-patched/library/rpart/doc/longintro.pdf>.
- Tobin I., Vautard R., Balog I., Bréon F.M., Jerez S., Ruti P.M., Thais F., Vrac M. & Yiou P. (2015). Assessing climate change impacts on European wind energy from ENSEMBLES high resolution climate projections. *Climatic Change*, 128 : 99-112.
- Tomislav Hengl (2018). Global DEM derivatives at 250 m, 1 km and 2 km based on the MERIT DEM. Doi: 10.5281/zenodo.1447210.
- Touao K.M.G., Kouamé Y.M., Mélédje N.H., Sékongo G.L. & Soro G.E. (2018). Impacts of land cover changes and climate changes over the Davo River basin, Côte d'Ivoire. *European Scientific Journal*, 14(33) : 408–428.
- Tramblay Y., Ruelland D., Somot S., Bouaicha R. & Servat S. (2013). High-resolution Med-CORDEX regional climate model simulations for hydrological impact studies : a first evaluation of the ALADIN-Climate model in Morocco. *Hydrology and Earth System Sciences*, 17 : 3721–3739.
- Try S., Tanaka S., Tanaka K., Sayama T., Khujanazarov T. & Oeurng C. (2022). Comparison of CMIP5 and CMIP6 GCM performance for flood projections in the Mekong River Basin. *Journal of Hydrology*, 40(101035) : 1–19.
- Tyralis H., Papacharalampous G. & Langousis A. (2019). A Brief Review of Random Forests for Water Scientists and Practitioners and Their Recent History in Water Resources. *Water*, 11(910) : 1–37.
- UNFCCC (2023). COP28 Agreement Signals “Beginning of the End” of the Fossil Fuel Era. <https://unfccc.int/news/cop28-agreement-signals-beginning-of-the-end-of-the-fossil-fuel-era>.
- UNWWD (2020). Rapport mondial des Nations Unies sur la mise en valeur des ressources en eau 2020 : l'eau et les changements climatiques. *Organisation des Nations Unies pour l'éducation, la science et la culture*, Paris (France), 259 p.
- Van Rijn L. (2007). Unified View of Sediment Transport by Currents and Waves. II: Suspended Transport. *Journal of Hydraulic Engineering*, 133(6): 668–689

- Vapnik V. (1998). The Support Vector Method of Function Estimation. In: *Nonlinear Modeling: Advanced Black-Box Techniques*, eds. Suykens J.A.K. & Vandewalle J., Springer US, pp. 55–85.
- Verdin A.P., Funk C., Peterson P.J., Landsfeld M.F., Tuholske C. & Grace K. (2020). Development and validation of the CHIRTS-daily quasi-global high-resolution daily temperature dataset. *Scientific Data*, 7(303) : 1–14.
- Vicente-Serrano S.M., Beguería S. & López-Moreno J.I. (2010). A Multiscalar Drought Index Sensitive to Global Warming: The Standardized Precipitation Evapotranspiration Index. *Journal of Climate*, 23(7) : 1696–1718.
- Vidal I. (2014). A Bayesian analysis of the Gumbel distribution: an application to extreme rainfall data. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 28(3) : 571–582.
- Vincendon B.A. (2010). Apport des modèles météorologiques de résolution kilométrique pour la prévision des crues rapides méditerranéennes : vers une prévision d'ensemble des débits en région Cévennes-Vivarais. Thèse de Doctorat en hydrométéorologie de l'Université Toulouse III (France), 190 p.
- Vrac M., Noël T. & Vautard R. (2016). Bias correction of precipitation through Singularity Stochastic Removal: Because Occurrences matter. *Journal of Geophysical Research : Atmosphere*, 121: 5237–5258.
- Wang H., Xiao W., Wang Y., Zhao Y., Lu F., Yang M., Hou B. & Yang H. (2019). Assessment of the impact of climate change on hydropower potential in the Nanliujiang River basin of China. *Energy*, 167 : 950–959.
- Wang L. (2005). *Support Vector Machines: Theory and Applications*. Springer Berlin, Heidelberg, Berlin, Allemagne, 431.
- Wang Z., Lai C., Chen X., Yang B., Zhao S. & Bai X. (2015). Flood hazard risk assessment model based on random forest. *Journal of Hydrology*, 527 : 1130–1141.
- Weigel A.P., Knutti R., Liniger M.A. & Appenzeller C. (2010). Risks of Model Weighting in Multimodel Climate Projections. *Journal of Climate*, 23 : 4175–4191.
- WMO & GWP (2016). Handbook of drought indicators and indices, OMM-N° 1173. *World Meteorological Organization*, Genève (Suisse), 52 p.

- Wu Y., Yang X., Plaza A., Qiao F., Gao L., Zhang B. & Cui Y. (2016). Approximate computing of remotely sensed data: SVM hyperspectral image classification as a case study. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9(12): 5806–5818.
- Xiong Y., Ta Z., Gan M., Yang M., Chen X., Yu R., Disse M. & Yu Y. (2021). Evaluation of CMIP5 Climate Models Using Historical Surface Air Temperatures in Central Asia. *Atmosphere*, 12(308) : 1–11.
- Xu Y. & Goodacre R. (2018). On Splitting Training and Validation Set: A Comparative Study of Cross-Validation, Bootstrap and Systematic Sampling for Estimating the Generalization Performance of Supervised Learning. *Journal of Analysis and Testing*, 2 : 249–262.
- Yacé I. (2002). Initiation à la géologie : l'exemple de la Côte d'Ivoire et de l'Afrique de l'Ouest. *Edition CEDA*, Abidjan (Côte d'Ivoire), 183 p.
- Yangouliba G.I., Koch H., Liersch S., Sintondji L.O., Sidibé M., Larbi I., Limantol A.M., Yira Y., Dipama J.-M. & Kwawuvi D. (2022). Impacts of hydro-climatic trends and upstream water management on hydropower generation at the Bagré dam. *Journal of Water and Climate Change*, 13(6) : 2400–2413.
- Yao A.B., Kouassi K.L., Kouakou K.E., Goula B.T.A. & Gaye A.T. (2019). Évaluation des impacts potentiels des changements climatiques sur les écoulements de la rivière Lobo, Centre-Ouest de la Côte d'Ivoire. *Afrique science*, 4(1813–548X) : 330–342.
- Yao K.L., Kouakou K.E., Kouassi A.M., Deguy A.J.P. & Camara M. (2023). Analysis of Land Use Change in the N'ZI Watershed of Côte d'Ivoire Using Landsat Satellite Images. *Earth and Space Science*, 10(3) : 1–16.
- Yapo A.L.M., Diawara A., Kouassi B.K., Yoroba F., Sylla M.B., Kouadio K., Tiémoko D.T., Koné D.I., Akobé E.Y. & Yao K.P.A.T. (2020). Projected changes in extreme precipitation intensity and dry spell length in Côte d'Ivoire under future climates. *Theoretical and Applied Climatology*, 140 : 871–889.
- Yu L., Liang L., Wang J., Zhao Y., Cheng Q., Hu L., Liu S., Yu L., Wang X., Zhu P., Li X., Xu Y., Li C., Fu W., Li X., Li W., Liu C., Cong N., Zhang H., Sun F., Bi X., Xin Q., Li D., Yan D., Zhu Z., Goodchild M.F. & Gong P. (2014). Meta-discoveries from a synthesis

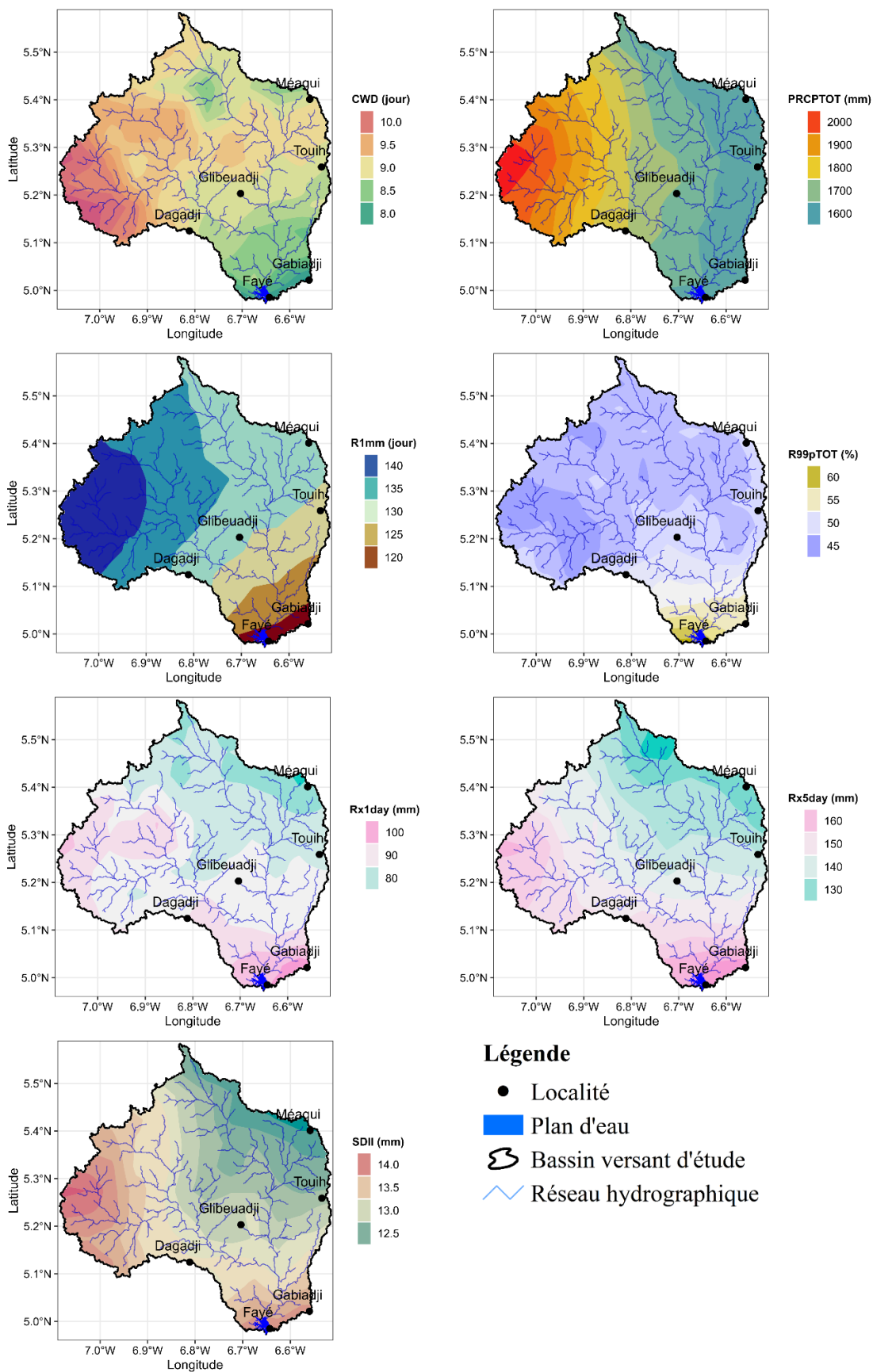
- of satellite-based land-cover mapping research. *International Journal of Remote Sensing*, 35(13) : 4573–4588.
- Zavattero E. (2019). Integration of surface water modeling in a decision support system: application to the Lower Var Valley, France. Thèse de Doctorat, Spécialité : Science de l'ingénieur, Université Côte d'Azur (Nice, France), 310p.
- Zhang Y., Chiew F.H.S., Li M. & Post D. (2018). Predicting Runoff Signatures Using Regression and Hydrological Modeling Approaches. *Water Resource Research*, 54(10) : 7859–7878.
- Zhang Y., Wang P., Chen Y., Yang J., Wu D., Ma Y., Huo Z. & Liu S. (2023). The optimal time-scale of Standardized Precipitation Index for early identifying summer maize drought in the Huang-Huai-Hai region, China. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 46(101350) : 1–16.
- Zhao N., Jiao Y. & Zhang L. (2022). Projections of precipitation change from CMIP6 based on a new downscaling method in the Poyang Lake basin, China. *Journal of Hydrology*, 42(101138) : 1–15.
- Ziegler A. & König I.R. (2014). Mining data with random forests: current options for real-world applications. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, 4(1) : 55–63.

ANNEXES



Annexe 1: distribution spatiale des indices de pluie à l'échelle annuelle sur la période 1990-

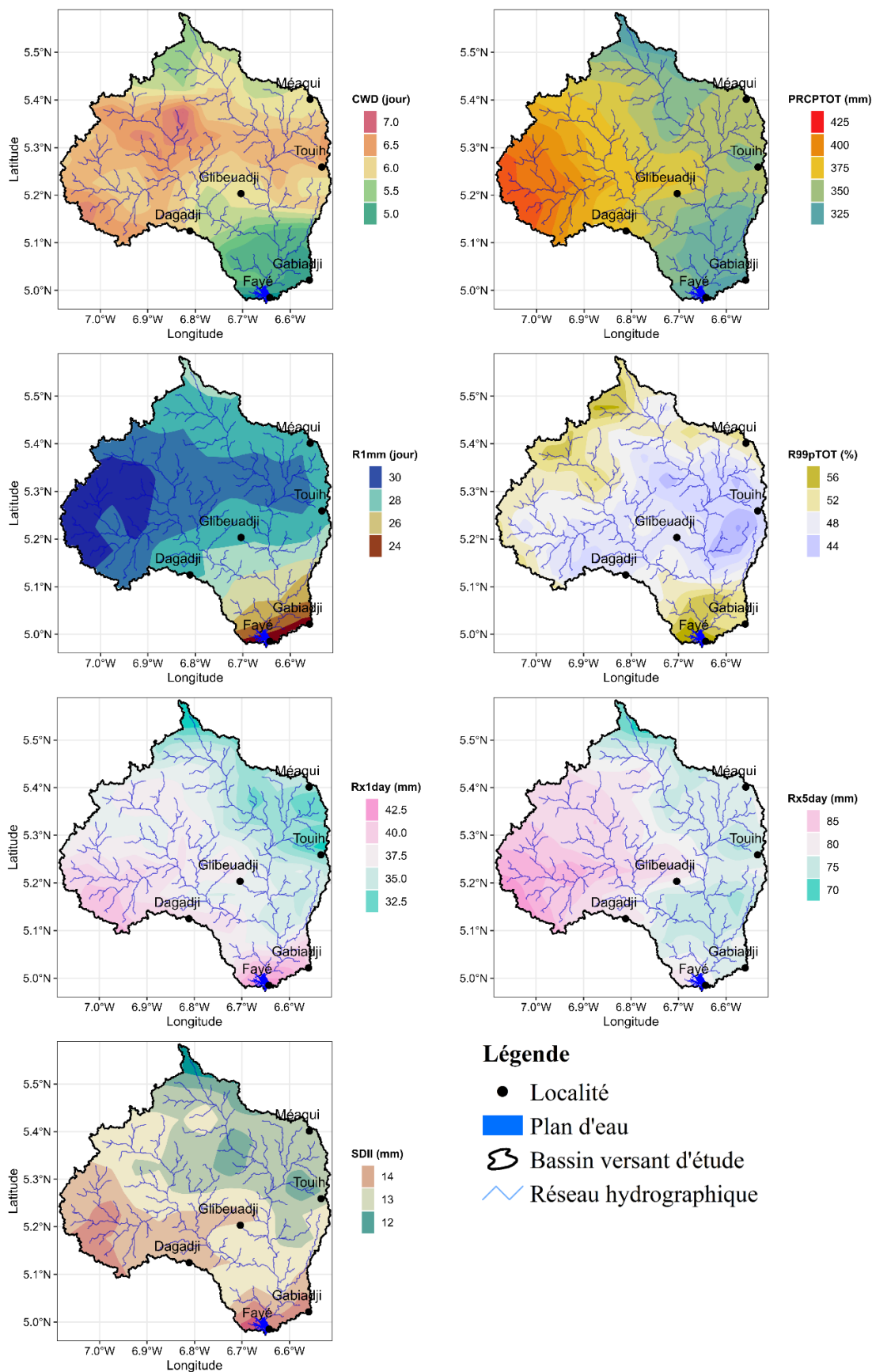
2014



Légende

- Localité
- Plan d'eau
- ⊂ Bassin versant d'étude
- ⚡ Réseau hydrographique

Annexe 2 : distribution spatiale des indices de pluie à l'échelle de la GSP sur la période 1990-2014

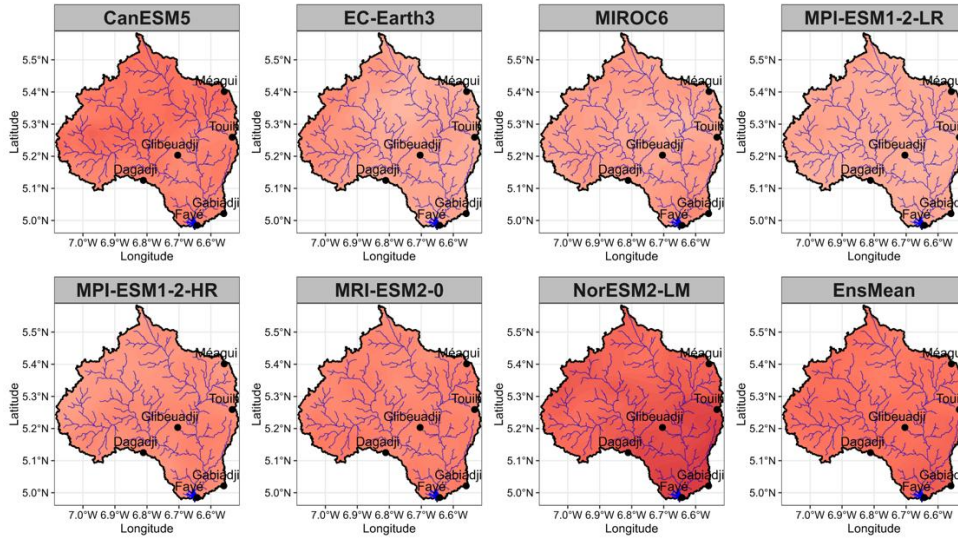


Légende

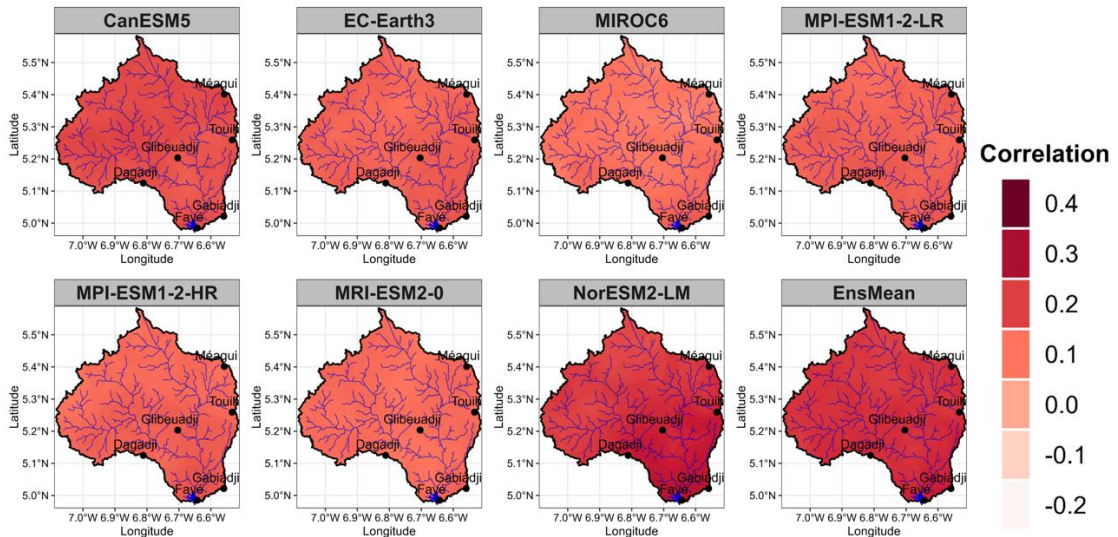
- Localité
- Plan d'eau
- ⊃ Bassin versant d'étude
- ⚡ Réseau hydrographique

Annexe 3 : distribution spatiale des indices de pluie à l'échelle de la PSP sur la période 1990-

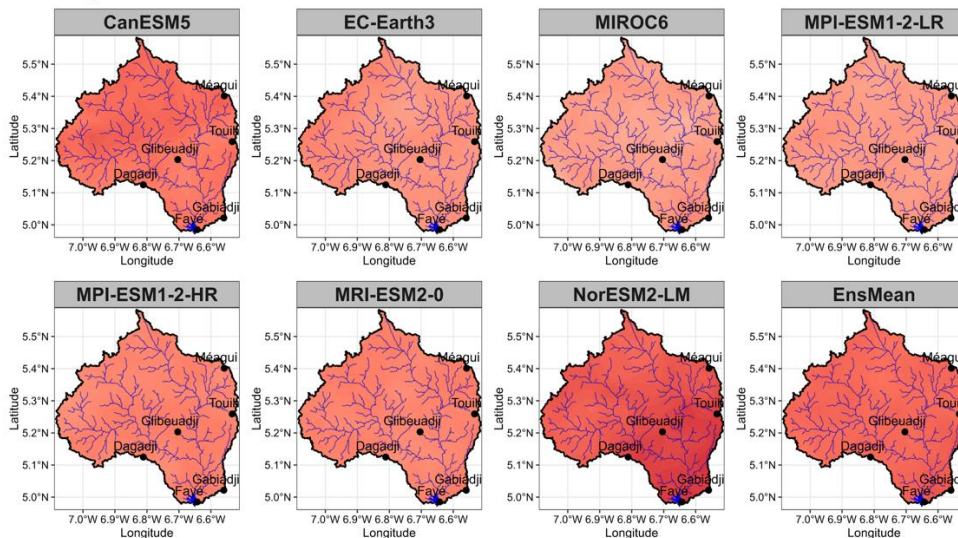
CDFt



Delta

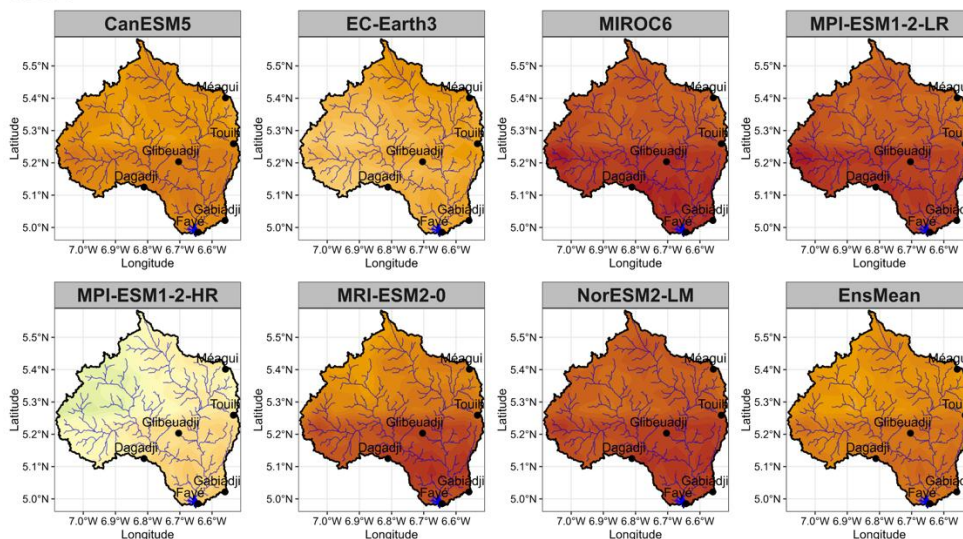


Scaling

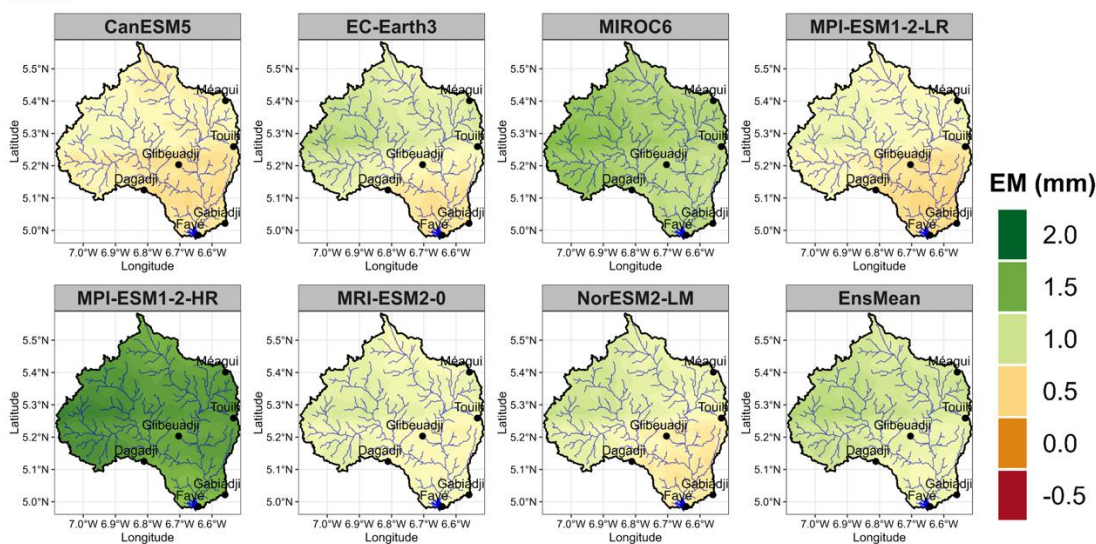


Annexe 4 : distribution spatiale du coefficient de corrélation pour les méthodes CDFt, delta et Scaling au cours de la calibration (2011-2014) à l'échelle journalière

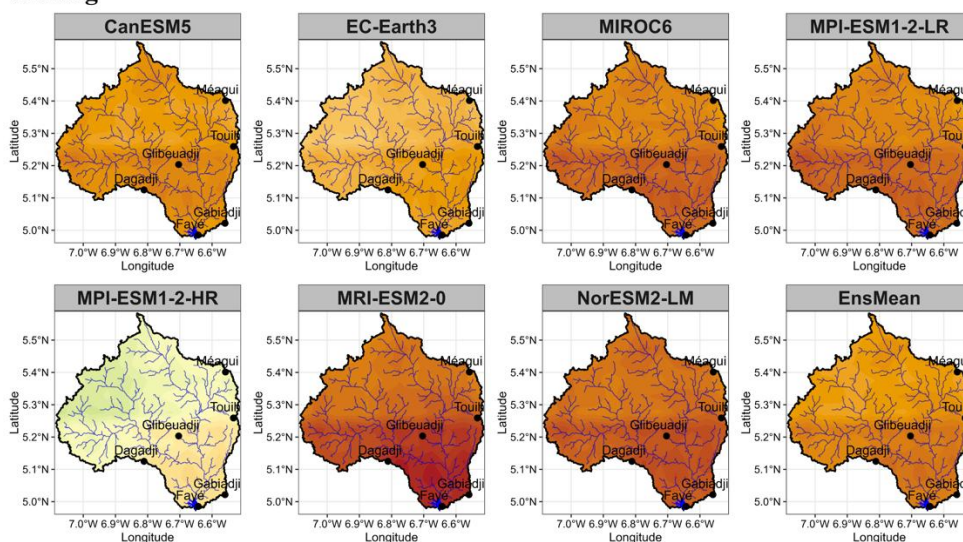
CDFt



Delta

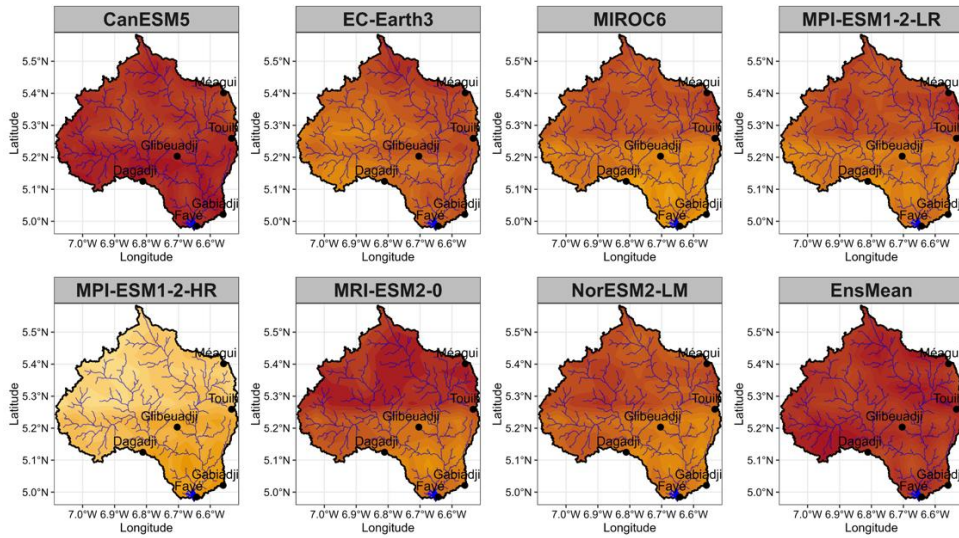


Scaling

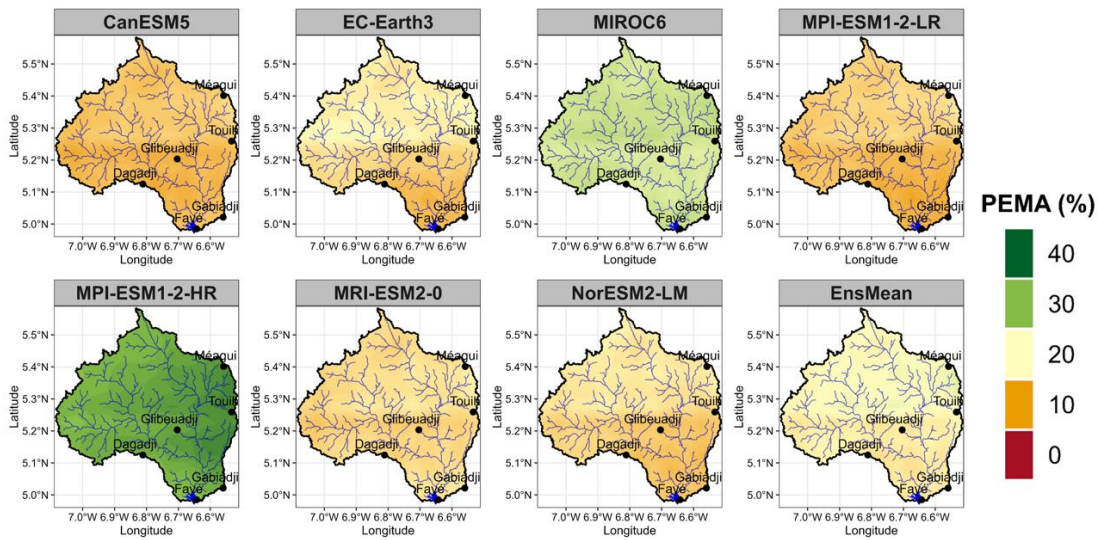


Annexe 5 : distribution spatiale de l'erreur moyenne pour les méthodes CDFt, delta et Scaling au cours de la calibration (2011-2014) à l'échelle journalière

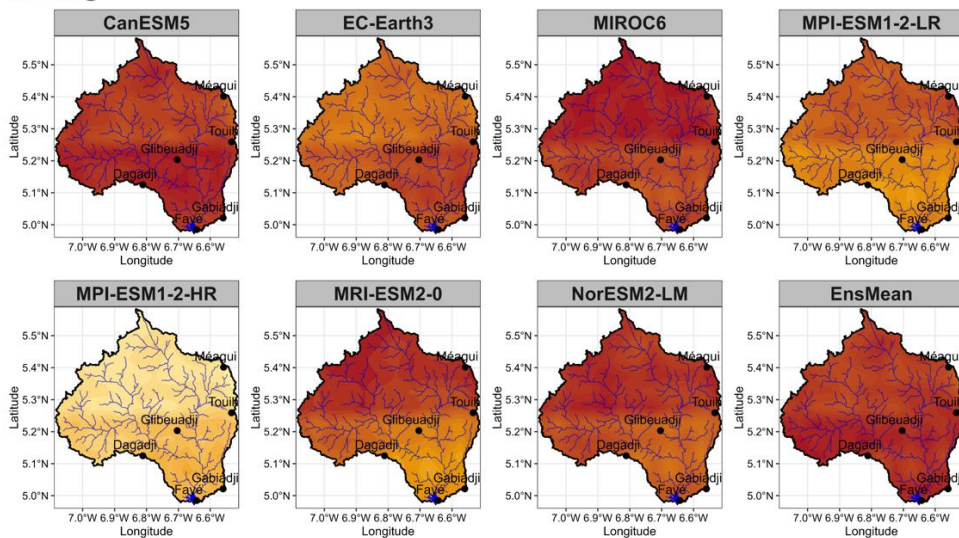
CDFt



Delta

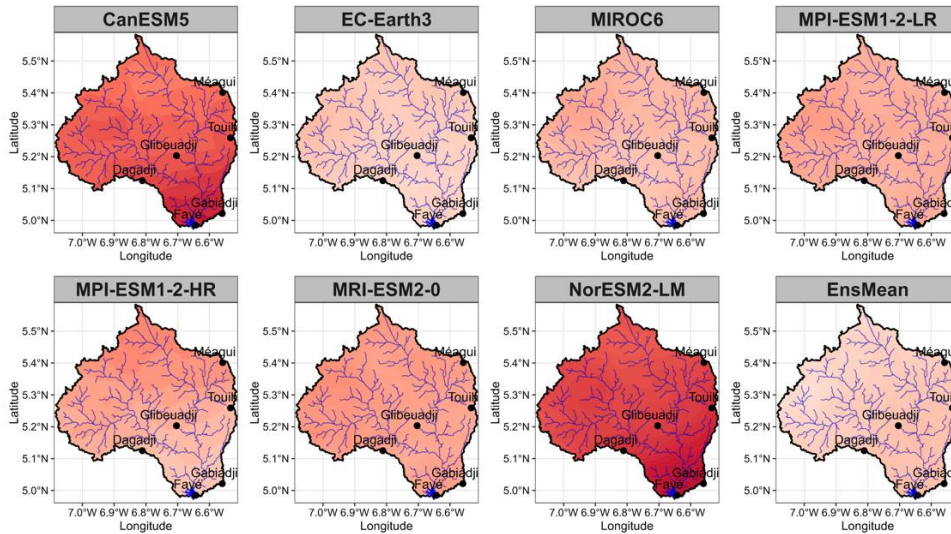


Scaling

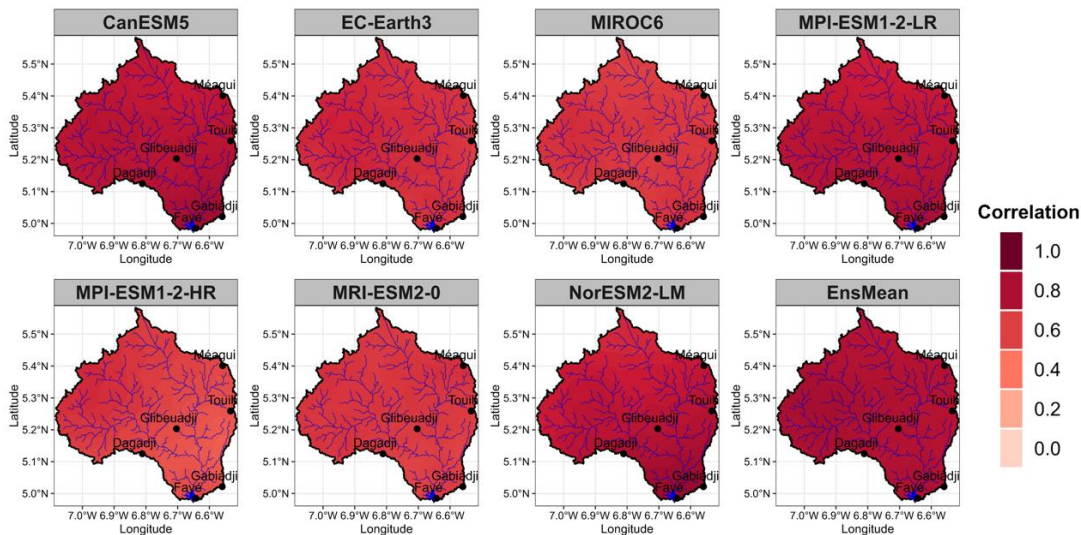


Annexe 6 : distribution spatiale du pourcentage d'erreur moyenne absolue pour les méthodes CDFt, delta et Scaling au cours de la calibration (2011-2014) à l'échelle journalière

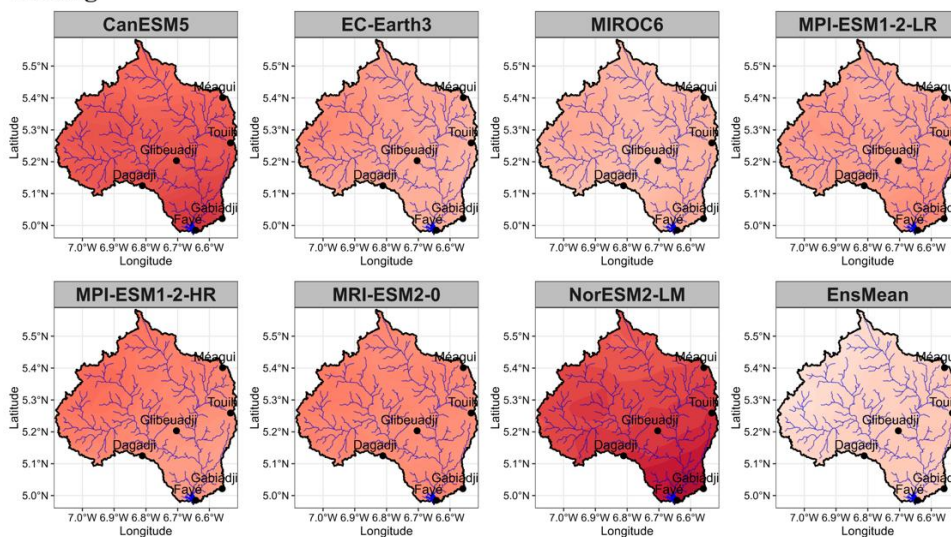
CDFt



Delta

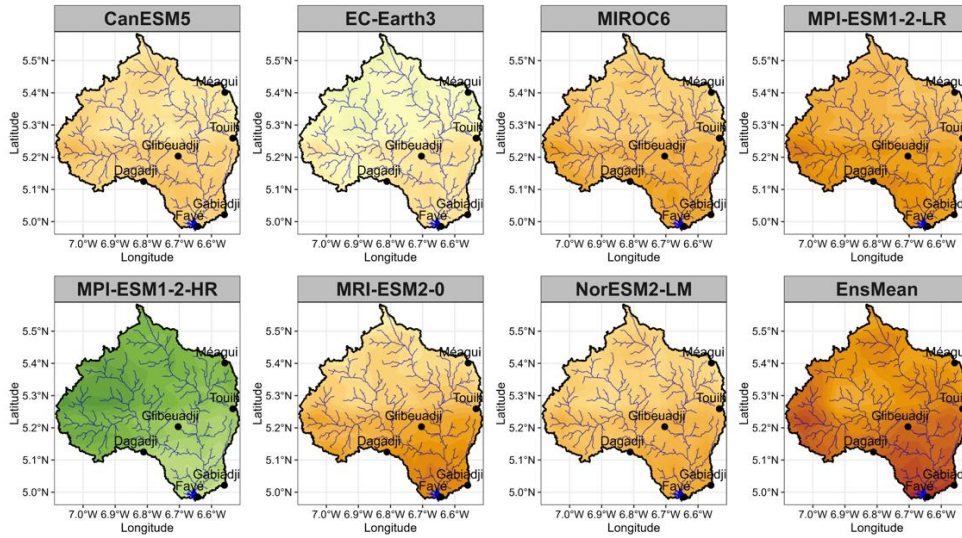


Scaling

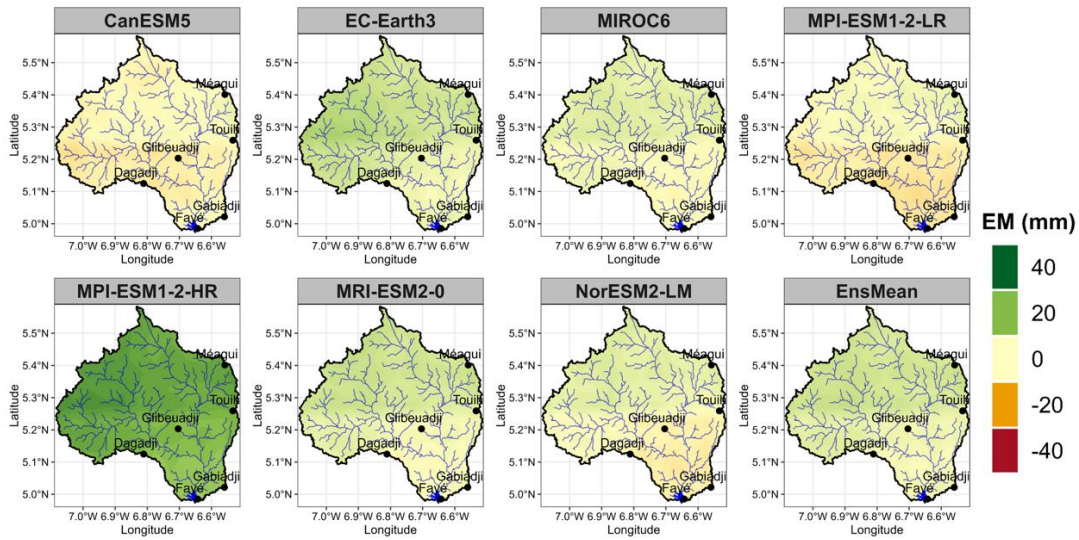


Annexe 7 : distribution spatiale du coefficient de corrélation pour les méthodes CDFt, delta et Scaling au cours de la calibration (2011-2014) à l'échelle mensuelle

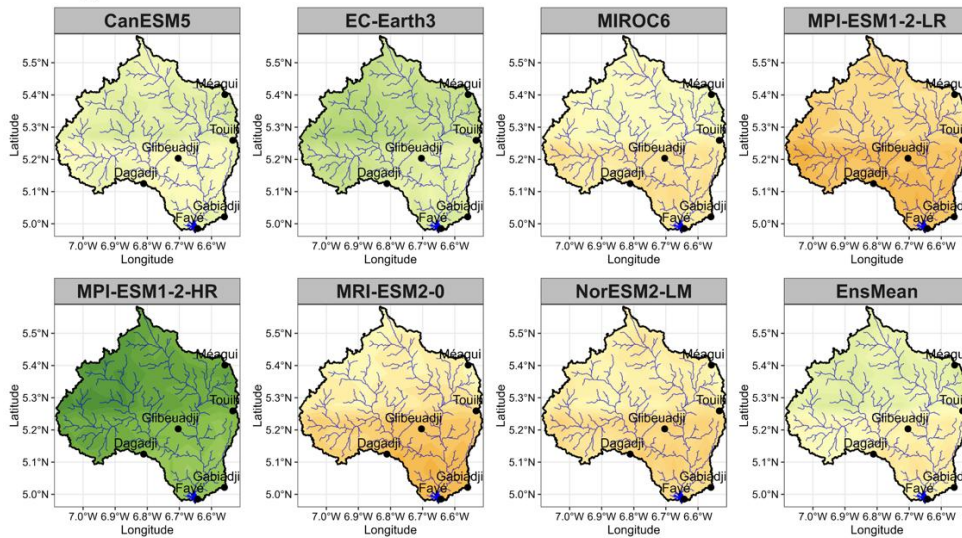
CDFt



Delta

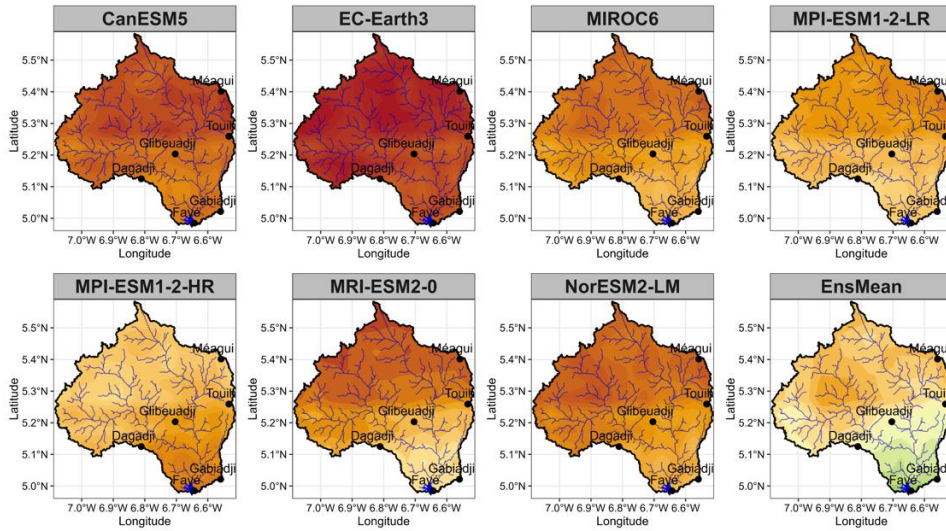


Scaling

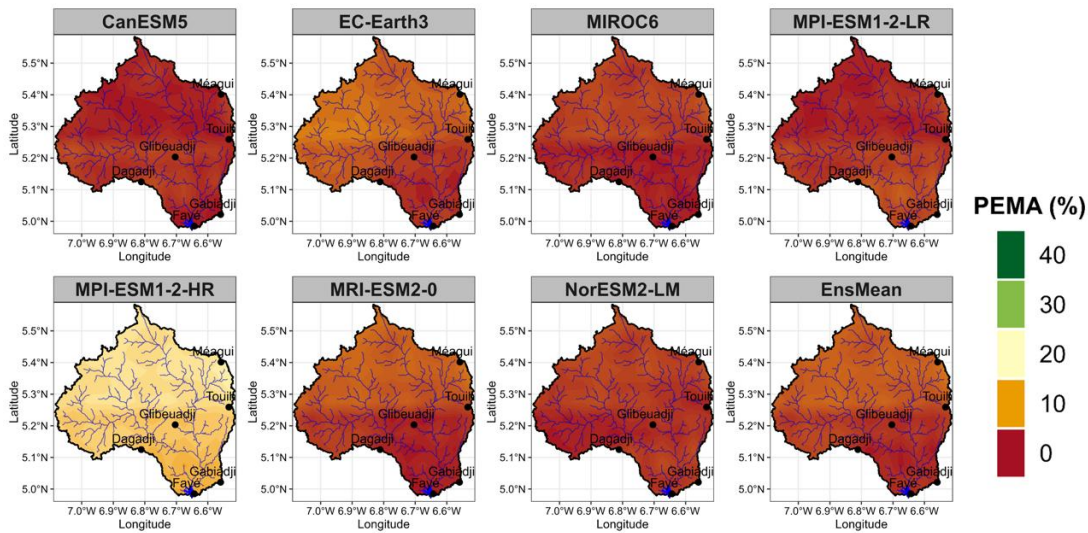


Annexe 8 : distribution spatiale de l'erreur moyenne pour les méthodes CDFt, delta et Scaling au cours de la calibration (2011-2014) à l'échelle mensuelle

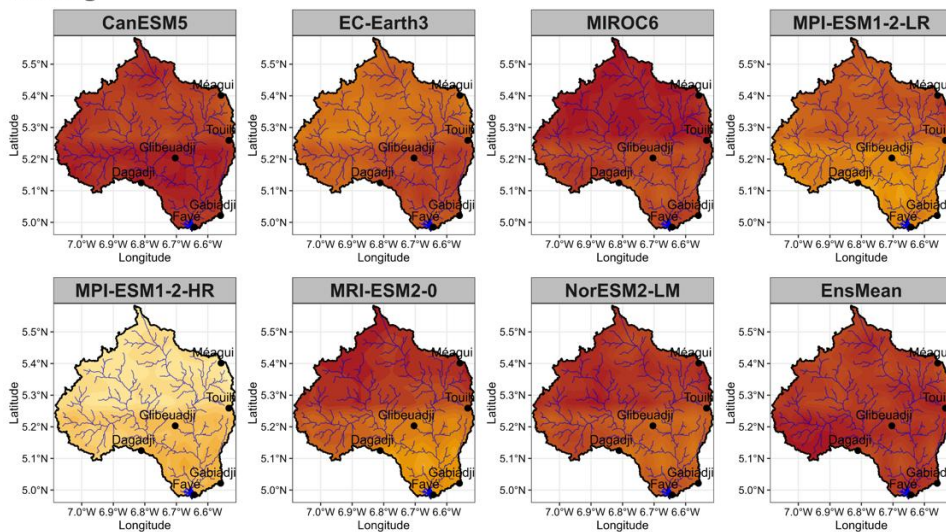
CDFt



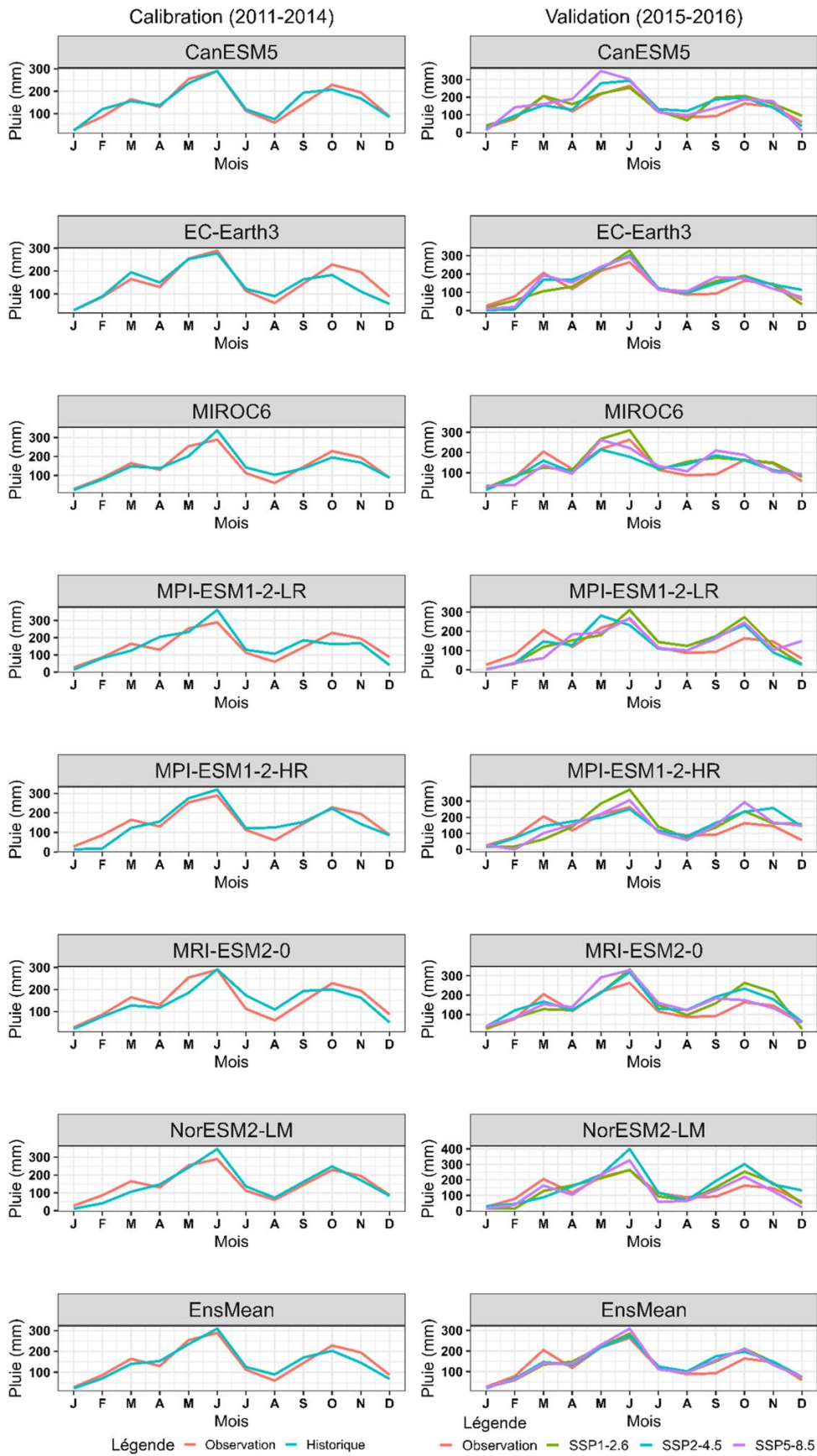
Delta



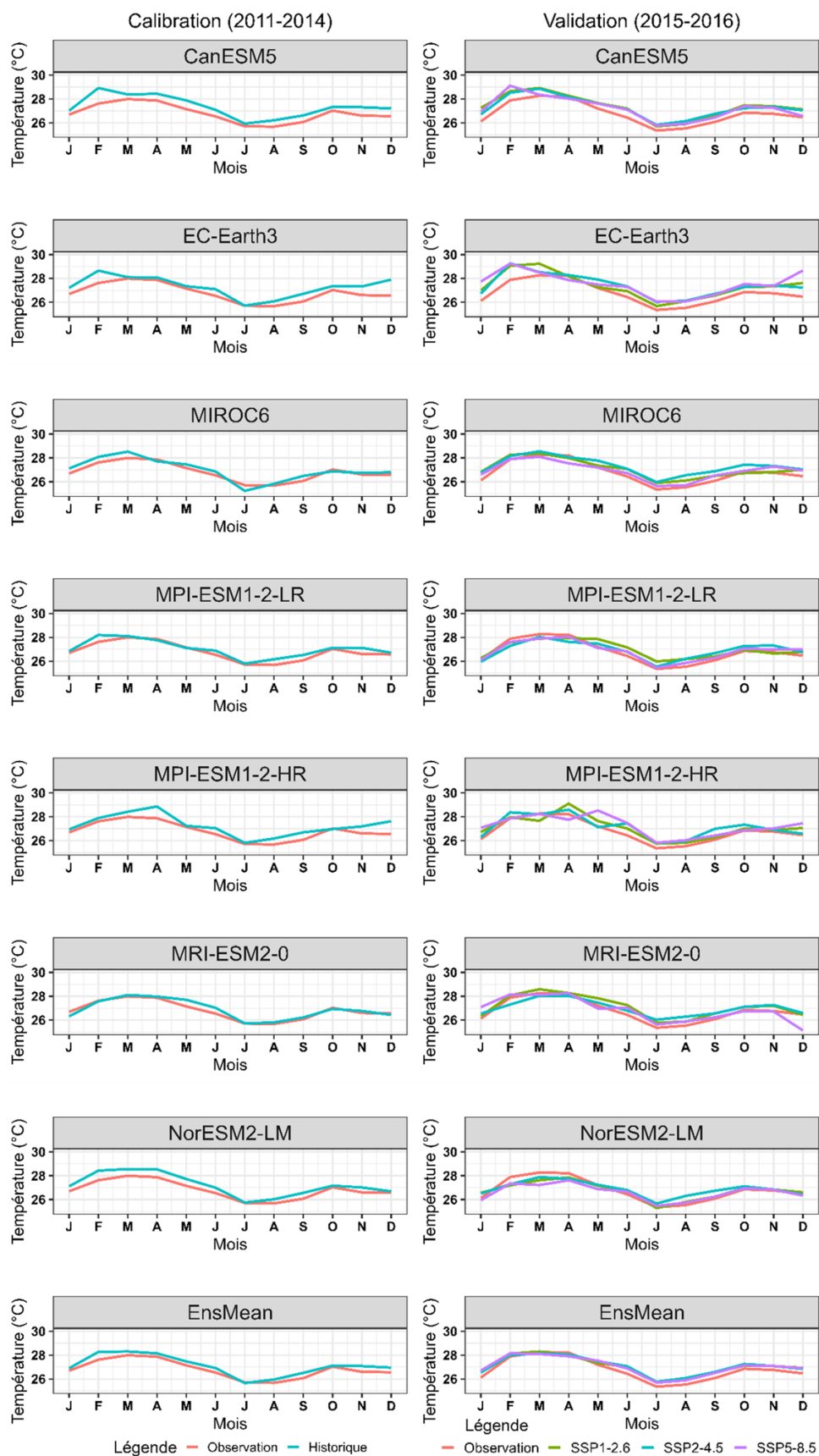
Scaling



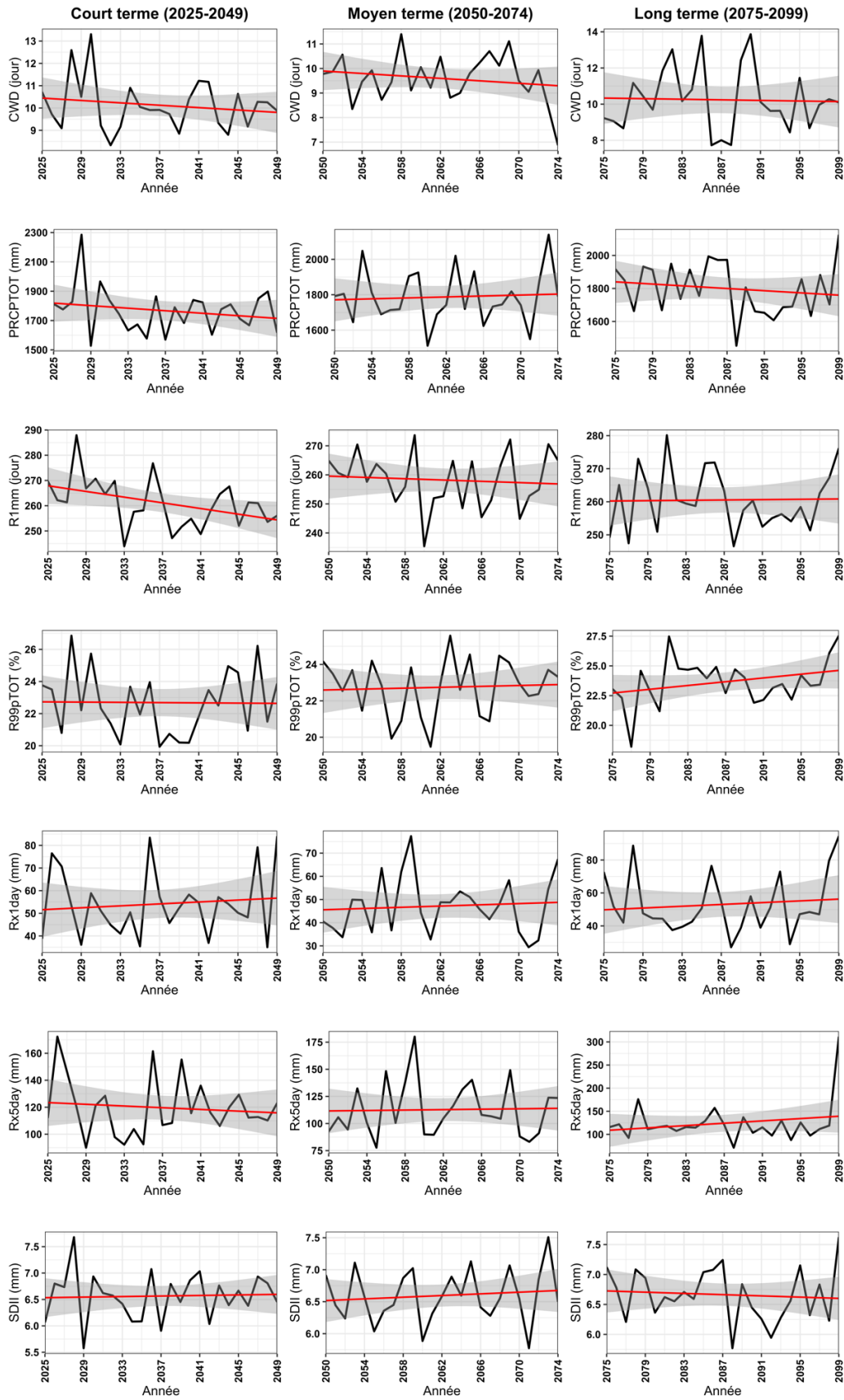
Annexe 9 : distribution spatiale du pourcentage d'erreur moyenne absolue pour les méthodes CDFt, delta et Scaling au cours de la calibration (2011-2014) à l'échelle mensuelle



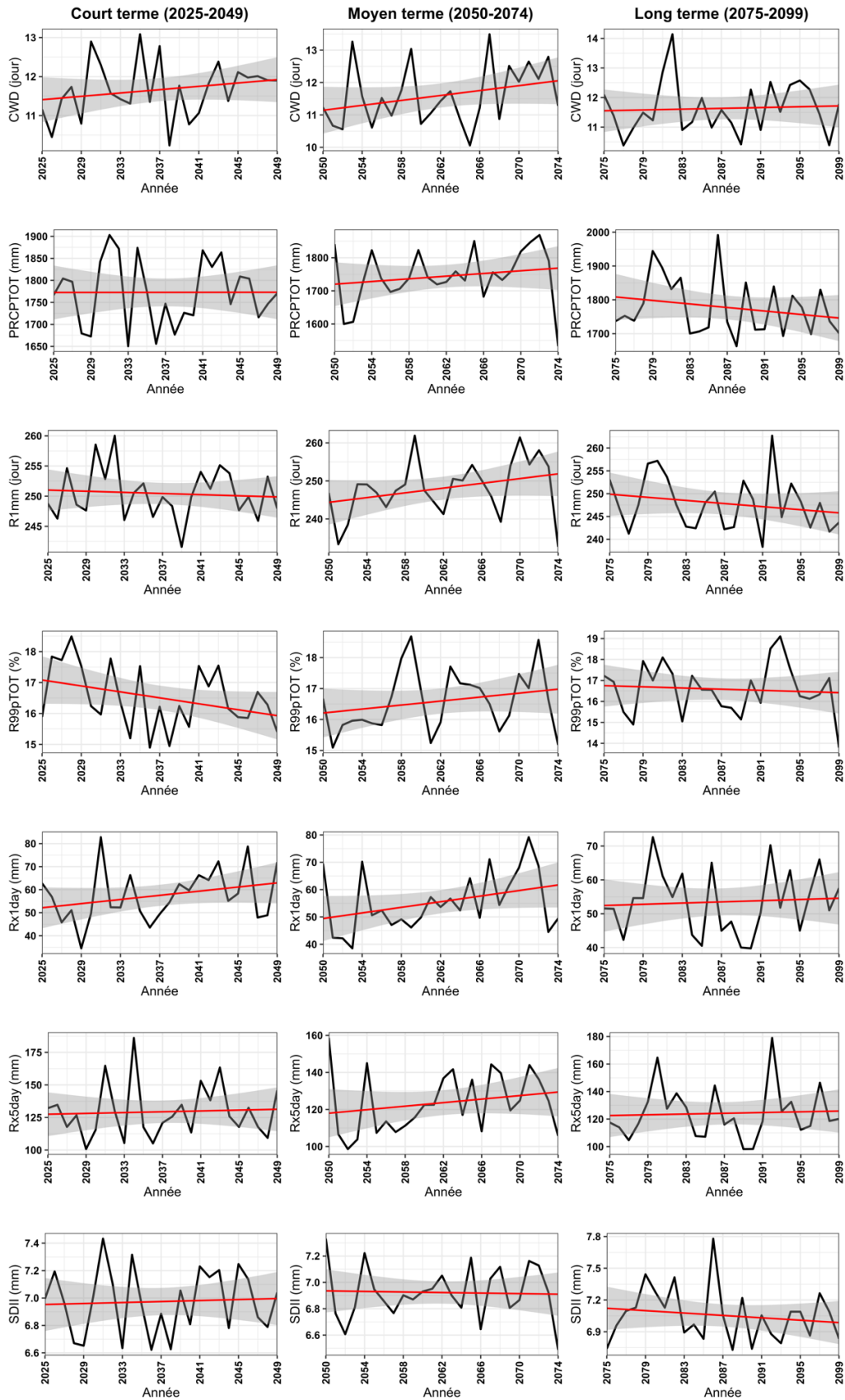
Annexe 10 : comparaison entre les pluies ajustées avec la méthode Delta et l’observation à l’échelle intra-annuelle au cours de la calibration et de la validation



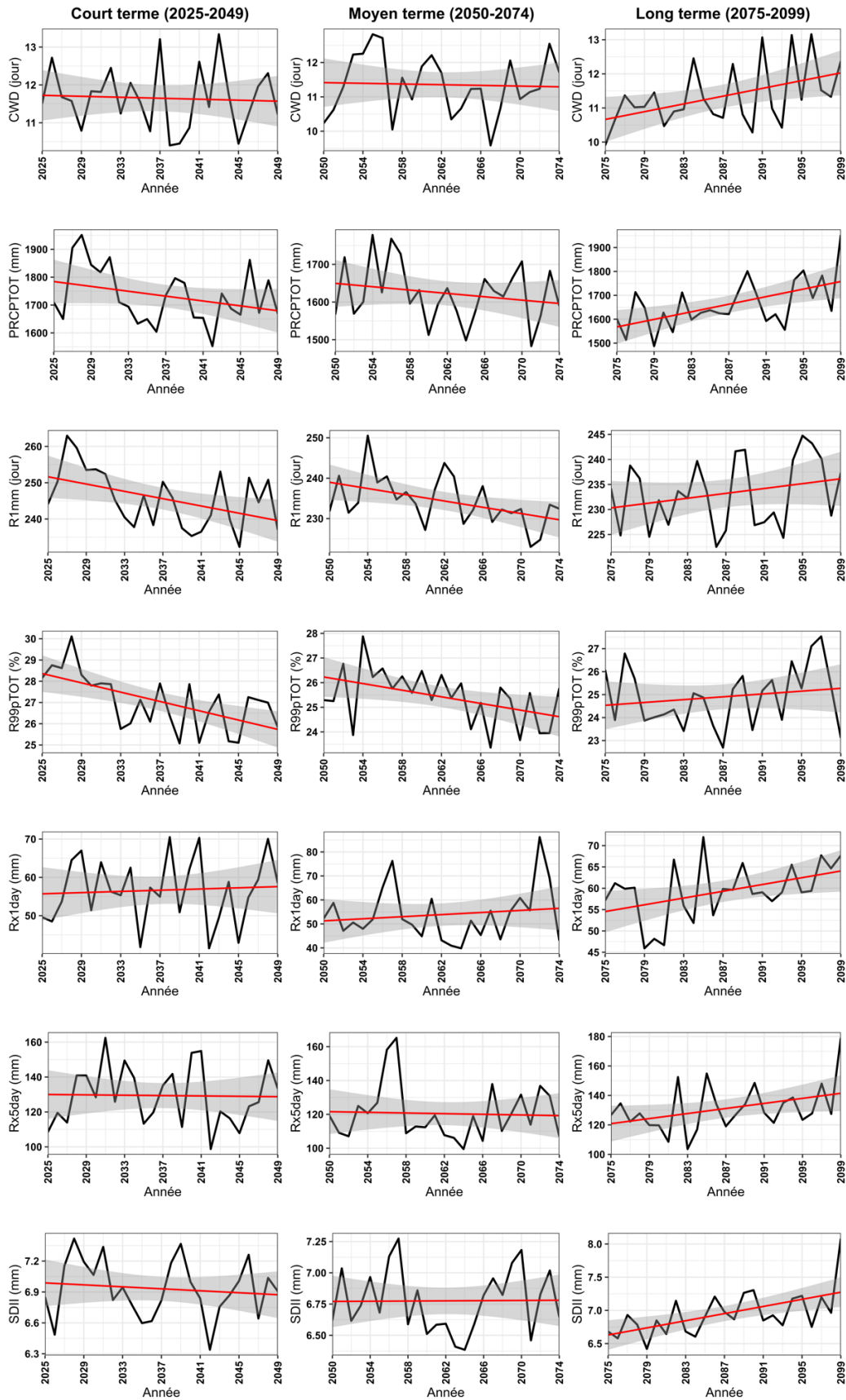
Annexe 11 : comparaison entre les températures moyennes ajustées avec la méthode Delta et l'observation à l'échelle intra-annuelle au cours de la calibration et de la validation



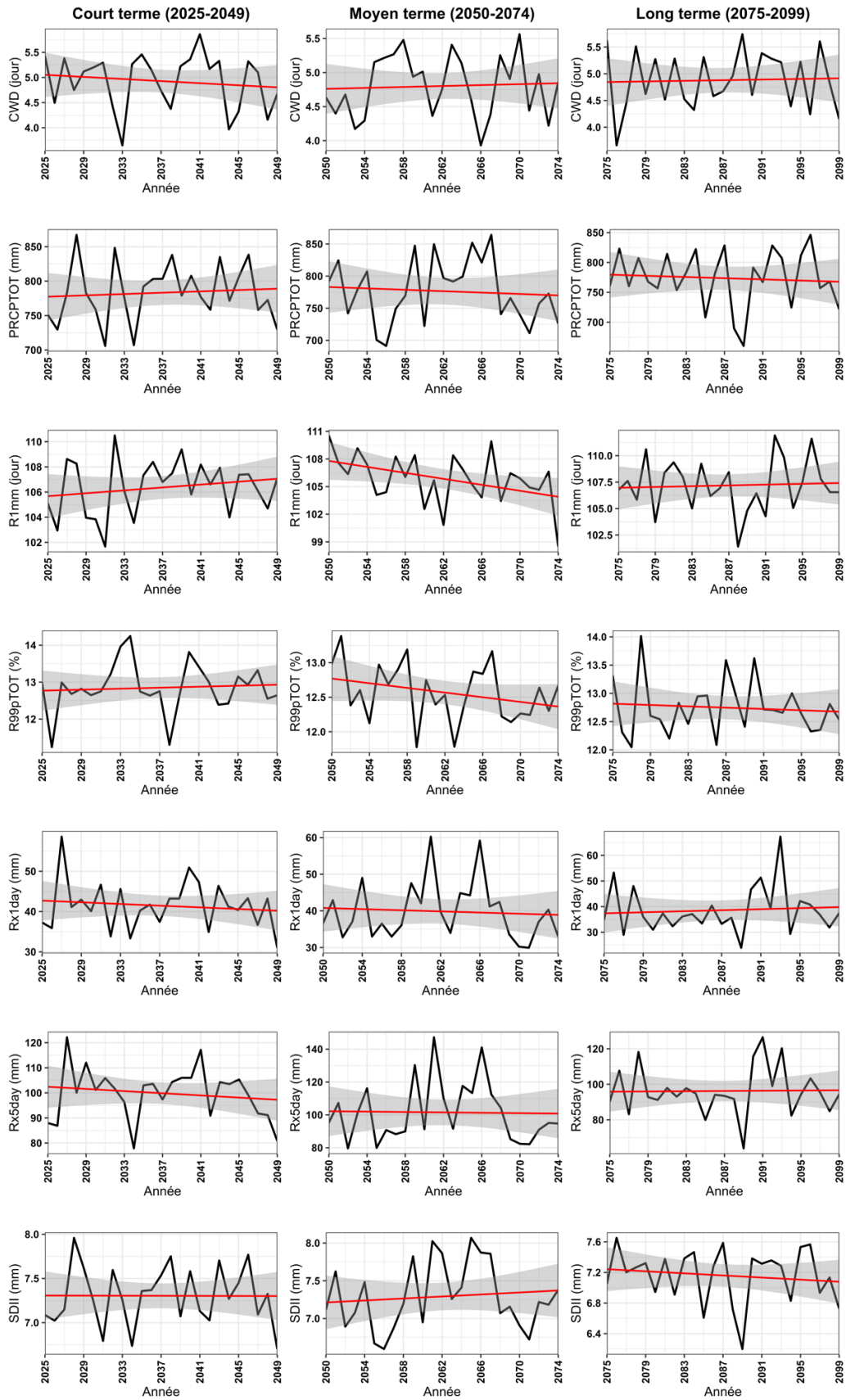
Annexe 12 : indices pluie à l'échelle annuelle sous le scénario SSP1-2.6 dans le court, moyen et long terme



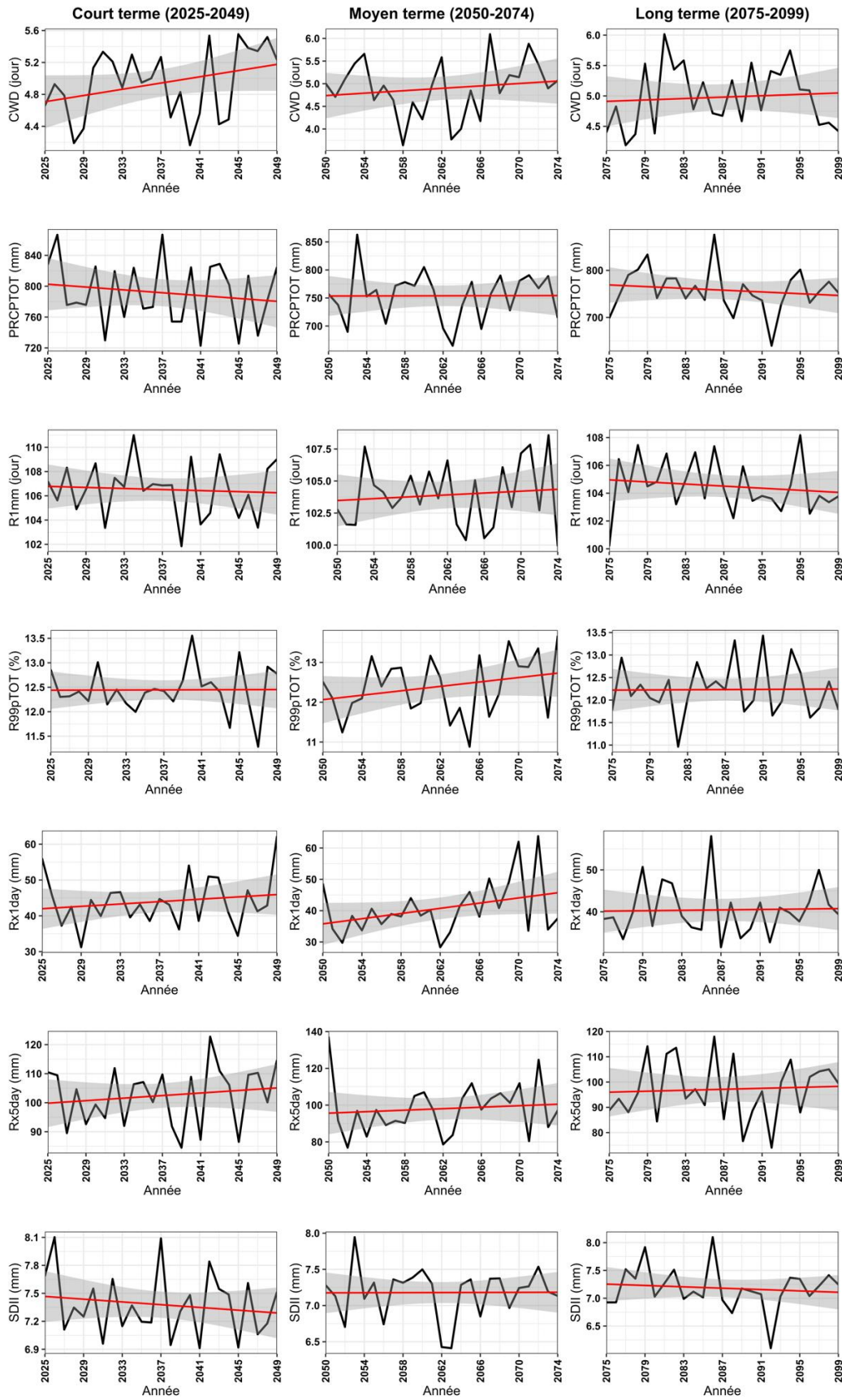
Annexe 13 : indices pluie à l'échelle annuelle sous le scénario SSP2-4.5 dans le court, moyen et long terme



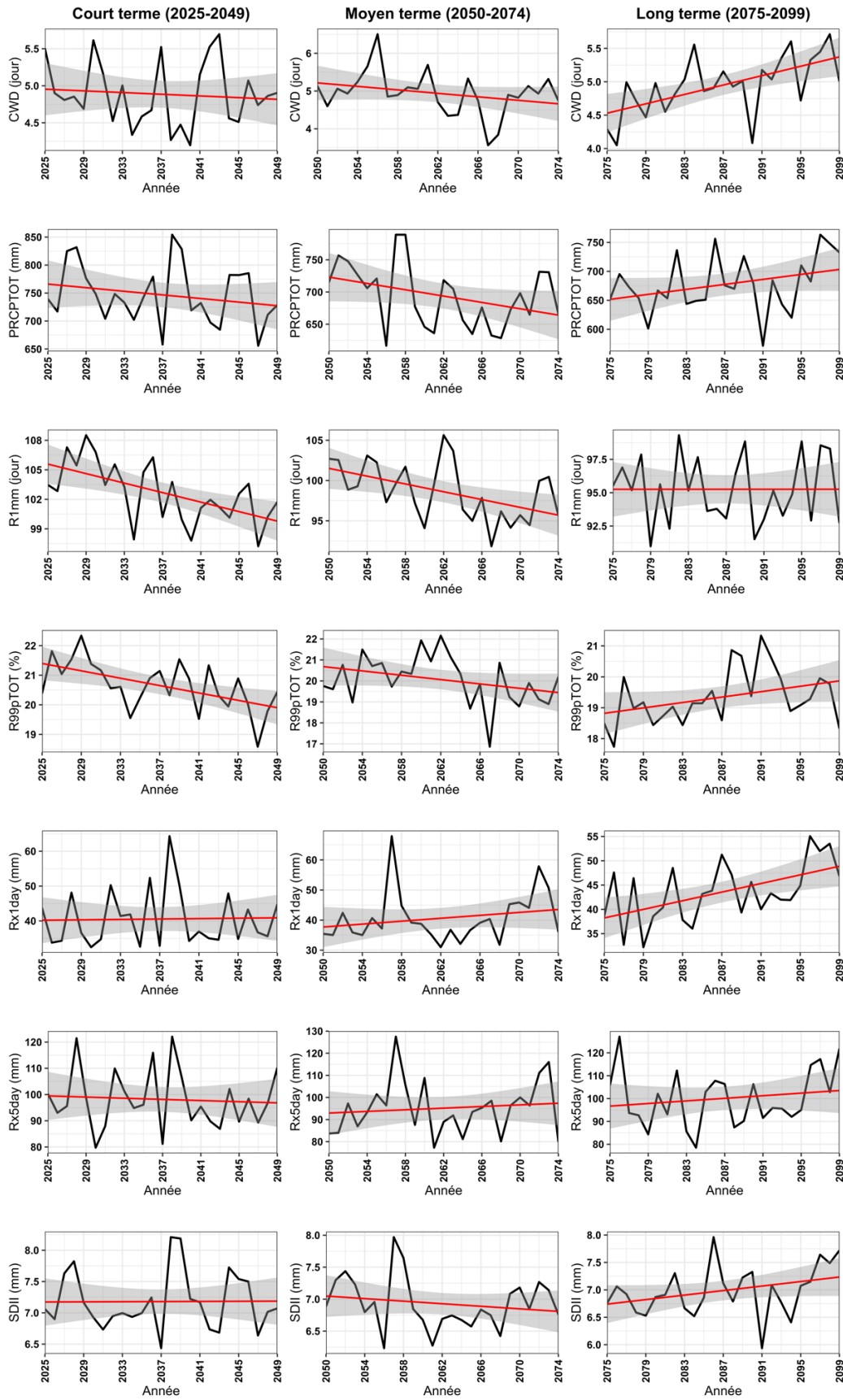
Annexe 14 : indices pluie à l'échelle annuelle sous le scénario SSP5-8.5 dans le court, moyen et long terme



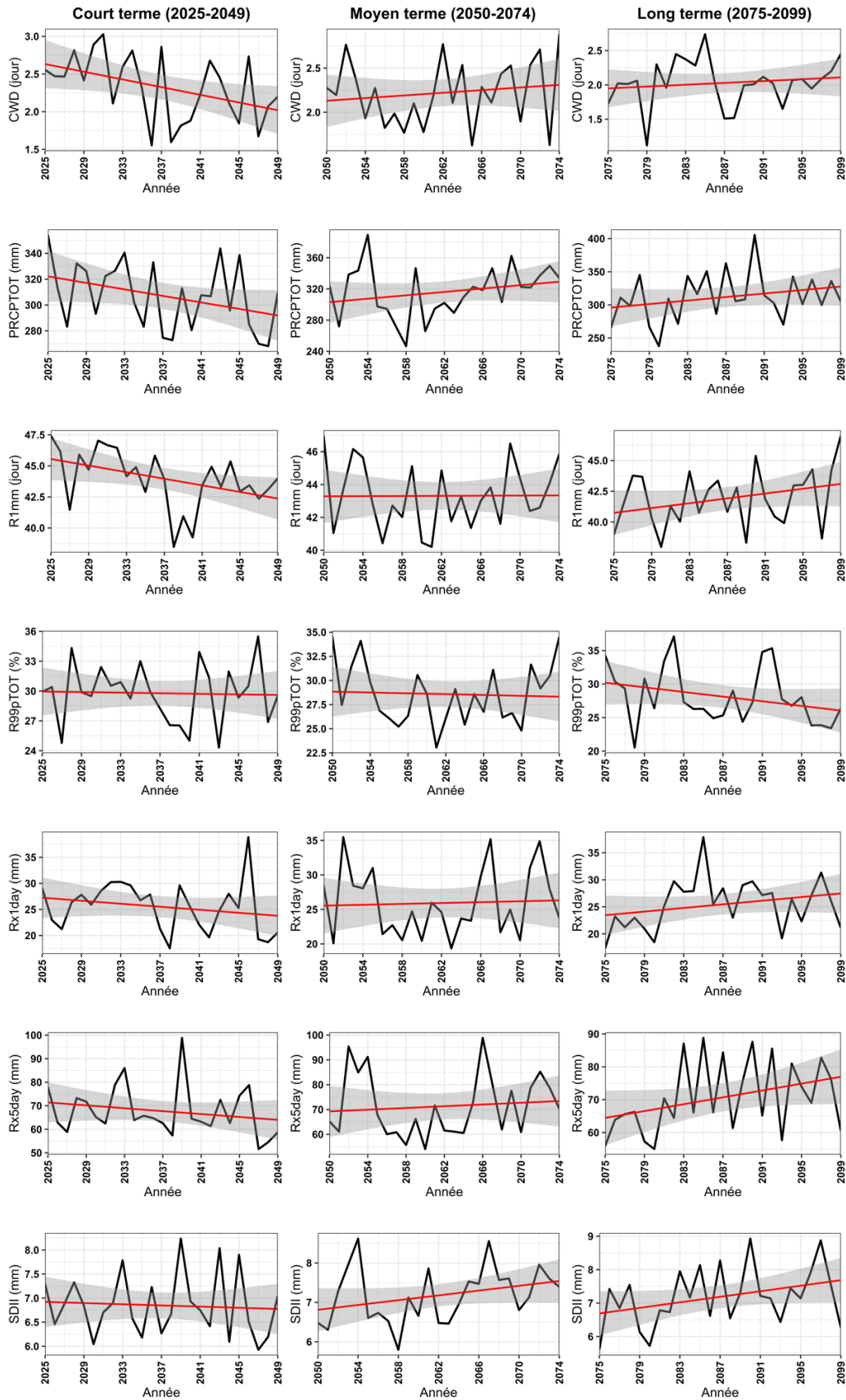
Annexe 151 : indices pluie à l'échelle de la grande saison pluvieuse sous le scénario SSP1-2.6 dans le court, moyen et long terme



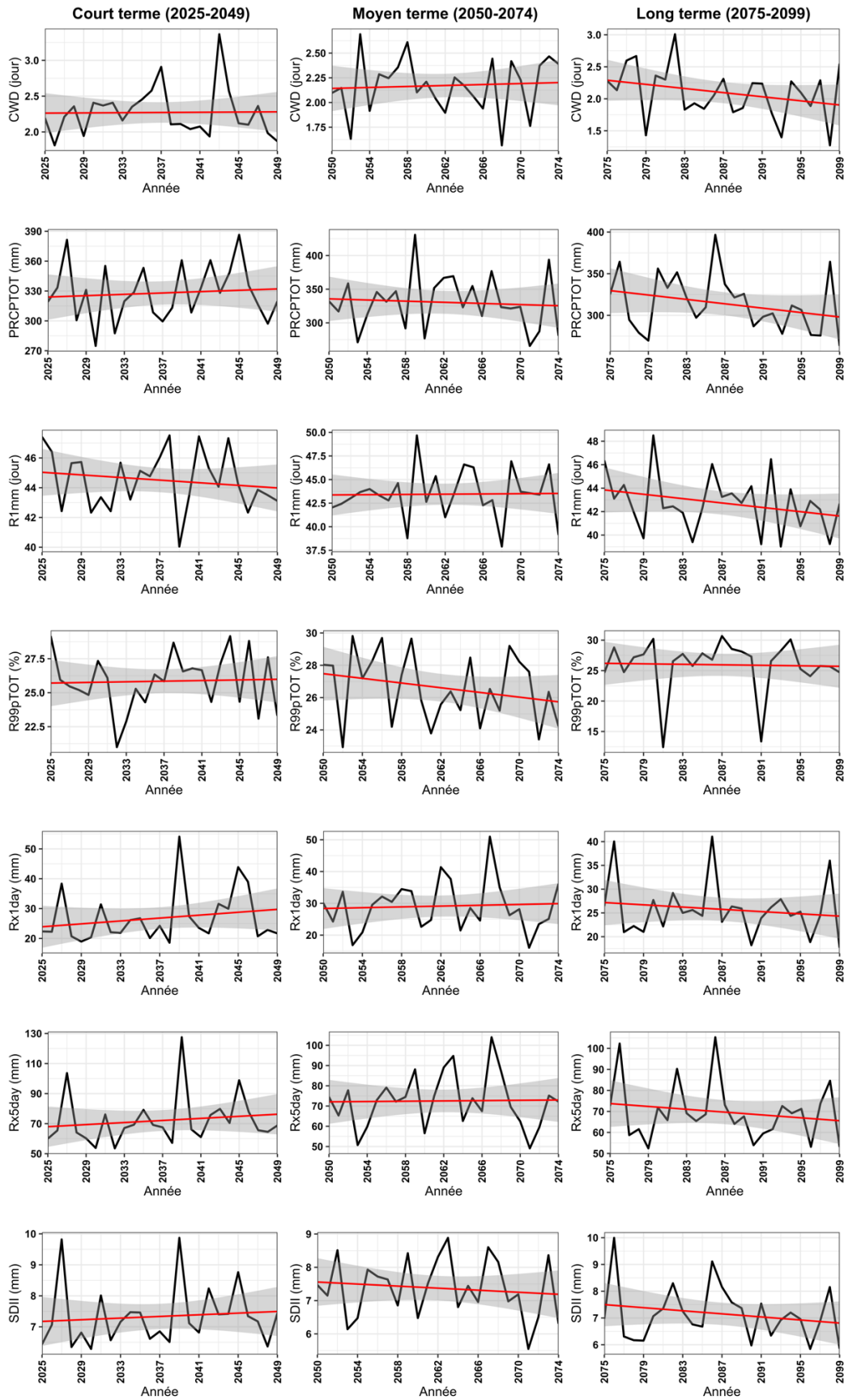
Annexe 16 : indices pluie à l'échelle de la grande saison pluvieuse sous le scénario SSP2-4.5 dans le court, moyen et long terme



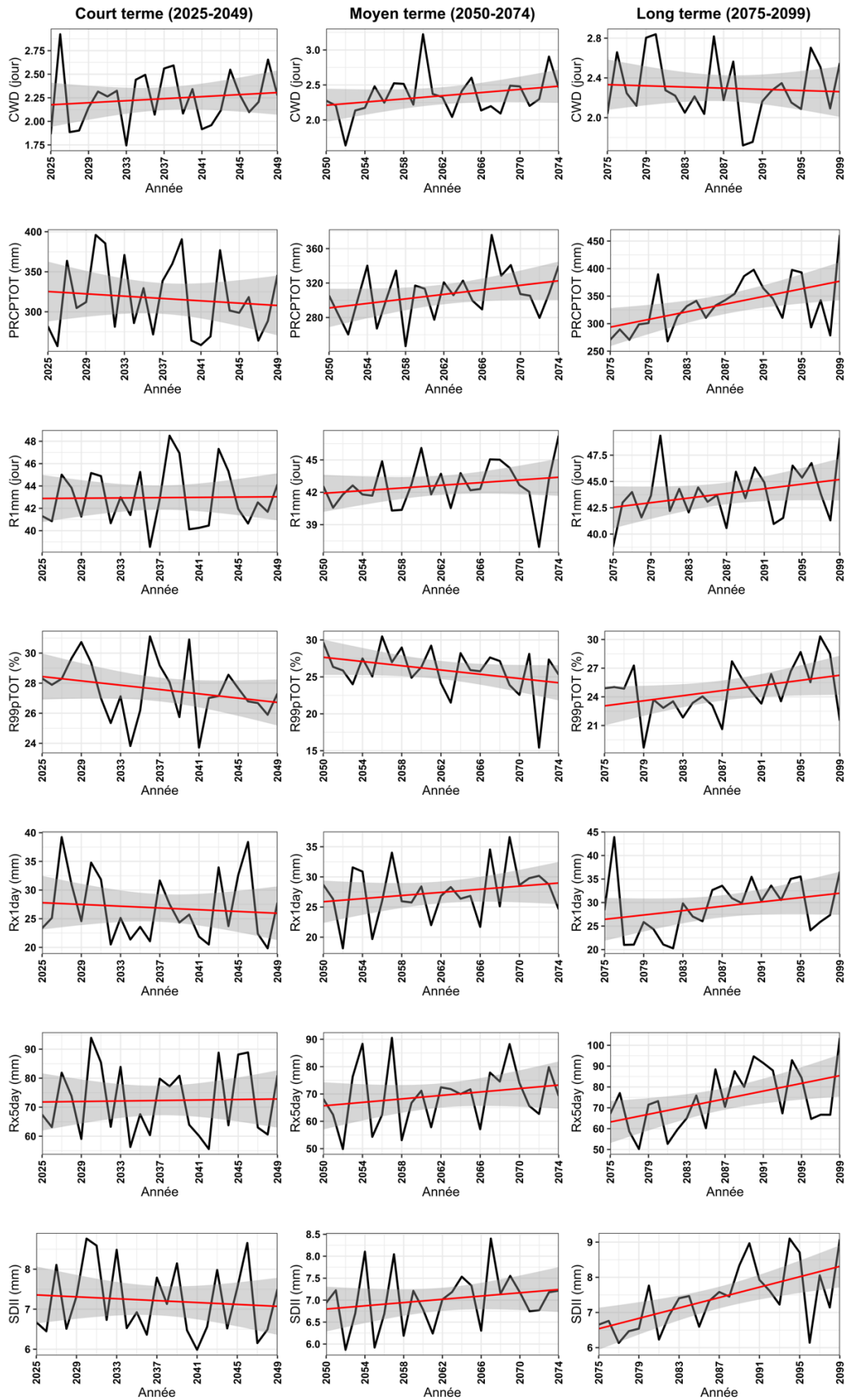
Annexe 17 : indices pluie à l'échelle de la grande saison pluvieuse sous le scénario SSP5-8.5 dans le court, moyen et long terme



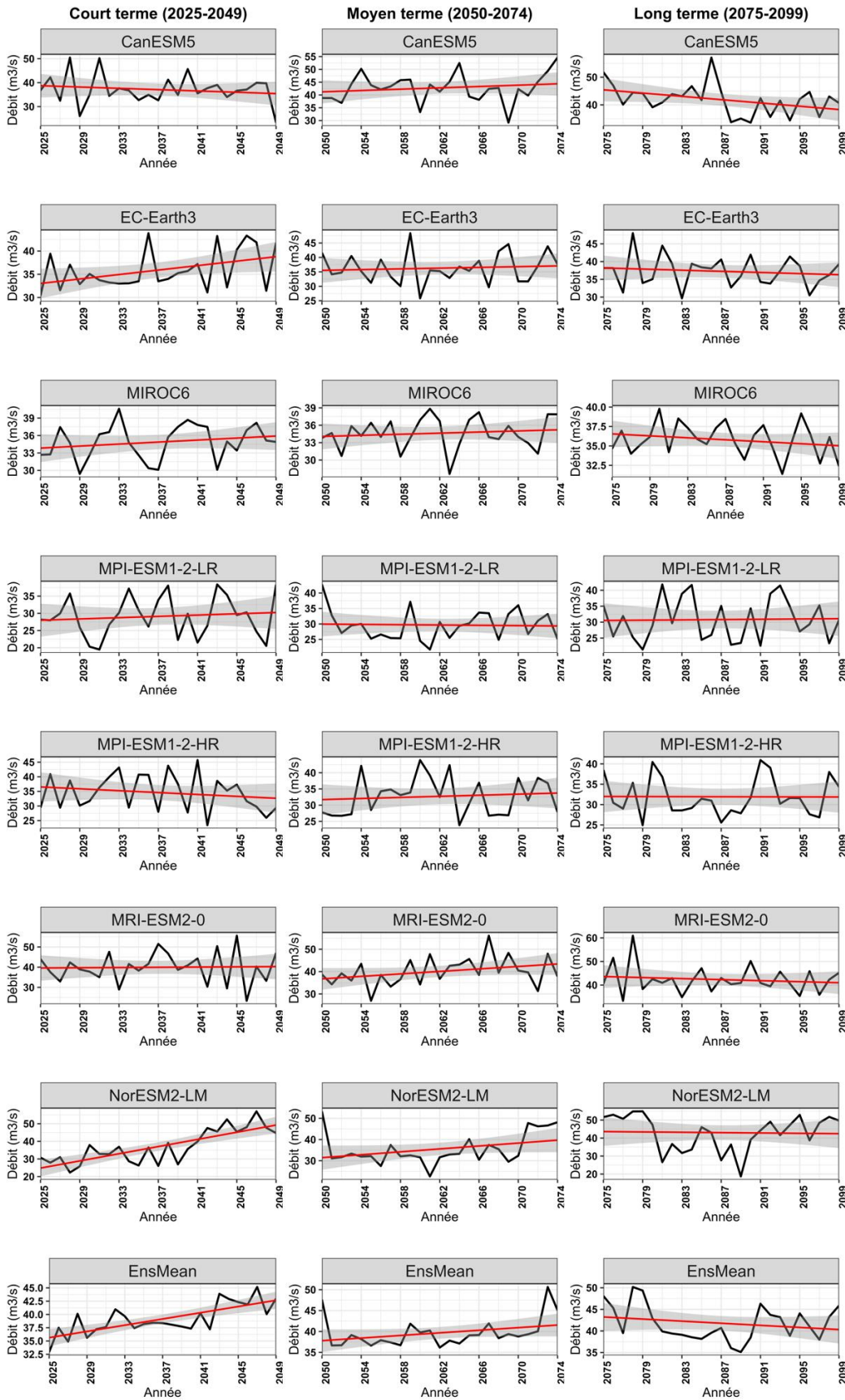
Annexe 18 : indices pluie à l'échelle de la petite saison pluvieuse sous le scénario SSP1-2.6 dans le court, moyen et long terme



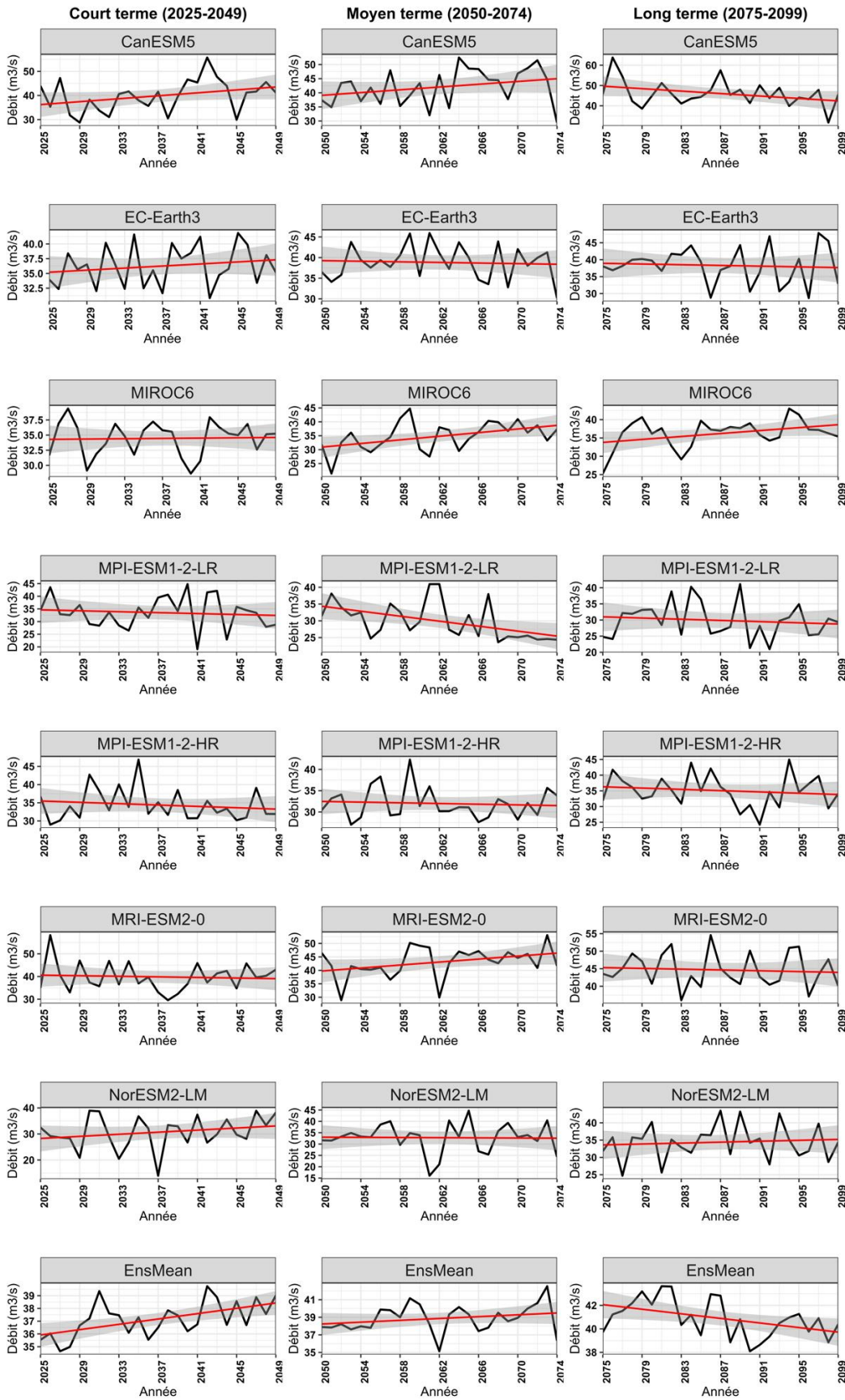
Annexe 19 : indices pluie à l'échelle de la petite saison pluvieuse sous le scénario SSP2-4.5 dans le court, moyen et long terme



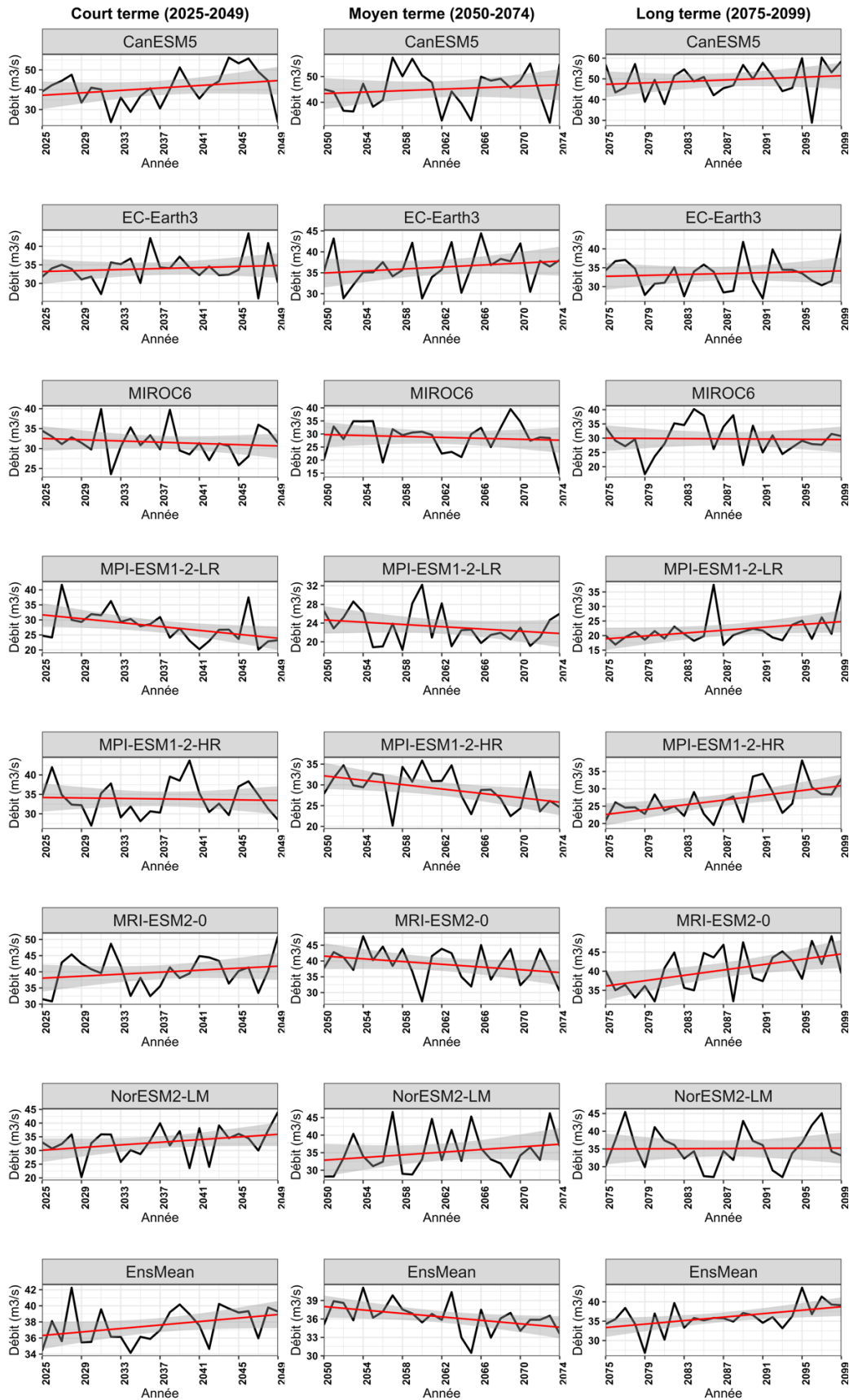
Annexe 20 : indices pluie à l'échelle de la petite saison sous le scénario SSP5-8.5 dans le court, moyen et long terme



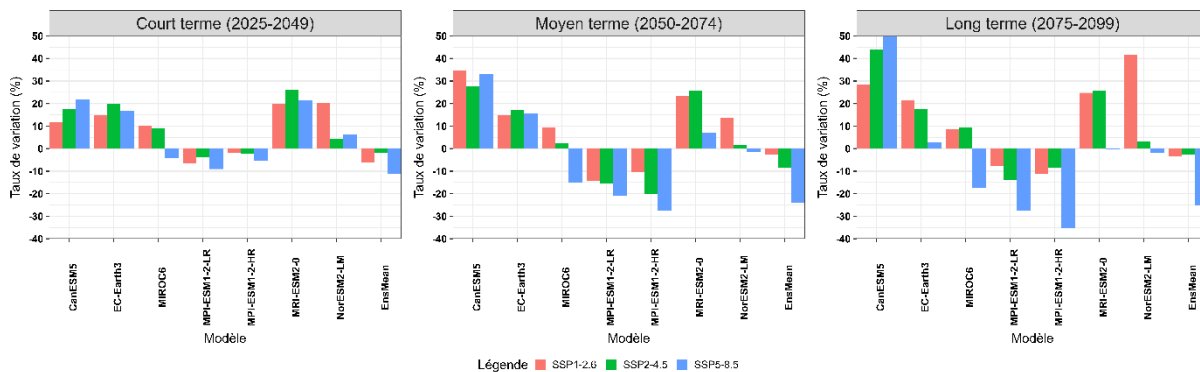
Annexe 21 : Débits entrant dans le lac de Fayé simulés sous le scénario SSP1-2.6 dans le court, moyen et long terme



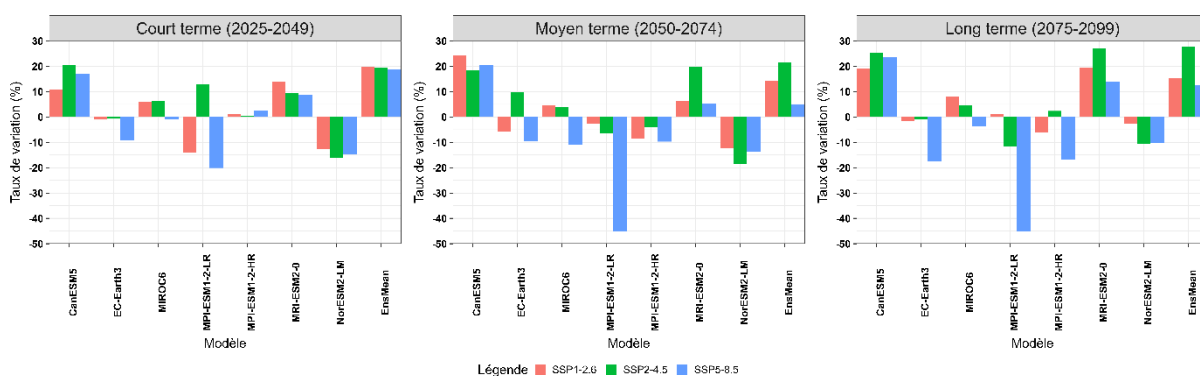
Annexe 22 : Débits entrant dans le lac de Fayé simulés sous le scénario SSP2-4.5 dans le court, moyen et long terme



Annexe 23 : Débits entrant dans le lac de Fayé simulés sous le scénario SSP5-8.5 dans le court, moyen et long terme



Annexe 24 : Taux de variation des débits au cours de la grande saison pluvieuse dans le court, moyen et moyen terme, par rapport à la période de référence












Annexe 25 : Taux de variation des débits au cours de la petite saison pluvieuse dans le court, moyen et moyen terme, par rapport à la période de référence

PUBLICATIONS

RESEARCH ARTICLE



Analyzing inflow to Faye reservoir sensitivity to climate change using CMIP6 and random forest algorithm

Franck Hervé Akaffou ^a, Salomon Obahoundje ^c, Sacré Régis Mailly Didi ^a, Bérenger Koffi ^e,
Wawogninlin Brice Coulibaly ^a, Michal Habel ^f, M'min Marie Florence Kadjo ^a, Kouakou Lazare Kouassi ^a
and Arona Diedhiou ^{b,d}

^aDépartement des Sciences de la Terre, Université Jean Lorougnon Guédé, Daloa, Côte d'Ivoire; ^bLaboratoire des Sciences de la Matière, de l'Environnement et de l'Energie Solaire (LASMES) – African Centre of Excellence on Climate Change, Biodiversity and Sustainable Development, University Felix Houphouët Boigny, Abidjan, Côte d'Ivoire; ^cInternational Water Management Institute (IWMI), Accra, Ghana; ^dUniversité Grenoble Alpes, Grenoble, France; ^eDépartement des Sciences de la Terre et des Ressources Minières (STeRMi), Institut National Polytechnique Félix Houphouët Boigny (INP-HB), Yamoussoukro, Côte d'Ivoire; ^fFaculty of Geographical Sciences, Kazimierz Wielki University, Bydgoszcz, Poland

ABSTRACT

In the era of Climate Change and Climate Variability (CC and CV), renewable energy sources such as Hydropower (HP) have a significant role to play in mitigation. However, inflow to reservoir which is the key fuel for HP generation is vulnerable to CC and CV. Thus, there is a need to investigate the potential impacts of CC and CV on HP systems in the future. This study attempts to assess the potential impacts of CC and CV on the Faye reservoir inflow using the Random Forest (RF) algorithm. For this purpose, bias-adjusted precipitation and temperature data of thirteen climate model outputs and their ensemble mean from Coupled Model Inter-comparison Project Phase 6 (CMIP6) under three Shared Socioeconomic Pathways scenarios (SSP1-2.6; SSP2-4.5 and SSP5-8.5) were used as predictors. The potential changes in reservoir inflows were evaluated in the near (2025–2049), mid (2050–2074) and far (2075–2099) futures relative to the reference period (1990–2014). The results show the good performance of the RF algorithm in simulating reservoir inflows with $Cor > 0.6$ for all models. The annual inflows to the Faye reservoir are noted to increase in the future compared to the reference period despite the potential decrease in future precipitation probably due to land use/cover change. For the ensemble mean of models, this projected increase is estimated to around 16%, 23% and 10%, respectively under the SSP1-2.6, SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios for all projection periods. The largest annual increase is noted under the SSP2-4.5 scenario while the lowest increase is noted under the SSP5-8.5 scenario for all projection periods. This study could help the small dam managers better consider the implications of CC and CV on inflow management.

ARTICLE HISTORY

Received 21 February 2024
Accepted 9 May 2024

ASSOCIATE EDITOR

Soufiane Haddout

KEYWORDS

Inflow to reservoir; Random forest; Climate change; CMIP6; Faye dam; Côte d'Ivoire

1. Introduction

Hydropower (HP) plays a significant role in providing clean and reliable electricity. It is considered as a CC and CV mitigation solution (IHA 2020) by maintaining global warming at 1.5°C and facilitating a just energy transition in line with the fulfillment of decisions made at the 27th Conference of the Parties (UNFCCC 2022). Indeed, it has been demonstrated that the world is not on track to keep within reach of the 1.5°C limit agreed upon in Paris (AR6). Therefore, there is an urgent need to advocate for the fulfillment of the agreement reached at the United Nations Climate Change Conference (COP28), which signals the 'beginning of the end' of the fossil fuel era by laying the groundwork for a swift, just, and equitable transition, underpinned by deep emissions cuts and scaled-up finance (UNFCCC 2023). Promoting renewable energy sources such as HP is an opportunity for investments and to fulfill the Africa declaration, which aims to promote advancing green growth (MOFEP 2023). HP is the world's most important renewable energy source, representing 16% of the total electricity production, especially in West Africa (WA) (Berahab 2019). Unfortunately, HP could be threatened by the effects of CC. Indeed, HP production heavily relies on water availability in rivers and reservoirs, which also depends on climate conditions. Thus, reservoirs are increasingly affected by CC in WA (Obahoundje *et al.* 2021a, Obahoundje

et al. 2022b) and need reliable projections to facilitate adaptation measures.

Subsequently, in the future, it is projected an increase in temperature in WA in the range of 1.0–1.8°C and 0.9–2.0°C under the SSP1-2.6, 1.1–1.8°C and 1.9–3.3°C under the SSP2-4.5, and 1.5–2.3°C and 3.3–5.9°C under the SSP5-8.5 scenario, respectively in the near and long-term periods (Almazroui *et al.* 2020). In the same WA region, precipitation is noted to change in the range of –3.6–23.5% and –6.8–21.4% under the SSP1-2.6, 0.7–29.6% and –5.7–35.9% under the SSP2-4.5, and 2.3–47.3% and –10.7–56.2% under the SSP5-8.5 scenario, respectively in the near and long-term periods (Almazroui *et al.* 2020). This could consequently lead to a decrease in water availability generally in the range of 10–20% for the Representative Concentration Pathways (RCP) 4.5 scenario and 15–40% for the RCP8.5 scenario by 2050 in WA depending on geographical location (Obahoundje and Diedhiou 2022). Thus, the decrease in water availability may affect all activities sectors that use water, especially HP. It is still unclear to what degree the inflow to reservoirs across scales, especially reservoirs with small basin, may be affected by the effects of CC. Moreover, previous studies have shown that the impacts of CC on inflows are not equally distributed (Akpoti *et al.* 2016, Obahoundje and Diedhiou 2022). However, we need to clearly

understand how the inflows to reservoirs could potentially vary in a small basin in WA.

In Côte d'Ivoire, the total annual precipitation is projected to decrease by 0.42% and 10.8% respectively during the periods 2035–2050 and 2085–2100 at Lobo River basin. This could lead to a significant decrease in river flows at Nibehibe and Loboville stations due to climate variability (Yao *et al.* 2019). That underscores the vulnerability of small basin in WA, particularly in Côte d'Ivoire. To meet the Nairobi declaration and the Paris agreement, the country (Côte d'Ivoire) has committed to promoting renewable energies by producing green electricity, especially by HP dam (Koua *et al.* 2015). HP could play a pivotal role in the future development of renewable energy to mitigate and adapt to CC and CV in WA, particularly in Côte d'Ivoire. This underscores the necessity of increasing installed HP production in the country with the new dams, namely Soubre HP dam operational since 2017 and others which are under construction.

According to statistics from the Ivorian Ministry of Mines, Petroleum and Energy (MMPE 2017), the total electricity production increased from 10,077 to 10,340 GWh between 2016 and 2017. The use of natural gas for electricity production dropped from 85% to 76% of the total production. In comparison, HP's contribution to the national electricity production increased from 14% to around 23% between 2016 and 2017. This green electricity is produced by the seven hydropower dams in the country, namely Soubre (275 MW), Taabo (210 MW), Kossou (174 MW), Buyo (165 MW), Ayame 1 and 2 (20 and 30 MW respectively), and Faye (5 MW). In 2019, the production of these dams was 1 604.8 GWh for Soubre, 781.8 GWh for Taabo, 200.9 GWh for Kossou, 664.8 GWh for Buyo, 117.4 and 110.9 GWh, respectively, for Ayame 1 and 2 and 0 GWh for Faye (DGE 2020). Indeed, since the flood of 2017, electricity production from the Faye HP dam has been halted.

Moreover, the government has a project to build a water pumping station on the Faye Hydropower Plant (HPP) to satisfy the San Pedro city's water needs by continuing to produce electricity. Therefore, the Faye HP dam manager needs to have a clear idea about the potential variability and change of future inflows to the reservoir in this context of CC to optimize the dam's operations. Few scientific studies pay attention to the impacts of CC on the reservoir inflows at small basins scale, and there are no projections to help the Faye dam manager in planning activities and avoiding adverse incidents of natural disasters like floods in HP generation.

Inflow projections could be a helpful tool for decision-makers to plan HP dam operation and manage water resource better. However, there are different approaches to addressing the projection. Some studies assess the potential changes in reservoir inflows by simulating them through physically-based models such as WEAP (Obahoundje *et al.* 2017, Obahoundje *et al.* 2021b), SWAT (Akpoti *et al.* 2016, Arthur *et al.* 2020, Serrão *et al.* 2020) or CEQUEAU (Koffi *et al.* 2023) at basin scale in WA. This model type integrates many factors: basin characteristics, land use cover, evaporation, and climatic variables like precipitation and temperature. However, in areas where this type of information is not available or not accessible, as well as continuous records of some specific key variables for physically-based model development, statistical approaches with low input requirement can be used. For instance, Pini *et al.* (2020) compared four machine learning algorithms for water level prediction in

Lake Como (Italy). Obahoundje *et al.* (2022a) introduced the ensemble mean of eight Machine Learning (ML) algorithms with the multi-lag approach to simulate future inflows to reservoir and energy generation over the Nangbeto HP dam (Togo) in WA using Coordinated Regional climate Downscaling Experiment (CORDEX) Africa regional climate models. Sessa *et al.* (2021) have previously compared five ML algorithms and shown that RF was the best and compared the performance of this algorithm using different combinations of predictors to forecast Run-of-River Hydropower Generation at 16 European countries level. They used the optimal lag approach and showed that the RF model is accurate when the climate data used as predictors have a finer spatial resolution. Yang *et al.* (2017) found out that Random Forest algorithm outperformed than Artificial Neural Network and Support Vector Regression in forecast monthly reservoir inflow to the Trinity (USA) and Danjiangkou (China) reservoirs using climate variables. Random Forest yields the best performance compared to machine learning algorithms decision tree, support vector regression, and extreme gradient boosting in forecasting next-day reservoir inflow to the Bhumibol dam in Thailand (Kraisangka *et al.* 2022). Ho *et al.* (2020) successfully applied the RF model for hydropower energy data reconstruction aggregated at 12 European Union countries. They compared the optimal lag and the multiple lags of precipitation and temperature and concluded that the multiple lags with a two-step approach yield better results. This current study is based on some previous one, which try to model hydrology with only climate variables as predictors. Based on the success of previous studies (Ho *et al.* 2020, Obahoundje *et al.* 2022a), we try to assess how the performance of this approach may vary with small basin. Despite its practical utility, RF applications in hydrology and water sciences are still limited, and the potential of Breiman's original algorithm and its variants in water resources applications remains far from fully exploited (Tyrallis *et al.* 2019). Moreover, there is still limited knowledge about the performance of this proposed approach on small reservoirs filled by small river basins like Faye with the new climate models (CMIP6) with Shared Socio-economic Pathways (SSP) scenarios.

This study aims to model the potential impacts of CC on inflow to the reservoir of Faye Hydropower Plant (HPP) using the RF approach, one of ML algorithm with the CMIP6 output data. The simulation was carried out at monthly scale while the potential impacts were evaluated at annual time scale. The manuscript is structured as follows: after the introduction, which provides the background, the research question, and the study objectives in section 1, the study area and data used, as well as the applied methodology, were displayed in section 2. The key findings are presented and discussed in sections 3 and 4, respectively. Lastly, the take-home messages are given in section 5.

2. Data and methodology

2.1. Study area

The San Pedro River watershed with the Faye hydropower dam as its outlet is situated in the southwest of Côte d'Ivoire between longitudes 7°10' and 6°30' W and latitudes 4°40' and 5°40' N (Figure 1). The total area of this basin is

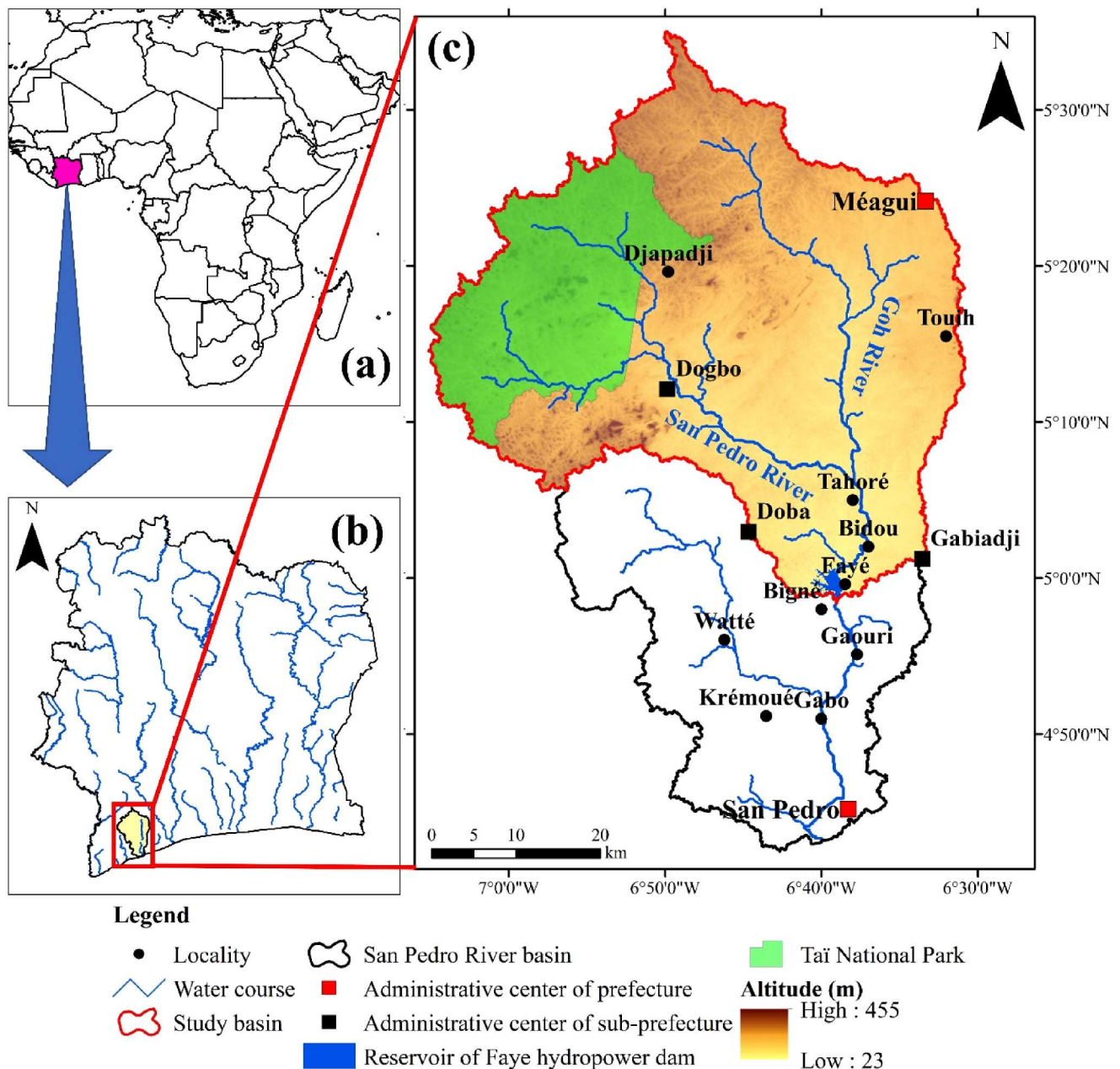


Figure 1. Location of the study area. (a) Location of Côte d'Ivoire. (b) Location of the San Pedro River basin. (c) Location of the San Pedro River basin with the Faye HP dam as outlet.

2,432 km², with 580 km² (approximately 24%) occupied by the Tai National Park in the northwest. A study in this area revealed that in 2015, the San Pedro River basin was principally covered by cultivated areas at 51%, followed by forest covering around 47% (Konin *et al.* 2021). Geologically, the main formations encountered in this area include gneiss, migmatites, granites, granodiorites, pegmatites, micaschists, grauwackes, flysch and numerous quartz and dolerite veins (Lasm *et al.* 2011). In terms of hydrogeology, the alterite and fissure aquifers are the two types of aquifers encountered in this area (Lasm *et al.* 2011). The population of the four sub-prefectures located in the basin study is estimated at 423,731 inhabitants based on the General Population and Housing Census of 2021 (INS 2022). This area is influenced by an equatorial climate marked by four seasons: a large dry season from December to March, a large rainy season where 2/3 of the annual rainfall occurs from April to July, a small rainy season from October to November and a small dry season from August to September

(Fadika *et al.* 2008). The relief is monotonous, with some hills peaking at around 455 meters in the north-western part of the basin. The two main tributaries of the San Pedro River, namely the San Pedro and the Goh Rivers, drain this watershed. These tributaries merge upstream of the Tahore village, and the San Pedro River is joined by smaller tributaries until it reaches the Faye HPP. The hydrological regime pattern is similar to the precipitation regime (De Lasm *et al.* 2012), with an average yearly inflow of around 34 m³/s over the period 1999–2019. The Faye HPP covers an area of 16 km² and has a production capacity of 10 megawatts (2 × 5 MW).

2.2. Data

The Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station (CHIRPS) data with a resolution of 0.05° (Funk *et al.* 2014) are available on a website.¹ The choice of these data can be justified by the sparse precipitation data in the

study watershed. The CHIRPS data have demonstrated its ability to replicate observations in several studies around the world (Funk *et al.* 2014, Funk *et al.* 2015, Bai *et al.* 2018, Dinku *et al.* 2018, Saedizand *et al.* 2018, Kwawuvi *et al.* 2022). Moreover, this data has previously been validated in Côte d'Ivoire (Didi *et al.* 2020, Obahoundje *et al.* 2020, Koffi *et al.* 2023).

The Climate Hazards Group InfraRed Temperature with Station (CHIRTS) data with a resolution of 0.05° (Verdin *et al.* 2020) are available on a website.² These data have shown good performance in numerous studies (Amou *et al.* 2021, Li *et al.* 2022a, Parsons *et al.* 2022) and have been globally validated by Verdin *et al.* (2020). Both CHIRPS for precipitation and CHIRTS for mean temperature datasets have been used as observations at monthly scale over the period 1983–2016 in this current study.

For the future period, precipitation and 2-meter air temperature variables of thirteen Global Climate Models (GCMs) from CMIP6 with three scenarios (SSP1-2.6, SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios) were used. These data were downloaded from a website.³ CMIP6 is the latest advancement in GCM development, providing more accurate projections than CMIP5 (O'Neill *et al.* 2016, Saha and Sateesh 2022, Try *et al.* 2022) and better simulate the global monsoon (Wang *et al.* 2021). The selection of the models was based on the availability of variables (precipitation and temperature) and the chosen scenarios until 2099. These models have also been used in many studies (Dong *et al.* 2022, Hua *et al.* 2022, Li *et al.* 2022b, Saha and Sateesh 2022, Try *et al.* 2022, Zhao *et al.* 2022). The information about these models are summarized in Table 1. For this study, we considered 1983–2014 as historical period while future period was subdivided into three, namely Near Future (NF) from 2025 to 2049 (25 years), Mid Future (MF) from 2050 to 2074 (25 years), and the Far Future (FF) from 2075 to 2099 (25 years). The future changes were evaluated by comparing data from different scenarios in the future periods with the reference period (1990–2014). Descriptions of the chosen scenarios are presented in the study of O'Neill *et al.* (2016).

The model's Ensemble Mean (EnsMean) of the thirteen models listed in Table 1 was computed using the arithmetic average. The arithmetic average was chosen because it is easy to implement, advantageous, and it is known as the most transparent way to combine models (Peng *et al.* 2002, Weigel *et al.* 2010). The inflows to the Faye HPP were used as the target variable at monthly scale over the period 1999–2016. These data were collected from the Compagnie Ivoirienne d'Electricité (CIE). It is worth noting that the inflow data have no missing values.

2.3. Methodology

The methodology applied in this study is schematically presented in Figure 2. First, the bias in climate models was adjusted. Next, the changes in precipitation and temperature were calculated in the near, mid and far futures relative to the reference period. Finally, the RF model was developed. The inflow to the Faye reservoir was simulated over the period 2025–2099 and the changes in reservoir inflow were calculated in the three future periods relative to the reference.

2.3.1. Bias adjustment of climate models

Bias adjustment of GCMs is essential for conducting impact studies (Saha and Sateesh 2022). This can be done using either a dynamic or statistical approach. The dynamic approach requires more resources, while the statistical approach involves applying the statistical relationship observed during the historical period to adjust bias in the modelled projection (Dutta and Bhattacharjya 2022). The delta change approach was used among the various statistical methods existing. Further details about this method and its application can be found in the study by Navarro-Racines *et al.* (2020).

The periods 1983–2010, 2011–2014, and 2015–2016 were respectively used for training, calibration, and validation of the delta change model. The performance of bias adjustment was evaluated by comparing the models to the observations before and after bias adjustment using the Taylor diagram (Glisan *et al.* 2019, Xiong *et al.* 2021).

2.3.2. Random forest

Random Forest (RF) is a supervised Machine Learning (ML) algorithm based on the construction of decision trees (Breiman 2001). This choice is because RF is versatile and robust against outliers and missing data. Additionally, this algorithm is available in many programming languages (Ho *et al.* 2020). Critical parameters, such as the number of trees, which can considerably affect the performance of the model, was defined as 50–1,000 with an increment of 50. The best performance was obtained with a number of trees equal to 350. The k-fold cross-validation, which is the most common data-splitting method in model selection, was used in this study (Xu and Goodacre 2018). The k-fold cross-validation involves dividing the data into k subsets and iteratively evaluating the model's performance on a different training and validation set. The average prediction error is then calculated. This method is robust for evaluating an ML model's performance and helps to

Table 1. Brief description of CMIP6 models used in this study.

Models	Institution	Country	Spatial resolution (lon × lat)
CansESM5	Canadian Center for Climate Modeling and Analysis	Canada	2.8125° × ~2.7673°
CMCC-ESM2	Euro-Mediterranean Center on Climate Change	Italy	1.25° × 0.9°
EC-Earth3	EC-EARTH consortium	Europe	0.7° × 0.7°
EC-Earth3-Veg	EC-EARTH consortium	Europe	0.7° × 0.7°
FGOALS-g3	Chinese Academy of Sciences, Flexible Global Ocean-Atmosphere-Land System Model	China	2° × 2°
IITM-ESM	Indian Institute for Tropical Meteorology (IITM)	India	1.875° × 1.914°
INM-CM4-8	Institute for Numerical Mathematics	Russia	2° × 1.5°
IPSL-CM6A-LR	Pierre Simon Laplace Institute	France	2.5° × 1.27°
MIROC6	Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology (JAMSTEC)	Japan	1.40625° × ~1.39°
MPI-ESM1-2-LR	Max Planck meteorological Institute (MPI)	Germany	1.875° × 1.85°
MRI-ESM2-0	Meteorological Research Institute (MRI)	Japan	1.125° × ~1.11°
NESM3	University of Science and Technology of Nanjing	China	1.875° × ~1.7°
NorESM2-LM	Norwegian Climate Center	Norway	2.5° × 1.9°

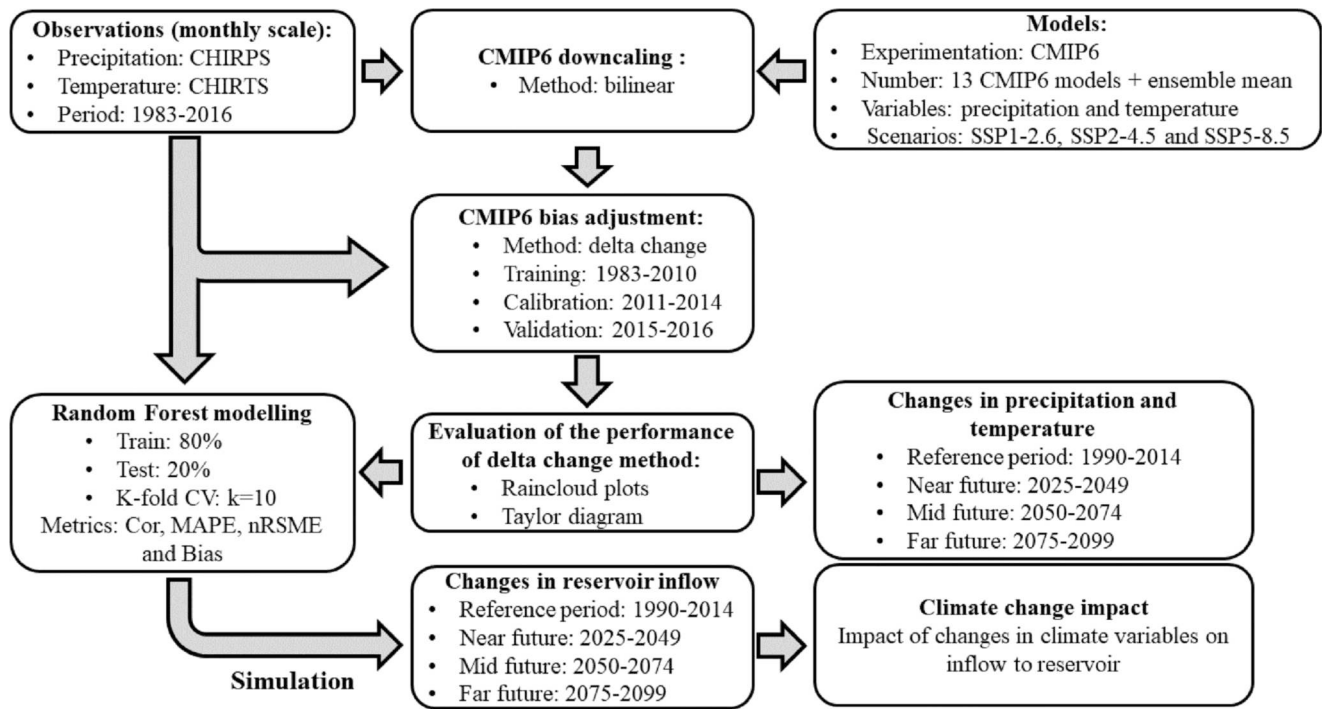


Figure 2. schematic representation of the methodology applied.

prevent overfitting (Xu and Goodacre 2018). In our case, k is chosen to be ten because it gave the best performance. The model was developed using 80% of the data for training and 20% for validation (Obahoundje *et al.* 2022a). The following sections present the different steps of the model's construction.

The predictors used in this study are essentially climate variables, namely monthly precipitation and mean temperature (Ho *et al.* 2020). This modelling approach is effective and has the advantage of being easy to implement. Multi-lag refers to various regular instances of lagged-averaged predictors. This approach was used to consider the effects of past precipitations and temperatures in modelling. Cumulated precipitations were computed with an increment of one month up to twelve months, while average temperatures were computed with an increment of one month up to six months, following the study by Obahoundje *et al.* (2022a). A two-step modelling approach was implemented (Figure 3). The first step considers all the lags calculated from predictors for the simulation. Thus, predictors (precipitation, temperature and lagged values) are arranged in order of decreasing dropout loss value allowing the identification of explanatory variables (Ho *et al.* 2020). The final model is built in the second step by selecting the variables that better explain the inflows. This avoids overfitting due to the large number of predictors and improves the performance of the final model (Obahoundje *et al.* 2022a). The number of explanatory variables for the second step is chosen based on the performance of the final model. Thus, the twelve most important explanatory variables were considered for the second step.

The performance of the RF model was evaluated using metric scores such as Correlation (Cor), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Normalised Root Mean Square Error (nRMSE), and Bias. More information and equations of these metrics can be found in the study by Obahoundje *et al.* (2022a)

3. Results

3.1. Bias adjustment

The delta change method was used for the bias adjustment of the thirteen GCM outputs from CMIP6 presented in Table 1. The ensemble mean of these GCMs was considered under the SSP1-2.6, SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios. The periods 1983–2010, 2011–2014 and 2015–2016 were used as training, calibration and validation periods respectively. During the calibration (Figures A1 and A2 in appendices) and the validation (Figures A3 and A4 in appendices) periods, the bias-adjusted climate models were compared to observations at a monthly scale using raincloud plots. The results show that, for both climate variables (precipitation and temperature), the bias-adjusted climate models are close to observation during the calibration and the validation period regarding the mean and the median. In addition, most climate models exhibit a multimodal distribution like the observations during the calibration period (for both variables) and the validation period (for temperature). For precipitation, during the validation, the observation displays a bimodal distribution, while climate models display unimodal or multimodal distribution. For the EnsMean (Figure 4), the mean and the median remain close to observation during the calibration and the validation periods for both climate variables. The EnsMean exhibits a multimodal distribution like observation during the calibration period for both climate variables. However, during the validation period, the observation displays a bimodal distribution for precipitation, whereas EnsMean displays a unimodal distribution for the SSP2-4.5 and a multimodal distribution for the SSP1-2.6 and SSP5-8.5 scenarios. For temperature, a multimodal distribution is displayed by observation and EnsMean. In terms of boxplot range, the EnsMean is close to observation during the calibration period for both precipitation and temperature. However, during the validation, the observation displays a larger boxplot range than the EnsMean for both climate variables.

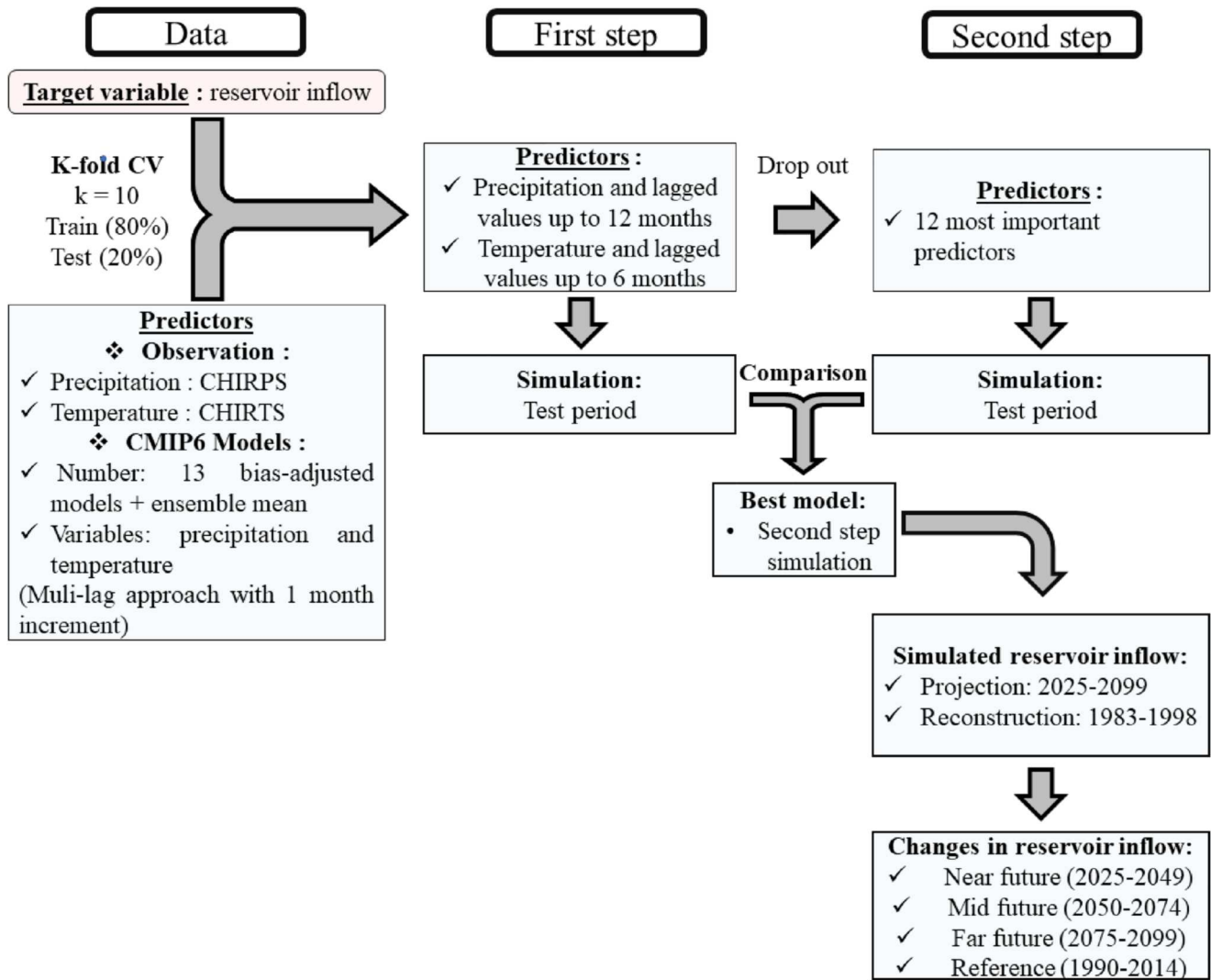


Figure 3. Random Forest modelling adapted from Obahounje *et al.* (2022a).

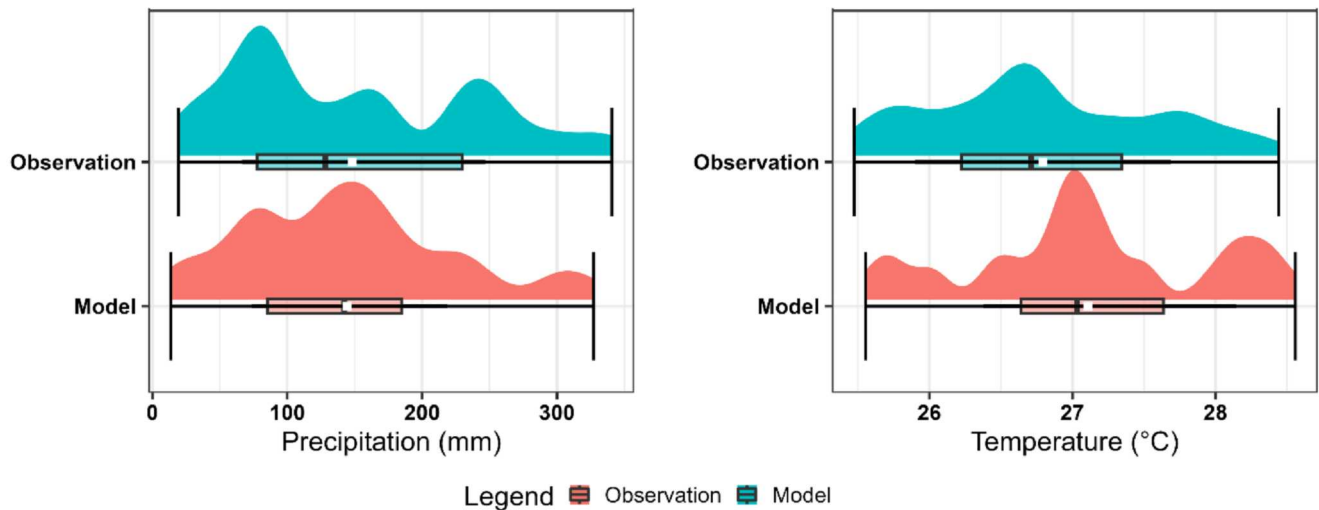
The performance of bias-adjusted data was assessed by comparing them to observations before and after adjustment using the Taylor diagram (Figure 5). After bias adjustment, the data showed better scores (correlation, normalised standard deviation and normalised RMSE). Therefore, the applied method is effective in adjusting biases. Indeed, before bias adjustment, the climate models of precipitation showed poor ability to replicate observation. The correlation coefficient (Cor) was lower than 0.6 for all the climate models, the Normalised Root Mean Square Error (nRMSE) was greater than 1, and the Normalised Standard Deviation (nSD) deviated from observation (nSD = 1). For the temperature, the ability of climate models to replicate observation before bias adjustment was good with Cor > 0.6 for all models and nRMSE < 1 for most models (8/13). However, the nSD deviated from observation. After bias adjustment, for precipitation data, it is noted that Cor > 0.65 for all climate models except CMCC-ESM2, which still has Cor < 0.6 but close to this value. The nRMSE < 1, and the nSD is closer to observation. For the bias-adjusted temperature, all the climate models displayed Cor > 0.75, nRMSE < 1, and nSD closer to 1, very close to observation. It is worth noting that the EnsMean exhibited the best performance and was closest to observations for both variables after bias adjustment. Thus, it is imperative to consider the ensemble mean of

the CMIP6 climate models and bias adjustment using the delta change method, as the ensemble mean of CMIP6 models outperformed single models in replicating observation after bias adjustment.

3.2. Projected changes in climate variables

The annual precipitation during the three projection periods (NF, MF and FF) under the three scenarios considered (SSP1-2.6, SSP2-4.5 and SSP5-8.5) was compared to observation during the reference period (1990–2014) using boxplots (Figure 6). The results are mixed when comparing the boxplot ranges of periods and scenarios. Nevertheless, regarding the mean and the median, most climate models (8/13) predict a decrease in the average annual precipitation relative to the reference period, regardless of the projection periods and scenarios. Regarding the EnsMean, the largest boxplot range can be observed during the reference period compared to the three projection periods where the boxplot ranges are similar. This indicates an increase in minimum annual rainfall and a decrease in maximum annual rainfall in all projection periods compared to the reference period. The mean and the median reveal a slight decrease in future annual precipitation compared to the reference period regardless of the scenarios and projection periods. This slight decrease does not exceed 10% for all

Calibration (2011-2014)



Validation (2015-2016)

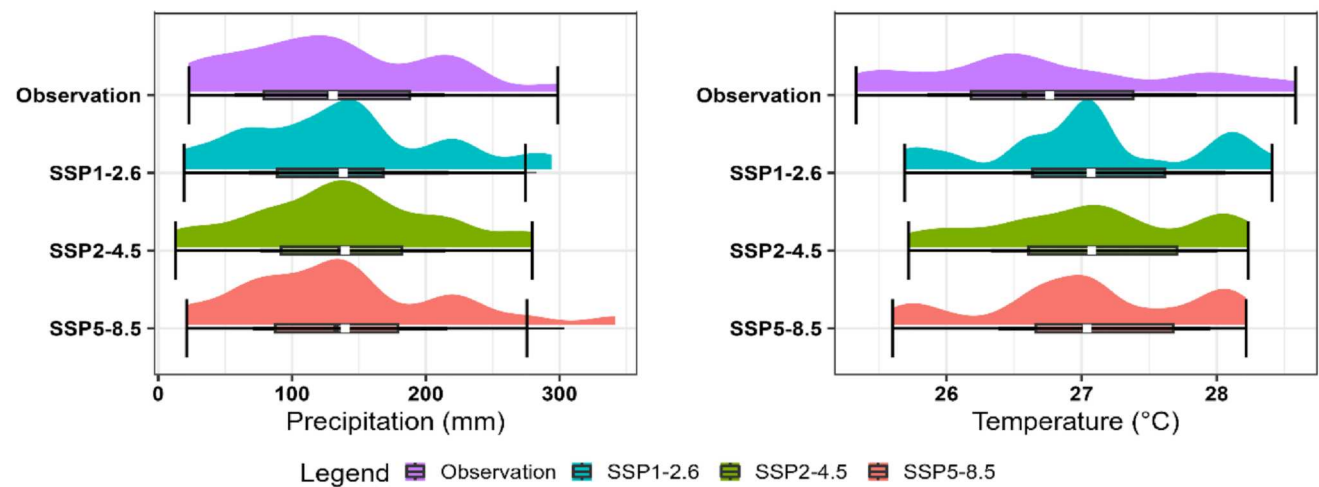


Figure 4. Raincloud plots of the EnsMean and observation during the calibration and validation period using delta change method.

three NF, MF and FF scenarios. When comparing the mean and the median of scenarios during projection periods, the SSP1-2.6 scenario displays a slight increase from NF to MF and a slight decrease from MF to FF. The SSP2-4.5 and SSP5-8.5 display the same pattern: a decrease from NF to MF and an increase from MF to FF.

For temperature (Figure 7), it appears that the boxplot range of climate models under the three scenarios for all projection periods are larger than the boxplot range of observation during the reference period. In addition, for all climate models except NorESM2-LM, an increase in the boxplot range from NF to FF is noted for the three scenarios considered. This indicates an increase in minimum and maximum annual temperature from the reference period to the FF. A continuous warming can be observed in the three future periods relative to the reference period for the mean and the median. It is noteworthy that the warming is more intense at the end of the twenty-first century (FF) than in the MF and NF. When comparing the scenarios, the results are mixed for the NF. However, for the MF and FF, the greatest warming is predicted under the SSP5-8.5 scenario, while the least warming is predicted under the SSP1-2.6 scenario. For the EnsMean, observing a larger boxplot range in future periods relative to reference period is also possible. Concerning the projection periods,

an increase in boxplots range can be observed from the NF to FF under all scenarios. Regarding the mean and the median, it clearly appears that the EnsMean predicts a warming in the future compared to the reference period. The warming is more intense in the FF than in the MF and the NF for the three scenarios considered. The SSP5-8.5 scenario predicts the highest warming for all projection periods, while the SSP1-2.6 scenario predicts the lowest warming. Compared to the reference period, the more intense warming predicted (under the SSP5-8.5 scenario) is approximately 1°C, 2°C and around 3.5°C in the NF, MF and FF respectively. However, the least intense warming predicted (under the SSP1-2.6 scenario) is up to 0.75°C in the NF and 1°C in the MF and FF.

3.3. Metric evaluation of the RF model

The metric evaluation of the RF model performance for the two steps is presented in Figure 8. The results show that the reservoir inflows are well simulated by the RF model for both rounds and for all the climate models. The correlation coefficient is satisfactory ($Cor > 0.6$) for most models in both RF rounds (12/13 around 92%). The MAPE is lower than 2.5% and the bias reveals that models generally underestimate observations with negative values greater than $-1 \text{ m}^3/\text{s}$.

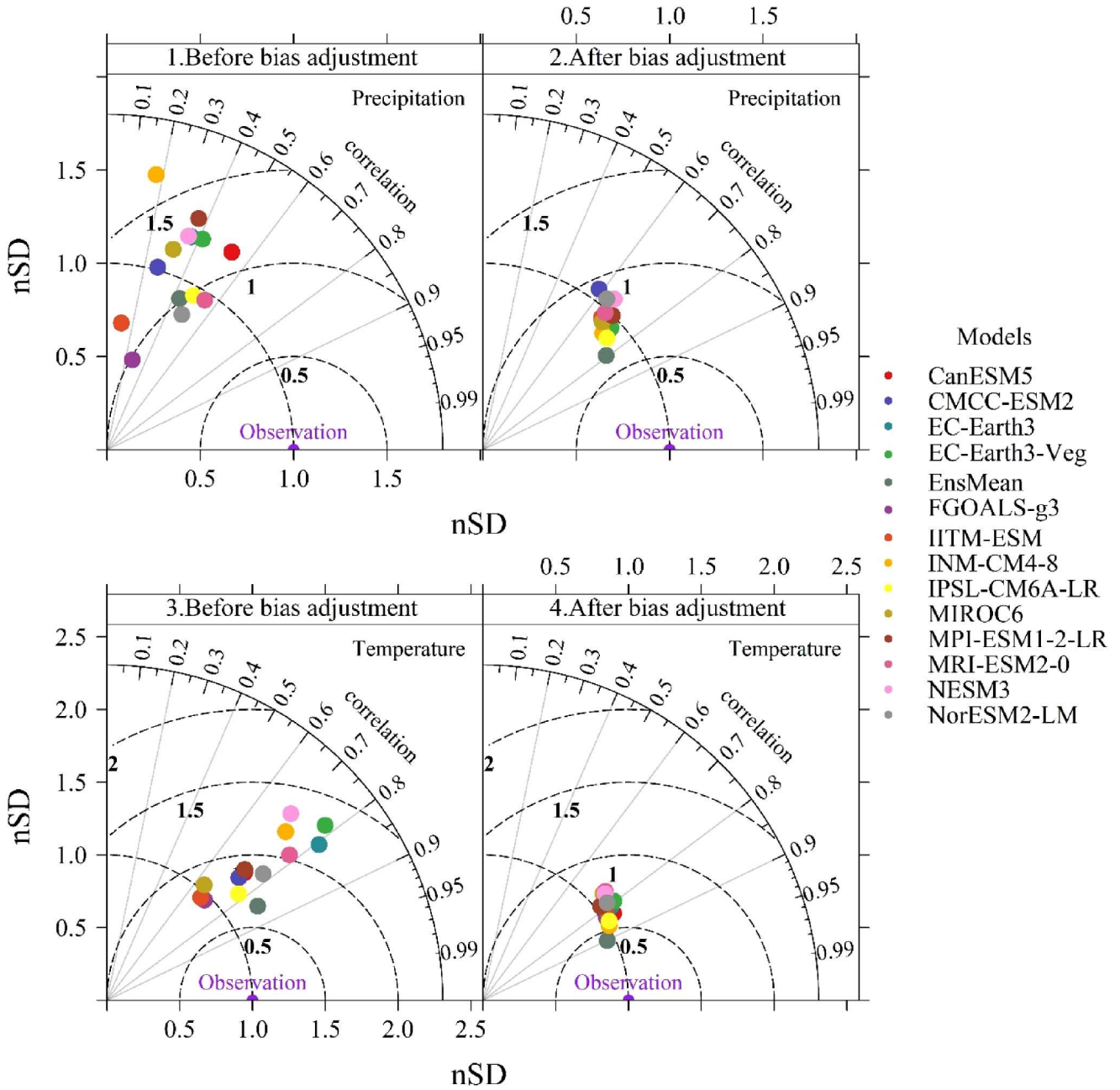


Figure 5. Comparison of climate models of precipitation and temperature before and after bias correction.

However, the nRMSE is greater than 80. When comparing the two rounds, the second round (RF_round2) performs better than the first, with improved correlation for around 92% of models, lower MAPE (for around 54% of models) and lower nRMSE (for around 61% of models). Based on the correlation coefficient, the EnsMean exhibited the best performance.

3.4. Intra-annual variability of simulated inflow

Figure 9 compares the observed and simulated inflows with RF_Round2 on a monthly scale. The results show that the simulated inflows are close to observations. However, all models tend to underestimate maximum values and overestimate minimum values. It is important to note that the EnsMean is closer to observations than the other climate models, with fewer overestimations and underestimations. In summary, the RF_Round2 performed very well and

can accurately simulate the reservoir inflows at the Faye HP dam.

3.5. Future changes in reservoir inflows

The future inflow to the Faye HP dam during the NF, MF and FF under the SSP1-2.6, SSP2-4.5, and SSP5-8.5 scenarios were compared to reconstructed observed inflow during the reference period at annual scale using boxplots (Figure 10). The results are mixed when comparing the boxplot range of observation and models under the scenarios considered. Similarly, the comparison of boxplot ranges among scenarios yields mixed results. Regarding the mean and the median, the results are also mixed. However, most models predict an increase in inflow to the Faye reservoir under all scenarios and projection periods relative to the reference period.

Regarding the EnsMean, the boxplot range of observation appears larger than the boxplot range of scenarios for all

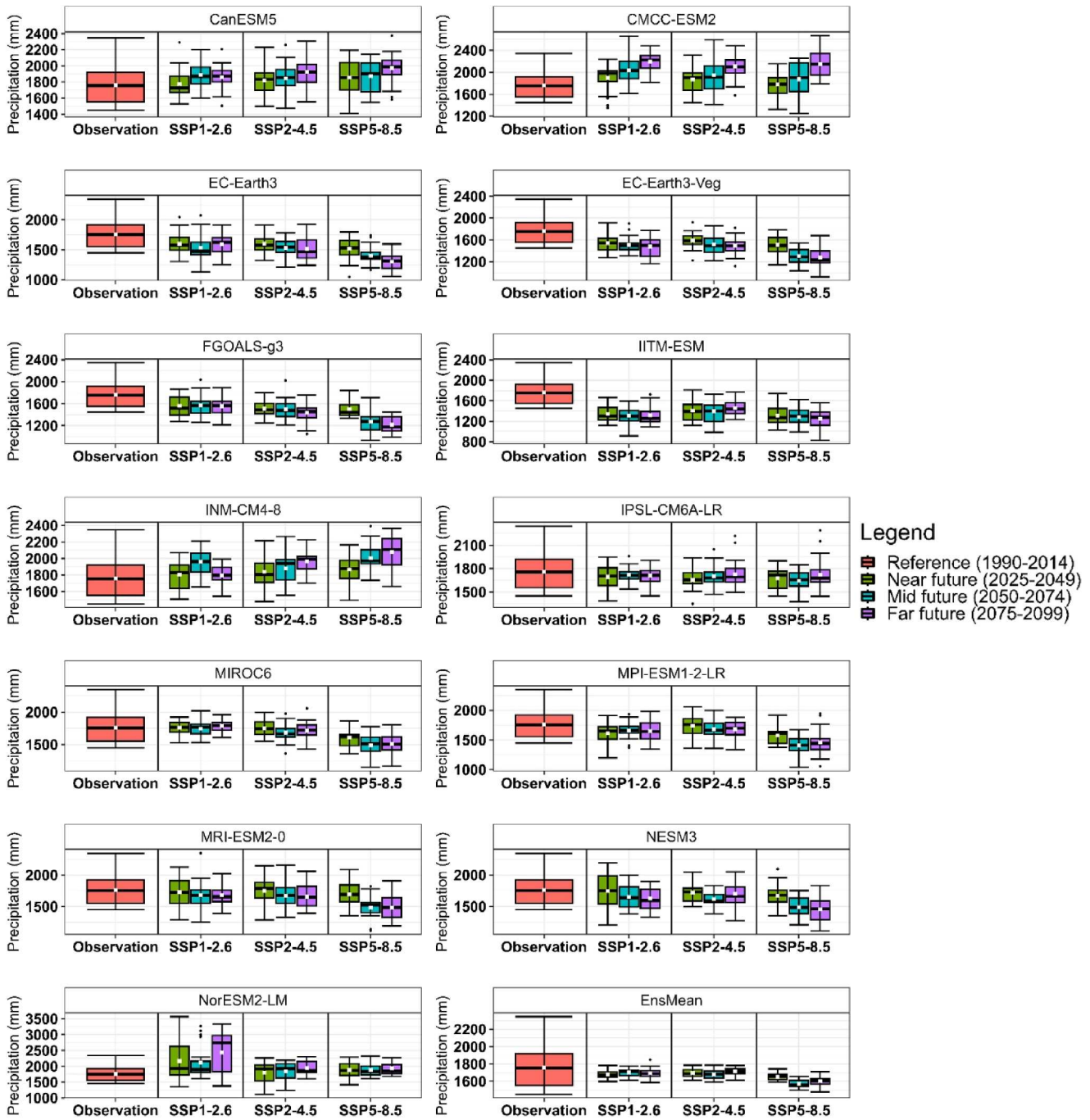


Figure 6. Summary of total annual precipitation averaging over the reference period (1990–2014) and the projection (2025–2099) periods.

projection periods. Unanimously, the scenarios for all projection periods predict an increase in minimum annual inflows relative to the reference period. An increase in maximum annual values of inflows is predicted under the SSP1-2.6 scenario in the MF and SSP2-4.5 scenario in the MF and FF compared to the reference period. When comparing the boxplot range of scenarios, the SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios are similar and larger than the boxplot range of the SSP1-2.6 scenario for all projection periods. Regarding the mean, an increase not exceeding 16% and 23% is predicted under the SSP1-2.6 and SSP2-4.5 scenarios respectively for all projection periods. The SSP5-8.5 predicts an increase of 10% in the NF, a slight decrease of around –2% in the MF and no changes in the FF with a value close to that observed during the reference period. Thus, the highest increase is predicted under the SSP2-4.5 scenario, while the lowest increase is predicted under the SSP5-8.5 scenario. In

the NF and MF, the predicted increase in inflow does not exceed 16% while in the FF the predicted increase in inflow is no more than 23%.

4. Discussion

The precipitation and temperature data from thirteen model outputs of CMIP6 and their ensemble mean were bias-adjusted using the delta change method. During calibration (2011–2014) and validation (2015–2016), climate models closely matched observations for both precipitation and temperature. These results are consistent with those of the study by Obahoundje *et al.* (2022a) over the Nangbeto hydropower dam in Togo. They applied the same approach to adjust the bias of the ensemble mean of eleven climate models outputs from CORDEX Africa under two Representative Concentration Pathways (RCP) scenarios, namely

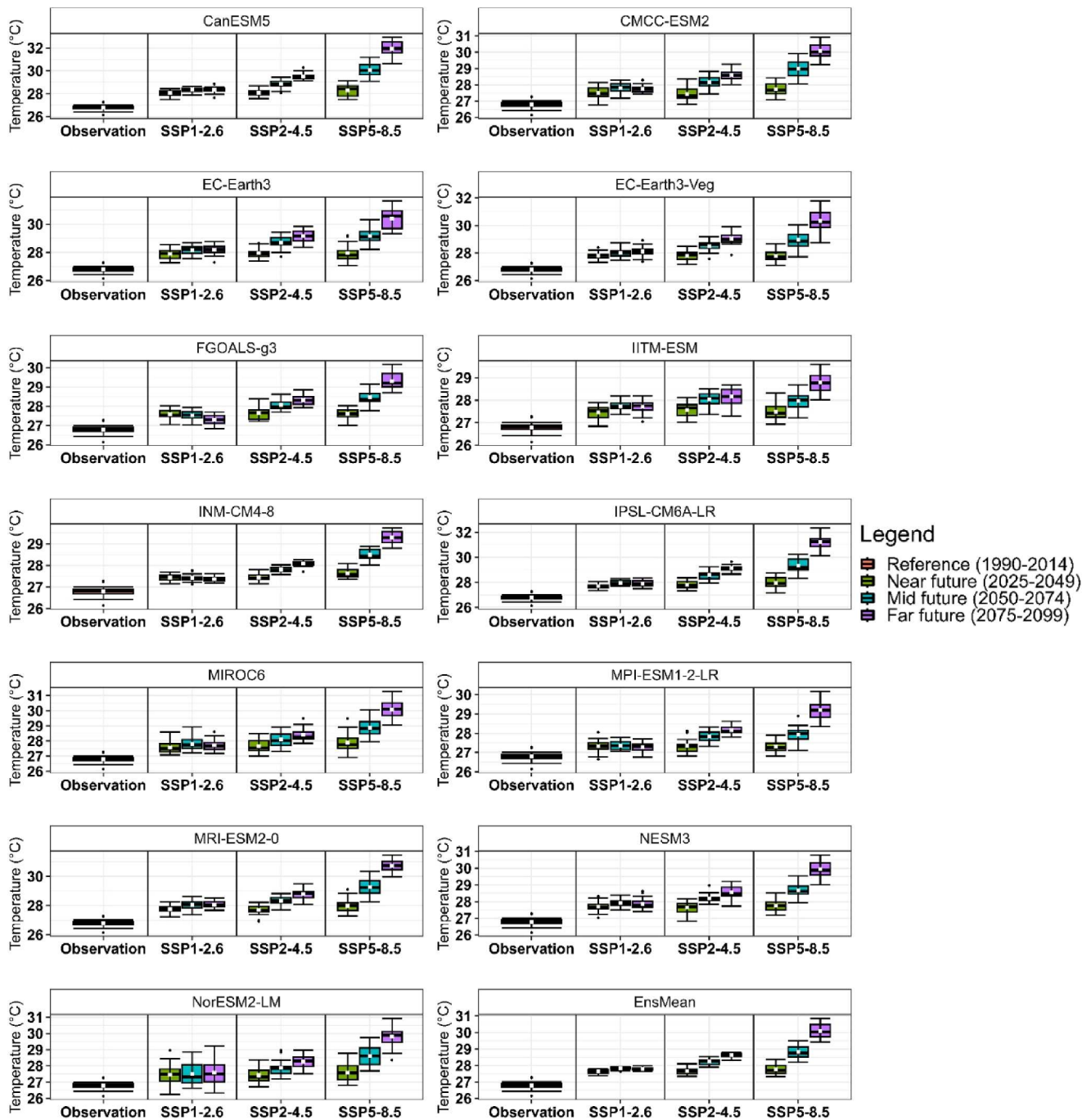


Figure 7. Summary of mean temperature for the reference period (1990–2014) and the projection (2025–2099) periods at annual scale.

RCP4.5 and RCP8.5. Their study was conducted at monthly scale using 2006–2011 and 2012–2016 as calibration and validation periods, respectively. This consistency in results demonstrates the effectiveness of this method in reducing the bias of considered variables. It could be explained by the fact that this method adjusts the mean and the variance of models to make them closer to observations. Moreover, Navarro-Racines *et al.* (2020) noted that the delta change method improves the consistency of the mean, variance and probability density function distribution with the observations.

The projected changes in annual precipitation and temperature were computed for the SSP1-2.6, SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios in the near (2025–2049), mid (2050–2074) and far (2075–2099) futures. For precipitation, based on the model's ensemble mean, a decrease is likely predicted for all projection periods regardless of the scenario. The most

important decrease is found under the SSP5-8.5 scenario for the three future periods. These results differ from the findings of Dotse *et al.* (2023) over the Volta River basin under the SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios and those of Obahoundje *et al.* (2022a) over the Nangbeto River basin under the RCP4.5 et RCP8.5 scenarios. The difference in results could be due to the study area and periods, the model generation and their number and the scenarios considered. For illustration, Dotse *et al.* (2023) used three CMIP6 model outputs while Obahoundje *et al.* (2022a) used the ensemble mean of eleven models from CORDEX Africa.

Additionally, the difference in the findings of changes in precipitation may be due to the spatial resolution of the used climate model outputs and spatial variability. Almazroui *et al.* (2020) reported high spatial variability of future rainfall over West Africa. However, in Côte d'Ivoire, the study conducted by Bigot *et al.* (2022) in the southeast

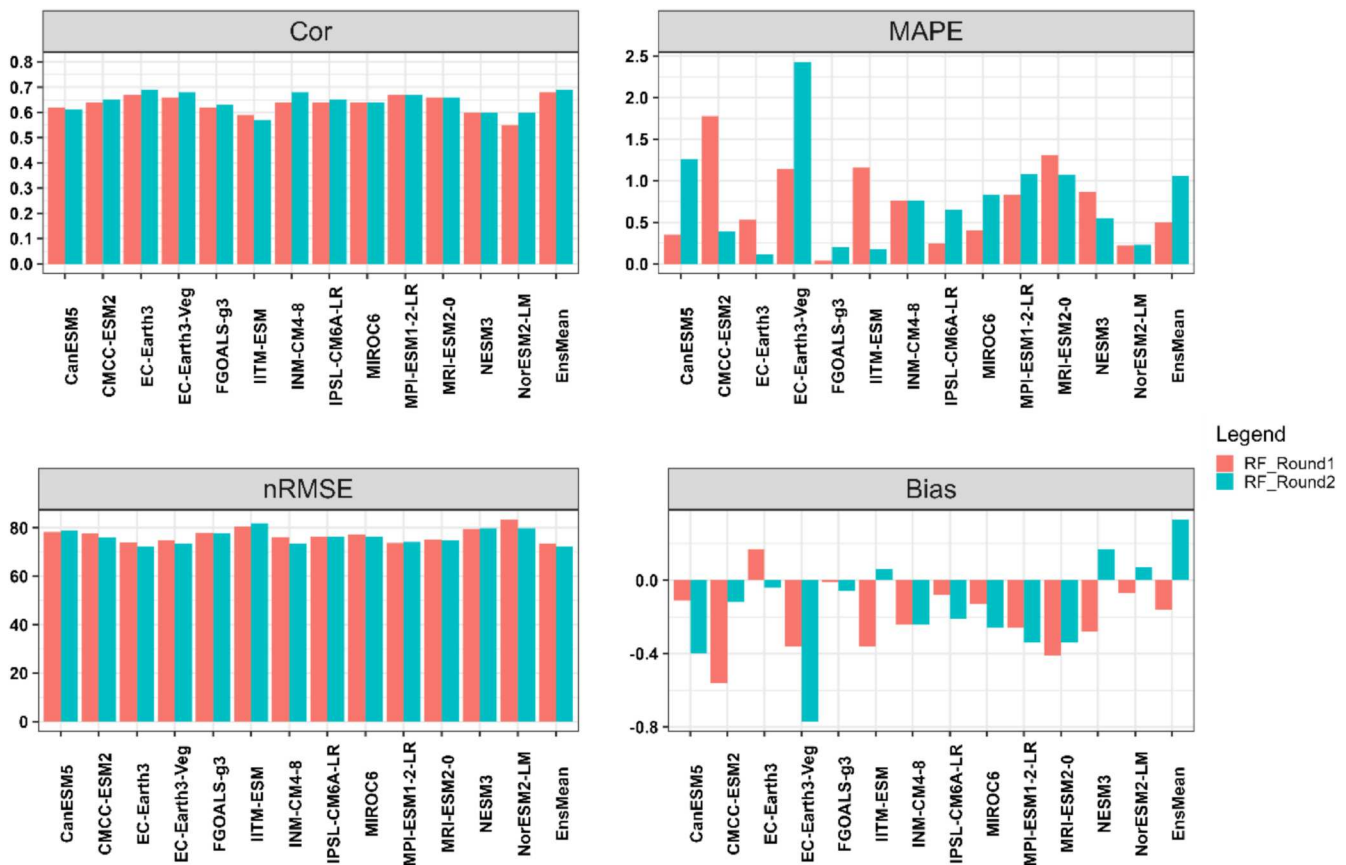


Figure 8. Metrics score of RF model for inflow simulation.

reveals that daily precipitation will experience a decreasing trend starting in 2020 and accelerating at the end of the twenty-first century. Many other studies in Côte d'Ivoire have shown a decrease in projected precipitations (Coulibaly *et al.* 2018, Yao *et al.* 2019, Koffi *et al.* 2023). It can be attributed to continuous deforestation, which decreases moisture convergence, led by the decrease of water vapour and the disruption of the West African monsoon (Diallo *et al.* 2016). Indeed, a study conducted over the entire basin of the San Pedro River revealed a regression of around 47% of forest to the detriment of urbanization and cultivated areas between 1986 and 2015 (Konin *et al.* 2021).

Regarding the temperature, all the models including their ensemble mean predict a continuous non-significant warming up to 1.5°C, 3.3°C and around 5°C respectively, in the near, mid, and far futures. The warming will increase with emission, meaning that the basin will be warmer under SSP5-8.5 scenario than the others. The warming will also be more intense in the far future than in the mid and near futures. These results align with the Almazroui *et al.* (2020) study, which reported an increase in the same range over West Africa. Also, numerous studies unanimously indicate an increase in future temperature over West Africa (Sylla *et al.* 2016, Obahoundje *et al.* 2022a, Koffi *et al.* 2023). These results explain that under high emission scenario, average temperatures will rise more than 2°C, the threshold set in current international agreements, over most of the continents by the mid-twenty-first century (IPCC 2014). A temperature rise associated with a projected decrease in precipitation could lead to a water deficit over the Faye basin. It can also be a threat to rainfed agriculture and create competition for water use.

The 10-fold cross-validation in two (2) steps showed good performance with a correlation coefficient superior to 0.6 for all models including the model's ensemble mean except IITM-ESM. These results are consistent with those of Ho *et al.* (2020) and Obahoundje *et al.* (2022a). Indeed, they used and recommended 5-fold cross-validation. They obtained correlations between 0.73 and 0.9 for many European countries in the study of Ho *et al.* (2020) and a correlation coefficient of 0.82 at the Nangbeto dam in the study of Obahoundje *et al.* (2022a). The value of k may vary from one region to another depending on the simulated variables, the location, the climatic conditions, the river basin size, and the type of dam.

Regarding annual inflows to the Faye reservoir, the model's ensemble mean predicts an increase not exceeding 16% under the three scenarios in the near future relative to the reference period. The SSP2-4.5 scenario predicts the highest increases, while the lowest ones are predicted with the SSP5-8.5 scenario. These results are consistent with those of Koffi *et al.* (2023), over the Lobo River basin using a physical-based model 'CEQUEAU' in the west-central part of Côte d'Ivoire. They reported in their study that the surface runoff will experience an increase by 2030 and 2050 under RCP4.5 and RCP8.5 scenarios at an annual scale. This consistency could be explained by the same change in the trend of climatic variables (precipitation and temperature) despite the different climatic regimes, climate models, scenarios, and periods used. This could lead to an increase in hydropower generation as reported by Wang *et al.* (2019) who assessed the impact of climate change on hydropower potential over the Nanliujiang River basin (China). They used the ensemble mean of five global climate

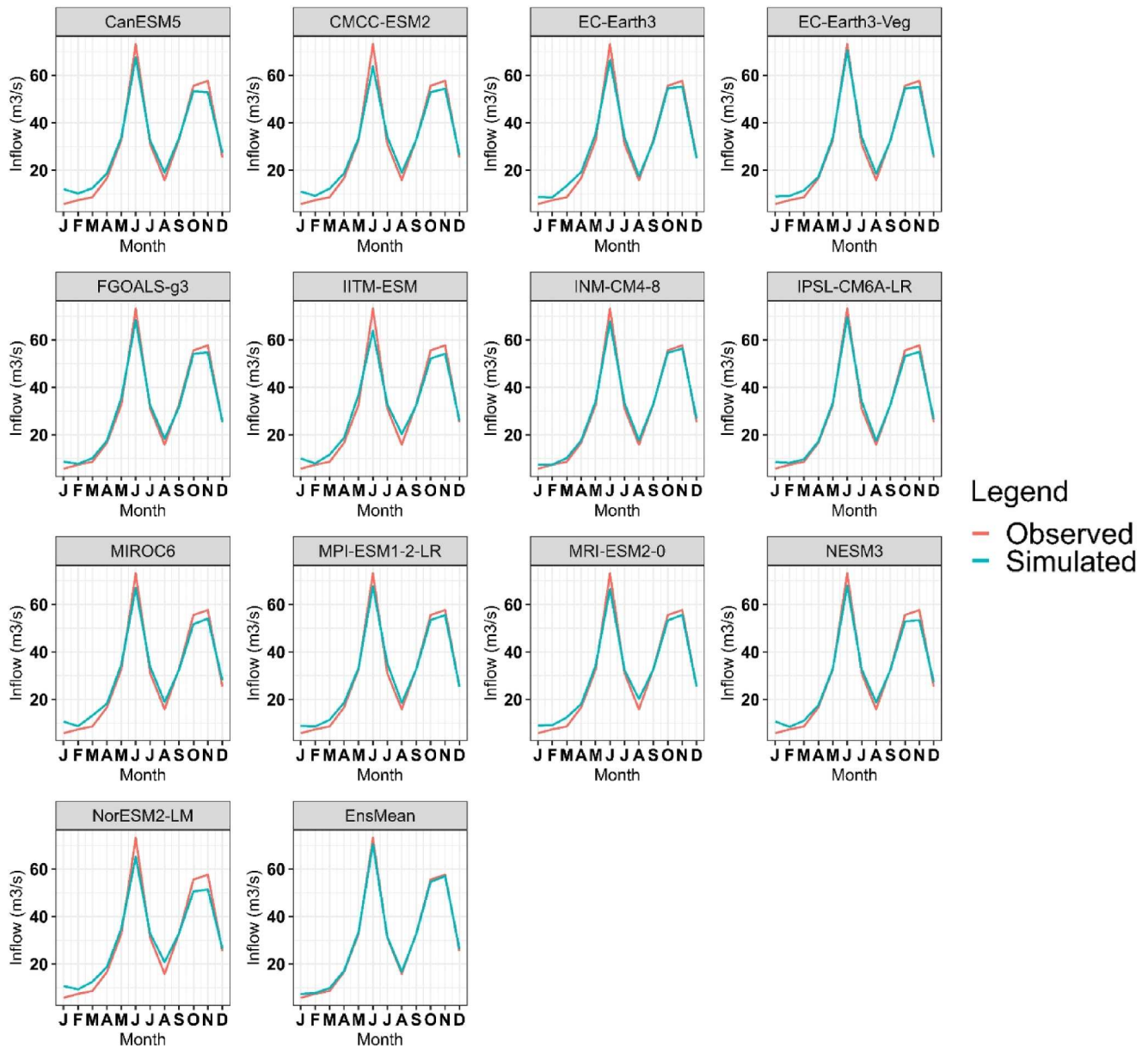


Figure 9. Intra-annual variability of observed and simulated inflow averaging over 1990–2014 period.

models based under three scenarios (RCP2.6, RCP4.5 and RCP8.5) and reported an increase of hydropower potential in the range 7.7–15.6% in the future (2021–2050 relative to 1981–2010) linked to the increase in annual runoff (in the range 10–33.4%).

In the mid future, an increase in inflows to the Faye hydropower plant not exceeding 16% is predicted under the SSP1-2.6 and SSP2-4.5 scenarios while the SSP5-8.5 scenario predicts a slight decrease of around 2%. The findings of this study are different from the findings of the study by Obahoundje *et al.* (2022a) over the Nangbeto hydropower dam (Togo, West Africa). They reported a significant decrease by maximum –20% in inflow accompanied by a significant decrease in energy generation of around –8% during the periods 2020–2039, 2040–2059, 2060–2079 and 2080–2099. The study of Liu *et al.* (2016) revealed that China gross hydropower potential is projected to change in the range of –1.7–2% in the near future (2020–2050) and an increase between 3% and 6% at the end of the twenty-first century (2070–2099) under the RCP2.6 and RCP8.5. They used the ensemble mean of eight climate models and considered 1971–2000 as

the reference period. Moreover, the results of the current study differ from the finding of N'Dri *et al.* (2019) study which highlighted a decrease in predicted flows at an annual scale by 2060 (2057–2078), under the two scenarios considered, RCP4.5 and RCP8.5 scenarios. Their study was conducted over the Aghien Lagoon (located in the south-eastern part of Côte d'Ivoire) using the semi-distributed physically-based model named Soil and Water Assessment Tools (SWAT). The difference in the findings could be attributed to the uncertainty arising from the reintegration of the model parameters for the Me basin into the model used to simulate flows over the Aghien Lagoon, which is ungauged. Touao *et al.* (2018) also found a decrease in streamflow by 2050 (2040–2069) over the Davo River basin (south-western part of Côte d'Ivoire) using CEQUEAU model relative to 1980–1999. This result difference could be attributed to the different climate experimentation and models, the study periods, and locations. In the far future, an increase of no more than 23% is predicted for the SSP1-2.6 and SSP2-4.5 scenarios while no change is predicted under the SSP5-8.5 scenario. These results differ from those of N'Dri *et al.*

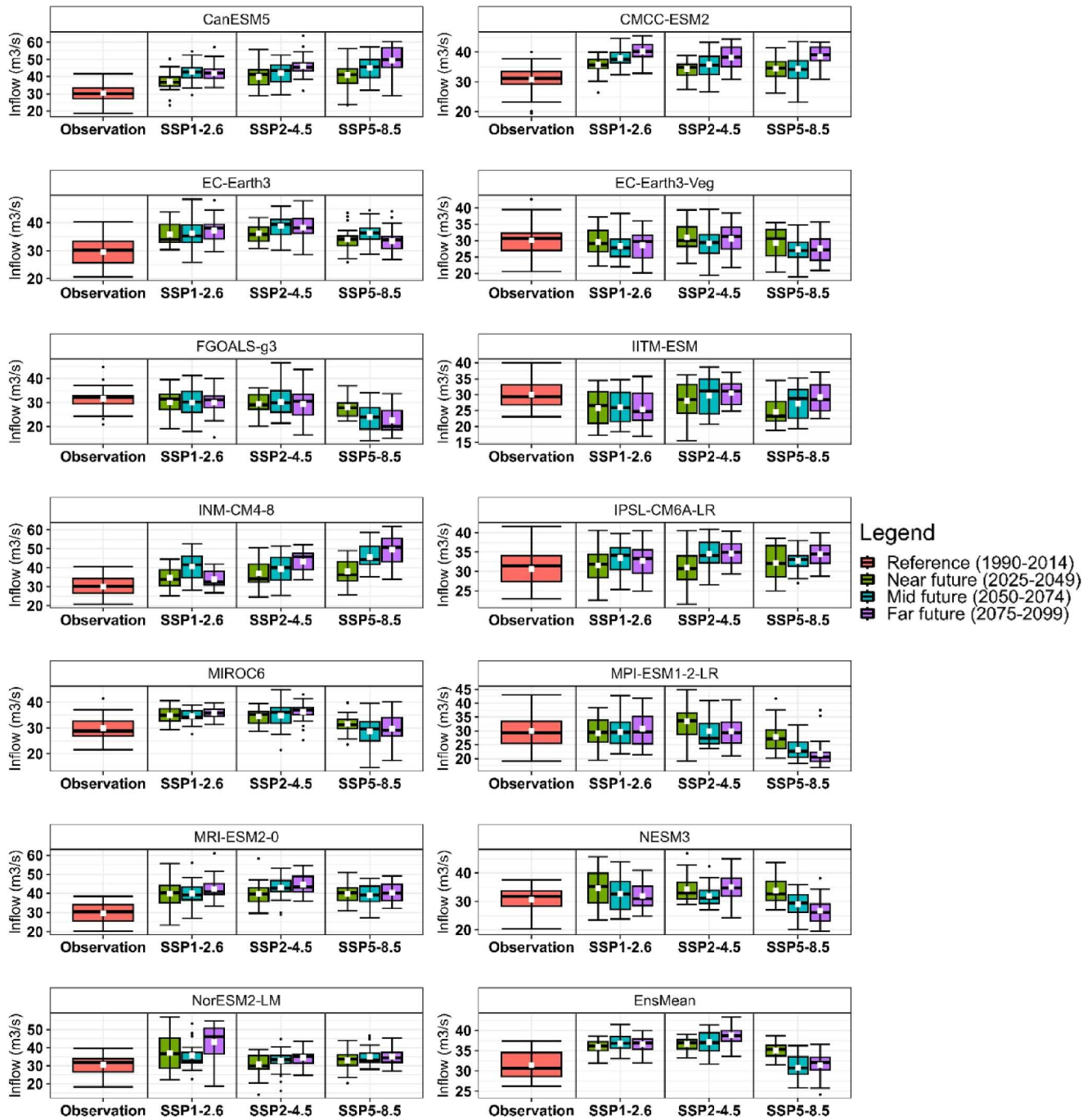


Figure 10. Summary of inflow averaging the reference period (1990–2014) and the projection (2025–2099) periods at annual scale.

(2019) who reported a decrease by 2080 (2079–2100). However, these results are consistent with those of Touao *et al.* (2018) which reported an increase in streamflow by 2080 (2070–2099), at the end of the twenty-first century using CEQUEAU. Overall, the differences may be attributed to the geographical location, the size and type of the dam, the climate models used, their number, their spatial resolution and approach used.

The rise in temperature, coupled with a decrease in precipitation, led to increased inflows to the Faye reservoir. These results are consistent with the findings of Koffi *et al.* (2023) over the Lobo River basin. It may be due to forest conversion to urbanized and cultivated areas. Indeed, the findings of Konin *et al.* (2021) reveal that this regression of forest cover in favour of cultivated and urbanized areas could waterproofs soils and lead to increase of flows. Then, regarding the general increase in inflow to the Faye

hydropower plant in the future, this hydropower plant could be more vulnerable to floods if flows management is inadequate. Also, the Faye Lake could be sufficiently available to support withdrawals related to energy generation and freshwater supply project planned by the government of Côte d'Ivoire.

5. Conclusion

The inflow to the reservoir is crucial for water availability for hydropower generation. Under changing climate condition, this key variable may be affected especially in small reservoirs like Faye dam. This study assesses potential Faye hydropower plant inflow changes using bias-adjusted precipitation and temperature data from thirteen CMIP6 climate models, and their ensemble mean under the SSP1-2.6, SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios. The Random Forest model was

developed in two steps by using k-fold cross-validation with $k = 10$ and a number of trees equal to 350. The precipitation, temperature, and their lagged values with monthly increments up to 12 and 6 months, respectively, were used in the first step. In the second step, the top twelve important variables or best explanatory variables were considered as predictors. The performance of the RF model for the two steps was evaluated using metric score, and the best model was used to simulate inflows to the Faye hydropower plant. The changes in inflows were assessed for the three future periods defined (the near future from 2025 to 2049, the mid future from 2050 to 2074 and the far future from 2075 to 2099), relative to a defined reference period (1990–2014).

The results showed that bias-adjusted climate models were close to observations during calibration and validation, particularly the model's ensemble mean. Based on the analysis, the delta change method enormously improves the ability of climate models to replicate observations, especially for the model's ensemble mean. Therefore, considering the ensemble mean of CMIP6 climate models for studies could be important rather than a single model. Next, the analysis of changes in precipitation at yearly scale based on the model's ensemble mean revealed that precipitation could experience a decrease (not exceeding 10%) for the three future periods (near future, mid-future and far future) under the three selected scenarios relative to the reference period. However, an increase is projected for temperature for the defined future periods relative to the reference period for all considered scenarios and models (up to 1°C, 2°C and 3.5°C for the model's ensemble mean in the near, mid and far futures respectively).

Regarding simulated inflows at the Faye dam, an increase not exceeding 16% is predicted by the model's ensemble mean in the near future under the three scenarios relative to the reference period. In the mid-future, an increase not exceeding 16% is predicted under the SSP1-2.6 and the SSP5-8.5 scenarios relative to the reference period. The SSP5-8.5 scenario forecasts a slight decrease of around 2%. In the far future, an increase not exceeding 23% is predicted under the SSP1-2.6 and SSP2-4.5 scenarios while no change is predicted under the SSP5-8.5 scenario relative to the reference period. This potential increase in inflows could improve water availability for hydropower generation and probably for potable water supply project planned by the Ivorian government. However, this increase in inflow could lead to floods if water fluxes are not well managed. Therefore, the reservoir manager must collaborate with scientists to better plan activities. This study was conducted on a monthly scale and does not reflect the daily variability of inflows. Therefore, for future studies, it would be interesting to assess the impacts of these changes in inflow to the Faye dam at this specific time scale to understand daily variability better and anticipate floods. Moreover, this study focuses on inflow, and it could also be useful for the sensitivity of hydropower generation to climate change and variability. Furthermore, this study uses the climate variable (time series) implication, as climate extremes become common, scientific attention on how the change occurrence, onset, duration, cessation, and sensitivity of climate extremes may affect both the inflow to the reservoir and energy generation by considering the type and the purpose of dams. Additionally, it would be valuable to understand the significance of land

use dynamics in explaining the Faye hydropower plant inflows. This finding could be useful for dam managers and decision-makers to prepare and anticipate flood monitoring at this specific dam.

Notes

1. <ftp://chg-ftpout.geog.ucsb.edu/pub/org/chg/products/CHIRPS-2.0>
2. <https://www.chc.ucsb.edu/data/chirtsdaily>
3. <https://esgf-node.llnl.gov/search/cmip6>

Acknowledgments

We thank the Compagnie Ivoirienne d'Electricité (CIE) for providing data on inflows to the Faye reservoir. We also thank the Laboratoire Mixte International (LMI NEXUS) and the Laboratoire des Sciences et Technologies de l'Environnement (LSTE) for supporting and providing the facility. The authors thank the Centre National de Calcul de Côte d'Ivoire (CNCCI) for supporting and providing the facility (Coupled Model Intercomparison Project Phase 6).

Disclosure statement

No potential conflict of interest was reported by the author(s).

Funding

This work was supported by the SUSTAINDAM project implemented in the frame of the Belmont Forum collaborative actions on transdisciplinary research for pathways to sustainability; the Programme d'Appui Stratégique à la Recherche Scientifique (PASRES) under CSRS/PASRES N°262; and the RAINCA (Responsive Artificial Intelligence Network for Climate Action in Africa) project implemented in the frame of collaboration between WASCAL and AKADEMIA.










ORCID authorship contribution statement

Franck Hervé Akaffou: conceptualization, Formal analysis, Funding acquisition, Methodology, Writing – original draft. **Salomon Obahoundje:** Conceptualization, Methodology, Writing – review & editing. **Sacré Régis Mailly Didi:** Writing – review & editing. **Bérenger Koffi:** Writing – review & editing. **Wawogninlin Brice Coulibaly:** Formal analysis, Visualization, Methodology. **Michal Habel:** Writing – review & editing. **M'min Marie Florence Kadjo:** Writing – review & editing. **Kouakou Lazare Kouassi:** Project administration, Resources, Supervision, Validation. **Arona Diedhiou:** Funding acquisition, Project administration, Resources, Supervision, Validation.

Data availability

Data will be made available on request.

ORCID

Franck Hervé Akaffou  <http://orcid.org/0009-0006-5927-8797>
Salomon Obahoundje  <http://orcid.org/0000-0001-8093-5241>
Sacré Régis Mailly Didi  <http://orcid.org/0000-0002-4270-1433>
Bérenger Koffi  <http://orcid.org/0000-0002-4835-2975>
Wawogninlin Brice Coulibaly  <http://orcid.org/0009-0002-4877-8412>
Michal Habel  <http://orcid.org/0000-0002-4661-6498>
M'min Marie Florence Kadjo  <http://orcid.org/0009-0004-1951-4068>
Kouakou Lazare Kouassi  <http://orcid.org/0000-0002-8514-9714>
Arona Diedhiou  <http://orcid.org/0000-0003-3841-1027>

References

- Akpoti, K., Antwi, E. O., and Kabo-bah, A. T., 2016. Impacts of rainfall variability, land use and land cover change on stream flow of the Black Volta Basin, West Africa. *Hydrology*, 3 (3), 26–24. doi:10.3390/hydrology3030026.
- Almazroui, M., et al., 2020. Projected change in temperature and precipitation over Africa from CMIP6. *Earth Systems and Environment*, 4, 455–475. doi:10.1007/s41748-020-00161-x.
- Amou, M., et al., 2021. Heatwaves in Kenya 1987–2016: facts from CHIRTS high resolution satellite remotely sensed and station blended temperature dataset. *Atmosphere*, 12 (37), 37–13.
- Arthur, E., et al., 2020. Potential for small hydropower development in the lower Pra river basin, Ghana. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 32 (100757), 1–17.
- Bai, L., et al., 2018. Accuracy of CHIRPS satellite-rainfall products over mainland China. *Remote Sensing*, 10 (362), 1–28.
- Berhab, R., 2019. *Energies renouvelables en Afrique: Enjeux, défis et opportunités*. Policy Center for the New South. Morocco: Rabat.
- Bigot, S., et al., 2022. Climate projections CMIP6 at the scale of south-east Côte d'Ivoire: Evolution of thermo-pluviometric constraints for the main agrosystems involving cocoa, rubber, oil palm, and cassava. In: *35ème colloque annuel de l'Association Internationale de Climatologie (AIC)6–9 July 2022*Toulouse, France.
- Breiman, L., 2001. Random forests. *Machine Learning*, 45, 5–32. doi:10.1023/A:1010933404324.
- Coulibaly, N., et al., 2018. The impact of climate change on water resource availability in a trans-boundary basin in West Africa: The case of Sassandra. *Hydrology*, 5 (12), 12–13. doi:10.3390/hydrology5010012.
- De Lasme, O. Z., et al., 2012. Analyse des propriétés hydrodynamiques des aquifères fissurés de la région de San-Pedro (Sud-Ouest de la Côte d'Ivoire). *Estudios Geológicos*, 68 (2), 217–232. doi:10.3989/egool.40672.159.
- Diallo, I., et al., 2016. Projected changes of summer monsoon extremes and hydroclimatic regimes over West Africa for the twenty-first century. *Climate Dynamics*, 47, 3931–3954. doi:10.1007/s00382-016-3052-4.
- Didi, S. R. M., et al., 2020. Using the CHIRPS dataset to investigate historical changes in precipitation extremes in West Africa. *Climate*, 8 (84), 84–28.
- Dinku, T., et al., 2018. Validation of the CHIRPS satellite rainfall estimates over Eastern Africa. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 144 (Suppl. 1), 292–312. doi:10.1002/qj.3244.
- Direction Générale de l'Energie, 2020. *Côte d'Ivoire 2020 bilan énergétique énergétique*.
- Dong, Z., et al., 2022. Future projection of seasonal drought characteristics using CMIP6 in the Lancang-Mekong River Basin. *Journal of Hydrology*, 610 (127815), 1–11.
- Dotse, S.-Q., et al., 2023. Rainfall projections from coupled model inter-comparison project phase 6 in the Volta River Basin: implications on achieving sustainable development. *Sustainability*, 15 (1472), 1–17.
- Dutta, D., and Bhattacharjya, R. K., 2022. A statistical bias correction technique for global climate model predicted near-surface temperature in India using the generalized regression neural network. *Journal of Water and Climate Change*, 13 (2), 854–871. doi:10.2166/wcc.2022.214.
- Fadika, V., et al., 2008. Interannual and seasonal variability of the flow of four rivers in the coastal west of Ivory Coast (Tabou, Dodo, Néro, and San Pédro) in the context of decreased rainfall in West Africa. *European Journal of Scientific Research*, 21 (3), 406–418.
- Funk, C., et al., 2014. A quasi-global precipitation time series for drought monitoring. *U.S. Geological Survey Data Series*, 832, 1–4.
- Funk, C., et al., 2015. The climate hazards infrared precipitation with stations a new environmental record for monitoring extremes. *Scientific Data*, 2 (150066), 1–21.
- Glisan, J. M., et al., 2019. A metrics-based analysis of seasonal daily precipitation and nearsurface temperature within seven Coordinated Regional Climate Downscaling Experiment domains. *Atmospheric Science Letters*, 20 (e897), 1–8.
- Ho, L. T. T., et al., 2020. Reconstruction of Multidecadal Country-aggregated hydro power generation in Europe based on a random forest model. *Energies*, 13 (1786), 1–17.
- Hua, L., Zhao, T., and Zhong, L., 2022. Future changes in drought over Central Asia under CMIP6 forcing scenarios. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 43 (101191), 1–16.
- Institut National de la Statistique (INS), 2022. *RGPH-2021 Résultats Globaux*.
- International Hydropower Association (IHA), 2020. *Hydropower statut report*.
- IPCC, 2014. *Climate Change 2014: Synthesis Report*.
- Koffi, B., et al., 2023. Impact of climate and land use/land cover change on Lobo reservoir inflow, West-Central of Côte d'Ivoire. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 47 (101417), 2–24.
- Konin, N. J. C., et al., 2021. Influence des facteurs hydro-morphostructuraux sur les inondations du bassin versant du fleuve San Pedro, Côte d'Ivoire. *Revue Ivoirienne Des Sciences et Technologie*, 37, 106–122.
- Koua, B. K., et al., 2015. Present status and overview of potential of renewable energy in Cote d'Ivoire. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 41, 907–914. doi:10.1016/j.rser.2014.09.010.
- Kraisangka J., et al., 2022. Application of machine learning in daily reservoir inflow prediction of the Bhumibol Dam, Thailand. In: 19th International Conference on Electrical Engineering/ Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON), 24–27 May 2022, 1–4. Prachuap Khiri Khan, Thailand: IEEE.
- Kwawuvi, D., et al., 2022. Spatiotemporal variability and change in rainfall in the Oti River Basin, West Africa. *Journal of Water and Climate Change*, 13 (3), 1–19. doi:10.2166/wcc.2022.368.
- Lasm, T., et al., 2011. Caractérisation hydrochimique des aquifères fissurés de la région de San- Pedro (Sud-Ouest de la Côte d'Ivoire). *International Journal of Biological and Chemical Sciences*, 5 (2), 642–662. doi:10.4314/ijbcs.v5i2.72129.
- Li, X., et al., 2022a. Characteristics analysis of drought at multiple spatiotemporal scale and assessment of CMIP6 performance over the Huaihe River Basin. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 41 (101103), 1–19.
- Li, X.-X., Yuan, C., and Hang, J., 2022b. Heat wave trends in Southeast Asia: comparison of results from observation and reanalysis data. *Geophysical Research Letters*, 49 (e2021GL097151), 1–11.
- Liu, X., et al., 2016. Projected impacts of climate change on hydropower potential in China. *Hydrology and Earth System Sciences*, 20, 3343–3359. doi:10.5194/hess-20-3343-2016.
- Ministère des Mines, du Pétrole et de Energie (MMPE), 2017. *Statistiques des activités* [Online]. Available from: <https://energie.gouv.ci/energie/statistique-activites> [Accessed 29 November 2023].
- Ministry of Finance and Economic Planning (MOFEP), 2023. *The African Leaders Nairobi Declaration on Climate Change and Call to Action* [Online]. Available from: <https://mofep.gov.gh/news-and-events/2023-09-13/the-african-leaders-nairobi-declaration-on-climate-change-and-cal-to-action> [Accessed 18 December 2023].
- Navarro-Racines, C., et al., 2020. High-resolution and bias-corrected CMIP5 projections for climate change impact assessments. *Scientific Data*, 7 (7), 1–15.
- N'Dri, W. K. C., et al., 2019. Estimation of the impact of climate change on water resources using a deterministic distributed hydrological model in Côte d'Ivoire: Case of the aghien lagoon. *Journal of Geoscience and Environment Protection*, 7 (7), 74–91. doi:10.4236/gep.2019.77007.
- Obahoundje, S., et al., 2017. Land use and land cover changes under climate uncertainty: modelling the impacts on hydropower production in western Africa. *Hydrology*, 4 (2), 2–16. doi:10.3390/hydrology4010002.
- Obahoundje, S., et al., 2020. Validation of three satellite precipitation products in Two south-western African watersheds: Bandama (Ivory Coast) and Mono (Togo). *Atmospheric and Climate Sciences*, 10, 597–613. doi:10.4236/acs.2020.104031.
- Obahoundje, S., et al., 2021a. Multiyear rainfall variability in the Mono river basin and its impacts on Nangbeto hydropower scheme. *Proceedings of the International Association of Hydrological Sciences*, 384, 343–347. doi:10.5194/piahs-384-343-2021.
- Obahoundje, S., et al., 2021b. Sensitivity of hydropower generation to changes in climate and land use in the mono basin (West Africa) using CORDEX dataset and WEAP model. *Environmental Processes*, 8, 1073–1097. doi:10.1007/s40710-021-00516-0.
- Obahoundje, S., et al., 2022a. Modeling climate change impact on inflow and hydropower generation of Nangbeto dam in West Africa using multi-model CORDEX ensemble and ensemble machine learning. *Applied Energy*, 325 (119795), 1–13.
- Obahoundje, S., et al., 2022b. Analysis of hydroclimatic trends and variability and their impacts on hydropower generation in two

- river basins in Côte d'Ivoire (West Africa) during 1981–2017. *Environmental Research Communications*, 6, 1–18.
- Obahoundje, S., and Diedhiou, A., 2022. Potential impacts of climate, land use and land cover changes on hydropower generation in West Africa: a review. *Environmental Research Letters*, 17, 1–20. doi:10.1088/1748-9326/ac5b3b.
- O'Neill, B. C., et al., 2016. The scenario model intercomparison project (ScenarioMIP) for CMIP6. *Geoscientific Model Development*, 9, 3461–3482. doi:10.5194/gmd-9-3461-2016.
- Parsons, D., et al., 2022. Evaluation of satellite-based air temperature estimates at eight diverse sites in Africa. *Climate*, 10 (98), 1–16.
- Peng, P., Kumar, A., and Dool, H. V. D., 2002. An analysis of multimodel ensemble predictions for seasonal climate anomalies. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 107 (23), 1–12.
- Pini, M., et al., 2020. Evaluation of machine learning techniques for inflow prediction in Lake Como, Italy. *Procedia Computer Science*, 176, 918–927. doi:10.1016/j.procs.2020.09.087.
- Saeidizand, R., et al., 2018. Evaluation of CHIRPS rainfall estimates over Iran. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 144 (Suppl. 1), 282–291. doi:10.1002/qj.3342.
- Saha, U., and Sateesh, M., 2022. Rainfall extremes on the rise: Observations during 1951–2020 and bias-corrected CMIP6 projections for near- and late 21st century over Indian landmass. *Journal of Hydrology*, 608 (127682), 1–16.
- Serrão, E. A. D. O., et al., 2020. Land use change scenarios and their effects on hydropower energy in the Amazon. *Science of The Total Environment*, 744 (140981), 1–17.
- Sessa, V., et al., 2021. Analyzing the applicability of random forest-based models for the forecast of run-of-river hydropower generation. *Clean Technologies*, 3, 858–880. doi:10.3390/cleantechnol3040050.
- Sylla, M. B., et al., 2016. Climate change over West Africa: Recent trends and future projections. In: J.A. Yaro and J. Hesselberg, eds. *Adaptation to climate change and variability in rural West Africa*. Switzerland, Springer, Cham, 25–40. doi:10.1007/978-3-319-31499-0_3.
- Touao, K. M. G., et al., 2018. Impacts of land cover changes and climate changes over the Davo River Basin, Côte d'Ivoire. *European Scientific Journal, ESJ*, 14 (33), 408–428. doi:10.19044/esj.2018.v14n33p408.
- Try, S., et al., 2022. Comparison of CMIP5 and CMIP6 GCM performance for flood projections in the Mekong River Basin. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 40 (101035), 1–19.
- Tyralis, H., Papacharalampous, G., and Langousis, A., 2019. A brief review of random forests for water scientists and practitioners and their recent history in water resources. *Water*, 11 (910), 1–37.
- United Nations Framework Convention on Climate Change (UNFCCC), 2022. *Five Key Takeaways from COP27* [Online]. Available from: https://unfccc.int/process-and-meetings/conference/s/sharm-el-sheikh-climate-change-conference-november-2022/five-key-takeaways-from-cop27?gclid=EAIAIQobChMI45O8suiTgwMVvpJQBh0bzAk_EAMYASAAEgKObfD_BwE [Accessed 18 December 2023].
- United Nations Framework Convention on Climate Change (UNFCCC), 2023. *COP28 Agreement Signals “Beginning of the End” of the Fossil Fuel Era* [Online]. Available from: <https://unfccc.int/news/cop28-agreement-signals-beginning-of-the-end-of-the-fossil-fuel-era> [Accessed 18 December 2023].
- Verdin, A. P., et al., 2020. Development and validation of the CHIRTS-daily quasi-global highresolution daily temperature dataset. *Scientific Data*, 7 (303), 1–14.
- Wang, H., et al., 2019. Assessment of the impact of climate change on hydropower potential in the Nanlijiang River basin of China. *Energy*, 167, 950–959. doi:10.1016/j.energy.2018.10.159.
- Wang, B., et al., 2021. Monsoons climate change assessment. *Bull American Meteorological Society*, 102, 1–19. doi:10.1175/BAMS-D-19-0335.1.
- Weigel, A. P., et al., 2010. Risks of model weighting in multimodel climate projections. *Journal of Climate*, 23, 4175–4191. doi:10.1175/2010JCLI3594.1.
- Xiong, Y., et al., 2021. Evaluation of CMIP5 climate models using historical surface air temperatures in Central Asia. *Atmosphere*, 12 (308), 1–11. doi:10.3390/atmos12030308.
- Xu, Y., and Goodacre, R., 2018. On splitting training and validation Set: A comparative study of cross-validation, bootstrap and systematic sampling for estimating the generalization performance of supervised learning. *Journal of Analysis and Testing*, 2, 249–262. doi:10.1007/s41664-018-0068-2.
- Yang, T., et al., 2017. Developing reservoir monthly inflow forecasts using artificial intelligence and climate phenomenon information. *Water Resources Research*, 4, 2786–2812. doi:10.1002/2017WR020482.
- Yao, A. B., et al., 2019. Évaluation des impacts potentiels des changements climatiques sur les écoulements de la rivière Lobo, Centre-Ouest de la Côte d'Ivoire. *Afrique Science*, 4 (1813–548X), 330–342.
- Zhao, N., Jiao, Y., and Zhang, L., 2022. Projections of precipitation change from CMIP6 based on a new downscaling method in the Poyang Lake basin, China. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 42 (101138), 1–15.

Appendices

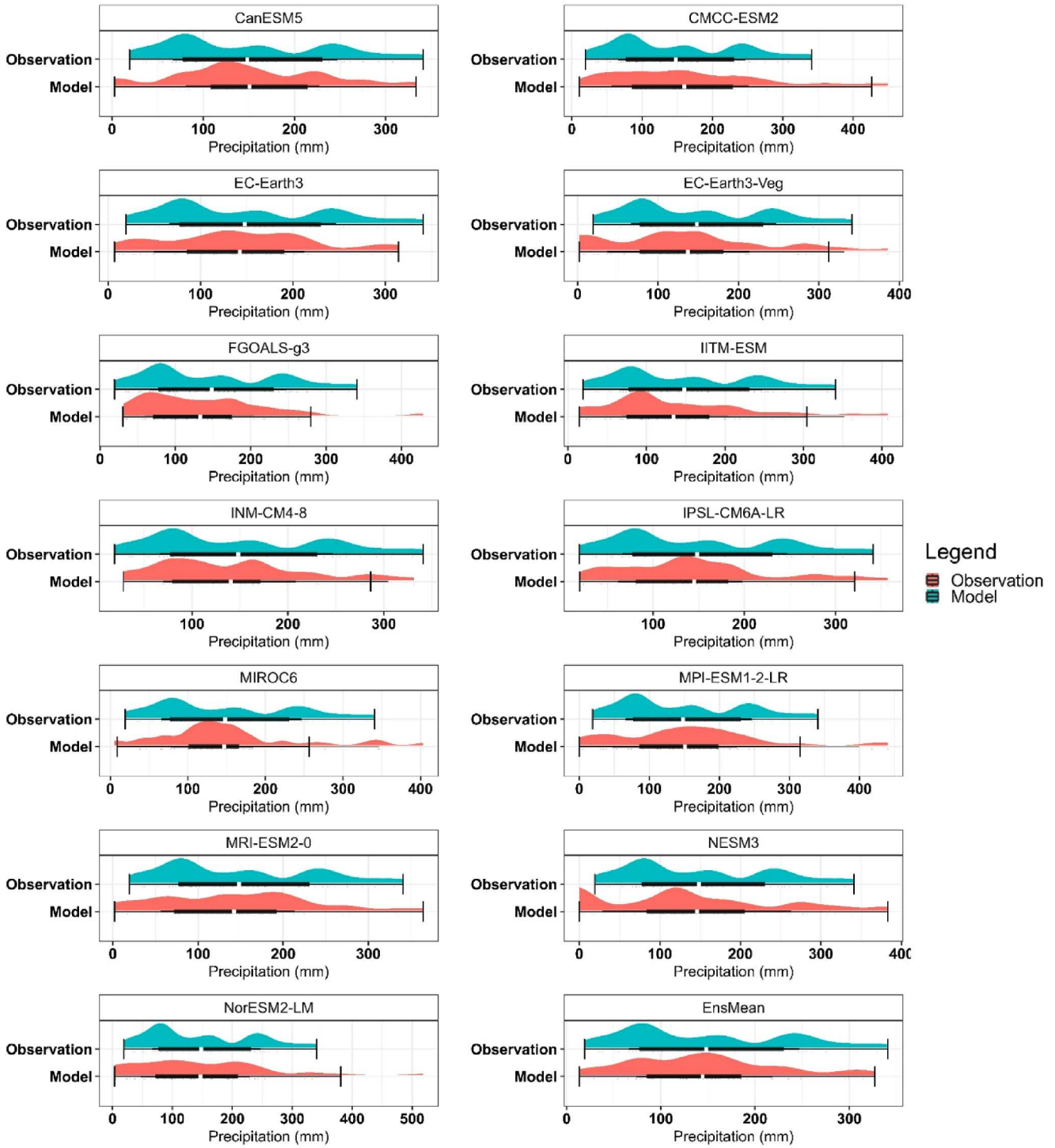


Figure A1. Raincloud plots of adjusted GCMs of precipitation and observation during the calibration period (2011–2014).

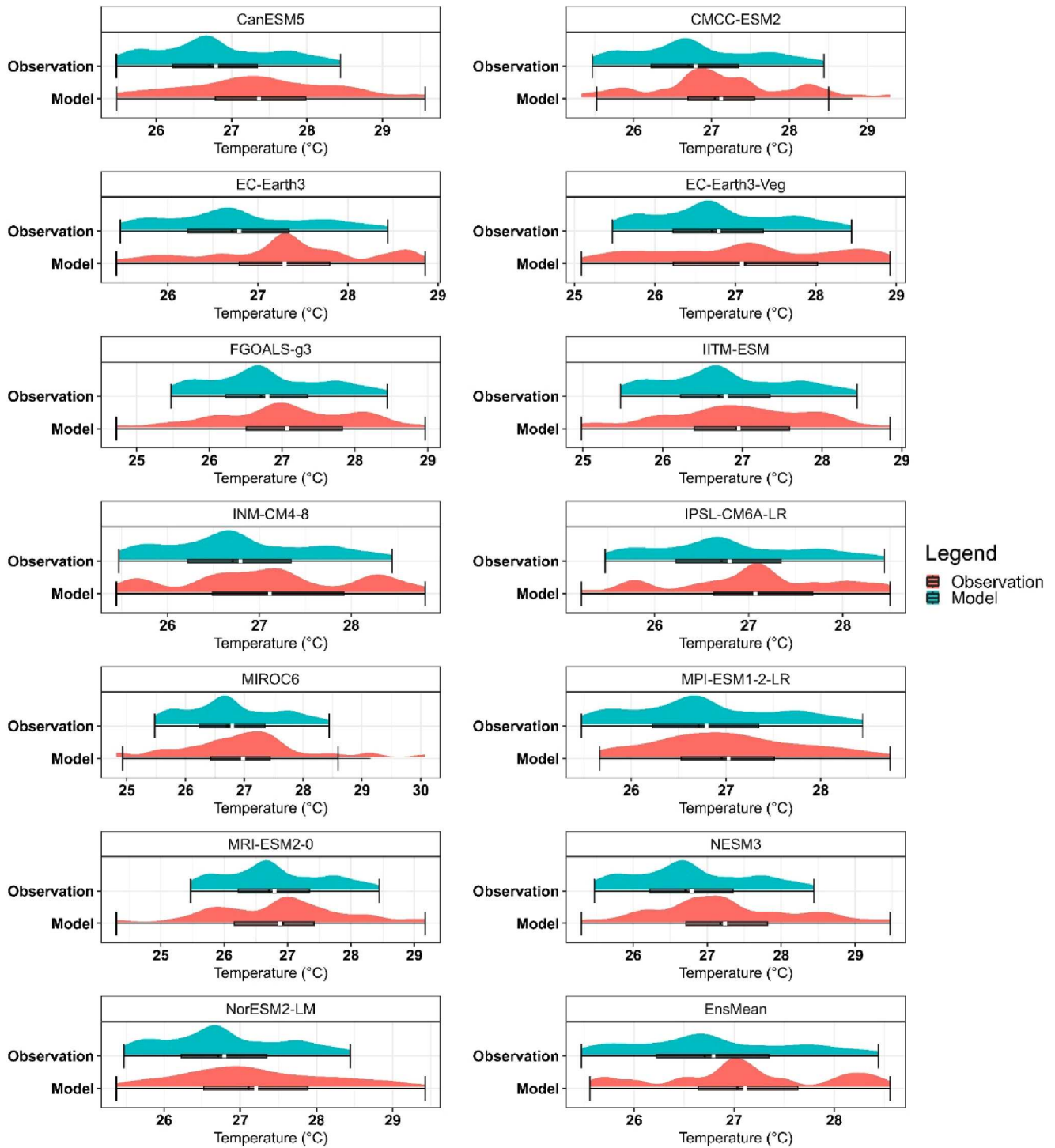


Figure A2. Raincloud plots of adjusted GCMs of temperature and observation during the calibration period (2011–2014).

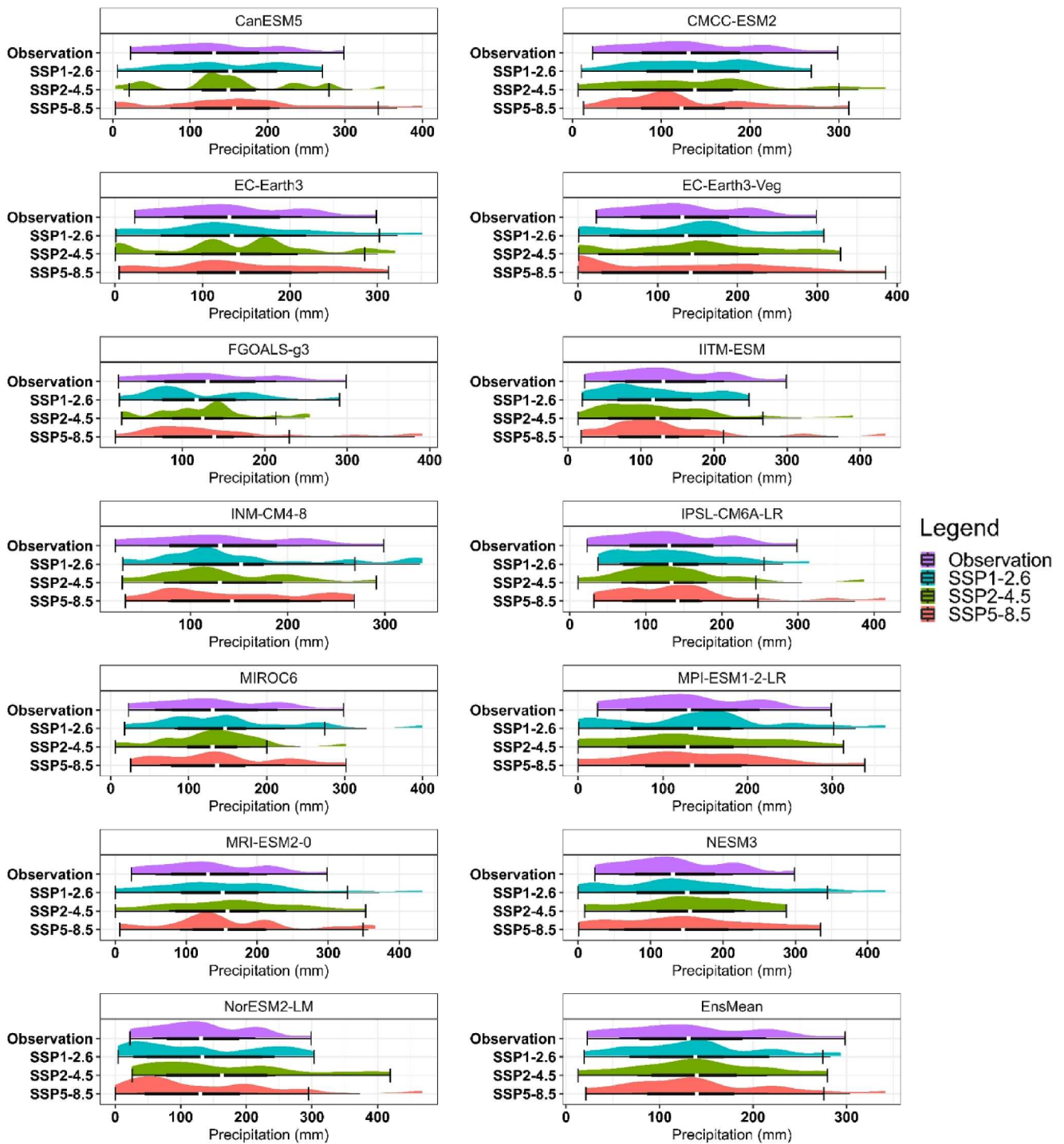


Figure A3. Raincloud plots of adjusted GCMs of precipitation and observation during the validation period (2015–2016).Figure A2.

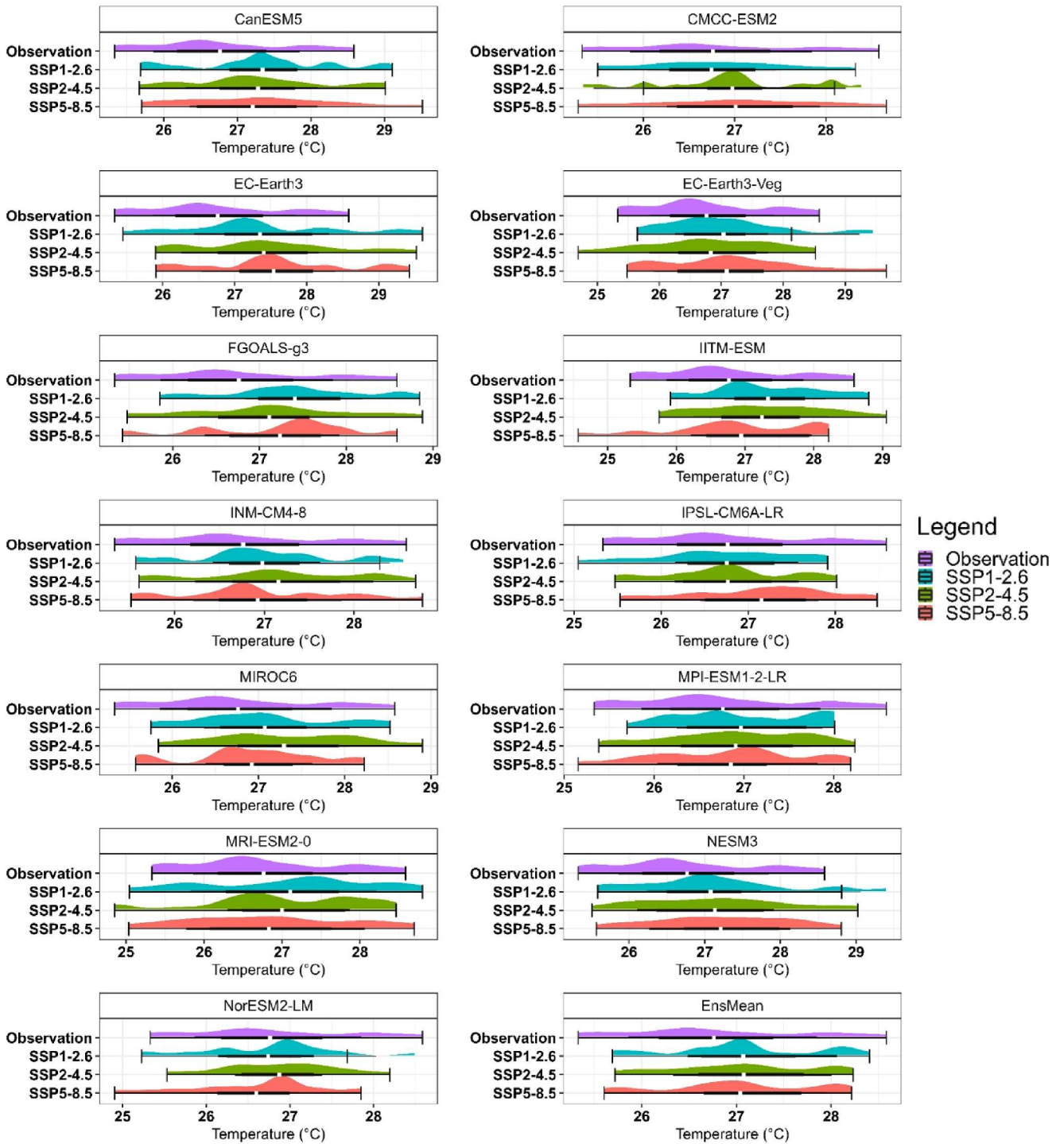


Figure A4. Raincloud plots of adjusted GCMs of temperature and observation during the validation period (2015–2016).

Résumé

Dans un contexte de changements climatiques et de pression anthropique croissante sur les ressources en eau, la disponibilité de cette ressource pour les usages devient préoccupante. Cette thèse porte sur la gestion du lac du barrage hydroélectrique de Fayé, qui jouera un rôle crucial dans la production d'électricité et l'Alimentation en Eau Potable (AEP) de la ville de San-Pédro et ses environs. L'objectif de ce travail est d'évaluer la réponse hydrologique du bassin versant du fleuve San-Pédro au barrage hydroélectrique de Fayé dans un contexte de changements climatiques et de pressions anthropiques. La méthodologie utilisée repose l'analyse des extrêmes pluviométriques à l'aide de l'Indice Standardisé de Précipitation (SPI) et de sept indices de pluie. De plus, une analyse de la dynamique de l'occupation du sol entre 1986 et 2022 est réalisée, et une simulation des débits entrant dans le lac sous l'effet des changements climatiques à l'horizon 2100 est réalisée. Enfin, une simulation du fonctionnement hydro-sédimentaire du lac de Fayé complète l'analyse. Les projections indiquent que la baisse de la précipitation totale entraînera une tendance à la sécheresse et une baisse pluies extrêmes. Il en résulte une augmentation paradoxale des débits entrant dans le lac de Fayé à l'horizon 2100, probablement due à la régression des zones forestières au profit de l'agriculture et l'urbanisation. Le lac de Fayé est suffisamment disponible pour satisfaire les besoins pour l'hydroélectricité et l'AEP. Toutefois, une planification rigoureuse de l'hydroélectricité, dont le volume journalier représente 45% du volume du lac de Fayé est nécessaire. Concernant les sédiments, l'installation de la pompe d'AEP à au moins deux mètres au-dessus du fond du lac, ainsi que l'ouverture de la vanne de vidange en juin, permettraient de réduire de 16 % l'accumulation des dépôts autour de la prise d'eau. Ces résultats offrent des perspectives essentielles pour une gestion efficace et durable du lac de Fayé.

Mots clés : Changement Climatique, Intelligence Artificielle, Barrage Hydroélectrique de Fayé, Sédimentation, Fleuve San-Pédro

Abstract

In the context of climate change and increasing anthropogenic pressure on water resources, the availability of water for various uses is becoming a concern. This thesis focuses on the management of the reservoir of the Fayé hydropower dam, which will play a crucial role in electricity production and Drinking Water Supply (DWS) system for the city of San-Pédro and its surroundings. The objective of this work is to evaluate the hydrological response of the San-Pédro River basin at the Fayé hydropower dam in a context of climate change and anthropogenic pressures. The methodology used is based on the analysis of precipitation extremes using the Standardized Precipitation Index (SPI) and seven rainfall indices. In addition, an analysis of land use dynamics between 1986 and 2022 is carried out, and a simulation of inflow to the Lake under the climate change effects by the year 2100 is performed. Finally, a simulation of the hydro-sedimentary functioning of the Fayé Lake completes the analysis. The projections indicate that the decrease in total precipitation will lead to a tendency toward drought and a decline in extreme rainfall events. This results in a paradoxical increase in inflows into the Fayé Lake by 2100, probably due to the regression of forest areas in favor of agriculture and urbanization. The Fayé reservoir is sufficiently available to meet the needs of hydroelectricity and DWS. However, rigorous planning of hydroelectric production, whose daily volume represents 45% of the volume of the Fayé Lake is necessary. Regarding sediments, the installation of the DWS pump at least two meters above the bottom of the reservoir, as well as opening the drainage valve in June, would reduce the accumulation of deposits around the water intake by 16%. These results offer essential perspectives for effective and sustainable management of the Fayé reservoir.

Keywords: Climate Change, Artificial Intelligence, Fayé Hydropower Dam, Sedimentation, San-Pédro River