DEPARTEMENT D'HYDROLOGIE ET GESTION DES RESSOURCES EN EAU

Mémoire de fin de formation présenté par

ZOGO Lucrèce Xavièra

Pour l'obtention du diplôme de

LICENCE Professionnelle en Hydrologie

OPTION : HYDROLOGIE QUANTITATIVE

==========

Evaluation des produits du ECMWF en termes de performances prévisionnelles des pluies extrêmes sur le bassin de l'Ouémé

==========

Maître de Mémoire

Dr Jean HOUNKPE

Laboratoire d'Hydrologie Appliquée

PROMOTION : 2022-2023

Dédicace

Je dédie ce travail à mes parents

- ✓ ZOGO André
- ✓ FADJO Solange

Remerciements

Nous tenons à remercier Dieu et toutes les personnes sans qui la réalisation de ce travail n'aurait pas été possible.

Notre profonde reconnaissance va notamment à l'endroit de :

- Dr. Jean HOUNKPE pour nous avoir proposé ce thème, pour son accompagnement et sa disponibilité sans faille tout au long de ce travail ;
- Tous les enseignants de la Licence Professionnelle en Hydrologie et Gestion des Ressources en Eau à l'Institut National de l'Eau, recevez ma profonde gratitude ; vos efforts ne sont pas vains ;
- Tous les Honorables membres du Jury qui ont apprécié ce modeste travail ; merci pour le temps sacrifié au détriment de vos occupations pour l'analyse et l'amélioration de ce document ;
- Tous nos camarades de promotion pour l'ambiance et l'entraide qui ont régnées tout au long de notre formation, bonne suite à tous ;
- Tous les membres de ma famille, pour leur soutien et leur amour inconditionnel.

Résumé

Les pluies extrêmes sont des aléas météorologiques qui causent beaucoup de dégâts matériels et de nombreuses pertes en vie humaine. L'une des mesures de prévention contre ces pluies est la prévision. La présente étude a pour finalité d'évaluer les produits du ECMWF en termes de performances prévisionnelles des pluies extrêmes sur le bassin l'Ouémé et à Cotonou pour une meilleure gestion des dégâts qui y sont liés. Il a donc été question de vérifier la qualité des prévisions probabilistes de 1981 à 2021 du ECMWF au moyen de critères déterministes et probabilistes puis appliquer des méthodes correctives pour leur amélioration. Pour ce faire, des données de précipitations moyennes sur le bassin de l'Ouémé à Bonou, à Cotonou et Bohicon ont été collecté. Le présent travail couvre la période de 1985 à 2015 représentant l'intersection des observations et des prédictions. Les critères déterministes tels que le KGE, le NSE, le RMSE et le PBIAIS d'une part et les critères probabilistes tels que le PoD, le FAR, le CSI, et le FA ont été calculés. Ensuite des méthodes correctives ont été appliquées à savoir le quantile mapping, la correction de l'échelle, la correction de la variance, la correction des quantiles, la régression linéaire de degré 1,2 et 3. Il ressort de cette étude qu'il y a une différence entre les données d'observations et les données de prévisions. De plus, on constate que les meilleures performances pour les critères sont obtenues pour les courtes échéances, ce qui est en adéquation puisque le modèle utilisé est un modèle de prévision à court terme. Néanmoins, les résultats connaissent une amélioration significative après correction et la régression linéaire semble être celle qui corrige au mieux les prévisions. Ces résultats peuvent être utiles dans le cadre de l'élaboration d'un système de prévision des inondations basé sur la modélisation hydrologique dans le bassin de l'Ouémé.

Mots clés : Prévisions des pluies, vérification, critères de performance, Bassin de l'Ouémé, Cotonou.

Abstract

Extreme rainfall is a meteorological hazard that causes a great deal of material damage and loss of life. One of the preventive measures against extreme rainfall is forecasting. The aim of this study is to evaluate ECMWF products in terms of their performance in forecasting extreme rainfall in the Ouémé basin and in Cotonou, with a view to improving the management of related damage. The aim was to verify the quality of ECMWF probabilistic forecasts from 1981 to 2021, using deterministic and probabilistic criteria, and to apply corrective methods to improve them. To this end, mean rainfall data were collected for the Ouémé basin at Bonou, Cotonou and Bohicon. The present work covers the period from 1985 to 2015, representing the intersection. Deterministic criteria such as KGE, NSE, RMSE and PBIAIS on the one hand and probabilistic criteria such as PoD, FAR, CSI, and FA on the other were calculated. Corrective methods were then applied, namely quantile mapping, scaling correction, variance correction, quantile correction and linear regression of degrees 1, 2 and 3. This study shows that there is a difference between observed and forecast data. In addition, the best performances for the criteria are obtained for short lead times, which is in line with the fact that the model used is a short-term forecasting model. Nevertheless, the results show a significant improvement after correction, and linear regression seems to be the one that best corrects forecasts. These results may be useful in the development of a flood forecasting system based on hydrological modeling in the Ouémé basin.

.

Key words: Rainfall forecasts, verification, performance criteria, Ouémé basin, Cotonou.

Liste des sigles et acronymes

AROME : Application of Research to Operations at Mesoscale
ARPEGE : Action de Recherche Petite Echelle Grande Echelle
CEPMMT : Centre Européen pour les Prévisions Météorologiques à Moyen Terme
CFS : Seasonal Climate Forecast
CSI : Critical Success Index
ECMWF : European Center for Medium-Range Weather Forecasts
FAR : False Alarm Rate
GFS : Global Forecast System
GIEC : Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Evolution du Climat
HR : Hit Rate
KGE : Kling-Gupta Efficiency
MAE : Mean Absolute Error
NCEP : National Centers for Environmental Prediction
NSE : Nash-Sutcliffe Effiency
NWS : National Weather Service
OMM : Organisation Météorologique Mondiale
ONU : Organisation des Nations Unies
PNT : Prévisions Numériques du Temps
PoD : Probabilité de Détection
RMSE : Root Mean Square Error
ROC : Receiving Operator Characteristic
SMHN : Services Météorologiques et Hydrologiques Nationaux
TS : Threat Score
WRF : Weather Research and Forecasting

Liste des tableaux

Tableau 1: Tableau de contingence pour un ensemble de prévisions de précipitations extrêmes 21
Tableau 2: Résultats des critères déterministes calculés pour le bassin de l'Ouémé sur les pas de prévision de 1 à 7 jours 28
Tableau 3: Résultats des critères déterministes calculés pour Cotonou et Bohicon sur les pas de prévision de 1 à 7 jours 30
Tableau 4:Résultats des critères probabilistes calculés pour le bassin de l'Ouémé sur les temps de prévisions allant de 1 à 7 jours 34
Tableau 5: Comparaison des critères déterministes avant et après correction par le quantile mapping pour le bassin de l'Ouémé 36
Tableau 6: Comparaison des critères déterministes avant et après correction par la méthode de correction de l'échelle pour le bassin de l'Ouémé 36
Tableau 7: Comparaison des critères déterministes avant et après correction par la méthode de correction des quantiles pour le bassin de l'Ouémé 37
Tableau 8: Comparaison des critères déterministes avant et après correction par la méthode de correction de la variance pour le bassin de l'Ouémé 37
Tableau 9: Comparaison des critères déterministes avant et après correction par la méthode de régression linéaire de degré 1 pour le bassin de l'Ouémé 38
Tableau 10: Comparaison des critères déterministes avant et après correction par la méthode de régression linéaire de degré 2 pour le bassin de l'Ouémé 38
Tableau 11: Comparaison des critères déterministes avant et après correction par la méthode de régression linéaire de degré 3 pour le bassin de l'Ouémé 39
Tableau 12: Valeurs du ROC calculés pour les prévisions pour Cotonou, Bohicon et Ouémé 39

Liste des figures

Figure 1:Carte du bassin versant de l'Ouémé 11
Figure 2:Carte hydrographique du bassin versant de l'Ouémé 13
Figure 3:Principales étapes de la vérification des prévisions 17
Figure 4:Comparaison entre les prévisions et les observations sur le bassin de l'Ouémé sur les pas de temps allant de 1 à 6 jours 28
Figure 5:Graphes des prévisions et des observations sur le bassin de l'Ouémé pour le pas de temps 1 jour 29
Figure 6:Nuage de points des observations et des prévisions sur Cotonou pour les pas de temps allant de 1 à 6 jours 31
Figure 7:Nuage de points des prévisions et des observations sur Bohicon pour les pas de temps allant de 1 à 6 jours 32
Figure 8:Prévisions et observations sur Cotonou pour le pas de temps 7 jours 33
Figure 9:Courbes ROC des prévisions sur le bassin de l'Ouémé pour le pas de temps allant de 1 à 6 jours 43

Table des matières

Dédicace....ii
Remerciements....iii
Résumé....iv
Abstract....v
Liste des sigles et acronymes....vi
Liste des tableaux....vii
Liste des figures....viii
Table des matières....ix
Introduction générale.... 1
1. Contexte et Justification de l'étude.... **1**
2. Revue de littérature.... **3**
2.1. Clarification conceptuelle.... 3
2.2. Synthèse bibliographique.... 7
3. But de la recherche.... **9**
4. Objectifs du mémoire.... **9**
4.1. Objectif général.... 9
4.2. Objectifs spécifiques.... 9
5. Structure du mémoire.... **9**
Chapitre 1 : Données, Matériels et méthodes.... 10
1.1. Introduction.... **10**
1.2. Milieu d'étude.... **10**
1.2.1. Localisation.... 10
1.2.2. Climat.... 12
1.2.3. Relief, sols et réseau hydrographique.... 12
1.2.4. Démographie.... 14
1.2.5. Activités économiques.... 14
1.3. Données utilisées.... **15**
1.4. Matériel utilisé.... **16**
1.5. Méthodes.... **16**
1.5.1. Traitement des données.... 18
1.5.2. Détermination des critères déterministes.... 19
1.5.3. Détermination des critères probabilistes.... 21
1.5.4. Méthodes de correction.... 25

1.5.5. Evaluation de la performance des méthodes correctives 27
Chapitre 2 : Résultats et Discussions 28
2.1. Introduction 28
2.2. Résultats 28
2.2.1. Evaluation de la qualité des prévisions par les critères déterministes 28
2.2.2. Evaluation de la qualité des prévisions par les critères probabilistes 33
2.2.3. Application de quelques méthodes de correction des prévisions 35
2.2.4. Evaluation de la performance des méthodes de correction 39
2.3. Discussions **44**
Conclusion générale et Perspectives 45
Références bibliographiques 47
Annexes 49

Introduction générale

1. Contexte et Justification de l'étude

Le réchauffement climatique est un phénomène global de transformation du climat caractérisé par une augmentation des températures, ce qui modifie l'équilibre météorologique. Ces six (06) dernières décennies, le climat de la Terre est soumis à des variations importantes de ses principaux paramètres (Ogouwalé, 2006). Selon le GIEC, ces variations se manifestent par la multiplication des événements climatiques extrêmes (Kouton, 2022). Il s'en suit des répercussions sur les régimes pluviométriques se traduisant par des évènements hydro climatiques extrêmes. Il apparaît donc clairement que les modifications qui découlent du réchauffement climatique augmentent les risques de précipitations à forte intensités. D'ailleurs il a été révélé que l'une des conséquences du changement climatique est l'augmentation de l'intensité et de la fréquence des précipitations (Hounkpè et al., 2022) . La récurrence de ces évènements, depuis ces dernières années, constitue l'un des principaux facteurs qui affecte aussi bien la capacité de production des écosystèmes que la société humaine (Amoussou, 2010). Notons que les précipitations sont l'élément majeur parmi les variables météorologiques qui affecte le plus directement la vie et la civilisation, car leur variation extrême pourrait avoir des répercussions importantes sur la société humaine et l'environnement naturel (Limsakul & Singhruck, 2016). Les populations se retrouvent donc sujettes à de fortes pluies parfois inattendues et qui plus est, dévastatrices.

Par ailleurs l'Afrique est l'une des régions du monde qui subit les aléas du changements climatiques tels que les problèmes de crue et d'inondations, tant en milieu rural qu'en milieu urbain à cause de son climat caractérisé par une forte variabilité pluviométrique (Soro et al., 2016). Autrement dit, les conséquences sont beaucoup plus significatives en Afrique et cela serait probablement due au manque de préparation, au manque des moyens de préventions. C'est dans ce même contexte que, pour Ofoegbu & Chirwa, (2019), «l'impact des événements météorologiques extrêmes est plus perceptible en Afrique que dans d'autres parties du monde en raison de la faible capacité d'adaptation de l'Afrique, de sa forte dépendance à l'égard des biens écosystémiques pour ses moyens de subsistance et de son agriculture sensible au climat ». Au cours des dernières décennies, les fortes pluies ont été le principal moteur de nombreuses inondations catastrophiques dans les pays sahéliens d'Afrique de l'Ouest, avec des conséquences énormes pour les populations et leurs biens. Par exemple, au Niger, pays frontalier, les pluies ont fait déborder le fleuve du même nom et les inondations ont tué 159 personnes et en ont affecté plus de 225 000 depuis le mois de Juin 2022, selon les chiffres officiels (Lemonde, 2022). Cette saison des pluies est ainsi l'une des plus dévastatrices que le pays sahélien ait jamais connu. En outre selon l'Organisation Météorologique Mondiale (OMM), en 2023 le climat a battu des records accompagnés de phénomènes météorologiques extrêmes, source de dévastation et de désespoir.

Le Bénin est un pays situé en Afrique de l'Ouest et de surcroît, il est un pays côtier. Selon plusieurs études, il est particulièrement vulnérable aux effets des changements climatiques en raison de sa position géographique, de sa topographie et de sa forte exposition aux événements climatiques extrêmes tels que les inondations et les pluies à fortes intensités. Comme la plupart des pays de la région, il a connu plusieurs pluies de fortes intensités qui ont été l'une des causes majeures des inondations de ces dernières années dans les différentes villes du pays. A ce propos, de 1999 à 2010, le pays a connu cinq épisodes majeurs d'inondation, dont les trois les plus importantes sont celles de 1999, 2009 et 2010 (Ozer et al, 2012 ; Totin, 2012). La manifestation de ces phénomènes d'inondations affecte généralement entre 400 000 et plus de 600 000 personnes (Sighomnou et al., 2012 ; Panthou, 2014; Kodja et al., 2013 ; Amoussou et al., 2015 in (Boko, 2019). D'après le rapport d'évaluation des besoins post catastrophes au Bénin de 2011 les inondations de 2010 ont causé surtout dans le Sud Bénin, des dégâts importants sur les biens et les services. Ces pertes et dommages ont été estimé à une valeur de 127088.2 milliards de francs (Gouvernement du Bénin, 2011). Un autre rapport réalisé en 2019 par le Gouvernement avec l'appui technique et financier du PNUD a révélé que pour l'année 2019 les inondations ont occasionné des dommages et de pertes estimés à 53.295.000.000 FCFA.

Selon l'OMM, pour faire face aux catastrophes naturelles, « les avertissements lancés par les Services Météorologiques et Hydrologiques Nationaux (SMHN) par l'intermédiaire de leurs services d'alerte précoce et formulés à partir de prévisions et de projections quotidiennes, mensuelles, saisonnières et décennales peuvent contribuer éminemment à la réduction des pertes en vies humaines et des pertes matérielles liées à ces phénomènes ». Cela s'est d'ailleurs fait ressentir puisque d'après le Plan Stratégique de la Météo Bénin 2017-2021 « les statistiques concernant les phénomènes météorologiques à fort impact montrent que les tempêtes et les crues ont provoqué moins de décès de 2001 à 2010 que de 1991 à 2000, grâce, notamment, à l'amélioration des dispositifs d'alerte précoce et à la préparation des nations » (Ministere des Infrastructures et & Transports, 2021). La prévision des pluies représente donc un élément clé de ces mesures, car elle permet d'alerter la population et les autorités locales à l'avance, de leur donner le temps de se préparer et de prendre des mesures pour pallier aux dégâts liés aux pluies à forte intensité. Une bonne prévision doit être en mesure d'assurer la réduction des risques pour la vie et l'intégrité physique encourus par les populations dans des conditions météorologiques extrêmes. C'est pour cela que selon l'OMM « La qualité de la prévision est jugée par la mesure objective du degré de correspondance entre la prévision et la situation météorologique réelle, révélée par les observations » (OMM, 2014). Au-delà des prévisions, il est cependant primordial de penser à la vérification de ces dernières, afin de les rendre plus fiables et par ricochet, trouver des moyens de corrections si nécessaire. Dans le bassin-versant de l'Ouémé, la survenance des crues liée aux événements pluvieux extrêmes cause d'énormes dégâts à leur passage dont la destruction des champs de cultures, des habitations, des infrastructures routières, la dégradation précoce de l'environnement comme le ravinement des versants et des maladies liées à l'eau (Etene et al., n.d.).

De ce fait et au vu de tout ce qui précède, notre choix de sujet de fin de formation en licence Professionnelle d'hydrologie s'est porté sur l'« **Evaluation des produits du ECMWF en termes de performances prévisionnelles des pluies extrêmes sur le bassin l'Ouémé ».**

Ce mémoire vise donc à évaluer la qualité des prévisions des pluies extrêmes pour apprécier la fiabilité de ces dernières, et à proposer des mesures correctives pour une meilleure gestion des risques liés aux précipitations extrêmes dans le bassin versant de l'Ouémé ainsi que à Cotonou et Bohicon, des villes du Sud Bénin.

Les questions de recherche que nous nous sommes posées sont :

- Quels sont les produits de prévisions des pluies extrêmes disponibles et en libre accès ?
- Quelle est la fiabilité de ces prévisions de pluies extrêmes sur le bassin de l'Ouémé ainsi qu'à Cotonou et Bohicon ?
- Quelles sont les méthodes possibles pour corriger les biais dans les prévisions ?

2. Revue de littérature

2.1. Clarification conceptuelle

- **Pluies extrêmes**

La définition du groupe de mots « pluie extrême » est délicate. De manière classique, une pluie extrême peut être définie par une pluie dépassant un seuil élevé donné ou par la pluie maximale observée en une année donnée (Amani et al., 2010). Autrement dit, une pluie qui se produit avec une forte intensité mais sur une courte durée et cela, à une fréquence plus ou moins faible. Ces événements exceptionnels sont généralement à l'origine de catastrophes naturelles telles que les crues, inondations et mouvements de terrain, dont l'impact sur les zones urbanisées s'avère souvent non négligeable.

Du point de vue statistique, le terme extrême désigne selon Hita et al. (2008), un événement dont la probabilité de survenance est inférieure à 10 %. Selon cette définition une pluie extrême paraît comme un évènement rare, et de ce fait, peu prévisible. Cependant, elles n'en restent pas moins dangereuses. En effet, les pluies extrêmes sont des événements de précipitation intenses qui peuvent causer des dommages importants aux infrastructures et aux populations. En général, on utilise des critères de quantité et de durée pour définir les pluies extrêmes.

La variabilité de ces pluies dépend de plusieurs facteurs tels que la topographie, les conditions océaniques et atmosphériques, les changements climatiques, etc. Par conséquent, les techniques de prévision des pluies extrêmes doivent prendre en compte ces facteurs pour améliorer la qualité des prévisions.

Les impacts des pluies extrêmes sont nombreux autant sur les personnes que sur les biens. Ces pluies sont génératrices des inondations, des glissements de terrain et des érosions côtières. Partout dans le monde, les populations font face à des phénomènes météorologiques extrêmes. Par exemple, selon le rapport de l'OMM sur l'état du climat mondial en 2021 (OMM, 2021), des précipitations extrêmes se sont abattues sur la province chinoise du Henan du 17 au 21 juillet 2021. Le 20 juillet 2021, à Zhengzhou, 201,9 mm de pluies sont tombés sur la ville en une heure (un record pour le pays), 382 mm en 6 heures, et 720 mm pour l'ensemble de l'épisode, soit plus que la moyenne annuelle. Des crues soudaines ont entraîné plus de 302 décès et les pertes économiques signalées s'élèvent à 17,7 milliards de dollars des États-Unis (OMM, 2021).
De plus, des précipitations supérieures à la moyenne et des inondations dévastatrices en Afrique de l'Ouest et centrale ont touché cinq millions de personnes dans 19 pays de la région, faisant des centaines de victimes, bouleversant les moyens de subsistance (ONU, 2022). Au Bénin, plusieurs épisodes d'inondations ont eu lieu à cause des pluies extrêmes Ces désastres ne datent pas d'aujourd'hui car ils ont laissé des empreintes dans la mémoire collective des populations Mahi, Fon, et Nago depuis des décennies (Ahlonsou et al, 2004).

- Prévisions

Selon Sacha Garnier (2018), « La prévision hydrologique concerne notamment l'anticipation des phénomènes hydrologiques extrêmes qui constituent des enjeux importants pour la société ». Autrement dit, la prévision permet d'avoir une connaissance anticipée de l'occurrence de certains phénomènes météorologiques et hydrologiques susceptibles de causer des dégâts.

De manière générale, émettre une prévision consiste à prévoir la valeur que va prendre une certaine variable à un instant donné en se basant sur son processus d'évolution. D'autre part il peut simplement s'agir de prédire l'occurrence ou non d'un phénomène. Plus spécifiquement, la prévision des pluies extrêmes indique la capacité de prédire des événements météorologiques qui peuvent causer des précipitations anormalement élevées dans une région donnée, entraînant des inondations et d'autres effets secondaires. L'intervalle de temps entre l'instant futur pour lequel la prévision a été faite et le moment où la prévision est émise s'appelle l'échéance (de prévision). Classiquement, une prévision hydrologique concernera plusieurs échéances successives, de manière à prévoir non pas une unique valeur mais une série temporelle, à un pas de temps qui correspond à la différence entre deux échéances successives.

Les météorologues utilisent différentes méthodes pour évaluer la probabilité de précipitations extrêmes et pour déterminer l'impact possible sur les conditions météorologiques locales et régionales. Ces méthodes sont nombreuses et peuvent être classées en plusieurs catégories, telles que les techniques statistiques, les modèles de régression, les modèles de prévision numérique du temps (PNT) et les modèles de prévision stochastiques.

Les techniques statistiques utilisent les données historiques pour prédire les précipitations futures. Elles incluent par exemple la méthode des quantiles, qui se base sur l'analyse statistique de la distribution des précipitations historiques pour prédire les quantités de précipitations futures. Ainsi Soro et al. (2016) ont estimé les pluies extrêmes en Côte d'Ivoire en analysant la probabilité de ces dernières grâce à plusieurs lois statistiques. De plus, Kabore et al. (2018) ont caractérisé la variabilité climatique dans le Centre-Nord du Burkina Faso. L'indice pluviométrique standardisé a été utilisé pour déterminer les périodes humides. Des tests statistiques ont été appliqués pour analyser la variabilité pluviométrique et les indices ETCCDMI ont permis de caractériser les extrêmes pluviométriques.

Par ailleurs, Hounkpè et al. (2022) ont étudié comment les indicateurs climatiques peuvent être utilisés pour prévoir à l'avance, un à plusieurs mois avant la saison des inondations, des débits supérieurs ou inférieurs à la normale en Afrique de l'Ouest. Cette étude a révélé qu'il existe une corrélation entre les indices climatiques et les données de débits observés. Ainsi ces indices apparaissent comme des indicateurs fiables pour prédire les données de débits dans les mois à venir.

Pour Garnier (2018), « les prévisions saisonnières obtenues à partir de modèles climatiques sont des prévisions d'ensemble, c'est-à-dire, qu'il s'agit de fournir plusieurs scenarii émis pour la même période future, chacun étant différent par le jeu de conditions initiales (paramètres physiques et thermodynamiques) de l'atmosphère ». Les modèles de régression, quant à eux, se basent sur des variables météorologiques telles que la pression atmosphérique, la température, l'humidité relative, etc., pour prédire les précipitations futures. Les modèles de prévision numérique du temps (PNT) sont des modèles mathématiques complexes qui simulent le comportement de l'atmosphère en utilisant des équations physiques. Ces modèles sont utilisés pour prédire les conditions météorologiques futures sur une période allant de quelques heures à plusieurs jours. Les sorties des modèles PNT peuvent être utilisées pour alimenter les modèles hydrologiques.

- **Quelques modèles de prévision météorologique**

Les modèles de prévision stochastiques sont basés sur des concepts de probabilité et peuvent être utilisés pour prédire les précipitations futures en utilisant des variables aléatoires. Ces modèles sont souvent utilisés pour prendre en compte l'incertitude dans les prévisions météorologiques. Il existe différents modèles. Nous pouvons faire cas de (Météo-Contact, n.d.) :

✓ Le modèle GFS (américain)

Le modèle GFS (Global Forecast System) est produit par le National Centers for Environmental Prediction (NCEP). Cet organisme est un regroupement de plusieurs centres nationaux de prévisions météorologiques aux États-Unis. Il fait également partie du National Weather Service (NWS).

Le Global Forecast System est initialisé quatre fois par jour : run 00z – run 06z – run 12z – run 18z. Les calculs de prévisions brutes vont jusqu'à 384h (16 jours). Sa résolution horizontale est de 27 km jusqu'à 192h et 70 km de 192 à 384 h. A noter que GFS est un modèle libre et gratuit.

✓ Le modèle ECMWF - CEPMMT (européen)

Le modèle CEPMMT (Centre européen pour les prévisions météorologiques à moyen terme) est un modèle utilisé pour la prévision allant jusqu'à 10 jours. Contrairement au modèle GFS, une grande partie des paramètres du modèle CEPMMT ne sont pas accessibles gratuitement. Le modèle CEPMMT est initialisé deux fois par jour : run 00z – run 12z.

✓ Le modèle WRF (américain)

Le modèle WRF (Weather Research and Forecasting) est un modèle météo utilisé par le National Weather Service des États-Unis et pour la recherche en simulation de l'atmosphère. C'est un modèle dit de méso-échelle avec une résolution horizontale entre 2 et 15 km. A noter que WRF est un modèle libre et gratuit. Le Weather Research and Forecasting est initialisé quatre fois par jour: run 00z – run 06z – run 12z – run 18z.

✓ Le modèle ARPEGE (monde)

Le modèle ARPEGE (Action de Recherche Petite Echelle Grande Echelle) est un modèle qui couvre l'ensemble de la planète avec une maille fluctuante selon les zones géographiques (7.5 km en moyenne pour l'Europe). L'échéance de la prévision est de 4 jours. Le modèle ARPEGE est initialisé quatre fois par jour : run 00z – run 06z – run 12z – run 18z.

✓ Le modèle AROME (français)

Le modèle AROME (Application of Research to Operations at Mesoscale) est un modèle avec une maille très fine (maille de 1.3 km) pour la prévision en France. L'échéance de la prévision est limitée à 36 heures. Ce modèle développé par la météo nationale en France appartient à la dernière génération de modèles. Grâce à sa maille très fine, il permet de mieux appréhender les phénomènes convectifs tels que les orages, et ce grâce à l'intégration de nouvelles données d'observation ou encore la prise en compte de la topographie, des villes, des cours d'eau, de la végétation, etc. Le modèle AROME est initialisé quatre fois par jour : run 00z – run 06z – run 12z – run 18z.

✓ Le modèle CFS (américain)

Le modèle CFS (Seasonal Climate Forecast) est un modèle saisonnier développé par le National Centers for Environmental Prediction (NCEP) et la NOAA. Il prend en compte les situations

du passé et statistiques d'évolution. Grâce à toutes ces données, les grandes tendances à six mois sont proposées.

- **Vérification des prévisions météorologiques**

La vérification des prévisions météorologiques est un processus crucial pour évaluer l'exactitude des prédictions météorologiques. Le concept de vérification repose sur la comparaison entre les prévisions et les observations météorologiques réelles à des moments spécifiques et dans des emplacements précis. Il s'agit de déterminer si les prévisions étaient correctes, inexactes ou partiellement correctes. La vérification est donc un élément essentiel de la prévision.

La vérification météorologique peut être effectuée de différentes manières, en utilisant des mesures quantitatives et qualitatives. Les mesures quantitatives incluent des paramètres tels que la température, la pression atmosphérique, les précipitations, la vitesse et la direction du vent, entre autres. Les mesures qualitatives peuvent inclure des observations sur la couverture nuageuse, l'intensité des phénomènes météorologiques, la visibilité, etc.

La comparaison entre les prévisions et les observations se fait généralement à l'aide de différentes mesures de performance, telles que l'erreur absolue moyenne, l'erreur quadratique moyenne, le taux de réussite des prévisions, le biais, etc. Ces mesures permettent de quantifier l'écart entre les prévisions et les observations et d'évaluer la précision des prévisions.

Cette vérification est essentielle pour plusieurs raisons. Tout d'abord, elle permet d'évaluer la qualité des modèles et des méthodes utilisés pour générer les prévisions météorologiques. Cela aide les météorologues à améliorer les modèles et les techniques de prévision pour obtenir des prévisions plus précises à l'avenir. En outre, la vérification des prévisions permet aux utilisateurs des prévisions météorologiques, tels que les agences gouvernementales, les entreprises et le grand public, de comprendre à quel point les prévisions sont fiables. Cela peut aider à prendre des décisions éclairées, telles que la planification des activités en plein air, la gestion des risques liés aux conditions météorologiques extrêmes, etc.

Il convient de noter que la vérification des prévisions météorologiques n'est pas un processus parfait, car la météo est un système complexe. Les erreurs de prévision peuvent survenir en raison de nombreuses variables, telles que des données d'observation insuffisantes, des conditions atmosphériques changeantes, des interactions complexes entre différents phénomènes météorologiques, etc. Néanmoins, la vérification continue des prévisions météorologiques joue un rôle crucial dans l'amélioration de la précision des prévisions à long terme.

2.2. Synthèse bibliographique

Les pluies extrêmes sont de plus en plus récurrentes surtout dans le Sud du Bénin (Hounvou et al., 2019). Selon les résultats des travaux de ce dernier, les valeurs de pluies extrêmes ont considérablement augmenté pour le cas des stations considérées depuis les années 80 voire le début des années 90. Cette étude a également révélé que les valeurs les plus extrêmes sont obtenues sur des stations proches de l'Océan Atlantique. Par ailleurs au cours de ces travaux,

de l'analyse statistiques des pluies journalières extrêmes à partir d'un certain seuil. Il en ressort que sur l'ensemble des stations, Cotonou a enregistré le plus grand nombre de dépassement de seuil.

A travers le monde, différents modèles sont utilisés pour les prévisions des évènements extrêmes. Selon le bulletin numéro 90 de La Météorologie du journal intitulé 'La vérification des prévisions météorologiques à Météo-France', plus une prévision est détaillée, plus le pas de temps doit être petit(Stein et al., 2015). Des études réalisées sur l'Europe ont révélé que pour l'échéance 48h, le modèle français Arpège obtient de très bons scores. D'autre part d'après les travaux de l'OMM dans le cadre des projets de démonstration concernant la prévision des conditions météorologiques extrêmes en Afrique, c'est avec les prévisions du CEPMMT que les indices sont meilleurs, et ce pour les échéances les plus courtes. Néanmoins l'amélioration des modèles aurait permis de gagner un jour sur l'échéance de la prévision.

En outre, à travers les résultats des contrôles réguliers de la qualité des prévisions numériques présentés dans le numéro 30 de La Météorologie intitulé 'La Prévision du Temps à Moyenne Échéance en France' on note une diminution régulière de la qualité des prévisions avec l'échéance pour le modèle du CEPMMT. Cet article révèle que Les bonnes prévisions deviennent inférieures à 50 % à partir de J+4 (après 108 heures). Les prévisions pour J+6 (au-delà de 156 heures) sont mauvaises dans presque 90 % des cas (Atger, 2000). De plus, ces travaux montrent qu'un choix judicieux des modèles, permettrait de faire passer la proportion de bonnes prévisions de j+3 de 60 % à 80 % par rapport à une prévision qui s'appuierait sur un seul modèle numérique. Dans ce même contexte, il s'est avéré qu'une prévision multi source peut produire des prévisions de qualité supérieure. Les bases théoriques de cette approche ont été établies par Leith en 1981 et la validité de la méthode pour des prévisions numériques issues de différents modèles a été vérifiée grâce aux travaux de (Rousseau, 1985; Atger, 1999 ; Ziehman, 2000). Par ailleurs, une courbe caractéristique de fonctionnement du récepteur, ou courbe ROC, est un graphique qui illustre la capacité de diagnostic d'un système de classification binaire lorsque son seuil de discrimination varie. À partir des taux de réussite et de fausses alarmes, le score ROC est calculé pour chaque station et chaque délai avec un score ROC supérieur à 0,5 indiquant une compétence positive. Ainsi, selon le score ROC, la plupart des modèles de prévision, principalement le modèle de régression linéaire multiple, étaient habiles par rapport à la situation d'avertissements perpétuels ou d'absence d'avertissements (Mason & Graham, 1999).

En somme, bien que les recherches sur les prévisions des pluies extrêmes au Bénin, et à Cotonou en particulier, soient encore limitées, les études existantes montrent que les modèles numériques de prévision, les données satellitaires et les stations météorologiques peuvent être utilisés pour améliorer la capacité de prévision des pluies extrêmes dans la région. Cependant, des recherches plus poussées sont nécessaires pour mieux comprendre les caractéristiques et les tendances des pluies extrêmes dans la région, ainsi que pour développer des outils et des stratégies de prévision plus efficaces pour aider à réduire les impacts négatifs de ces événements sur les populations et les infrastructures.

3. But de la recherche

Ce travail a pour but principal d'évaluer la performance des prévisions des pluies extrêmes au niveau de Cotonou et au besoin de proposer des méthodes de correction de ces prévisions afin de pallier aux conséquences désastreuses de ces évènements.

4. Objectifs du mémoire

4.1. Objectif général

L'objectif général de ce mémoire est d'évaluer la performance des prévisions des pluies extrêmes des produits ECMWF en utilisant les critères déterministes et probabilistes.

4.2. Objectifs spécifiques

Pour atteindre l'objectif général du travail, des objectifs spécifiques ont été définis. Il s'agit de :

- Evaluer la performance de quelques produits de prévisions des pluies sur le bassin de l'Ouémé ainsi qu'à Cotonou et Bohicon en utilisant les critères déterministes ;
- Evaluer la performance de quelques produits de prévisions des pluies sur le bassin de l'Ouémé ainsi qu'à Cotonou et Bohicon en utilisant les critères probabilistes ;
- Appliquer quelques méthodes de correction aux prévisions pour leur amélioration si nécessaire.

5. Structure du mémoire

Le présent mémoire commence d'abord par une introduction générale présentant le contexte et la justification du thème d'étude, la revue de littérature, les questions de recherche, et les objectifs du travail. La suite du mémoire s'articule autour de deux grands chapitres. Le premier chapitre donne un aperçu de la zone d'étude et présente les données utilisées ainsi que la méthodologie adoptée. Le deuxième chapitre présente les résultats obtenus ainsi que la discussion. Nous terminerons par une conclusion suivie de quelques perspectives.

Chapitre 1 : Données, Matériels et méthodes

1.1. Introduction

Le chapitre 1 présente le milieu d'étude, les données et matériel utilisés, et décrit la méthodologie. La bonne connaissance du milieu d'étude est nécessaire pour comprendre et essayer d'expliquer l'impact du milieu naturel sur les phénomènes étudiés.

1.2. Milieu d'étude

1.2.1. Localisation

Le bassin de l'Ouémé au Bénin est situé entre 7°15' et 9°45' latitude Nord et 1°15' et 2°30' longitude Est. Il couvre une superficie de 51 630 km² dont 90 % (soit 46 360 km²) environ de cette superficie est situé sur le territoire béninois, plus de 9 % au Nigéria et moins de 1 % au Togo. Il est drainé par le plus grand et plus long cours d'eau qui lui a donné son nom. D'une longueur de 510 km, le fleuve Ouémé prend sa source dans la forêt classée des Tanéka dans la commune de Copargo (Bénin). Il reçoit deux principaux affluents que sont : l'Okpara (200 km) sur la rive gauche et le Zou (150 km) sur la rive droite.

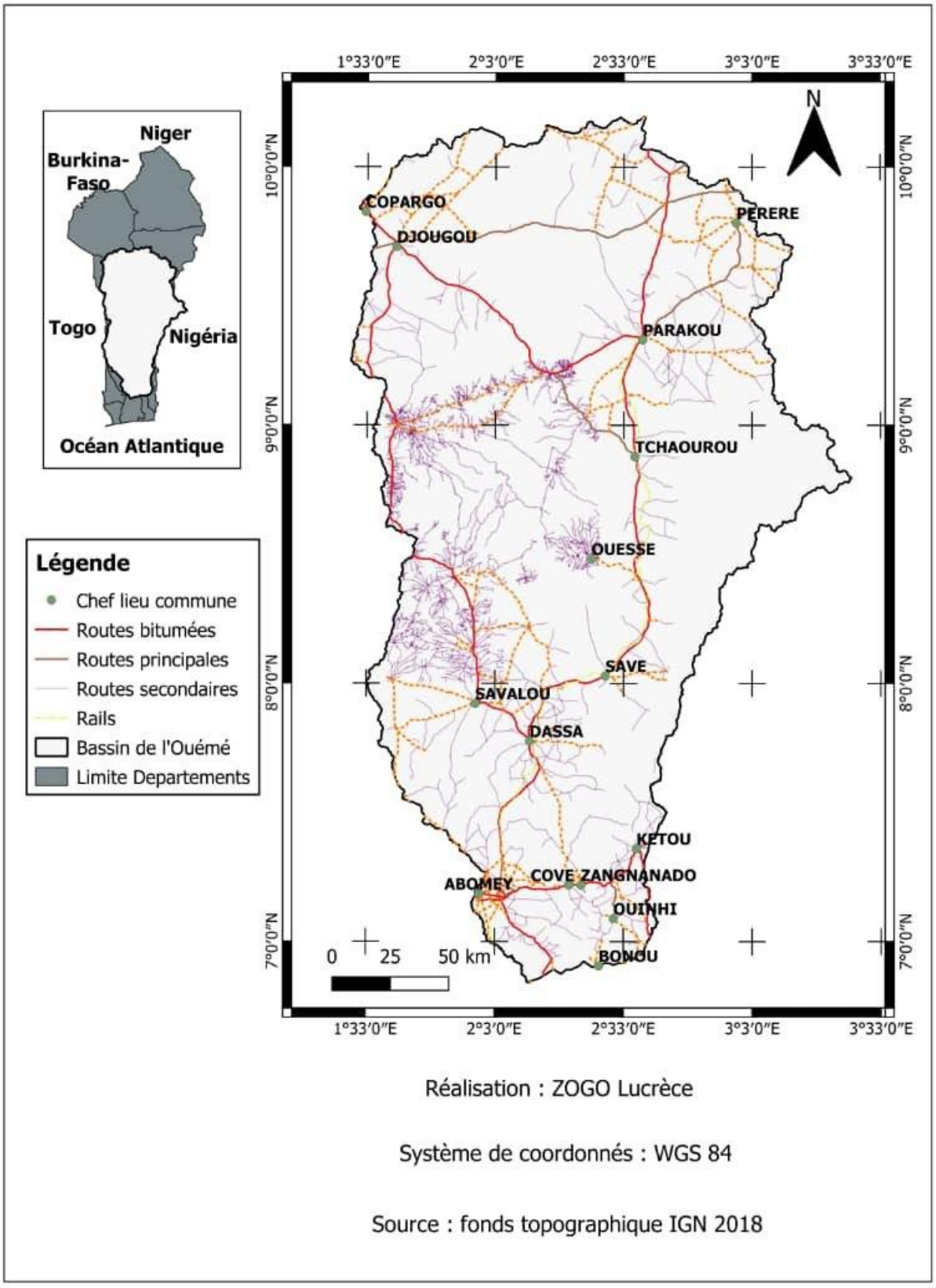


Figure 1:Carte du bassin versant de l'Ouémé

1.2.2. Climat

Le climat du bassin versant de l'Ouémé est caractérisé au sud jusqu'à 7°30' de latitude nord par un climat subéquatorial à cause de l'orientation de la côte par rapport aux vents humides et l'influence des courants marins froids le long du littoral (Kolawolé & BOKO, 1993 ; Planchon, 1996; Amoussou, 2010). Il est suivi du climat de transition, désigné par le subéquatorial intérieur ou la petite saison sèche observée dans le domaine béninien qui tend à son effacement et est quasi inexistante certaines années (Planchon, 1996 ; Amoussou, 2010).

Il subit les influences des climats soudanien et subéquatorial, mais son régime est plutôt tropical ; l'influence subéquatorial est faible et n'existe que sur un petit parcours à l'approche de l'embouchure. Le climat de la zone est caractérisé par une succession annuelle de quatre saisons, deux pluvieuses et deux sèches réparties comme suit :

- une grande saison des pluies de mi-mars à mi-juillet ;

- une petite saison sèche de mi-juillet à mi-septembre ;

- une petite saison des pluies de mi-septembre à mi-novembre ;

- une grande saison sèche de mi-novembre à mi-mars.

1.2.3. Relief, sols et réseau hydrographique

Selon Pelissier (1963), les coupes topographiques Est-Ouest de la vallée de l'Ouémé montrent deux unités géomorphologiques :

- Le plateau qui est une zone de formation latéritique très perméable. Il est parsemé de marécages dont certains ne s'assèchent pas au cours de l'année.

- La basse plaine inondable qui est la zone de dépôt des alluvions apportés chaque année par les eaux de crue de l'Ouémé.

Dans le delta de l'Ouémé, deux principaux types de sols sont rencontrés :

- Les sols ferralitiques localisés sur les plateaux. Ils sont pour la plupart appauvris sur 50-60 cm et renferment 40 % d'argile et une proportion allant de 2 à 3 % de matière organique.

- Les tourbes argileuses et brutes des sols humiques à gley sont localisées au pied des plateaux de sols ferralitiques.

Le réseau hydrographique de la vallée est constitué de deux axes parallèles, l'Ouémé et la Sô. Ils sont reliés par des marigots jouant tantôt le rôle d'affluent et celui de défluent. Il s'agit de la Zounga (18,9 km), l'Agbagbé (7km), l'Ouovi (10,2 km) et du Zouvi (6,9 km) qui sont bordés par des vastes plaines d'inondation.

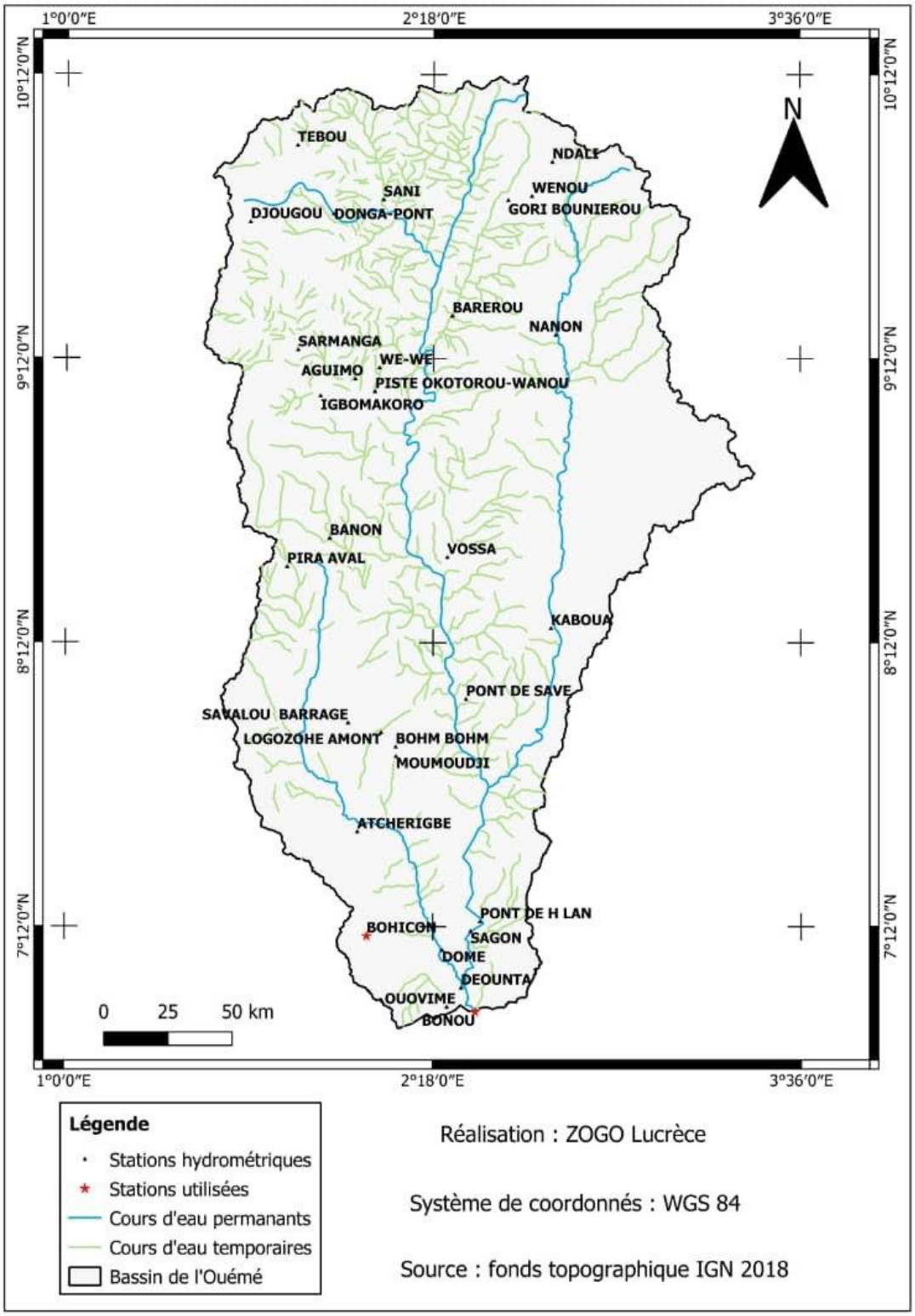


Figure 2:Carte hydrographique du bassin versant de l'Ouémé

1.2.4. Démographie

Le bassin de l'Ouémé dispose d'un potentiel humain avec une diversité d'ethnies et de pratiques culturelles. Au Bénin, le bassin versant couvre 46 communes sur les 77 que compte le pays. La démographie de ce bassin a une influence décisive sur l'économie de l'utilisation des ressources dans la région, et de ce fait également l'utilisation, les besoins et la consommation en eau. La population est composée de 51% avec un taux d'accroissement intercensitaire de 3,69% qui est supérieure à la moyenne nationale. Dans le milieu, en dehors des Ouémènous, groupe ethnique dominant, on rencontre les Yorouba, les Tori, les fon et les adjas. Sur le plan religieux, le catholicisme, le protestantisme, l'islam s'ajoutent aux cultes traditionnels.

1.2.5. Activités économiques

Les principales activités économiques pratiquées dans le bassin versant de l'Ouémé sont la pêche artisanale, l'agriculture vivrière, l'élevage des bovins, le commerce, l'artisanat et la chasse.

- ✓ **La pêche artisanale**

  C'est la principale activité de la population pratiquée dans le fleuve et sur ses affluents. Elle se pratique durant toute l'année mais la période de pêche fructueuse s'étale d'août en septembre avec l'arrivée de la crue. Les femmes assurent la commercialisation et l'approvisionnement de la population locale et extérieure dans les marchés de Cotonou, Porto-Novo, de la vallée de l'Ouémé etc. Les techniques utilisées sont les différents types de filets, les houédos, les nasses et les ahlos. On observe également de façon artisanale, l'installation des fermes piscicoles dans les zones humides.

- ✓ **L'agriculture**

La seconde activité occupant la population est l'agriculture. Les ménages agricoles représentent un peu plus de 40 % de la population. L'agriculture se pratique à la fois dans la plaine inondable que sur les plateaux et ce, en fonction des saisons. On y rencontre différentes cultures à savoir le maïs, le manioc ; le niébé, le manioc. Par ailleurs, en fonction de leurs variétés et des différentes phases de leur croissances, les hauteurs de pluies extrêmes peuvent entraîner un rendement à travers la destruction des récoltes car l'excès d'eau peut être fatale aux plantes cultivées (Hounkanrin, 2015).

- ✓ **L'élevage**

L'élevage est une activité secondaire. Il se fait sur les berges, les plateaux et porte sur les bovins de la race lagunaire, les porcins, les caprins et la volaille. Pendant la crue, les propriétaires d'animaux sont confrontés à des problèmes d'affourragement du cheptel et d'enclos car le mode d'élevage est la divagation. La solution endogène adoptée est de parquer les animaux sur les

voies et quelques fois dans les enclos surélevés. De ce fait, les bêtes sont nourries au fourrage distribué et perdent en conséquence suffisamment de poids à leur sortie d'enclos.

✓ Le commerce

Le commerce est une activité importante de la région et son pôle se retrouve au niveau du marché d'Azowlissè dans la commune d'Adjohoun. Il est l'apanage des femmes. Il faut souligner que la plupart des marchés de la vallée ont une périodicité de trois jours.

✓ L'artisanat

Il est très peu développé et concerne la forge, la vannerie, la réfection des cases, la fabrication des nasses et des filets.

✓ La chasse

Elle se pratique frauduleusement dans le milieu et ce, sur toutes les espèces fauniques. Le cas est préoccupant pour les espèces menacées ou rares telles que le singe à ventre rouge (Cercopithecus erithrogaster erythrogaster) et les poules d'eau (Porphyrio alleni et Gallinula chloropus meridionalis)

1.3. Données utilisées

Pour ce travail, nous avons utilisé les données de prévisions météorologiques fournies par le CEPMMT qui est le Centre européen pour les prévisions météorologiques à moyen terme (ECMWF : European Center for Medium-Range Weather Forecasts).

Il s'agit d'un institut de recherche créé depuis 1975 qui propose un service opérationnel 24 heures sur 24, 7 jours sur 7, produisant grâce à son modèle (The ECMWWF model) des prévisions météorologiques numériques mondiales et d'autres données. Entre autres, ce centre fournit des données météorologiques, analyse la qualité de l'air, surveille le climat, effectue des prévisions hydrologiques. Parmi les activités stratégiques de ce centre figurent la formation avancée et l'assistance à l'OMM dans la mise en œuvre de ses programmes.

Ainsi, nous avons téléchargé les données de prévisions du ECMWF pour le bassin de l'Ouémé (pour lequel une moyenne a été calculée suivant chaque temps de prévision), Cotonou et Bohicon sur une période allant de 1981 à 2022.Ces données ont été simulées à partir du modèle ECMWF et prennent en compte différents temps de prévision. Notons que ces prévisions sont des prévisions probabilistes c'est-à-dire que pour une même échéance le modèle génère plusieurs valeurs offrant ainsi un intervalle large. En effet pour la période allant de 1981 à 2017 le modèle a produit 25 prévisions par temps de prévisions tandis qu'il a produit 51 prévisions par temps de prévision pour la période allant de 2017 à 2022. Ensuite les données de prévisions ont été comparées aux données de précipitations observées couvrant la période de 1985 à 2015. Dans le cas du bassin il s'agit de données régionalisées préexistantes. La période de travail est donc considérée comme allant de 1985 à 2015, représentant l'intersection entre la période des données de prévisions et celle des données d'observations.

1.4. Matériel utilisé

Pour réaliser ce travail, un ordinateur a été utilisé avec les logiciels suivants :

- ECMWF pour les données de prévisions des différentes stations ;
- R et R Studio comme outil de traitement des données, d'évaluation des prévisions et de visualisation des résultats ;
- Microsoft Word 2021 pour rédiger le document de mémoire ;
- QGIS 2.18.11 pour réaliser les cartes du mémoire ;
- Mendeley pour les références bibliographiques

1.5. Méthodes

A l'entame de cette étude, nous avons recueilli sur internet de la documentation en rapport avec les moyens d'évaluation des prévisions des pluies des extrêmes. Cette documentation a permis d'établir la méthodologie adoptée dans cette étude. Les principales étapes de la méthodologie de cette étude sont résumées dans le diagramme ci-dessous :

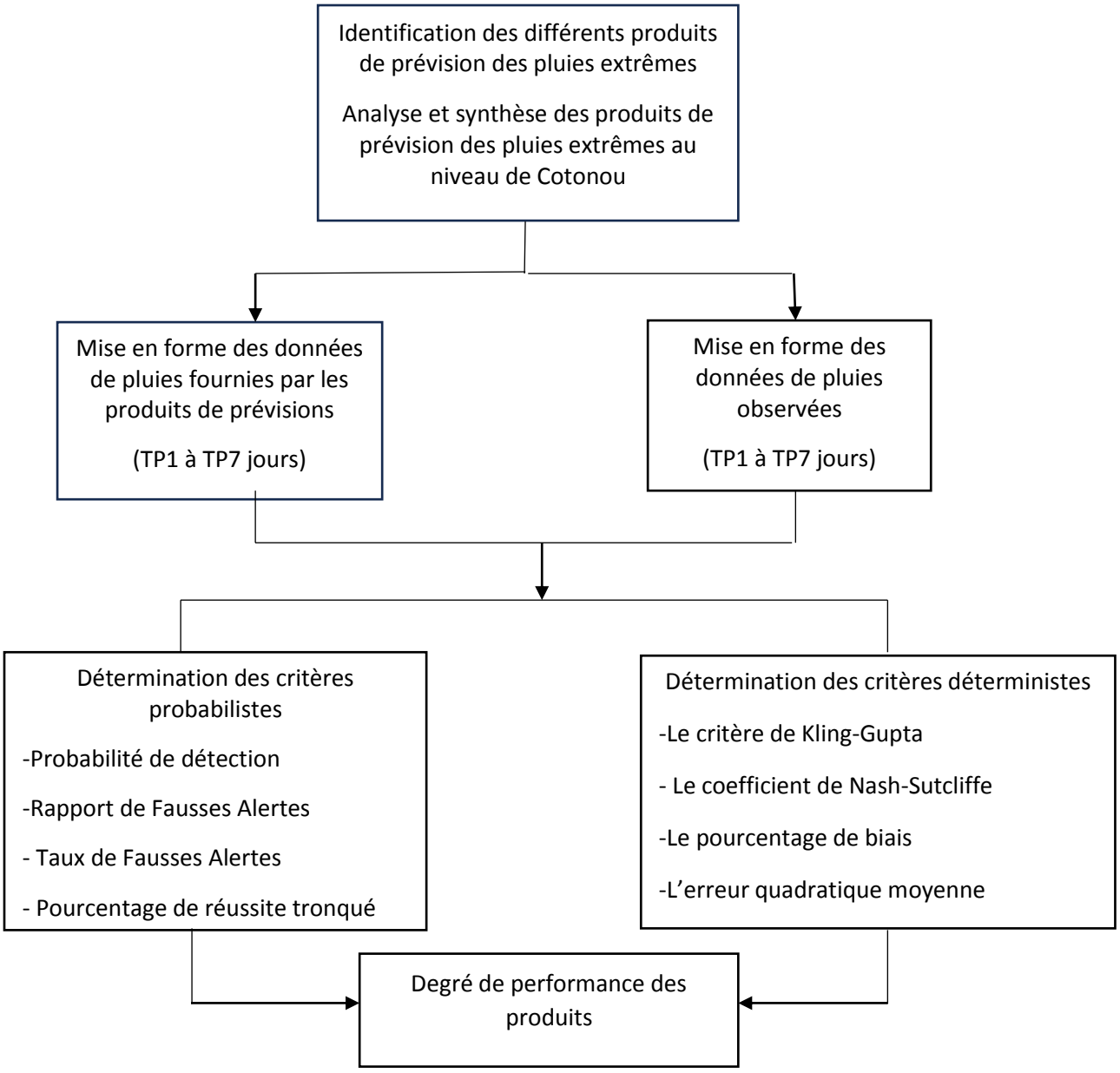


Figure 3:Principales étapes de la vérification des prévisions

La prévision des pluies extrêmes implique généralement l'utilisation de modèles informatiques complexes pour simuler l'atmosphère, la circulation océanique et d'autres variables environnementales. Ces modèles peuvent prendre en compte de nombreuses données, telles que les niveaux d'humidité, les températures de surface de l'océan, les courants atmosphériques et bien d'autres variables.

1.5.1. Traitement des données

Une fois que les prévisions sont faites il est nécessaire de calculer des indicateurs objectifs pour évaluer si le modèle a généré des prédictions pertinentes pour la variable étudiée. Les valeurs "vraies" de cette variable sont censées être connues pour l'ensemble des jeux de données d'apprentissage et de validation. Intuitivement, pour chaque échantillon dans le jeu de données de validation, on cherche à savoir si les valeurs prédites par le modèle sont proches des vraies valeurs. Pour y arriver on se base sur différents critères. Lorsqu'il s'agit de vérifier les prévisions météorologiques, il est essentiel de prendre en compte une variété de critères pour évaluer leur précision. En raison de la complexité des phénomènes météorologiques, il n'existe pas de mesure unique qui puisse rendre compte de l'exactitude d'une prévision. C'est pourquoi les météorologues utilisent plusieurs critères ainsi que plusieurs scores probabilistes pour obtenir une image complète de la performance des prévisions. Cette approche permet de mieux comprendre les forces et les faiblesses des modèles de prévision météorologique et d'orienter les efforts d'amélioration pour fournir des prévisions plus fiables et utiles.

Ainsi, dans le but de déterminer ces critères, nous avons choisi un langage de programmation souple pour construire l'outil de vérification, capable de traiter un grand nombre de données et permettant une visualisation rapide, synthétique ou au détail des résultats obtenus. C'est le logiciel R qui a donc été choisi. Le choix de ce langage a été influencé par différents paramètres. En effet R est un logiciel de calcul statistique libre et gratuit, les extensions (packages) sont aussi gratuites et facilement téléchargeables. De plus il traite les données selon une structure en matrice, le nombre élevé de valeurs ne l'handicape pas, au contraire, il les classe de façon optimale. Notons également que R est un logiciel graphique, les résultats sont directement visualisés permettant une manipulation et une exploitation rapide de ces derniers.

- **Brève présentation du langage R**

R est un langage de programmation open source largement utilisé dans le domaine de la statistique et de l'analyse des données. Il est également associé à un environnement logiciel du même nom, qui fournit une interface conviviale pour travailler avec R. R offre une vaste gamme de fonctionnalités et de packages qui permettent de manipuler, analyser et visualiser des données de manière efficace.
R est apprécié pour sa flexibilité et sa puissance dans le traitement des données. Il permet aux utilisateurs d'effectuer des opérations statistiques avancées telles que la modélisation, les tests d'hypothèses, l'analyse de régression, l'analyse de séries temporelles, la classification, le clustering et bien d'autres (RANDRIANASOLO, 2009).
R offre également une capacité de visualisation graphique puissante, permettant de créer des graphiques statiques et interactifs de haute qualité. Ces graphiques sont essentiels pour explorer et présenter des données de manière claire et compréhensible.

R est largement utilisé dans l'analyse des données et la statistique, ce qui en fait un outil précieux pour la détermination des critères de vérification des prévisions météorologiques. Voici quelques exemples de l'utilisation de R dans ce contexte :

- Calcul des mesures d'erreur : R offre des fonctions et des packages dédiés au calcul des mesures d'erreur couramment utilisées pour vérifier les prédictions météorologiques. Par exemple, on peut utiliser la fonction de calcul de l'erreur absolue moyenne (MAE) ou calculer l'erreur quadratique moyenne (RMSE). Ces fonctions permettent de quantifier la différence entre les prévisions et les observations réelles.

- Visualisation des résultats : R offre une variété de packages graphiques tels que ggplot2, plotly et lattice, qui permettent de créer des graphiques pour visualiser les résultats de la vérification. On peut créer des graphiques de séries temporelles pour comparer les prévisions et les observations, des diagrammes de dispersion pour évaluer la corrélation, des histogrammes pour analyser la distribution des erreurs, etc.

- Tests statistiques : R dispose de packages statistiques qui permettent d'effectuer des tests d'hypothèses pour évaluer la significativité des différences entre les prévisions et les observations.

1.5.2. Détermination des critères déterministes

Dans la suite du travail, nous avons choisi de faire l'évaluation en tenant compte uniquement de quelques-uns de ces critères à savoir : Le critère de Kling-Gupta (KGE), le coefficient de Nash-Sutcliffe (NSE), la Racine de l'Erreur quadratique Moyenne ou Root Mean Squared Error (RMSE) et le pourcentage de biais.

- **Le critère de Kling-Gupta (KGE), formulé par Kling et Gupta (2009)**

Le Kling-Gupta Efficiency (KGE) développé par Gupta, Kling, Yilmaz et Martinez est une combinaison du coefficient de corrélation de Pearson (r), du rapport entre les moyennes simulées et observées et du rapport entre les variances simulées et observées.
Gupta et al. (2009) ont proposé un critère défini en fonction de la distance euclidienne (ED) entre les composantes et l'unité, qui est leur valeur maximale. Le KGE s'exprime comme suit:

$$\boldsymbol{KGE = 1 - DE} \text{ avec } \boldsymbol{DE = \sqrt{(r-1)^2 + (\alpha - 1)^2 + (\beta - 1)^2}}$$

r : le coefficient de corrélation de Pearson entre la simulation et l'observation

α : σ simulé /σ observé : le coefficient qui caractérise la variabilité de la simulation par rapport à l'observation

β : μsimulé /μobservé : le rapport entre la moyenne de la simulation et la moyenne de l'observation

L'objectif est d'atteindre les valeurs optimales des composantes, la distance euclidienne doit tendre vers zéro et on cherche ainsi à maximiser le KGE.

- **Le coefficient de Nash-Sutcliffe (NSE) - formulé par Nash et Sutcliffe (1970)**

Le critère de Nash-Sutcliffe, un critère largement utilisé en hydrologie est le coefficient d'efficacité de Nash-Sutcliffe (Nash et Sutcliffe, 1970). C'est un indicateur de performance construit à partir de la normalisation du MSE, dont les valeurs sont comprises dans l'intervalle]-∞;1]. Il permet d'estimer la capacité d'un modèle à reproduire un comportement observé. Il est défini comme suit :

$$\boldsymbol{NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(Q_{obsi} - Q_{simi})^2}{\sum_{i=1}^{n}(Q_{obsi} - \overline{Q_{obs}})^2}}$$

Un NSE de 1 indique que les données simulées correspondent exactement aux données observées. Un NSE de zéro indique que les données simulées sont aussi précises que la moyenne des données observées, tandis qu'un NSE inférieur à zéro signifie que la valeur moyenne des données observées est un meilleur estimateur que les données simulées.

- **Le RMSE (Root Mean Squared Error)**

Le RMSE (Root Mean Squared Error) est un critère d'évaluation largement utilisé pour mesurer la précision d'un modèle de prévision, de régression ou de classification. Il est couramment utilisé dans divers domaines tels que l'apprentissage automatique, la statistique, la météorologie et l'économétrie. Le RMSE est utilisé pour quantifier l'écart moyen entre les valeurs prédites par un modèle et les valeurs réelles observées. Il est calculé en prenant la racine carrée de la moyenne des carrés des écarts entre les valeurs prédites (ou estimées) et les valeurs réelles.

Un RMSE plus faible indique une meilleure précision du modèle, car cela signifie que l'écart moyen entre les valeurs prédites et les valeurs réelles est plus petit. Cependant, il est essentiel de noter que le RMSE ne prend pas en compte la direction des erreurs (sous-estimation ou surestimation), ce qui signifie qu'il peut donner la même importance aux erreurs positives et négatives. Il est défini par la formule qui suit :

$$\boldsymbol{RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(Q_{obs} - Q_{sim})^2}{n}}}$$

Avec n, le nombre total d'observations

- **Pourcentage de biais (pbiais)**

$$\boldsymbol{PBIAIS} = \frac{\sum(\boldsymbol{Obs} - \boldsymbol{Prev})}{\sum \boldsymbol{Prev}} \times \mathbf{100}$$

Le "PBIAS" (Pourcentage de Biais) est un critère d'évaluation utilisé pour mesurer le biais systématique d'un modèle de prévision ou de régression par rapport aux observations réelles. Il est souvent utilisé dans le domaine de l'hydrologie et de la modélisation hydrologique, mais peut également être appliqué à d'autres domaines où l'évaluation des biais est essentielle.
Le pbiais mesure la tendance moyenne des valeurs simulées à être plus grandes ou plus petites que celles observées. Le PBIAS exprime le biais moyen en pourcentage par rapport aux valeurs réelles. Un PBIAS de 0% indique que le modèle présente un biais nul, c'est-à-dire que les valeurs prédites sont en moyenne égales aux valeurs réelles. Un PBIAS positif indique un biais de surestimation, tandis qu'un PBIAS négatif indique un biais de sous-estimation.

1.5.3. Détermination des critères probabilistes

- **Le tableau de contingence**

Le tableau de contingence est un outil statistique utilisé pour évaluer la performance des prévisions, notamment dans le contexte des événements météorologiques extrêmes tels que les pluies extrêmes. Il permet de comparer les prévisions effectuées par un modèle ou un système de prévision avec les observations réelles. On peut grâce aux résultats du tableau de contingence déterminer différents scores probabilistes. Le tableau de contingence est généralement constitué de quatre cellules :

- Vrais positifs (VP) : Il s'agit des cas où le modèle prévoit correctement une pluie extrême et que cette prédiction se réalise dans la réalité.
- Faux positifs (FP) : Ce sont les cas où le modèle prévoit une pluie extrême, mais il ne se produit aucune pluie extrême en réalité.
- Vrais négatifs (VN) : Ces cas correspondent aux situations où le modèle prévoit correctement l'absence de pluie extrême et que cela est confirmé par les observations.
- Faux négatifs (FN) : Il s'agit des situations où le modèle ne prévoit pas de pluie extrême, mais en réalité, il y a une occurrence de pluie extrême.

Tableau 1: Tableau de contingence pour un ensemble de prévisions de précipitations extrêmes

Tableau de contingence			
	Observé	Non Observé	Total
Prévu	26	5	31
Non Prévu	27	84	11
Total	53	89	142

- ## Estimation des terciles

Les terciles sont un concept statistique utilisé pour diviser une distribution de données en trois parties égales, chacune représentant un tiers de l'ensemble des données c'est-à-dire contenant chacune 33.33% des données. Les terciles sont particulièrement utiles lorsqu'il est nécessaire de répartir des données en catégories pour effectuer des analyses comparatives ou pour mieux comprendre la répartition des valeurs dans un ensemble de données. Ils sont calculés en classant les données de la plus petite à la plus grande.

Une fois l'indice calculé, il est utilisé pour déterminer les valeurs correspondantes dans la série triée. Les valeurs correspondant aux indices calculés sont les valeurs des terciles. Ces dernières nous permettent de diviser les données en trois parties égales : les données en dessous du premier tercile, entre le premier et le deuxième tercile, et au-dessus du deuxième tercile. Il est relativement simple de calculer les terciles. En effet, on commence par trier les données dans l'ordres croissants puis on détermine la taille N de notre série de données.

- **T1 (Premier tercile**) : Les données situées en dessous du premier tercile représentent le tiers inférieur de la distribution. Pour calculer T1 on multiplie N par 1/3, soit (N/3). Cela donne la position de la donnée correspondant au premier tercile. Cela signifie que 33,33 % des données se situent en dessous de cette valeur. T1 est souvent associé aux valeurs basses ou inférieures de l'ensemble de données.

- **T2 (Deuxième tercile) :** Les données comprises entre T1 et T2 représentent le deuxième tiers de la distribution. Pour calculer le deuxième tercile (T2) on multiplie N par 2/3, soit (2*N/3). Cela nous donne la position de la donnée correspondant au deuxième tercile. Cela signifie que 33,33 % des données se situent entre T1 et T2. T2 est généralement associé à la médiane de l'ensemble de données et peut être considéré comme la valeur centrale.

Les terciles facilitent également l'identification des valeurs extrêmes. En effet la présence de valeurs se trouvant très en dehors du troisième tercile (T3) ou du premier tercile (T1), peut indiquer la présence de valeurs atypiques.

Dans le cadre de cette étude, les scores probabilistes que nous utiliserons sont : La Probabilité de détection (PoD) ou taux de succès (HR), Le Rapport de Fausses Alerte (FAR), Le Pourcentage de réussite tronqué ou Indice critique de succès (CSI) et le Taux de Fausses Alertes ou False Alarm Rate.

- **Probabilité de détection (PoD), taux de succès (HR) ou prévision correcte suivant Wilks (1995)**

$$\mathbf{PoD} = \frac{\boldsymbol{VP}}{\boldsymbol{VP+FN}}$$

Avec VP = Vrai Positif

FN= Faux négatif

Le taux de succès (hit rate, HR) prend des valeurs allant de 0 à 1, 1 étant la valeur correspondant à la prévision parfaite. Étant donné qu'il ne se fonde que sur les phénomènes observés dans le tableau de contingence, le HR reflète les événements manqués, mais pas les fausses alertes. Le HR peut donc en général être amélioré si l'on surestime systématiquement le nombre d'apparition du phénomène. Le HR est incomplet en soi et devrait être utilisé conjointement avec le rapport de fausses alertes ou avec le taux de fausses alertes, lesquels sont expliqués ci-dessous.

- **Rapport de Fausses Alertes Wilks, D.S. (1995)**

$$\boldsymbol{FAR} = \frac{\boldsymbol{FP}}{(\boldsymbol{FP+VP})}$$

Avec FP= Faux Positif

VP= Vrai Positif

Le rapport de fausses alertes (false alarm ratio, FAR) est le ratio du total des fausses alertes sur le total des phénomènes prévus. Il compare le nombre de faux positifs (Prédictions positives incorrectes) avec le nombre total des prévisions positives (quelles soient correctes ou incorrectes). Il peut prendre des valeurs allant de 0 à 1, 0 étant la valeur idéale. Il ne reflète pas les événements manqués. Le FAR peut être amélioré si l'on sous-estime systématiquement la fréquence des phénomènes rares. Cet indice est lui aussi incomplet et devrait être utilisé conjointement avec le HR.

- **Pourcentage de réussite tronqué (TS) ou indice critique de succès (CSI) Wilks, D.S. (1995)**

$$\boldsymbol{CSI = \frac{VP}{(VP+FN+FP)}}$$

Avec VP = Vrai Positif

FN = Faux Négatif

FP = Faux Positif

Le pourcentage de réussite tronqué (threat score, TS), qu'on appelle également l'indice critique de succès (critical success index, CSI), est fréquemment utilisé comme un moyen de vérification normalisé, notamment aux États-Unis d'Amérique. Ses valeurs vont de 0 à 1, 1 représentant la meilleure valeur. Le TS ou CSI est plus complet que ne le sont le HR et le FAR, car il reflète à la fois les événements manqués et les fausses alertes. Il est ainsi plus difficile d'adopter une stratégie de prévision systématique qui garantisse un meilleur résultat.

Cependant, il présente le même inconvénient que de nombreux autres indices : il tend vers 0 à mesure que les phénomènes se font plus rares. Cet indice est tributaire de la fréquence climatologique du phénomène. Si l'on veut comparer des prévisions (par exemple, des prévisions similaires provenant de sources différentes) sur la base de divers échantillons de vérification, il peut être préférable d'utiliser le pourcentage de réussite tronqué équilibré (equitable threat score, ETS), qui prend en compte les effets des différences entre les échantillons de fréquences climatologiques de l'événement. Pour évaluer une prévision, ou pour comparer la précision de prévisions fondées sur le même jeu de données, le CSI est un bon indice d'évaluation.

- **Taux de fausses Alertes (False Alarm rate, FA)**

$$\boldsymbol{FA = \frac{FP}{FP + VN}}$$

Avec FP = Faux Positif

VN = Vrai négatif

Le taux de fausses alertes (false alarm rate, FA) est malheureusement souvent confondu avec le rapport de fausses alertes (FAR). Le taux de fausses alertes est simplement la fraction de non-occurrences observées qui sont des fausses alertes. Le rapport de fausses alertes, quant à lui, se rapporte au nombre total de prévisions ; il correspond à la fraction des prévisions qui étaient de fausses alertes. La meilleure valeur pour le FA est 0, car l'idéal est d'avoir aussi peu de fausses alertes que possible. En somme le FA est la proportion d'évènements que le

modèle a incorrectememnt prédits comme positifs par rapport au nombre total d'évènements qui ne se sont pas produits .

1.5.4. Méthodes de correction

La correction des prévisions météorologiques est nécessaire pour améliorer leur précision. Les prévisions météorologiques sont élaborées à partir de données collectées à partir de diverses sources, telles que les stations météorologiques, les satellites et les radars. Cependant, ces données peuvent être biaisées en raison de divers facteurs tels que la qualité des données d'entrée, les erreurs de modélisation et les imprécisions dans les algorithmes de prévision. Hashino et al. (2006) proposent également une approche équivalente. Il s'agit de corriger (de façon multiplicative ou additive) soit les moments de la distribution prédictive, et plus particulièrement la moyenne et l'écart- type (moments de 1er et 2ème ordre, respectivement), soit les quantiles de la distribution prédictive. Cette méthode consiste à remplacer la variable prévue par une variable observée avec la même probabilité au non- dépassement. D'autres auteurs comme Olsson et Lindstrôm (2008) proposent une méthodologie semblable qui consiste à ajuster les quantiles 25% et 75% de la distribution prédictive de l'ensemble, ainsi que les valeurs minimales et maximales des prévisions de l'ensemble, en les multipliant par des coefficients correctifs calculés sur une période de calage pour chaque bassin versant pris individuellement.

Voici les différentes méthodes correctives qui seront appliquées dans la suite de notre travail :

- **Quantile mapping**

Le "quantile mapping" (ou cartographie des quantiles) est une méthode couramment utilisée pour corriger les biais entre des modèles climatiques (ou des prévisions météorologiques) et des observations réelles. Cette méthode vise à ajuster les valeurs simulées par le modèle afin qu'elles concordent mieux avec les observations historiques, en particulier en termes de distributions de probabilité et de quantiles. Un quantile de la distribution simulée est remplacé par le même quantile de la distribution observée. Cette méthode est souvent utilisée en combinaison avec d'autres méthodes telles que la génération d'ensembles et la calibration pour produire des prévisions plus précises. Les données corrigées peuvent être utilisées pour des analyses plus précises pour réduire les erreurs systématiques introduites par les modèles climatiques.

- **Méthode de régression linéaire**

La méthode de régression linéaire est une approche statistique utilisée pour modéliser la relation linéaire entre une variable dépendante (la cible à prédire) et une ou plusieurs variables indépendantes (les caractéristiques explicatives). Dans le contexte des prévisions

météorologiques, on peut utiliser la régression linéaire pour corriger les prévisions en fonction de certaines variables météorologiques. La régression linéaire peut être de degré 1, 2,3,4…. Avant de construire le modèle de régression linéaire, il est essentiel d'analyser les relations entre les variables météorologiques et les prévisions pour déterminer leur corrélation. Cela permet de sélectionner les caractéristiques les plus pertinentes pour la correction. Une fois que les caractéristiques les plus pertinentes sont identifiées, le modèle de régression linéaire est construit en ajustant une ligne droite (ou hyperplan dans le cas de plusieurs variables explicatives) pour minimiser l'erreur entre les prévisions initiales et les observations réelles.
Une fois que le modèle de régression linéaire est validé et jugé satisfaisant, il peut être utilisé pour corriger les prévisions météorologiques futures. Les prévisions initiales sont ajustées en fonction des valeurs prédites par le modèle.

- **Méthode des quantiles**

La méthode des quantiles est une approche statistique utilisée pour la correction des prévisions météorologiques, qui vise à améliorer la précision des prévisions en tenant compte des incertitudes associées aux prédictions. Après correction nous comparons les prévisions corrigées par le modèle aux observations réelles pour mesurer l'erreur de prédiction.

Comme il s'agit d'une correction des quantiles, les performances peuvent être évaluées en termes d'erreur de quantile ou d'autres mesures spécifiques aux quantiles.
La méthode des quantiles est particulièrement utile dans les situations où les erreurs de prévision peuvent varier considérablement en fonction des conditions météorologiques. Elle permet de prendre en compte les incertitudes inhérentes aux prédictions et d'améliorer la fiabilité des prévisions météorologiques.

- **Méthode de la Variance**

La méthode de la variance est une approche utilisée pour la correction des prévisions météorologiques qui vise à améliorer la précision des prédictions en tenant compte des écarts de variance entre les prévisions et les observations réelles. On calcule la variance des écarts entre les prévisions initiales et les observations réelles. La variance mesure la dispersion des données et permet de quantifier la variabilité des erreurs de prévision. Pour chaque nouvelle prévision, appliquez les ajustements basés sur les écarts de variance entre les prévisions initiales et les observations réelles.

- **Méthode de l'échelle**

La méthode de l'échelle, également connue sous le nom de méthode d'étalonnage, est une approche utilisée pour la correction des prévisions météorologiques afin d'améliorer leur précision en ajustant les erreurs systématiques. Cette méthode est particulièrement utile lorsque

les prévisions montrent un biais ou une tendance systématique par rapport aux observations réelles.

La méthode de l'échelle est une approche simple mais efficace pour corriger les erreurs systématiques des prévisions météorologiques et améliorer leur précision. En utilisant cette méthode, il est possible de réduire les biais entre les prévisions et les observations réelles, ce qui peut conduire à des prévisions plus fiables et plus précises.

1.5.5. Evaluation de la performance des méthodes correctives

- **Courbe ROC**

La courbe ROC (Receiver Operating Characteristic) est une représentation graphique de la relation existante entre la sensibilité et la spécificité d'un test. Graphiquement, on représente souvent la mesure ROC sous la forme d'une courbe qui donne le taux de vrais positifs (fraction des positifs qui sont effectivement détectés) en fonction du taux de faux positifs (fraction des négatifs qui sont incorrectement détectés). A partir des prévisions corrigées nous avons construit un graphique (connu sous le nom de courbe ROC) qui fournit des informations sur les taux de réussite et les taux de fausses alarmes que l'on peut attendre de l'utilisation de différents seuils de probabilité pour déclencher une action de conseil (Metoffice, n.d.).

Un système de bonne prévision atteindra des taux de réussite supérieurs aux taux de fausses alarmes et donc la courbe ROC s'inclinera dans le coin supérieur gauche du graphique, d'autant plus que la prévision est bonne. De plus un score ROC positif indique que les taux de réussite, qui fournissent une estimation de la probabilité qu'un événement soit prévu, sont plus élevés que les taux de fausses alarmes, c'est-à-dire la probabilité que, pour un non-événement, un avertissement soit fourni de manière incorrecte (Mason & Graham, 1999). Un système de prévision qui n'a aucune compétence (c'est-à-dire que les prévisions ne sont pas meilleures que de deviner) aura des taux de réussite égaux aux taux de fausses alarmes et la courbe ROC se situera donc le long de la diagonale. De plus, la zone géométrique sous le ROC fournit une statistique sommaire pour la performance des prévisions de probabilité, et est souvent appelée le score ROC. Pour des prévisions parfaites, tous les membres de l'ensemble prédiront correctement l'événement dans toutes les années et les points ROC convergeront vers un seul point à x = 0, y = 100, avec une aire sous la courbe de 10 000 (généralement normalisée à 1,0), la valeur maximale possible. Les prévisions avec peu ou pas de compétences obtiendront un score ROC (normalisé) d'environ 0,5, la zone sous la diagonale.

Chapitre 2 : Résultats et Discussions

2.1. Introduction

Ce chapitre comporte les résultats de l'application de la méthodologie décrite dans le chapitre précédent. Les principaux résultats seront présentés au travers de tableaux et de figures tout au long de ce chapitre.

2.2. Résultats

2.2.1. Evaluation de la qualité des prévisions par les critères déterministes

Le tableau 2 présente les résultats de l'évaluation des prévisions du modèle sur le bassin de l'Ouémé à Bonou au travers de critères tels que le KGE, le NSE, le PBIAIS et le RMSE sur des échéances de temps allant de 1 à 7 jours. On note que pour le jour 1 on obtient pour le KGE une valeur positive et qui tend à se rapprocher de 0.5. Néanmoins pour tous les critères considérés et à tous les pas de temps, les valeurs calculées pour les critères sont plus ou moins éloignées de leur valeur optimale. On déduit que les prévisions du modèle ne sont pas totalement en accord avec les observations.

Tableau 2: Résultats des critères déterministes calculés pour le bassin de l'Ouémé sur les pas de prévision de 1 à 7 jours

Station	échéance (jours)	Critères			
		KGE	NSE	PBIAIS	RMSE
Ouémé Bonou	1	0,31	- 0,141	51,500	4,432
	2	-0,220	-0,840	107,100	6,863
	3	-1,925	-5,170	266,000	11,923
	4	-3,128	-9,032	378,200	19,653
	5	-4,052	-15,902	456,600	21,759
	6	-5,403	-28,319	568,000	26,581
	7	-8,465	-54,486	850,800	31,762

La figure 4 présente les pluies journalières prédites superposées aux pluies journalières observées pour les 7 jours de prévisions. On note que dans un intervalle des pluies allant de 0 à 20mm/j la superposition entre les graphes des observations et des prévisions est moyennement semblable. Mais dans l'intervalle de 20 à 120mm/j, on note que les graphes des observations et des prévisions ne se superposent pas.

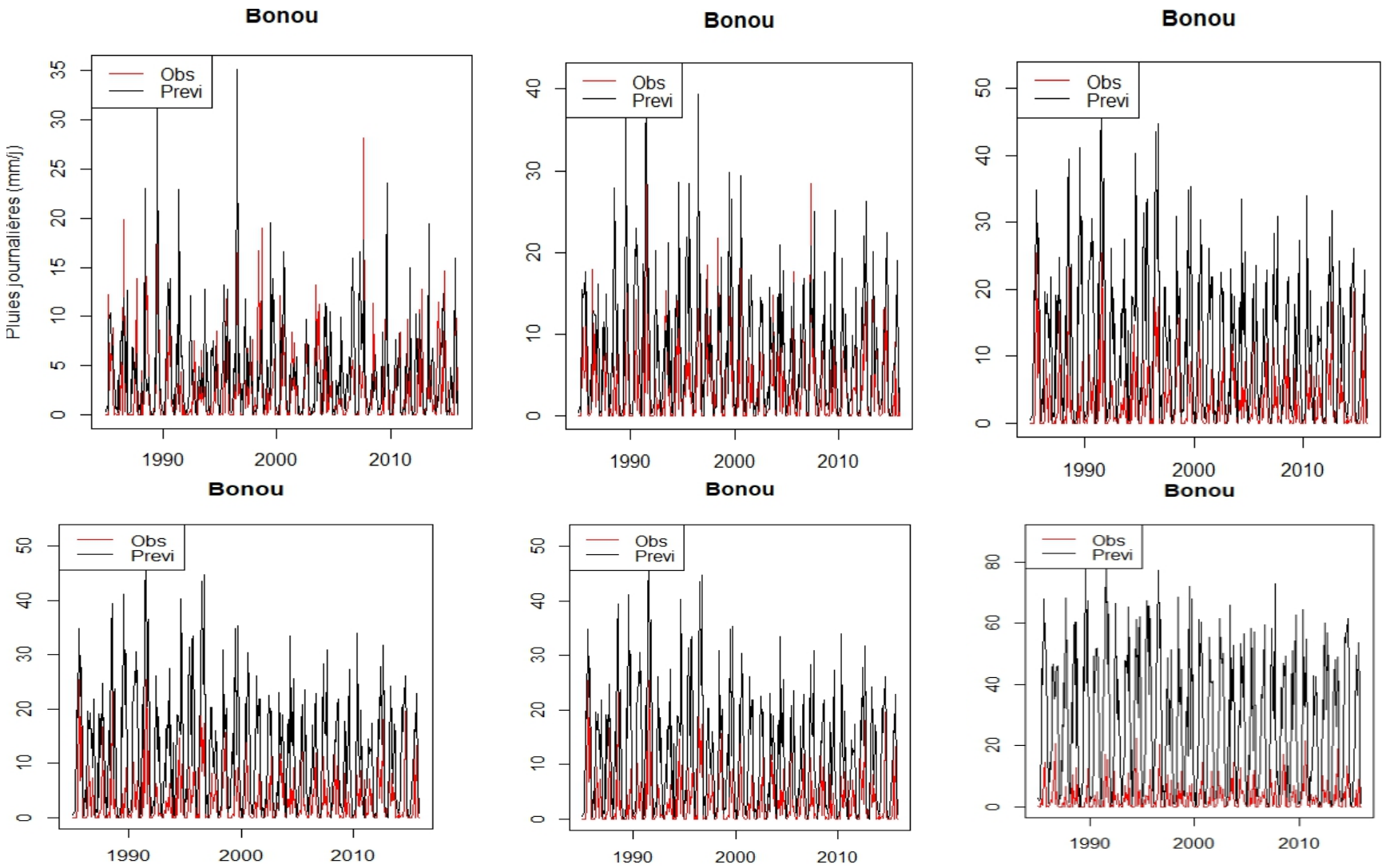


Figure 4:Comparaison entre les prévisions et les observations sur le bassin de l'Ouémé sur les pas de temps allant de 1 à 6 jour

La figure 5 présente le graphe des prévisions faites pour le jour 1 d'une part et d'autre part le graphe des observations pour le même pas de temps. En effet pour cette échéance, le modèle prévoit des précipitations dont la valeur maximale avoisine 35mm/j (entre 1990 et 2000) tandis que la valeur maximale des précipitations réellement observée est d'environ 20mm/j. On en déduit qu'en général, il y a un déphasage entre les prévisions et les observations.

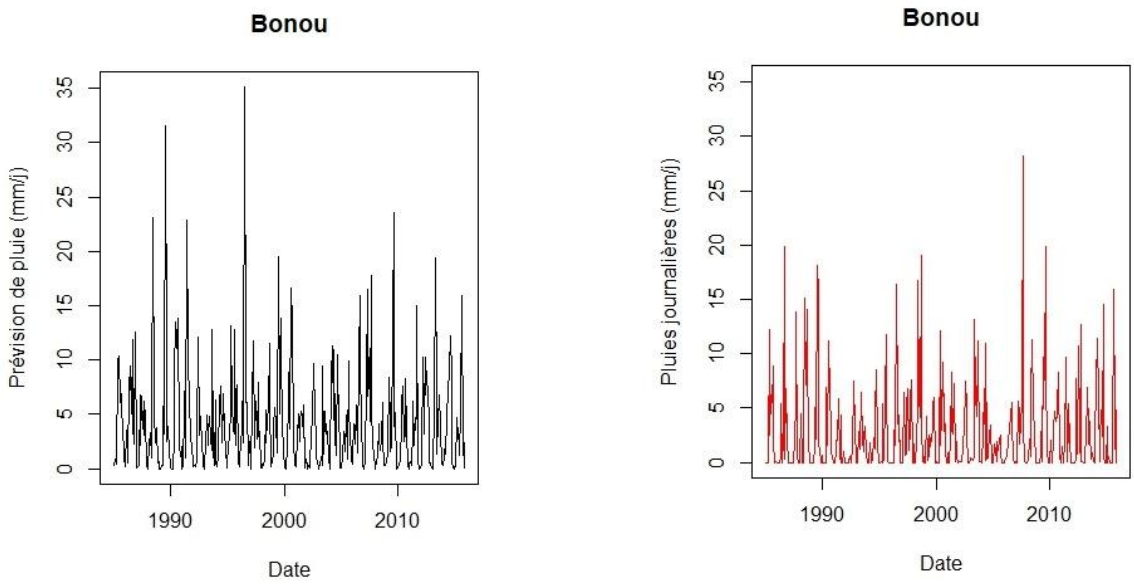


Figure 5:Graphes des prévisions et des observations sur le bassin de l'Ouémé pour le pas de temps 1 jour

Le tableau 3 présente les résultats de l'évaluation des prévisions du modèle ECMWF sur les stations de Cotonou et de Bohicon au travers des critères tels que le KGE, le NSE, le PBIAIS et le RMSE. L'analyse des résultats de ce tableau montre que pour les deux stations on obtient un KGE positif mais assez faible uniquement pour l'échéance 1 jour comme constaté dans le cas du bassin. Notons que pour les autres pas de temps allant de 2 à 7 jours, les valeurs du KGE obtenues sont négatifs mais proches de zéro des résultats proches de zéro mais s'en éloignent proportionnellement au pas de temps de la prévision. De même, avec le NSE le même constat est fait. Quant aux valeurs du RMSE et du PBIAIS, elles deviennent d'autant plus élevées que le nombre de jour augmente. On en déduit que les meilleures prévisions sont celles réalisées sur les pas de temps les plus courts.

Tableau 3: Résultats des critères déterministes calculés pour Cotonou et Bohicon sur les pas de prévision de 1 à 7 jours

Station	Echéance	Critères			
		KGE	NSE	PBIAIS	RMSE
Cotonou	1	0,08	0,12	-0,30	12,57
	2	-0,48	-0,16	128,00	12,77
	3	-1,60	-0,62	248,80	17,86
	4	-2,62	-2,44	354,70	19,65
	5	-3,79	-4,13	470,30	25,06
	6	-5,33	-6,44	622,70	30,03
	7	-5,99	-6,89	688,60	33,58
Bohicon	1	0,06	0,05	15,50	10,19
	2	-0,69	-0.32	149,90	11,00
	3	-1,73	-1,45	261,10	13,99
	4	-3,84	-3.10	477,60	17,42
	5	-4,40	-4,30	532,10	22,19
	6	-839	-9,89	929,50	26,08
	7	-6,17	-8,75	705,20	30,11

Les figures 6 et 7 présentent les nuages de points indiquant la corrélation entre les prévisions et les observations sur les 7 pas de temps, et ceci, respectivement sur la station de Cotonou et celle de Bohicon. L'analyse de ces figures témoigne du constat préalablement fait. On remarque, autant sur la station de Cotonou que celle de Bohicon, le modèle ne prévoit pas de pluies mais on observe néanmoins des pluies allant jusqu'à 80mm/j. De plus, on constate que les différents points sont un peu éparpillés et ne définissent pas une véritable tendance. On déduit alors qu'il y a une faible corrélation entre les observations et les prévisions.

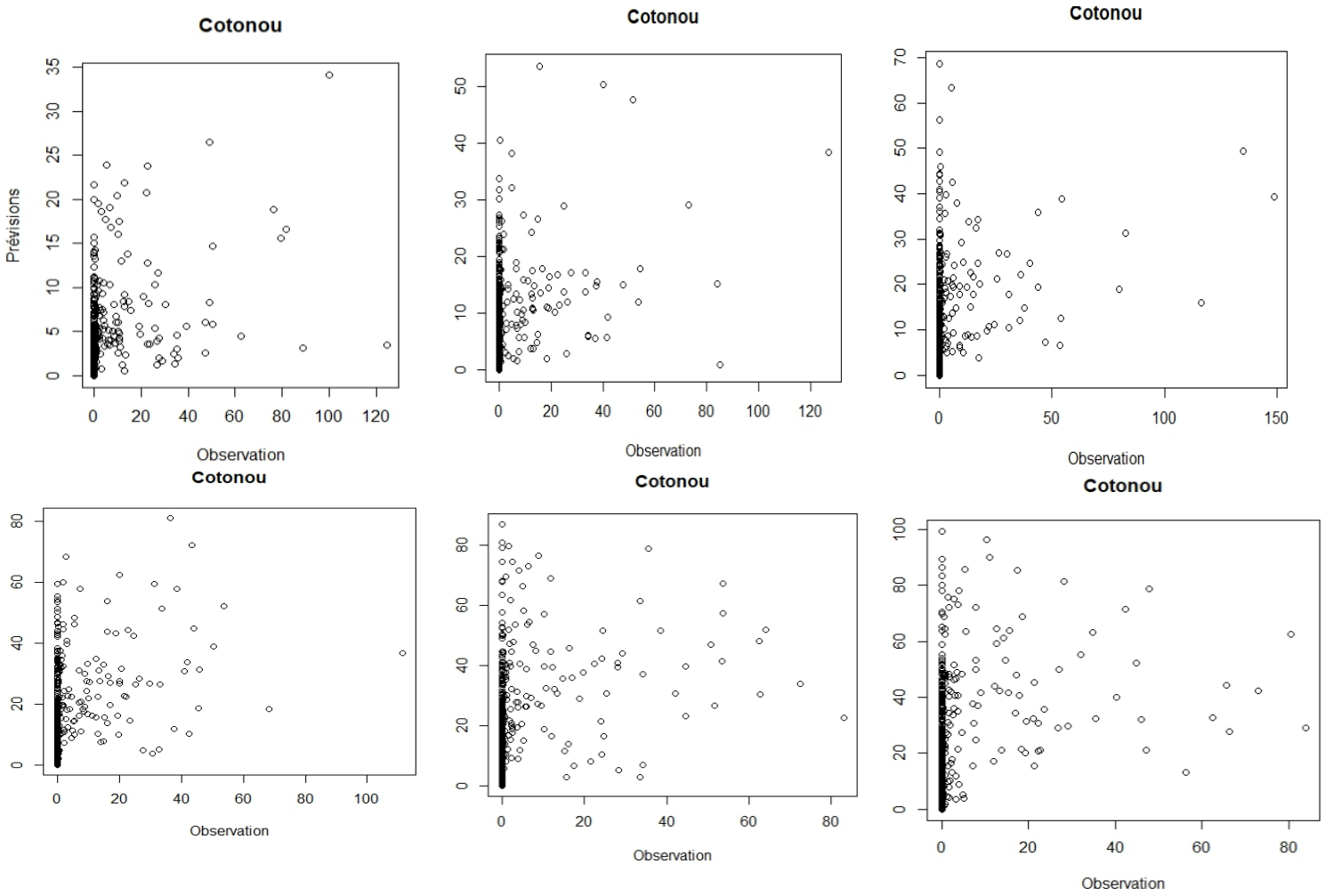


Figure 6:Nuage de points des observations et des prévisions sur Cotonou pour les pas de temps allant de 1 à 6 jours

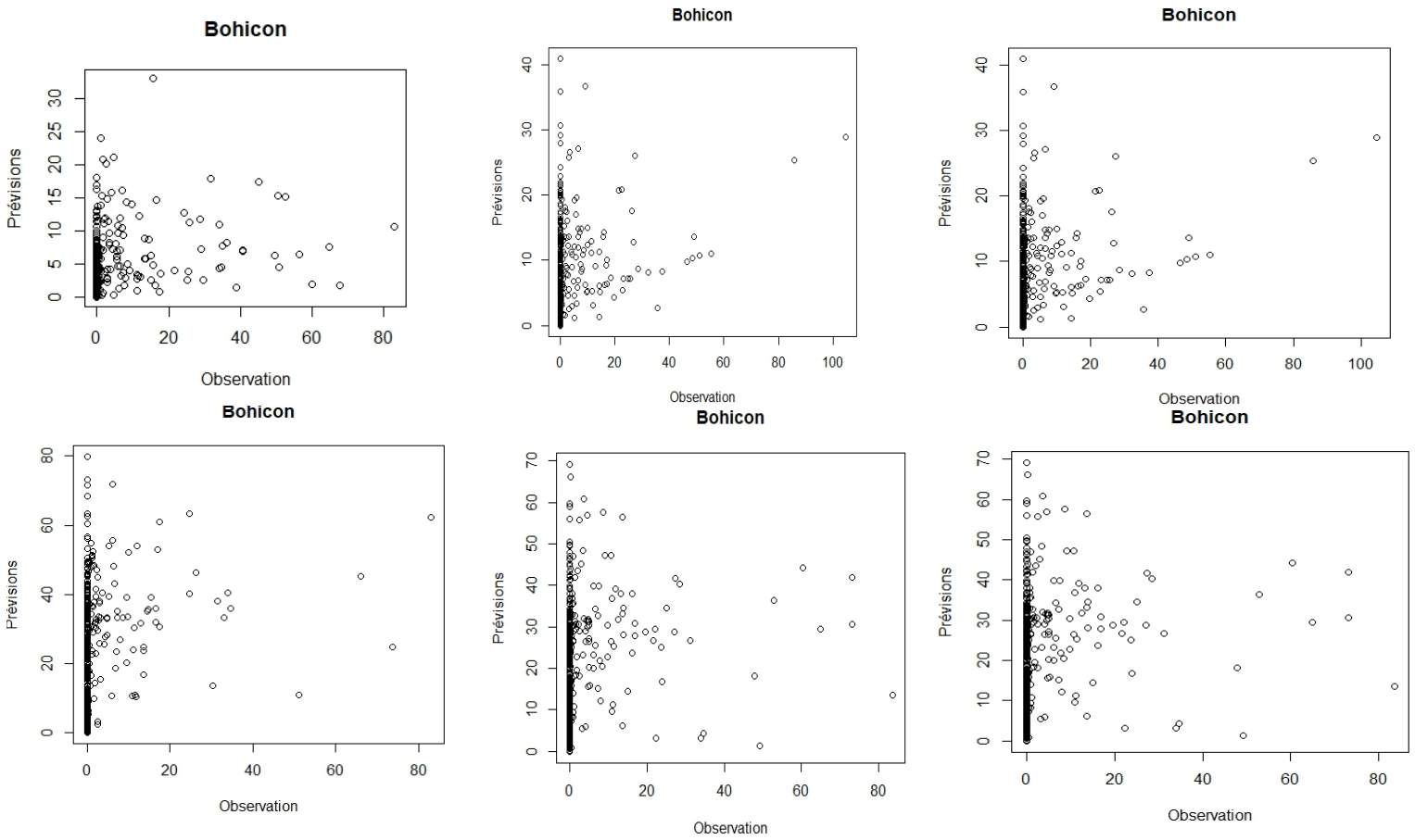


Figure 7:Nuage de points des prévisions et des observations sur Bohicon pour les pas de temps allant de 1 à 6 jours

La figure 8 présente d'une part les prévisions et d'autre part les observations pour l'échéance 7 jours au niveau de la station de Cotonou. Après l'analyse de ces deux graphes, on remarque qu'il y a des différences significatives entre les observations et les prévisions pour la même échéance. On constate que le modèle prévoit des pluies allant jusqu'à 100mm/j avant 2010 alors que la valeur maximale observée pour avant 2010 est d'à peine 50mm/j. La quantité de pluies observées est presque deux fois supérieure à celle prévue par le modèle. D'un autre côté, on note qu'au cours de l'année 2018 le modèle a prévu des pluies journalières d'environ 80mm/j alors que l'on observe pour cette période des pluies journalières d'environ 150mm/j.

On en déduit donc que le modèle peut sous-estimer comme il peut surestimer les pluies journalières.

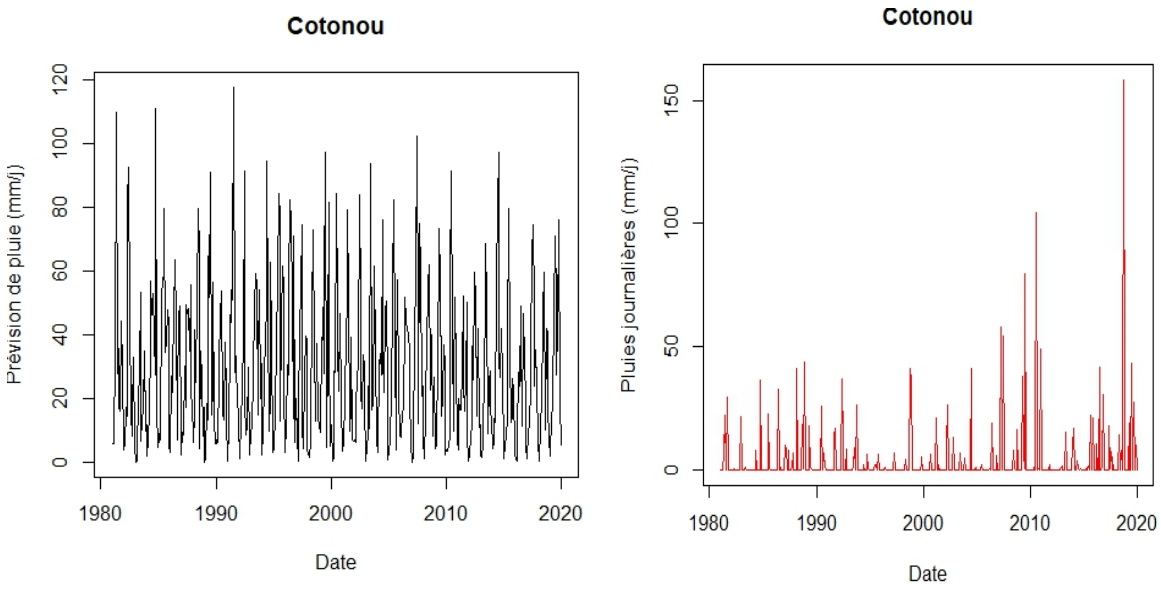


Figure 8:Prévisions et observations sur Cotonou pour le pas de temps 7 jours

2.2.2. Evaluation de la qualité des prévisions par les critères probabilistes

La deuxième partie de l'évaluation de la qualité des prévisions a été basée sur quelques scores probabilistes. Les critères choisis ont été calculés autant pour les prévisions sur le bassin de l'Ouémé que sur les stations de Cotonou et de Bohicon.

Les valeurs des critères ont été calculés pour chaque valeur des terciles c'est-à-dire la catégorie des valeurs en dessous du premier tercile, celle des valeurs au-dessus du deuxième tercile puis la catégorie des valeurs entre le premier et le deuxième tercile.

Le tableau 4 présente les valeurs du PoD, du FAR, du CSI et du FA pour les échéances allant de 1 à 7 jours pour les prévisions sur le bassin de l'Ouémé. D'après les résultats de ce tableau, en considérant les valeurs entre le premier et le deuxième terciles, on constate que les scores du PoD et CSI obtenus donnent de très bonnes valeurs qui tendent à se rapprocher de la valeur optimale. Par ailleurs les scores du FAR et du Fa donnent également des valeurs non négligeables qui témoignent de l'occurrence de quelques fausses alertes. Par ailleurs, pour les valeurs en dessous du premier tercile, les scores du PoD donnent un bon résultat pour le pas de temps 1 jour (0.778) mais ces derniers deviennent moins bons quand le nombre de jours augmentent. On obtient d'ailleurs un PoD égal à 0 pour le pas de temps 7 jours. Dans le même temps les scores du FAR ont augmenté progressivement en fonction du pas de temps jusqu'à atteindre la valeur 1. Enfin, pour les valeurs au-dessus du deuxième tercile, les valeurs du PoD et du CSI demeurent plus élevés que celles du FAR et du FA. On en déduit alors que bien que le modèle prédise correctement certains évènements de pluies comme le témoignent les résultats pour les valeurs entre le premier et le deuxième tercile il présente des limites dans la prévision des pluies extrêmes à long terme comme le montre les résultats pour les en dessous du premier terciles qui sont des valeurs de pluies extrêmes.

Tableau 4:Résultats des critères probabilistes calculés pour le bassin de l'Ouémé sur les temps de prévisions allant de 1 à 7 jours

Station	Echéance	Critères	Valeur par catégorie		
			Au-dessus de la normale	En dessous de la normale	Normale
Ouémé Bonou	1	PoD	0,614	0,778	0,644
		FAR	0,121	0,71	0,59
		CSI	0,567	0,166	0,267
		FA	0,171	0,270	0,187
	2	PoD	0,589	0,15	0,87
		FAR	0,020	0,839	0,624
		CSI	0,582	0,084	0,369
		FA	0,022	0,17	0,336
	3	PoD	0,447	0,111	1
		FAR	0,009	0,851	0,706
		CSI	0,445	0,068	0,294
		FA	0,007	0,129	0,489
	4	PoD	0,340	0,065	0,85
		FAR	0	0,937	0,732
		CSI	0,340	0,033	0,267

		FA	0	0,190	0,527
	5	POD	0,374	0,031	0,984
		FAR	0	0,947	0,744
		CSI	0,374	0,020	0,255
		FA	0	0,117	0,583
	6	POD	0,342	0,029	0,985
		FAR	0	0,944	0,737
		CSI	0,342	0,11	0,37
		FA	0,08	0,019	0,262
	7	POD	0,272	0	0,224
		FAR	0	1	0,776
		CSI	0,272	0	0,224
		FA	0	0,103	0,678

2.2.3. Application de quelques méthodes de correction des prévisions

L'application des différentes méthodes de correction des prévisions a permis d'obtenir les résultats qui seront présentés ci-dessous. Nous présenterons ici les résultats des corrections effectuées avec les différentes méthodes sur les prévisions au niveau de bassin versant de l'Ouémé.

Le tableau 5 présente les résultats des critères déterministes obtenus suite à la correction des prévisions au niveau du bassin de l'Ouémé par la méthode du quantile mapping. On note principalement une optimisation au niveau des valeurs de tous les critères considérés et ce, à tous les pas de temps. En effet, pour le KGE on passe des valeurs négatives aux valeurs positives qui tendent à se rapprocher de 1.Quant aux valeurs du NSE, on retrouve moins de valeurs négatives après correction. De plus, on observe une très grande diminution du biais ainsi que du RMSE, cela implique une amélioration de la correspondance entre les prévisions émises et les observations.

Tableau 5: Comparaison des critères déterministes avant et après correction par le quantile mapping pour le bassin de l'Ouémé

Méthode	Station	Echéance	Critères							
			KGE		NSE		PBIAIS		RMSE	
			Brut	Corrigé	Brut	Corrigé	Brut	Corrigé	Brut	Corrigé
Quantile mapping	Ouémé Bonou	1	0,31	0,55	-0,14	0,07	51,5	0,80	4,43	4,02
		2	-0,22	0,63	-0,84	0,27	107,7	-0,1	6,86	4,33
		3	-1,93	0,56	-5,17	0,11	266,0	-0,1	11,92	4,520
		4	-3,13	0,44	-9,03	-0,13	382,5	0,1	16,97	5,69
		5	-4,05	0,45	-15,90	-0,10	456,6	0	21,76	5,55
		6	-5,40	0,44	-28,32	-0,13	568,0	0,4	26,58	5,23
		7	-8,47	0,44	-54,49	-0,12	850,8	-0,2	31,76	4,50

Le tableau 6 présente les résultats des critères déterministes obtenus suite à la correction des prévisions au niveau du bassin de l'Ouémé par la méthode de correction de l'échelle. On note que les valeurs du KGE qui étaient négatifs donnent maintenant des résultats positifs. Les valeurs négatives du NSE persistent mais les résultats obtenus après correction sont meilleurs et moins éloignés de la valeur optimale que les résultats bruts. Concernant le pbiais et le RMSE, ils connaissent également des améliorations. On constate qu'on obtient des pbiais nuls.

Tableau 6: Comparaison des critères déterministes avant et après correction par la méthode de correction de l'échelle pour le bassin de l'Ouémé

Méthode	Station	Echéance	Critères							
			KGE		NSE		PBIAIS		RMSE	
			Brut	Cor-rigé	Brut	Corrigé	Brut	Corrigé	Brut	Corrigé
Correction de l'échelle	Ouémé Bonou	1	0,31	0,51	-0,14	0,29	51,5	0,8	4,43	3,50
		2	-0,22	0,56	-0,84	-0,44	107,7	0	6,86	3,78
		3	-1,93	0,43	-5,17	0,37	266,0	0	11,92	3,81
		4	-3,13	0,33	-9,03	0,29	382,5	0	16,97	4,51
		5	-4,05	0,37	-15,90	-0,31	456,6	0	21,76	4,41
		6	-5,40	0,38	-28,32	0,28	568,0	0	26,58	4,16
		7	-8,47	0,35	-54,49	0,29	850,8	0	31,76	3,59

Le tableau 7 présente les résultats des critères déterministes obtenus suite à la correction des prévisions au niveau du bassin de l'Ouémé par la méthode de correction des quantiles. On remarque qu'après la correction, les valeurs du KGE sont positives et légèrement supérieures à celles obtenues par la méthode de correction de l'échelle. De même, les valeurs du NSE sont toujours négatives et moins que celles obtenues avec la précédente méthode. Le RMSE et le

Pbiais se sont améliorés mais reste moins bons que ceux obtenus par la méthode de correction de l'échelle.

Tableau 7: Comparaison des critères déterministes avant et après correction par la méthode de correction des quantiles pour le bassin de l'Ouémé

Méthode	Station	Echéance	Critères							
			KGE		NSE		PBIAIS		RMSE	
			Brut	Cor-rigé	Brut	Corrigé	Brut	Corrigé	Brut	Corrigé
Correction des quantiles	Ouémé Bonou	1	0,31	0,54	-0,14	0,09	51,4	-0,5	4,43	3,95
		2	-0,22	0,63	-0,84	0,26	107,7	-0,1	6,86	4,36
		3	-1,93	0,56	-5,17	0,10	266,0	0,1	11,92	4,55
		4	-3,13	0,45	-9,03	-0,10	382,5	-0,2	16,97	5,63
		5	-4,05	0,44	-15,90	-0,12	456,6	0,3	21,76	5,61
		6	-5,40	0,43	-28,32	-0,16	568,0	0,5	26,58	5,30
		7	-8,47	0,43	-54,49	-0,15	850,8	0,8	31,76	4,58

Le tableau 8 présente les résultats des critères déterministes obtenus suite à la correction des prévisions au niveau du bassin de l'Ouémé par la méthode de correction des quantiles. On note des résultats relativement semblables à ceux obtenus avec la méthode de correction de l'échelle.

Tableau 8: Comparaison des critères déterministes avant et après correction par la méthode de correction de la variance pour le bassin de l'Ouémé

Méthode	Station	Echéance	Critères							
			KGE		NSE		PBIAIS		RMSE	
			Brut	Cor-rigé	Brut	Corrigé	Brut	Corrigé	Brut	Corrigé
Correction de la variance	Ouémé Bonou	1	0,31	0,57	-0,14	0.14	51,5	0	4,43	3,85
		2	-0,22	0,67	-0,84	0,33	107,7	0	6,86	4,13
		3	-1,93	0,61	-5,17	0,22	266,0	0	11,92	4,24
		4	-3,13	0,54	-9,03	0,08	382,5	0	16,97	5,14
		5	-4,05	0,55	-15,90	0,11	456,6	0	21,76	5,0
		6	-5,40	0,53	-28,32	0,07	568,0	0	26,58	4,75
		7	-8,47	0,35	-54,49	0,29	850,8	0	31,76	3,59

Les tableaux 9, 10 et 11 présentent respectivement les résultats des critères déterministes obtenus suite à la régression linéaire de degré 1, 2 et 3 au niveau du bassin de l'Ouémé par la méthode de correction de l'échelle.

De l'analyse de ces tableaux, on constate qu'autant le KGE et le NSE sont positifs pour toutes les échéances considérées. De plus, le RMSE a considérablement diminué par rapport aux

valeurs obtenues sans correction. Notons également que pour les dégrés1, 2 et 3 les pbiais est sont tous égaux à 0. De tels résultats indiquent que les prévisions émises et les observations sont pratiquement semblables. Par ailleurs lorsqu'on compare les résultats obtenus par la méthode de régression aux résultats des autres méthodes on constate que la régression linéaire offre les meilleurs résultats. En effet grâce à cette méthode toutes les valeurs du KGE et du NSE sont plus positifs. Aussi les valeurs du RMSE sont très faibles et le PBIAIS est nul. On en déduit que la régression linéaire de degré 3 est la méthode qui corrige au mieux les prévisions.

Tableau 9: Comparaison des critères déterministes avant et après correction par la méthode de régression linéaire de degré 1 pour le bassin de l'Ouémé

Méthode	Station	Echéance	Critères							
			KGE		NSE		PBIAIS		RMSE	
			Brut	Cor-rigé	Brut	Corrigé	Brut	Corrigé	Brut	Corrigé
Régression linéaire (Dégré 1)	Ouémé Bonou	1	0,31	0,39	-0,14	0,33	51,5	0	4,43	3,40
		2	-0,22	0,53	-0,84	0,44	107,7	0	6,86	3,77
		3	-1,93	0,45	-5,17	0,37	266,0	0	11,92	3,80
		4	-3,13	0,35	-9,03	0,29	382,5	0	16,97	4,51
		5	-4,05	0,37	-15,90	0,31	456,6	0	21,76	4,41
		6	-5,40	0,34	-28,32	0,28	568,0	0	26,58	4,45
		7	-8,47	0,35	-54,49	0,29	850,8	0	31,76	3,59

Tableau 10: Comparaison des critères déterministes avant et après correction par la méthode de régression linéaire de degré 2 pour le bassin de l'Ouémé

Méthode	Station	Echéance	Critères							
			KGE		NSE		PBIAIS		RMSE	
			Brut	Cor-rigé	Brut	Corrigé	Brut	Corrigé	Brut	Corrigé
Régression linéaire (Dégré 2)	Ouémé Bonou	1	0,31	0,39	-0,14	0,33	51,5	0	4,43	3,41
		2	-0,22	0,54	-0,84	0,45	107,7	0	6,86	3,74
		3	-1,93	0,45	-5,17	0,37	266,0	0	11,92	3,80
		4	-3,13	0,35	-9,03	0,29	382,5	0	16,97	4,51
		5	-4,05	0,39	-15,90	0,32	456,6	0	21,76	4,37
		6	-5,40	0,36	-28,32	0,30	568,0	0	26,58	411
		7	-8,47	0,36	-54,49	0,30	850,8	0	31,76	3,58

Tableau 11: Comparaison des critères déterministes avant et après correction par la méthode de régression linéaire de degré 3 pour le bassin de l'Ouémé

Méthode	Station	Echéance	Critères							
			KGE		NSE		PBIAIS		RMSE	
			Brut	Cor-rigé	Brut	Corrigé	Brut	Corrigé	Brut	Corrigé
Régression linéaire (Dégré 3)	Ouémé Bonou	1	0,31	0,39	-0,14	0,33	51,5	0	4,43	3,41
		2	-0,22	0,55	-0,84	0,46	107,7	0	6,86	3,71
		3	-1,93	0,46	-5,17	0,38	266,0	0	11,92	3,79
		4	-3,13	0,36	-9,03	0,30	382,5	0	16,97	4,48
		5	-4,05	0,40	-15,90	0,33	456,6	0	21,76	4,83
		6	-5,40	0,36	-28,32	0,30	568,0	0	26,58	4,11
		7	-8,47	0,37	-54,49	0,30	850,8	0	31,76	3,56

2.2.4. Evaluation de la performance des méthodes de correction

Après correction, la courbe ROC a été tracé autant pour les prévisions pour le bassin de l'Ouémé que pour les stations de Cotonou et de Bohicon. Les différentes valeurs du ROC ont été consignées dans le tableau qui suit.

Le tableau 12 présente le score ROC ainsi que le p-value des différentes courbes ROC tracées pour chacun des pas de temps et chacune des stations. On note que pour toutes les catégories de valeurs, peu importe le pas de temps, le score ROC est presque toujours supérieur à 0.5 avec des p-values presque insignifiants et inférieures à 0.05 pour la plupart. On en déduit donc que la compétence du modèle est bonne suivant ces critères.

Tableau 12: Valeurs du ROC calculés pour les prévisions pour Cotonou, Bohicon et Ouémé

STATION	TP	CATEGORIE	Valeurs du ROC	
			Value	P.Value
Cotonou	1	Au-dessus de la normale	0,60	$2{,}81.10^{-06}$
		En dessous de la normale	0,64	$2{,}75.10^{-08}$
		Normale	0,65	$5{,}96.10^{-06}$
	2	Au-dessus de la normale	0,56	0.005
		En dessous de la normale	0,59	$5{,}27.10^{-05}$
		Normale	0,54	0,07
	3	Au-dessus de la normale	0,58	0,0006
		En dessous de la normale	0,66	$1{,}30.10^{-07}$

		Normale	0,63	0,0007
	4	Au-dessus de la normale	0,61	$4{,}71.10^{-07}$
		En dessous de la normale	0,57	$4{,}14.10^{-10}$
		Normale	0,61	0,001
	5	Au-dessus de la normale	0,57	0,001
		En dessous de la normale	0,76	$4{,}23.10^{-15}$
		Normale	0,73	$1{,}35.10^{-07}$
	6	Au-dessus de la normale	0,57	0,0009
		En dessous de la normale	0,74	$7{,}57.10^{-13}$
		Normale	0,71	1,11.10-06
	7	Au-dessus de la normale	0,53	0,08
		En dessous de la normale	0,58	0,0003
		Normale	0,58	0,009
Bohicon	1	Au-dessus de la normale	0,57	0,0004
		En dessous de la normale	0,66	4,81.10-^{09}
		Normale	0,62	0,007
	2	Au-dessus de la normale	0,56	0,007
		En dessous de la normale	0,58	0,0008
		Normale	0,58	0,007
	3	Au-dessus de la normale	0,48	0,78
		En dessous de la normale	0,54	0,02
		Normale	0,58	0,004
	4	Au-dessus de la normale	0,59	$4{,}18.10^{-05}$
		En dessous de la normale	0,64	$1{,}33.10^{-06}$
		Normale	0,60	0,004
	5	Au-dessus de la normale	0,53	0,10
		En dessous de la normale	0,62	769.10^{-06}
		Normale	0,62	0,001
	6	Au-dessus de la normale	0,55	0,008

		En dessous de la normale	0,67	$3{,}75.10^{-07}$
		Normale	0,64	0,0007
	7	Au-dessus de la normale	0,51	0,31
		En dessous de la normale	0,60	0,0003
		Normale	0,59	0,008
Ouémé Bonou	1	Au-dessous de la normale	0,67	$7{,}97.10^{-11}$
		En dessous de la normale	0,73	$1{,}98.10^{-10}$
		Normale	0,70	$2{,}18.10^{-09}$
	2	Au-dessous de la normale	0,66	$1{,}36.10^{-10}$
		En dessous de la normale	0,85	$2{,}59.10^{-36}$
		Normale	0,67	$3{,}03.10^{-07}$
	3	Au-dessous de la normale	0,68	$7{,}2610.^{-13}$
		En dessous de la normale	0,81	$1{,}24.10^{-27}$
		Normale	0,67	$7{,}39.10^{-07}$
	4	Au-dessous de la normale	0,67	$2{,}88.10^{-12}$
		En dessous de la normale	0,83	$5{,}61.10^{-29}$
		Normale	0,73	$1{,}45.10^{-10}$
	5	Au-dessous de la normale	0,65	$3{,}41.10^{-09}$
		En dessous de la normale	0,83	$4{,}12.10^{-31}$
		Normale	0,67	$4{,}75.10^{-07}$
	6	Au-dessous de la normale	0,62	$1{,}02.10^{-06}$
		En dessous de la normale	0,81	$3{,}43.10^{-28}$
		Normale	0,70	$1{,}09.10^{-08}$
	7	Au-dessus de la normale	0,66	$8{,}44.10^{-11}$
		En dessous de la normale	0,82	$6{,}28.10^{-29}$
		Normale	0,71	$3{,}58.10^{-09}$

La figure 9 présente les différentes courbes ROC tracées pour les différentes échéances après correction des prévisions au niveau du bassin de l'Ouémé. L'analyse de ses différentes courbes ROC montre qu'à tous les pas de temps considérés, pour les valeurs en dessous du premier tercile et celles au-dessus du second tercile, le taux de succès est largement supérieur au taux de fausses alertes. On en déduit donc qu'après correction, le modèle prédit correctement les évènements de pluies extrêmes.

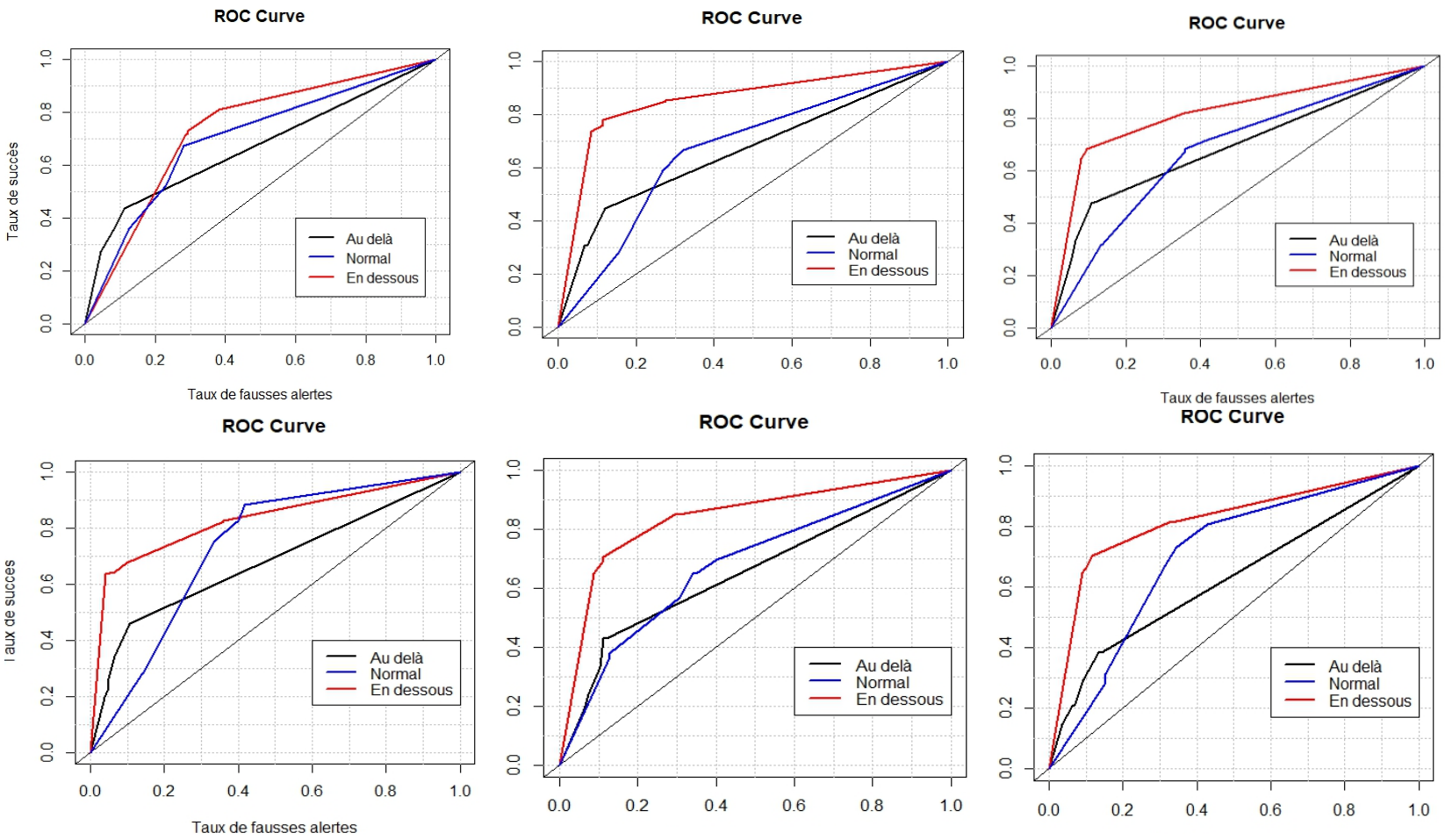


Figure 9:Courbes ROC des prévisions sur le bassin de l'Ouémé pour le pas de temps allant de 1 à 6 jours

2.3. Discussions

Au cours de cette étude, le travail principal a été d'évaluer la qualité des prévisions au travers de critères déterministes et probabilistes sur le bassin versant de l'Ouémé sur des pas de temps allant de 1 à 7 jours. Parallèlement, nous avons également réalisé le même travail aux stations météorologiques de Cotonou et de Bohicon.

Dans un premier temps, les résultats peu convaincants obtenus autant avec les critères déterministes qu'avec les critères probabilistes démontrent que les prévisions ne sont pas en adéquation avec les observations. De plus, on note que les meilleurs résultats sont ceux obtenus pour les échéances les plus courtes. Cela confirme les résultats de Joël Stein selon lesquelles les prévisions les plus détaillées et donc les plus fiables sont celles qui sont faites pour les échéances courtes (Stein et al., 2015). Ce résultat est également en concordance avec les résultats des travaux de l'OMM dans le cadre des projets de démonstration concernant la prévision des conditions météorologiques en Afrique. En effet, ce projet a permis de constater que les meilleurs indices pour la vérification des prévisions (avec le modèle CEPMMT) ont été obtenus pour les échéances les plus courtes (OMM, 2014). Enfin, ce constat est considéré comme on ne peut plus normal puisque l' ECMWF est un modèle de prévision à court terme.

Notre travail ne s'étant pas arrêté là, nous avons ensuite appliqués différentes méthodes de correction. Nous avons donc constaté que parmi ces différentes méthodes, les meilleurs critères ont été obtenus avec la méthode de la régression linéaire. Ce résultat est en accord avec celui de Mason & Graham, (1999) selon lesquels, la régression linéaire multiple est la plus fiable en termes de situations prévisionnelles.

Conclusion générale et Perspectives

Le phénomène des changements climatiques a entraîné des modifications des évènements pluviométriques autant en termes de fréquence qu'en termes d'intensité. Les pluies extrêmes sont donc devenues une menace pour les personnes et les biens. Le Bénin, n'est pas épargné par cette menace et le seul moyen pour minimiser les dégâts s'avère être la prévision. Néanmoins, une prévision n'est bonne que lorsqu'elle est fiable, il faut donc les vérifier.

Ainsi, nous avons effectué la vérification des prévisions émises de 1993 à 2016 (une période de 23 ans) pour le bassin versant de l'Ouémé d'une part et les villes de Cotonou et Bohicon d'autre part. Cette vérification a été faite au moyen de critères déterministes et de critères probabilistes. Les critères déterministes utilisés sont : Le critère de Kling-Gupta (KGE), le coefficient de Nash-Sutcliffe (NSE), la Racine de l'Erreur quadratique Moyenne ou Root Mean Squared Error (RMSE) et le pourcentage de biais. Quant aux critères probabilistes ayant été utilisés, il s'agit de la Probabilité de détection (PoD) ou taux de succès (HR), le Rapport de Fausses Alerte ou False Alarm Ratio (FAR), le Taux de fausses alertes ou False Alarm Rate (FA) et le Pourcentage de réussite tronqué ou Indice critique de succès (CSI). Les prévisions vérifiées ont été émises sur un pas de temps allant de 1 à 7 jours. A l'issue de la détermination des critères que nous avons calculés en utilisant le langage de programmation R, nous avons constaté que les valeurs des critères déterministes n'étaient pas vraiment optimales et ces critères se dégradaient au fur et à mesure que le temps de prévision augmentait, les meilleurs résultats étant obtenus pour les échéances de 24h à 48h voire 72h. Concernant les critères probabilistes, bien que la probabilité de détection ne fût pas totalement négligeable, le FAR ne l'était pas non plus. Il est donc opportun d'améliorer la qualité des prévisions. Ainsi, nous avons ensuite appliqué des méthodes correctives aux prévisions. Il s'agit du quantile mapping, de la correction de la variance, la correction de l'échelle, la correction des quantiles et la régression linéaire de degré 1, de degré 2 et de degré 3. Suite à cette correction nous avons tracé des courbes ROC dont l'interprétation a révélé que la probabilité de détection était bien plus élevée que le Rapport de Fausses Alertes. Aussi, les critères déterministes réévalués ont donné de meilleurs résultats surtout avec la méthode de régression linéaire.

Les prévisions des pluies extrêmes font donc partie intégrante des mesures de prévention et de gestion des crises liées aux pluies dévastatrices. Pour de meilleures prévisions, il faudrait peut-être envisagée l'utilisation des méthodes correctives pour les améliorer. Il serait aussi

convenable d'utiliser des prévisions multi-source c'est-à-dire provenant de différents modèles.

Références bibliographiques

Amoussou, E. (2010). *Variabilité pluviométrique et dynamique hydro-sédimentaire du bassin versant du complexe fluvial lagunaire Mono-Ahémé-Couffo (Afrique de l'Ouest) Thèse de Doctorat*. Université de Bourgogne.

Atger, F. (2000). *LA PRÉVISION DU TEMPS*. 61–86.

BOKO, M. (2019). *au Professeur M ICHEL BOKO Risques et catastrop c atastrophes atastrop hes climatiques : Vulnérabilité et a daptation en Afrique de l ' Ouest l ' Oues t Volume 1 : Climatologie et Environnement*. *F*ebruary.

Etene, C. G., Arouna, O., Donou, B. T., & Kodja, M. J. D. (n.d.). *Extrêmes hydro-pluviométriques et dégradation des terres autour du fleuve l ' Ouémé à Bonou au Bénin*.

Gouvernement du Bénin. (2011). *Sommaire*.

Hounkanrin, B. (2015). *DE L ' OUEME DANS LA COMMUNE DE BONOU : DIAGNOSTIC ET TRAJECTOIRE*.

Hounkpè, J., Badou, F. D., & Lawin, E. A. (2022). *Potential for seasonal flood forecasting in West Africa using climate indexes*. *May 2021*, 1–13. https://doi.org/10.1111/jfr3.12833

Hounkpè, J., Fofana, M., Adounkpe, J., Larbi, I., Djan, H., Toure, A., Bokar, H., Dotse, S., & Manoba, A. (2022). *Urban flash flood and extreme rainfall events trend analysis in Bamako , Mali*. *6*(August 2021), 0–8. https://doi.org/10.1016/j.envc.2022.100449

Hounvou, S. F., Guedje, F. K., Kougbeagbede, H., Adechinan, J., & Houngninou, E. (2019). *Analyse statistique des pluies journalières extrêmes à partir d ' un seuil dans le Bénin subéquatorial*. *1*, 1–6.

INSAE. (2013). *Synthèse des principaux résultats du RGPH-4 de l ' OUEME 1- Etat et structure de la population de l ' Ouémé 2- Population étrangère dans l ' Ouémé 3- Dynamique de la population*.

Kolawolé, A., & BOKO, M. (1993). *No Title* (EDICEF (ed.); Le Bénin).

Kouton, G. A. (2022). *EXTREMES DANS LE DEPARTEMENT DE L ' ATACORA AU BENIN : TRAJECTOIRE ET VULNERABILITE DES ETABLISSEMENTS HUMAINS To cite this version : HAL Id : tel-03854304 Présentée par : Aristide Gbènagnon KOUTON*.

Lemonde. (2022). *en-afrique-de-l-ouest-des-pluies-record-ont-cause-la-mort-de-plusieurs-centaines-de-personnes*.

Limsakul, A., & Singhruck, P. (2016). *Long-term trends and variability of total and extreme precipitation in Thailand,Atmospheric Research*. *169*.

Mason, S., & Graham, N. E. (1999). *Conditional probabilities, relative operating characteristics, and relative operating levels. Weather and Forecasting*.

Météo-Contact. (n.d.). *Les modèles météorologiques - Cours météo*. Retrieved July 12, 2023, from Les modèles météorologiques - Cours météo %7C Météo-Contact (meteocontact.fr)

Metoffice. (n.d.). *Relative Operating Characteristic (ROC)*. https://doi.org/10.4267/2042/56837

Ministere des Infrastructures et, & Transports. (2021). *Plan stratégique Météo Bénin*.

Ofoegbu, C., & Chirwa, P. W. (2019). Analysis of rural people's attitude towards the management of tribal forests in South Africa. *Journal of Sustainable Forestry*, 396–411. https://doi.org/DOI: 10.1080/10549811.2018.1554495

Ogouwalé, E. (2006). *Changements climatiques dans le bénin méridional et central. Indicateurs, scénarios et prospective de la sécurité alimentaire*.

OMM. (2014). *Projets de démonstration concernant la prévision des conditions météorologiques extrêmes en Afrique: vérification des prévisions*.

OMM. (2021). *État du climat en 2021: des phénomènes météorologiques extrêmes et de lourdes conséquences*.

ONU. (2022). *Afrique de l'Ouest : des inondations déciment des vies et des terres cultivées*.

Panthou, G. (2014). *Analyse des extrêmes pluviométriques en Afrique de l ' Ouest et de leur évolution au cours des 60 dernières années tel-00928772 Analyse des extrêmes pluviométriques en Afrique de l ' Ouest et de leur évolutio*.

RANDRIANASOLO, R. A. (2009). *Evaluation de la qualité des prévisions pour l'alerte aux crues*.

Rousseau, D. (1985). *Compléments sur un critère de vérification de prévisions catégoriques. Note de travail de l'Établissement d'études et de recherches météorologiques*.

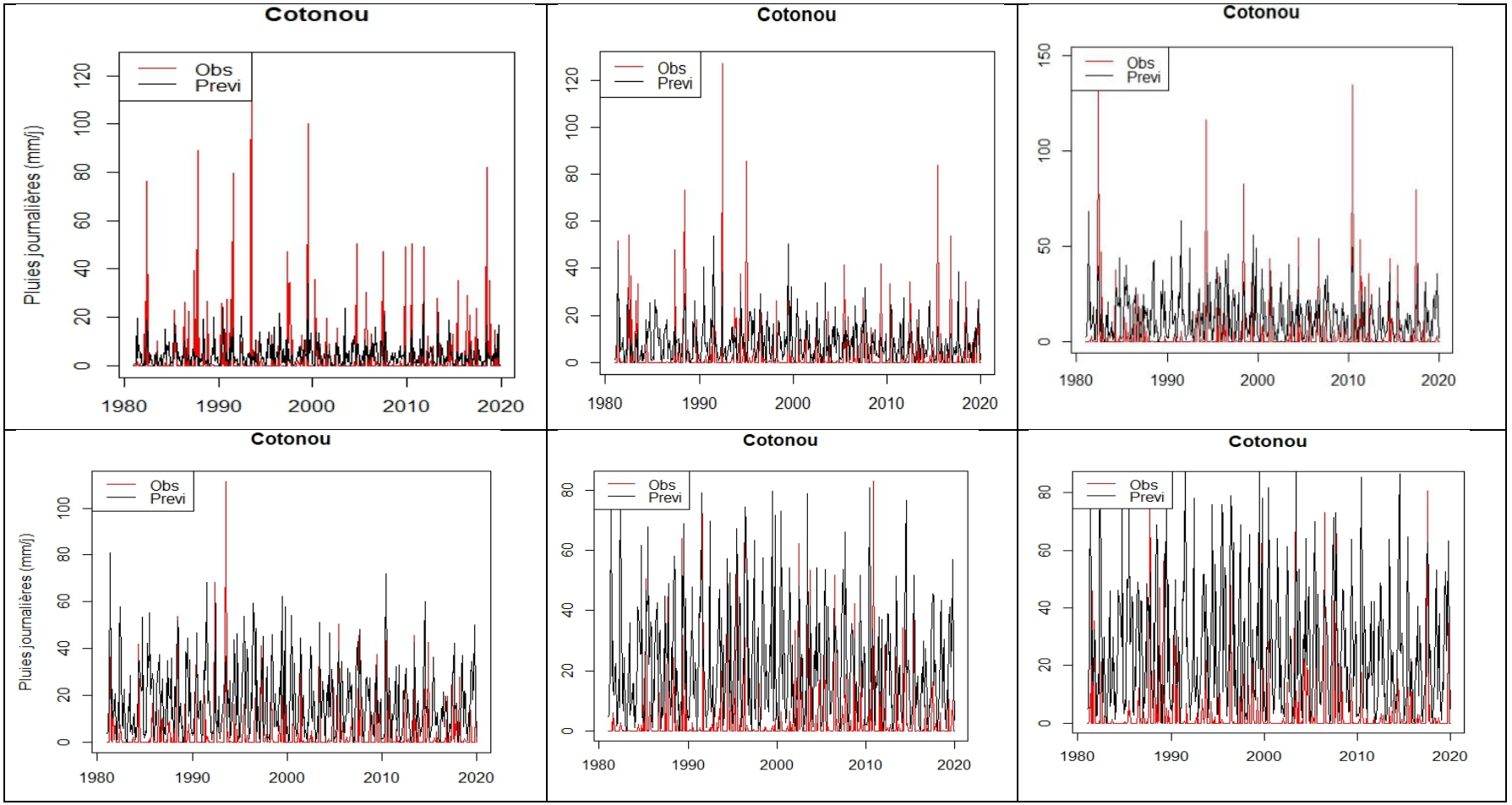
Soro, G. É., Dao, A., Fadika, V., Bi, T. A. G., & Srohorou, B. (2016). *Estimation des pluies journalières extrêmes supérieures à un seuil en climat tropical : Cas de la Côte d'Ivoire*.

Stein, J., Pailleux, J., Stoop, F., Amodei, M., Dupont, O., Mayoka, M., Pouponneau, F., & Sanchez, I. (2015). *La vérification des prévisions météorologiques à Météo-France Les outils utilisés pour la prévision du temps*. 40–49.

Ziehman, C. (2000). *Comparison of a single-model EPS with a multi-model ensemble consisting of a few operational models*.

Annexes

Annexe 1 : Comparaison entre les prévisions et les observations à Cotonou suivant les temps de prévision de 1 jour à 6 jours



Annexe 2 : Résultats des critères probabilistes calculés pour Cotonou sur les temps de prévisions de 1 jour à 7 jours

Station	Echéance	Critères	Valeur par catégorie		
			Au-dessus de la normale	En dessous de la normale	Normale
Cotonou	1	POD	0.83	0.5	0.09
		FAR	0.1	0.81	0.25
		CSI	0.76	0.153	0.08
		FA	0.55	0.17	0.002
	2	POD	0.63	0.64	0.17
		FAR	0.04	0.88	0.87
		CSI	0.617	0.109	0.07
		FA	0.21	0.31	0.07
	3	POD	0.38	0.33	0.59
		FAR	0.01	0.94	0.87
		CSI	0.38	0.04	0.11
		FA	0.05	0.374	0.26
	4	POD	0.30	0.35	0.70
		FAR	0.02	0.92	0.85
		CSI	0.30	0.06	0.13
		FA	0.04	0.38	0.32
	5	POD	0.18	0.12	0.79
		FAR	0.02	0.97	0.88
		CSI	0.184	0.02	0.11
		FA	0.0657	0.459	0.348
	6	POD	0.13	0.11	0.93
		FAR	0	0.34	0.52
		CSI	0.13	0.02	0.11
		FA	0	0.97	0.88
	7	PoD	0.20	0.27	0.76
		FAR	0.02	0.93	0.91
		CSI	0.20	0.05	0.08
		FA	0.03	0.2	0.7

Annexe 3 : Résultats des critères probabilistes calculés pour Bohicon sur les temps de prévisions de 1 jour à 7 jours

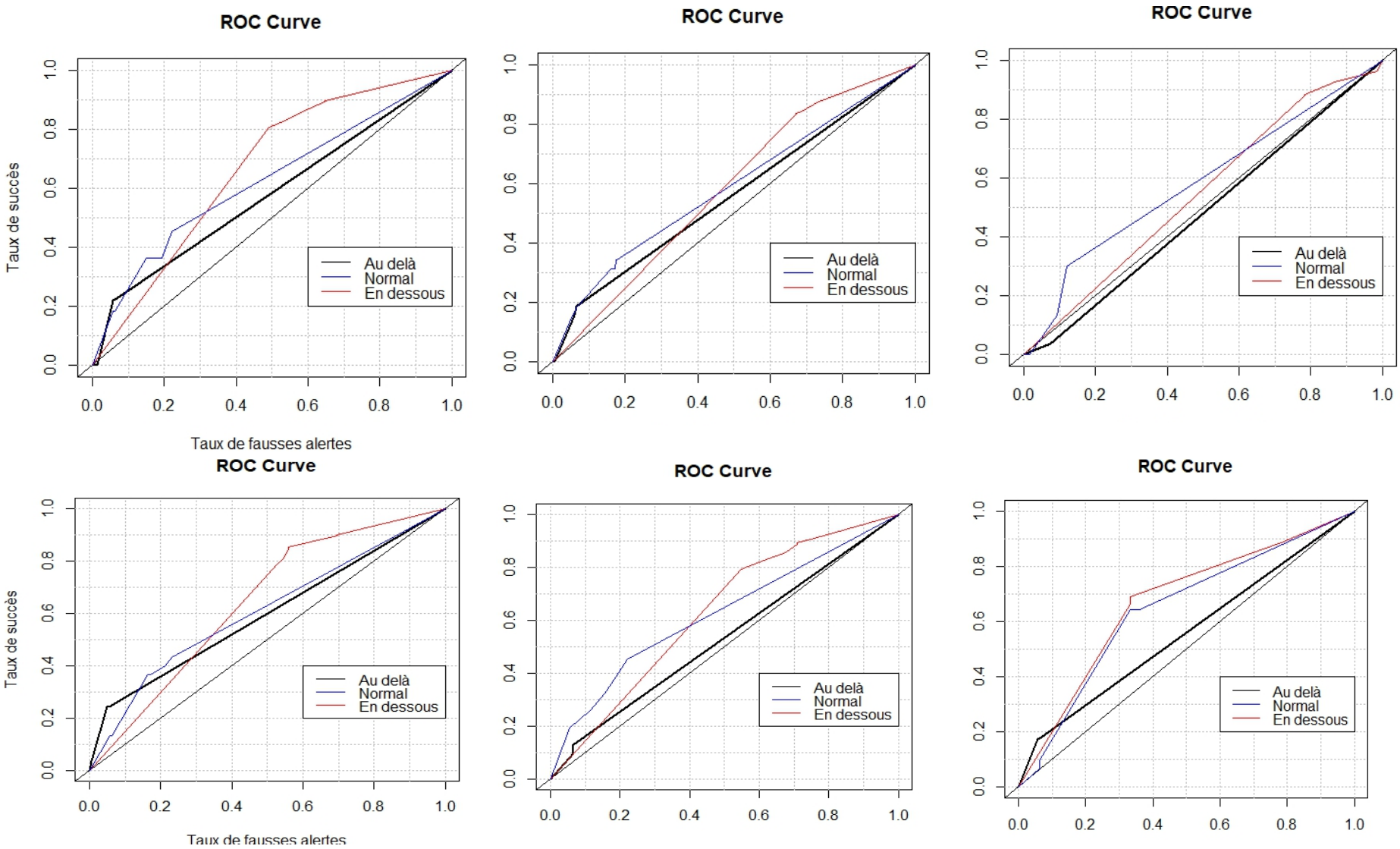
Station	Echéance	Critères	Valeur par catégorie		
			Au-dessus de la normale	En dessous de la normale	Normal
Bohicon	1	POD	0.78	0.48	0.06
		FAR	0.08	0.85	0.83
		CSI	0.72	0.12	0.04
		FA	0.44	0.21	0.02
	2	POD	0.51	0.59	0.21
		FAR	0.03	0.89	0.89
		CSI	0.433	0.105	0.0814
		FA	0.51	0.09	0.07
	3	POD	0.45	0.40	0.46
		FAR	0.03	0.91	0.89
		CSI	0.44	0.07	0.09
		FA	0.10	0.30	0.27
	4	POD	0.29	0.26	0.82
		FAR	0.008	0.92	0.89
		CSI	0.29	0.05	0.10
		FA	0.01	0.23	0.47
	5	POD	0.25	0.09	0.83
		FAR	0.03	0.96	0.90
		CSI	0.25	0.02	0.09
		FA	0.06	0.20	0.55
	6	POD	0.18	0.06	0.89
		FAR	0	0.97	0.91
		CSI	0.18	0.01	0.08
		FA	0.0552	0.348	0.463
	7	PoD	0.22	0.19	0.78
		FAR	0.01	0.94	0.90
		CSI	0.22	0.04	0.08
		FA	0.01	0.22	0.57

Annexe 4 : Résultats de la corrélation entre les observations et les prévisions avant et après correction par la méthode de régression linéaire

En dehors des critères déterministes calculés, nous avons évalués la corrélation entre les observations et les prévisions avant et après correction

Stations	Echéance	Corrélation	
		Avant correction	Après correction
Ouémé	1	0.57	0.57
	2	0.66	0.68
	3	0.60	0.61
	4	0.54	0.55
	5	0.53	0.57
	6	0.53	0.55
	7	0.54	0.55
Cotonou	1	0.35	0.43
	2	0.32	0.35
	3	0.25	0.27
	4	0.34	0.35
	5	0.28	0.32
	6	0.25	0.27
	7	0.17	0.18
Bohicon	1	0.28	0.29
	2	0.26	0.26
	3	0.18	0.25
	4	0.26	0.28
	5	0.18	0.21
	6	0.22	0.22
	7	0.16	0.17

Annexe 5 : Courbes ROC après correction des prévisions à Bohicon sur les temps de prévisions allant de 1 jour à 6 jours



Annexe 6 : Courbes ROC après correction des prévisions à Cotonou sur les temps de prévisions allant de 1 jour à 6 jours

