

Faculté des bioingénieurs

Étude critique et révision des données pluviométriques et pluies de projet utilisées pour les modélisations hydrologiques dans le cadre d'études de la gestion des ressources en eau dans le bassin de l'Okpara au Bénin

Auteur : Rita Niamien

Promoteur(s) : Marnik Vanclooster (SST/ELI/ELIE)
Lecteur(s) : Alice Alonso (SST/ELI/ELIE)
Charles Bielders (SST/ELI/ELIE)

Année académique 2025-2026

Mémoire de fin d'études présenté en vue de l'obtention du diplôme de Master en Sciences Agronomiques et Industries du Vivant à finalité Spécialisée : Science du sol

Remerciements

Je tiens à remercier particulièrement mon promoteur Pr. Marnik Vanclooster pour sa disponibilité, ses retours critiques et pour avoir guidé cette étude depuis le début.

Un grand merci à Pr Charles Bielders et à PhD Alice Alonso pour l'intérêt porté à ce travail en acceptant d'être les lecteurs.

Je tiens à remercier les membres du groupe de recherche du professeur Marnik Vanclooster pour les différentes réunions de groupe qui m'ont été très bénéfiques. Merci pour les remarques constructives qui m'ont permis de m'améliorer et de développer mes idées. Merci au doctorant Cossi Tchokponhoue pour sa disponibilité et pour les informations sur les sources de données du bassin de l'Okpara.

Je remercie Jeremy Panthou pour l'accès aux données d'AMMA-CATCH.

Pour finir je souhaite remercier ma famille et mes amis pour le soutien moral et intellectuel.

Merci à toi Papa Mr Kouame Niamien Félix pour le soutien intellectuel et moral tout au long de cette année.

Taxonomie CRediT (Contributor Roles Taxonomy)

	Rita Niamien	Autres contributeur.ice	Intelligence Artificielle
Conceptualisation	×	—	—
Méthodologie	×	Groupe de recherche Pr Marnik	—
Investigation	×	Pr Marnik Vanclooster Cossi Tchokponhoue	Claude : Soutien à la recherche documentaire
Analyse formelle	×	—	—
Validation	×	Groupe de recherche De Pr Marnik	—
Rédaction – version originale	×	—	—
Rédaction – révision et édition	×	Pr Marnik Vanclooster Pr de français Niamien Felix	Grammarly : Orthographe Claude : Reformulation des idées
Visualisation	×	—	—
Supervision	-	Pr Marnik Vanclooster	-

Table des matières

1	Introduction et objectifs	1
2	Etat de l'art.....	2
2.1	Rôle des données pluviométriques pour l'analyse hydrologique	2
2.1.1	Importance des précipitations dans le cycle hydrologique	2
2.1.2	Méthode de mesures pluviométriques	3
2.1.3	Données pluviométriques génériques disponibles.....	5
2.2	Évaluation de la qualité et de la fiabilité des données	7
2.2.1	Influence de la qualité des données	7
2.2.2	Méthodes statistiques d'évaluation	8
2.3	Pluies de projet et hypothèse de stationnarité	12
2.3.1	Définition et utilisation des pluies de projet	12
2.3.2	Hypothèse de stationnarité et ses limites.....	13
2.3.3	Modélisation des pluies de projet	15
2.3.4	Méthodes d'estimation des paramètres	18
3	Bassin Versant de l'Okpara	21
3.1	Situation géographique du bassin	21
3.2	Situation climatique de l'Okpara.....	22
3.3	Situation topographique	23
3.4	Occupation du sol et dynamique anthropique	24
4	Matériels et méthodes	25
4.1	Outils et environnement de calcul	25
4.2	Collecte et évaluation de la qualité des données pluviométriques.....	28
4.2.1	Sources de données	28
4.2.2	Contrôle et traitement préliminaire	30
4.3	Construction des courbes IDF et pluies de projet traditionnelles	32
4.3.1	Extraction des maxima annuels.....	32
4.3.2	Vérification de la stationnarité	33
4.3.3	Ajustement statistique.....	34
4.3.4	Calcul des quantiles et intervalles de confiance.....	36
4.3.5	Conversion des quantiles en intensités et construction des courbes IDF	37
4.4	Construction de la pluie de projet stationnaire	38
4.5	Prise en compte du changement climatique	41
4.5.1	Données et extraction spatiale.....	41
4.5.2	Correction de biais.....	41

4.5.3	Construction des courbes IDF non stationnaires	42
4.5.4	Construction de la pluie de projet non stationnaire.....	43
4.	Résultats	44
4.1	Qualité des données et comparaison des sources	44
4.1.1	Régime pluviométrique	44
4.1.2	Comparaison des sources de précipitations	47
4.2	Construction des courbes IDF et pluie de projet traditionnelle.....	50
4.2.1	Extraction des maximas annuelles	50
4.2.2	Tests de stationnarité avec les tests de Mann-Kendall et de Pettitt	51
4.2.3	Sélection de la loi statistique GEV vs Gumbel.....	53
4.2.4	Calage de la loi de Gumbel et construction des courbes IDF	57
4.2.5	Pluies de projet stationnaires	62
4.3	Prise en compte du changement climatique	64
4.3.1	Modèle ICHEC-EC-EARTH	65
4.3.2	Modèle MPI-M-MPI-ESM-LR	69
4.3.3	Modèle MIROC-MIROC5.....	73
5.	Discussion	78
5.1	Qualité des données et représentativité des sources	78
5.2	Robustesse de l'approche fréquentielle	78
5.3	Projections climatiques et incertitude inter-modèles.....	79
6.	Conclusion générale	80

Table des figures

Figure 1:Localisation du sous bassin de l'Okpara	21
Figure 2:Commune du bassin de l'Okpara	22
Figure 3::Diagramme ombrothermique de la ville de Parakou (Source : Meteoblue, données climatiques historiques, modèle ERA5T, Parakou.).....	22
Figure 4:Topographie de la zone d'étude	23
Figure 5: Occupation du sol de la zone d'etude.....	24
Figure 6: Schéma méthodologique général	27
Figure 7 : Carte de localisation des stations pluviométriques du Bassin de l'Okpara (Bénin).....	28
Figure 8: Exemple de courbe IDF (source : https://image1.slideserve.com/1857634/idf-curve-l.jpg)	38
Figure 9: Régime pluviométrique journalière, mensuel et annuel de la station de Parakou de l'année 1994 à 2024	45
Figure 10: Regime pluviometrique de la station de Bembéréké	46
Figure 11: Précipitations journalières des produits satellitaires et de réanalyse sur le bassin de l'Okpara, sur la période de couverture des données disponibles (1994-2024)	47
Figure 12: Analyse de cohérence entre les stations de Parakou et de Bembéréké de 2000 à 2024	48
Figure 13: Comparaison des précipitations observées et satellitaires à Parakou	49
Figure 14: Comparaison des précipitations observées et satellitaires à Bembéréké	50
Figure 15: Maxima annuels des précipitations par durée d'agrégation à la station de Parakou (2000-2024) avec les années 2006 et 2013 exclues en raison de lacunes importantes dans les données brutes.	51
Figure 16: Maxima annuels des précipitations par durée d'agrégation à la station de Bembéréké (2000-2024)	51
Figure 17: Graphique des test de Mann-Kendall et de Pettitt pour Parakou	53
Figure 18: Graphique des test de Mann-Kendall et de Pettitt pour Bembéréké	53
Figure 19:Capacité des critères AIC et BIC à sélectionner correctement la loi GEV en fonction du paramètre de forme ξ , pour la station de Parakou (simulation Monte Carlo, $n = 23$, 1000 répétitions).....	56
Figure 20:Capacité des critères AIC et BIC à sélectionner correctement la loi GEV en fonction du paramètre de forme ξ , pour la station de Bembéréké (simulation Monte Carlo, $n = 25$, 1000 répétitions).....	56
Figure 21:Ajustement de loi de Gumbel pour les données de Parakou	57
Figure 22:Ajustement de loi de Gumbel pour les données de Bembéréké	57
Figure 23: Courbe IDF et intervalle de confiance Bootstrap de la station de Parakou.....	61
Figure 24: Courbe IDF et intervalle de confiance Bootstrap de la station de Bembéréké.....	61
Figure 25: : Pluie de projet de $T=100$ ans par la méthode de Chicago pour la station de Parakou	64
Figure 26: Pluie de projet de $T=100$ ans par la méthode de Chicago pour la station de Bembéréké	64
Figure 27: Correction des données Cordex par les données locales de Parakou	65
Figure 28: : Extraction des maxima journaliers annuels corrigé de Parakou	66
Figure 29::Distribution de Gumbel stationnaire et non stationnaire du modèle ICHEC- EC-EARTH pour la période historique et future de Parakou	66
Figure 30: Courbe IDF modèle ICHEC- EC-EARTH pour la période historique et future de Parakou	68
Figure 31:Pluie de projet du modèle ICHEC- EC-EARTH pour la période historique et future de Parakou	69

<i>Figure 32: Correction de biais par quantile mapping du modèle MPI-M-MPI-ESM-LR deParakou</i>	<i>69</i>
<i>Figure 33 : Extraction des maximas journaliers annuels du modèle MPI-M-MPI-ESM-LR de Parakou</i>	<i>70</i>
<i>Figure 34: Distribution Gumel stationnaire et non stationnaire du modèle MPI-M-MPI-ESM-LR de Parakou</i>	<i>71</i>
<i>Figure 35: : Courbes IDF futures du modèle MPI-M-MPI-ESM-LR</i>	<i>72</i>
<i>Figure 36:Hyétogramme de pluie de projet Chicago T = 100 ans du modèle MPI-M-MPI-ESM-LR (mm).....</i>	<i>73</i>
<i>Figure 37: Correction des données CORDEX par les données locales de Parakou du modèle MIROC-MIROC5 de Parakou.....</i>	<i>74</i>
<i>Figure 38: Maxima journaliers annuels CORDEX corrigé du modèle MIROC-MIROC5 de Parakou</i>	<i>74</i>
<i>Figure 39: Distribution de Gumbel stationnaire et non stationnaire du modèle MIROC-MIROC5.....</i>	<i>75</i>
<i>Figure 40: Courbes IDF de la période historique et future du modèle MIROC-MIROC5.....</i>	<i>76</i>
<i>Figure 41: Hyétogrammes de pluie de projet Chicago T = 100 ans du modèle MIROC-MIROC5</i>	<i>77</i>

Table des tableaux

Tableau 1: Liste non exhaustive des principaux produits de précipitations génériques utilisés en Afrique, avec leurs caractéristiques essentielles, notamment la résolution spatiale, la couverture temporelle, la méthode de production et la source des données.	6
Tableau 2: Indices statistiques d'évaluation des estimations de précipitations satellitaires	12
Tableau 3: Bibliothèques Python utilisées dans l'étude	25
Tableau 4: Caractéristiques des sources de données pluviométriques utilisées dans l'étude...	30
Tableau 5: Valeurs manquantes et traitement par station	31
Tableau 6: Règles de sélection entre la loi de Gumbel et la loi GEV	36
Tableau 7: Indicateurs de performance au pas de temps journalier de Parakou.....	49
Tableau 8: Indicateurs de performance au pas de temps mensuel de Parakou.....	49
Tableau 9: Indicateurs de performance au pas de temps journalier de Bembéréké	50
Tableau 10: Indicateurs de performance au pas de temps mensuel de Bembéréké.....	50
Tableau 11: Résultats des tests de Mann-Kendall et de Pettitt sur les maxima annuels des deux stations	52
Tableau 12: : Critères de sélection de la loi statistique (GEV vs Gumbel).....	55
Tableau 13: Quantiles de pluie et intensités correspondantes pour la station de Parakou, par durée et période de retour (loi de Gumbel, 2000-2024)	59
Tableau 14: Quantiles de pluie et intensités correspondantes pour la station de Bembéréké, par durée et période de retour (loi de Gumbel, 2000-2024)	60
Tableau 15: Caractéristique physique de l'Okpara	62
Tableau 16: Paramètre de Montana.....	63
Tableau 17: Pluies de projet des stations de Parakou et de Bembéréké pour une.....	63
Tableau 18: quantiles en mm/jour et pourcentages d'augmentation retenus par horizon temporel pour les six périodes de retour.....	67
Tableau 19: Intensités IDF futures pour $T = 100$ ans du modèle ICHEC-EC-EARTH (mm/h).	67
Tableau 20: Valeur de l'hyétogramme de pluie de projet Chicago $T = 100$ ans du modèle IC-EARTH	68
Tableau 21: Quantiles journaliers CORDEX et pourcentages d'augmentation retenus par horizon du modèle MPI-M-MPI-ESM-LR (mm/jour).	71
Tableau 22: Intensités IDF futures pour $T = 100$ ans du MPI-M-MPI-ESM-LR (mm/h).....	72
Tableau 23: Valeur de l'hyétogramme de pluie de projet $T = 100$ ans du.....	73
Tableau 24: Quantiles journaliers CORDEX et pourcentages d'augmentation retenus par horizon du modèle MIROC-MIROC5 (mm/jour).....	75
Tableau 25: Intensités IDF futures pour $T = 100$ ans du modèle MIROC-MIROC5 (mm/h). 76	
Tableau 26: Hyétogramme de pluie de projet Chicago $T = 100$ ans du modèle MIROC-MIROC5 (mm).	77

Acronymes

APROPO	Appui technique à la surveillance et la PROtection des ressources en eau de surface POTabilisable en milieu rural
HLPE	High Level Panel of Experts on Food Security and Nutrition
IDF	Intensité-Durée-Fréquence
IPCC	Intergovernmental Panel on Climate Change (GIEC)
SPW	Service Public de Wallonie
SWDE	Société Wallonne Des Eaux
UCLouvain	Université catholique de Louvain
WBI	Wallonie-Bruxelles International
OMM	Organisation Météorologique Mondiale
WMO	World Meteorological Organization
CML	Commercial Microwave Link
ERA5	ECMWF ReAnalysis 5
GPM	Global Precipitation Measurement
GSM	Global System for Mobile communications
NSE	Nash-Sutcliffe Efficiency
PWS	Personal Weather Station (station météo personnelle)
TAHMO	Trans-African Hydro-Meteorological Observatory
TRMM	Tropical Rainfall Measuring Mission
IMERG	Integrated Multi-satellitE Retrievals for GPM
ANN	Artificial Neural Network (Réseau de Neurones Artificiels)
ARC-2	Africa Rainfall Climatology version 2
C3S	Copernicus Climate Change Service
CHIRPS	Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data
CHRS	Center for Hydrometeorology and Remote Sensing
ECMWF	European Centre for Medium-Range Weather Forecasts
GSMAP	Global Satellite Mapping for Precipitation
IR	InfraRouge thermique
JAXA	Japan Aerospace Exploration Agency
JRC	Joint Research Centre
MESA	Monitoring for Environment and Security in Africa
MP	Micro-ondes Passives
MSWEP	Multi-Source Weighted-Ensemble Precipitation
NASA	National Aeronautics and Space Administration
PERSIANN-CDR	Precipitation Estimation from Remotely Sensed Information using Artificial Neural Networks – Climate Data Record

TAMSAT	Tropical Applications of Meteorology using SATellite and ground-based observations
USGS	United States Geological Survey
KGE	Kling-Gupta Efficiency (critère d'efficacité de Kling-Gupta)
QPE	Quantitative Precipitation Estimation
r	Coefficient de Corrélation de Pearson
NRMSE	Normalized Root Mean Square Error
RMSE	Root Mean Square Error (Erreur Quadratique Moyenne)
GEV	Generalized Extreme Value (loi généralisée des valeurs extrêmes)
LP3	Log-Pearson type III (loi)
IACWD	Interagency Advisory Committee on Water Data
AIC	Akaike Information Criterion (Critère d'Information d'Akaike)
MLE	Maximum Likelihood Estimation (Maximum de Vraisemblance)
GAUL	Global Administrative Unit Layers
MNT	Modèle Numérique de Terrain
SRTM	Shuttle Radar Topography Mission
SWAT	Soil and Water Assessment Tool
ESA	European Space Agency
AMS	Annual Maximum Series (Série des Maxima Annuels)
AMMA-CATCH	Analyse Multidisciplinaire de la Mousson Africaine – Couplage de l'Atmosphère Tropicale et du Cycle Hydrologique
GEE	Google Earth Engine
LOP	Logging Of Precipitation
NCEP/NCAR	National Centers for Environmental Prediction / National Center for Atmospheric Research
BIC	Bayesian Information Criterion (Critère d'Information Bayésien)
KS	Kolmogorov-Smirnov (test)
AD	Anderson-Darling (test statistique)
CORDEX	COordinated Regional climate Downscaling EXperiment
ESGF	Earth System Grid Federation
GCM	Global Circulation Model (Modèle de Circulation Générale)
RCA4	Rossby Centre regional Atmospheric model version 4
RCM	Regional Climate Model (Modèle Climatique Régional)
RCP	Representative Concentration Pathway
SMHI	Swedish Meteorological and Hydrological Institute

1 Introduction et objectifs

L'eau est une ressource essentielle pour les besoins quotidiens de l'homme, que ce soit pour les foyers, l'agriculture, l'énergie ou l'environnement (UWWAP, 2020). Mais ce qui est vital peut aussi devenir un problème, surtout quand on parle d'événements extrêmes comme les inondations, dont la fréquence et l'intensité vont probablement changer à cause du changement climatique (IPCC, 2023). C'est pourquoi la gestion durable de l'eau est devenue un enjeu majeur, pas seulement pour s'assurer qu'on a assez d'eau potable, mais aussi pour anticiper et réduire les risques de crues (HLPE, 2015).

Pour la prévoyance de ces cas précis, les ingénieurs et les hydrologues se basent sur les pluies de projet déterminées en utilisant les données de précipitations historiques qui donnent la possibilité d'évaluer les débits de crue et de créer des ouvrages nécessaires. De façon générale, elles viennent des courbes IDF qui relient l'intensité, la durée des précipitations et leur période de retour. Ces courbes deviennent un outil primordial pour la planification de l'eau et aussi pour gérer les risques émanant de violentes pluies. Néanmoins, l'efficacité de ces méthodes dépend beaucoup de la qualité et de l'accès aux données pluviométriques. Dans de nombreuses régions, en particulier en Afrique de l'Ouest et plus particulièrement au Bénin, les réseaux de mesure sont souvent incomplets ou obsolètes, ce qui accroît l'incertitude des estimations (Bodjrenou et al., 2025). De plus, les méthodes traditionnelles, qui se fondent sur des données historiques, supposent une stationnarité climatique, c'est-à-dire l'idée que la probabilité d'apparition des événements de précipitation ne changera pas de manière significative avec le temps.

Cette idée est aujourd'hui contestée à cause du changement climatique et de la modification du cycle de l'eau par l'homme dans plusieurs bassins versants.

Pour résoudre ces préoccupations, des chercheurs se sont tournés vers de nouvelles solutions. À Babylon City, (Al-Jalili et al., 2024)) se sont basés sur trente-deux ans de travaux sur les précipitations pour actualiser des courbes IDF avec le système Bartlett-Lewis et d'autres distributions statistiques montrant les systèmes les plus efficaces pour reproduire de fortes pluies. Aussi, Wambura, (2024) a prouvé que les données de réanalyse ERA5-LAND arriveront à compléter les séries classiques insuffisantes pour la construction des courbes IDF dans le bassin de la rivière Msimbazi, à Dar es Salaam.

Ces travaux témoignent la possibilité de révéler les courbes IDF et d'associer les données récentes et les techniques de fusion des données pour rendre plus efficace la précision des pluies de projet et l'efficacité des modélisations hydrologiques, même dans les endroits de mesures rares.

Ce mémoire s'inscrit dans ce contexte, avec comme zone d'étude le bassin versant de l'Okpara au Bénin. Ce bassin est le bassin versant d'alimentation du plan d'eau d'Okpara, considéré comme un bassin d'étude dans le projet WBI « Appui technique à la surveillance et la PROtection des ressources en eau de surface POTabilisable en milieu rural (APROPO) » ([Projet APROPO](#)), implémenté par UCLouvain

et l'Université de Parakou, en collaboration avec la SPW et la SWDE. Le projet vise le renforcement des capacités de l'observation de la qualité des eaux de surface des bas-fonds et des zones d'alimentation des captages en milieu rural pour la protection des ressources en eau potabilisable. La connaissance des IDF des bassins versants d'alimentation constitue un élément précieux pour évaluer la disponibilité de la ressource en eau destinée à la potabilisation.

L'objectif principal est d'évaluer la qualité des données pluviométriques et l'effet du changement climatique pour l'élaboration des pluies de projets du bassin d'étude

Pour répondre à cet objectif, deux questions de recherche se posent.

- La révision des données pluviométriques permet-elle d'améliorer l'estimation des pluies de projets ? En quoi les pluies de projets traditionnelles diffèrent-elles des non-stationnaires et quelles en sont les conséquences pour la construction des ouvrages hydrauliques ?

Pour guider cette étude, les objectifs spécifiques suivants ont été établis :

- a) Evaluer la qualité des données pluviométriques disponibles pour la zone d'étude du bassin versant d'Okpara au Bénin.
- b) Comparer les pluies de projets traditionnelles aux pluies de projets intégrant l'effet du changement climatique.

Ce travail fera ressortir la différence entre différentes approches pour établir des courbes IDF, tout en fournissant des éléments précis pour une gestion améliorée des ressources en eau spécialement dans un contexte où la variation de la pluviométrie est encore accrue et où les défis liés au changement prolifèrent.

2 Etat de l'art

2.1 Rôle des données pluviométriques pour l'analyse hydrologique

2.1.1 Importance des précipitations dans le cycle hydrologique

Les précipitations constituent la source d'eau principale du cycle hydrologique. Les bassins versants, les aquifères et les rivières en dépendent directement. Leur répartition dans l'espace et dans le temps détermine la disponibilité des ressources en eau. L'infiltration, l'évapotranspiration et le ruissellement sont tous liés, à des degrés variables, aux volumes et à la fréquence des pluies.

À l'échelle d'un bassin versant, la pluie est la donnée d'entrée à partir de laquelle tout s'organise. Une partie de la pluie part en ruissellement, une autre recharge les nappes et le reste s'écoule en surface. Caractériser ce régime devient alors une étape obligée avant toute modélisation, qu'il s'agisse de l'intensité, de la durée, de la fréquence ou de la variabilité d'une année à l'autre.

Les régimes ouest-africains sont à ce titre assez contrastés. Selon les zones et les saisons, les hauteurs de pluie changent beaucoup, et comme les pluies tombent de façon intermittente, les estimer reste

compliqué, en particulier sur les cumuls à pas de temps courts (Berndt & Haberlandt, 2018). Plus on affine la résolution temporelle, plus la distribution spatiale devient incertaine. D'où la nécessité d'un suivi régulier et fiables des pluies, à la fois pour la précision des analyses et pour orienter la gestion de l'eau.

2.1.2 Méthode de mesures pluviométriques

Pour mesurer les précipitations dans une région, on peut s'appuyer sur plusieurs méthodes qui se complètent. On distingue généralement quatre grandes catégories : les observations au sol, les mesures opportunistes, la télédétection (par radar ou par satellite) et les réanalyses climatiques. Chacune a ses avantages et ses limites, et on choisit la méthode selon la précision nécessaire, la taille de la zone étudiée et la disponibilité des données.

Les observations au sol sont faites grâce aux pluviomètres placés dans les stations météorologiques. Ces pluviomètres restent la méthode la plus simple et la plus fiable pour mesurer la pluie. Ils permettent de savoir exactement la quantité d'eau tombée à un endroit précis et servent souvent de référence pour vérifier ou ajuster les mesures provenant d'autres sources comme les satellites ou les radars. La conception et l'utilisation des pluviomètres font l'objet de recommandations techniques définies par l'Organisation Météorologique Mondiale (OMM), qui précisent les conditions d'installation, de maintenance, de calibration et de lecture des appareils (WMO, 2023). Cependant, la taille et la forme de l'orifice varient d'un pays à l'autre, ce qui limite la comparaison des mesures entre réseaux nationaux (WMO & Klemm, 1989).

Le principal problème est le nombre de stations. Elles restent peu nombreuses et largement espacées, surtout en milieu rural, si bien qu'un bassin versant entier n'est pas toujours couvert correctement. Deux pistes ont été suivies pour combler ce manque. La première mise sur le déploiement de nouvelles stations : des initiatives comme TAHMO installent des stations automatiques reliées par GSM à travers l'Afrique subsaharienne, ce qui offre un complément fiable et peu coûteux aux réseaux officiels (Giesen et al., 2014 ; Schunke et al., 2021). La seconde ne touche pas au réseau lui-même mais aux données : des méthodes géostatistiques telles que le krigeage régionalise les pluies à partir de mesures ponctuelles, et reconstituent ainsi des champs spatiaux continus (Berndt & Haberlandt, 2018).

Les mesures opportunistes constituent une catégorie émergente. Elles valorisent des signaux non conçus à l'origine pour mesurer la pluie. L'exemple le plus étudié est l'atténuation du signal des liaisons GSM entre antennes relais. Quand il pleut, le signal micro-ondes entre deux antennes s'affaiblit d'une manière proportionnelle à l'intensité des précipitations. Cette relation permet d'estimer la pluie le long du trajet entre antennes, avec une couverture géographique potentiellement très dense dans les zones urbanisées (Overeem et al., 2013). Cette approche est particulièrement prometteuse en Afrique de l'Ouest, où les réseaux de télécommunications couvrent des zones non équipées en stations météorologiques classiques.

Ces liaisons peuvent aussi être combinées avec d'autres sources pour améliorer la précision des estimations.

Au Danemark, (Nielsen et al., 2024)) ont travaillé sur une zone de 2 000 km² en combinant trois sources : des liaisons hertziennes commerciales CML (Commercial Microwave Link), des stations météo personnelles (PWS) et un radar en bande C. La qualité de chaque source a été jugée par le critère de Nash-Sutcliffe (NSE), qui varie entre -7,44 et 0,65 selon la source utilisée. Après fusion, elles atteignent 0,67 à 0,88. Le meilleur résultat vient d'une méthode appelée le "moving median bias adjustment" qui corrige le biais du radar à l'aide d'un filtre médian spatial calculé à partir des capteurs opportunistes. Le produit final est obtenu sans pluviomètre classique, ces derniers ne servant qu'à la validation indépendante. Les mêmes auteurs montrent également qu'on peut réduire de moitié la densité de capteurs jusqu'à environ 0,23 capteurs par km² sans que les performances s'effondrent. Ce résultat indique qu'un réseau de télécommunications même partiellement dense suffit à produire des estimations utiles. En Afrique de l'Ouest la couverture radar reste rare et incomplète, ce qui limite le transfert direct de la méthode. L'intérêt y porte donc plutôt sur la combinaison des CML et des stations, sans nécessairement disposer de radar comme support (Doumounia et al., 2014).

La télédétection par radar pluviométrique repose sur l'émission d'un signal qui rebondit sur les gouttes de pluie. L'intensité et la localisation du signal réfléchi permettent d'estimer les précipitations sur une zone de plusieurs centaines de kilomètres autour de l'antenne. La résolution spatiale et temporelle est bonne, ce qui en fait un outil utile pour suivre les systèmes convectifs en temps quasi réel (Thorndahl et al., 2017). La conversion du signal radar en intensité de pluie repose sur la relation Z-R de Marshall et Palmer (1948), qui lie la réflectivité mesurée au taux de précipitation. Cette relation suppose une distribution des tailles de gouttes constante, ce qui introduit des biais temporels et spatiaux selon les conditions atmosphériques. La limite principale est le coût d'installation et de maintenance, ainsi que la nécessité d'ajuster les mesures radar avec des observations au sol pour corriger ces biais (Thorndahl et al., 2014). En Afrique de l'Ouest, la couverture radar reste très fragmentaire. Le réseau de stations météorologiques y est peu dense et les séries historiques souvent incomplètes, ce qui rend difficile toute correction ou validation des données radar (Dembélé & Zwart, 2016; Maidment et al., 2017).

La télédétection par satellite permet de couvrir des zones beaucoup plus grandes que les méthodes au sol, mais les mesures restent indirectes. Les satellites visibles et infrarouges estiment la pluie en observant les nuages, en particulier leur épaisseur et la température de leur sommet. Plus le nuage est épais et froid, plus la probabilité de précipitations intenses est élevée. La fréquence de revisite dépend du type de satellite. Les satellites géostationnaires offrent une couverture quasi continue sur une même zone, tandis que les satellites à orbite polaire repassent sur une même région toutes les quelques heures seulement. Cette approche permet de suivre les précipitations sur de grandes surfaces, mais la précision varie selon la saison, la couverture nuageuse ou les conditions nocturnes (Maidment et al., 2017). Les

capteurs micro-ondes passifs mesurent le rayonnement naturel émis ou réfléchi par l'atmosphère et par les hydrométéores. Leur avantage principal est de détecter la pluie à l'intérieur des nuages et de fonctionner de jour comme de nuit, mais leur résolution spatiale reste assez faible. Les radars actifs embarqués sur satellite, comme ceux du programme TRMM ou GPM, envoient un signal qui rebondit sur les gouttes de pluie pour estimer l'intensité et la localisation des précipitations avec plus de précision, mais leur couverture reste limitée dans l'espace et dans le temps. Pour améliorer la fiabilité globale, plusieurs techniques sont combinées, par exemple en ajustant les estimations infrarouges avec les mesures micro-ondes passives, comme c'est le cas dans les produits IMERG (Huffman et al., 2020).

Les réanalyses climatiques, pour conclure, combinent les observations au sol et les données satellites avec des modèles numériques pour créer des séries continues et homogènes sur de longues périodes. Elles permettent de combler les zones où les mesures sont rares et offrent une vue d'ensemble plus complète sur les précipitations passées ce qui les rend particulièrement utiles en Afrique de l'Ouest. Certains produits de réanalyse, comme ERA5, sont disponibles en mode Near Real Time, ce qui les rend utilisables pour le suivi opérationnel des précipitations avec un délai de quelques heures à quelques jours (Hersbach et al., 2020). Leur principale limite reste une résolution spatiale qui demeure trop grossière pour représenter la variabilité fine des précipitations convectives, notamment dans les contextes urbains ou montagneux.

Combiner toutes ces différentes méthodes permet des estimations de précipitations plus complètes et plus fiables.

2.1.3 Données pluviométriques génériques disponibles

Le tableau ci-dessous présente les principaux produits de données pluviométriques génériques, i.e. accessible sous forme Open Data, utilisés dans les études hydrologiques en Afrique, avec leurs caractéristiques principales.

Tableau 1: Liste non exhaustive des principaux produits de précipitations génériques utilisés en Afrique, avec leurs caractéristiques essentielles, notamment la résolution spatiale, la couverture temporelle, la méthode de production et la source des données.

Produit	Résolution temporelle	Résolution spatiale	Couverture temporelle	Couverture spatiale	Méthode	Source
Climate Hazards Group infrared precipitation with station data (CHIRPS)	Jour, mois, lustre, décennie	0.05° x 0.05°	1981 - présent	Latitudes 50°N - 50°S, Longitudes 180°E - 180°W	IR, données de stations	USGS et Climate Hazard Group
Africa Rainfall Climatology v.2 (ARC-2)	Jour	0.1° x 0.1°	1983 - présent	Afrique	IR et stations	JRC via MESA Station
Tropical Applications of Meteorology using SATellite and ground-based observations (TAMSAT)	Jour, 5 jours, 10 jours, mois, 3 mois	0.0375° x 0.0375°	1983 - présent	Afrique	IR et stations	University of Reading
Integrated Multi-satellite retrievals for the GPM Final Run (IMERG-F)	30 min, jour, mois	0.1° x 0.1°	2000/06/01 - présent	50°N - 50°S	MP, IR et données de stations hydrométriques	NASA
Global satellite mapping for precipitation (GSMAP)	Heure, jour	0.1° x 0.1°	2002 - présent	Latitudes 60°S - 60°N	MP, IR et stations au sol	JAXA
European Centre for Medium-Range Weather Forecasts ReAnalysis 5 (ERA5)	Heure, mois	0.25° x 0.25°	1940 - présent	Globale	Réanalyse (IR, micro-ondes et stations)	Copernicus Climate Change Service (C3S) - ECMWF
ERA5-Land	Heure, mois	0.1° x 0.1°	1950 - présent	Globale	Réanalyse (IR, micro-ondes et stations)	Copernicus Climate Change Service (C3S) - ECMWF
Precipitation Estimation from Remotely Sensed Information using Artificial Neural Networks - Climate Data Record (PERSIANN-CDR)	Jour	0.25° x 0.25°	1982 - présent	60°N - 60°S	IR, micro-ondes, stations et ANN	UC Irvine - CHRS
Tropical Rainfall Measuring Mission 3B42 (TRMM 3B42)	3h	0.25° x 0.25°	1998-2019	50°N à 50°S (zones tropicales et subtropicales)	IR, micro-ondes, stations	NASA / JAXA

Note : IR = infrarouge thermique. MP = micro-ondes passives. ANN = réseau de neurones artificiels (Artificial Neural Network). C3S = Copernicus Climate Change Service. ECMWF = European Centre for Medium-Range Weather Forecasts. NASA = National Aeronautics and Space Administration. JAXA = Japan Aerospace Exploration Agency. USGS = United States Geological Survey. CHRS = Center for Hydrometeorology and Remote Sensing.

2.2 Évaluation de la qualité et de la fiabilité des données

2.2.1 Influence de la qualité des données

Les analyses hydrologiques reposent largement sur la qualité des données de précipitation qui ne se résume pas à un seul critère. Elle recouvre huit dimensions qu'il faut distinguer :

1. La précision désigne l'écart entre la valeur mesurée et la valeur réelle.
2. L'exactitude renvoie à la capacité d'un instrument à reproduire régulièrement la vraie valeur.
3. La fiabilité, c'est autre chose, elle ramène à la stabilité des mesures dans le temps et sous des conditions variées.
4. Détecter des événements de faible intensité relève de la sensibilité.
5. Vient ensuite la représentativité qui interroge le rapport entre une mesure ponctuelle et les précipitations sur toute une surface.
6. La cohérence s'évalue entre stations voisines ou d'une période à l'autre.
7. Le biais désigne une erreur systématique qui affecte l'ensemble des mesures dans un même sens.
8. Reste la pertinence qui concerne l'accord entre la résolution spatiale et temporelle des données et les besoins de l'étude.

Ces dimensions s'appliquent à toutes les sources de données pluviométriques, des pluviomètres professionnels aux stations non professionnelles en passant par les radars, les satellites et les réanalyses. Les mesures in situ recueillies par des réseaux de pluviomètres restent la référence la plus fiable pour l'analyse hydrologique. Cela dit, leur emplacement et une densité souvent insuffisante les limitent, surtout dans les zones tropicales ou rurales. Les données provenant de stations non professionnelles, gérées par des institutions locales ou par des initiatives citoyennes, offrent une meilleure couverture. En revanche, l'incertitude y est plus importante, ce qui impose des méthodes de contrôle qualité rigoureuses (De Vos et al., 2017; Garcia-Marti et al., 2023).

Pour renforcer la fiabilité des analyses, les mesures de pluviomètres sont souvent associées à d'autres sources, telles que des données radar ou satellitaires, dans le cadre d'estimations quantitatives multi-sources de précipitations (QPE, Quantitative Precipitation Estimation) (McKee & Binns, 2016). Chaque source a ses avantages et ses inconvénients. Toutes peuvent être affectées par des erreurs spécifiques dans le temps comme dans l'espace. Le contrôle qualité des données, qu'il s'agisse de pluviomètres professionnels ou non, devient alors essentiel. Il permet d'identifier et corriger les valeurs aberrantes, réduire les biais systémiques et de garder des séries cohérentes (Ośródk et al., 2022).

Le contrôle qualité des données repose sur plusieurs approches complémentaires. Il consiste d'abord à vérifier la cohérence spatiale et temporelle des mesures, en les comparant à celles des stations voisines ou à des données de référence, afin d'identifier d'éventuelles incohérences (Bárdossy et al., 2021). Il

permet également de mettre en évidence et de corriger certains biais liés aux instruments de mesure, comme les sous-estimations causées par l'effet du vent, l'évaporation ou encore la conception des pluviomètres (Segovia-Cardozo et al., 2021).

En complément, l'utilisation de données issues de plusieurs sources, telles que les observations radar ou satellitaires, après application d'un contrôle qualité adapté, contribue à améliorer la fiabilité globale des mesures de précipitation (Ośródk et al., 2022). Enfin, des méthodes basées sur des algorithmes avancés et l'apprentissage profond sont de plus en plus utilisées pour améliorer le contrôle qualité des données pluviométriques, quelle que soit leur source. Ces approches s'appliquent aux données de stations professionnelles comme non professionnelles, et permettent de traiter des erreurs difficiles à détecter par les méthodes classiques (Sha et al., 2021).

Ces mesures et leur contrôle qualité sont importantes, surtout quand les réseaux de stations sont peu denses. Les données non professionnelles peuvent compléter les réseaux officiels. Elles offrent une couverture plus large, mais augmentent l'incertitude globale, ce qui nécessite des corrections et des indices de qualité pour chaque mesure (De Vos et al., 2017; Overeem et al., 2024).

La qualité ne concerne pas que les précipitations. Les données de flux hydriques (débits, niveaux d'eau) sont tout aussi importantes pour les analyses hydrologiques. Les erreurs de mesure sur les courbes de tarage, les lacunes dans les séries de débit ou les modifications du régime hydrologique dues aux aménagements humains ajoutent des incertitudes dans la modélisation pluie-débit. Le contrôle qualité des données hydrologiques doit donc être considéré en parallèle des données pluviométriques.

2.2.2 Méthodes statistiques d'évaluation

Quand on analyse des données de pluie, il ne suffit pas de les posséder. Il faut aussi s'assurer qu'elles sont fiables. Pour cela, on utilise différents indicateurs statistiques qui aident à évaluer leur précision, leur cohérence et leur capacité à refléter les variations réelles des précipitations au fil du temps. Parmi les plus courants dans les études hydrologiques, on trouve le biais, le RMSE, le coefficient de corrélation de Pearson et le KGE. Ces outils sont surtout utiles quand on compare les mesures des stations locales avec des produits satellitaires, particulièrement dans des zones où le réseau de stations est limité, comme en Afrique de l'Ouest.

Le biais représente l'indicateur le plus direct pour trouver une erreur systématique dans les estimations pluviométriques. Il permet de vérifier si un instrument ou un produit satellitaire a tendance à surestimer ou à sous-estimer les précipitations par rapport aux observations de référence. Il ne donne pas une image complète des erreurs ponctuelles. En revanche, il fait ressortir les écarts systématiques, ce qui est essentiel avant de comparer les séries de données.

Un biais positif indique une surestimation systématique des cumuls pluviométriques, tandis qu'un biais négatif révèle une sous-estimation. Pour l'évaluation des produits satellitaires comme le GPM (Global Precipitation Measurement) ou le TRMM (Tropical Rainfall Measuring Mission), le biais relatif figure

presque toujours parmi les critères principaux de performance. L'étude (Zhang et al., 2018) portant sur l'évaluation de GPM et de TRMM dans les montagnes du Tianshan ont montré que sur des données journalières, GPM présentait un biais relatif plus faible que TRMM. Les déviations positives et négatives y étaient mieux équilibrées par rapport aux observations de référence.

Cependant, comme pour toute application du biais, il convient d'interpréter ce critère avec prudence. Un biais faible ne garantit pas nécessairement une bonne performance à l'échelle événementielle : des erreurs importantes peuvent se compenser dans le temps (certains événements surestimés, d'autres sous-estimés) aboutissant à un biais global proche de zéro alors que la qualité de la détection événementielle reste médiocre. C'est pourquoi le biais est toujours utilisé en combinaison avec d'autres métriques.

L'erreur quadratique moyenne, ou Root Mean Square Error (RMSE), permet de quantifier l'amplitude moyenne des écarts entre les estimations pluviométriques et les observations de référence. Contrairement au biais qui laisse des erreurs de signes opposés se compenser. Le RMSE évite ce problème. Il élève au carré chaque écart avant d'en calculer la moyenne, puis prend la racine carrée du résultat. Du coup, les erreurs contribuent positivement dans le critère final, qu'elles soient positives ou négatives.

Le RMSE s'exprime dans l'unité de la variable étudiée typiquement mm ou mm/jour pour les précipitations, ce qui rend son interprétation physique plus simple. Un RMSE faible indique une bonne performance du produit pluviométrique évalué. Pour la validation des produits satellitaires, il aide à identifier les régions ou les saisons où les estimations sont les plus incertaines.

Tang et al., (2020) compare plusieurs produits satellitaires (GPM, IMERG et TRMM 3B42) et il retient le RMSE normalisé (NRMSE) comme critère complémentaire pour comparer les erreurs entre différentes régions climatiques sans tenir compte des cumuls pluviométriques moyens. De même, dans une évaluation récente menée au Maroc sur cinq produits pluviométriques (CHIRPS, ERA5, CFSR, GPM, PERSIANN-CDR), CHIRPS affichait les valeurs de RMSE les plus élevées (RMSE = 6 mm/jour à l'échelle journalière), alors qu'ERA5 présentait les plus faibles, montrant ainsi des différences de performance selon les produits (Chakri et al., 2025).

Sur le plan théorique, le RMSE pénalise plus fortement les grandes erreurs, ce qui en fait un critère très sensible à la capacité d'un produit à bien détecter les événements extrêmes. Cette propriété est souvent recherchée en hydrologie, où les événements extrêmes ont d'énormes conséquences sur le ruissellement et les crues.

Le coefficient de corrélation de Pearson, noté r ou parfois CC (Correlation Coefficient) dans la littérature sur les produits pluviométriques, permet de mesurer la force de la relation linéaire entre les séries temporelles de précipitations estimées et observées. Il varie entre -1 et +1, où +1 marque une corrélation linéaire parfaite, 0 l'absence de relation linéaire, et -1 une corrélation parfaite négative qui est un cas rarement rencontré pour les précipitations.

Pour l'évaluation pluviométrique, ce coefficient renseigne sur le degré de co-variation linéaire entre les estimations d'un produit et les observations de référence. Un coefficient élevé signifie que les valeurs estimées varient dans le même sens que les valeurs observées. Pour l'interprétation, Held, (2010) propose les seuils. Entre 0,3 et 0,5, la corrélation est faible. Entre 0,5 et 0,8 elle est moyenne, et au-dessus de 0,8 elle devient forte.

Les études d'évaluation de produits satellitaires rapportent généralement des coefficients de corrélation variant fortement selon les régions, les échelles temporelles d'analyse, et les produits considérés. Par exemple, dans le bassin versant de Kuranji, GPM IMERG-F affichait une corrélation de 0,68 avec les pluviomètres au sol, tandis que TRMM 3B42RT obtenait un coefficient légèrement inférieur de 0,62. Dans le bassin humide de Ganjiang en Chine, certains produits atteignaient des corrélations supérieures à 0,89 avec les observations au sol à l'échelle horaire, démontrant d'excellentes performances dans des contextes climatiques favorables.

Toutefois, le coefficient de corrélation de Pearson ne mesure que la forme de la relation, pas son exactitude en amplitude. Un produit pluviométrique peut afficher une excellente corrélation avec les observations ($r > 0,9$) et dans le même temps surestimer ou sous-estimer les cumuls d'un facteur constant. La corrélation tend aussi à augmenter lorsqu'on agrège les données dans le temps en passant de l'échelle journalière à mensuelle ou annuelle. L'effet d'intégration atténue alors les erreurs aléatoires de court terme. C'est pourquoi le coefficient de Pearson s'interprète toujours avec d'autres critères mesurant le biais et l'amplitude des erreurs.

Le critère d'efficacité de Kling-Gupta (KGE) est devenu l'un des indicateurs de référence pour l'évaluation des produits pluviométriques dans les études de validation de données satellitaires et de réanalyses. (Gupta et al., 2009) l'ont développé dans le contexte de la modélisation hydrologique. Le but était de corriger certaines limites du coefficient d'efficacité de Nash-Sutcliffe (NSE) surtout sa tendance à privilégier la reproduction des valeurs élevées au détriment de toute la distribution.

Le KGE se distingue en décomposant l'erreur en trois composantes indépendantes. Chacune reflète un aspect différent de la qualité des estimations.

La corrélation (r) : Il s'agit du coefficient de corrélation de Pearson entre les estimations et les observations. Il mesure la capacité du produit à reproduire les variations temporelles des précipitations.

Le ratio de variabilité (α) : Il est défini comme le rapport entre l'écart-type des estimations et l'écart-type des observations, ce terme explique dans quelle mesure le produit reproduit les variations observées. Une valeur de $\alpha = 1$ est idéale et $\alpha > 1$ indique que le produit surestime la variabilité alors que $\alpha < 1$ signale une sous-estimation de la variabilité.

Le ratio de biais (β) : Il correspond au rapport entre la moyenne des estimations et la moyenne des observations. Ce composant repère s'il y'a un biais systématique. Lorsque $\beta = 1$, cela indique l'absence de biais. Cette formulation correspond à une distance euclidienne dans un espace tridimensionnel. Le

point idéal (1, 1, 1) représente une performance parfaite. Le KGE varie en théorie entre $-\infty$ et 1, la valeur de 1 montrant un accord parfait.

(Knoben et al., 2019) ont établi que le seuil de KGE est de -0,41 constitue un point de référence important : au-delà de cette valeur, un produit performe mieux qu'une simple utilisation de la moyenne climatologique des observations. En pratique, pour l'évaluation de produits pluviométriques, des valeurs de KGE comprises entre 0,50 et 0,75 sont généralement considérées comme satisfaisantes, tandis que des valeurs supérieures à 0,75 témoignent d'excellentes performances.

L'usage du KGE dans les études d'évaluation pluviométrique a beaucoup progressé ces dernières années. (Beck et al., 2019)) ont comparé 26 produits de précipitations sur les États-Unis avec le KGE comme critère principal. Ils ont montré que les produits corrigés par des observations pluviométriques au sol n'étaient pas forcément meilleurs que les produits non corrigés. De même, (Muthoni et al., 2023) ont évalué trois produits pluviométriques en Afrique orientale et australe en décomposant le KGE en trois composantes (corrélation r , biais β et dispersion γ). Les trois produits affichent une performance élevée aux basses altitudes ($r > 0,85$). Au-dessus de 1 500 m, cette performance se dégrade davantage pendant la saison sèche d'octobre à décembre.

De même, en Chine continentale, les produits GPM donnent de bons résultats dans les régions humides de l'est et du sud, mais des résultats plus faibles dans les régions occidentales et septentrionales. Ces études reflètent ainsi la sensibilité des algorithmes de télédétection au climat, au type de précipitation, à la topographie et à la densité des observations au sol.

Le KGE offre un diagnostic complet en un seul chiffre. Grâce à sa décomposition, il permet d'identifier la nature des défauts d'un produit. Un produit peut avoir un KGE modeste sans avoir une mauvaise corrélation (r élevé). Cela vient du fait qu'il sous-estime les cumuls ($\beta < 1$) ou qu'il n'arrive pas à reproduire les variations observées ($\alpha < 1$).

Il ressort de cette analyse qu'un seul critère ne peut pas fournir une bonne évaluation de la qualité d'un produit pluviométrique. Pour la validation des données pluviométriques, il est donc fortement recommandé d'utiliser une approche multicritère qui combine plusieurs de ces indicateurs (Beck et al., 2019). Cette démarche permet d'identifier le produit le plus performant mais aussi de comprendre les forces et faiblesses de chaque produit.

Tableau 2: Indices statistiques d'évaluation des estimations de précipitations satellitaires

Short Name	Descriptive Name	Formula *	Values Range	Perfect Value
CC	The correlation coefficient	$CC = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$	[-1, 1]	1
RMSE	The root mean square error	$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$	[0, +∞)	0
KGE	Modified Kling-Gupta efficiency score	$KGE = 1 - \sqrt{(R-1)^2 + (\alpha-1)^2 + (\beta-1)^2}$ $\alpha = \frac{\mu_f}{\mu_o}, \beta = \frac{\sigma_f}{\sigma_o}$	(-∞, 1]	1
Relative Bias (RB/%)		$RB = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)}{\sum_{i=1}^n y_i} \times 100\%$	(-∞ ~ ∞)	0

Note : n est le nombre de stations, xi et yi sont respectivement la valeur satellitaire et la valeur observée au sol à la station i, $\bar{x}$ et $\bar{y}$ sont leurs moyennes respectives. Pour le KGE, R est le coefficient de corrélation entre les données simulées et observées, α est le rapport des écarts-types (σ_f/σ_o) et β est le rapport des moyennes (μ_f/μ_o), avec les indices f et o désignant respectivement les données simulées et mesurées.

2.3 Pluies de projet et hypothèse de stationnarité

2.3.1 Définition et utilisation des pluies de projet

Dans le cadre des études en hydrologie et en modélisation des réseaux d'assainissement, la représentation de la pluie constitue une étape essentielle, mais également délicate, en raison de la forte variabilité des précipitations naturelles. Les événements pluvieux se distinguent en effet par des durées, des intensités et des structures temporelles très diverses, ce qui complique leur utilisation directe dans les études de dimensionnement ou d'analyse du fonctionnement hydraulique des ouvrages. L'exploitation brute des pluies observées nécessite par ailleurs des séries longues et continues, rarement disponibles avec un pas de temps suffisamment fin. C'est dans ce contexte que la notion de pluie de projet a été développée afin de proposer une représentation simplifiée, mais statistiquement cohérente, des événements pluvieux extrêmes.

La pluie de projet est une pluie fictive décrite par un hyétogramme, qui ne cherche pas à reproduire un épisode réel. Elle cherche plutôt à représenter un événement de référence construit à partir des données pluviométriques disponibles. Elle est généralement caractérisée par une durée, une hauteur totale ou une intensité associée, ainsi qu'une période de retour, cette dernière permettant de relier l'événement à une fréquence moyenne d'occurrence. Les paramètres de la pluie de projet sont le plus souvent déterminés à partir des relations Intensité–Durée–Fréquence, qui constituent un outil central dans l'analyse des pluies extrêmes et dans la définition des conditions de calcul utilisées en hydrologie.

L'objectif principal de la pluie de projet n'est donc pas de représenter fidèlement la complexité physique d'un épisode pluvieux réel, mais de fournir un scénario de calcul adapté aux besoins de la modélisation hydrologique et hydraulique. La répartition temporelle des intensités est ainsi imposée selon des formes

conventionnelles, choisies pour leur simplicité ou pour leur capacité à générer des conditions hydrologiques et hydrauliques pénalisantes.

Le débit de pointe d'un bassin versant dépend principalement de l'intensité moyenne des précipitations sur une durée égale au temps de concentration du bassin (Chow et al, 1988). La forme détaillée du hyétogramme, c'est-à-dire la distribution temporelle de la pluie, influence peu le débit de pointe dès lors que la durée et la hauteur totale de la pluie sont correctement définies. La durée de la pluie de projet doit être suffisamment longue pour que l'ensemble du bassin versant contribue au débit à l'exutoire, ce qui correspond précisément au temps de concentration.

Dans les modèles pluie-débit utilisés, les pluies de projet sont ainsi largement utilisées comme données d'entrée. Elles permettent de transformer un événement pluviométrique de référence en ruissellement, puis en débits, et offrent un cadre cohérent pour analyser le comportement hydrologique et hydraulique. L'utilisation d'un nombre limité de pluies de projet permet également de réduire la quantité de données à traiter, tout en conservant une représentation suffisante des situations critiques susceptibles de mettre en défaut le fonctionnement hydrologique.

Au départ, les pluies de projet servaient principalement au dimensionnement des collecteurs. Elles étaient utilisées dans des méthodes de calcul globales telles que la formule rationnelle ou le modèle de Caquot (Caquot, 1941). Ces approches reposent sur une pluie de référence décrite la plupart du temps par une intensité constante sur une durée donnée. L'usage des pluies de projet a été étendu à d'autres applications. Comme dans l'étude du fonctionnement des bassins de retenue ou pour l'analyse des stratégies pour la gestion des réseaux. Par contre, leur emploi dans ces contextes peut être discuté lorsque les volumes stockés ou les temps de réponse du système dépendent fortement de la durée totale de la pluie et de sa structure temporelle.

Si les pluies de projet présentent un intérêt évident du point de vue opérationnel, en raison de leur caractère synthétique et de la facilité qu'elles offrent pour la mise en œuvre des modèles, elles introduisent également certaines limites. En simplifiant la représentation des précipitations, elles ne permettent pas de rendre compte de l'ensemble de la variabilité observée dans les événements réels, ni des différences pouvant exister d'une année à l'autre. De plus, leur construction repose implicitement sur l'hypothèse selon laquelle les caractéristiques statistiques des pluies extrêmes restent constantes au cours du temps, hypothèse qui a longtemps été admise dans les pratiques de conception mais qui fait aujourd'hui l'objet de nombreuses interrogations.

2.3.2 Hypothèse de stationnarité et ses limites

Quand on utilise des pluies de projet en hydrologie, on s'appuie en général sur l'hypothèse de stationnarité des données pluviométriques. En gros, cette hypothèse suppose que les caractéristiques statistiques des précipitations (les intensités maximales, les durées, la fréquence à laquelle ça se produit ne changent pas vraiment au fil du temps. Autrement dit, on part du principe que les pluies qu'on a

observé par le passé sont représentatives de ce qui peut arriver dans le futur. C'est la base de beaucoup d'outils qu'on utilise en hydrologie, notamment les fameuses relations Intensité-Durée-Fréquence (IDF) qui servent à dimensionner les aménagements hydrologiques et hydrauliques (Chow et al, 1988). Les courbes IDF sont traditionnellement construites en supposant la stationnarité, faute de possibilité de prédire avec précision les changements futurs des précipitations.

Depuis quelques années, cette hypothèse de stationnarité est de plus en plus remise en question, surtout avec le changement climatique. Plusieurs d'études ont montré que le régime des précipitations évolue : dans certaines régions, on observe une augmentation de l'intensité des pluies extrêmes, même si les cumuls annuels ne bougent pas tant que ça. Milly et al., (2008) ont contribué à alimenter ce débat en disant clairement que la stationnarité ne peut plus être considérée comme valable dans un climat qui change. Selon eux, si on continue à utiliser les statistiques du passé pour anticiper l'avenir, on risque de sous-estimer les risques hydrologiques, en particulier pour les événements rares mais très intenses.

Cette position a quand même été nuancée par d'autres chercheurs. (Koutsoyiannis, 2006) par exemple, fait remarquer que les séries hydrologiques ont naturellement une forte variabilité sur le long terme. Ce qu'on interprète parfois comme une tendance liée au changement climatique peut aussi venir de fluctuations naturelles ou du fait qu'on n'a tout simplement pas assez de données sur une période suffisamment longue. Il insiste aussi sur le fait que la stationnarité, ce n'est pas censé être une description parfaite de la réalité, mais plutôt une hypothèse de travail qui nous permet d'appliquer des méthodes statistiques. Du coup, abandonner complètement cette hypothèse poserait des problèmes concrets, notamment pour définir ce que sont les périodes de retour.

Sur le plan méthodologique, il y a eu plusieurs tentatives pour prendre en compte cette non-stationnarité dans les analyses. Certaines approches consistent à faire varier les paramètres des distributions statistiques dans le temps, d'autres essaient de relier ces paramètres à des variables climatiques, ou encore de détecter des ruptures dans les séries de données. Les travaux de Villarini & Smith, (2010) montrent que ces méthodes peuvent effectivement donner une meilleure représentation de certaines évolutions qu'on observe. Le problème, c'est que leur mise en œuvre reste compliquée, surtout à l'échelle locale, parce qu'il faut des séries de données longues et de bonne qualité et ça, c'est rarement le cas dans la pratique.

Dans le domaine de l'hydrologie urbaine, et plus particulièrement pour tout ce qui concerne la modélisation des réseaux d'assainissement, ces limites sont encore plus prononcées. Les pluies de projet qu'on utilise pour dimensionner les collecteurs ou analyser le fonctionnement des réseaux sont directement tirées de relations statistiques qui supposent la stationnarité. Si cette hypothèse ne tient plus, la signification même des périodes de retour associées à ces pluies devient floue. (Arnbjerg-Nielsen et al., 2013) soulignent que malgré les avancées méthodologiques, de nombreuses limites subsistent dans la capacité à décrire les précipitations dans un climat changeant pour dimensionner et gérer les réseaux d'assainissement. Les incertitudes liées aux projections climatiques et le besoin de méthodes simples et reproductibles freinent l'intégration de la non-stationnarité dans les pratiques d'ingénierie.

En pratique, l'hypothèse de stationnarité demeure largement adoptée dans les études opérationnelles. Plutôt que d'y renoncer, les praticiens l'assortissent généralement de précautions complémentaires telles que des facteurs climatiques correctifs ou l'analyse de scénarios multiples. Madsen et al., (2014) documentent ainsi plusieurs pays européens ayant développé des lignes directrices intégrant des facteurs d'ajustement exprimés en pourcentage d'augmentation des débits ou des intensités de pluie de projet

2.3.3 Modélisation des pluies de projet

Pour estimer les pluies de projet, on s'appuie généralement sur des méthodes statistiques qui permettent de modéliser les événements extrêmes. L'idée de base, c'est d'ajuster une loi de probabilité aux données observées (les pluies maximales enregistrées sur plusieurs années par exemple) pour ensuite extrapoler et estimer des événements plus rares, comme la pluie centennale ou la pluie millénale. En hydrologie, il existe plusieurs lois statistiques qui ont été développées spécifiquement pour ce genre d'analyse. Les trois principales qu'on retrouve le plus souvent dans la littérature sont la loi de Gumbel, la loi Log-Pearson type III et la loi généralisée des valeurs extrêmes (GEV).

La loi de Gumbel

La loi de Gumbel, qu'on appelle aussi loi double exponentielle, est probablement la plus utilisée en hydrologie pour modéliser les événements extrêmes, notamment les pluies maximales. Elle a été développée par Emil Julius Gumbel au milieu du 20^e siècle et elle repose sur un postulat assez simple : la distribution des valeurs maximales d'un échantillon converge vers une forme limite particulière quand la taille de l'échantillon devient suffisamment grande. Cette loi appartient en fait à la famille des lois généralisées des valeurs extrêmes (GEV), mais c'est un cas particulier où le paramètre de forme est nul. La fonction de répartition de la loi de Gumbel s'exprime de manière relativement simple.

$$F(x) = 1 - \exp\left(-\exp\left(\frac{x-\gamma}{\beta}\right)\right) \quad (1)$$

Elle fait intervenir deux paramètres : un paramètre de position γ et un paramètre d'échelle β . En hydrologie francophone, ce paramètre d'échelle β est souvent appelé le « gradex », ce qui fait référence au gradient de la partie exponentielle de la distribution. L'avantage principal de cette loi, est que qu'on travaille avec une variable réduite, l'expression du quantile devient linéaire, ce qui simplifie les calculs et permet de faire des ajustements graphiques assez facilement (Gumbel, 1958).

En pratique, la loi de Gumbel est très souvent utilisée pour l'étude des maxima annuels ou saisonniers de précipitations. Elle a été largement adoptée par les services météorologiques officiels, notamment en France, pour décrire la fréquence des pluies extrêmes (Neppel et al., 2014). Par exemple, quand on veut estimer la pluie décennale ou centennale pour dimensionner un réseau d'assainissement, c'est souvent

vers cette loi qu'on se tourne en premier. Son application s'étend aussi à d'autres domaines comme la prévision du niveau des crues ou l'analyse des débits maximaux.

Cependant, la loi de Gumbel a ses limites. Depuis quelques années, pas mal de chercheurs remettent en question son utilisation systématique, surtout quand il s'agit d'extrapoler vers des événements très rares (Koutsoyiannis, 2004a; Papalexiou & Koutsoyiannis, 2013; Serinaldi & Kilsby, 2014). Le problème principal, c'est que cette loi suppose implicitement que les queues de distribution sont exponentielles, ce qui n'est pas toujours vérifié dans la réalité. Pour certaines séries de données, notamment les pluies extrêmes de courte durée, il peut y avoir des distributions avec des queues plus lourdes, ce qui conduit à une sous-estimation des risques si on s'en tient uniquement à la loi de Gumbel. Du coup, on voit de plus en plus de travaux qui recommandent d'utiliser plutôt la loi GEV, qui est plus flexible.

La loi Log-Pearson type III (LP3)

La loi Log-Pearson type III (souvent abrégée LP3) est une autre loi statistique très populaire en hydrologie, notamment aux États-Unis où elle a été recommandée officiellement par le Water Resources Council (1982) pour l'analyse des crues. Cette loi est en fait dérivée de la loi Pearson type III, mais on l'applique aux logarithmes des données plutôt qu'aux données brutes. Concrètement, ça veut dire qu'on transforme d'abord les valeurs observées en prenant leur logarithme (généralement en base 10), et ensuite on ajuste une loi Pearson type III sur ces logarithmes. Cette transformation logarithmique présente plusieurs avantages. D'abord, elle permet de mieux gérer les données qui présentent une forte asymétrie (skewness), ce qui est souvent le cas pour les pluies et les débits extrêmes. Les distributions hydrologiques ont en effet tendance à avoir une longue queue vers les valeurs élevées, et la transformation logarithmique permet de « redresser » un peu cette asymétrie. Ensuite, la loi LP3 est définie par trois paramètres : la moyenne, l'écart-type et le coefficient d'asymétrie des logarithmes des données. Ce troisième paramètre, le coefficient d'asymétrie (skewness), donne justement à la loi LP3 une certaine flexibilité pour s'adapter à différents types de distributions observées.

Bien que la loi LP3 ait été recommandée spécifiquement pour l'analyse fréquentielle des crues (IACWD, 1982) son applicabilité a aussi été testée pour d'autres variables hydrologiques : les pluies maximales annuelles, les débits annuels moyens, ou encore les précipitations totales annuelles. Plusieurs études ont montré que cette loi donne généralement de bons résultats, en particulier pour les débits de crue. Cependant, pour certaines variables comme les pluies maximales de courte durée, l'existence d'une borne supérieure implicite dans la distribution peut poser problème dans certains cas, ce qui limite un peu son utilisation.

Un point important à noter, c'est que la loi LP3 reste très utilisée aux États-Unis, où elle fait partie des méthodes standards pour l'estimation des débits de projet, notamment dans le cadre du Bulletin 17 de l'U.S. Geological Survey (IACWD, 1982). Par contre, dans d'autres régions du monde, notamment en Europe, elle est un peu moins répandue et on lui préfère souvent d'autres approches comme la loi de Gumbel ou la loi GEV.

La loi généralisée des valeurs extrêmes (GEV)

La loi GEV (Generalized Extreme Value) a été introduite par (Jenkinson, 1955) et recommandée officiellement par le Natural Environment Research Council britannique de 1975 (Singh, 1998). C'est aujourd'hui probablement la loi la plus largement acceptée pour décrire les données de fréquence des événements extrêmes en hydrologie, que ce soit pour les crues, les pluies intenses, ou même les sécheresses. Ce qui rend la loi GEV particulièrement intéressante, c'est qu'elle généralise trois lois classiques des valeurs extrêmes, correspondant aux types I, II et III de Pearson selon la valeur du paramètre de forme ξ , comme détaillé ci-dessous.

La loi GEV est définie par trois paramètres :

$$F(x, \mu, \sigma, \xi) = \exp \left\{ - \left[1 + \xi \frac{x - \mu}{\sigma} \right]^{-1/\xi} \right\} \quad (2)$$

où :

$\mu \in \mathbb{R}$: paramètre de position;

$\sigma > 0$: paramètre d'échelle; et

$\xi \in \mathbb{R}$: paramètre de forme définie pour $1 + \xi((x - \mu)/\sigma) > 0$.

C'est justement ce paramètre de forme qui fait toute la différence et qui permet à la loi GEV d'être si flexible. Selon la valeur de ξ , on se retrouve dans l'un des trois cas suivants : si $\xi = 0$, on retombe sur la loi de Gumbel ; si $\xi > 0$, on a une distribution de type Fréchet avec une queue de distribution lourde (ce qui veut dire qu'il y a une probabilité non négligeable d'observer des valeurs très élevées) ; et si $\xi < 0$, on a une distribution de type Weibull avec une borne supérieure finie (ce qui signifie qu'il existe une valeur maximale théorique qui ne peut pas être dépassée).

L'avantage principal de la loi GEV, c'est qu'elle laisse les données « choisir » la forme de distribution la plus adaptée grâce à l'estimation du paramètre ξ . On n'a donc pas besoin de décider à l'avance si on va utiliser une Gumbel, une Fréchet ou une Weibull : c'est l'ajustement statistique qui va déterminer quelle famille est la plus appropriée pour les données qu'on a. En plus, l'incertitude sur l'estimation de ξ nous donne une indication sur la fiabilité du choix de la distribution. Si l'intervalle de confiance de ξ est large et contient zéro, ça veut dire qu'on ne peut pas vraiment trancher entre les trois types, et dans ce cas il peut être prudent de rester sur une loi de Gumbel par simplicité.

En théorie, l'utilisation de la loi GEV s'appuie sur le théorème de Fisher-Tippett-Gnedenko. Si on prend les maxima annuels de précipitations sur une longue période, leur distribution devrait suivre une loi GEV. En pratique, les hypothèses du théorème tels que l'indépendance, la stationnarité ou encore la taille d'échantillon peuvent limiter son utilisation directe. La loi GEV reste malgré tout un choix robuste. Un des débats récents autour de la loi GEV en hydrologie, c'est justement la valeur du paramètre de forme ξ pour les pluies extrêmes. Certains chercheurs, comme (Koutsoyiannis, 2004a, 2004b) ont argumenté qu'il faudrait utiliser une GEV avec $\xi > 0$ (donc de type Fréchet) pour les pluies, afin d'éviter

de sous-estimer les risques associés aux événements très rares. D'autres restent plus prudents et estiment qu'il vaut mieux laisser les données décider, quitte à se retrouver avec une loi de Gumbel ($\xi = 0$) si c'est ce qui ressort de l'ajustement. Cette question n'est pas anodine, parce que selon le choix du paramètre de forme, les quantiles estimés pour des périodes de retour très longues (1000 ans, 10 000 ans) peuvent varier énormément.

Comparaison et choix de la méthode

Alors, quelle loi choisir dans la pratique ? En fait, il n'y a pas de réponse universelle. Tout dépend du contexte, du type de données qu'on a, de la région géographique, et aussi un peu des habitudes locales et des recommandations officielles. La loi de Gumbel a l'avantage d'être simple et bien connue, avec des méthodes d'ajustement graphiques qui permettent de « voir » rapidement si l'ajustement est correct. Par contre, elle peut sous-estimer les quantiles extrêmes si la vraie distribution a des queues plus lourdes.

La loi Log-Pearson III est particulièrement adaptée quand les données présentent une forte asymétrie et qu'on veut tenir compte de cette asymétrie de manière explicite dans le modèle. Elle est très utilisée aux États-Unis pour les crues, et elle a fait ses preuves dans ce contexte. Le problème de cette loi se situe au niveau du coefficient d'asymétrie qui peut être difficile à estimer sur des échantillons de petite taille.

Quant à la loi GEV, elle représente en quelque sorte le « meilleur des deux mondes » puisqu'elle englobe la Gumbel comme cas particulier tout en offrant plus de flexibilité grâce au paramètre de forme. C'est pour ça qu'elle est de plus en plus recommandée dans la littérature récente. Son utilisation nécessite quand même une certaine rigueur dans l'estimation des paramètres et dans l'évaluation de la qualité de l'ajustement, notamment pour des applications où on cherche à extrapoler loin au-delà des données observées.

Dans tous les cas, il est fortement recommandé de ne pas se limiter à une seule loi et de comparer plusieurs modèles, en utilisant des tests d'adéquation (comme le test de Kolmogorov-Smirnov ou Anderson-Darling), des critères de sélection (comme le critère d'information d'Akaike) et des indicateurs de performance comme le KGE . Il faut aussi garder à l'esprit que, quelle que soit la loi choisie, l'extrapolation vers des périodes de retour très longues reste toujours sujette à de fortes incertitudes, surtout dans un contexte de changement climatique où l'hypothèse de stationnarité peut être discutable.

2.3.4 Méthodes d'estimation des paramètres

Une fois la loi de probabilité choisie, il faut en estimer les paramètres à partir des données observées. Trois méthodes sont couramment utilisées en hydrologie (Anghel, 2024).

Méthode des moments

Cette méthode consiste à estimer les paramètres en égalisant les moments empiriques calculés sur les données (moyenne, variance, coefficient d'asymétrie) aux moments théoriques de la loi. Pour la loi LP3, elle s'applique sur les logarithmes des données, ce qui distingue cette loi des autres distributions. Elle

est simple à mettre en œuvre mais peut être sensible aux valeurs extrêmes, surtout pour l'estimation du coefficient d'asymétrie sur de petits échantillons (Djerboua et al., 2004).

Pour la loi de Gumbel, les paramètres γ (position) et β (échelle) sont estimés par :

$$\beta = \frac{\sqrt{6} \cdot \sigma}{\pi} \quad (2)$$

$$\gamma = \mu - 0,5772 \cdot \beta \quad (3)$$

où μ et σ sont respectivement la moyenne et l'écart-type de l'échantillon, et $\gamma_e \approx 0,5772$ est la constante d'Euler (Anghel, 2024).

Pour la loi LP3, les trois paramètres sont calculés sur les logarithmes des données $X = \log(x)$:

$$\bar{X} = \frac{\sum X}{N} \quad (4)$$

$$S = \sqrt{\frac{\sum (X - \bar{X})^2}{N - 1}} \quad (5)$$

$$G = \frac{N \sum (X - \bar{X})^3}{(N - 1)(N - 2)S^3} \quad (6)$$

où N est le nombre de données (IACWD, 1982).

Méthode du maximum de vraisemblance (MLE)

La méthode du maximum de vraisemblance cherche les valeurs des paramètres θ qui maximisent la fonction de log-vraisemblance :

$$\hat{\theta} = \arg \max \ell(\theta) = \arg \max \sum_{i=1}^n \ln f(x_i ; \theta) \quad (7)$$

où $f(x_i ; \theta)$ est la densité de probabilité de la loi choisie évaluée en x_i . Elle est asymptotiquement optimale mais peut poser des problèmes numériques quand le paramètre de forme ξ de la loi de GEV est proche de certaines valeurs limites, en particulier pour la loi GEV (Neppel et al., 2014). Anghel (2024) montre que selon la méthode d'estimation utilisée, les quantiles estimés pour des périodes de retour longues peuvent varier considérablement.

Méthode des L-moments

La méthode des L-moments, développée par (Hosking, 1990) est une alternative plus stable aux deux méthodes précédentes. Les L-moments sont définis comme des combinaisons linéaires des statistiques d'ordre. Une statistique d'ordre désigne une valeur de l'échantillon classée par rang croissant, avec $X(1:n)$ étant la plus petite et $X(n:n)$ la plus grande des n observations. Les deux premiers sont :

$$\lambda_1 = E[X] \quad (8)$$

$$\lambda_2 = \frac{E[X_{2:2} - X_{1:2}]}{2} \quad (9)$$

où $X(i:n)$ désigne la i -ème statistique d'ordre parmi n observations. Chaque L-moment se définit à partir d'un échantillon conceptuel dont la taille augmente avec son ordre. Pour λ_2 , l'échantillon contient 2 observations donc $X(2:2)$ est la plus grande des deux et $X(1:2)$ la plus petite. Pour λ_3 , l'échantillon contient 3 observations. Les deux L-moments d'ordre supérieur nécessaires aux ratios suivants se construisent de la même façon :

$$\lambda_3 = \frac{E[X_{3:3} - 2X_{2:3} + X_{1:3}]}{3} \quad (10)$$

Le L-moment λ_3 traduit l'asymétrie de la distribution et le λ_4 son aplatissement, ce qui donne aux ratios leur sens.

Les ratios de L-moments $\tau_3 = \lambda_3/\lambda_2$ (L-skewness) et $\tau_4 = \lambda_4/\lambda_2$ (L-kurtosis) fournissent des critères objectifs pour le choix de la meilleure distribution (Anghel, 2024; Hosking, 1990). La méthode est moins sensible aux valeurs aberrantes et donne de bons résultats sur des échantillons courts. Elle est aujourd'hui largement utilisée dans les études régionales de fréquence des crues.

3 Bassin Versant de l'Okpara

3.1 Situation géographique du bassin

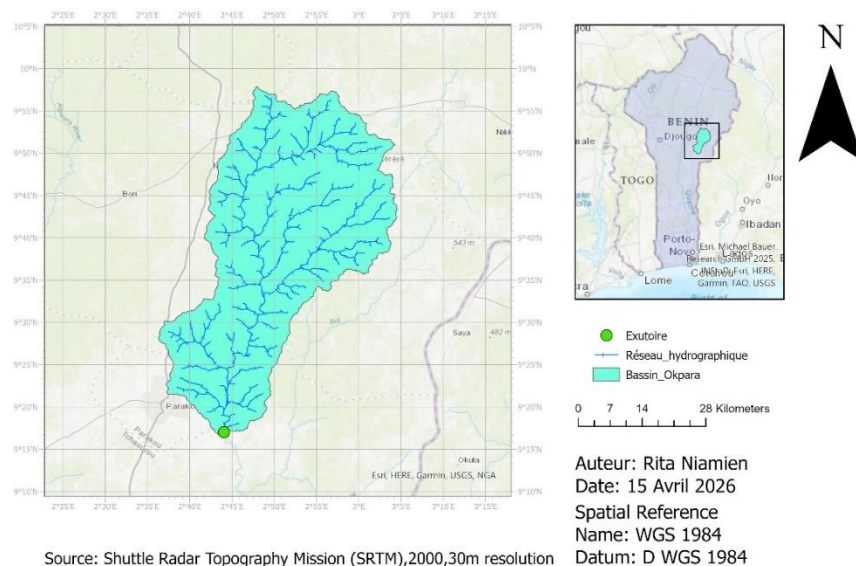
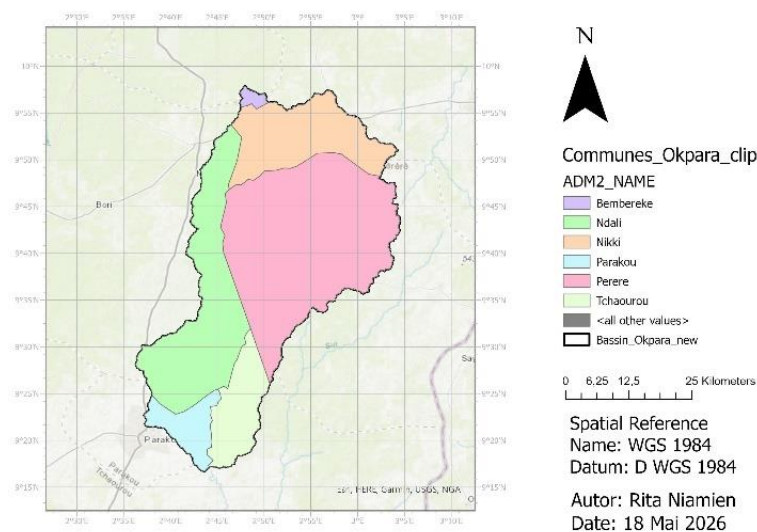


Figure 1: Localisation du sous bassin de l'Okpara

Le travail présenté ici porte sur un sous bassin de l'Okpara, délimitée par un exutoire situé près de la station hydrologique de Parakou. Ce sous-bassin couvre 2 054,9 km², ce qui représente environ 30% de la partie béninoise du bassin de l'Okpara (6748 km²). Il s'étend entre 9,38°N et 9,97°N de latitude et 2,62°E et 3,07°E de longitude. Le réseau hydrographique, extrait à partir des données HydroSHEDS (Lehner et al., 2008), montre une organisation dendritique, assez caractéristique des bassins sur socle cristallin. Les affluents rejoignent l'axe central du bassin avant de converger vers l'exutoire au sud, près de Parakou (Figure 1).

Six communes ont été identifiées sur le plan administratif à partir des données de Fao Gaul, (2015). La commune de Pèrèrè occupe la partie centrale et la plus étendue du bassin. N'dali se trouve à l'ouest, Nikki au nord-est, Tchaourou au sud-ouest, Bembéréké au nord, et Parakou au sud. Pèrèrè et N'dali concentrent la majeure partie de la superficie, alors que Parakou n'apparaît qu'en bordure sud, au niveau de l'exutoire (Figure 2).



Source : FAO GAUL 2015, Food and Agriculture Organization of the United Nations.

Figure 2: Commune du bassin de l'Okpara

3.2 Situation climatique de l'Okpara

Parakou
9.34°N, 2.63°E (369 m snm).
Modèle: ERA5T.

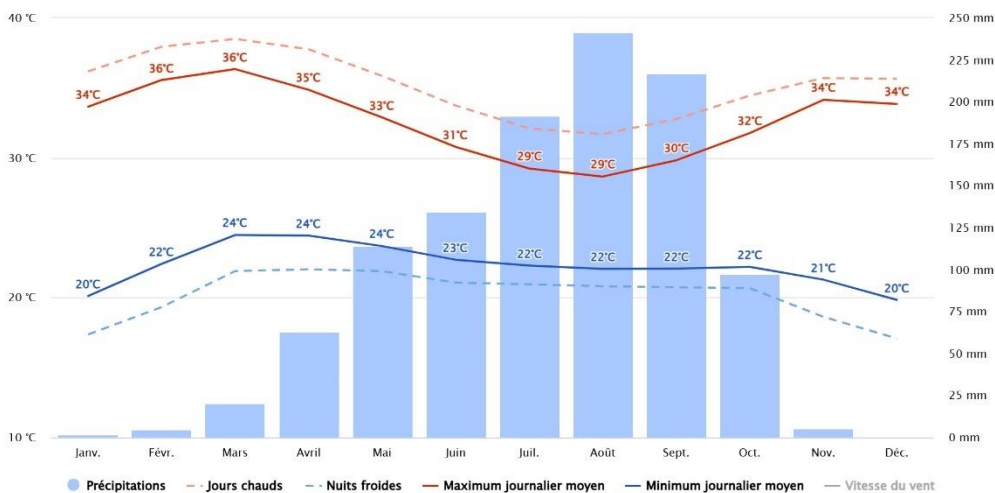


Figure 3::Diagramme ombrothermique de la ville de Parakou (Source : Meteoblue, données climatiques historiques, modèle ERA5T, Parakou.)

Le bassin de l'Okpara se situe dans une zone de transition entre le climat soudanien au nord et le climat sub-équatorial au sud. On qualifie généralement ce climat de tropical soudano-guinéen. Il se caractérise par une saison des pluies de mai à octobre, avec un pic en août, et une saison sèche de novembre à avril.

Les précipitations moyennes annuelles se situent entre 900 et 1 100 mm. Ces pluies sont majoritairement convectives, intenses et de courte durée. À partir du modèle SWAT sur la période 1968-2007, (Dossou-yovo, 2013) a calculé une précipitation moyenne de 1 075,8 mm/an à l'exutoire de Kaboua.

Les températures moyennes mensuelles varient entre 26°C et 30°C selon les saisons. Les maxima journaliers atteignent les 35 à 36°C en saison sèche, surtout au mois de mars et d'avril. L'évapotranspiration potentielle reste élevée sur tout le bassin, ce qui crée un déficit hydrique marqué en saison sèche, malgré des précipitations annuelles non négligeables (Ogouwalé, 2013).

(Sintondji et al., 2017) ont documenté les perceptions des producteurs du bassin à Kaboua : ceux-ci observent un démarrage tardif de la saison des pluies, une réduction de sa durée, une baisse des hauteurs pluviométriques, moins de jours de pluie et des températures en hausse. L'analyse statistique menée par (Ogouwalé, 2013) confirme la hausse des températures, la réduction du nombre de jours de pluie et la tendance à la baisse des pluies sur le long terme. Il y a donc un rapprochement entre ce que perçoivent les populations locales et ce que révèlent les données instrumentales.

3.3 Situation topographique

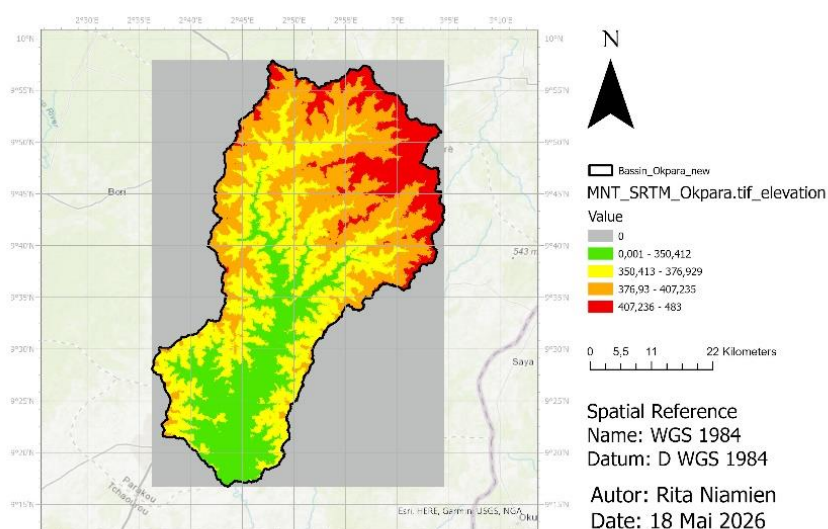


Figure 4: Topographie de la zone d'étude

Le MNT SRTM à 30 m de résolution montre un relief compris entre 301 m et 483 m d'altitude, soit une dénivelée totale d'environ 182 m (Figure 4). Les altitudes les plus élevées, entre 407 m et 483 m, se concentrent dans la partie nord-est du bassin, au niveau des reliefs du département du Borgou. La partie centrale est dominée par des altitudes intermédiaires, entre 350 m et 407 m. Plus au sud, les zones basses inférieures à 350 m apparaissent principalement autour de l'exutoire, près de Parakou. Ce gradient altitudinal du nord-est vers le sud-ouest oriente les écoulements vers l'exutoire.

3.4 Occupation du sol et dynamique anthropique

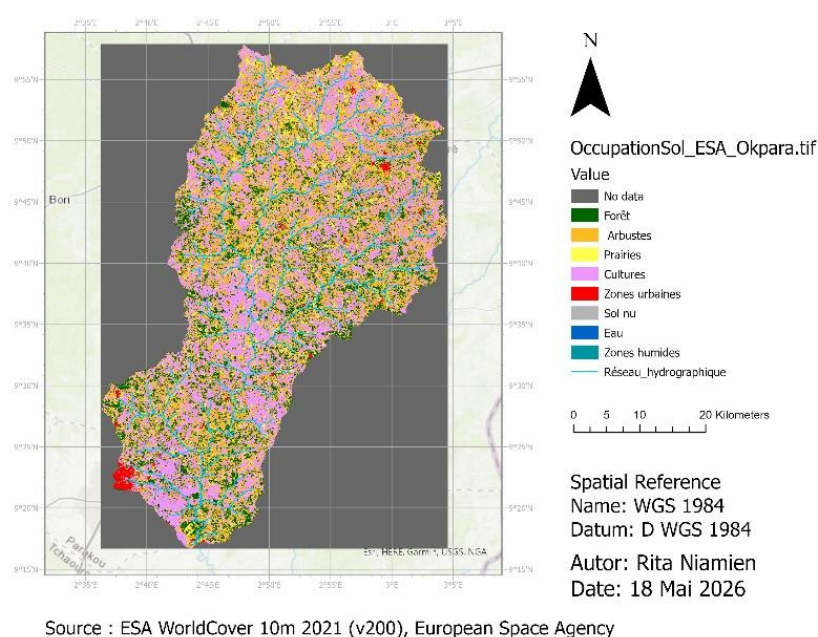


Figure 5: Occupation du sol de la zone d'étude

D'après les données ESA WorldCover 2021 à 10 m de résolution (Figure 5), les terres cultivées dominent largement l'occupation du sol du bassin, surtout dans les portions centrale et sud. Les formations arbustives occupent la deuxième place et se retrouvent de façon diffuse sur l'ensemble du territoire. Les prairies s'intercalent entre les espaces naturels et les zones de culture.

Les forêts subsistent sous forme fragmentée, surtout en galeries le long des cours d'eau et dans quelques secteurs isolés au nord. Les zones urbaines se concentrent beaucoup plus à Parakou, dans la partie sud du bassin. Les zones humides et les surfaces en eau restent limitées et se localisent surtout aux abords des principaux cours d'eau.

La pression anthropique sur le bassin est ancienne et s'est accentuée au fil du temps. Dans le sous-bassin de Nano, qui couvre les communes de Nikki, Pèrèrè, N'Dali, Parakou et Tchaourou, la population a quadruplé entre 1992 et 2012, passant de 155 164 à 608 015 habitants (Ogouwale et al., 2022). Sur la période 1985-2014, les formations naturelles ont perdu 22,62% de leur superficie, pendant que les terres agricoles progressaient de 38%, passant de 440 760 ha à 981 084 ha (Ogouwale et al., 2022).

Ces changements du couvert végétal affectent le fonctionnement hydrologique du bassin. La disparition progressive des forêts et des savanes au profit des cultures réduit la capacité des sols à l'interception et à l'infiltration, ce qui favorise le ruissellement. La dégradation des galeries forestières riveraines favorise aussi l'érosion des berges et le comblement des lits mineurs, modifiant ainsi le comportement des crues (Sinton et al., 2014).

4 Matériels et méthodes

4.1 Outils et environnement de calcul

L'ensemble des traitements a été réalisé en Python 3.x sous Jupyter Notebook. Le tableau ci-dessous récapitule les bibliothèques utilisées pour chaque étape de l'analyse, de la collecte des données jusqu'à la construction de la pluie de projet non stationnaire.

Tableau 3: Bibliothèques Python utilisées dans l'étude

Catégorie	Bibliothèque / Outil	Utilisation dans l'étude
Environnement	<i>Python 3.x</i>	Langage de programmation principal
	<i>Jupyter Notebook</i>	Environnement de développement interactif
Données	<i>pandas</i>	Gestion et manipulation des séries temporelles journalières et sub-journalières
	<i>numpy</i>	Calculs numériques, rééchantillonnage, opérations vectorielles
	<i>xarray</i>	Lecture et extraction des données CORDEX au format NetCDF
Statistiques et ajustement	<i>scipy.stats (gumbel_r.fit, genextreme.fit)</i>	Ajustement des lois de Gumbel et GEV par maximum de vraisemblance sur les maxima annuels
	<i>scipy.optimize (curve_fit)</i>	Calage non linéaire des paramètres a, b, c de la formule de Montana par moindres carrés
	<i>scipy.optimize (minimize, Nelder-Mead)</i>	Estimation des paramètres μ_0 , μ_1 et σ de la loi non stationnaire par minimisation de la log-vraisemblance négative
	<i>scipy.interpolate (interp1d)</i>	Correction de biais par quantile mapping (interpolation linéaire entre percentiles)
Tests de stationnarité	<i>pymannkendall</i>	Test de Mann-Kendall pour la détection de tendance monotone
	<i>Implémentation manuelle</i>	Test de Pettitt pour la détection de rupture dans la moyenne
Incertitude	<i>numpy.random (rng.choice)</i>	Génération des tirages bootstrap (B = 1000) pour l'estimation des intervalles de confiance à 95 %
Visualisation	<i>matplotlib</i>	Tracé des courbes IDF, hyétogrammes, séries temporelles et graphiques de tendance
	<i>openpyxl</i>	Export et mise en forme des résultats tabulaires au format Excel

La méthodologie générale est décrite dans la Figure 6. Elle s'organise en quatre blocs successifs. Le premier bloc couvre la collecte et le contrôle qualité des données pluviographiques locales et des produits satellitaires. Le deuxième bloc porte sur la construction des courbes IDF actuelles, depuis l'extraction des maxima annuels jusqu'au tracé des courbes IDF. Le troisième bloc traite la construction de la pluie de projet par la méthode de Chicago à partir des caractéristiques physiques du bassin. Le quatrième bloc analyse l'impact du changement climatique à partir des données CORDEX-Africa, en ajustant un modèle de Gumbel non stationnaire pour produire les courbes IDF et pluies de projet futures.



Figure 6: Schéma méthodologique général

4.2 Collecte et évaluation de la qualité des données pluviométriques

4.2.1 Sources de données

Deux types de données pluviométriques ont été mobilisés : Les données observées issues des stations météorologiques locales. Les données de terrain proviennent de deux pluviographes enregistreurs de type LOP (Logging Of Precipitation) situés dans le département du Borgou, au nord du Bénin.

La station de Parakou (code 1110010610) se situe à $9,3574^{\circ}$ de latitude Nord et $2,6126^{\circ}$ de longitude Est, à 427 m d'altitude. Elle est gérée par l'Agence Nationale de la Météorologie du Bénin (Météo Bénin) et par le réseau AMMA-CATCH ([AMMA-CATCH](#)) couvrant respectivement 30 ans et 24 ans de données disponibles.

La station de Bembéréké (code 1110010630) se situe à $10,2355^{\circ}\text{N}$ et $2,6735^{\circ}\text{E}$, à 420 m d'altitude. Elle est gérée par le réseau AMMA-CATCH avec 24 ans de données disponibles.

Les deux stations sont séparées de 98,38 km selon un axe nord-sud. Elles encadrent le bassin versant de l'Okpara et permettent de rendre compte du gradient pluviométrique latitudinal sur la zone d'étude. Les séries au pas de 5 minutes servent à l'extraction des maxima annuels pour le calcul des courbes IDF. Les séries journalières, plus longue, sont utilisées comme données pour évaluer la fiabilité des produits GEE pour le bassin de l'Okpara.

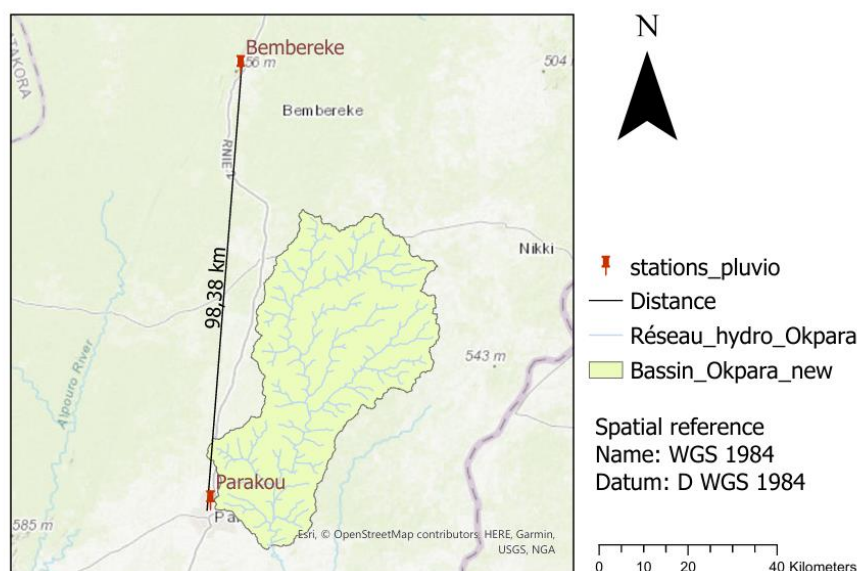


Figure 7 : Carte de localisation des stations pluviométriques du Bassin de l'Okpara (Bénin)

Les données satellitaires et de réanalyse sont des données extraites via Google Earth Engine (GEE). C'est une plateforme de traitement accessible sur internet qui permet d'accéder à de grandes archives de données géospatiales et d'effectuer des calculs directement sur les serveurs de Google (Gorelick et al., 2017)

Pour chaque produit, les précipitations journalières sont moyennées sur l'ensemble du bassin versant de l'Okpara à l'aide d'un réducteur spatial (`ee.Reducer.mean()`), appliqué au polygone du bassin à une résolution de 1 000 m, paramètre requis par la syntaxe de GEE pour l'application du réducteur, sans modifier la résolution native des produits sources.

Trois produits de précipitation sont utilisés en GEE.

- CHIRPS (Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data) est un produit semi-empirique développé par le Climate Hazards Group de l'Université de Californie Santa Barbara. Il combine des estimations infrarouges issues de satellites géostationnaires avec des données de stations au sol pour corriger les biais. Sa résolution spatiale est de $0,05^\circ$ (environ 5 km) et sa résolution temporelle est journalière. Les données sont disponibles depuis 1981. Dans cette étude, les séries sont extraites sur la période 1989-2024 via la collection GEE, identifiée UCSB-CHG/CHIRPS/DAILY.
- PERSIANN-CDR (Precipitation Estimation from Remotely Sensed Information using Artificial Neural Networks – Climate Data Record) est produit par le Center for Hydrometeorology and Remote Sensing (CHRS) de l'Université de Californie Irvine. Il repose sur un réseau de neurones artificiels entraîné sur des données radar et corrigé par les réanalyses NCEP/NCAR. Sa résolution spatiale est de $0,25^\circ$ (environ 27 km) et sa résolution temporelle est journalière. Les données sont disponibles depuis le 01 janvier 1983.
- ERA5-Land est une réanalyse atmosphérique produite par le Centre Européen pour les Prévisions Météorologiques à Moyen Terme (ECMWF). Elle combine un modèle physique de l'atmosphère avec des observations assimilées pour reconstruire des variables climatiques cohérentes dans le temps et l'espace. Sa résolution spatiale est de $0,1^\circ$ (environ 11 km) et sa résolution temporelle est journalière. Les données sont fournies directement à ce pas de temps via la collection GEE ECMWF/ERA5LAND/DAILY_AGGR, qui agrège en amont les données horaires natives d'ERA5-Land.

Tableau 4: Caractéristiques des sources de données pluviométriques utilisées dans l'étude

Data	Résolution temporelle	Résolution spatiale	Période	Sources
CHIRPS	Journalier	$0.05^{\circ} \times 0.05^{\circ}$	1989–2024	USGS and Climate Hazard Group
PERSIANN-CDR	Journalier	$0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$	1983–2024	UC Irvine / CHRS
ERA5 Land	Journalier	$0.1^{\circ} \times 0.1^{\circ}$	1979–2024	Copernicus C3S – ECMWF
Station de Parakou	Journalier 5 min	Locale	1994–2024 2000–2024	Météo bénin Réseau AMMA-CATCH
Station de Bemberéké	Journalier 5 min	Locale	2000–2024	Réseau AMMA-CATCH

4.2.2 Contrôle et traitement préliminaire

Avant toute utilisation, les séries pluviométriques des stations locales ont fait l'objet d'un traitement préliminaire.

Ce traitement a porté uniquement sur les données in situ brutes issues du réseau AMMA-CATCH, soit les séries à pas de temps 5 minutes de Parakou et de Bembéréké, ainsi que la série journalière de Bembéréké. Les données journalières de la station de Parakou, fournies par Météo Bénin, ont été reçues déjà nettoyées. Les données satellitaires (CHIRPS, PERSIANN-CDR) et de réanalyse (ERA5 Land) ont été extraites et filtrées directement via Google Earth Engine, sans traitement supplémentaire.

Pour les données AMMA-CATCH, les valeurs manquantes ont été identifiées sur l'ensemble de chaque série. Pour chaque valeur manquante, la période de l'année correspondante a été examinée afin de déterminer si elle tombait en saison sèche (novembre à avril) ou en saison des pluies (mai à octobre). Les valeurs manquantes en saison sèche ont été remplacées par zéro, cette substitution étant physiquement justifiée par l'absence quasi totale de précipitations durant cette période. Les valeurs manquantes en saison des pluies ont été conservées telles quelles. L'analyse porte donc sur les journées ayant des données disponibles. Ce choix garantit que seules les observations réelles entrent dans l'analyse et évite de modifier la distribution des précipitations enregistrées. Le détail des valeurs manquantes identifiées et corrigées est présenté dans le Tableau ci-dessous.

Tableau 5: Valeurs manquantes et traitement par station

Station	Pas de temps	Saison	Total données	Manquantes avant correction	Manquantes après correction
Parakou	5 min	Pluies	1 101 600	120 958 (11,0 %)	11%
		Sèche	1 528 389	278 022 (18,2 %)	0
Bembéréké	5 min	Pluies	1 528 390	50 892 (4,6 %)	4,6%
		Sèche	1 101 600	169 710 (11,1 %)	0
	24 h	Pluies	5 282	192 (5,0 %)	5%
		Sèche	3 825	590 (11,2 %)	0

4.2.3 Comparaison des sources

Afin d'évaluer la fiabilité des données disponibles, une comparaison entre les observations locales et les produits satellitaires a été réalisée aux pas de temps journalier et mensuel sur la période commune. Quatre indicateurs statistiques ont été calculés pour quantifier les écarts entre les différentes sources. Le coefficient de corrélation de Pearson (r) mesure la force de la relation linéaire entre les estimations et les observations :

$$r = \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum (x_i - \bar{x})^2 \times \sum (y_i - \bar{y})^2}} \quad (12)$$

où x_i est la valeur estimée, y_i la valeur observée, $\bar{x}$ et $\bar{y}$ leurs moyennes respectives. Sa valeur idéale est $r = 1$.

L'erreur quadratique moyenne (RMSE) quantifie l'amplitude moyenne des écarts :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (x_i - y_i)^2}{n}} \quad (13)$$

Sa valeur idéale est $RMSE = 0$.

Le critère d'efficacité de Kling-Gupta (KGE) combine en un seul indicateur la corrélation, la variabilité et le biais (Gupta et al., 2009) :

$$KGE = 1 - \sqrt{(r-1)^2 + (\alpha-1)^2 + (\beta-1)^2} \quad (14)$$

$$\alpha = \frac{\sigma_{est}}{\sigma_{obs}} \quad \text{et} \quad \beta = \frac{\bar{x}}{\bar{y}}$$

où r est le coefficient de corrélation de Pearson, α le ratio de variabilité ($\sigma_{est} / \sigma_{obs}$), et β le ratio de biais ($\bar{x} / \bar{y}$). Valeur idéale : $KGE = 1$. Une valeur supérieure à 0,75 indique d'excellentes performances (Knoben et al., 2019).

4.3 Construction des courbes IDF et pluies de projet traditionnelles

4.3.1 Extraction des maxima annuels

La construction des courbes IDF repose sur l'extraction des maxima annuels à partir des séries pluviométriques à différents pas de temps. Les maxima annuels ont été extraits à partir des données pluviométriques au pas de temps de 5 minutes des deux stations locales (Parakou et Bembéréké) sur la période 2000-2024, soit 24 ans de données.

Pour chaque durée d'agrégation (5 min, 15 min, 30 min, 1 h, 3 h, 6 h, 12 h et 24 h), les cumuls de pluie ont été calculés par fenêtre glissante. Une fenêtre glissante est une portion de série temporelle de longueur fixe qui avance pas à pas dans le temps. Pour une durée D en minutes, elle regroupe $D/5$ valeurs consécutives, où 5 correspond au pas de temps des données brutes en minutes, et en calcule la somme. Par exemple, pour une durée de 30 minutes, la fenêtre regroupe $30/5 = 6$ valeurs consécutives de 5 minutes. On obtient ainsi, pour chaque instant de la série, le cumul de pluie sur la durée choisie.

On obtient ainsi, pour chaque instant de la série, le cumul de pluie sur la durée choisie, formalisé par l'équation (1) :

$$P(t, D) = \sum_{i=0}^{\frac{D}{5} - 1} p(t - i) \quad (15)$$

$P(t, D)$: cumul de précipitation (mm) à l'instant t pour la durée D

$p(t - i)$: précipitation (mm) au pas de temps $t - i$

D : durée d'agrégation (minutes) : 5, 15, 30, 60, 180, 360, 720, 1440

t : instant courant de la série (pas de 5 minutes)

Pour une durée D , la fenêtre glissante nécessite $D/5$ valeurs consécutives pour être complète.

Une fois les cumuls glissants calculés pour chaque durée, le maximum annuel a été retenu pour chaque année. Cette méthode est connue sous le nom de série des maxima annuels (Annual Maximum Series, AMS). Elle consiste à ne conserver, pour chaque année, que la valeur la plus élevée observée pour chaque durée, indépendamment de la saison ou du mois. L'AMS est la méthode de référence en hydrologie pour l'analyse fréquentielle des précipitations extrêmes et la construction des courbes IDF (Koutsoyiannis et al., 1998 ; Willems, 2000).

$$AMS(a, D) = \max(P(t, D) \mid t \in \text{année } a) \quad (16)$$

$AMS(a, D)$: précipitation maximale annuelle (mm) pour l'année a et la durée D

a : année civile (2000 à 2024)

$P(t, D)$: cumul glissant défini à l'équation (4)

Enfin, une vérification de cohérence a été appliquée sur les résultats. Par définition physique, un cumul sur une durée longue ne peut pas être inférieur au cumul sur une durée plus courte pour la même année. Pour chaque année, le cumul maximum à 15 min doit donc être supérieur ou égal à celui à 5 min, celui à 30 min supérieur ou égal à celui à 15 min, et ainsi de suite jusqu'à 24 h. Cette vérification a confirmé la cohérence physique des maxima extraits pour les deux stations.

4.3.2 Vérification de la stationnarité

L'analyse fréquentielle repose sur l'hypothèse que les propriétés statistiques des séries ne varient pas dans le temps. Deux tests non paramétriques ont été appliqués pour vérifier cette hypothèse sur les huit séries de maxima annuels : le test de Mann-Kendall, qui détecte la présence d'une tendance monotone, et le test de Pettitt, qui détecte la présence d'une rupture dans la moyenne. Les deux tests sont appliqués au seuil $\alpha = 0,05$. Une p-value inférieure à 0,05 conduit au rejet de H_0 et indique une non-stationnarité.

Test de Mann-Kendall

Le test de Mann-Kendall repose sur la statistique S , qui comptabilise le nombre de paires concordantes et discordantes dans la série. Son hypothèse nulle H_0 est l'absence de tendance monotone. La statistique S est définie par :

$$S = \sum_{i < j} \text{sgn}(x_j - x_i) \quad (17)$$

x_i, x_j : valeurs de la série aux rangs i et j

sgn : fonction signe définie par :

$$\text{sgn}(x) = (+1 \text{ si } x > 0 ; 0 \text{ si } x = 0 ; -1 \text{ si } x < 0)$$

La variance de S , utilisée pour normaliser la statistique, est calculée comme suit :

$$\text{Var}(S) = \frac{n(n-1)(2n+5)}{18} \quad (18)$$

n : taille de l'échantillon

La statistique Z , qui suit asymptotiquement une loi normale standard $N(0, 1)$ sous H_0 , est déduite de S et de sa variance :

$$Z = \left(\frac{S - 1}{\sqrt{\text{Var}(S)}} \text{ si } S > 0 ; 0 \text{ si } S = 0 ; \frac{S + 1}{\sqrt{\text{Var}(S)}} \text{ si } S < 0 \right) \quad (19)$$

Z : statistique test comparée à la valeur critique $z_{\alpha/2} = 1,96$ au seuil $\alpha = 0,05$

Test de Pettitt

Le test de Pettitt détecte une rupture dans la moyenne d'une série. Son hypothèse nulle H_0 est l'absence de rupture. Il repose sur la statistique U_t , qui mesure l'écart de rang entre les observations avant et après chaque instant t potentiel de rupture :

$$U_t = \sum_{i=1}^t \sum_{j=t+1}^n \text{sgn}(x_j - x_i) \quad (20)$$

t : instant potentiel de rupture ($1 \leq t \leq n-1$)

x_i, x_j : valeurs de la série aux rangs i et j

La statistique K retient la valeur maximale de $|U_t|$ sur l'ensemble des instants potentiels :

$$K = (\max_{1 \leq t \leq n-1} |U_t|) \quad (21)$$

La p-value associée à K est estimée par la formule approchée de Pettitt (1979) :

$$p \approx 2 \exp\left(-\frac{6K^2}{n^3 + n^2}\right) \quad (22)$$

K : statistique de Pettitt

n : taille de l'échantillon

4.3.3 Ajustement statistique

La sélection d'une loi de distribution pour l'analyse des maxima annuels repose sur une comparaison statistique formelle entre la loi GEV et la loi de Gumbel. La loi GEV est le modèle général qui englobe trois familles selon la valeur de son paramètre de forme ξ , dont la loi de Gumbel est un cas particulier correspondant à $\xi = 0$. Tester les deux lois permet de vérifier si les données justifient le modèle général ou si la contrainte $\xi = 0$ est statistiquement suffisante. Les fonctions de répartition des deux lois sont définies comme suit :

Fonction de répartition GEV

$$F(x; \mu, \sigma, \xi) = \exp\left(-\left(1 + \xi \cdot \frac{x - \mu}{\sigma}\right)^{\frac{-1}{\xi}}\right) \quad (23)$$

μ : paramètre de position de la distribution

σ : paramètre d'échelle ($\sigma > 0$)

ξ : paramètre de forme qui détermine la famille de la loi (Fréchet si $\xi > 0$, Weibull si $\xi < 0$, Gumbel si $\xi = 0$) Définie pour $1 + \xi(x - \mu)/\sigma > 0$

Fonction de répartition Gumbel ($\xi = 0$)

$$F(x; \mu, \sigma) = \exp\left(-\exp\left(-\frac{x - \mu}{\sigma}\right)\right), \quad x \in \mathbb{R} \quad (24)$$

Cas limite de la GEV lorsque $\xi \rightarrow 0$

Pour chaque durée d'agrégation, les deux lois ont été ajustées par la méthode du maximum de vraisemblance (MV), qui consiste à trouver les valeurs de paramètres θ qui maximisent la fonction de log-vraisemblance suivante :

$$\ell(\theta) = \sum_{i=1}^n \ln f(x_i; \theta) \quad (25)$$

$\ell(\theta)$: log-vraisemblance de la loi ajustée $f(x_i)$;

$f(\theta)$: densité de probabilité de la loi évaluée en x_i pour les paramètres θ

La comparaison entre les deux lois s'appuie sur trois critères. Le premier est l'AIC (*Akaike Information Criterion*), qui pénalise la log-vraisemblance par le nombre de paramètres du modèle :

$$AIC = 2k - 2\ell(\theta) \quad (26)$$

k : nombre de paramètres estimés ($k = 2$ pour Gumbel, $k = 3$ pour GEV)

$\ell(\theta)$: log-vraisemblance évaluée aux paramètres estimés par maximum de vraisemblance

Le deuxième est le BIC (*Bayesian Information Criterion*), variante de l'AIC qui pénalise d'avantage l'ajout du paramètre supplémentaire ξ de la GEV par rapport aux deux paramètres μ et σ de Gumbel :

$$BIC = k \cdot \ln(n) - 2\ell(\hat{\theta}) \quad (27)$$

n : taille de l'échantillon (nombre de maxima annuels)

k : nombre de paramètres estimés

Le troisième est le test KS (Kolmogorov-Smirnov), qui mesure l'écart maximal entre la distribution empirique et la distribution théorique ajustée :

$$D_n = \sup_x |F_n(x) - F(x)| \quad (28)$$

$F_n(x)$: fonction de répartition empirique calculée à partir des données observées

$F(x)$: fonction de répartition théorique de la loi ajustée Rejet de H_0 si D_n dépasse la valeur critique au seuil $\alpha = 0,05$

Le ΔAIC , défini comme la différence d'AIC entre la GEV et Gumbel, est utilisé pour quantifier le gain de la GEV par rapport à Gumbel :

$$\Delta AIC = AIC_{GEV} - AIC_{Gumbel} \quad (29)$$

Une valeur négative de ΔAIC indique que la GEV améliore l'ajustement

La règle de sélection finale combine ces trois critères selon les conditions résumées dans le tableau ci-dessous.

Tableau 6: Règles de sélection entre la loi de Gumbel et la loi GEV

Condition	Interprétation	Loi retenue
$ \xi > 2$ ou ($\Delta AIC > 0$ et $p\text{-value KS GEV} < 0,05$)	GEV diverge sur petit échantillon	Gumbel
$\Delta AIC < -4$	Gain d'ajustement significatif de la GEV	GEV
Autres cas ($-4 \leq \Delta AIC$)	Gain marginal, parcimonie privilégiée	Gumbel

Pour s'assurer que les choix de loi restent cohérents malgré la taille limitée des séries, une simulation Monte Carlo a été réalisée pour chaque station. L'idée est assez simple : on génère des échantillons artificiels depuis une loi dont on connaît les paramètres, on applique les critères de sélection sur chacun, et on regarde combien de fois le bon choix est fait. En répétant ça 1000 fois, on obtient une idée claire de ce que l'AIC et le BIC sont capables de détecter selon la taille d'échantillon disponible (Laio et al., 2009).

Pour chaque station, des échantillons de taille réelle ont été tirés depuis une loi GEV ($n = 22$ pour Parakou, $n = 25$ pour Bembéréké), avec un paramètre de forme ξ qui varie entre -0,5 et 0,5. Sur chaque échantillon, les deux lois ont été ajustées par maximum de vraisemblance et l'AIC et le BIC ont été calculés. Le pourcentage de répétitions où la GEV obtient un critère inférieur à Gumbel a ensuite été tracé en fonction de ξ . Ce pourcentage reflète la capacité des critères à retrouver la bonne loi selon la valeur de ξ et la taille des séries disponibles.

4.3.4 Calcul des quantiles et intervalles de confiance

À partir de la loi de distribution retenue, les quantiles de précipitation ont été calculés pour les périodes de retour $T = 2, 5, 10, 20, 50$ et 100 ans. Pour une période de retour T , le quantile correspond à la hauteur de pluie associée à une probabilité de non-dépassement p :

$$p = 1 - \frac{1}{T} \quad (30)$$

p : probabilité de non-dépassement

T : période de retour (années)

Il est obtenu par inversion de la fonction de répartition F de la loi ajustée :

$$P(T) = F^{-1}\left(1 - \frac{1}{T}\right) \quad (31)$$

$P(T)$: quantile de précipitation (mm) pour la période de retour T

F^{-1} : fonction quantile (inverse de la fonction de répartition)

Pour chaque quantile, un intervalle de confiance à 95 % a été estimé par la méthode du bootstrap. Le bootstrap est une méthode de rééchantillonnage qui génère B échantillons artificiels par tirage aléatoire avec remise à partir de la série observée. Pour chaque échantillon, le quantile est recalculé. La distribution empirique des B quantiles obtenus permet d'estimer les bornes de l'intervalle de confiance:

$$IC_{95} = \left(Q\left(\frac{\alpha}{2}\right) ; Q\left(1 - \frac{\alpha}{2}\right) \right) \quad (32)$$

$Q(\alpha/2)$: percentile 2,5 % de la distribution bootstrap

$Q(1 - \alpha/2)$: percentile 97,5 % de la distribution bootstrap

α : seuil de signification ($\alpha = 0,05$)

Le nombre de tirages B a été fixé à 1000. Ce choix repose sur un compromis entre précision statistique et coût de calcul. En dessous de 500 tirages, les percentiles extrêmes de la distribution bootstrap sont instables et les bornes de l'intervalle de confiance varient d'une exécution à l'autre. À partir de 1000 tirages, la distribution empirique des quantiles converge et les bornes se stabilisent. Des valeurs supérieures à 1000, comme 5000 ou 10000, n'apportent pas d'amélioration significative de la précision pour des séries de longueur comparable à celle utilisée ici ($n = 24$ ans), mais multiplient le temps de calcul. $B = 1000$ est le seuil de référence couramment retenu dans la littérature hydrologique pour ce type d'application (Efron & Tibshirani, 1986).

4.3.5 Conversion des quantiles en intensités et construction des courbes IDF

La construction des courbes IDF repose sur deux étapes successives : la conversion des quantiles en intensités, puis le tracé des courbes à partir des points obtenus.

Pour chaque durée d'agrégation D et chaque période de retour T , l'intensité de précipitation est obtenue en divisant le quantile de hauteur de pluie par la durée exprimée en heures :

$$I(T, D) = \frac{P(T, D)}{D} \quad (33)$$

$I(T, D)$: intensité de précipitation (mm/h) pour la période de retour T et la durée D

$P(T, D)$: quantile de précipitation (mm) issu de l'ajustement statistique

D : durée d'agrégation exprimée en heures

Cette conversion est appliquée pour les huit durées d'agrégation (5 min, 15 min, 30 min, 1 h, 3 h, 6 h, 12 h et 24 h) et les six périodes de retour ($T = 2, 5, 10, 20, 50$ et 100 ans). On obtient ainsi un tableau de 6×8 valeurs d'intensité qui constituent les points IDF. Chaque ligne correspond à une période de retour et chaque colonne à une durée d'agrégation.

Ces points sont ensuite représentés graphiquement en portant les intensités en ordonnée et les durées en abscisse, pour chaque période de retour. Par convention, les deux axes sont tracés en échelle logarithmique, ce qui permet de linéariser la relation intensité-durée. En échelle log-log, la relation intensité-durée s'écrit :

$$\log(I) = \log(a) - c \cdot \log(D) \quad (34)$$

a, c : Paramètres de la loi intensité-durée

I : intensité (mm/h)

D : durée (heures)

Cette relation linéaire en échelle log-log facilite la lecture des courbes sur une large plage de valeurs. Chaque courbe relie les huit points d'intensité correspondant à une même période de retour. L'ensemble de ces courbes constitue le graphique IDF, qui représente la relation entre l'intensité de précipitation, la durée et la fréquence d'occurrence pour la station considérée.

IDF curve

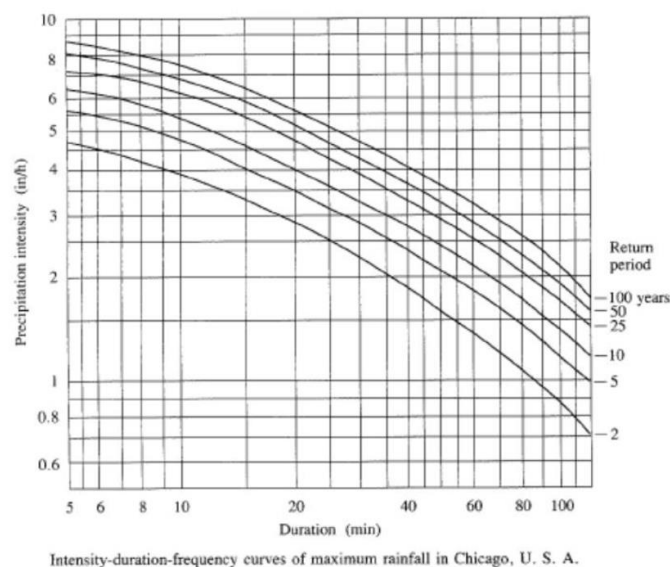


Figure 8: Exemple de courbe IDF (source : <https://image1.slideserve.com/1857634/idf-curve-l.jpg>)

4.4 Construction de la pluie de projet stationnaire

La construction de la pluie de projet nécessite de connaître le temps de concentration du bassin versant, qui détermine la durée au-delà de laquelle l'ensemble du bassin contribue simultanément à l'écoulement à l'exutoire et qui conditionne le choix de la durée de la pluie de projet. Le temps de concentration a été estimé par la formule de Kirpich (1940), appliquée avec L et h en mètres conformément à la pratique courante en hydrologie en Afrique de l'Ouest (Echeverri-Díaz et al., 2022) :

$$t_c = \left(\frac{3,35 \times 10^{-6} \times L^3}{h} \right)^{0,385} \quad (35)$$

t_c : temps de concentration (minutes)

L : longueur du talweg principal (mètres)

h : dénivellée entre l'altitude maximale et l'altitude à l'exutoire (mètres)

La pluie de projet est construite en deux étapes : le calage de la formule de Montana sur les courbes IDF, qui fournit une expression analytique continue de l'intensité en fonction de la durée, puis la distribution temporelle de cette pluie par la méthode de Chicago.

Calage de la formule de Montana

La formule de Montana est une relation empirique qui exprime l'intensité de précipitation en fonction de la durée pour une période de retour donnée. La forme complète à trois paramètres utilisée ici est :

$$I(D) = \frac{a}{(D + b)^c} \quad (36)$$

I(D) : intensité de précipitation (mm/h)

D : durée d'agrégation (heures)

a : paramètre d'échelle lié à l'intensité de référence

b : paramètre de décalage qui évite la singularité en $D = 0$

c : paramètre de forme qui contrôle la pente de la courbe en échelle log-log

Les trois paramètres a, b et c sont calés indépendamment pour chaque période de retour par la méthode des moindres carrés non linéaires, implémentée via la fonction curve fit de la bibliothèque scipy. La qualité de l'ajustement est évaluée par le coefficient de détermination R^2 et la racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE), définis par :

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{res}}{SS_{tot}} \quad (37)$$

SS_{res} : somme des carrés des résidus entre intensités observées et calculées

SS_{tot} : somme des carrés des écarts à la moyenne

$$RMSE = \left(\frac{1}{n} \sum (I_{obs} - I_{calc})^2 \right)^{1/2} \quad (38)$$

n : nombre de durées d'agrégation ($n = 8$)

I_{obs} , I_{calc} : intensités observée et calculée par Montana (mm/h)

Méthode de Chicago

La méthode de Chicago (Keifer et Chu, 1957) distribue temporellement la pluie en concentrant l'intensité maximale à une fraction r de la durée totale D . Elle est la plus utilisée en hydrologie de projet car elle reproduit la structure temporelle des averses observées, avec une montée progressive vers le pic et une décroissance après celui-ci. La position du pic est définie par :

$$t_{pic} = r \cdot D \quad (39)$$

t_{pic} : instant du pic d'intensité (heures)

r : coefficient de position du pic (compris entre 0 et 1)

D : durée totale de la pluie (heures)

L'intensité instantanée est calculée différemment avant et après le pic. Avant le pic, pour un temps t_a mesuré à rebours depuis le pic, l'intensité est :

$$i_{avant}(t_a) = \frac{a}{r} \cdot \frac{(1 - c) \cdot \frac{t_a}{r} + b}{\left(\frac{t_a}{r} + b\right)^{c+1}} \quad (40)$$

t_a : temps écoulé depuis le début jusqu'au pic ($t_a = t_{pic} - t$)

Après le pic, pour un temps t_b mesuré depuis le pic, l'intensité est :

$$i_{après}(t_b) = \frac{a}{1 - r} \cdot \frac{(1 - c) \cdot \frac{t_b}{1 - r} + b}{\left(\frac{t_b}{1 - r} + b\right)^{c+1}} \quad (41)$$

t_b : temps écoulé depuis le pic ($t_b = t - t_{pic}$)

La hauteur totale de pluie du hyétogramme est normalisée pour correspondre à la hauteur théorique issue de la formule de Montana pour la durée D :

$$P_{totale} = I(D) \cdot D = \frac{a}{(D + b)^c} \cdot D \quad (42)$$

P_{totale} : hauteur totale de pluie (mm)

D : durée totale de la pluie (heures)

4.5 Prise en compte du changement climatique

4.5.1 Données et extraction spatiale

Les précipitations projetées sont issues du programme CORDEX (COordinated Regional climate Downscaling EXperiment) pour le domaine d'Afrique à la résolution 0,44°. Le modèle climatique régional retenu est le Rossby Centre regional Atmospheric model version 4 (RCA4) de l'institut suédois de météorologie et d'hydrologie (SMHI). Ce modèle est piloté par trois modèles de circulation générale (GCM) distincts qui sont ICHEC-EC-EARTH, MPI-M-MPI-ESM-LR et MIROC-MIROC5. Dosio et al. (2021) montrent que les modèles climatiques régionaux (RCM) de CORDEX reproduisent mieux les statistiques de précipitation que les GCM globaux surtout pour l'intensité journalière et les extrêmes, ce qui justifie ce choix pour l'analyse des pluies extrêmes. Les données journalières couvrent la période de 1951 à 2005 pour le scénario historique et de 2006 à 2100 pour le scénario RCP4.5 (Representative Concentration Pathway). Elles ont été téléchargées depuis le portail Earth System Grid Federation (ESGF). Le recours à trois modèles globaux distincts permet de répondre à l'incertitude inter-modèles sur les extrêmes de précipitation en Afrique de l'Ouest.

L'extraction spatiale a été réalisée par masque géographique sur la boîte englobant le bassin de l'Okpara (entre 9,27°N et 9,97°N en latitude et entre 2,60°E et 3,08°E en longitude). Une seule cellule CORDEX a été capturée à 9,680° de latitude Nord et 2,640° de longitude Est. Les précipitations journalières ont été converties de kg/m²/s en mm/jour selon :

$$P_{\text{ mm/jour}} = P_{\text{ kg/m}^2/\text{s}} \times 86\,400 \quad (43)$$

$P_{\text{ mm/jour}}$: précipitation journalière (mm/jour)

86 400 : nombre de secondes par jour

Les deux séries (historique et RCP4.5) ont été concaténées pour former une série continue de 150 ans soit de 1951 à 2100.

4.5.2 Correction de biais

Les sorties des modèles régionaux climatiques conservent des biais hérités du GCM pilote et des paramétrisations du modèle régional (Dosio et al., 2021). La méthode retenue est le quantile mapping, qui corrige la distribution statistique du CORDEX en la faisant correspondre à celle d'une référence observée.

Les observations de la station de Parakou de Météo-Benin (1994-2024) ont été retenues comme référence locale. Elles représentent des mesures ponctuelles réelles qui capturent mieux la variabilité locale des précipitations extrêmes, ce qui est plus adapté pour le dimensionnement d'ouvrages hydrauliques locaux. La période de chevauchement avec le CORDEX historique est de 12 ans (1994-

2005), ce qui est suffisant pour le quantile mapping mais limite la robustesse pour les périodes de retour élevées.

Le quantile mapping est appliqué au pas de temps journalier. Pour chaque percentile p compris entre 0 et 100, la fonction de correction est définie par :

$$F_{corr}(x) = F_{obs}^{-1}(F_{CORDEX}(x)) \quad (44)$$

$F_{corr}(x)$: valeur corrigée du CORDEX

F_{obs} : fonction de répartition empirique de la référence observée sur la période de calibration

F_{CORDEX} : fonction de répartition empirique du CORDEX sur la même période de calibration

La fonction de correction est interpolée linéairement entre les percentiles et appliquée à l'ensemble de la série CORDEX 1951–2100. Les valeurs hors de la plage de calibration sont assignées aux percentiles extrêmes.

4.5.3 Construction des courbes IDF non stationnaires

La construction des courbes IDF futures repose sur deux étapes principales.

La première étape consiste à estimer les pourcentages d'augmentation des précipitations extrêmes à partir des données CORDEX corrigées. Un modèle de Gumbel stationnaire est ajusté sur les maxima annuels journaliers de la période historique 1951–2005, ce qui fournit les quantiles de référence pour six périodes de retour (2, 5, 10, 20, 50 et 100 ans). Sur la période future 2006–2100, un modèle de Gumbel non stationnaire est ajusté, avec un paramètre de position variant linéairement dans le temps selon :

$$\mu(t) = \mu_0 + \mu_1 \times t \quad (45)$$

$\mu(t)$: paramètre de position de la loi de Gumbel à l'année t

t : le nombre d'années écoulées depuis 2006.

μ_0 : le paramètre de position

μ_1 : la dérive annuelle du paramètre de position

Les paramètres μ_0 , μ_1 et σ sont estimés par minimisation de la log-vraisemblance négative via l'algorithme de Nelder-Mead :

$$\ell(\mu_0, \mu_1, \sigma) = \sum [\ln(\sigma) + z_i + \exp(-z_i)] \quad (46)$$

$\ell(\mu_0, \mu_1, \sigma)$: log-vraisemblance négative à minimiser

σ : paramètre d'échelle de la loi de Gumbel, fixe sur toute la période

z_i : variable réduite associée à l'observation i

$$\text{où } Z_i = \frac{(x_i - \mu(t_i))}{\sigma}$$

x_i : maximum annuel observé à l'année t_i

Les quantiles futurs sont calculés pour trois horizons définis par leurs années médianes : 2016 pour 2006–2026, 2038 pour 2027–2050 et 2075 pour 2051–2100. Le quantile associé à la période de retour T à l'instant t est obtenu par inversion de la fonction de répartition de Gumbel :

$$Q(T, t) = \mu(t) - \sigma \times \ln\left(-\ln\left(1 - \frac{1}{T}\right)\right) \quad (47)$$

Les pourcentages d'augmentation sont ensuite calculés par rapport aux quantiles historiques pour chaque période de retour. Les pourcentages négatifs, observés pour H1 sur les faibles périodes de retour, sont remplacés par 0 % afin de ne pas réduire les quantiles de dimensionnement en dessous des valeurs historiques.

La deuxième étape consiste à appliquer ces pourcentages aux courbes IDF locales historiques de Parakou, établies pour huit durées de 5 minutes à 24 heures. Pour chaque durée d et chaque période de retour T , le quantile futur est calculé selon :

$$Q_{fut}(T, d) = Q_{hist}(T, d) \times \left(1 + \frac{\Delta(T)}{100}\right) \quad (48)$$

où $\Delta(T)$ est le pourcentage d'augmentation estimé pour la période de retour T à partir du modèle CORDEX non stationnaire.

Cette approche repose sur l'hypothèse que le changement climatique affecte toutes les durées de manière proportionnelle à ce qui est estimé pour la durée journalière. Cette hypothèse est simple mais couramment retenue dans la littérature sur les IDF non stationnaires lorsque les données climatiques sub-journalières ne sont pas disponibles (Cheng & AghaKouchak, 2014; Ganguli & Coulibaly, 2019).

4.5.4 Construction de la pluie de projet non stationnaire

La pluie de projet future est construite à partir des courbes IDF non stationnaires de Parakou selon la méthode de Chicago. Cette méthode permet de distribuer temporellement la pluie de projet en tenant compte de la position du pic d'intensité au sein de l'événement.

Les paramètres de Montana sont d'abord recalibrés pour chaque horizon futur. La loi de Montana est ajustée sur les intensités IDF futures pour $T = 100$ ans et les huit durées disponibles (5 min à 24 h), par minimisation des moindres carrés non linéaires :

$$I = \frac{a}{(d + b)^c} \quad (49)$$

où I est l'intensité (mm/h),

d la durée (h)

et a , b , c les paramètres calibrés pour chaque horizon H1 2006–2026, H2 2027–2050 et H3 2051–2100.

L'hyétogramme de Chicago est ensuite construit pour chaque horizon à partir des paramètres Montana recalibrés. Les intensités instantanées avant et après le pic sont calculées selon :

$$i_{av}(t_a) = \frac{a}{r} \times \frac{(1 - c) \times u + b}{(u + b)^{c+1}} \quad \text{avec } u = \frac{t_a}{r} \quad (50)$$

$$i_{ap}(t_b) = \frac{a}{1 - r} \times \frac{(1 - c) \times u + b}{(u + b)^{c+1}} \quad \text{avec } u = \frac{t_b}{1 - r} \quad (51)$$

où t_a est le temps avant le pic,

t_b le temps après le pic

et r le coefficient de position du pic.

La durée de la pluie de projet est fixée à 8 heures, correspondant au temps de concentration du bassin arrondi à l'heure supérieure ($T_c = 7,8$ h). Le pas de temps est de 1 heure et le coefficient r est fixé à 0,4, ce qui place le pic d'intensité à 3,2 heures après le début de l'événement.

La lame totale de chaque hyétogramme est normalisée pour correspondre exactement à la hauteur théorique issue de la loi de Montana sur 8 heures :

$$P_{théorique} = I(8h) \times 8 = \frac{a}{(8 + b)^c} \times 8 \quad (52)$$

Les hyétogrammes historique et futurs sont comparés afin d'évaluer l'augmentation de la lame totale et de l'intensité de pointe sous les trois horizons climatiques RCP4.5.

4. Résultats

4.1 Qualité des données et comparaison des sources

4.1.1 Régime pluviométrique

4.1.1.1 Station de Parakou

Au pas de temps journalier, les précipitations issus de Météo Benin sont plus concentrées sur la saison des pluies. Les événements intenses restent rares. Sur 30 ans, 110 jours dépassent 50 mm et seulement 11 jours dépassent les 100 mm. Le maximum absolu atteint 165,2 mm, enregistré le 4 août 1995.

Au pas de temps mensuel, la montée en saison est progressive. Les cumuls moyens passent de 32 mm en mars à 83 mm en avril, puis 123 mm en mai. Le pic moyen est atteint en septembre avec 231 mm, suivi de près par août (222 mm) et juillet (193 mm). Certaines années, les mois les plus humides dépassent largement ces moyennes, avec un maximum mensuel de 440 mm enregistré en août 1995. La

descente est rapide, avec 118 mm en octobre puis un retour à des cumuls mensuels inférieurs à 10 mm dès le mois de novembre.

Sur le pas de temps annuel, les précipitations varient d'une année à l'autre. Les pluies de l'année 1995 sont les plus élevées avec 1472 mm, tandis que l'année 2015 enregistre les pluies les plus faibles avec 808 mm, soit une différence de 664 mm. Avec une moyenne annuel de 1184 mm/an.



Figure 9: Régime pluviométrique journalière, mensuel et annuel de la station de Parakou de l'année 1994 à 2024

4.1.1.2 Station de Bembéréké

La station de Bembéréké enregistre une pluie annuelle moyenne de 1062 mm/an sur la période 2000-2024, soit 122 mm de moins que Parakou (Figure 9). Ce gradient nord-sud est cohérent avec la zone climatique soudanienne du nord du Bénin.

Au pas de temps journalier, les pluies extrêmes ont lieu moins souvent qu'à Parakou. Sur 25 ans de données, 67 jours ont plus de 50 mm de pluies et seulement 4 jours dépassent les 100 mm. La pluie maximale atteint les 114,3 mm mesurée le 9 septembre 2022.

Au niveau du pas de temps mensuel, les précipitations moyennes passent de 11 mm en mars à 51 mm en avril, puis atteignent les 118 mm en mai. Le mois de septembre enregistre un pic moyen avec 241 mm, suivi de près par le mois d'août (233 mm) et de juillet (173 mm). La pluie maximale au niveau mensuel observée sur toute la série atteint 482 mm en août 2018. Avec une descente brusque jusqu'à 85 mm en octobre et des valeurs quasi nulles dès le mois de novembre indiquant une saison sèche plus prononcée que dans la ville de Parakou.

En ce qui concerne le pas de temps annuel, l'année 2022 présente le taux d'humidité le plus élevé avec 1439 mm, tandis que 2023 enregistre les pluies les plus faibles avec seulement 649 mm, soit un écart de 790 mm entre ces deux années.



Figure 10: Regime pluviométrique de la station de Bembéréké

4.1.1.3 Produits satellitaires et réanalyse

Les trois produits reproduisent bien le cycle saisonnier avec une saison des pluies de mai à octobre bien marquée (Figure 11). En revanche, les intensités journalières sont largement sous-estimées par rapport aux observations locales.

CHIRPS affiche une moyenne des maxima annuels de 42 mm/jour. Les valeurs les plus élevées sont enregistrées en 2021 (65 mm) et en 2001 (60 mm). Sur toute la période, seulement 8 jours dépassent les 50 mm et aucun jour ne dépasse les 100 mm. ERA5-Land présente la moyenne des maxima annuels la plus élevée des trois produits, avec 53,7 mm/jour. Certaines années ressortent nettement, notamment 2013 avec 97 mm et 1996 avec 87 mm. Malgré ces pics, ERA5-Land ne franchit jamais le seuil de 100 mm et compte 24 jours au-dessus de 50 mm sur l'ensemble de la série. PERSIANN-CDR est le produit le plus limitant, avec une moyenne des maxima annuels de seulement 35 mm/jour. Le maximum absolu atteint 53 mm en 2022, et 2 jours dépassent 50 mm sur toute la période.

Aucun des trois produits ne tient donc compte des événements extrêmes.

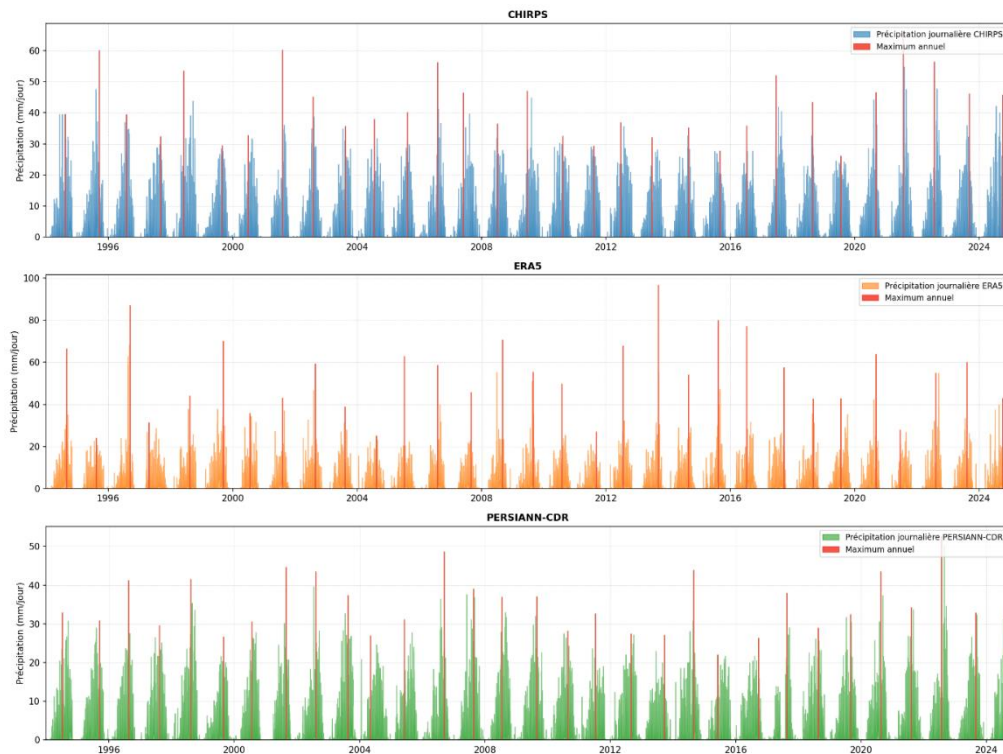


Figure 11: Précipitations journalières des produits satellitaires et de réanalyse sur le bassin de l'Okpara, sur la période de couverture des données disponibles (1994-2024)

4.1.2 Comparaison des sources de précipitations

4.1.2.1 Comparaison des deux stations

Les stations de Parakou et de Bembéréké au pas de temps journalier ne sont pratiquement pas corrélées. On obtient des valeurs du coefficient de corrélation de Pearson (r) égal à 0,07, du Kling-Gupta Efficiency (KGE) égal à 0,06 et du Root Mean Square Error (RMSE) égal à 13 mm/jour. Ce résultat s'explique par l'origine convective des précipitations dans cette région. Une cellule orageuse couvre rarement plus de quelques dizaines de kilomètres, bien moins que les 98 km qui séparent les deux stations. Une averse intense peut donc toucher Parakou sans atteindre Bembéréké le même jour, et inversement.

Au pas de temps mensuel, les résultats s'avèrent bien meilleurs. La corrélation entre les deux stations atteignent des valeurs de 0,82 pour le coefficient de corrélation de Pearson, 0,79 pour le KGE et 61 mm/mois pour le RMSE.

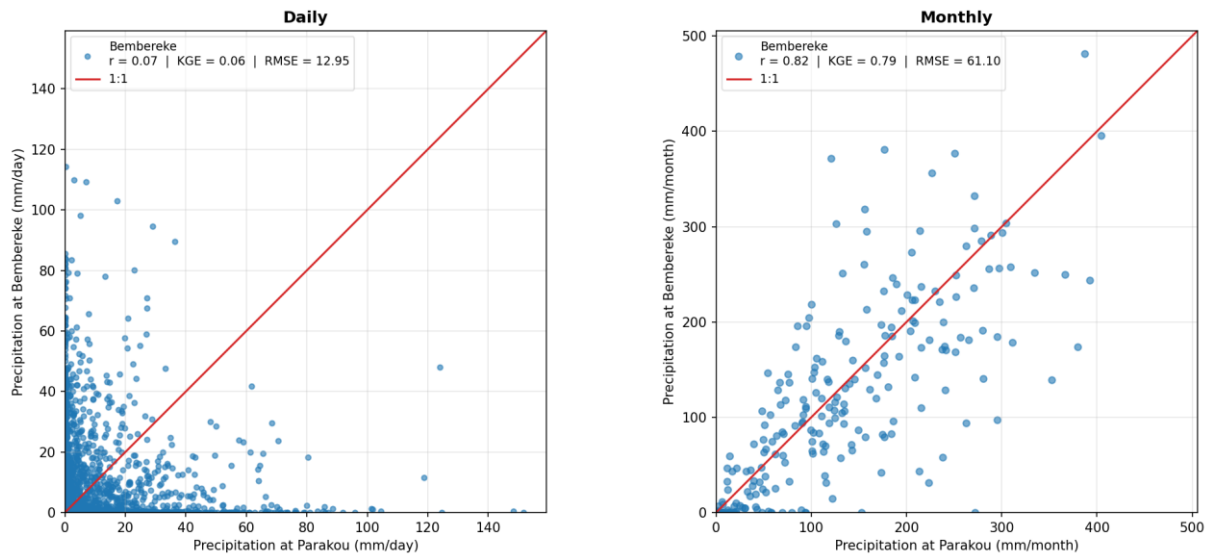


Figure 12: Analyse de cohérence entre les stations de Parakou et de Bembéréké de 2000 à 2024

5.1.2.2 Comparaison des produits satellitaires et de réanalyse par rapport aux observations locales

La comparaison entre les observations de Parakou et les trois produits satellitaires sur la période 1994-2024 montre des performances contrastées selon le pas de temps (Figure 13).

Au pas de temps journalier, les trois produits affichent des performances faibles. CHIRPS obtient $r = 0,37$, $KGE = 0,27$ et $RMSE = 10$ mm/jour. PERSIANN-CDR donne des résultats proches avec $r = 0,36$, $KGE = 0,22$ et $RMSE = 10$ mm/jour. ERA5-Land est le moins performant avec $r = 0,29$, $KGE = 0,18$ et $RMSE = 10$ mm/jour. Les trois produits peinent à bien reproduire les événements pluvieux individuels. Ce résultat est cohérent avec ce qui a été observé sur les séries journalières, où les pics d'intensité dépassant 100 mm/jour à la station ne sont jamais atteints par les produits satellitaires.

Au niveau mensuel, les trois produits présentent de meilleures performances. Les produits de CHIRPS se distinguent par une valeur de 0,93 pour le coefficient de corrélation r et 0,91 pour le KGE. Les données de PERSIANN-CDR obtiennent $r = 0,87$ et un KGE de 0,84 tandis qu'ERA5-Land donne un r de 0,84 et un KGE égal à 0,83. Concernant le RMSE mensuel, CHIRPS affiche l'erreur la plus faible avec 36 mm/mois, suivi de 49 mm/mois pour PERSIANN-CDR et 57 mm/mois pour ERA5-Land. Les produits de CHIRPS ressortent donc comme le produit avec les meilleures résultats sur Parakou à cette échelle.

Tableau 7: Indicateurs de performance au pas de temps journalier de Parakou

Pas de temps journalier				
Station	Produit	r	KGE	RMSE (mm/jour)
Parakou	CHIRPS	0,37	0,27	10
Parakou	ERA5	0,29	0,18	10
Parakou	PERSIANN-CDR	0,36	0,22	10

Tableau 8: Indicateurs de performance au pas de temps mensuel de Parakou

Pas de temps mensuel				
Station	Produit	r	KGE	RMSE (mm/mois)
Parakou	CHIRPS	0,93	0,91	36
Parakou	ERA5	0,84	0,83	57
Parakou	PERSIANN-CDR	0,87	0,84	49

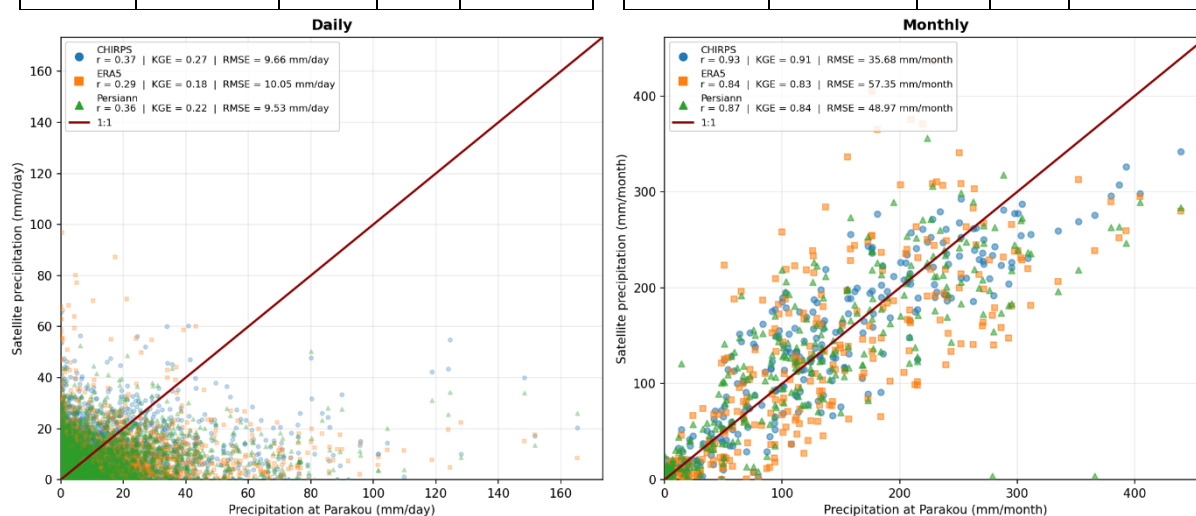


Figure 13: Comparaison des précipitations observées et satellitaires à Parakou

La comparaison entre les observations de Bembéréké et les trois produits satellitaires sur la période 2000-2024 montre des résultats similaires à ceux obtenus pour Parakou (Figure 13).

Au pas de temps journalier, les performances s'avèrent faibles pour les trois produits. CHIRPS obtient une valeur de $r = 0,35$, un KGE de 0,27 et une RMSE de 9 mm/jour. PERSIANN-CDR obtient r de 0,32, KGE égal à 0,21 et une RMSE de 9 mm/jour. ERA5-Land affiche les résultats les moins performants avec $r = 0,28$, $KGE = 0,19$ et $RMSE = 9$ mm/jour.

Concernant le pas de temps mensuel, les résultats s'améliorent de façon assez nette. ERA5-Land fait une légère différence avec le KGE le plus élevé (0,86) et un coefficient $r = 0,87$. CHIRPS affichent un r de 0,89 et un KGE de 0,83, et c'est également lui qui a le RMSE mensuel le plus faible avec 47 mm/mois. PERSIANN-CDR obtient un r de 0,84 et KGE égale à 0,79, avec un RMSE de 55 mm/mois.

À Bembéréké, CHIRPS et ERA5 ont des résultats assez proches au niveau mensuel contrairement à Parakou où CHIRPS présentait clairement les meilleurs produits.

Tableau 9: Indicateurs de performance au pas de temps journalier de Bembéréké

Pas de temps journalier				
Station	Produit	r	KGE	RMSE (mm/jour)
Bembéréké	CHIRPS	0,35	0,27	9
Bembéréké	ERA5	0,28	0,19	9
Bembéréké	PERSIANN-CDR	0,32	0,21	9

Tableau 10: Indicateurs de performance au pas de temps mensuel de Bembéréké

Pas de temps mensuel				
Station	Produit	r	KGE	RMSE (mm/mois)
Bembéréké	CHIRPS	0,89	0,83	47
Bembéréké	ERA5	0,87	0,86	50
Bembéréké	PERSIANN-CDR	0,84	0,79	55

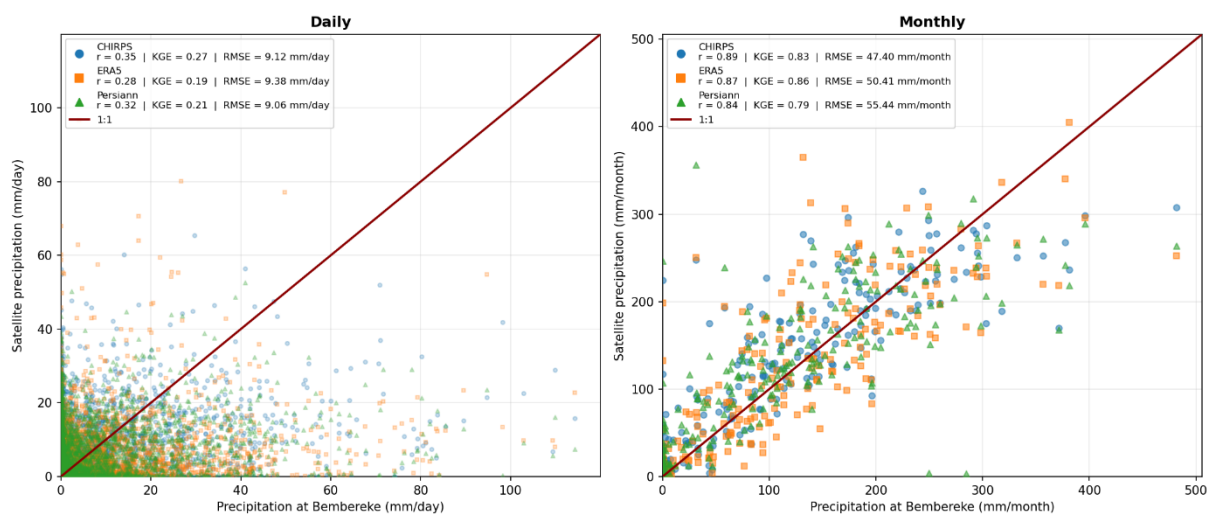


Figure 14: Comparaison des précipitations observées et satellitaires à Bembéréké

4.2 Construction des courbes IDF et pluie de projet traditionnelle

4.2.1 Extraction des maximas annuelles

4.2.1.1 Station de Parakou

Les maxima annuels ont été extraits à partir des séries pluviométriques à pas de temps de 5 minutes de la station de Parakou sur la période 2000-2024. Les années 2006 (aucune donnée disponible) et 2013 (41.9% de données manquantes) ont été exclues en raison de lacunes trop importantes dans les séries brutes d'où l'on observe 23 ans de données disponibles.

Pour chaque durée d'agrégation (5 min, 15 min, 30 min, 1 h, 3 h, 6 h, 12 h et 24 h), le calcul des cumuls a été fait par fenêtre glissante pour sélectionner le maximum annuel pour chaque année. Les maximums annuels moyens varient entre 12 mm pour 5 minutes et 98 mm pour 24 heures. Les valeurs les plus élevées de la série atteignent les 15 mm à 5 min en 2019 et les 152 mm à 24 h en 2018.

En vérifiant la cohérence physique, les maxima annuels augmentent bien avec la durée pour presque toutes les années. À l'exception de l'année 2016 où les maxima annuels à 12 h et 24 h sont identiques (73 mm), ce qui reste physiquement acceptable.

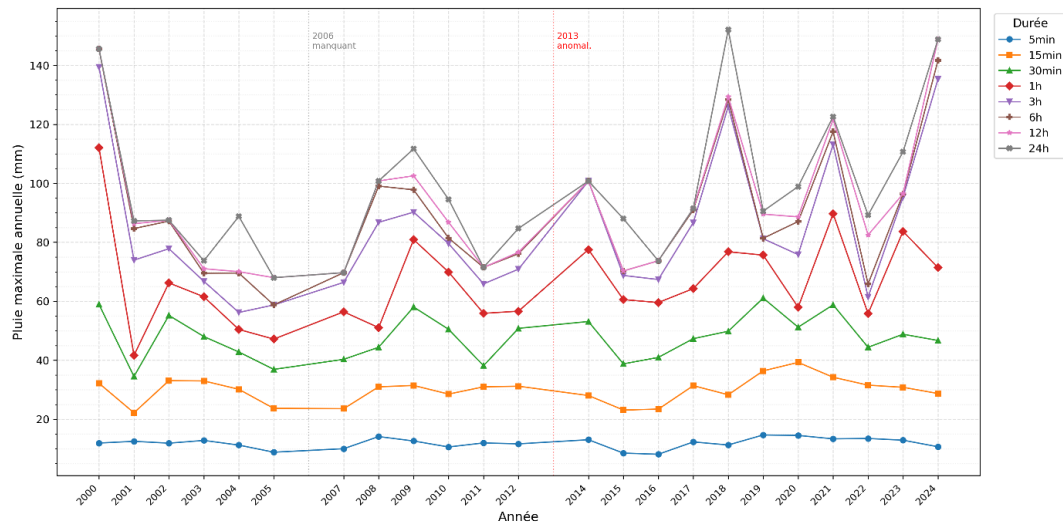


Figure 15: Maxima annuels des précipitations par durée d'agrégation à la station de Parakou (2000-2024) avec les années 2006 et 2013 exclues en raison de lacunes importantes dans les données brutes.

4.2.1.2 Station de Bembéréké

Les maxima annuels ont été extraits à partir des séries à pas de temps de 5 minutes de la station de Bembéréké sur la période 2000-2024, soit 25 ans de données complètes. Contrairement à Parakou, aucune année n'a été exclue. Les maxima annuels moyens varient de 13 mm à 5 min à 86 mm à 24 h. Les valeurs maximales absolues atteignent 16 mm à 5 min (2020) et 146 mm à 24 h (2017). Par rapport à Parakou, les maxima moyens sont légèrement inférieurs pour les durées longues. La vérification de cohérence physique révèle quatre cas où des durées adjacentes présentent des valeurs identiques (3 h = 6 h en 2011 et 2016, 12 h = 24 h en 2005 et 2007). Ces égalités sont physiquement acceptables et ne traduisent pas d'erreur dans les données.

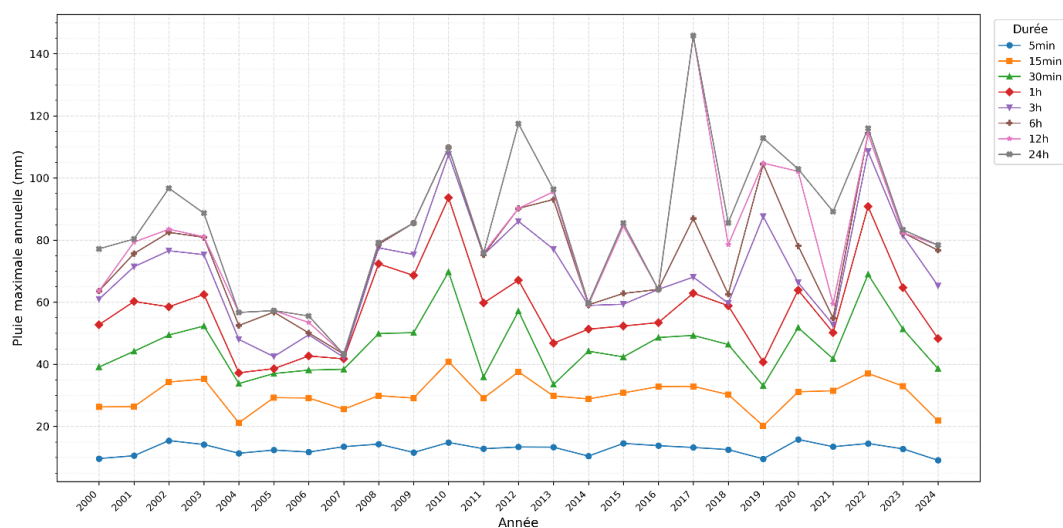


Figure 16: Maxima annuels des précipitations par durée d'agrégation à la station de Bembéréké (2000-2024)

4.2.2 Tests de stationnarité avec les tests de Mann-Kendall et de Pettitt

Tableau 11: Résultats des tests de Mann-Kendall et de Pettitt sur les maxima annuels des deux stations

Station	Durée	Mann-Kendall Z	Mann-Kendall p	Pettitt K	Pettitt p	Conclusion
Parakou	5 min	0,89	0,37	47	0,70	Stationnaire
	15 min	0,53	0,59	31	1,00	Stationnaire
	30 min	0,79	0,43	40	0,94	Stationnaire
	1 h	1,58	0,11	61	0,34	Stationnaire
	3 h	1,43	0,15	55	0,48	Stationnaire
	6 h	1,21	0,22	47	0,70	Stationnaire
	12 h	1,58	0,11	61	0,34	Stationnaire
	24 h	1,90	0,06	73	0,16	Stationnaire
Bembéréké	5 min	0,30	0,76	43	1	Stationnaire
	15 min	1,19	0,23	72	0,29	Stationnaire
	30 min	0,72	0,47	42	1	Stationnaire
	1 h	0,72	0,47	44	0,98	Stationnaire
	3 h	0,96	0,34	46	0,91	Stationnaire
	6 h	1,14	0,25	50	0,79	Stationnaire
	12 h	1,66	0,09	78	0,21	Stationnaire
	24 h	1,66	0,09	83	0,16	Stationnaire

Les tests de stationnarité ont été effectués par les tests de Mann-Kendall et de Pettitt sur les huit séries de maxima annuels pour les deux stations sur la période de 2000 à 2024.

À Parakou, le test de Mann-Kendall indique une tendance à la hausse non significative pour les huit durées. Les p-values vont de 0,06 pour la durée de 24 h à 0,59 pour la durée de 15 min. Les statistiques Z sont comprises entre 0,53 et 1,90. La durée 24h obtient la valeur la plus élevée ($Z = 1,90$, $p = 0,06$) proche du seuil de 5% sans l'atteindre. À Bembéréké, la même tendance à la hausse non significative est observée sur toutes les durées. Les p-values varient entre 0,09 pour les durées de 12 h et 24 h et 0,76 pour la durée de 5 min. Les statistiques Z se retrouvent entre 0,30 et 1,66. Les durées de 12 h et de 24 h présentent les valeurs les plus hautes avec Z égal à 1,66 et p de 0,09, sans pour autant atteindre le seuil de significativité.

Le test de Pettitt ne détecte aucune rupture importante dans les séries des deux stations. À Parakou, les p-values sont toutes supérieures à 0,05, entre 0,16 pour la durée 24 h et 1,00 pour la durée 15 min. À Bembéréké, les résultats vont dans le même sens, avec des p-values allant de 0,16 pour la durée 24 h à 1,00 pour les durées 5 min et 30 min.

Aucune année de rupture n'a été retenue pour aucune des deux stations. Les deux tests confirment la stationnarité des séries de maxima annuels à Parakou et à Bembéréké. Les données des deux stations

peuvent donc être utilisées pour le calage des lois statistiques dans le cadre de la construction de la pluie de projet traditionnelle.

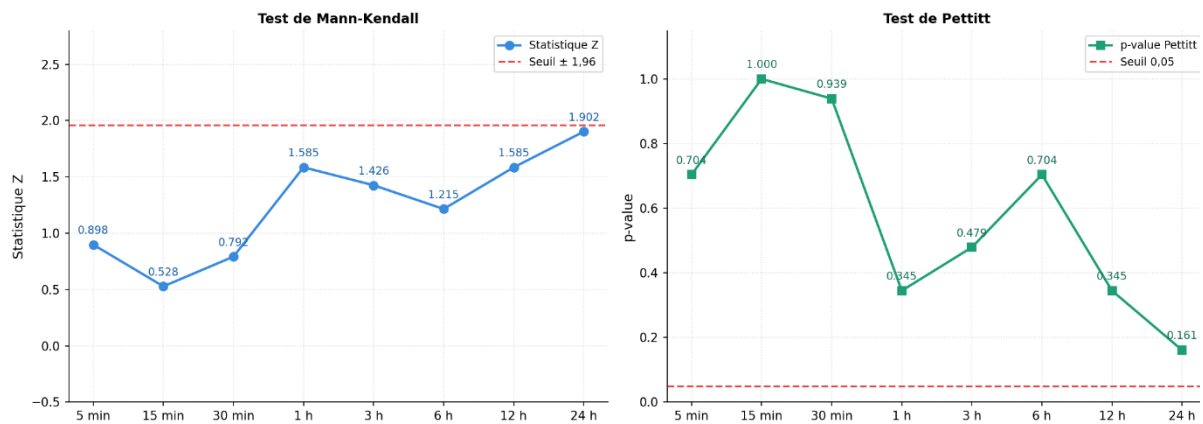


Figure 17: Graphique des test de Mann-Kendall et de Pettitt pour Parakou

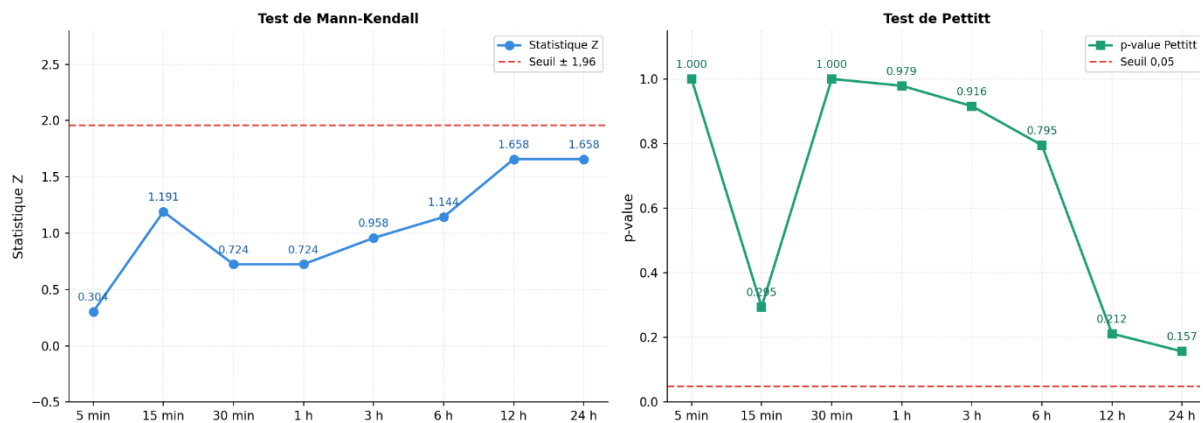


Figure 18: Graphique des test de Mann-Kendall et de Pettitt pour Bembéréké

4.2.3 Sélection de la loi statistique GEV vs Gumbel

La sélection de la loi statistique a été conduite sur les huit séries de maxima annuels des deux stations, à partir de trois critères : le Critère d'Information d'Akaike (AIC), le Critère d'Information Bayésien (BIC) et le test de Kolmogorov-Smirnov (KS). Le test d'Anderson-Darling (AD) a été utilisé en complément pour les cas ambigus. Pour chaque durée, l'AIC, le BIC et le KS ont été calculés. Les 3 critères conduisent aux mêmes choix : ils pénalisent le paramètre supplémentaire de la GEV, le BIC plus fortement que l'AIC.

À Parakou, la loi des Valeurs Extrêmes Généralisée (GEV) est choisie pour la durée de 5 min seulement. L'écart d'AIC atteint les 6,5 points en faveur de la GEV et le paramètre de forme ξ vaut 0,54, traduisant une queue de distribution épaisse. Le BIC va dans le même sens, avec 98,14 pour la GEV contre 103.5 pour Gumbel. Le test de KS appuie cet ajustement avec une p-value égale à 0,99 pour la GEV contre une valeur de 0,52 pour Gumbel. Pour les sept durées restantes, les valeurs du paramètre de forme sont

très proches de zéro, comprise entre -0,46 et 0,34. La différence du critère AIC demeure faible, comprise entre 0,13 et 2 points, et les écarts de BIC vont dans le même sens, la loi de Gumbel obtenant un BIC inférieur ou très proche pour ces durées. Pour ces durées, le principe de parcimonie conduit à retenir la loi de Gumbel, avec des p-values de KS toutes supérieures à 0,32.

À Bembéréké, le même schéma est observé pour la durée 5 min, où la GEV est retenue avec un écart d'AIC de 5,61 points et un $\xi = 0,50$. Le BIC confirme ce choix, avec 108,09 pour la GEV contre 112,48 pour Gumbel. Le test KS donne une p-value de 0,997 pour la GEV. Pour la durée 15 min, la GEV produit un résultat instable avec $\xi = 1,679$ et une statistique AD de 47,78, ce qui traduit une divergence claire du modèle. Le BIC confirme nettement, avec 230,19, pour la GEV contre 160,91 pour Gumbel. Ce comportement s'explique en partie par la taille de l'échantillon. Sur de petits échantillons, l'estimation du paramètre de forme par maximum de vraisemblance peut produire des valeurs extrêmes et des quantiles physiquement irréalistes (Martins & Stedinger, 2000). Gumbel est donc retenue pour cette durée. Pour les six durées restantes, les valeurs de ξ sont proches de zéro, entre -0,05 et 0,18, et les écarts d'AIC ne dépassent pas 2,00 points. Les écarts de BIC confirment ce résultat, Gumbel restant favorisée pour ces durées. La loi de Gumbel est donc retenue sur la base du principe de parcimonie, avec des p-values KS comprises entre 0,49 et 0,85.

Tableau 12: : Critères de sélection de la loi statistique (GEV vs Gumbel)

Durée	ξ (GEV)	AIC Gumbel	AIC GEV	Δ AIC	BIC Gumbel	BIC GEV	KS p Gumbel	KS p GEV	Loi retenue
Station de Parakou									
5 min	0,54	101,23	94,73	-6,50	103,50	98,14	0,52	0,99	GEV
15 min	0,30	139,54	138,14	-1,40	141,81	141,55	0,32	0,62	Gumbel
30 min	0,34	162,95	162,70	-0,25	165,22	166,10	0,89	0,97	Gumbel
1 h	-0,01	191,36	193,35	+2,00	193,63	196,76	0,98	0,98	Gumbel
3 h	-0,27	207,23	207,35	+0,13	209,50	210,76	0,95	0,99	Gumbel
6 h	-0,19	207,65	208,57	+0,92	209,92	211,98	0,93	0,98	Gumbel
12 h	-0,46	206,40	205,58	-0,82	208,67	208,98	0,79	0,53	Gumbel
24 h	-0,15	209,25	210,59	+1,34	211,52	214,00	0,92	0,72	Gumbel
Station de Bembéréké									
5 min	0,50	110,04	104,43	-5,61	112,48	108,09	0,48	0,99	GEV
15 min	1,68	158,48	226,54	+68,06	160,91	230,19	0,17	0	Gumbel
30 min	-0,05	183,54	185,47	+1,93	185,97	189,12	0,79	0,74	Gumbel
1 h	0,01	203,25	205,25	+1,99	205,69	208,91	0,85	0,86	Gumbel
3 h	0,13	215,26	216,63	+1,37	217,70	220,29	0,83	0,91	Gumbel
6 h	0,18	219,98	221,07	+1,09	222,42	224,73	0,49	0,77	Gumbel
12 h	0,06	227,58	229,43	+1,85	230,02	233,08	0,52	0,62	Gumbel
24 h	0,15	231,69	232,72	+1,03	234,13	236,38	0,58	0,83	Gumbel

Pour vérifier que les choix effectués ici sont cohérents, une simulation Monte Carlo a été conduite pour chaque station, avec 1000 répétitions et les tailles d'échantillon réelles ($n = 23$ pour Parakou, $n = 25$ pour Bembéréké).

Les figures 19 et 20 présentent le pourcentage de cas où la GEV est correctement sélectionnée par AIC et BIC en fonction de ξ . Pour les deux stations, la zone orangée représente la plage du paramètre de forme ξ estimés sur les données, à l'exclusion de la valeur aberrante de la durée 15 min à Bembéréké. Les simulations montrent que dans la partie centrale de cette zone, où ξ est proche de zéro, les deux critères sélectionnent correctement la GEV dans moins de 30% des cas. Dans cette plage, la distribution est proche d'une loi de Gumbel, et les critères ne parviennent pas à départager les deux lois sur les échantillons de cette taille. Ce résultat confirme que le choix de Gumbel pour la majorité des durées n'est pas arbitraire mais reflète une limite structurelle des critères sur petits échantillons. Seule la durée 5 min des deux stations, avec ξ autour de 0,50, se situe dans la zone où les critères commencent à dépasser le seuil de 50% de sélection correcte, ce qui valide la sélection de la GEV pour cette durée.

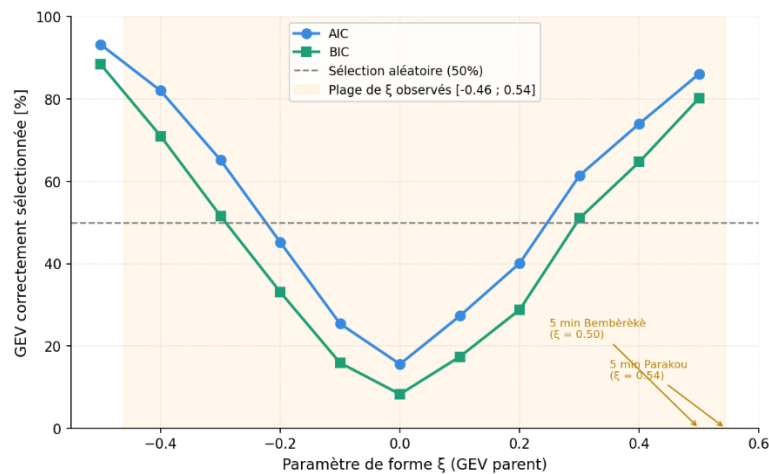


Figure 19: Capacité des critères AIC et BIC à sélectionner correctement la loi GEV en fonction du paramètre de forme ξ , pour la station de Parakou (simulation Monte Carlo, $n = 23$, 1000 répétitions).

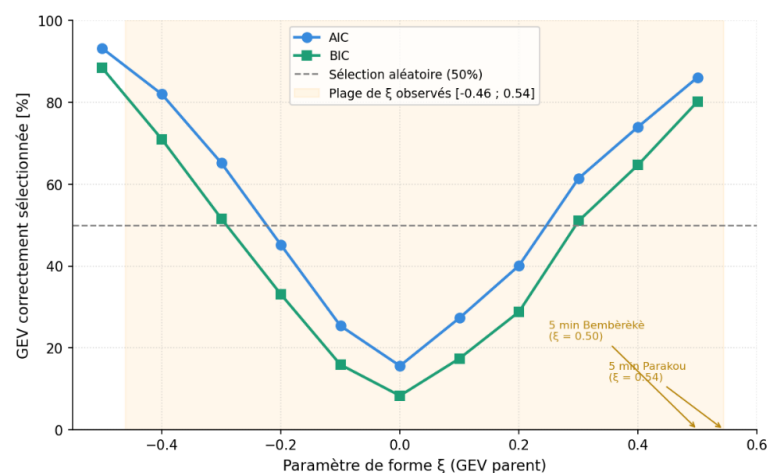


Figure 20: Capacité des critères AIC et BIC à sélectionner correctement la loi GEV en fonction du paramètre de forme ξ , pour la station de Bembéréké (simulation Monte Carlo, $n = 25$, 1000 répétitions).

4.2.4 Calage de la loi de Gumbel et construction des courbes IDF

La loi de Gumbel a été ajustée par maximum de vraisemblance sur les huit séries de maxima annuels des deux stations.

À Parakou, les paramètres estimés varient de $\mu = 10,96$ mm et $\sigma = 1,85$ mm pour la durée 5 min, à $\mu = 87,26$ mm et $\sigma = 17,27$ mm pour la durée 24 h. À Bembéréké, ils vont de $\mu = 11,80$ mm et $\sigma = 1,84$ mm pour la durée 5 min, à $\mu = 74,67$ mm et $\sigma = 20,28$ mm pour la durée 24h. Dans les deux cas, μ et σ augmentent avec la durée d'agrégation, ce qui traduit une accumulation progressive de la lame d'eau et une dispersion plus grande des maxima annuels pour les longues durées. Les figures 21 et 22 montrent l'ajustement de la densité de Gumbel sur les histogrammes des maxima annuels pour chaque durée. L'ajustement visuel est satisfaisant pour les deux stations, avec une meilleure régularité pour les durées longues où l'histogramme suit plus fidèlement la courbe théorique.

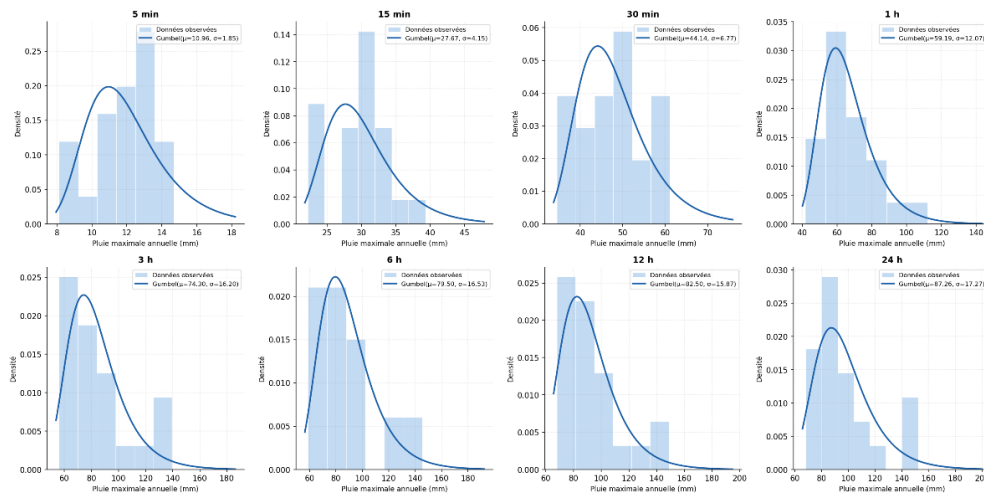


Figure 21: Ajustement de loi de Gumbel pour les données de Parakou

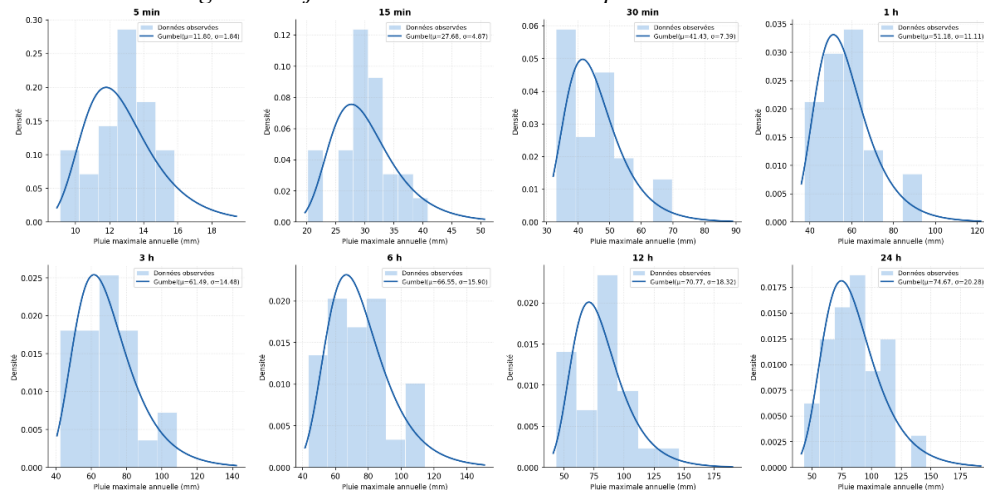


Figure 22: Ajustement de loi de Gumbel pour les données de Bembéréké

Les quantiles ont été calculés pour six périodes de retour, de 2 à 100 ans, puis convertis en intensités en mm/h. À Parakou, pour la période de retour 10 ans, les intensités vont de 181 mm/h pour la durée 5 min à 5 mm/h pour la durée 24 h. Pour la période de retour 100 ans, elles atteignent respectivement 234 mm/h et 7 mm/h. À Bembéréké, les valeurs correspondantes sont de 191 mm/h et 5 mm/h pour $T = 10$ ans, et de 243 mm/h et 7 mm/h pour $T = 100$ ans. Les deux stations présentent donc des intensités comparables, avec des valeurs légèrement plus élevées à Bembéréké pour les courtes durées.

Des intervalles de confiance de 95% ont été calculés par bootstrap. L'incertitude s'accroît avec la période de retour. Pour $T = 100$ ans et pour une durée de 5 min, l'intervalle va de 202 à 250 mm/h à Parakou et de 216 à 260 mm/h à Bembéréké. Pour les périodes de retour inférieures ou égales à 50 ans, l'incertitude reste raisonnable mais devient plus importante pour la période de retour de 100 ans surtout sur les courtes durées.

Tableau 13: Quantiles de pluie et intensités correspondantes pour la station de Parakou, par durée et période de retour (loi de Gumbel, 2000-2024)

T (ans)	5 min	15 min	30 min	1 h	3 h	6 h	12 h	24 h
Quantiles de pluie (mm)								
2	11,64	29,20	46,62	63,62	80,24	85,55	88,32	93,59
5	13,73	33,90	54,29	77,30	98,60	104,29	106,31	113,17
10	15,12	37,02	59,36	86,36	110,76	116,69	118,22	126,13
20	16,46	40,00	64,23	95,06	122,42	128,59	129,64	138,56
50	18,18	43,87	70,54	106,31	137,52	143,99	144,43	154,65
100	19,48	46,77	75,26	114,74	148,83	155,53	155,51	166,70
Intensités (mm/h)								
2	139,62	116,78	93,24	63,62	26,75	14,26	7,36	3,90
5	164,82	135,60	108,58	77,30	32,87	17,38	8,86	4,72
10	181,50	148,06	118,73	86,36	36,92	19,45	9,85	5,26
20	197,50	160,02	128,47	95,06	40,81	21,43	10,80	5,77
50	218,21	175,49	141,07	106,31	45,84	24,00	12,04	6,44
100	233,73	187,08	150,52	114,74	49,61	25,92	12,96	6,95

Tableau 14: Quantiles de pluie et intensités correspondantes pour la station de Bembéréké, par durée et période de retour (loi de Gumbel, 2000-2024)

T (ans)	5 min	15 min	30 min	1 h	3 h	6 h	12 h	24 h
Quantiles de pluie (mm)								
2	12,47	29,46	44,14	55,25	66,80	72,38	77,48	82,10
5	14,56	34,98	52,52	67,84	83,21	90,40	98,25	105,08
10	15,94	38,63	58,07	76,18	94,08	102,33	111,99	120,30
20	17,27	42,13	63,39	84,18	104,51	113,77	125,18	134,90
50	18,98	46,67	70,27	94,53	118,00	128,58	142,25	153,79
100	20,26	50,07	75,43	102,29	128,11	139,68	155,03	167,95
Intensités (mm/h)								
2	149,69	117,85	88,29	55,25	22,27	12,06	6,46	3,42
5	174,72	139,91	105,04	67,84	27,74	15,07	8,19	4,38
10	191,29	154,52	116,13	76,18	31,36	17,05	9,33	5,01
20	207,19	168,54	126,78	84,18	34,84	18,96	10,43	5,62
50	227,76	186,67	140,55	94,53	39,33	21,43	11,85	6,41
100	243,18	200,27	150,87	102,29	42,70	23,28	12,92	7,00

Les courbes IDF des deux stations, présentées aux figures 23 et 24, synthétisent l'ensemble de ces résultats. Elles montrent la décroissance classique de l'intensité avec la durée, bien visible sur l'axe logarithmique. L'écartement entre les courbes augmente avec la période de retour et est légèrement plus prononcé à Bembéréké pour les courtes durées, ce qui suggère une dispersion plus grande des maxima annuels pour les événements extrêmes. Les bandes d'intervalles de confiance s'élargissent avec la période de retour, confirmant que l'incertitude des quantiles estimés croît à mesure que l'extrapolation dépasse la longueur des séries disponibles.

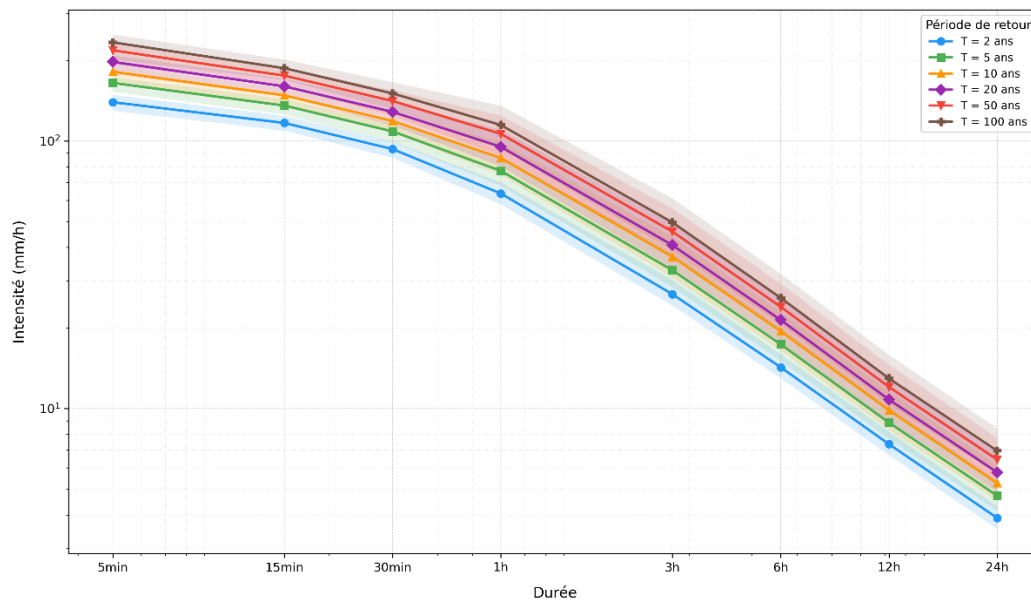


Figure 23: Courbe IDF et intervalle de confiance Bootstrap de la station de Parakou

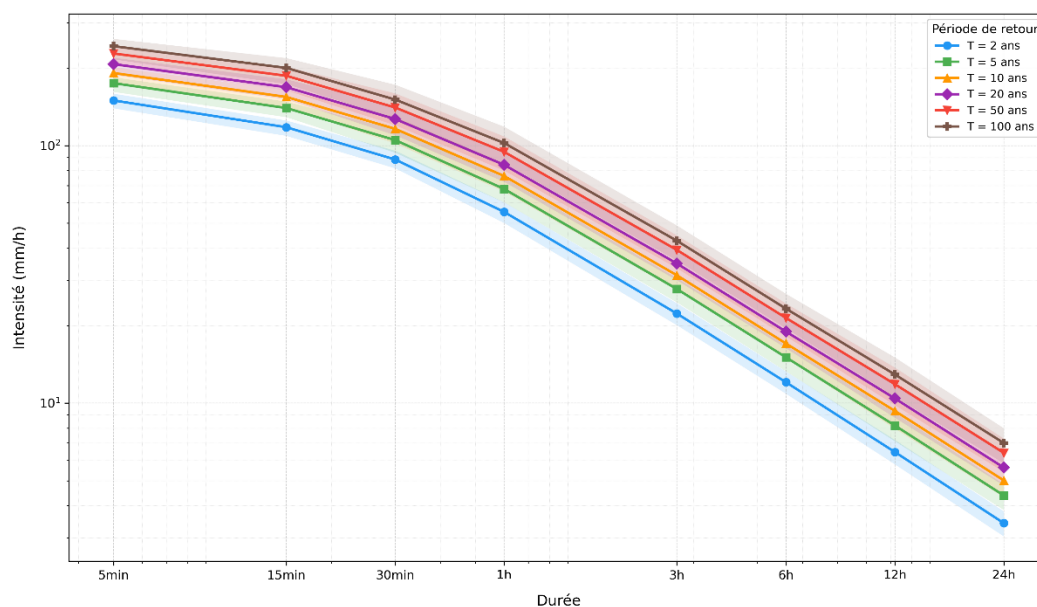


Figure 24: Courbe IDF et intervalle de confiance Bootstrap de la station de Bembéréké

4.2.5 Pluies de projet stationnaires

Les caractéristiques morphométriques du bassin, présentées dans le tableau 15, ont été utilisées pour estimer le temps de concentration par la formule de Kirpich (1940). Avec une longueur de talweg principal de 78 840 m et une dénivelée de 182 m entre l'altitude maximale (483 m) et l'exutoire (301 m), le temps de concentration obtenu est de 7,8 heures. Cette valeur détermine la durée de la pluie de projet retenue pour les deux stations.

Tableau 15: Caractéristique physique de l'Okpara

Paramètre	Valeur
Superficie	2 054,9 km²
Longueur du talweg principal	78 840 m
Altitude maximale	483 m
Altitude minimale (exutoire)	301 m
Dénivelée	182 m
Pente moyenne du talweg	2,3.10⁻³ m/m
Temps de concentration (Kirpich, 1940)	≈ 8 heures

La formule de Montana à trois paramètres a été calée sur les courbes IDF des deux stations par la méthode des moindres carrés non linéaires. Les paramètres obtenus sont présentés dans le Tableau 16. À Parakou, le paramètre a varie de 138,11 pour $T = 2$ ans à 194,03 pour $T = 100$ ans. À Bembéréké, les valeurs correspondantes sont plus faibles, de 96,32 à 180,89, ce qui confirme des intensités de référence inférieures à celles de Parakou. Le paramètre c reste stable entre 1,02 et 1,18 à Parakou et entre 1,09 et 1,13 à Bembéréké, traduisant une décroissance similaire de l'intensité avec la durée dans les deux stations. La qualité de l'ajustement est excellente pour les deux stations, avec des R^2 supérieurs à 0,99 à Parakou et égaux à 0,99 à Bembéréké sur toutes les périodes de retour. Les RMSE restent inférieurs à 3,2 mm/h à Parakou et à 1,6 mm/h à Bembéréké, ces dernières valeurs étant nettement meilleures, ce qui traduit une plus grande régularité des courbes IDF de Bembéréké.

Tableau 16: Paramètre de Montana

T (ans)	a	b	c	R ²	RMSE (mm/h)	a	b	c	R ²	RMSE (mm/h)
	Parakou					Bembéréké				
2	138,11	0,91	1,18	0,99	0,66	96,32	0,59	1,13	0,99	0,95
5	151,12	0,85	1,12	0,99	0,64	118,20	0,62	1,11	0,99	1,01
10	160,87	0,82	1,09	0,99	1,18	133,12	0,63	1,10	0,99	1,10
20	170,79	0,80	1,06	0,99	1,77	147,59	0,65	1,09	0,99	1,23
50	183,91	0,77	1,04	0,99	2,55	166,54	0,66	1,09	0,99	1,43
100	194,03	0,76	1,02	0,99	3,14	180,89	0,67	1,0	0,99	1,59

La pluie de projet a ensuite été construite par la méthode de Chicago pour la période de retour $T = 100$ ans, avec une durée de 8 heures, un pas de temps de 1 heure et un coefficient $r = 0,4$. Le pic d'intensité se produit à $t = 3,2$ h pour les deux stations, position imposée par $r \times D = 0,4 \times 8$ h avec 8h correspondant au temps de concentration du bassin présenté au tableau 15. À Parakou, la hauteur au pic atteint 56,73 mm et la pluie cumulée totale est de 168,14 mm. À Bembéréké, ces valeurs sont respectivement de 50,64 mm et 137,76 mm, soit un écart de 30,38 mm sur la hauteur totale. Cet écart est cohérent avec les différences d'intensité observées entre les deux stations sur les courbes IDF. Les hyétogrammes des deux stations présentent la même structure temporelle, avec une montée progressive vers le pic sur les trois premières heures et une décroissance rapide après celui-ci.

Tableau 17: Pluies de projet des stations de Parakou et de Bembéréké pour une période de retour de 100 ans et une durée de 8 heures.

Station	Parakou		Bembéréké	
Heure	Hauteur de pluie (mm)	Pluie cumulée (mm)	Hauteur de pluie (mm)	Pluie cumulée (mm)
0 à 1 h	9,02	9,02	6,64	6,64
1 à 2 h	13,82	22,84	10,53	17,16
2 à 3 h	30,22	53,05	24,92	42,08
3 à 4 h	56,73	109,79	50,64	92,72
4 à 5 h	24,11	133,90	19,31	112,03
5 à 6 h	14,94	148,84	11,45	123,48
6 à 7 h	10,82	159,66	8,08	131,55
7 à 8 h	8,48	168,14	6,21	137,76

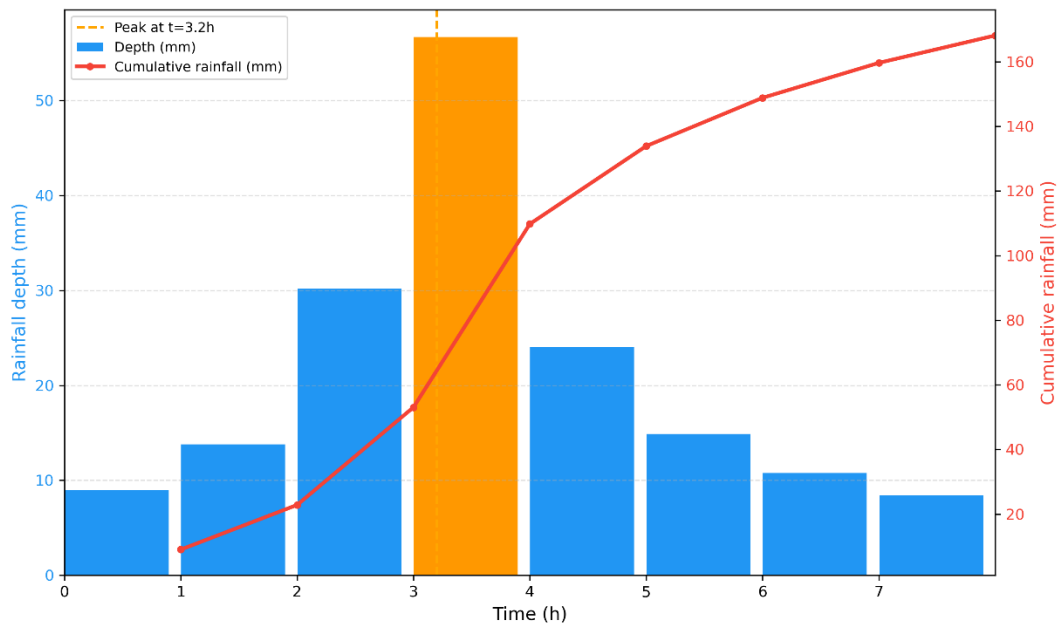


Figure 25: : Pluie de projet de $T=100$ ans par la méthode de Chicago pour la station de Parakou

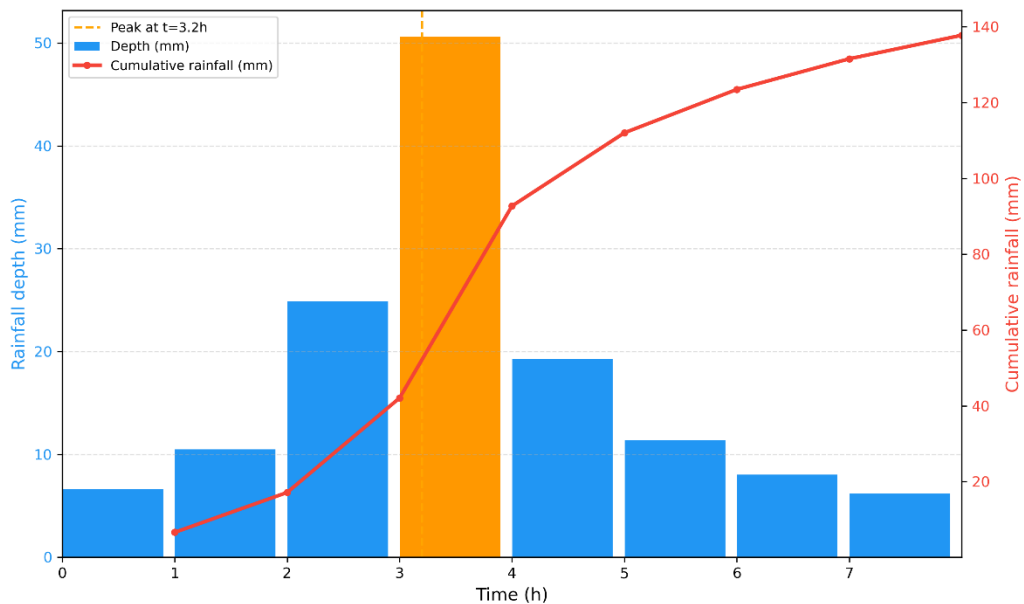


Figure 26: Pluie de projet de $T=100$ ans par la méthode de Chicago pour la station de Bembéréké

4.3 Prise en compte du changement climatique

Les données climatiques issues des trois modèles (ICHEC-EC-EARTH, MPI-M-MPI-ESM-LR et MIROC-MIROC5 de CORDEX-Africa) sont utilisées pour construire des IDF futures sur trois horizons temporels distincts : H1 (2006-2026), H2 (2027-2050) et H3 (2051-2100). L'objectif est de quantifier l'évolution progressive des extrêmes de précipitation au fil du temps pour alimenter le dimensionnement hydraulique des ouvrages du bassin de l'Okpara. Un ouvrage conçu aujourd'hui n'est pas soumis aux mêmes contraintes climatiques qu'un ouvrage dont la durée de vie s'étend jusqu'en 2100. La distinction par horizons temporels est donc une nécessité opérationnelle.

La même chaîne de traitement a été appliquée aux trois modèles :

- Correction de biais par quantile mapping
- Extraction des maximas annuels
- Ajustement du modèle de Gumbel non stationnaire
- Construction des IDF futures par delta-changes
- Construction des pluies de projets non stationnaires

4.3.1 Modèle ICHEC-EC-EARTH

4.3.1.1 Correction de biais des données CORDEX

Les données journalières du modèle global ICHEC-EC-EARTH sous le scénario RCP4.5 couvrent la période 1951-2005 pour le scénario historique et 2006-2100 pour le scénario futur. Une seule cellule CORDEX a été capturée sur le bassin de l'Okpara. Les précipitations ont été converties de $\text{kg/m}^2/\text{s}$ en mm/jour par une multiplication de 86 400.

La correction de biais a été réalisée par quantile mapping sur la période de référence commune 1994-2005, en calant la distribution du modèle sur celle des observations de Parakou. Après correction, la moyenne annuelle passe de 1 396 mm/an (CORDEX brut) à 1299 mm/an (CORDEX corrigé), valeur plus cohérente avec les observations locales soit 1184 mm/an . La figure ci-dessous présente la comparaison entre le CORDEX brut, le CORDEX corrigé et les observations sur la période 1951-2100.

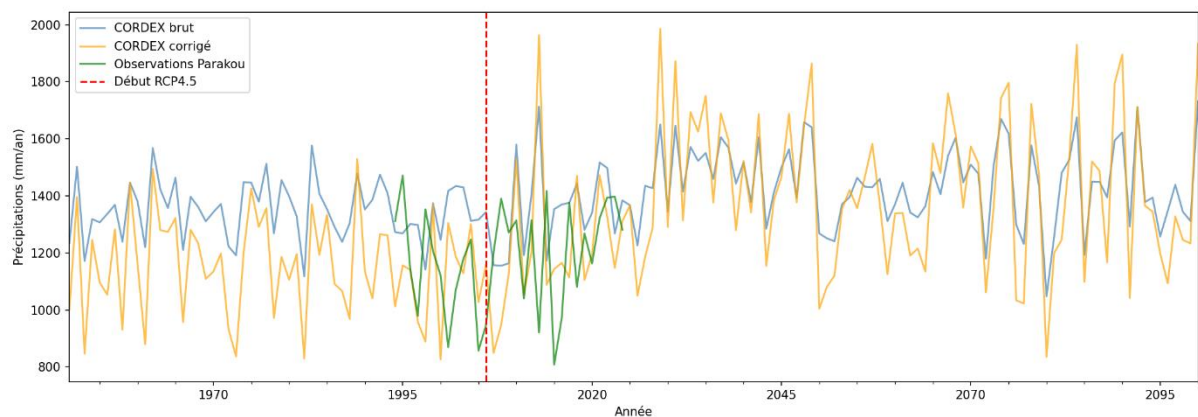


Figure 27: Correction des données Cordex par les données locales de Parakou

4.3.1.2 Extraction des maxima journaliers annuels

Les maxima annuels journaliers ont été extraits à partir de la série corrigée par agrégation annuelle du maximum journalier. Sur la période historique 1951-2005, la moyenne des maxima annuels est de 80 mm/j , avec un minimum de 41 mm/j , un maximum de 165 mm/j et un écart-type de 34 mm/j . Sur la période future 2006-2100, la moyenne passe à 88 mm/j , soit une augmentation de +10,6% par rapport à

la période historique. L'écart-type augmente également de 34 à 39 mm/j, ce qui traduit une variabilité interannuelle plus forte dans les projections futures.

Par horizon temporel, la moyenne des maxima annuels s'élève à 77 mm/j pour l'horizon 1 de 2006 à 2026, à 101 mm/j pour l'horizon 2 de 2027 à 2050 et à 87 mm/j pour l'horizon 3 de 2051 à 2100. La valeur la plus haute de l'horizon 2 a un écart-type de 47 mm/j qui traduit une variation interannuelle assez forte sur cette période. Le maximum journalier reste fixé à 165 mm/j pour toutes les périodes, ce qui montre la limite du quantile mapping qui limite les valeurs extrêmes futures au maximum observé sur la période de référence.

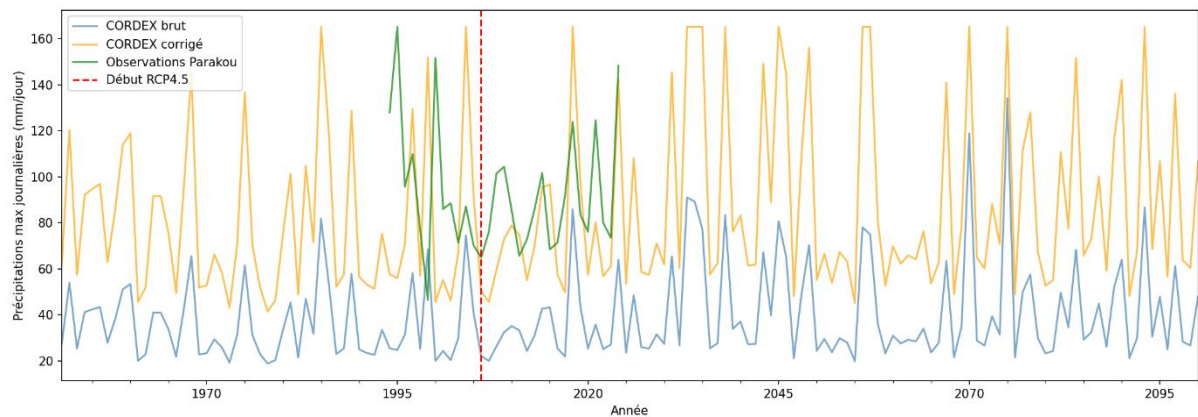


Figure 28: : Extraction des maxima journaliers annuels corrigé de Parakou

4.3.1.3 Calage du modèle de Gumbel et construction des IDF futures

Sur la période historique 1951-2005, l'ajustement du modèle de Gumbel stationnaire par maximum de vraisemblance donne $\mu = 65,16$ mm et $\sigma = 23,16$ mm. Sur la période future de 2006-2100, un modèle de Gumbel non stationnaire avec $\mu(t) = \mu_0 + \mu_1 \times t$ a été ajusté. Les paramètres obtenus sont $\mu_0 = 67,39$ mm, $\mu_1 = +0,08$ mm/an et $\sigma = 26,37$ mm.

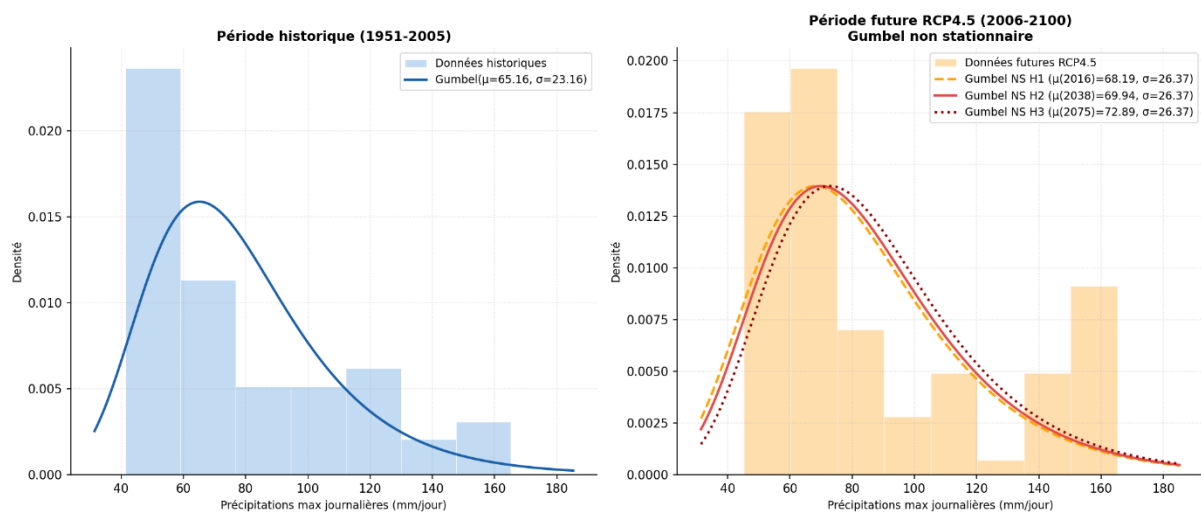


Figure 29::Distribution de Gumbel stationnaire et non stationnaire du modèle ICHEC- EC-EARTH pour la période historique et future de Parakou

Les quantiles journaliers (mm/jour) ont été calculés pour les trois horizons temporels à partir de ces paramètres.

Tableau 18: quantiles en mm/jour et pourcentages d'augmentation retenus par horizon temporel pour les six périodes de retour.

T (ans)	Historique (1951-2005)	H1 (2006-2026)	H2 (2027-2050)	H3 (2051-2100)	H1 (2006-2026)	H2 (2027-2050)	H3 (2051-2100)
2	73,6	77,9	79,6	82,6	+5,7%	+8,1%	+12,1%
5	99,9	107,7	109,5	112,4	+7,8%	+9,6%	+12,6%
10	117,3	127,5	129,3	132,2	+8,7%	+10,2%	+12,7%
20	133,9	146,5	148,3	151,2	+9,4%	+10,7%	+12,9%
50	155,5	171,1	172,8	175,8	+10,0%	+11,1%	+13,0%
100	171,7	189,5	191,2	194,2	+10,4%	+11,4%	+13,1%

Les pourcentages d'augmentation issus du modèle non stationnaire sur la durée 24 h ont été transférés à l'ensemble des durées de la courbe IDF locale de Parakou par la méthode du delta change. Les hausses retenues varient selon la période de retour et l'horizon temporel, entre +5,7% pour T = 2 ans à l'horizon H1 et +13,1% pour T = 100 ans à l'horizon H3. Ces valeurs sont homogènes entre les durées pour un même horizon et une même période de retour, ce qui est cohérent avec l'hypothèse que le signal de changement climatique affecte uniformément toutes les durées d'agrégation.

Tableau 19: Intensités IDF futures pour T = 100 ans du modèle ICHEC-EC-EARTH (mm/h).

Durée	Historique (mm/h)	H1 2006-2026 (mm/h)	H2 2027-2050 (mm/h)	H3 2051-2100 (mm/h)
5 min	233,76	257,96	260,34	264,35
15 min	187,08	206,44	208,35	211,57
30 min	150,52	166,10	167,64	170,22
1 h	114,74	126,62	127,79	129,76
3 h	49,61	54,74	55,25	56,10
6 h	25,92	28,60	28,87	29,31
12 h	12,96	14,30	14,43	14,66
24 h	6,95	7,66	7,74	7,85

Les intensités futures pour T = 100 ans à la durée 5 min passent de 234 mm/h (historique) à 258 mm/h (H1), 260 mm/h (H2) et 264 mm/h (H3). Pour la durée 24h, les intensités passent de 7 mm/h à 8 mm/h pour les trois horizons. La figure 30 présente l'ensemble des courbes IDF pour les quatre horizons,

montrant un décalage progressif vers le haut des courbes futures par rapport à l'historique, avec un écartement croissant pour les périodes de retour élevées.

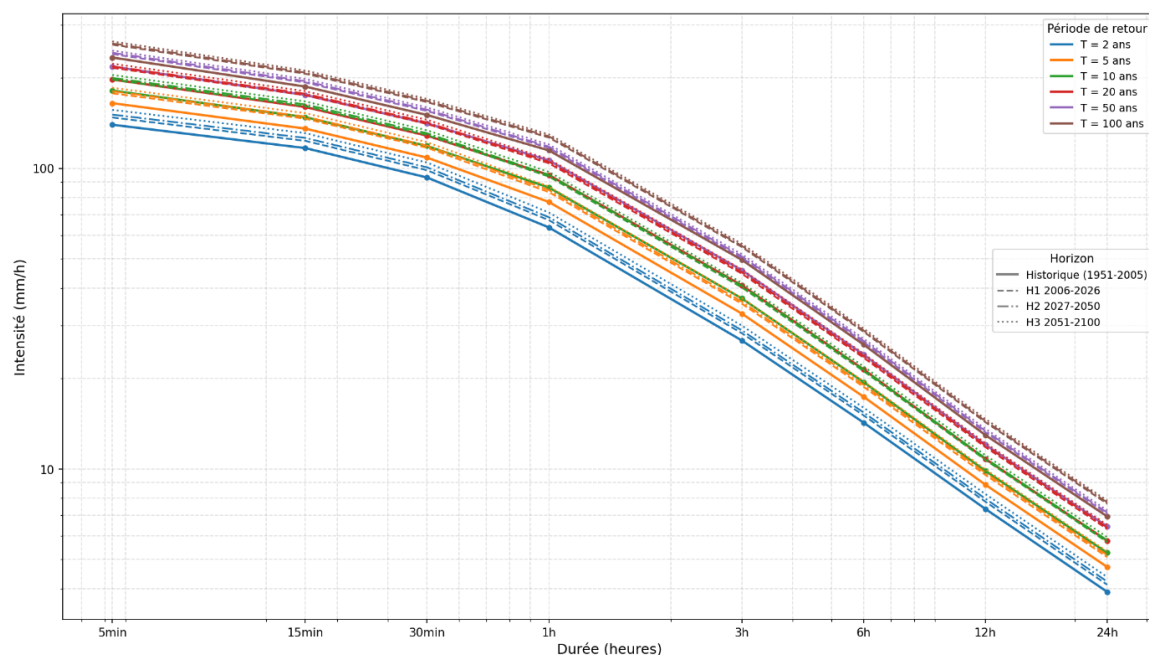


Figure 30: Courbe IDF modèle ICHEC- EC-EARTH pour la période historique et future de Parakou

4.3.1.4 Pluies de projet futures

Les hyétoigrammes de pluie de projet ont été reconstruits par la méthode de Chicago pour $T = 100$ ans sur les trois horizons futurs, avec les mêmes paramètres que la pluie stationnaire : durée 8 heures, pas de temps 1 heure, $r = 0,4$. La hauteur totale de pluie passe de 168 mm (historique) à 186 mm pour H1, 187 mm pour H2 et 190 mm pour H3, soit des augmentations de respectivement +10,3%, +11,4% et +13,1% par rapport à l'historique. Le pic d'intensité reste à $t = 3,2$ h pour tous les horizons, avec une hauteur au pic de 57 mm (historique), 63 mm (H1), 63 mm (H2) et 64 mm (H3). La structure temporelle de l'hyétoigramme est conservée, seules les hauteurs par pas de temps augmentent uniformément en proportion du delta change appliqué.

Tableau 20: Valeur de l'hyétoigramme de pluie de projet Chicago $T = 100$ ans du modèle IC-EARTH

Début (h)	Fin (h)	Historique (1951-2005) (mm)	H1 2006-2026 (mm)	H2 2027-2050 (mm)	H3 2051-2100 (mm)
0	1	9,0	9,9	10,0	10,2
1	2	13,8	15,2	15,4	15,6
2	3	30,2	33,3	33,6	34,2
3	4	56,7	62,6	63,2	64,1
4	5	24,1	26,6	26,8	27,3
5	6	14,9	16,5	16,6	16,9
6	7	10,8	11,9	12,1	12,2
7	8	8,5	9,4	9,4	9,6

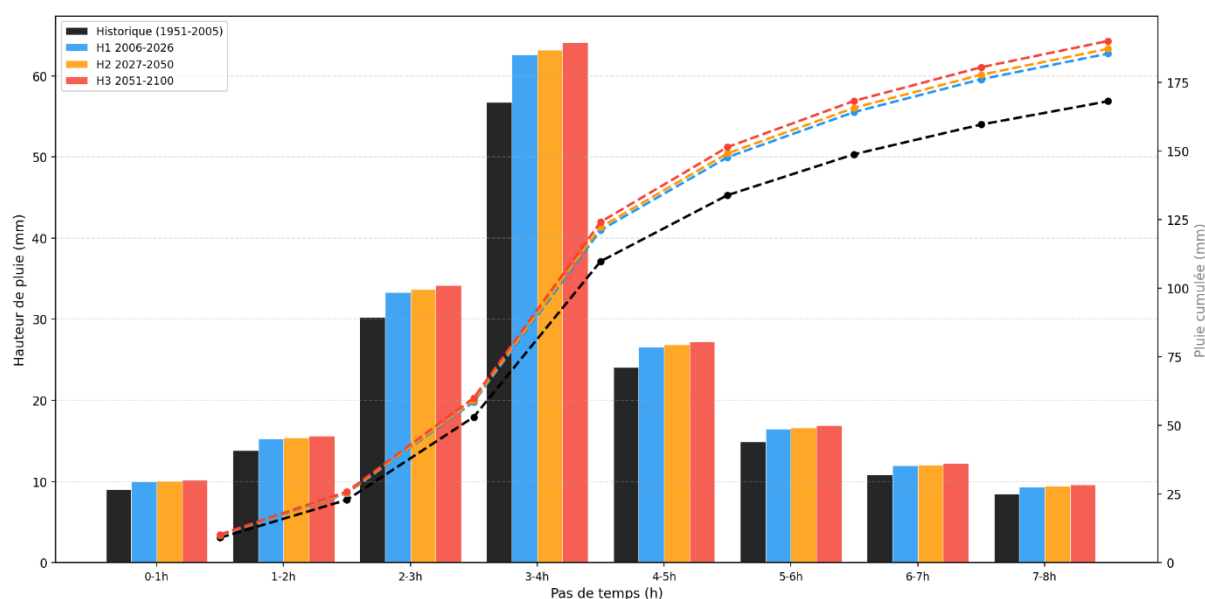


Figure 31: Pluie de projet du modèle ICHEC- EC-EARTH pour la période historique et future de Parakou

4.3.2 Modèle MPI-M-MPI-ESM-LR

4.3.2.1 Correction de biais des données CORDEX

Les données journalières du modèle MPI-M-MPI-ESM-LR sous le scénario RCP4.5 couvrent également la période 1951-2005 pour le scénario historique et 2006-2100 pour le scénario futur. Après correction de biais par quantile mapping sur la période de référence locale 1994-2005, la moyenne annuelle historique corrigée est de 1 046 mm/an et la moyenne future corrigée atteint 1 107 mm/an, soit une augmentation de +5,9% par rapport à la période historique. Ces valeurs restent inférieures aux observations locales de Parakou (1 184 mm/an), ce qui indique que le modèle MPI sous-estime légèrement les précipitations totales même après correction.

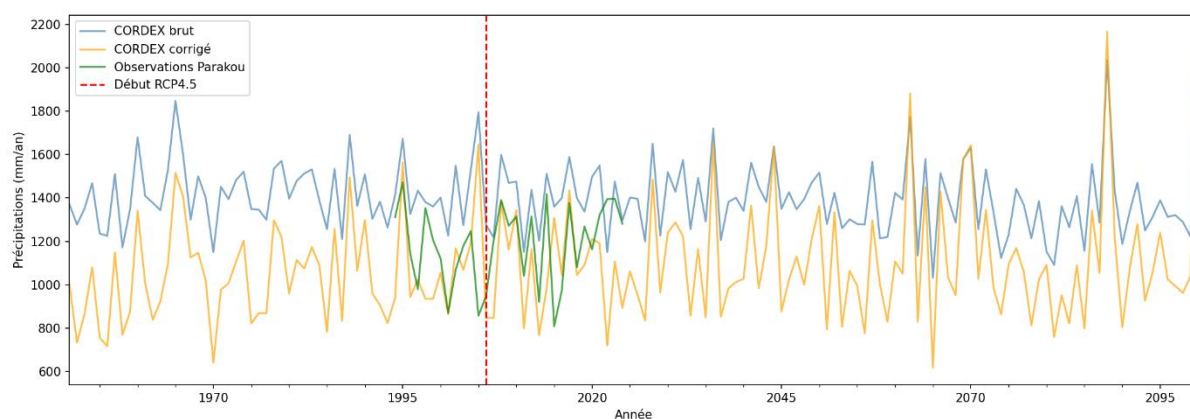


Figure 32: Correction de biais par quantile mapping du modèle MPI-M-MPI-ESM-LR de Parakou

5.3.2.2 Extraction des maxima journaliers annuels

Sur la période historique 1951-2005, la moyenne des maxima annuels journaliers est de 85mm/j, avec un minimum de 39 mm/j, un maximum de 165 mm/j et un écart-type de 35 mm/j.

Pour les horizons temporels futurs, la moyenne des maxima annuels est de 70 mm/j pour l'horizon 1, de 77 mm/j pour l'horizon 2 et de 80 mm/j pour l'horizon 3. À la différence du modèle ICHEC-EC EARTH qui prévoyait une augmentation de la pluie dès l'horizon 1, le modèle MPI montre une diminution des précipitations futures par rapport à la période historique dès le premier horizon puis remonte progressivement sur les deux autres horizons temporels. La pluie maximale journalière reste à 165 mm/j sur l'ensemble des périodes.

Sur la totalité de la période future 2006-2100, la moyenne diminue à 77 mm/j, soit une baisse de 9,5% par rapport à la période historique. L'écart-type passe de 35 à 30 mm/j, traduisant une variabilité interannuelle légèrement plus faible dans les projections futures.

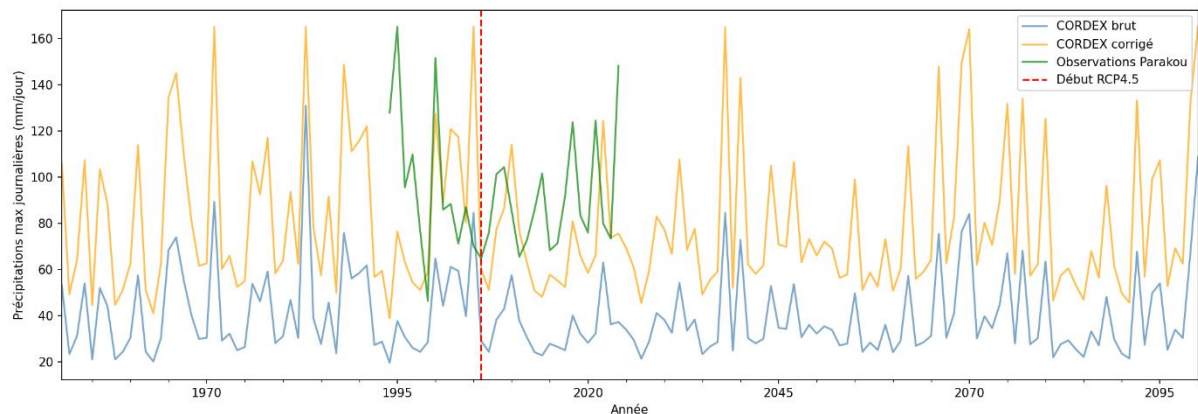


Figure 33 : Extraction des maxima journaliers annuels du modèle MPI-M-MPI-ESM-LR de Parakou

4.3.2.2 Calage du modèle de Gumbel et construction des IDF futures

Sur la période historique 1951-2005, l'ajustement du modèle de Gumbel stationnaire donne $\mu = 69,27$ mm et $\sigma = 25,89$ mm. Sur la période future 2006-2100, le modèle non stationnaire donne $\mu_0 = 63,7$ mm, $\mu_1 = +0,02$ mm/an et $\sigma = 18,41$ mm.

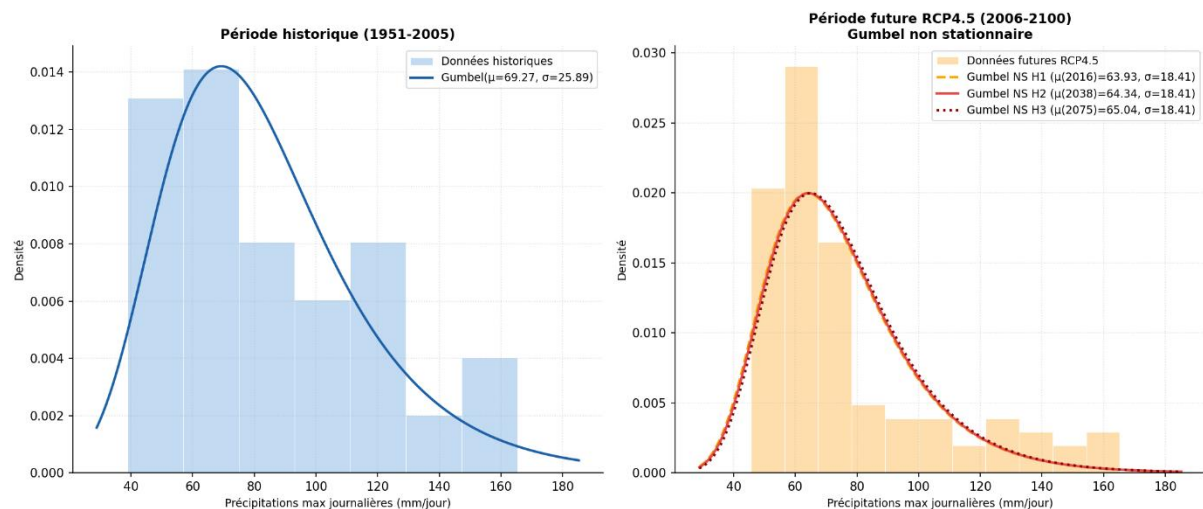


Figure 34: Distribution Gumbel stationnaire et non stationnaire du modèle MPI-M-MPI-ESM-LR de Parakou

La tendance μ_1 est très faible (+0,02 mm/an), ce qui se traduit par des quantiles futurs quasi identiques entre les trois horizons. Pour $T = 100$ ans, les quantiles futurs sont de 149 mm (H1), 149 mm (H2) et 150 mm (H3), valeurs inférieures au quantile historique de 188 mm.

Tableau 21: Quantiles journaliers CORDEX et pourcentages d'augmentation retenus par horizon du modèle MPI-M-MPI-ESM-LR (mm/jour).

T (ans)	Historique (mm/j)	H1 (mm/j)	H2 (mm/j)	H3 (mm/j)	$\Delta H1$ (%)	$\Delta H2$ (%)	$\Delta H3$ (%)
2	78,8	70,7	71,1	71,8	0,0%	0,0%	0,0%
5	108,1	91,5	92,0	92,7	0,0%	0,0%	0,0%
10	127,5	105,4	105,8	106,5	0,0%	0,0%	0,0%
20	146,2	118,6	119,0	119,7	0,0%	0,0%	0,0%
50	170,3	135,8	136,2	136,9	0,0%	0,0%	0,0%
100	188,4	148,6	149,0	149,7	0,0%	0,0%	0,0%

La comparaison avec l'historique révèle une diminution des quantiles futurs pour tous les horizons, entre -8,9% pour $T = 2$ ans et -20,5% pour $T = 100$ ans à l'horizon H3. Conformément à la règle du delta change, ces valeurs négatives sont remplacées par zéro. Les courbes IDF futures sont donc identiques aux courbes IDF historiques de Parakou pour les trois horizons.

Tableau 22: Intensités IDF futures pour $T = 100$ ans du MPI-M-MPI-ESM-LR (mm/h).

Durée	Historique (mm/h)	H1 2006-2026 (mm/h)	H2 2027-2050 (mm/h)	H3 2051-2100 (mm/h)
5 min	233,76	233,76	233,76	233,76
15 min	187,08	187,08	187,08	187,08
30 min	150,52	150,52	150,52	150,52
1 h	114,74	114,74	114,74	114,74
3 h	49,61	49,61	49,61	49,61
6 h	25,92	25,92	25,92	25,92
12 h	12,96	12,96	12,96	12,96
24 h	6,95	6,95	6,95	6,95

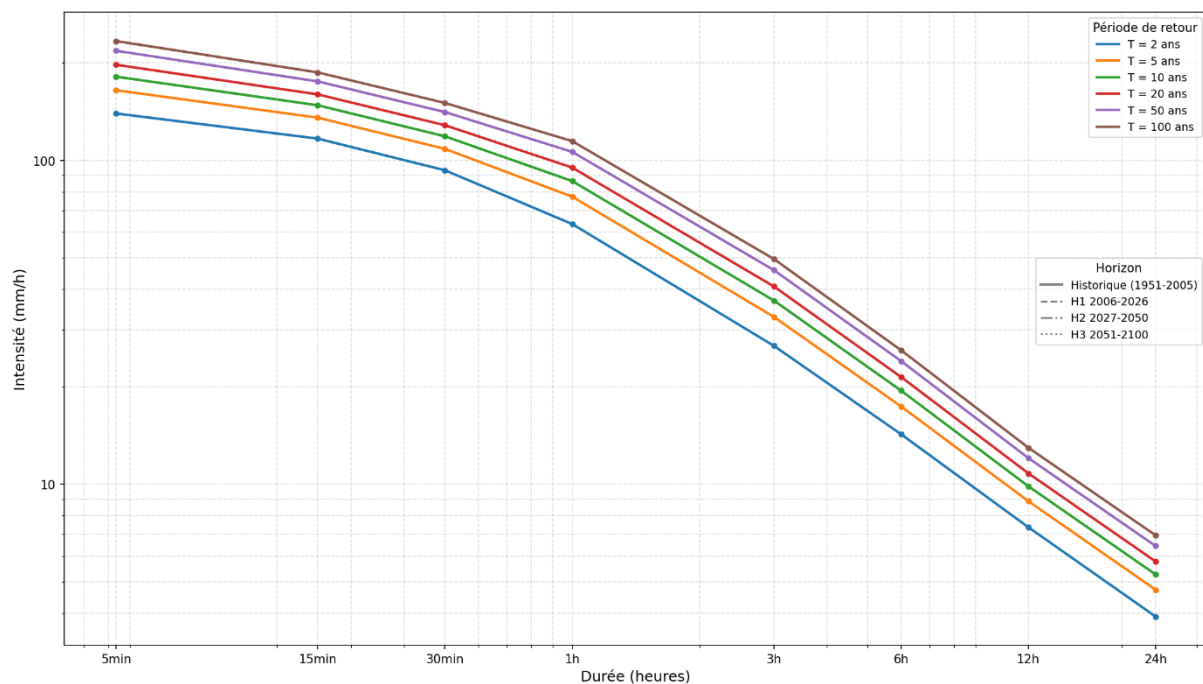


Figure 35: : Courbes IDF futures du modèle MPI-M-MPI-ESM-LR

4.3.2.3 Construction de pluie de projet

Les paramètres Montana calés pour $T = 100$ ans sont identiques pour les quatre horizons avec $a = 193,92$, $b = 0,76$, $c = 1,02$ et $R^2 = 0,99$, puisque les IDF futures sont inchangées. Les hyétogrammes de pluie de projet Chicago pour $T = 100$ ans sont également identiques pour les trois horizons futurs et l'historique

Tableau 23: Valeur de l'hyétogramme de pluie de projet $T = 100$ ans du MPI-M-MPI-ESM-LR (mm).

Pas de temps	Historique (mm)	H1 2006-2026 (mm)	H2 2027-2050 (mm)	H3 2051-2100 (mm)
0h – 1h	9,02	9,02	9,02	9,02
1h – 2h	13,82	13,82	13,82	13,82
2h – 3h	30,22	30,22	30,22	30,22
3h – 4h	56,74	56,74	56,74	56,74
4h – 5h	24,11	24,11	24,11	24,11
5h – 6h	14,94	14,94	14,94	14,94
6h – 7h	10,82	10,82	10,82	10,82
7h – 8h	8,48	8,48	8,48	8,48

Le modèle MPI-M-MPI-ESM-LR ne produit donc aucune modification des IDF ni des pluies de projet par rapport au scénario stationnaire pour aucun des trois horizons temporels sous RCP4.5. Ce résultat, qui contraste fortement avec le modèle ICHEC-EC-EARTH, illustre l'incertitude inter-modèles sur le signal de changement climatique des extrêmes de précipitation sous RCP4.5 sur le bassin de l'Okpara.

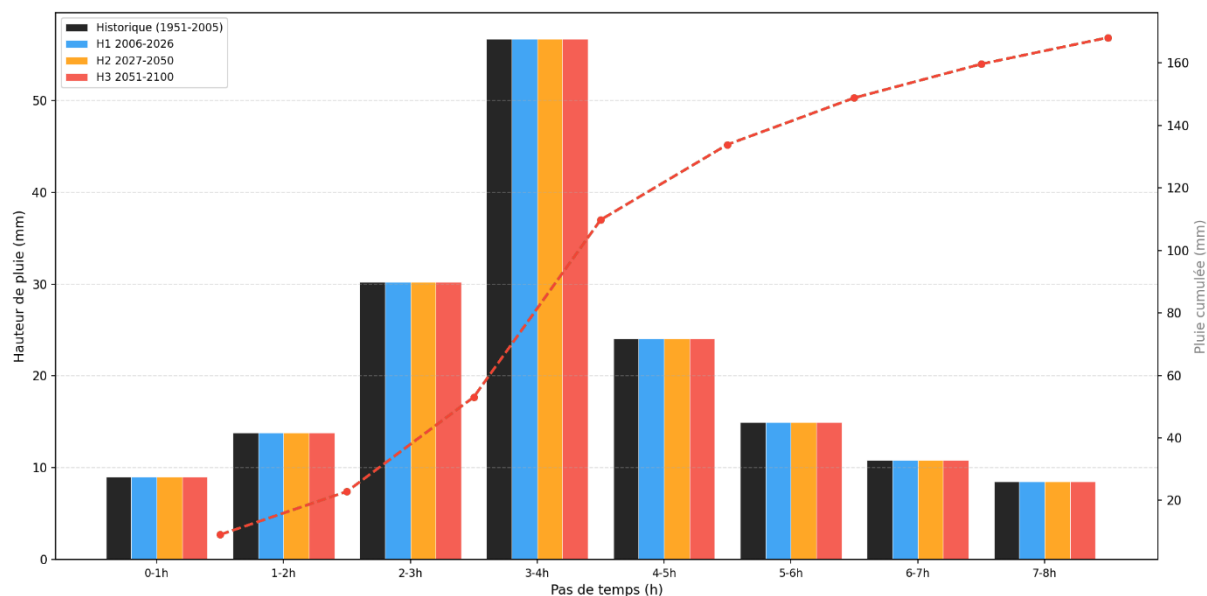


Figure 36: Hyétogramme de pluie de projet Chicago $T = 100$ ans du modèle MPI-M-MPI-ESM-LR (mm).

4.3.3 Modèle MIROC-MIROC5

4.3.3.1 Correction de biais des données CORDEX

Les données journalières du modèle MIROC-MIROC5 sous le scénario RCP4.5 couvrent la même période 1951-2005 pour le scénario historique et 2006-2100 pour le scénario futur. Après correction de biais par quantile mapping sur la période de référence 1994-2005, la moyenne annuelle historique

corrigée est de 1 045 mm/an. Sur la période future 2006-2100, la moyenne annuelle corrigée atteint 1 554 mm/an, soit une augmentation de +48,7% par rapport à la période historique. C'est le signal de changement le plus fort des trois modèles sur les précipitations totales annuelles, ce qui traduit une sensibilité plus élevée du modèle MIROC au forçage RCP4.5.

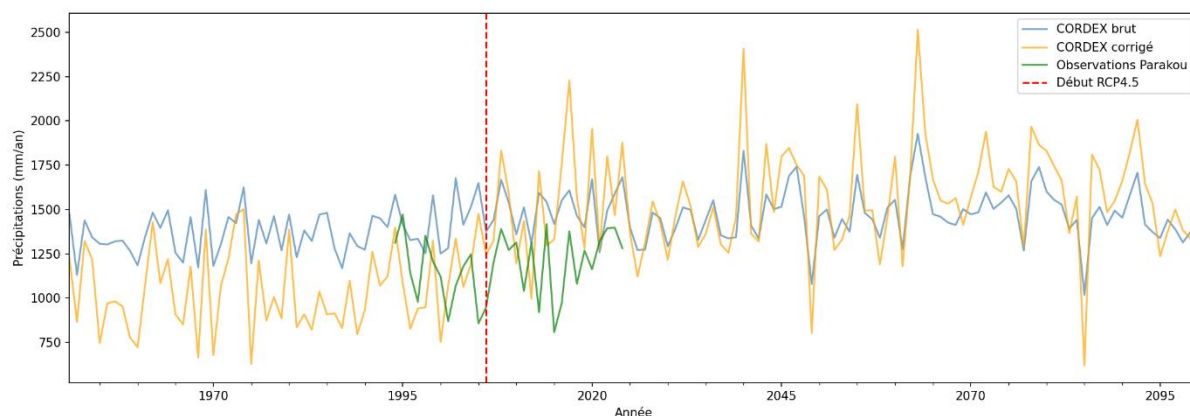


Figure 37: Correction des données CORDEX par les données locales de Parakou du modèle MIROC-MIROC5 de Parakou.

4.3.3.2 Extraction des maxima journaliers annuels

Sur la période historique comprise entre 1951 et 2005, la moyenne des maxima journaliers annuels est de 85 mm/j, avec comme plus faible valeur 46 mm/j et comme maximum 165 mm/j. Sur la période future de 2006 à 2100, la moyenne passe à 92 mm/j, soit une augmentation de 8,5% par rapport à la période historique. Pour les horizons futurs, la moyenne des maxima annuels atteint 86 mm/j, 88 mm/j et 96 mm/j pour respectivement les horizons 1, 2 et 3. Le modèle MIROC montre donc en évidence une progression assez régulière des maxima annuels avec l'horizon temporel.

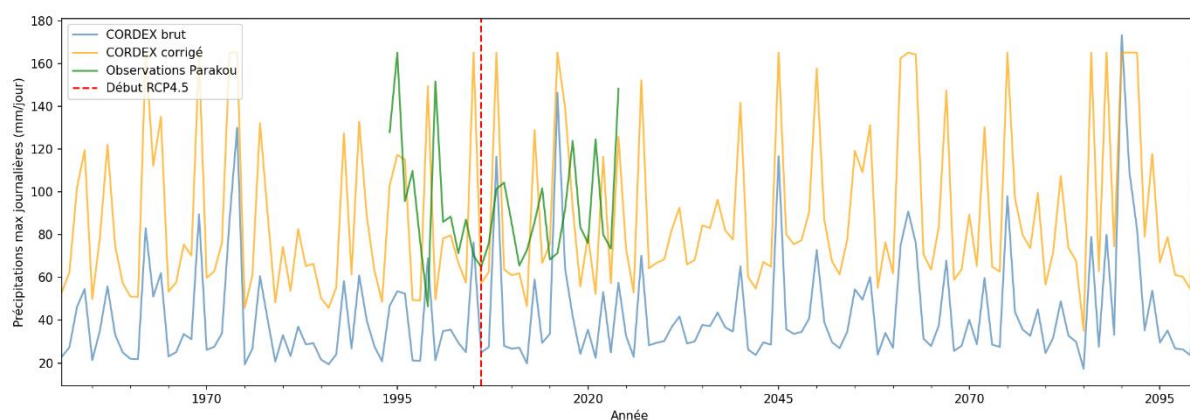


Figure 38: Maxima journaliers annuels CORDEX corrigé du modèle MIROC-MIROC5 de Parakou

4.3.3.3 Calage du modèle de Gumbel et construction des IDF futures

Sur la période historique 1951-2005, l'ajustement du modèle de Gumbel stationnaire donne $\mu = 68,18$ mm et $\sigma = 25,55$ mm. Les quantiles journaliers historiques vont de 77 mm pour $T = 2$ ans à 186 mm pour $T = 100$ ans. Sur la période future, le modèle non stationnaire donne $\mu_0 = 72,23$ mm, $\mu_1 = +0,06$ mm/an et $\sigma = 26,05$ mm.

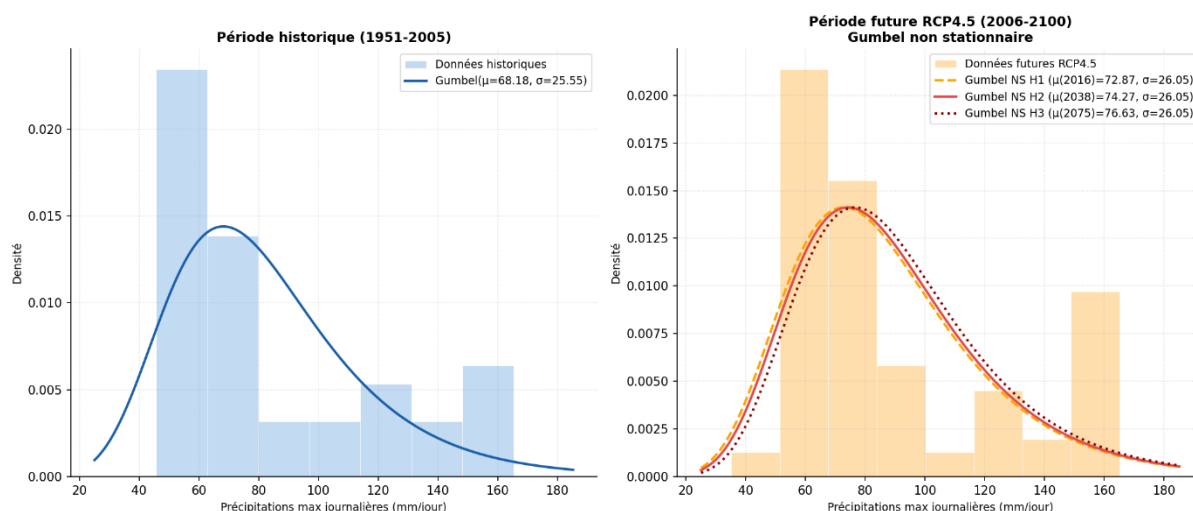


Figure 39: Distribution de Gumbel stationnaire et non stationnaire du modèle MIROC-MIROC5

Le tableau suivant présente les quantiles CORDEX et les pourcentages d'augmentation retenus par la méthode du delta change. Contrairement au modèle MPI, tous les pourcentages sont positifs. Contrairement au modèle ICHEC, les hausses sont décroissantes avec la période de retour : elles varient de +11,1% pour $T = 2$ ans à +5,8% pour $T = 100$ ans à l'horizon H3. Ce comportement s'explique par la forme de la distribution future dont la queue est moins épaisse que celle de la distribution historique.

Tableau 24: Quantiles journaliers CORDEX et pourcentages d'augmentation retenus par horizon du modèle MIROC-MIROC5 (mm/jour)

T (ans)	Historique (mm/j)	H1 (mm/j)	H2 (mm/j)	H3 (mm/j)	$\Delta H1$ (%)	$\Delta H2$ (%)	$\Delta H3$ (%)
2	77,5	82,4	83,8	86,2	+6,3%	+8,1%	+11,1%
5	106,5	111,9	113,3	115,7	+5,1%	+6,4%	+8,6%
10	125,7	131,5	132,9	135,3	+4,6%	+5,8%	+7,6%
20	144,1	150,3	151,7	154,0	+4,3%	+5,3%	+6,9%
50	167,9	174,5	175,9	178,3	+4,0%	+4,8%	+6,2%
100	185,7	192,7	194,1	196,5	+3,8%	+4,5%	+5,8%

Les pourcentages ont été appliqués aux courbes IDF locales de Parakou par delta change. Le tableau 25 présente les intensités IDF futures pour $T = 100$ ans. Les intensités à la durée 5 min passent de 234 mm/h (historique) à 243 mm/h (H1), 244 mm/h (H2) et 247 mm/h (H3), soit des hausses de +3,8%, +4,5% et +5,8%.

Tableau 25: Intensités IDF futures pour $T = 100$ ans du modèle MIROC-MIROC5 (mm/h).

Durée	Historique (mm/h)	H1 2006- 2026 (mm/h)	H2 2027- 2050 (mm/h)	H3 2051- 2100 (mm/h)
5 min	233,76	242,59	244,36	247,33
15 min	187,08	194,15	195,56	197,94
30 min	150,52	156,21	157,34	159,26
1 h	114,74	119,07	119,94	121,40
3 h	49,61	51,48	51,86	52,49
6 h	25,92	26,90	27,10	27,43
12 h	12,96	13,45	13,55	13,71
24 h	6,95	7,21	7,26	7,35

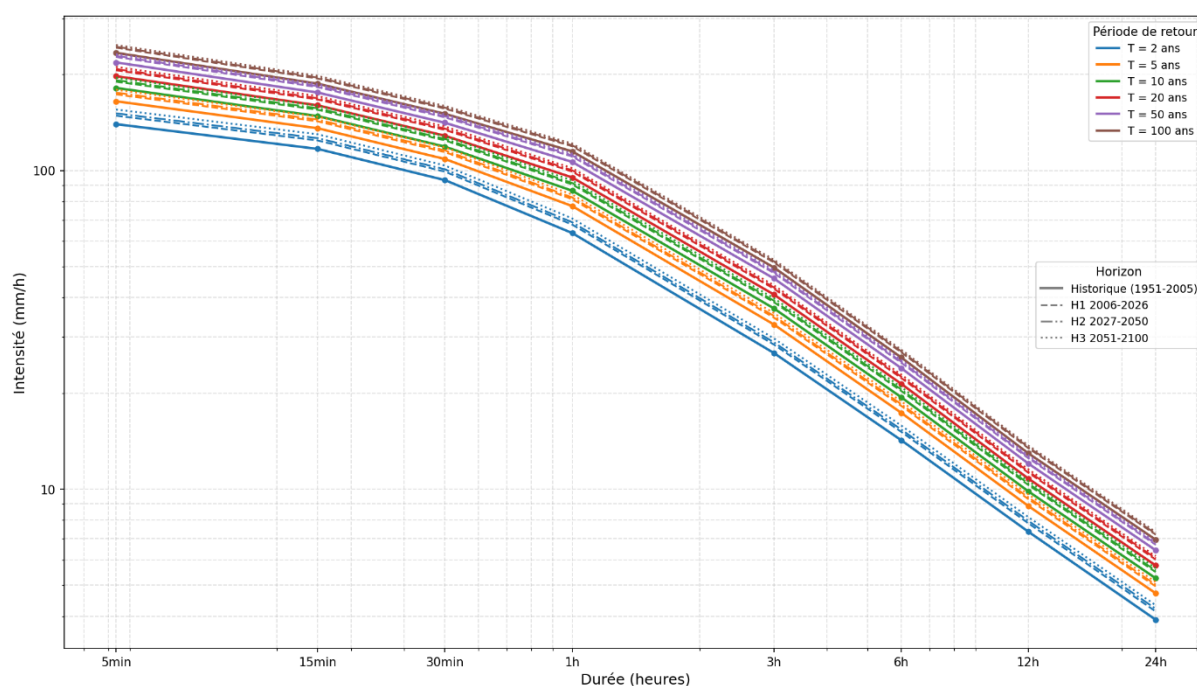


Figure 40: Courbes IDF de la période historique et future du modèle MIROC-MIROC5

4.3.3.4 Construction de pluies de projet

Les paramètres Montana calés pour $T = 100$ ans varient entre les horizons : a passe de 193,92 (historique) à 201,26 (H1), 202,67 (H2) et 205,18 (H3), tandis que b et c restent stables. Les hyétogrammes de pluie de projet Chicago pour $T = 100$ ans montrent une augmentation progressive avec l'horizon.

Tableau 26: Hyétogramme de pluie de projet Chicago $T = 100$ ans du modèle MIROC-MIROC5 (mm).

Pas de temps	Historique (mm)	H1 2006-2026 (mm)	H2 2027-2050 (mm)	H3 2051-2100 (mm)
0h – 1h	9,02	9,36	9,43	9,54
1h – 2h	13,82	14,34	14,45	14,62
2h – 3h	30,22	31,36	31,59	31,97
3h – 4h	56,74	58,88	59,31	60,03
4h – 5h	24,11	25,02	25,21	25,51
5h – 6h	14,94	15,50	15,62	15,81
6h – 7h	10,82	11,23	11,32	11,45
7h – 8h	8,48	8,80	8,87	8,97

Le modèle MIROC-MIROC5 se positionne entre ICHEC-EC-EARTH et MPI-M-MPI-ESM-LR en termes d'intensification des extrêmes sous RCP4.5. Il projette des hausses modérées des IDF et des pluies de projet, avec une particularité notable : les pourcentages d'augmentation sont décroissants avec la période de retour, contrairement au modèle ICHEC où ils étaient croissants.

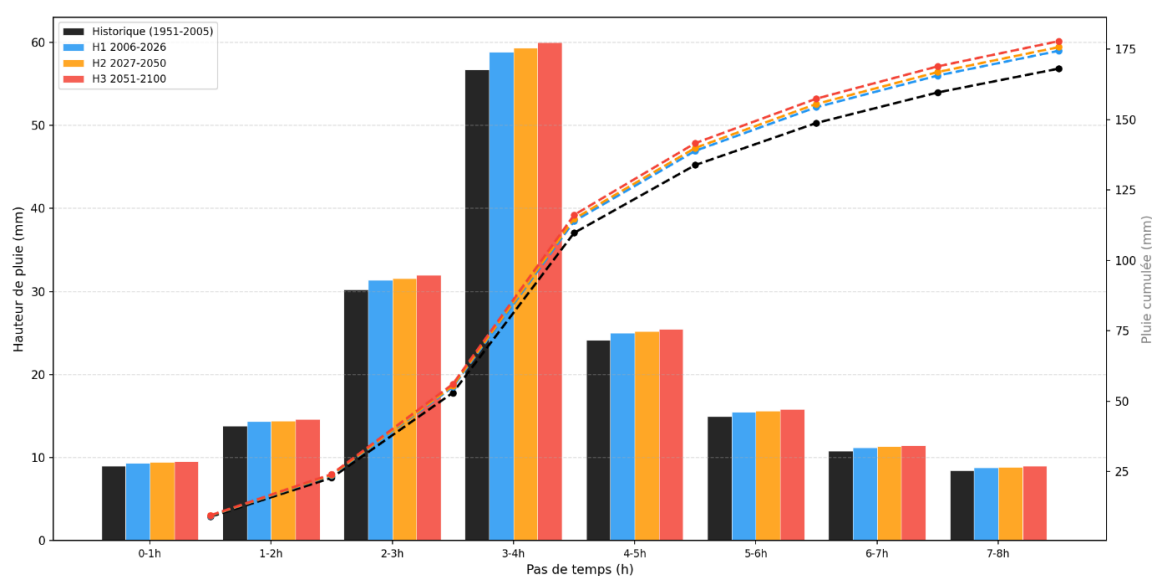


Figure 41: Hyétogrammes de pluie de projet Chicago $T = 100$ ans du modèle MIROC-MIROC5

5. Discussion

5.1 Qualité des données et représentativité des sources

Entre Parakou et Bembéréké, la corrélation journalière est très faible, $r = 0,07$. Ce résultat va dans le sens de ce qu'on retrouve habituellement dans les zones à régime convectif en Afrique de l'Ouest. Les travaux de (Lebel & Ali, 2009) sur le Sahel montrent que la variabilité spatiale des précipitations convectives est très forte à des distances dépassant 50 km. Avec 98 km entre les deux stations, il n'est donc pas surprenant que les deux séries journalières soient pratiquement décorréliées. La convergence au pas de temps mensuel, $r = 0,82$, est en revanche un résultat rassurant. Les deux stations appartiennent au même régime climatique régional, et leurs données sont cohérentes à cette échelle.

La sous-estimation des intensités journalières par les trois produits satellitaires n'est pas non plus une surprise. (Gosset et al., 2013) documentent cette limite pour l'Afrique de l'Ouest et montrent que les cellules convectives, responsables des événements les plus intenses, ne sont pas bien reproduites par ces produits. Aucun des trois ne dépasse ici 100 mm/jour, alors que la station de Parakou enregistre 11 cas au-dessus de ce seuil sur 30 ans. Ce seul constat suffit à écarter leur utilisation pour l'analyse des fréquences extrêmes à l'échelle locale. CHIRPS obtient les meilleures performances mensuelles à Parakou avec un KGE de 0,91. (Funk et al., 2015) expliquent cet avantage par l'intégration des données pluviométriques locales dans l'algorithme de CHIRPS, ce qui améliore sa calibration sur l'Afrique subsaharienne. ERA5-Land, de son côté, restitue les maxima journaliers les plus élevés des trois produits mais reste le moins performant au pas de temps journalier. La résolution spatiale de la réanalyse lisse les événements convectifs locaux, ce qui pénalise ce produit sur les intensités de pointe.

À Bembéréké, la corrélation mensuelle de CHIRPS et ERA5-Land sont beaucoup plus proches qu'à Parakou, avec des KGE respectifs de 0,83 et 0,86. Cet écart par rapport à Parakou reste difficile à expliquer. On peut donc supposer que la faible couverture de réseau pluviométrique dans le nord du Bénin réduit l'efficacité de l'ajustement local de CHIRPS dans cette zone. Ce qui atténue son avantage habituel. Cet aspect mériterait d'être vérifié sur un réseau de stations plus dense.

5.2 Robustesse de l'approche fréquentielle

Les tests de Mann-Kendall et de Pettitt ne détectent pas de tendance significative ni de rupture sur les séries de maxima annuels des deux stations. L'hypothèse de stationnarité est donc validée pour la construction des courbes IDF locales. Il faut quand même noter que la durée 24h à Parakou présente une statistique Z de 1,90 ($p = 0,06$), assez proche du seuil de rejet. Sur une série plus longue, cette tendance pourrait bien devenir significative. Ce point devrait être gardé à l'esprit, surtout pour les analyses portant sur les longues durées.

Le choix de la loi de Gumbel s'appuie sur des bases statistiques solides. La simulation de Monte Carlo montre que sur des échantillons de 23 à 25 ans, AIC et BIC choisissent correctement la GEV dans moins de 30 % des cas lorsque le paramètre de forme ξ reste entre -0,3 et +0,3. Laio et al., (2009) arrivent aux mêmes conclusions et rappellent que la différence entre Gumbel et GEV sur petits échantillons est une limite des critères d'information. Choisir la loi de Gumbel dans ce contexte n'est pas un choix conservateur par défaut, c'est la seule décision que les données permettent de justifier.

Les intensités obtenues pour $T = 100$ ans à 5 min, soit 233,76 mm/h à Parakou et 243,18 mm/h à Bembéréké, sont du même ordre que celles rapportées dans d'autres études sur la région soudanienne du Bénin. Bembéréké présente des intensités légèrement supérieures à ceux de Parakou pour les courtes durées malgré une pluviométrie annuelle plus faible. Ce résultat peut sembler contre-intuitif. Les valeurs de σ plus élevées de la loi de Gumbel pour les durées inférieures à 1h à Bembéréké indiquent une dispersion plus grande des maxima annuels, ce qui se traduit par des quantiles extrêmes plus élevés même avec une moyenne plus basse.

L'incertitude des quantiles estimés par Bootstrap pour $T = 100$ ans augmente légèrement, surtout sur les courtes durées. À 5 min, l'intervalle de confiance couvre environ 47 mm/h à Parakou et 43 mm/h à Bembéréké. C'est une conséquence directe de l'extrapolation à 100 ans sur des séries de 23 à 25 ans. Cette incertitude doit être prise en compte dans le dimensionnement des ouvrages surtout lorsqu'une marge de sécurité est exigée.

Le coefficient $r = 0,4$ utilisé pour la méthode de Chicago place le pic à 40% de la durée de l'averse. La durée de 8 heures est fixée par le temps de concentration estimé par la formule de Kirpich (1940), ce qui correspond à la pratique standard en hydrologie opérationnelle. L'ajustement de la formule de Montana sur les courbes IDF donne des R^2 supérieurs à 0,99 pour les deux stations. Cela confirme la bonne qualité de la représentation analytique des intensités. Les RMSE qui sont plus faibles à Bembéréké (inférieurs à 1,6 mm/h) par rapport à Parakou (inférieurs à 3,2 mm/h) montrent des courbes IDF régulières à Bembéréké, cohérentes avec la dispersion plus homogène des maxima annuels dans les longues durées.

5.3 Projections climatiques et incertitude inter-modèles

Les trois modèles CORDEX produisent des signaux très différents sur les extrêmes de précipitation à l'horizon 2100. C'est probablement le résultat le plus important de cette partie. ICHEC projette des hausses progressives allant jusqu'à +13,1 % pour $T = 100$ ans à l'horizon H3, MPI ne projette aucune modification par rapport au scénario stationnaire, et MIROC donne des hausses allant de l'ordre de 3.8 à 11.1% pour les événements extrêmes. Cette dispersion inter-modèles est bien documentée pour l'Afrique de l'Ouest. Dosio et al. (2021) montrent que les modèles CORDEX sous RCP4.5 présentent des signaux parfois opposés selon les modèles et les sous-régions considérées.

Le résultat du modèle MPI nécessite qu'on s'y attarde. Les quantiles futurs diminuent par rapport à la période historique ce qui conduit à un delta change nul. Les IDF futures sont alors identiques aux IDF

stationnaires pour les trois horizons. Ce résultat ne signifie pas que le changement climatique n'a aucun effet selon ce modèle. Il montre plutôt une projection réduisant les extrêmes journaliers, ce qui peut s'expliquer par une redistribution des pluies avec des événements plus fréquents mais moins intenses dans les simulations MPI sur cette zone. La tendance μ_1 de seulement +0,02 mm/an confirme que ce modèle projette une quasi-stationnarité des extrêmes sous RCP4.5 sur l'Okpara.

La méthode de correction de biais par quantile mapping présente une limite qu'il faut mentionner ici. Elle contraint les valeurs futures au maximum observé sur la période de référence, soit 165,2 mm/j pour les trois modèles. (Maraun, 2013) signale que cette contrainte peut conduire à sous-estimer les événements futurs les plus intenses si le changement climatique produit des valeurs dépassant le maximum historique. Les hausses projetées par delta change sont donc à interpréter comme des estimations conservatives des intensités futures.

La particularité du modèle MIROC mérite aussi d'être discutée. Les pourcentages d'augmentation y sont décroissants avec la période de retour, alors qu'ils sont croissants pour ICHEC. Pour MIROC, les hausses vont de +11,1 % pour $T = 2$ ans à +5,8 % pour $T = 100$ ans à l'horizon H3, ce qui s'explique par une queue de distribution future moins épaisse que celle de la distribution historique. En d'autres termes, MIROC projette une intensification plus marquée des événements fréquents que des événements rares. Cette différence de comportement entre modèles a des implications directes pour le dimensionnement hydraulique : selon le modèle retenu, ce ne sont pas les mêmes périodes de retour qui sont le plus affectées.

Face à cette incertitude inter-modèles, l'approche multi-modèles adoptée dans ce travail est pleinement justifiée. Pour le dimensionnement d'ouvrages à longue durée de vie sur le bassin de l'Okpara, il serait prudent de retenir les résultats du modèle ICHEC pour les horizons les plus lointains, en particulier pour les ouvrages dont la défaillance aurait des conséquences importantes. Pour des ouvrages moins critiques ou des horizons plus courts, les résultats de MIROC pourraient constituer une base de dimensionnement plus adaptée. L'enveloppe multi-modèles reste dans tous les cas nécessaire pour encadrer l'incertitude et ne pas s'appuyer sur les projections d'un seul modèle.

6. Conclusion générale

Ce mémoire partait de deux interrogations principales. La première concernait la qualité et la fiabilité des données pluviométriques disponibles sur le bassin de l'Okpara, qu'elles soient issues des stations locales ou des produits satellitaires. La seconde portait sur les pluies de projets en comparant celles calculées sur l'hypothèse de stationnarité et celles intégrant le changement climatique donc non stationnaire. Le but était de voir les conséquences pour le dimensionnement des ouvrages hydrauliques du bassin de l'Okpara.

L'analyse de cohérence entre les stations de Parakou et Bembéréké a d'abord montré que les précipitations convectives du nord du Bénin présentent une variabilité spatiale très forte à l'échelle

journalière, avec une corrélation quasi nulle entre les deux sites séparés de 98 km ($r = 0,07$). À l'échelle mensuelle, cette cohérence est bien meilleure ($r = 0,82$), ce qui confirme que les deux stations appartiennent au même régime climatique régional et que leurs données sont fiables pour une analyse hydrologique. L'évaluation des trois produits satellitaires a ensuite révélé une limite commune et structurelle : aucun des trois, ni CHIRPS, ni ERA5-Land, ni PERSIANN-CDR, ne parvient à reproduire les intensités journalières extrêmes observées à la station locale. Les 11 jours dépassant 100 mm enregistrés à Parakou sur 30 ans sont totalement absents des séries satellitaires. Cette sous-estimation systématique confirme que les données locales restent indispensables pour construire des courbes IDF fiables, les produits satellitaires pouvant en revanche rendre des services utiles pour l'analyse de la variabilité saisonnière. CHIRPS se distingue pour les cumuls mensuels à Parakou avec un KGE de 0,91, tandis que les performances de CHIRPS et ERA5-Land convergent à Bembéréké, ce qui suggère que la densité du réseau pluviométrique local influence la calibration de ces produits.

Sur la base des données locales à pas de temps de 5 minutes, les maxima annuels ont été extraits par fenêtre glissante pour huit durées d'agrégation allant de 5 minutes à 24 heures. Les tests de Mann-Kendall et de Pettitt n'ont détecté aucune tendance significative ni de rupture sur les deux stations, ce qui valide l'hypothèse de stationnarité pour la période de 2000 à 2024. Le choix entre la loi GEV et la loi de Gumbel appuyée par une simulation Monte Carlo a permis de retenir la loi de Gumbel. Les courbes IDF obtenus donnent des intensités autour de 234 mm/h à Parakou et de 243 mm/h à Bembéréké pour $T = 100$ ans à 5 min. Ces valeurs sont cohérentes avec les données disponibles pour la région soudanienne du Bénin. La formule de Montana s'ajuste très bien sur les deux sites avec des R^2 à 0,99. La pluie de projet pour $T = 100$ ans, d'une durée de 8 heures fixée par le temps de concentration du bassin de l'Okpara atteint les 168 mm à Parakou et les 138 mm à Bembéréké, avec un pic d'intensité à $t = 3,2$ h dans les deux cas.

L'intégration du changement climatique via trois modèles CORDEX sous scénario RCP4.5 a produit des résultats très contrastés, ce qui constitue sans doute le résultat le plus instructif de ce travail. Le modèle ICHEC-EC-EARTH projette des hausses progressives des intensités extrêmes allant jusqu'à +13,1 % pour $T = 100$ ans à l'horizon 2051-2100. Le modèle MIROC-MIROC5 donne des hausses plus modérées, jusqu'à +11,1 % pour $T = 2$ ans, avec une particularité notable : les augmentations diminuent avec la période de retour, ce qui reflète une queue de distribution future moins épaisse que celle de la distribution historique. Le modèle MPI-M-MPI-ESM-LR, quant à lui, ne projette aucune modification des IDF par rapport au scénario stationnaire, les quantiles futurs étant inférieurs aux quantiles historiques pour tous les horizons et toutes les périodes de retour. Cette forte dispersion inter-modèles illustre l'incertitude qui pèse encore sur les projections d'extrêmes de précipitation en Afrique de l'Ouest sous RCP4.5, comme le montrent également (Klutse et al., 2021) à l'échelle régionale. Elle confirme qu'aucun modèle unique ne peut servir de base exclusive pour le dimensionnement d'ouvrages à longue durée de vie, et que l'approche multi-modèles adoptée dans ce travail est une nécessité opérationnelle.

Ce travail présente plusieurs limites qu'il convient de rappeler. Les séries locales disponibles couvrent 23 à 25 ans, ce qui reste court pour estimer des quantiles à 100 ans avec une incertitude réduite. Les intervalles de confiance bootstrap s'élargissent sensiblement pour les courtes durées à $T = 100$ ans. La correction de biais par quantile mapping plafonne par construction les valeurs futures au maximum observé sur la période de référence, ce qui peut sous-estimer les intensités futures si le changement climatique produit des événements inédits par rapport à la période historique (Maraun, 2013). Ces limites ouvrent des pistes de travail pour la suite. L'allongement des séries d'observation réduirait l'incertitude des quantiles extrêmes et renforcerait la puissance des tests de stationnarité. L'application de méthodes de correction de biais moins contraignantes, ou le recours à des modèles climatiques à haute résolution temporelle, permettrait d'améliorer la représentation des extrêmes futurs à des durées sub-journalières. Enfin, le couplage des pluies de projet non stationnaires avec un modèle hydrologique du bassin de l'Okpara constituerait une suite naturelle à ce travail, en traduisant directement les résultats obtenus ici en débits de crue et en évaluant leurs conséquences sur les ouvrages hydrauliques existants.

Bibliographie

- Al-Jalili, S. K., Hayder, A. M., & Zwain, H. M. (2024). Deriving rainfall IDF curves using modified Bartlett-Lewis rectangular pulses (BLRP) model for Babylon City, Iraq. *Results in Engineering*, 24, 103028. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.103028>
- Anghel, C. G. (2024). Revisiting the Use of the Gumbel Distribution : A Comprehensive Statistical Analysis Regarding Modeling Extremes and Rare Events. *Mathematics*, 12(16), 2466. <https://doi.org/10.3390/math12162466>
- Arnbjerg-Nielsen, K., Willems, P., Olsson, J., Beecham, S., Pathirana, A., Bülow Gregersen, I., Madsen, H., & Nguyen, V.-T.-V. (2013). Impacts of climate change on rainfall extremes and urban drainage systems : A review. *Water Science and Technology*, 68(1), 16-28. <https://doi.org/10.2166/wst.2013.251>
- Bárdossy, A., Seidel, J., & El Hachem, A. (2021). The use of personal weather station observations to improve precipitation estimation and interpolation. *Hydrology and Earth System Sciences*, 25(2), 583-601. <https://doi.org/10.5194/hess-25-583-2021>
- Beck, H. E., Pan, M., Roy, T., Weedon, G. P., Pappenberger, F., Van Dijk, A. I. J. M., Huffman, G. J., Adler, R. F., & Wood, E. F. (2019). Daily evaluation of 26 precipitation datasets using Stage-IV gauge-radar data for the CONUS. *Hydrology and Earth System Sciences*, 23(1), 207-224. <https://doi.org/10.5194/hess-23-207-2019>
- Berndt, C., & Haberlandt, U. (2018). Spatial interpolation of climate variables in Northern Germany—Influence of temporal resolution and network density. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 15, 184-202. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2018.02.002>
- Bodjrènou, M., Peng, K., Afféwé, D. J., Hounkpè, J., Donnou, H. E. V., Adounkpè, J., & Akpo, A. B. (2025). Assessment of Satellite-Based Rainfall Products for Flood Modeling in the Ouémé River Basin in Benin (West Africa). *Hydrology*, 12(4), 71. <https://doi.org/10.3390/hydrology12040071>
- Caquot. (1941). *ACADÉMIE DES SCIENCES*. https://dn721005.ca.archive.org/0/items/comptes-rendus-hebdomadaires-academie-des-sciences_1941-10-20_213_16/comptes-rendus-hebdomadaires-academie-des-sciences_1941-10-20_213_16.pdf
- Chakri, A., Laftouhi, N.-E., Zouhri, L., Ibouh, H., & Ibnoussina, M. (2025). Assessment of Satellite and Reanalysis Precipitation Data Using Statistical and Wavelet Analysis in Semi-Arid, Morocco. *Water*, 17(11), 1714. <https://doi.org/10.3390/w17111714>

- Cheng, L., & AghaKouchak, A. (2014). Nonstationary Precipitation Intensity-Duration-Frequency Curves for Infrastructure Design in a Changing Climate. *Scientific Reports*, 4(1), 7093. <https://doi.org/10.1038/srep07093>
- Chow et al. (1988). *Applied Hydrology Chow 1988 PDF | PDF*. <https://fr.scribd.com/document/354199729/Applied-Hydrology-Chow-1988-pdf>
- De Vos, L., Leijnse, H., Overeem, A., & Uijlenhoet, R. (2017). The potential of urban rainfall monitoring with crowdsourced automatic weather stations in Amsterdam. *Hydrology and Earth System Sciences*, 21(2), 765-777. <https://doi.org/10.5194/hess-21-765-2017>
- Dembélé, M., & Zwart, S. (2016). Evaluation and comparison of satellite-based rainfall products in Burkina Faso, West Africa. *International Journal of Remote Sensing*, 37, 3995-4014. <https://doi.org/10.1080/01431161.2016.1207258>
- Djerboua, A., Duband, D., & Bois, P. (2004). Estimation des lois des précipitations extrêmes à partir de données journalières complètes. *La Houille Blanche*, 90(3), 65-74. <https://doi.org/10.1051/lhb:200403008>
- Dosio, A., Jury, M. W., Almazroui, M., Ashfaq, M., Diallo, I., Engelbrecht, F. A., Klutse, N. A. B., Lennard, C., Pinto, I., Sylla, M. B., & Tamoffo, A. T. (2021). Projected future daily characteristics of African precipitation based on global (CMIP5, CMIP6) and regional (CORDEX, CORDEX-CORE) climate models. *Climate Dynamics*, 57(11-12), 3135-3158. <https://doi.org/10.1007/s00382-021-05859-w>
- Dossou-yovo. (2013). (PDF) Modelling the hydrological balance of the Okpara catchment at the Kaboua outlet in Benin. *ResearchGate*. https://www.researchgate.net/publication/293175134_Modelling_the_hydrological_balance_of_the_Okpara_catchment_at_the_Kaboua_outlet_in_Benin
- Doumounia, A., Gosset, M., Cazenave, F., Kacou, M., & Zougmore, F. (2014). Rainfall monitoring based on microwave links from cellular telecommunication networks : First results from a West African test bed. *Geophysical Research Letters*, 41(16), 6016-6022. <https://doi.org/10.1002/2014GL060724>
- Echeverri-Díaz, J., Coronado-Hernández, Ó. E., Gatica, G., Linfati, R., Méndez-Anillo, R. D., & Coronado-Hernández, J. R. (2022). Sensitivity of Empirical Equation Parameters for the Calculation of Time of Concentration in Urbanized Watersheds. *Water*, 14(18), 2847. <https://doi.org/10.3390/w14182847>
- Efron, B., & Tibshirani, R. (1986). Bootstrap Methods for Standard Errors, Confidence Intervals, and Other Measures of Statistical Accuracy. *Statistical Science*, 1(1). <https://doi.org/10.1214/ss/1177013815>
- Fao Gaul. (2015). *Global Administrative Unit Layers (GAUL 2015)—"FAO catalog"*. <https://data.apps.fao.org/catalog/dataset/global-administrative-unit-layers-gaul-2015>

- Funk, C., Peterson, P., Landsfeld, M., Pedreros, D., Verdin, J., Shukla, S., Husak, G., Rowland, J., Harrison, L., Hoell, A., & Michaelsen, J. (2015). The climate hazards infrared precipitation with stations—A new environmental record for monitoring extremes. *Scientific Data*, 2(1), 150066. <https://doi.org/10.1038/sdata.2015.66>
- Ganguli, P., & Coulibaly, P. (2019). Assessment of future changes in intensity-duration-frequency curves for Southern Ontario using North American (NA)-CORDEX models with nonstationary methods. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 22, 100587. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2018.12.007>
- Garcia-Marti, I., Overeem, A., Noteboom, J. W., De Vos, L., De Haij, M., & Whan, K. (2023). From proof-of-concept to proof-of-value : Approaching third-party data to operational workflows of national meteorological services. *International Journal of Climatology*, 43(1), 275-292. <https://doi.org/10.1002/joc.7757>
- Giesen, N. van de, Hut, R., & Selker, J. (2014). The Trans-African Hydro-Meteorological Observatory (TAHMO). *Wiley Interdisciplinary Reviews: Water*, 1(4), 341-348. <https://doi.org/10.1002/wat2.1034>
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2017). Google Earth Engine : Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment, Big Remotely Sensed Data: tools, applications and experiences*, 202, 18-27. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>
- Gosset, M., Viarre, J., Quantin, G., & Alcoba, M. (2013). Evaluation of several rainfall products used for hydrological applications over West Africa using two high-resolution gauge networks. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 139(673), 923-940. <https://doi.org/10.1002/qj.2130>
- Gumbel, E. J. (1958). *Statistics of Extremes*. Columbia University Press. <https://doi.org/10.7312/gumb92958>
- Gupta, H. V., Kling, H., Yilmaz, K. K., & Martinez, G. F. (2009). Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria : Implications for improving hydrological modelling. *Journal of Hydrology*, 377(1-2), 80-91. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.08.003>
- Held, U. (2010). Pièges des corrélations : Les coefficients de corrélation de Pearson et de Spearman. *Forum Médical Suisse – Swiss Medical Forum*, 10(38). <https://doi.org/10.4414/fms.2010.07285>
- Hersbach, H., Bell, B., Berrisford, P., Hirahara, S., Horányi, A., Muñoz-Sabater, J., Nicolas, J., Peubey, C., Radu, R., Schepers, D., Simmons, A., Soci, C., Abdalla, S., Abellan, X., Balsamo, G., Bechtold, P., Biavati, G., Bidlot, J., Bonavita, M., ... Thépaut, J. (2020). The ERA5 global reanalysis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 146(730), 1999-2049. <https://doi.org/10.1002/qj.3803>
- HLPE. (2015). *L'eau, enjeu pour la sécurité alimentaire mondiale*.

- Hosking, J. R. M. (1990). L-Moments : Analysis and Estimation of Distributions Using Linear Combinations of Order Statistics. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 52(1), 105-124.
- Huffman, G. J., Bolvin, D. T., Braithwaite, D., Hsu, K.-L., Joyce, R. J., Kidd, C., Nelkin, E. J., Sorooshian, S., Stocker, E. F., Tan, J., Wolff, D. B., & Xie, P. (2020). Integrated Multi-satellite Retrievals for the Global Precipitation Measurement (GPM) Mission (IMERG). In V. Levizzani, C. Kidd, D. B. Kirschbaum, C. D. Kummerow, K. Nakamura, & F. J. Turk (Éds.), *Satellite Precipitation Measurement* (Vol. 67, p. 343-353). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-24568-9_19
- IACWD. (1982). *Guidelines for determining flood flow frequency*. <https://pubs.usgs.gov/unnumbered/70275162/report.pdf>
- IPCC. (2023). *Climate Change 2021 – The Physical Science Basis : Working Group I Contribution to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* (1^{re} éd.). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781009157896>
- Jenkinson, A. F. (1955). The frequency distribution of the annual maximum (or minimum) values of meteorological elements. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 81(348), 158-171. <https://doi.org/10.1002/qj.49708134804>
- Klutse et al. (2021). (PDF) The Climatic Analysis of Summer Monsoon Extreme Precipitation Events over West Africa in CMIP6 Simulations. *ResearchGate*. <https://doi.org/10.1007/s41748-021-00203-y>
- Knoben, W. J. M., Freer, J. E., & Woods, R. A. (2019). Technical note : Inherent benchmark or not? Comparing Nash–Sutcliffe and Kling–Gupta efficiency scores. *Hydrology and Earth System Sciences*, 23(10), 4323-4331. <https://doi.org/10.5194/hess-23-4323-2019>
- Koutsoyiannis, D. (2004a). Statistics of extremes and estimation of extreme rainfall : I. Theoretical investigation / Statistiques de valeurs extrêmes et estimation de précipitations extrêmes: I. Recherche théorique. *Hydrological Sciences Journal*, 49(4), 3. <https://doi.org/10.1623/hysj.49.4.575.54430>
- Koutsoyiannis, D. (2004b). Statistics of extremes and estimation of extreme rainfall : II. Empirical investigation of long rainfall records / Statistiques de valeurs extrêmes et estimation de précipitations extrêmes: II. Recherche empirique sur de longues séries de précipitations. *Hydrological Sciences Journal*, 49(4), 4. <https://doi.org/10.1623/hysj.49.4.591.54424>
- Koutsoyiannis, D. (2006). Nonstationarity versus scaling in hydrology. *Journal of Hydrology*, 324(1-4), 239-254. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2005.09.022>
- Koutsoyiannis, D., Kozonis, D., & Manetas, A. (1998). A mathematical framework for studying rainfall intensity-duration-frequency relationships. *Journal of Hydrology*, 206(1), 118-135. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(98\)00097-3](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(98)00097-3)

- Laio, F., Di Baldassarre, G., & Montanari, A. (2009). Model selection techniques for the frequency analysis of hydrological extremes. *Water Resources Research*, 45(7), 2007WR006666. <https://doi.org/10.1029/2007WR006666>
- Lebel, T., & Ali, A. (2009). Recent trends in the Central and Western Sahel rainfall regime (1990–2007). *Journal of Hydrology*, 375(1-2), 52-64. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2008.11.030>
- Lehner, B., Verdin, K., & Jarvis, A. (2008). New Global Hydrography Derived From Spaceborne Elevation Data. *Eos, Transactions American Geophysical Union*, 89(10), 93-94. <https://doi.org/10.1029/2008EO100001>
- Madsen, H., Lawrence, D., Lang, M., Martinkova, M., & Kjeldsen, T. R. (2014). Review of trend analysis and climate change projections of extreme precipitation and floods in Europe. *Journal of Hydrology*, 519, 3634-3650. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.11.003>
- Maidment, R. I., Grimes, D., Black, E., Tarnavsky, E., Young, M., Greatrex, H., Allan, R. P., Stein, T., Nkonde, E., Senkunda, S., & Alcántara, E. M. U. (2017). A new, long-term daily satellite-based rainfall dataset for operational monitoring in Africa. *Scientific Data*, 4(1), 170063. <https://doi.org/10.1038/sdata.2017.63>
- Maraun, D. (2013). Bias Correction, Quantile Mapping, and Downscaling : Revisiting the Inflation Issue. *Journal of Climate*, 26(6), 2137-2143. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-12-00821.1>
- Martins, E. S., & Stedinger, J. R. (2000). Generalized maximum-likelihood generalized extreme-value quantile estimators for hydrologic data. *Water Resources Research*, 36(3), 737-744. <https://doi.org/10.1029/1999WR900330>
- McKee, J. L., & Binns, A. D. (2016). A review of gauge–radar merging methods for quantitative precipitation estimation in hydrology. *Canadian Water Resources Journal / Revue Canadienne Des Ressources Hydriques*, 41(1-2), 186-203. <https://doi.org/10.1080/07011784.2015.1064786>
- Milly, P. C. D., Betancourt, J., Falkenmark, M., Hirsch, R. M., Kundzewicz, Z. W., Lettenmaier, D. P., & Stouffer, R. J. (2008). Stationarity Is Dead: Whither Water Management? *Science*, 319(5863), 573-574. <https://doi.org/10.1126/science.1151915>
- Muthoni, F., Msangi, F., & Kigosi, E. (2023). Assessing the skill of gridded satellite and reanalysis precipitation products over in East and Southern Africa. *Atmosfera*, 37, 481-501.
- Neppel, L., Arnaud, P., Borch, F., Carreau, J., Garavaglia, F., Lang, M., Paquet, E., Renard, B., Soubeyrou, J.-M., & Veyssière, J.-M. (2014). Résultats du projet Extraflo sur la comparaison des méthodes d'estimation des pluies extrêmes en France. *La Houille Blanche*, (2), 14-19. <https://doi.org/10.1051/lhb/2014011>
- Nielsen, J. M., Van De Beek, C. Z. R., Thorndahl, S., Olsson, J., Andersen, C. B., Andersson, J. C. M., Rasmussen, M. R., & Nielsen, J. E. (2024). Merging weather radar data and opportunistic rainfall sensor data to enhance rainfall estimates. *Atmospheric Research*, 300, 107228. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2024.107228>

- Ogouwale, S., Capo Atidegla, S., & Sintondji, L. O. C. (2022). Etude de l'impact de la dynamique de l'occupation du sol sur les ressources naturelles dans le sous-bassin de l'Okpara à Nano au Nord Bénin. *European Scientific Journal, ESJ*, 18(17), 1. <https://doi.org/10.19044/esj.2022.v18n17p1>
- Ośródk, K., Otop, I., & Szturc, J. (2022). Automatic quality control of telemetric rain gauge data providing quantitative quality information (RainGaugeQC). *Atmospheric Measurement Techniques*, 15(19), 5581-5597. <https://doi.org/10.5194/amt-15-5581-2022>
- Overeem, A., Leijnse, H., Van Der Schrier, G., Van Den Besselaar, E., Garcia-Marti, I., & De Vos, L. W. (2024). Merging with crowdsourced rain gauge data improves pan-European radar precipitation estimates. *Hydrology and Earth System Sciences*, 28(3), 649-668. <https://doi.org/10.5194/hess-28-649-2024>
- Overeem et al. (2013). Country-wide rainfall maps from cellular communication networks | Request PDF. *ResearchGate*. <https://doi.org/10.1073/pnas.1217961110>
- Papalexiou, S. M., & Koutsoyiannis, D. (2013). Battle of extreme value distributions : A global survey on extreme daily rainfall. *Water Resources Research*, 49(1), 187-201. <https://doi.org/10.1029/2012WR012557>
- Schunke, J., Laux, P., Bliefernicht, J., Waongo, M., Sawadogo, W., & Kunstmann, H. (2021). Exploring the Potential of the Cost-Efficient TAHMO Observation Data for Hydro-Meteorological Applications in Sub-Saharan Africa. *Water*, 13(22), 3308. <https://doi.org/10.3390/w13223308>
- Segovia-Cardozo, D. A., Rodríguez-Sinobas, L., Díez-Herrero, A., Zubelzu, S., & Canales-Ide, F. (2021). Understanding the Mechanical Biases of Tipping-Bucket Rain Gauges : A Semi-Analytical Calibration Approach. *Water*, 13(16), 2285. <https://doi.org/10.3390/w13162285>
- Serinaldi, F., & Kilsby, C. G. (2014). Rainfall extremes : Toward reconciliation after the battle of distributions. *Water Resources Research*, 50(1), 336-352. <https://doi.org/10.1002/2013WR014211>
- Sha, Y., Gagne, D. J., West, G., & Stull, R. (2021). Deep-learning-based precipitation observation quality control. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*. <https://doi.org/10.1175/JTECH-D-20-0081.1>
- Singh, V. P. (1998). Generalized Extreme Value Distribution. In V. P. Singh (Éd.), *Entropy-Based Parameter Estimation in Hydrology* (p. 169-183). Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-94-017-1431-0_11
- Sinton, L. O., Agbossou, E. K., & Degnissode, B. (2014). Dynamique de dégradation des forêts galeries et comblement du cours d'eau Agbado dans le département des Collines au Bénin. *International Journal of Biological and Chemical Sciences*, 7(4). <https://agris.fao.org/search/en/records/6473afc52437ad1e5b93922a>

- Sintondji et al. (2017). Socio-Demographic Characteristics of Households as Determinants of Access to Water, Hygiene and Sanitation in So-Ava, Benin. *Journal of Environmental Science and Public Health*, 253-267. <https://doi.org/10.26502/jesph.96120023>
- Tang, G., Clark, M. P., Papalexiou, S. M., Ma, Z., & Hong, Y. (2020). Have satellite precipitation products improved over last two decades? A comprehensive comparison of GPM IMERG with nine satellite and reanalysis datasets. *Remote Sensing of Environment*, 240, 111697. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.111697>
- Thorndahl, S., Nielsen, J. E., & Rasmussen, M. R. (2014). Bias adjustment and advection interpolation of long-term high resolution radar rainfall series. *Journal of Hydrology*, 508, 214-226. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2013.10.056>
- UWWAP. (2020). *UnescoPhysicalDocument*. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000372941>
- Villarini, G., & Smith, J. A. (2010). Flood peak distributions for the eastern United States. *Water Resources Research*, 46(6), 2009WR008395. <https://doi.org/10.1029/2009WR008395>
- Wambura, F. J. (2024). Using reanalysis precipitation data for developing intensity-duration-frequency curves in a poorly gauged city. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 56, 102005. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2024.102005>
- Willems, P. (2000). Compound intensity/duration/frequency-relationships of extreme precipitation for two seasons and two storm types. *Journal of Hydrology*, 233(1), 189-205. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(00\)00233-X](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(00)00233-X)
- WMO. (2023). *Guide to Meteorological Instruments and Methods of Observation*. World Meteorological Organization.
- WMO, & Klemm, S. (1989). *Catalogue of national standard precipitation gauges*. <https://library.wmo.int/fr/records/item/41708-catalogue-of-national-standard-precipitation-gauges>
- Zhang, C., Chen, X., Shao, H., Chen, S., Liu, T., Chen, C., Ding, Q., & Du, H. (2018). Evaluation and Intercomparison of High-Resolution Satellite Precipitation Estimates—GPM, TRMM, and CMORPH in the Tianshan Mountain Area. *Remote Sensing*, 10(10), 1543. <https://doi.org/10.3390/rs10101543>

Annexe

Intensités IDF futures de la station de Parakou (mm/h) Modèle ICHEC-EC-EARTH

T (ans)	5 min	15 min	30 min	1 h	3 h	6 h	12 h	24 h
Periode historique								
2	139,68	116,8	93,24	63,62	26,75	14,26	7,36	3,9
5	164,76	135,6	108,58	77,3	32,87	17,38	8,86	4,72
10	181,44	148,08	118,72	86,36	36,92	19,45	9,85	5,26
20	197,52	160	128,46	95,06	40,81	21,43	10,8	5,77
50	218,16	175,48	141,08	106,31	45,84	24	12,04	6,44
100	233,76	187,08	150,52	114,74	49,61	25,92	12,96	6,95
Horizon 2006-2026								
2	147,66	123,47	98,57	67,26	28,28	15,07	7,78	4,12
5	177,69	146,24	117,1	83,37	35,45	18,75	9,55	5,09
10	197,29	161,01	129,09	93,9	40,14	21,15	10,71	5,71
20	216,03	174,99	140,5	103,97	44,63	23,44	11,82	6,31
50	239,95	193,01	155,17	116,93	50,42	26,4	13,24	7,09
100	257,96	206,44	166,1	126,62	54,74	28,6	14,3	7,66
Horizon 2027-2050								
2	150,99	126,25	100,79	68,77	28,91	15,41	7,96	4,22
5	180,58	148,62	119,01	84,72	36,02	19,05	9,71	5,17
10	200	163,23	130,86	95,19	40,7	21,44	10,86	5,79
20	218,61	177,08	142,18	105,21	45,16	23,72	11,96	6,39
50	242,41	194,99	156,76	118,13	50,94	26,67	13,37	7,16
100	260,34	208,35	167,64	127,79	55,25	28,87	14,43	7,74
Horizon 2051-2100								
2	156,58	130,93	104,52	71,32	29,98	15,98	8,25	4,37
5	185,44	152,62	122,21	87	36,99	19,56	9,97	5,31
10	204,56	166,95	133,85	97,36	41,62	21,93	11,11	5,93
20	222,96	180,61	145	107,3	46,06	24,19	12,19	6,52
50	246,54	198,31	159,44	120,14	51,8	27,12	13,6	7,28
100	264,35	211,57	170,22	129,76	56,1	29,31	14,66	7,85

Intensités IDF futures de la station de Parakou (mm/h) Modèle MIROC-MIROC5

T (ans)	5 min	15 min	30 min	1 h	3 h	6 h	12 h	24 h
Horizon 2006-2026								
2	148,44	124,12	99,1	67,62	28,43	15,16	7,82	4,14
5	173,16	142,52	114,14	81,25	34,55	18,27	9,31	4,96
10	189,84	154,96	124,22	90,36	38,63	20,35	10,31	5,5
20	206,04	166,88	133,98	99,14	42,56	22,35	11,27	6,02
50	226,8	182,44	146,68	110,53	47,66	24,95	12,51	6,7
100	242,64	194,16	156,2	119,07	51,48	26,9	13,45	7,21
Horizon 2027-2050								
2	150,96	126,24	100,78	68,77	28,91	15,41	7,96	4,21
5	175,32	144,32	115,56	82,27	34,98	18,5	9,43	5,02
10	191,88	156,6	125,54	91,33	39,04	20,57	10,42	5,56
20	207,96	168,44	135,24	100,07	42,96	22,56	11,37	6,08
50	228,6	183,92	147,86	111,42	48,04	25,15	12,61	6,75
100	244,32	195,56	157,34	119,94	51,86	27,1	13,55	7,26
Horizon 2051-2100								
2	155,28	129,8	103,62	70,7	29,72	15,85	8,18	4,33
5	179,04	147,32	117,96	83,98	35,71	18,89	9,62	5,12
10	195,24	159,36	127,78	92,95	39,74	20,93	10,6	5,66
20	211,2	171,04	137,34	101,63	43,63	22,91	11,55	6,17
50	231,72	186,36	149,84	112,91	48,69	25,49	12,78	6,84
100	247,32	197,92	159,26	121,4	52,49	27,43	13,71	7,35

Quantiles journaliers CORDEX et pourcentages obtenues par horizon du modèle MPI-M-MPI-ESM-LR (mm/jour).

T (ans)	Historique	H1 2006-2026	Var. H1 (%)	H2 2027-2050	Var. H2 (%)	H3 2051-2100	Var. H3 (%)
2	78,8	70,7	-10,3 %	71,1	-9,8 %	71,8	-8,9 %
5	108,1	91,5	-15,4 %	92,0	-14,9 %	92,7	-14,2 %
10	127,5	105,4	-17,3 %	105,8	-17,0 %	106,5	-16,5 %
20	146,2	118,6	-18,9 %	119,0	-18,6 %	119,7	-18,1 %
50	170,3	135,8	-20,3 %	136,2	-20,0 %	136,9	-19,6 %
100	188,4	148,6	-21,1 %	149,0	-20,9 %	149,7	-20,5 %

Intervalles de confiance à 95 % des intensités de pluie de la station de Parakou (mm/h)

T (ans)	5 min		15 min		30 min		1 h		3 h		6 h		12 h		24 h	
	Inf.	Sup.	Inf.	Sup.	Inf.	Sup.	Inf.	Sup.	Inf.	Sup.	Inf.	Sup.	Inf.	Sup.	Inf.	Sup.
2	129,89	148,81	109,34	124,31	86,6	99,61	58,02	69,96	24,27	30,23	12,99	15,95	6,7	8,18	3,55	4,32
5	153,01	173,28	125,73	143,69	99,18	116,17	68,13	87,34	28,44	38,35	15,1	20,18	7,71	10,23	4,15	5,38
10	167,04	191,41	136,91	157,67	107,16	127,92	74,79	98,97	30,93	43,78	16,47	22,91	8,34	11,59	4,52	6,13
20	178,29	208,94	146,66	171,09	114,57	139,61	80,53	110,2	33,44	49,07	17,7	25,63	8,95	12,89	4,88	6,83
50	192,29	232,04	159,76	188,53	124,37	154,66	87,92	124,51	36,52	55,91	19,36	29,27	9,74	14,57	5,35	7,75
100	202,27	249,96	169,35	201,62	131,44	165,95	93,83	135,47	38,96	60,97	20,61	31,88	10,35	15,87	5,7	8,43

Inf. borne inférieure, Sup. borne supérieure. T période de retour en années.

Intervalles de confiance à 95 % des intensités de pluie de la station de Bembéréké (mm/h)

T (ans)	5 min		15 min		30 min		1 h		3 h		6 h		12 h		24 h	
	Inf.	Sup.	Inf.	Sup.	Inf.	Sup.	Inf.	Sup.	Inf.	Sup.	Inf.	Sup.	Inf.	Sup.	Inf.	Sup.
2	139,72	159,11	109,21	125,22	81,69	95,55	50,07	60,23	20,09	24,43	10,89	13,28	5,79	7,2	3,04	3,8
5	161,79	184,15	129,1	148,21	93,95	115,44	60,18	75	24,63	30,59	13,31	16,74	7,12	9,17	3,85	4,84
10	175,8	201,81	140,62	164,42	102,02	129,06	66,35	85,43	27,39	34,93	14,93	19,1	7,97	10,61	4,31	5,61
20	188,37	219,36	151,45	180,94	109,74	142,12	72,39	95,39	30,03	39,24	16,36	21,41	8,78	12	4,79	6,33
50	204,48	242,14	164,1	202,51	120,07	159,52	80,05	108,51	33,41	44,84	18,2	24,39	9,83	13,75	5,41	7,28
100	216,47	259,87	173,6	218,74	127,27	172,36	85,48	118,42	35,79	48,95	19,53	26,59	10,61	15,05	5,84	7,99

Inf. borne inférieure, Sup. borne supérieure. T période de retour en années.