



Évaluation statistique des réanalyses et des produits satellitaires de précipitations en milieu méditerranéen semi-aride, avec un focus sur le bassin versant de Bouregreg au Maroc

Latifa Ait Dhmane¹, Jalal Moustadraf¹, Mariame Rachdane¹, Mohamed Elmehdi Saidi¹ Fouad Amraoui² and Abdessamad Hadri³.

¹ Geo-Resources, Geo-Environment and Civil Engineering Laboratory, Cadi Ayyad University, Marrakesh, Morocco

² Laboratory of Geosciences Applied to Engineering Development (GALA), Faculty of Science Ain-Chock, Hassan II University of Casablanca, Maarif, Casablanca, Morocco

³ International Water Research Institute, Mohammed VI Polytechnic University (UM6P), Benguerir, Morocco

Résumé

Des données de précipitations précises et spatialement bien réparties sont cruciales pour une gestion efficace des ressources en eau dans les régions arides et semi-arides. Au Maroc, le bassin versant du Bouregreg fait face à des défis de gestion hydro-climatique en raison des régimes de précipitations irréguliers et des stations pluviométriques limitées. Cette étude vise à évaluer quatre produits maillés de précipitations (Les ensembles de données IMERG-V06: GPM-E, GPM-L et GPM-F et les réanalyses ERA5) à l'aide de 11 stations pluviométriques sur une période de 20 ans. Les métriques d'apprentissage automatique sont utilisées pour l'évaluation à différentes échelles temporelles. Les résultats montrent que les produits GPM présentent une grande précision avec de faibles erreurs, tandis que ERA5 fonctionne mieux pour identifier les modèles spatiaux et montre une corrélation plus forte. Ces produits maillés fonctionnent bien pour capturer diverses intensités de précipitations, en particulier des pluies légères. Cependant, des améliorations sont nécessaires pour perfectionner leur précision. A cet effet, l'étude utilise un modèle de réseau neuronal artificiel (ANN) pour corriger les biais et perfectionner les estimations du produit GPM-F. Ceci s'est traduit par une corrélation améliorée et une réduction des erreurs. Dans l'ensemble, cette recherche appuierait donc l'applicabilité des données GPM-F dans le bassin versant du Bouregreg.

Mots clés : Maroc ; Produits de précipitations maillées ; GPM ; ERA5 ; Réseau pluviométrique clairsemé ; Réseau neuronal artificiel.

Spatial and Temporal Evaluation of Gridded Precipitation Products and Adjustment of GPM-F in Bouregreg Watershed Morocco

Abstract:

Accurate and spatially well-distributed precipitation data are crucial for effective water resource management in arid and semi-arid regions. In Morocco, the Bouregreg watershed faces challenges in hydro-climatic management due to irregular precipitation patterns and a sparse rain-gauge network. This study aims to evaluate four precipitation gridded products (IMERG-V06 datasets: GPM-E, GPM-L, and GPM-F, and ERA5 reanalysis) using 11 rainfall stations over a 20-year period. Machine learning metrics are used for evaluation at different temporal scales. The results show that GPM products exhibit high accuracy with low errors, while ERA5 performs better in identifying spatial patterns and shows a stronger correlation. These gridded products work well in capturing various precipitation intensities, especially light rains. However, improvements are needed to refine their accuracy. To this end, the study employs an Artificial Neural Network (ANN) model to correct biases and refine the estimates of the GPM-F product. This resulted in improved correlation and reduced errors. Overall, this research supports the applicability of GPM-F data in the Bouregreg watershed.

Key Words: Morocco; Gridded Precipitation Products; GPM; ERA5; Sparse rain-gauge network; Artificial Neural Network.

¹ Corresponding author: aitdhmane.latifa@gmail.com

1. INTRODUCTION

La disponibilité et l'accès à l'eau représentent l'un des défis majeurs de l'humanité au cours du siècle à venir, en particulier dans la région méditerranéenne, considérée comme l'une des plus sensibles aux changements climatiques [1]. Les modèles climatiques suggèrent une tendance à la baisse des précipitations en Méditerranée au cours des prochaines décennies [2]. Dans ce contexte, l'accès à l'eau constitue un défi majeur pour le développement durable, avec des enjeux environnementaux importants liés à la préservation de cette ressource menacée en termes de quantité et de qualité [3].

Les méthodes traditionnelles de mesure des précipitations, telles que les pluviomètres et les radars météorologiques, présentent des limites en termes de qualité des données et de coûts de maintenance [4,5]. Cependant, grâce aux avancées des simulations numériques et des techniques d'observation de la Terre, l'utilisation de méthodes basées sur les satellites et les modèles s'est révélée être une approche efficace pour collecter des données précises sur les précipitations avec une continuité spatio-temporelle satisfaisante. Les produits satellitaires d'estimation des précipitations utilisent les observations météorologiques étendues par satellite, en combinant des données visibles, infrarouges, micro-ondes ou multi-capteurs [6]. D'autre part, l'approche basée sur la réanalyse combine les données d'observation sur le terrain avec les prévisions des modèles climatiques, en utilisant un système d'assimilation de données pour estimer les précipitations de surface [7].

L'utilisation d'Integrated Multi-satellite Retrievals for GPM (IMERG) et de la Cinquième Génération de Réanalyse atmosphérique d'ECMWF (ERA5) est justifiée par leurs capacités à intégrer des capteurs multi-satellites, offrant une résolution spatio-temporelle élevée et un accès en temps quasi réel. IMERG utilise des techniques avancées d'assimilation de données en combinant différentes sources, ce qui améliore la précision des estimations des précipitations [8]. De son côté, ERA5 dispose d'un ensemble de données à long terme et de procédures rigoureuses de contrôle de la qualité pour filtrer les observations incorrectes. Il utilise des modèles numériques avancés pour générer des estimations cohérentes des précipitations basées sur la physique [9].

Les données provenant des produits de précipitations satellitaires IMERG et de Réanalyse ERA5 ont été largement examinées et comparées à des données observées, tant à l'échelle mondiale [4,10,11,12,13], qu'à l'échelle nationale dans le bassin versant de l'Oued Oum Er Rbia en amont du barrage Ahmed El Hansali [14]. Pour simuler des inondations [15,16] et étudier les changements climatiques dans le sous-bassin de Tensift [17], ainsi que pour applications pluviométriques dans le Maroc Subsaharien [18].

L'évaluation des produits de précipitations dans le bassin versant de Bouregreg est actuellement limitée. Cette étude vise à évaluer la robustesse et la précision des produits de précipitations IMERG V06 et ERA5 pour estimer les précipitations dans cette région en utilisant des métriques d'apprentissage automatique pour évaluer la classification et la régression. Lorsqu'il s'agit d'évaluer la capacité d'un produit à estimer les précipitations, le choix de la bonne métrique est crucial. L'étude a examiné plusieurs scores d'évaluation recommandés par l'Organisation météorologique mondiale, tels que le coefficient de corrélation (Corr), l'erreur absolue moyenne (MAE), l'erreur quadratique moyenne (RMSE), la probabilité de détection (POD) et le taux de fausses alarmes (FAR). Ces paramètres permettent de mesurer à la fois la précision et la capacité de détection du produit de précipitation. L'étude a également pris en compte d'autres métriques d'apprentissage automatique.

Les produits de précipitations sont une source de données avantageuse en raison de leur couverture mondiale et de leur résolution spatio-temporelle élevée. Cependant, leur utilisation dans les applications hydrologiques est limitée en raison des biais associés. Ces biais peuvent être causés par des erreurs de mesure des précipitations, des variations des propriétés de la surface terrestre, ainsi que des variations des régimes climatiques, des saisons et des altitudes [19,20,21]. Pour remédier à ces problèmes, cette étude propose un cadre de correction des biais de précipitation.

2. MATÉRIELS ET MÉTHODES

2.1 Zone d'étude et données pluviométriques

Cette étude se concentre sur le bassin versant du Bouregreg, situé dans le centre-ouest du Maroc, couvrant une superficie d'environ 9462 km². Le bassin versant est bordé par les fossés de Saiss et de Ghareb au nord, le plateau des phosphates au sud, les montagnes du Moyen Atlas à l'est et l'océan Atlantique à l'ouest (Fig.1). Dans cette étude, les données journalières de 11 stations pluviométriques ont été utilisées pour évaluer les produits de précipitations maillées (PPMs). Pour garantir la fiabilité de l'évaluation, un seuil de 20% de données manquantes a été fixé, au-delà duquel les enregistrements se seront pas pris en compte [22].

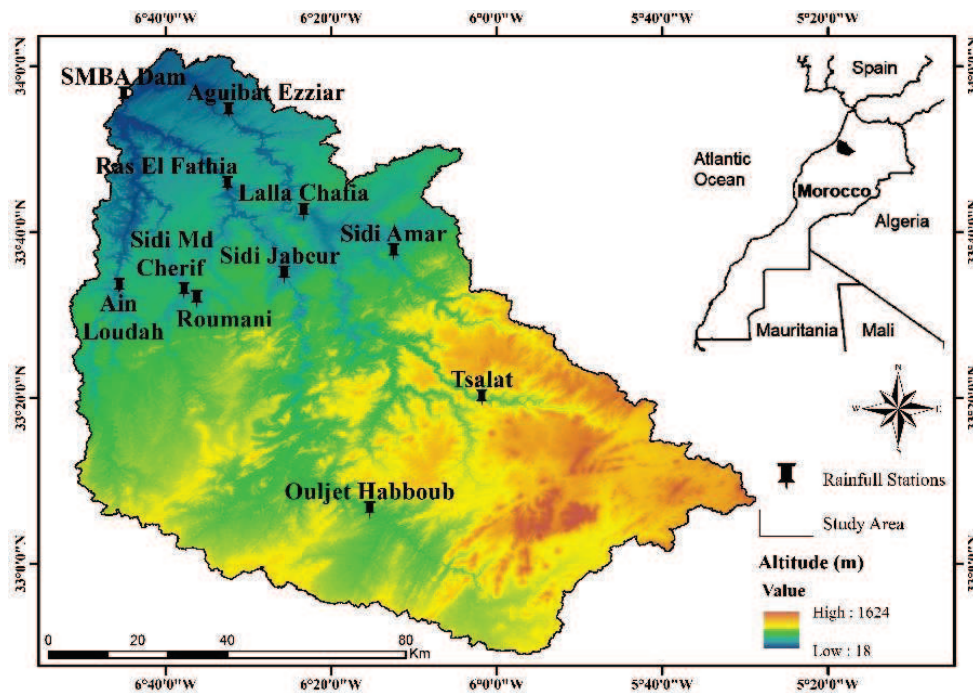


Fig. 1 - Geographical location of the Bouregreg watershed and rain gauges network.

2.2 Produits de précipitations maillées

ERA5 est la cinquième version des données de réanalyse atmosphérique fournies par l'ECMWF, qui couvrent la période à partir de 1940. Elle remplace la version précédente, ERA-Interim, qui ne couvrait que la période à partir de 1979 et a été mise en place en 2006. ERA5 a été développée sur la base du système de prévision intégré Cy41r2, qui est en service depuis 2016, et bénéficie ainsi de plus de dix ans de travaux en physique des modèles, dynamique des noyaux et assimilation de données [9]. Le produit ERA5 se réfère à la version à haute résolution de ces données, avec une résolution spatiale de 0,25° et une résolution temporelle de 1h. Dans la présente étude, l'évaluation des produits de réanalyse a été effectuée en utilisant l'ensemble de données avancé ERA5.

Trois produits IMERG V06 ont été utilisés dans la présente analyse. IMERG représente la plus récente collection de précipitations par satellite de la NASA, avec une résolution spatiale fine de 0,1° et une résolution temporelle de 0,5h [8]. Il continue non seulement les services TMPA (couvrant de juin 2000 à aujourd'hui), mais a également une plus grande couverture spatiale (60° N–60° S). Ce produit satellitaire comporte trois passages : Early Run (ER), Late Run (LR) et Final Run (FR), publiés respectivement 4h, 12h et 3,5 mois après les observations [23]. En conséquence, les deux premiers sont des produits en temps quasi réel, la principale différence étant qu'ER utilise uniquement le morphing vers l'avant, tandis que LR utilise à la fois le morphing vers l'avant et vers l'arrière. Le FR au niveau de la recherche est calibré à l'aide des données GPCC mensuelles et fournit ainsi des informations plus précises sur les précipitations [4].

2.3 Méthodologie

En classification, l'objectif est de prédire le résultat à partir d'un ensemble fini de valeurs catégorielles [24]. La matrice de confusion est une représentation tabulaire spécifique qui fournit une représentation visuelle de la performance d'un modèle [25]. La matrice de confusion se compose de deux dimensions, "Réelle" et "Prédite", avec des "Classes" représentées le long de chaque dimension. Diverses mesures du rendement peuvent être dérivées de la matrice de confusion. Une métrique couramment utilisée est la précision de classification (ACC), qui calcule le rapport entre les prédictions correctes et le nombre total de prédictions [26]. La précision mesure la fraction des vrais positifs parmi toutes les prédictions positives, tandis que le rappel représente le rapport des vrais positifs à la somme des vrais positifs et des faux négatifs [27]. Optimiser à la fois la précision et le rappel peut être difficile en raison du compromis entre eux. Le score F1, qui est la moyenne harmonique de la précision et du rappel, est souvent utilisé pour trouver un équilibre entre les deux [27]. La courbe AUC-ROC (Area Under the Curve of the Receiver Operating Characteristic) est un outil visuel utile pour évaluer la performance d'un modèle de classification [28]. La courbe ROC est construite en traçant le Taux de Vrais Positifs (TPR) en fonction du Taux de Faux Positifs (FPR). La valeur AUC représente l'aire sous cette courbe, et une valeur AUC plus élevée, plus proche de 1, indique des performances supérieures du modèle. De plus, le Taux de fausses découvertes (FDR) quantifie la proportion de prédictions faussement positives parmi toutes les prédictions positives faites par le modèle [29].

Table 2: Confusion Matrix for binary classification.

		Actual Value	
		Positive	Negative
Predicted Value	Positive	TP (True Positive)	FP (False Positive)
	Negative	FN (False Negative)	TN (True Negative)

Table 3: Summary of classification metric formulas.

$ACC = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$	$TPR = Specificity = \frac{TN}{TN + FP}$
$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$	$FPR = 1 - Specificity = \frac{FP}{FP + TN}$
$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$	$FDR = \frac{FP}{FP + TP}$
$F1_Score = \frac{2 (Precision \times Recall)}{(Precision + Recall)} = \frac{2 TP}{2 TP + FP + FN}$	

Avec : (a) Vrai positif (TP): Il indique le nombre de jours pendant lesquels l'observation au sol et le satellite prédisent l'apparition de précipitations. (b) Vrai négatif (TN): Ce paramètre signifie l'absence de précipitations, car ni le satellite ni l'observation n'ont enregistré de précipitations. (c) Faux positif (erreur de type I) (FP) : Il désigne les cas où le satellite identifie incorrectement un événement pluvieux qui n'est pas présent dans les données observées. (d) Faux négatif (erreur de type II) (FN): Il représente le nombre de jours pendant lesquels le satellite ne détecte pas un événement pluvieux enregistré par le pluviomètre.

En régression, d'autre part, il s'agit de prédire une valeur continue [24]. La régression se distingue de la classification, qui consiste à prédire une étiquette de classe. Contrairement à la classification, la précision est légèrement plus difficile à illustrer et impossible de prédire la valeur exacte, mais plutôt à quel point la prédiction est proche de la valeur réelle [30].

La RMSE (Root Mean Square Error) et la MAE (Mean Absolute Error) sont deux mesures couramment utilisées pour évaluer la performance des modèles de régression. RMSE et MAE, ces deux indices sont similaires ou, plutôt, ont les mêmes objectifs. Ils mesurent l'ampleur moyenne de l'erreur entre les précipitations estimées et observées. La RMSE est très sensible aux valeurs aberrantes, tandis que la MAE est moins sensible aux valeurs extrêmes [31]. Le biais est l'une des métriques les plus utilisées pour mesurer la performance des modèles. Les valeurs de biais négatives indiquent une sous-estimation des précipitations, tandis que les valeurs positives indiquent une surestimation. Le coefficient de corrélation de Pearson [32] a été utilisé pour mesurer la qualité de l'ajustement et l'association linéaire entre le produit des précipitations par satellite et les précipitations observées. Il est compris entre 0 et 1 ce qui correspond au score parfait. A la fin, pour une analyse statistique spatiale et afin de mieux caractériser la capacité des produits à saisir les schémas spatiaux des précipitations, le coefficient de corrélation spatial Spearman a été utilisé pour évaluer la cohérence des distributions spatiales des produits et des stations [11]. Ce coefficient est une méthode de corrélation de rang qui peut fournir une meilleure mesure des similitudes de tendances spatiales. Il a été calculé pour chaque jour, mois et année afin de représenter les performances des produits sur différentes échelles temporelles.

Table 4: Summary of regression metric formulas.

$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2}$	$Bias = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Y_i - X_i$
$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i - Y_i $	$Spearman\ Corr = 1 - \frac{(r_i - s_i)^2}{N^3 - N}$
$Pearson\ Corr = \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})^2}}$	

Avec X_i : l'observation de jauge ; Y_i : l'estimation des précipitations par satellite ; \bar{X} : l'observation de jauge moyenne ; \bar{Y} : l'estimation moyenne des précipitations par satellite ; r_i et s_i représentent le numéro de séquence correspondant des enregistrements de produit et de référence après le tri par quantité de précipitations de la plus petite à la plus grande, respectivement ; N : la taille de l'échantillon.

L'influence de l'intensité des précipitations sur la précision des valeurs de précipitations estimées par les satellites d'observation de la Terre ont attiré l'attention au cours de la dernière décennie. En plus de la performance globale, une évaluation a également été effectuée pour différentes intensités de précipitations. Cinq classes d'intensité des précipitations, issues de l'Organisation météorologique mondiale [33], ont été modifiées et adaptées au climat de notre étude (Table 5).

Table 5: Ranking of rainfall events based on their daily intensity. [a, b[: The interval includes values greater than or equal to a and strictly less than b.

Rainfall Event	Intensity in mm/d
light rain	[0, 1[
moderate rain	[1, 5[
medium rain	[5, 20[
heavy rain	[20, 40[
extreme rain	≥ 40

Pour comparer les produits avec différentes résolutions spatiales, de nombreuses études antérieures ont interpolé les observations au sol sur des grilles et effectué une validation pixel par pixel [34,35]. Cependant, en raison de la rareté des stations, ainsi que leur dispersion dans la zone d'étude, les données d'interpolation des stations ne peuvent pas représenter avec précision la situation réelle des précipitations sur le bassin de Bouregreg [36]. Donc, Il est nécessaire de faire correspondre spatialement les mesures ponctuelles de la station et les estimations maillées. À cette fin, les estimations de précipitations maillées pour les stations correspondantes ont été extraites avec une interpolation simple dans le but d'effectuer une évaluation pixel à point [37]. En outre, des recherches antérieures ont comparé les techniques d'interpolation pixel à pixel et pixel à point et a constaté qu'elles conduisaient à des conclusions similaires [38].

La variabilité spatiale des précipitations dans le bassin versant de Bouregreg a fait l'objet de peu analyses. Cependant, la répartition clairsemée et inhomogène des pluviomètres ne permet pas de garantir la fiabilité des méthodes d'interpolation spatiale utilisées (pondération inverse de la distance et krigeage ordinaire, etc.) [39]. Dans cette étude, une méthode avancée de correction de biais est appliquée au modèle le plus approprié basée sur les réseaux de neurones artificiels (ANN) pour régression. ANN est un système de traitement de l'information distribué massivement en parallèle ayant certaines caractéristiques de performance ressemblant aux réseaux de neurones biologiques du cerveau humain [40]. Contrairement aux techniques classiques, elles ne nécessitent aucune hypothèse sur les variables et sont bien adaptées aux problèmes complexes non structurés. Ils sont également robustes aux erreurs de spécification et se révèlent être des approximateurs universels particulièrement parcimonieux [41].

Le modèle créé est une pile linéaire de couches. Sa première couche est une couche dense entièrement connectée avec une fonction d'activation et une forme d'entrée déterminée. Les couches suivantes sont des couches cachées pour transformer l'entrée de manière non-linéaire en sortie. Sa dernière couche est également une couche dense mais sans fonction d'activation spécifiée, ce qui en fait une couche de sortie pour une régression. Le modèle défini utilise une approche d'apprentissage par rétropropagation pour minimiser une fonction de perte qui mesure l'écart entre les valeurs prédites et les valeurs réelles de la variable dépendante. Plus précisément, pour une observation i , la prédiction \hat{y}_i est obtenue par la formule ci-dessous. La fonction de perte utilisée dans votre code est l'erreur quadratique moyenne (MSE) qui mesure la moyenne des carrés des différences entre les prédictions et les valeurs réelles. En résumé, le modèle utilise une combinaison de multiplication matricielle, addition, activation non-linéaire et optimisation pour apprendre une fonction qui prédit la variable dépendante à partir de la variable indépendante.

$$\hat{y}_i = f(w^T x_i + b) \quad MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i - \hat{y}_i)^2$$

Où: x_i est le vecteur d'entrée ; w est un vecteur de poids ; b est le biais (une constante) appris par le modèle pendant l'entraînement ; f est la fonction d'activation de chaque couche ; N est le nombre total d'observations dans l'ensemble de données d'entraînement ; Y_i est la valeur réelle de la variable dépendante pour l'observation i ; \hat{y}_i est la prédiction du modèle pour l'observation i .

3. RÉSULTATS ET DISCUSSION

3.1. Echelle de pixel

L'accuracy mesure la proportion de prévisions correctes par rapport au nombre total de prévisions effectuées. Le produit GPM-L et F ainsi que le produit GPM-E ont des valeurs médianes d'accuracy de 0.75 et 0.74 respectivement, indiquant une performance relativement bonne. En revanche, le produit ERA5 a une accuracy de 0.46, ce qui indique une performance. La précision évalue la proportion de prédictions positives correctes par rapport à l'ensemble total des prédictions positives et négatives. Les produits GPM-F et GPM-L ont des valeurs médianes de précision de 0.38, GPM-E de 0.37 et l'ERA5 de 0.22. Cela suggère une capacité relativement faible des produits GPM à prédire les données positives, tandis que l'ERA5 présente une performance encore plus faible. Le recall mesure la proportion de données positives réellement détectées par le modèle

par rapport au nombre total de données positives dans le jeu de données. Les valeurs médianes de rappel varient de 0.81 pour GPM-F et GPM-L, 0.80 pour GPM-E et 0.98 pour l'ERA5. Bien que l'ERA5 ait une meilleure capacité à détecter les données positives, cela se fait au détriment d'un nombre plus élevé de fausses alertes (faux positifs). Le F1-score est une mesure combinée de la précision et du rappel. Les valeurs médianes de F1-score varient de 0.52 pour GPM-F et GPM-L, 0.50 pour GPM-E et 0.36 pour l'ERA5, indiquant une performance légèrement meilleure des produits GPM en termes de classification binaire. L'AUC-ROC évalue la capacité du modèle à distinguer entre les classes positives et négatives. Les valeurs de l'AUC-ROC varient de 0.78 pour GPM-F et GPM-L, 0.77 pour GPM-E et 0.67 pour l'ERA5, suggérant une performance nettement meilleure des produits GPM dans cette distinction. Le taux de fausses découvertes (FDR) évalue la proportion d'erreurs de type I parmi les prédictions positives d'un modèle. Les produits GPM ont un FDR relativement faible (0.62 pour GPM-F et GPM-L, 0.63 pour GPM-E) par rapport à l'ERA5 (0.78), ce qui indique une meilleure capacité des produits GPM à limiter les prédictions positives fausses (Fig.2).

Dans cette étude, l'évaluation des produits de précipitation (ERA5, GPM-F, GPM-L et GPM-E) à différentes échelles temporelles (quotidienne, mensuelle et annuelle) a révélé une tendance générale à surestimer les précipitations. Les biais médians variaient pour les estimations journalières entre 1.30 et 0.28, pour les estimations mensuelles entre 39.69 et 8.99, et pour les estimations annuelles entre 476.27 et 107.84. Les produits GPM ont montré les biais les plus faibles par rapport à ERA5. Les corrélations les plus faibles étaient observées à l'échelle journalière, mais s'amélioraient à l'échelle mensuelle et annuelle. Les corrélations de Spearman suivaient une tendance similaire. ERA5 était le plus corrélé avec les données observées à l'échelle journalière et annuelle, tandis que GPM-F présentait une meilleure corrélation à l'échelle mensuelle. Les schémas spatiaux d'ERA5 et de GPM-F étaient cohérents avec les stations, avec de meilleures performances d'ERA5 à l'échelle quotidienne et de GPM-F aux échelles mensuelles et annuelles. Les résultats montraient également que les performances de GPM-L et GPM-E étaient relativement bonnes aux échelles mensuelles et annuelles, mais moins bonnes à l'échelle quotidienne. En ce qui concerne les erreurs RMSE et MAE, ERA5 présentait les valeurs les plus élevées, tandis que GPM-F était le produit le plus performant à toutes les échelles temporelles, suivi de GPM-L et GPM-E. Malgré les bonnes corrélations, ERA5 avait des erreurs et des biais plus élevés (Fig.3).

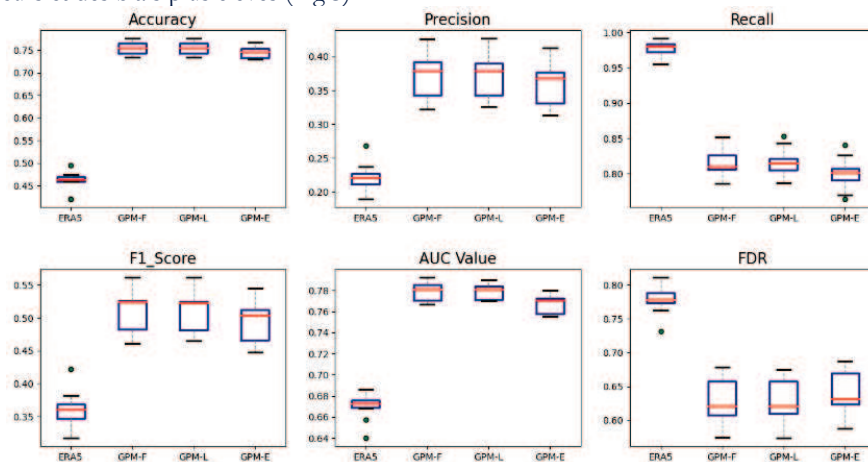


Fig. 2 - Boxplots of classification metrics at the daily scale of IMERG and ERA5 pre-cipitation products.

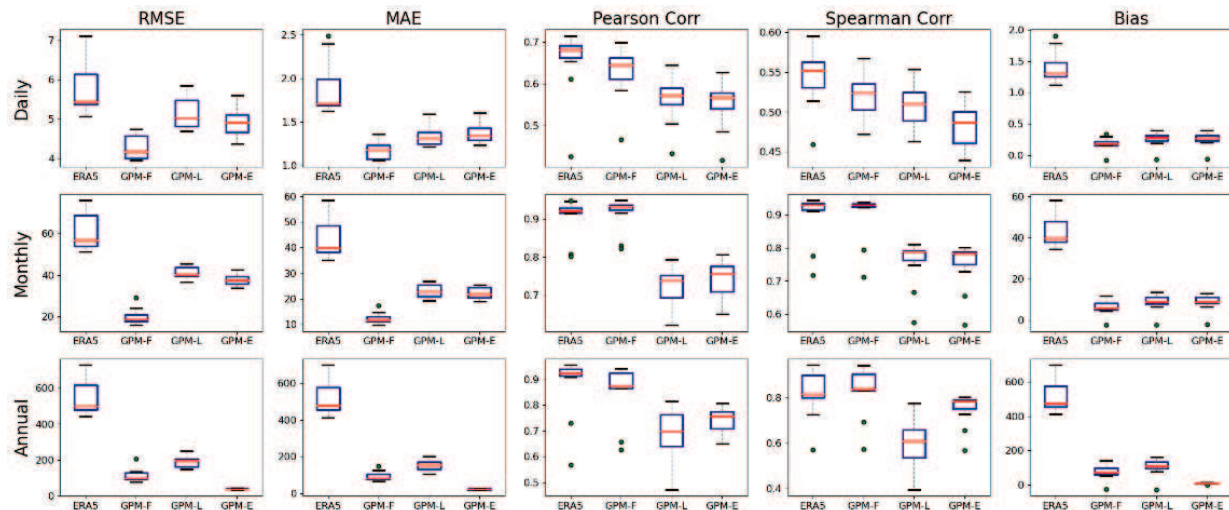


Fig. 3 - Boxplots of regression metrics at daily, monthly and annual time scales of IMERG and ERA5 precipitation products.

3.2. Evolution des métriques en fonction de l'altitude

Pour comprendre l'effet de la topographie sur la performance des produits de précipitations IMERG et ERA5, les différentes métriques utilisées dans cette étude ont été représentées en fonction de l'altitude. Les altitudes des stations pluviométriques varient quant à elles entre 67 et 687 mètres, et ont été extraites à l'aide d'une MNT. Les résultats ont montré que l'altitude n'avait pas d'effet significatif sur les métriques de classification des produits, probablement en raison de la faible amplitude d'altitudes des stations (Fig.4). Cependant, l'analyse des métriques de régression a révélé que l'altitude influençait différemment les performances des produits. L'ERA5 surestimait les précipitations à des altitudes élevées, avec une surestimation plus marquée pour les stations en haute altitude par rapport aux stations en basse altitude. En revanche, les produits GPM ne montraient pas d'effet significatif de l'altitude. Les résultats suggèrent que l'ERA5 est plus sensible à l'altitude que les produits GPM dans la région d'étude. Plusieurs facteurs peuvent contribuer à la surestimation des précipitations dans l'ERA5, tels que les processus dynamiques et thermodynamiques [42], la résolution spatiale [43], une représentation inadéquate des processus de nuages et de précipitations [44], ainsi que la présence d'aérosols atmosphériques [45]. Pour les produits satellitaires, la surestimation peut être attribuée à des facteurs tels que l'évaporation sous-nuageuse [46] et la présence de nuages froids [47]. Les tendances des erreurs RMSE et MAE ont montré une augmentation des basses aux hautes altitudes pour l'ERA5, tandis que l'effet de l'altitude était moins prononcé pour les produits GPM. Les coefficients de corrélation ont également diminué avec l'augmentation de l'altitude, notamment à l'échelle journalière pour l'ERA5 (Fig.5).

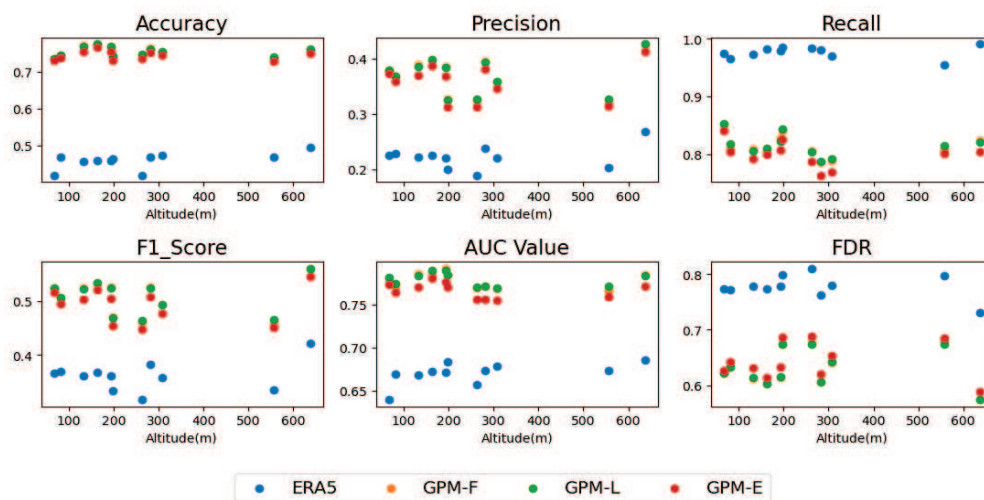


Fig. 4 - Evolution of classification metrics as a function of altitude.

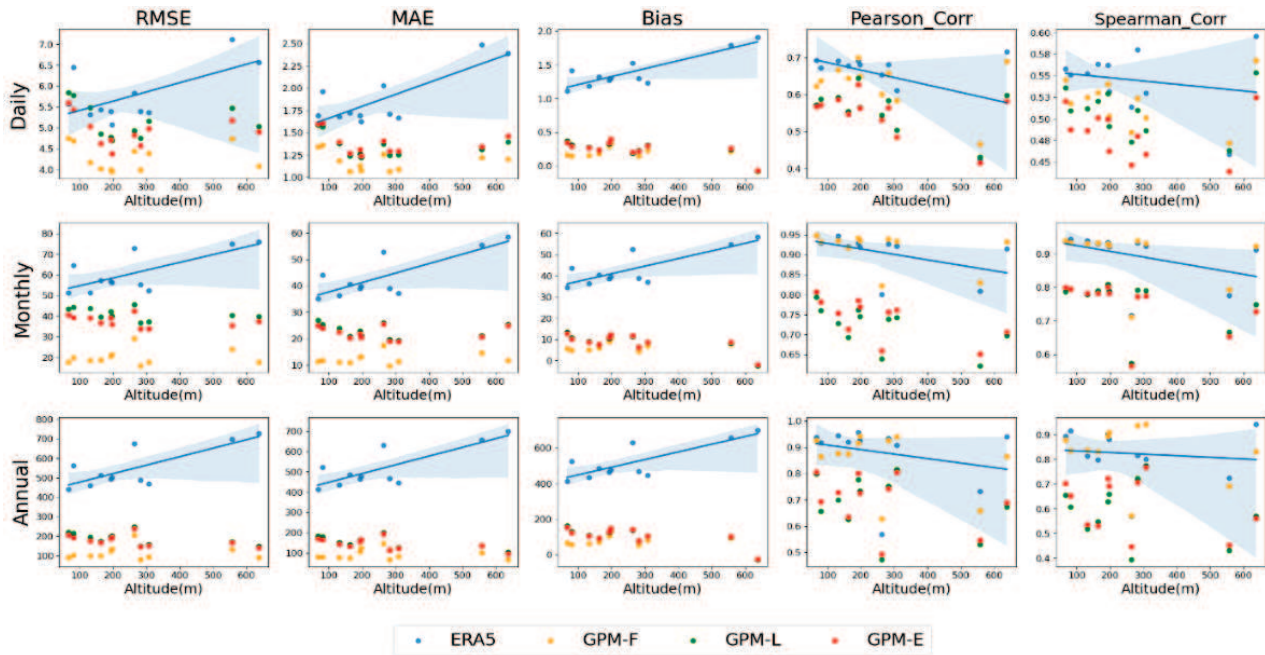


Fig. 5 - Evolution of the regression metrics as a function of altitude for the daily, monthly and annual scales.

3.3. Évaluation basée sur l'intensité des précipitations

L'évaluation visait à comparer les performances des produits de précipitations IMERG et ERA5 dans la détection des différentes intensités de précipitations. Les produits GPM-F, GPM-L et GPM-E ont montré des performances similaires, avec une précision élevée (valeur médiane d'accuracy de 0,88 à 0,89) et un bon équilibre entre la recall et la précision (F1_score de 0,94). Le produit ERA5 a une précision plus élevée (0,98) mais une recall légèrement plus faible (0,82), ce qui conduit à un F1_score inférieur (0,89). Cela suggère que le produit ERA5 prédit correctement les valeurs positives mais peut en manquer certaines. Les résultats pour la première classe indiquent que tous les produits ont des performances solides, avec une bonne précision et capacité à détecter les données positives et un faible taux de fausses découvertes. Pour les autres classes, tous les produits ont des performances relativement faibles, avec des difficultés à prédire avec précision les données positives. Les valeurs de recall sont faibles pour la deuxième classe, indiquant un manque important de données positives. Cependant, il y a une amélioration pour les classes suivantes, avec des valeurs de recall qui augmentent. Les valeurs de précision sont également faibles, indiquant un grand nombre de faux positifs, et le taux de faux positifs est élevé pour tous les produits. Le F1_score est également faible pour tous les produits.

Les résultats des biais indiquent que tous les produits surestiment les précipitations pour la première classe, avec des biais plus faibles pour les modèles GPM (médiane de 0,03) par rapport à ERA5 (médiane de 0,07). Pour la deuxième classe, ERA5 surestime les précipitations (médiane de 0,32) tandis que les modèles GPM les sous-estiment (valeurs de médiane allant de -0,19 à -0,25). Pour les classes suivantes, ERA5 et certains modèles GPM surestiment les précipitations, tandis que GPM-E les sous-estime. Pour la dernière classe, tous les produits surestiment les précipitations, avec GPM-F ayant le biais le plus faible. Les erreurs RMSE et MAE montrent que GPM-E et GPM-L ont les valeurs les plus faibles pour les premières classes, suivis de près par GPM-F et ERA5. Les valeurs augmentent avec les classes supérieures, indiquant que les modèles s'éloignent de la réalité. Les coefficients de corrélation sont très faibles pour la plupart des classes, sauf pour la dernière classe où une amélioration de la cohérence est observée. Le coefficient de corrélation de Spearman est également très faible, avec des améliorations uniquement pour la cinquième classe. Cela indique que les produits ont du mal à suivre les schémas spatiaux des précipitations, en particulier pour les premières classes.

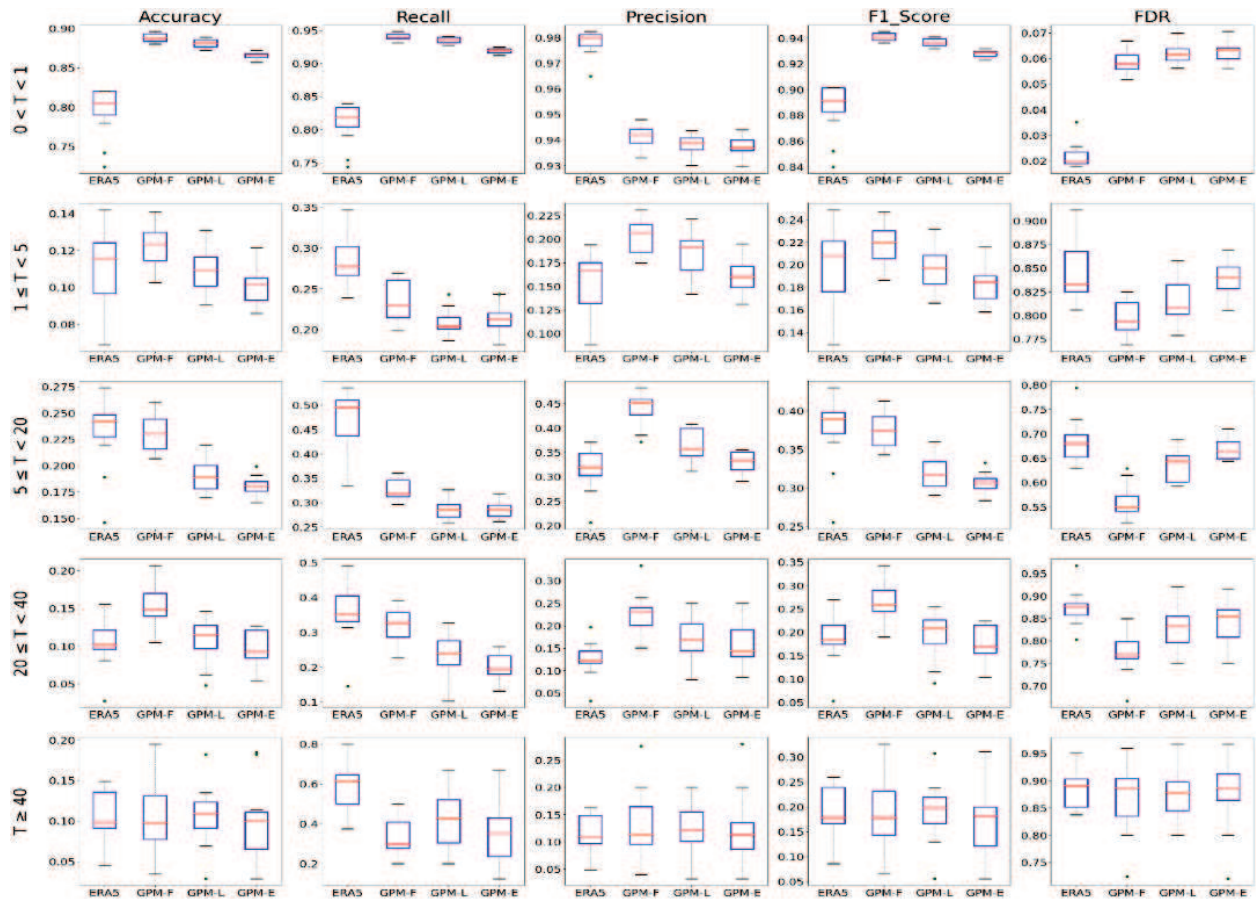


Fig. 6 - Boxplots of classification metrics for the different intensity classes.

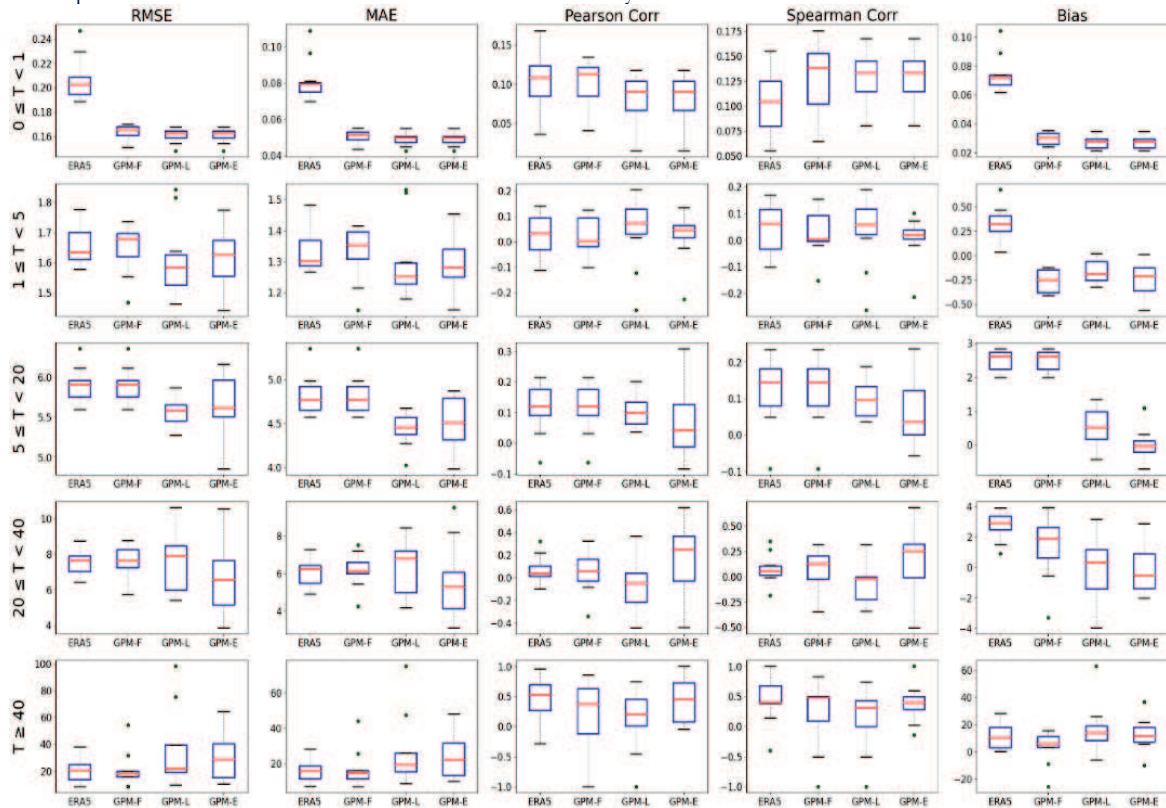


Fig. 7 - Boxplots of regression metrics for the different intensity classes.

3.4. Évaluation basée sur les mois pluvieux et mois d'été

L'étude actuelle a réalisé une évaluation saisonnière basée sur les mois pluvieux et les mois d'été. Dans la région d'étude, la saison humide coïncide avec la saison froide, elle s'étale habituellement entre Novembre et Mars. L'été est la saison sèche et les pluies d'été, généralement orageuses, comptent ordinairement pour moins de 10% du total annuel des précipitations. Les résultats de la figure 8 montrent que tous les produits surestiment les précipitations mensuelles d'octobre à décembre, à l'exception de GPM-L qui les sous-estime légèrement en octobre. Cette surestimation persiste pour GPM-F et ERA5 de janvier à avril, tandis que GPM-L et GPM-E les sous-estiment pour ces mois. En termes de cohérence, ERA5 est le plus corrélé avec les données observées, suivi de près par GPM-F, GPM-L et GPM-E. Cependant, ERA5 présente les erreurs RMSE et MAE les plus élevées parmi les quatre produits, tandis que GPM-F a les erreurs les plus faibles pour les mois d'octobre à décembre, et GPM-L pour les mois de janvier à avril.

Les résultats affichés dans la figure 9 indiquent que le produit GPM-F avait le biais le plus faible par rapport aux précipitations mensuelles des mois d'été, suivi par GPM-L et GPM-E. Cependant, comme cela a été constaté depuis le début de l'étude, l'ERA5 présentait de grandes variations d'intervalles, à l'exception du mois d'août où elle a montré des biais inférieurs à ceux de GPM-L et GPM-E. Les erreurs RMSE et MAE étaient également plus faibles pour GPM-F, suivies de GPM-E, GPM-L et ERA5 respectivement. Les valeurs de corrélation de Pearson et de Spearman étaient relativement faibles. De manière générale, les résultats indiquent que depuis le début de l'étude, l'ERA5 a montré une cohérence et une capacité supérieure à saisir les schémas spatiaux des précipitations des mois d'été, suivie par GPM-F, GPM-L et GPM-E respectivement. Dans l'ensemble, les produits de précipitations présentent des biais ainsi que des erreurs RMSE et MAE peu élevés pour les mois d'été en comparaison aux mois pluvieux. Toutefois, ils présentent des corrélations plus élevées pour les mois pluvieux que pour les mois d'été.



Fig. 8 - Boxplots of rainy month regression metrics.

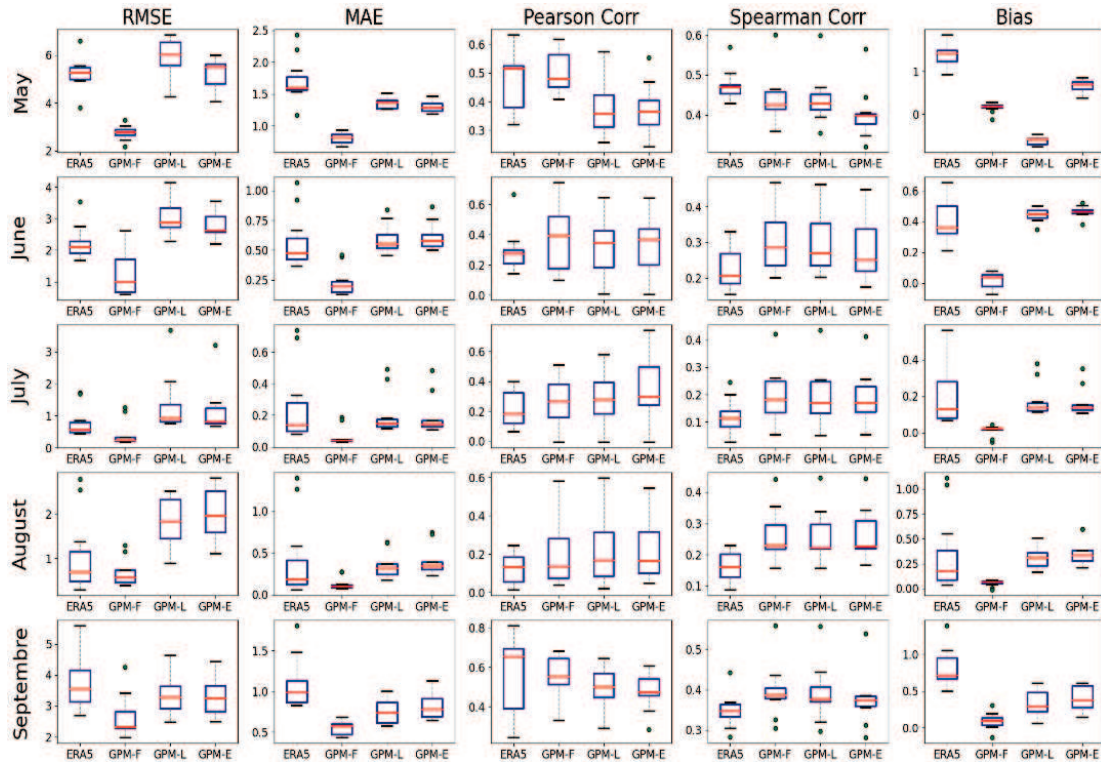


Fig. 9 - Boxplots of summer months regression metrics.

3.5. Evaluation basée sur la moyenne des pixels

Dans le cadre de cette étude, une évaluation a été réalisée en utilisant la moyenne des stations pluviométriques et la moyenne des pixels pour tous les produits de précipitations. Parmi les quatre produits de précipitations étudiés, le modèle GPM-F est celui qui offre la meilleure description du cycle saisonnier. En ce qui concerne l'ampleur des précipitations, il a été observé que le produit ERA5 surestime de manière significative les précipitations par rapport aux autres produits, ce qui se traduit par une amplitude élevée. Cette surestimation excessive explique pourquoi ERA5 présente constamment les biais et les erreurs RMSE et MAE les plus élevées tout au long de l'étude. De plus, il est clairement visible que les modèles GPM-L et GPM-E sous-estiment les précipitations pour les mois de janvier à avril, ce qui est cohérent avec les résultats des métriques de régression pour les mois pluvieux (Fig.10.a). En ce qui concerne la fréquence, les modèles GPM ont montré une grande capacité à refléter les fréquences de chaque classe. En revanche, ERA5 a tendance à sous-estimer les fréquences de la classe ($0 \leq T < 1$), qui représente la majorité des précipitations dans la zone d'étude, et à surestimer les fréquences des autres classes (Fig. 10.b et 11). Depuis le début de l'étude, le modèle GPM-F présente le biais le plus faible pour toutes les échelles temporelles, suivi par GPM-L, GPM-E et ERA5. Les erreurs RMSE et MAE sont également les plus faibles avec le modèle GPM-F, suivi de GPM-E, GPM-L et ERA5. En termes de cohérence, ERA5 reste le produit le plus corrélé avec les données de référence, suivi par GPM-F, GPM-L et GPM-E dans cet ordre (Fig.12).

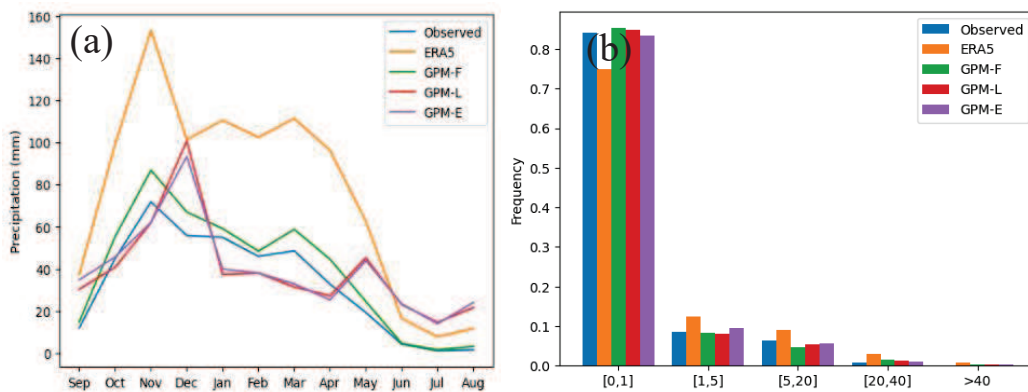


Fig. 10 - (a) Ability of each product to describe precipitation cycles for the pixel average. (b) Frequencies of the different intensity categories of each precipitation product for the pixel average.

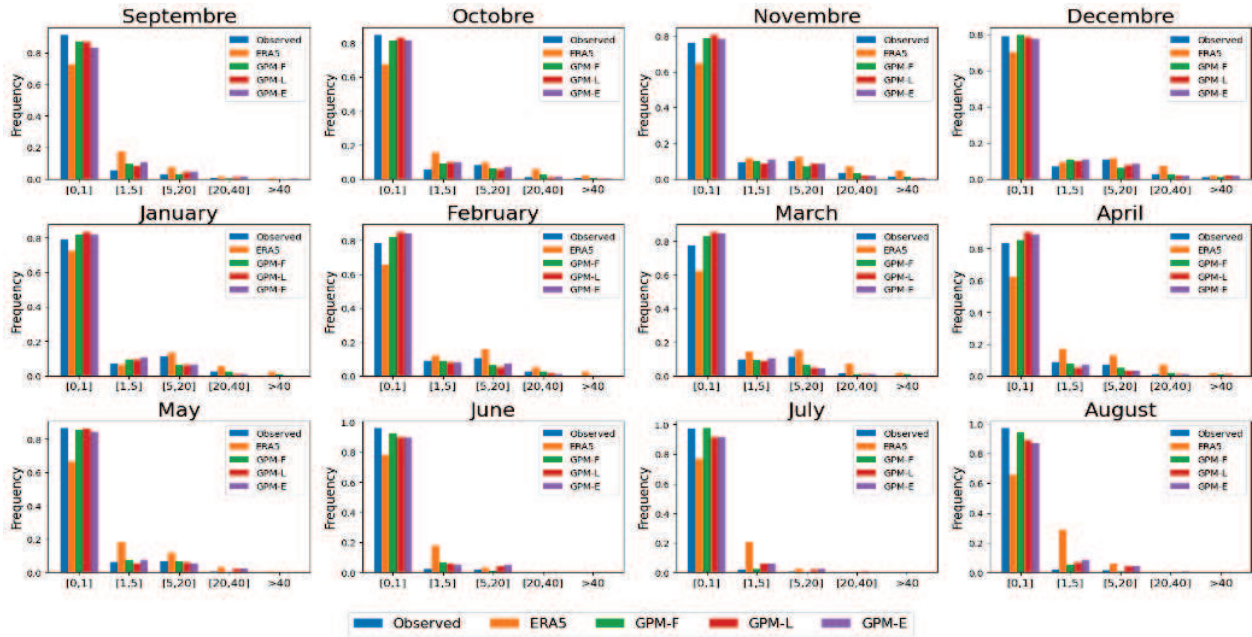


Fig. 11 - Frequencies of the different intensity categories for each month and each precipitation product for the pixel average.

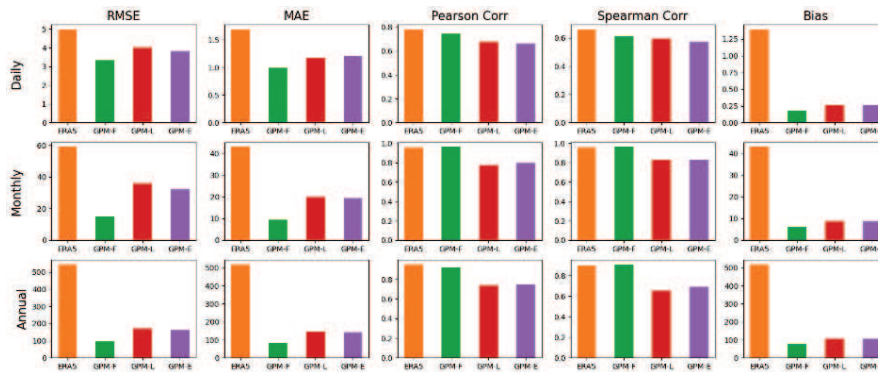


Fig. 12 - Pixel mean regression metric barplots for all precipitation products.

3.6. Résultats de correction de biais

Selon les résultats obtenus à partir des métriques de régression et de classification, le produit GPM-F est le plus performant parmi tous les produits de précipitations examinés à différentes échelles. Des études antérieures ont également montré que le produit GPM-F surpassait les autres produits [5,18,48,49,50]. Afin d'améliorer la précision du modèle GPM-F, une correction de biais a été appliquée. Les figures 13 et 14 illustrent les métriques de régression et de classification du modèle GPM-F avant et après la correction de biais. Ces résultats sont issus d'un test effectué sur le modèle ANN construit et entraîné pour cette étude. Les résultats de la correction montrent une réduction significative des biais et des erreurs RMSE et MAE à toutes les échelles temporelles. En outre, une légère amélioration des coefficients de détermination R^2 et de corrélation a été observée à l'échelle quotidienne, tandis que cette amélioration était plus importante à l'échelle annuelle, mais insignifiante à l'échelle mensuelle (Fig.13). De plus, la correction a conduit à une amélioration globale des performances du modèle de classification, avec une augmentation de l'accuracy, de la précision et du F1_score, mais une légère diminution de l'AUC-ROC. En outre, le FDR a également diminué, indiquant une meilleure capacité du modèle à minimiser les faux positifs (Fig.14).

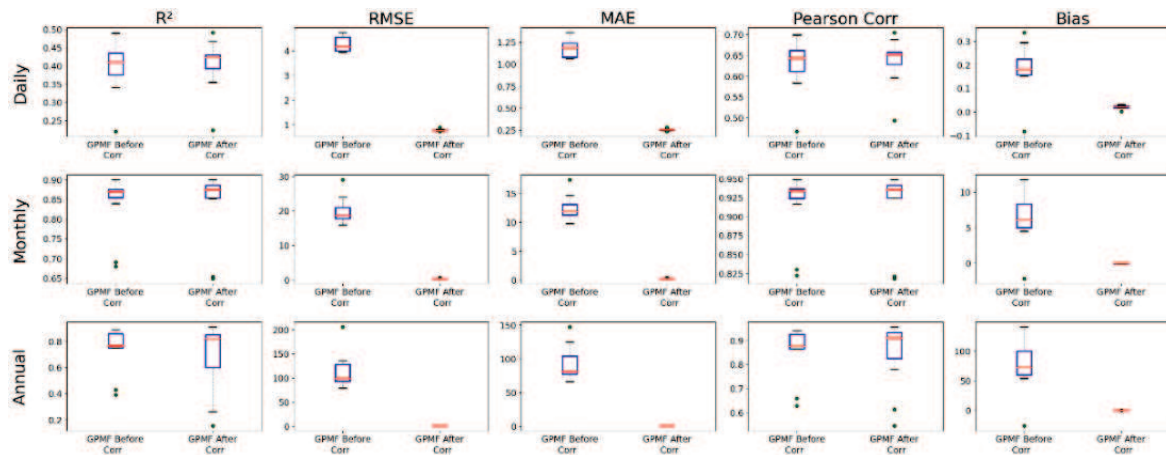


Fig. 13 - Boxplots of regression metrics before and after bias correction.

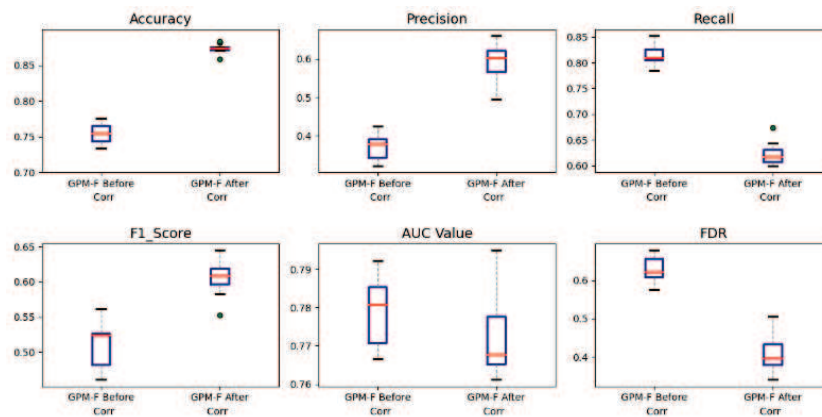


Fig. 14 - Boxplots of classification metrics before and after bias correction.

CONCLUSION

Comme toutes zones arides ou semi-arides, le bassin versant du Bouregreg est sensible aux impacts du changement climatique. Des données précises sur les apports pluviaux sont essentielles pour son développement. Mais en raison du nombre limité de stations de mesure, les réanalyses et les données satellitaires, telles que les ensembles de données IMERG et ERA5, seraient une bonne alternative. Une évaluation complète de ces produits a été réalisée dans le bassin versant en utilisant des observations au sol sur une période de septembre 2000 à août 2020. Les principaux résultats indiquent que le produit GPM-F présente les meilleures performances à différentes échelles temporelles et spatiales, suivi par les produits GPM-L et GPM-E. En revanche, le produit ERA5 a montré les performances les plus faibles lors de l'évaluation à l'échelle des pixels. Les modèles GPM ont montré une bonne capacité de détection, de précision et d'exactitude, en particulier pour des intensités de précipitations inférieures à 1 mm par jour. Cependant, ERA5 était plus performant pour des intensités plus élevées (≥ 40 mm/jour). Dans l'ensemble, les quatre ensembles de données ont réussi à reproduire les cycles saisonniers et les distributions spatiales. GPM-F a montré une performance supérieure dans la capture des cycles saisonniers, tandis qu'ERA5 était cohérent dans la distribution spatiale. Les produits ont présenté des biais élevés pendant les mois pluvieux et de faibles biais pendant les mois d'été. Les résultats suggèrent que les produits de précipitation, en particulier GPM-F, conviennent aux environnements arides et semi-arides et peuvent être utilisés pour une gestion efficace des ressources en eau. L'amélioration de la capacité de détection des événements est cruciale pour améliorer les produits de précipitation. Après correction des biais à l'aide d'un modèle ANN, GPM-F a montré des améliorations significatives dans plusieurs indices des précipitations journalières. Cependant, il existe encore un potentiel d'amélioration, notamment en termes de rappel, de valeur de l'ASC et de coefficient de détermination, pour des estimations plus précises des précipitations dans le bassin versant du Bouregreg et des régions similaires.

Références

- [1] MassonDelmotte, V., Zhai, P., Pirani, A., Connors, S.L., Péan, C., Berger, S., Caud, N., Chen, Y., Goldfarb, L., Gomis, M.I., Huang, M., Leitzell, K., Lonnoy, E., Matthews, J.B.R., Maycock, T.K., Waterfield, T., Yelekçi, O., Yu, R. and Zhou, B. (Eds.). IPCC, 2021: Summary for policymakers. In: Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution

- of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA. <http://hdl.handle.net/10204/12710>
- [2] Ouhamdouch S. Climate change impact and vulnerability of water resources in the Essaouira basin, Doctoral thesis. Cadi Ayyad University, Marrakech, 2020, p 222p
 - [3] Kourgialas NN, Anyfanti I, Karatzas GP, Dokou Z. An integrated method for assessing drought prone areas—Water efficiency practices for a climate resilient Mediterranean agriculture. *Sci Total*, 625 (2018) 1290–1300. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.01.051>
 - [4] Chiaravallotti, F.; Brocca, L.; Procopio, A.; Massari, C.; Gabriele, S. Assessment of GPM and SM2RAIN-ASCAT Rainfall Products over Complex Terrain in Southern Italy. *atmosphere. Res*, 206 (2018) 64–74. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2018.02.019>
 - [5] Shen, Z.; Yong, B.; Yi, L.; Wu, H.; Xu, H. From TRMM to GPM, How Do Improvements of Post/near-Real-Time Satellite Pre-cipitation Estimates Manifest. *Atmosphere. Res*, 268 (2022): 106029. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2022.106029>
 - [6] Joyce, RJ, Janowiak, JE, Arkin, PA & Xie, P. CMORPH: A method that produces global precipitation estimates from passive microwave and infrared data at high spatial and temporal resolution. *J. Hydrometeorol*, 5 (2004) 487–503.
 - [7] Lakew, HB. Semu Ayalew Moges, Dereje Hailu Asfaw. Hydrological performance evaluation of multiple satellite precipitation products in the upper Blue Nile basin, Ethiopia. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 27 (2020): 100664. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2020.100664>
 - [8] Hou, AY, Ramesh K. Kakar, Steven Neeck, Ardeshir A. Azarbarzin, Christian D. Kummerow, Masahiro Kojima, Riko Oki, Kenji Nakamura & Toshio Iguchi. The global precipitation measurement mission. *Bull. Am. Meteorol. Soc*, 95 (2014) 701–722. <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-13-00164.1>
 - [9] Hersbach, H. et al. The ERA5 global reanalysis. *QJR Meteorol. Soc*, 146 (2020) 1999–2049. <https://doi.org/10.1002/qj.3803>
 - [10] Shuai Xiao, Lei Zou, Jun Xia, Zhizhou Yang, Tianci Yao. Bias correction framework for satellite precipitation products using a rain/no rain discriminative model. *Science of the Total Environment*, 818 (2022): 151679. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.151679>
 - [11] Ying Xin, Yaping Yang, Xiaona Chen, Xiafang Yue, Yangxiaoyue Liu & CongYin. Evaluation of IMERG and ERA5 precipitation products over the Mongolian Plateau. *Scientific Reports*, 12 (2022): 21776. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-26047-8>
 - [12] Moura Ramos Filho, G.; Hugo Rabelo Coelho, V.; da Silva Freitas, E.; Xuan, Y.; Brocca, L.; das Neves Almeida, C. Regional-Scale Evaluation of 14 Satellite-Based Precipitation Products in Characterizing Extreme Events and Delineating Rainfall Thresholds for Flood Hazards. *atmosphere. Res*, 276 (2022): 106259. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2022.106259>
 - [13] Helmi AM and Abdelhamed MS. Evaluation of CMORPH, PERSIANN-CDR, CHIRPS V2.0, TMPA 3B42 V7, and GPM IMERG V6 Satellite Precipitation Datasets in Arabian Arid Regions. *Water*. 15(1) (2022), 92. <https://doi.org/10.3390/w15010092>
 - [14] El Orfi T., Mohamed El Ghachi, Sebastien Lebaut. Comparison of satellite precipitation data with data measured in the Oued Oum Er Rbia watershed upstream of the Ahmed El Hansali dam (Morocco): XXXIII Colloquium of the International Association of Climatology: Climate Change and Territories, Rennes, France, Jul 2020, pp.271-276.
 - [15] Saouabe , T.; El Khalki, EM; Saidi, MEM; Najmi, A.; Hadri, A.; Rachidi, S.; Jadoud, M.; Trambly, Y. Evaluation of the GPM-IMERG Precipitation Product for Flood Modeling in a Semi-Arid Mountainous Basin in Morocco. *Water*, 12 (2020): 2516. <https://doi.org/10.3390/w12092516>
 - [16] Ouaba, M.; El Khalki, EM; Saidi, ME; Alam, MJ. Bin Estimation of Flood Discharge in Ungauged Basin Using GPM-IMERG Satellite-Based Precipitation Dataset in a Moroccan Arid Zone. *Earth Syst, Approximately*. 6 (2022) 541–556. <https://doi.org/10.1007/s41748-022-00296-z>
 - [17] Salih, W. ; Chehbouni, A.; Epule, TE. Evaluation of the Performance of Multi-Source Satellite Products in Simulating Observed Precipitation over the Tensift Basin in Morocco. *Remote Sens*, 14 (2022) 1171. <https://doi.org/10.3390/rs14051171>
 - [18] Rachdane, M., El Mahdi El Khalki, Mohamed Elmehdi Saidi, Mohamed Nehmadou, Abdellatif Ahbari & Yves Trambly. Comparison of High-Resolution Satellite Precipitation Products in Sub-Saharan Morocco. *Water*, 14 (2022) 3336. <https://doi.org/10.3390/w14203336>
 - [19] Villarini G, Krajewski WF, Smith JA. New paradigm for statistical validation of satellite precipitation estimates: application to a large sample of the TMPA 0.25° 3-hourly estimates over Oklahoma. *J Geophys Res Atmos*, 114 (2009). <https://doi.org/10.1029/2008JD011475>
 - [20] Rafik A, Bahir M, Beljadid A, Ouazar D, Chehbouni A, Dhiba D, Ouhamdouch S. Surface and groundwater characteristics within a semi-arid environment using hydrochemical and remote sensing techniques. *Water*, 13(3) (2021): 277. <https://doi.org/10.3390/w13030277>

- [21] Chen , H.; Yong, B.; Kirstetter, PE; Wang, L.; Hong, Y. Global Component Analysis of Errors in Three Satellite-Only Global Precipitation Estimates. *Hydrol. Earth Syst. Science.* 25 (2021) 3087–3104. <https://doi.org/10.5194/hess-25-3087-2021>
- [22] Zhanming, W.; Ke, Z.; Xianwu, X.; Hong, Z.; Yang, H.; Jonathan, JG. Water Balance-Based Actual Evapotranspiration Re-construction from Ground and Satellite Observations over the Conterminous United States. *Water Resource. Res.* 64 (2015) : 929. <https://doi.org/10.1029/EO064i046p00929-04>
- [23] Li , X., Chen, Y., Wang, H. & Zhang, Y. Assessment of GPM IMERG and radar quantitative precipitation estimation (QPE) products using dense rain gauge observations in the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area, China. *atmosphere. Res.* 236 (2020) 104834.
- [24] R atsch G. A Brief Introduction into Machine Learning. Friedrich Miescher Laboratory of the Max Planck Society. Friedrich Miescher Laboratory of the Max Planck Society, Spemannstrasse, T ubingen, Germany 37 (2004): 72076. <http://www.tuebingen.mpg.de/~raetsch>
- [25] Demir F. Deep autoencoder-based automated brain tumor detection from MRI data. *Artificial Intelligence-Based Brain-Computer Interface*, 14 (2022) 317-351. <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-91197-9.00013-8>
- [26] Grandini M., Bagli E., Visani G. Metrics for multi-class classification: an overview. arXiv, 2020, preprint arXiv:2008.05756. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2008.05756>
- [27] Lipton ZC. Thresholding Classifiers to Maximize F1 Score. arXiv, (2014), preprint arXiv:1402.1892. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1402.1892>
- [28] Rachakonda AR. & Bhatnagar A. A Ratio: Extending area under the ROC curve for probabilistic labels. *Pattern Recognition Letters*, 150 (2021) 265-271. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2021.06.023>
- [29] Marandon A., Lihua Lei , David Mary , Etienne Roquain. Machine Learning Meets False Discovery Rate. arXiv, (2022), preprint arXiv:2208.06685. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2208.06685>
- [30] Botchkarev A. A New Typology Design of Performance Metrics to Measure Errors in Machine Learning Regression Algorithms. *Interdisciplinary Journal of Information, Knowledge, and Management*, 14 (2019) 045-076. <https://doi.org/10.28945/4184>
- [31] Li, J.; Heap, AD. A Review of Comparative Studies of Spatial Interpolation Methods in Environmental Sciences: Performance and Impact Factors. *School. Inform.* 6 (2011) 228–241. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2010.12.003>
- [32] Ly A, Marsman M, Wagenmakers EJ. Analytic posteriors for Pearson's correlation coefficient. *StatNeerl*, 72(1) (2017) 4–13. <https://doi.org/10.1111/stan.12111>
- [33] WMO (World Meteorological Organization). Guide to Meteorological Instruments and Methods of Observation (WMO-8, Updated 2018); WMO: Geneva, Switzerland. 2014, ISBN 9789263100085.
- [34] Tang, G., Clark, MP, Papalexiou, SM, Ma, Z. & Hong, Y. Have satellite precipitation products improved over last two decades? A comprehensive comparison of GPM IMERG with nine satellite and reanalysis datasets. *Remote Sens. Approximately.* 240 (2020) : 111697. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.111697>
- [35] Saemian, P. Seyed-Mohammad Hosseini-Moghari, Iman Fatehi, Vahid Shoarinezhad, Ehsan Modiri, Mohammad J. Tourian, Qihong Tang, Wolfgang Nowak, Andr as B ardossy c, Nico Sneeuw. Comprehensive evaluation of precipitation datasets over Iran. *J. Hydrol.* 603 (2021) 127054. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.127054>
- [36] Li, J.; Heap, AD A Review of Spatial Interpolation Methods for Environmental Scientists. *August. geol. Surv. Organ.*, 68 (2008): 154. Available online: <https://planet.uwc.ac.za/nisl/BCB BIM honours/Course Documents 2016/Spatial Interpolation statistics methods.pdf> (ac-cessed on 15 June 2022)
- [37] Zhou , Z.; Guo, B.; Xing, W.; Zhou, J.; Xu, F.; Xu, Y. Comprehensive Evaluation of Latest GPM Era IMERG and GSMaP Pre-cipitation Products over Mainland China. *atmosphere. Res.* 246 (2020): 105132. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2020.105132>
- [38] Tan , ML; Samat, N.; Chan, NW; Roy, R. Hydro-Meteorological Assessment of Three GPM Satellite Precipitation Products in the Kelantan River Basin, Malaysia. *Remote Sens*, 10 (2018): 1011. <https://doi.org/10.3390/rs10071011>
- [39] El Alaoui El Fels A. ; Mohamed Elmehdi Saidi ; Md Jobair Bin Alam. Rainfall Frequency Analysis Using Assessed and Cor-rected Satellite Precipitation Products in Moroccan Arid Areas. The Case of Tensift Watershed. *Earth Systems and Environ-ment*, 6 (2021) 391–404. <https://doi.org/10.1007/s41748-021-00290-x>
- [40] Krogh A. What are artificial neural networks. *Nat Biotechnol*, 26 (2008) 195–197. <https://doi.org/10.1038/nbt1386>
- [41] Dreyfus G. *Neural networks: methodology and application.* Springer Science & Business Media, (2005), Berlin
- [42] Ou T, Chen D, Tang J, Lin C, Wang X, J Kukulies & Hui-Wen Lai. Wet bias of summer precipitation in the northwestern Ti-betan Plateau in ERA5 is linked to overestimated lower-level southerly wind over the plateau. *Climate Dynamics*, (2023). <https://doi.org/10.1007/s00382-023-06672-3>
- [43] Kendon E.J., Nikolina B., Nigel M. Roberts, Hayley J. Fowler, Malcolm J. Roberts, Steven C. Chan, Jason P. Evans, Giorgia Fossier, and Jonathan M. Wilkinson. Do convection-permitting regional climate models improve projections of future precipi-tation change? *Bulletin of the American Meteorological Society*, 100(3) (2019), 413-431. <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-15-0004.1>

- [44] Jiang Q., Weiyue Li, Zedong Fan, Xiaogang He, Weiwei Sun, Sheng Chen, Jiahong Wen, Jun Gao, Jun Wang. Evaluation of the ERA5 reanalysis precipitation dataset over Chinese Mainland. *Journal of Hydrology*, 595 (2020) 125660. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125660>
- [45] Rangwala, I., Miller, JR, Russell, GL, & Xu, M. Using a global climate model to evaluate the influences of water vapor, snow cover and atmospheric aerosol on warming in the Tibetan Plateau during the twenty-first century. *Climatic Change*, 116(2) (2013), 479-495. <https://doi.org/10.1007/s10584-012-0515-5>
- [46] Dinku, T.; Ceccato, P.; Connor, S.J. Challenges of Satellite Rainfall Estimation over Mountainous and Arid Parts of East Africa. *Int.J. Remote Sens*, 32 (2011) 5965–5979. <https://doi.org/10.1080/01431161.2010.499381>
- [47] Hussain, Y.; Satgé, F.; Hussain, M.B.; Martinez-Carvajal, H.; Bonnet, M.P.; Cárdenas-Soto, M.; Roig, H.L.; Akhter, G. Performance of CMORPH, TMPA, and PERSIANN Rainfall Datasets over Plain, Mountainous, and Glacial Regions of Pakistan. *Theor. Appl. Climatol.*, 131 (2017) 1119–1132. <https://doi.org/10.1007/s00704-016-2027-z>
- [48] Mohammed SA, Mohamed A. Hamouda, Mohammed T. Mahmoud & Mohamed M. Mohamed. Performance of GPM-IMERG precipitation products under diverse topographical features and multiple-intensity rainfall in an arid region. *Hydrology and Earth System Sciences*, (2020). <https://doi.org/10.5194/hess-2019-547>
- [49] Leong, M.; Santo, H. Comparison of GPM IMERG, TMPA 3B42 and PERSIANN-CDR Satellite Precipitation Products over Malaysia. *atmosphere. Res*, 202 (2018) 63–76. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2017.11.006>
- [50] Anjum, MN; Ding, Y.; Shangguan, D.; Ahmad, I.; Ijaz, MW; Farid, HU; Yagoub, E.; Zaman, M.; Adnan, M. Performance Evaluation of Latest Integrated Multi-Satellite Retrievals for Global Precipitation Measurement (IMERG) over the Northern Highlands of Pakistan. *atmosphere. Res*, 205 (2018) 134–146. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2018.02.010>