



## DEVELOPPEMENT D'UN SYSTEME DE PREVISION ET D'ALERTE DES CRUES BASE SUR L'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE DANS LE BASSIN DE L'OUEME A L'EXUTOIRE DE BONOU AU BENIN

## DEVELOPMENT OF A FLOOD FORECASTING AND WARNING SYSTEM BASED ON MACHINE LEARNING IN THE OUEME BASIN AT THE BONOU OUTLET IN BENIN

**Pierre OUASSA<sup>1-3</sup>, Jean SODJI<sup>2</sup>, Comlan N'TCHA<sup>3-4</sup>, Mahugnon Wilson Hénock  
TODEGNON<sup>5</sup>, Ernest AMOUSSOU<sup>1-3</sup>**

<sup>1</sup>Laboratoire de Climatologie et Ethnoclimatologie Tropicale (CLimET), Département de  
Géographie et Aménagement du Territoire, Université de Parakou, BP 123, Parakou, Bénin ;

<sup>2</sup>Laboratoire de Géographie Rurale et d'Expertise Agricole (LaGREa), FASHS, Université  
d'Abomey-Calavi, Bénin

<sup>3</sup>Laboratoire Pierre PAGNEY, Climat, Eau, Ecosystème et Développement (LACEEDE),  
Université d'Abomey-Calavi, Bénin

<sup>4</sup>Doctorant en GéoInformation et ses Applications à la Gestion Intégrée des Eaux et des  
Ecosystèmes (GAGIEE) Chaire Internationale de Physique Mathématique et Applications  
(CIPMA CHAIRE-UNESCO, FAST, UAC, Rép. du Bénin)

<sup>5</sup>Département de l'Eau pour l'Agriculture et la Société (DEAS), INE, Université d'Abomey-  
Calavi, Bénin

**Digital Object Identifier (DOI):** <https://doi.org/10.5281/zenodo.21535457>

### Résumé

Les inondations récurrentes dans le bassin de l'Ouémé constituent une menace majeure pour les populations locales et les activités socio-économiques. Cette recherche vise à contribuer à l'amélioration du système d'alerte précoce en développant un système intelligent de prévision et d'alerte aux inondations.

L'approche méthodologique repose sur la collecte et le traitement des données hydrométriques (débits et hauteurs d'eau, de 1991 à 2023) de la station de Bonou, ainsi que des données de précipitations issues de 23 stations locales et du produit satellitaire CHIRPS. Après correction de leurs biais, ces données pluviométriques ont été fusionnées afin d'estimer la pluie moyenne spatiale du bassin par la méthode du krigeage ordinaire. Une courbe d'étalonnage polynomiale a également été reconstruite pour établir la relation entre les débits et les seuils d'alerte. L'étude a ensuite analysé les périodes critiques de crue et conçu deux modèles de prévision fondés sur l'algorithme XGBoost : le premier combinant les précipitations et les débits, et le second utilisant uniquement les débits. Enfin, une interface permettant la diffusion automatique des alertes et des bulletins hydrologiques a été développée.

L'évaluation des deux modèles sur cinq années de données de test, pour la prévision des débits sur les quatre jours suivants, met en évidence des performances remarquables ( $R^2$  et  $NSE > 0,98$  ; RMSE comprise entre 9,9 et 33,9 m<sup>3</sup>/s). Le modèle combinant les précipitations et les débits présente toutefois une précision légèrement supérieure. Enfin, les prévisions hydrologiques et les alertes sont diffusées automatiquement via une interface interactive, par courrier électronique, WhatsApp et d'autres canaux, avec une traduction audio en français, en fon et en anglais afin d'améliorer leur accessibilité.

**Mots-clés :** Bassin de l'Ouémé, Prévision, Inondations, Système d'alerte précoce, Modélisation hydrologique.

## 1. Introduction

Les changements climatiques représentent aujourd'hui une menace majeure pour l'environnement et le développement durable au Bénin. Leurs effets se manifestent particulièrement au sein des populations les plus vulnérables, dont les conditions de vie dépendent fortement des ressources naturelles sensibles au climat, telles que l'eau et l'agriculture (PANA-Bénin, 2008, p. 10). Depuis la ratification de la Convention-Cadre des Nations Unies sur les Changements Climatiques (CCNUCC) en 1994, le pays a ainsi mis en œuvre plusieurs initiatives d'atténuation et d'adaptation, notamment à travers la Communication Nationale Initiale (CNI), la Stratégie Nationale de Mise en Œuvre (SNMO) et le Programme d'Action National pour l'Adaptation (PANA). Ces démarches ont permis d'identifier la vulnérabilité des moyens d'existence et des secteurs socio-économiques face aux aléas climatiques, en soulignant trois phénomènes principaux : la sécheresse, les inondations et les pluies extrêmes, auxquels s'ajoutent des risques secondaires tels que les vents violents et la chaleur excessive. En particulier, les analyses ont révélé que les zones les plus exposées se situent au centre et au nord du pays pour l'agriculture vivrière, et dans le sud pour les secteurs liés à l'eau, à la santé et à la biodiversité (PANA-Bénin, 2008, p. 8).

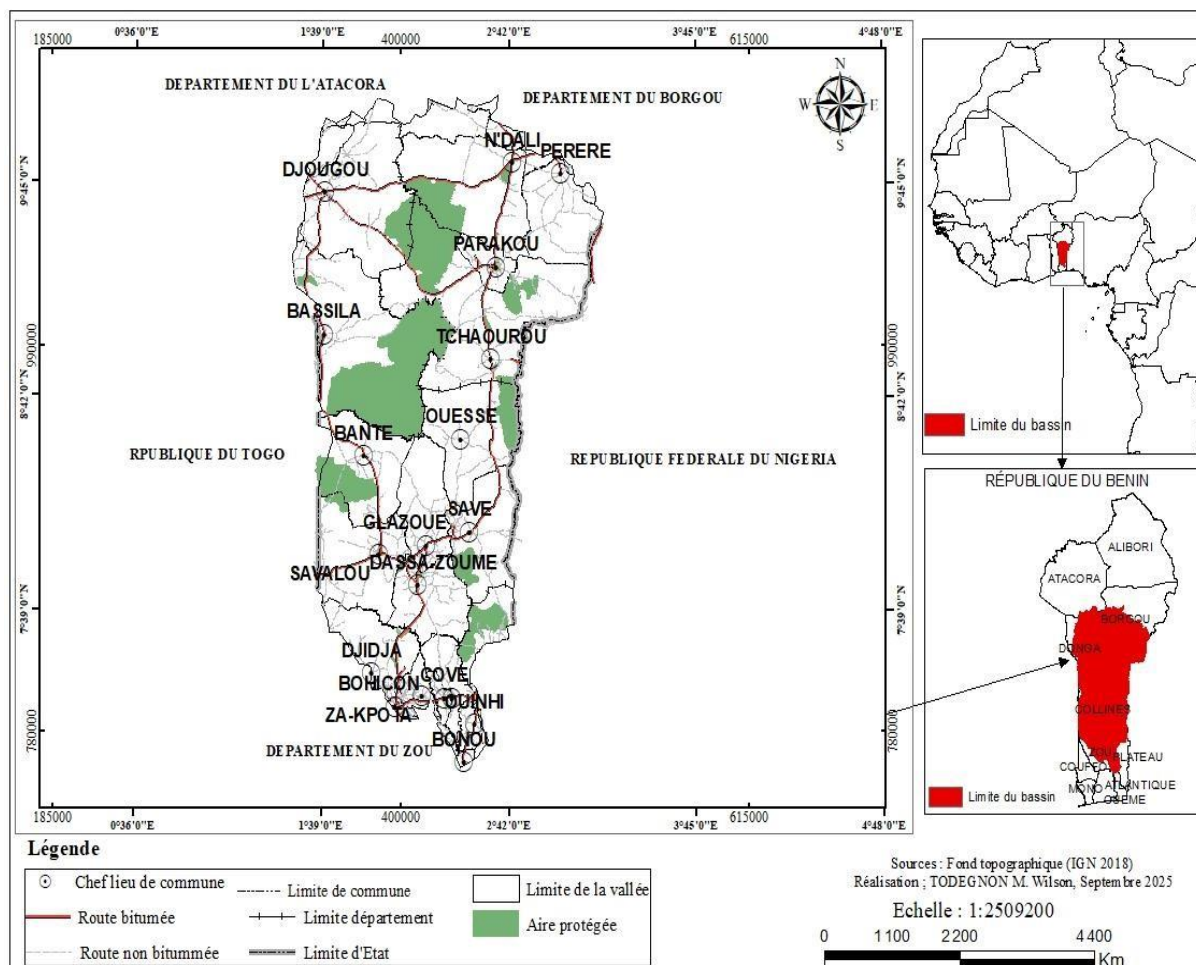
Dans ce contexte, les inondations constituent l'un des aléas les plus récurrents et les plus dévastateurs au Bénin. Plus précisément, le bassin de l'Ouémé, demeure une zone fortement sujette aux crues fluviales, où la faiblesse des infrastructures et la vulnérabilité socio-économique des populations accentuent les impacts des débordements du fleuve (P. Ouassa, 2019, p. 83). Cette situation traduit la faible capacité d'adaptation des communautés riveraines, rendant dès lors indispensable le renforcement de la résilience locale face aux risques hydrologiques (GIEC, 2021, p. 45). En effet, dans le bassin inférieur de l'Ouémé, les pluies extrêmes occasionnent des crues suivies des inondations qui perturbent le développement des activités socio-économiques surtout dans la plaine d'inondation (D. J. Kodja, 2013, p. 10).

Face à cette réalité, les approches traditionnelles de prévision hydrologique ont certes permis d'importants progrès dans la compréhension et la modélisation des phénomènes de crue. Toutefois, les changements observés dans les régimes climatiques et hydrologiques exigent aujourd'hui une amélioration continue de la précision et de l'efficacité de ces méthodes. Dans cette perspective, l'intégration d'approches complémentaires, capables de mieux représenter la complexité des interactions entre variables hydrométéorologiques, apparaît dès lors nécessaire pour renforcer les capacités d'anticipation et d'aide à la décision dans la gestion des risques de crue.

C'est dans ce cadre que l'apprentissage automatique apparaît comme une voie prometteuse pour répondre à ces défis. En effet, en exploitant la puissance des algorithmes d'intelligence artificielle, il devient possible de modéliser les relations complexes entre les variables hydrométéorologiques et de générer des prévisions plus robustes et adaptatives. À cet égard, l'Organisation Météorologique Mondiale (OMM) reconnaît le potentiel de cette technologie et encourage son intégration dans les systèmes opérationnels de prévision et d'alerte. Selon l'OMM, l'intelligence artificielle « renforcera l'ensemble du cycle de valeur de la science axée sur les services dans les domaines du temps, du climat et de l'eau » (Communiqué de presse, 2025), confirmant ainsi son rôle stratégique dans la modernisation des dispositifs d'alerte hydrométéorologique. La présente recherche s'inscrit précisément dans cette dynamique d'intégration des nouvelles technologies au service de la prévision et de l'anticipation des risques d'inondation.

### 1.1. Secteur d'étude

Le bassin-versant de l'Ouémé à l'exutoire de Bonou, est localisé en Afrique de l'Ouest, dans la République du Bénin. La figure 1 illustre sa situation géographique.



**Figure 1 :** Situation géographique du bassin-versant de l’Ouémé à l’exutoire de Bonou  
Le bassin-versant de l’Ouémé, à l’exutoire de Bonou, s’étend entre 10°12’ et 7°58’ de latitude Nord et 1°35’ et 3°05’ de longitude Est, Il est limité au sud par le département du Zou, au nord-est par le département du Borgou, au nord-ouest par le département de l’Atacora, à l’est par le Nigeria et à l’ouest par le Togo.

## 2. Données et méthodes

### 2.1. Données

Dans le cadre de cette étude, deux principales catégories de données ont été mobilisées : les données pluviométriques et les données hydrométriques.

Les observations pluviométriques proviennent de 23 stations et postes pluviométriques locaux, mis à disposition par la Direction Générale de la Météorologie du Bénin (Météo-Bénin). Afin de pallier les lacunes dans certaines séries, les données satellitaires CHIRPS (Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data), obtenues via Google Earth Engine, ont été utilisées comme source complémentaire. Ces dernières ont permis de reconstituer les valeurs manquantes et d’assurer une meilleure continuité temporelle des enregistrements. La série pluviométrique exploitée couvre la période allant de 1992 à 2023, ce qui offre une série raisonnable pour l’analyse hydroclimatique.

L’ensemble des coordonnées géographiques des stations pluviométriques est présenté dans le tableau I.

**Tableau I:** liste des stations pluviométriques du bassin-versant de l’Ouémé à l’exutoire de Bonou

| Numérotation | Nom              | Longitude | Latitude |
|--------------|------------------|-----------|----------|
| 1            | ABOMEY           | 1,983333  | 7,183333 |
| 2            | ADJOHOUN         | 2,483333  | 6,7      |
| 3            | APLAHOUE         | 1,666667  | 6,916667 |
| 4            | BANIKOARA        | 2,433333  | 11,3     |
| 5            | BANTE            | 1,883333  | 8,416667 |
| 6            | BASSILA          | 1,665544  | 9,022698 |
| 7            | BEMBEREKE        | 2,666667  | 10,2     |
| 8            | BETEROU          | 2,266667  | 9,2      |
| 9            | BOHICON          | 2,066667  | 7,166667 |
| 10           | BONOU            | 2,5       | 6,933333 |
| 11           | DASSA-ZOUME      | 2,166667  | 7,75     |
| 12           | DJOUGOU          | 1,666667  | 9,7      |
| 13           | INA              | 2,727278  | 9,966365 |
| 14           | KETOU            | 2,606434  | 7,361309 |
| 15           | LONKLY           | 1,65      | 7,15     |
| 16           | OUESSE           | 2,421627  | 8,497023 |
| 17           | PENESSOULOU      | 1,55      | 9,233333 |
| 18           | POBE             | 2,666667  | 6,933333 |
| 19           | SAVALOU          | 1,964349  | 7,933509 |
| 20           | SAVE             | 2,466667  | 8,033333 |
| 21           | ZAGNANADO        | 2,333333  | 7,25     |
| 22           | PARAKOU_AEROPORT | 2,6       | 9,35     |
| 23           | OKPARA           | 2,731886  | 9,100258 |

**Source de données :** Météo Bénin

En ce qui concerne les données hydrométriques, celles-ci ont été fournies par la Direction Générale de l’Eau (DG-Eau). La série de débits et de hauteurs d’eau journaliers utilisée correspond à celle de la station hydrométrique de Bonou, située aux coordonnées géographiques longitude 2,45° Est et latitude 6,90° Nord. Cette série s’étend de 1992 à 2023.

## 2.2. Méthodes

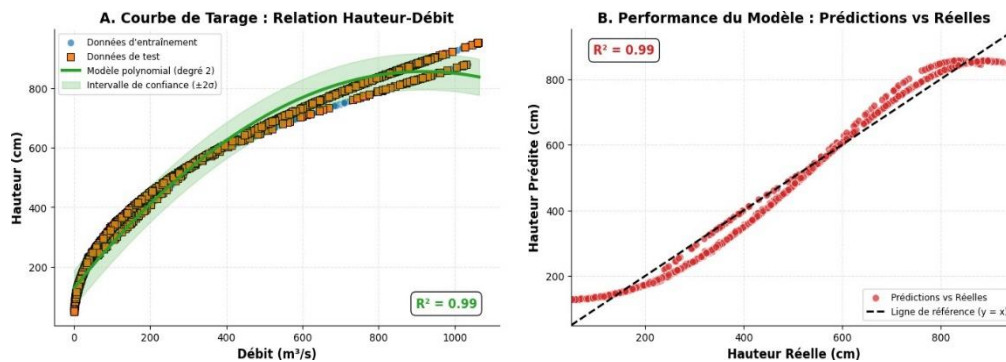
### 2.2.1- Modélisation de la relation hauteur-débit et détermination des seuils d'alerte de débits

À l'heure actuelle, les seuils d'alerte de niveau d'eau utilisés à Bonou par les services de prévisions suivent une classification précise sur l'échelle hydrométrique : le niveau vert pour les hauteurs strictement inférieures à 550 cm, le niveau jaune pour la plage de 550 cm à 699 cm, le niveau orange pour l'intervalle de 700 cm à 799 cm, et le niveau rouge pour toute hauteur égale ou supérieure à 800 cm. Puisque les données utilisées pour la modélisation sont les débits, il est capital d'établir une relation entre le débit et le niveau d'eau afin de déterminer les intervalles de débit correspondant à chaque niveau d'alerte.

La caractérisation de la relation hauteur-débit a été réalisée au moyen d'une modélisation par régression polynomiale de second ordre, permettant de capturer les non-linéarités inhérentes à l'écoulement. L'approche adoptée a consisté en le développement d'un modèle direct pour l'estimation du débit à partir de la hauteur. La formulation mathématique obtenue est :

$$(H) = 9.7017 - 0.17739 H + 1.3614 \times 10^{-3} H^2$$

où H représente la hauteur d'eau (cm), Q le débit (m³/s). La validation des modèles, illustrée par la Figures 13 révèle une performance statistique remarquable avec des coefficients de détermination  $R^2$  excédant 0,98 pour les deux configurations.



**Figure 2:** Courbe de tarage et performance du modèle de prédiction de la hauteur d'eau  
Source de données : DG-Eau

L'application de ces équations aux seuils opérationnels définis par la Direction Générale de l'Eau a permis d'établir les intervalles de débit critiques suivants :

- Alerte verte : Débit < 323,96 m³/s
- Alerte jaune : 323,96 m³/s ≤ Débit < 552,61 m³/s
- Alerte orange : 552,61 m³/s ≤ Débit < 739,08 m³/s
- Alerte rouge : Débit ≥ 739,08 m³/s

Ces intervalles, calculés à partir des équations de régression polynomiale, permettent une classification du risque hydrologique et une activation appropriée des dispositifs d'alerte correspondant à chaque niveau de criticité. Une fois les seuils d'alerte hydrologiques déterminés à partir de la modélisation de la relation hauteur-débit, l'analyse peut être étendue à l'identification temporelle des périodes au cours desquelles ces seuils sont effectivement franchis, afin de mettre en évidence les phases critiques d'inondation.

## 2.2.2- Analyse des périodes critiques d'inondation

Pour mieux comprendre les périodes à haut risque d'inondation, nous avons analysé toutes les occasions où le débit de la rivière a atteint ou dépassé 739,08 m³/s. Ce seuil étant obtenu grâce à la courbe de tarage défini est considéré comme un danger d'inondation majeur à Bonou.

Il a été développé un programme en Python qui scanne l'ensemble des données de débit de 1992 à 2023. Ce programme identifie deux aspects importants :

- La durée des épisodes interrompus au-dessus du seuil (combien de jours d'affilée le débit reste dangereux)
- Le nombre d'épisodes distincts de dépassement (combien de fois dans l'année le débit dépasse le seuil puis redescend)

Pour chaque épisode identifié, nous avons relevé : la date de début et de fin, le nombre total de jours au-dessus du seuil, le débit maximum atteint, le nombre de fois où le seuil est franchi.

Afin de comparer les années entre elles, nous avons converti toutes les dates en "jours Juliens" (numéro du jour dans l'année, de 1 à 365). Cette méthode nous a permis de calculer : la période moyenne de début et de fin des inondations. Deux plages saisonnières représentatives en utilisant les percentiles :

- Période complète (5% début - 95% fin) : couvre presque tous les événements
- Période active (25% début - 75% fin) : concentre la majorité des crues.

Finalement, ces plages statistiques ont été reconverties en dates calendaires normales pour une utilisation pratique par les gestionnaires du risque inondation.

L'identification des périodes de dépassement des seuils critiques d'inondation permet de caractériser les situations à risque et de mieux comprendre la dynamique hydrologique du bassin. Toutefois, cette analyse descriptive ne suffit pas à elle seule pour anticiper les événements futurs.

## 2.3- Prévision des débits à court terme

Cette section présente la méthodologie de modélisation prédictive des débits mise en œuvre dans cette étude. Elle repose sur l'utilisation d'un modèle d'apprentissage automatique performant, capable de capturer les relations non linéaires entre les variables hydrométéorologiques et les débits observés, afin d'améliorer la prévision des crues.

### 2.3.1- Choix du modèle et justification

Dans le cadre de ce travail, nous avons retenu l'algorithme XGBoost (Extreme Gradient Boosting). Ce choix repose sur plusieurs arguments :

- Performance éprouvée : XGBoost est reconnu comme l'un des modèles les plus performants pour les tâches de régression et de prévision sur séries temporelles.
- Robustesse face aux données complexes : il gère efficacement le bruit et les relations non linéaires, caractéristiques des phénomènes hydroclimatiques marqués par une forte variabilité.
- Capacité de généralisation : grâce à son mécanisme intégré de régularisation, il limite le sur-apprentissage tout en améliorant la stabilité des prédictions.
- Reconnaissance scientifique et pratique : il est largement utilisé dans la littérature scientifique et s'impose dans de nombreuses compétitions internationales de science des données (par ex. Kaggle), ce qui conforte sa fiabilité.

Après avoir motivé le choix du modèle XGBoost, il est nécessaire d'en présenter le principe de fonctionnement afin de mieux comprendre son mécanisme d'apprentissage.

### 2.3.2- Principe de fonctionnement du modèle XGBoost

XGBoost appartient à la famille des méthodes d'ensembles basées sur le boosting. Son principe consiste à construire une succession d'arbres de décision dits *faibles apprenants* de façon itérative. Chaque nouvel arbre est entraîné à corriger les erreurs résiduelles du modèle formé par les arbres précédents. À l'itération  $t$ , la prédiction s'écrit comme suit :

$$\hat{y}_i^{(t)} = \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i)$$

où :

$\hat{y}_i$  est la prédiction pour l'observation  $i$  à l'itération  $t$ ,  $f_t$  représente l'arbre de décision appris à l'itération  $t$ ,  $x_i$  désigne le vecteur des variables explicatives de l'observation  $i$ .

L'apprentissage de XGBoost repose sur la minimisation d'une fonction objectif composée de deux éléments :

$$L^{(t)} = \sum_{i=1}^n ( \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i) - y_i )^2 + \Omega(f_t)$$

avec :

$l$   $y_i, y_l$  : la fonction de perte (par exemple l'erreur quadratique moyenne pour un problème de régression),

- $\Omega(f_t)$  : un terme de régularisation qui pénalise la complexité du nouvel arbre, afin de réduire le risque de sur-apprentissage. La régularisation est définie comme suit :

$$\Omega(f) = \gamma T + \lambda \sum w^2$$

où :  
 $T$  est le nombre de feuilles de l'arbre,  
 $w^2$  est le poids associé à la feuille  $j$ ,

$\gamma$  et  $\lambda$  sont des hyperparamètres de régularisation contrôlant respectivement la complexité structurelle de l'arbre et l'amplitude des poids.

La compréhension du fonctionnement général du modèle permet d'introduire les paramètres qui gouvernent son comportement et influencent directement ses performances.

### 2.3.3- Paramètres clés du modèle XGBoost

Le paramétrage du modèle constitue une étape essentielle pour garantir la performance et la stabilité des prévisions. Dans le cadre de cette étude, les hyperparamètres ont été sélectionnés et ajustés de manière à optimiser la précision du modèle tout en limitant le risque de surapprentissage. Ces paramètres se répartissent en trois grandes catégories : ceux liés à la tâche d'apprentissage, ceux de régularisation, et ceux spécifiques à la modélisation des séries temporelles.

### 2.3.4- Modélisation par XGBoost

Deux configurations de modèles ont été développées, en fonction de la disponibilité et de la nature des données :

- **Modèle complet** : intègre la pluie moyenne spatialisée sur le bassin versant obtenue à partir d'un krigeage des données issues de plusieurs stations pluviométriques ainsi que les débits observés à l'exutoire. Ce modèle vise à exploiter la relation pluie-débit pour améliorer la prévision.
- **Modèle de référence** : repose uniquement sur les débits antérieurs. Il constitue une approche de repli, utile dans les situations où les données de précipitation sont incomplètes ou indisponibles. Cette approche débute par une organisation rigoureuse des données, condition essentielle pour garantir la robustesse de la modélisation.

## 3. Résultats

### 3.1- Prévision des débits du bassin de l'Ouémé à l'exutoire de Bonou

Dans cette section, la prévision à court terme des débits du fleuve Ouémé à Bonou est proposée. Pour répondre aux éventuelles absences de données ou défaillances des capteurs, deux modèles de prévision différents sont développés : l'un utilisant les données de débits et la pluie moyenne du Bassin et le second utilisant les variables de débit passées. Cette approche permet de disposer de solutions alternatives fiables pour assurer la continuité des prévisions, même en cas de données manquantes.

#### 3.1.1- Prévision du débit avec le débit et les précipitations comme entrées

Après avoir mis en place les différents modèles de prévision qui prennent en compte à la fois les variables de débit et la pluie moyenne du bassin versant, il est essentiel d'évaluer leur performance afin de juger de leur pertinence et de leur fiabilité. Dans ce cadre, plusieurs

métriques classiques et avancées ont été calculées ( $R^2$ , RMSE, MAE, Pbias, NSE et KGE) pour la phase de test. Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau suivant.

**Tableau II:** Performances du modèle avec la variable Pluie du Bassin

| Indicateurs | Jour Futur 1 | Jour Futur 2 | Jour Futur 3 | Jour Futur 4 |
|-------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| $R^2$       | 0.99904      | 0.99685      | 0.99293      | 0.98806      |
| RMSE        | 9.6123       | 17.3996      | 26.0915      | 33.8987      |
| NSE         | 0.99904      | 0.99685      | 0.99293      | 0.98806      |
| MAE         | 5.016        | 9.051        | 13.401       | 17.337       |
| KGE         | 0.99649      | 0.99408      | 0.99147      | 0.98680      |
| PBIAS       | 0.1478       | 0.2695       | 0.0686       | -0.0600      |

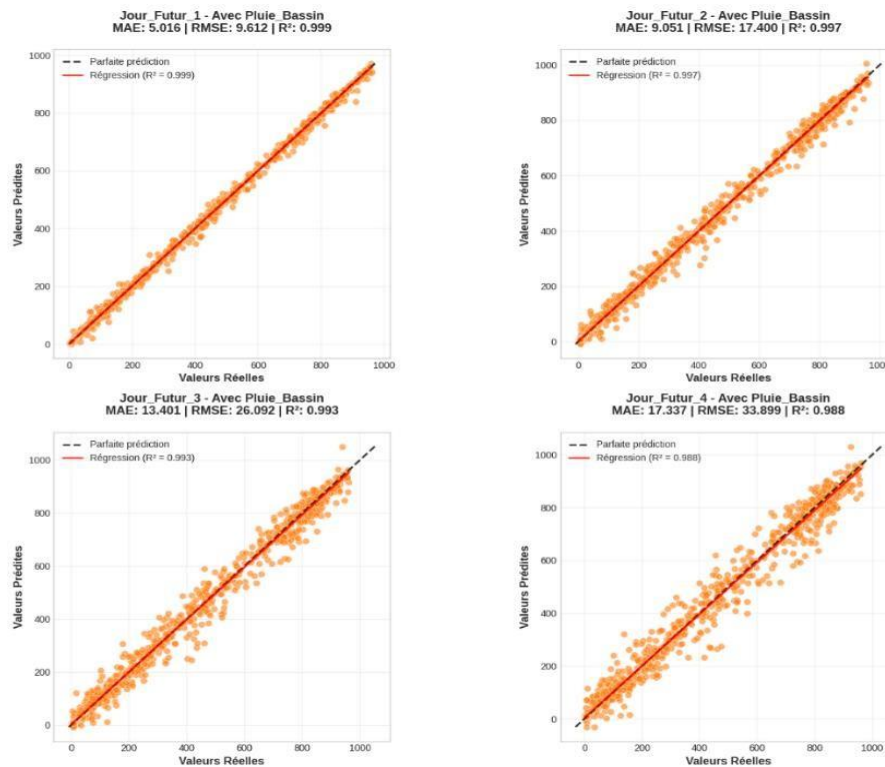
Les résultats obtenus avec le modèle intégrant conjointement les variables de débit et de pluie mettent en évidence une performance globale très élevée sur l'ensemble des horizons de prévision, allant du jour futur 1 au jour futur 4. L'évaluation repose sur plusieurs indicateurs statistiques complémentaires, notamment le coefficient de détermination  $R^2$ , le Nash Sutcliffe Efficiency NSE, le Kling Gupta Efficiency KGE, l'erreur quadratique moyenne RMSE, l'erreur absolue moyenne MAE et le PBIAS. Ces indicateurs permettent d'apprécier à la fois la précision, la stabilité et l'absence de biais du modèle.

En premier lieu, les valeurs du coefficient de détermination  $R^2$ , comprises entre 0.988 et 0.999, traduisent une corrélation quasi parfaite entre les débits observés et simulés. Ces résultats indiquent que le modèle explique plus de 98 % de la variance des observations, ce qui témoigne d'une excellente capacité prédictive. Cette performance est confirmée par les valeurs du NSE, supérieures à 0.98 pour tous les horizons de prévision, montrant une très forte concordance entre les séries simulées et observées ainsi qu'une bonne reproduction de la dynamique temporelle des débits, y compris lors des variations rapides liées aux événements pluvieux.

Par ailleurs, l'analyse des erreurs révèle une augmentation progressive du RMSE, passant de 9.61 à 33.89, et du MAE, de 5.02 à 17.34, à mesure que l'horizon de prévision s'allonge. Ce comportement, classiquement observé en modélisation hydrologique, reste néanmoins modéré, ce qui souligne la stabilité du modèle et sa robustesse sur plusieurs jours de prévision.

Concernant le KGE, les valeurs supérieures à 0.98 indiquent une représentation équilibrée de la corrélation, de la variabilité et du biais des séries simulées. Un tel niveau de performance, rarement atteint par les modèles hydrologiques classiques, met en évidence la pertinence du choix des variables explicatives ainsi que de l'algorithme utilisé. Enfin, les valeurs du PBIAS, comprises entre -0.06 % et 0.27 %, sont très proches de zéro, traduisant une absence quasi totale de biais systématique. Le modèle ne présente donc ni tendance marquée à la surestimation ni à la sous-estimation des débits observés.

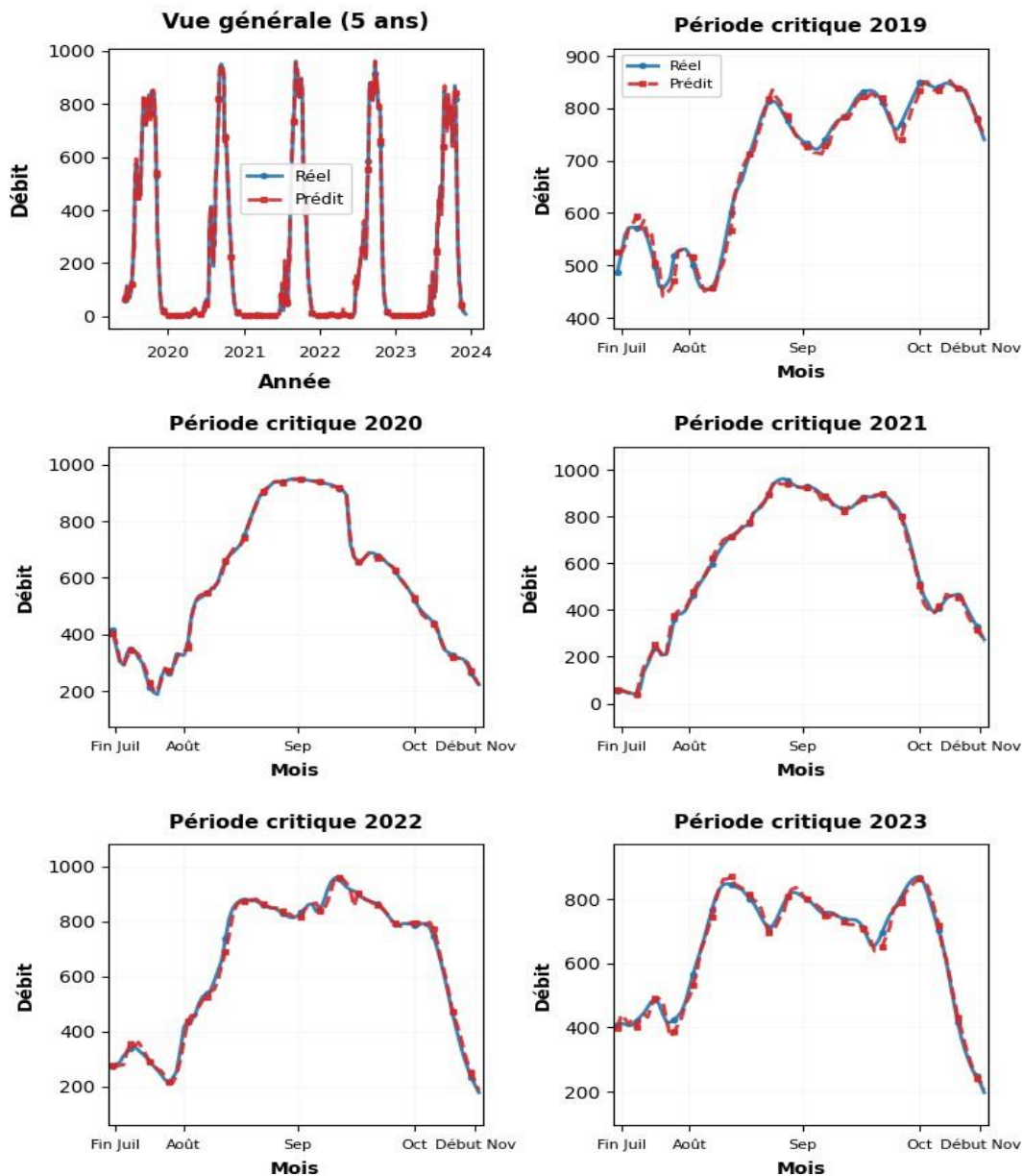
Dans l'ensemble, ces résultats démontrent que l'intégration conjointe du débit et de la pluie améliore significativement la capacité du modèle à capter la réponse hydrologique du bassin, en particulier lors des épisodes de crue. Cette performance est illustrée par les nuages de points présentés à la figure 3, qui comparent les valeurs observées et prédites pour le modèle intégrant la variable pluie.



**Figure 3:** Visualisation de l'ensemble des valeurs prédites vs valeurs réelles par variable cible. On observe une meilleure concentration des points autour de la diagonale, ce qui confirme la capacité accrue du modèle à reproduire fidèlement les valeurs observées. Les graphiques couvrant l'ensemble de la période de test mettent donc en évidence une excellente adéquation globale, les prédictions suivant de très près les variations observées, y compris les pics de crue et les périodes d'étiage.

Afin d'approfondir cette analyse, il est pertinent de restreindre la visualisation aux périodes saisonnières des inondations, comprises entre le 28 juillet et le 2 novembre, pour les variables cibles. Cette approche permet d'évaluer plus finement le comportement du modèle durant les phases critiques.

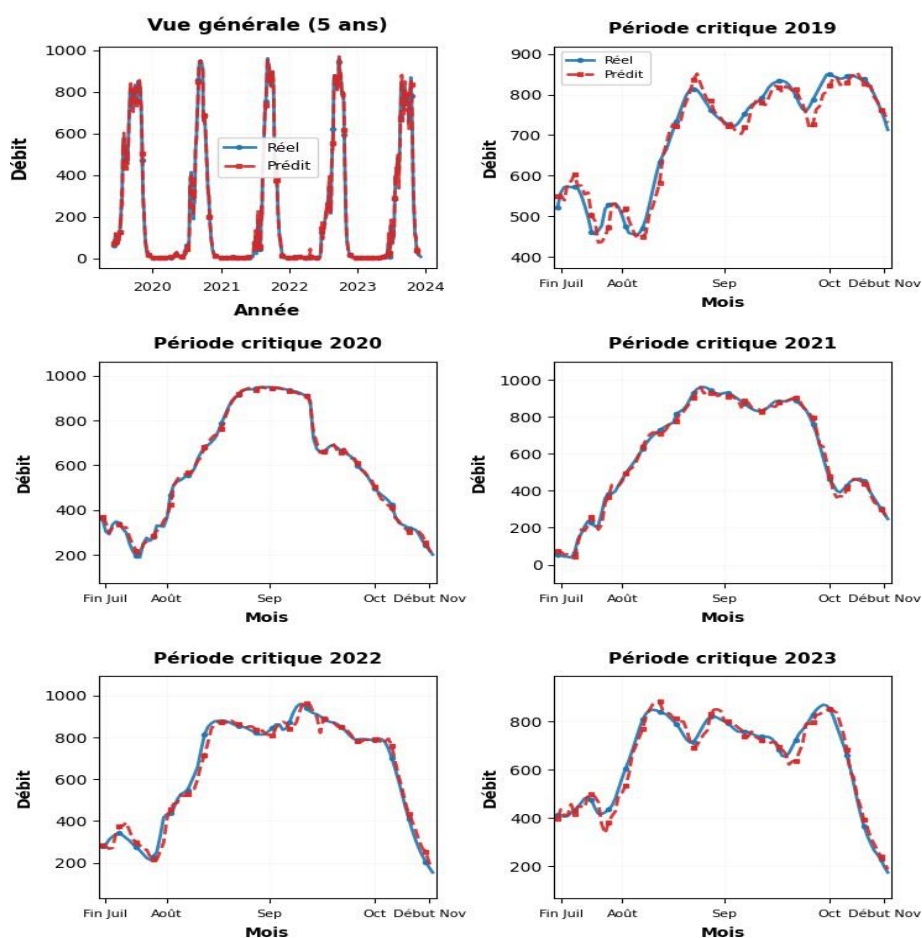
### Jour\_Futur\_1 - Comparaison valeurs réelles vs prédites (Vue générale et périodes critiques 28/07-02/11)



**Figure 4:** visualisation de l'évolution des valeurs prédites vs valeurs réelles par années du jour futur 1

L'analyse des visualisations de cette figure montre que, pour les cinq années de test, le modèle parvient à représenter de manière très fidèle les valeurs réelles des débits au niveau du jour futur 1 dans la période critique. Les courbes réelles et prédites se superposent quasi parfaitement, traduisant une excellente capacité de généralisation et une très faible erreur de prédiction. Allons donc au niveau du jour futur 2.

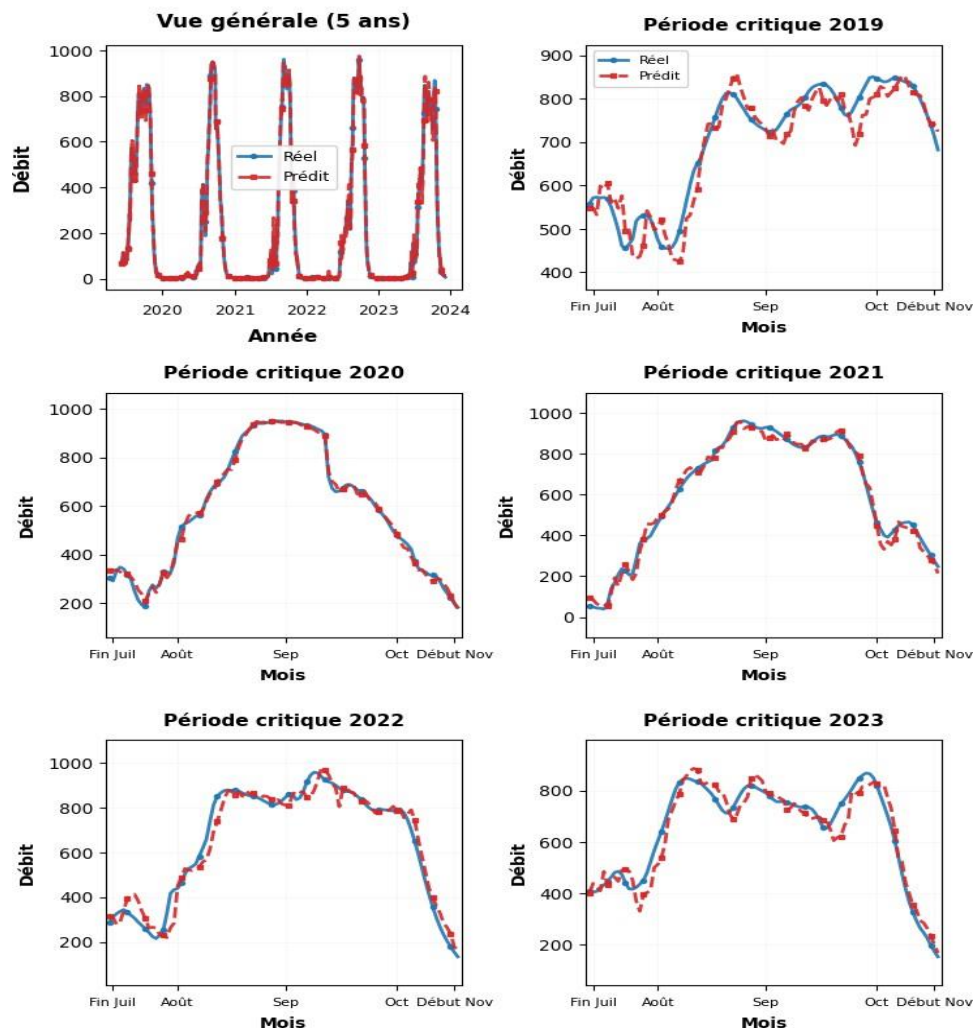
### Jour\_Futur\_2 - Comparaison valeurs réelles vs prédites (Vue générale et périodes critiques 28/07-02/11)



**Figure 5:** visualisation de l'évolution des valeurs prédites vs valeurs réelles par années du jour futur 2

L'analyse des visualisations de cette figure 5 indique que le modèle continue de bien représenter les débits observés. Toutefois, comparativement à la visualisation précédente, on observe l'apparition d'un très léger décalage entre les valeurs réelles et les valeurs prédites. Cet écart reste faible et n'affecte pas la tendance générale, confirmant la robustesse du modèle à cet horizon de prévision. Allons maintenant à la visualisation du jour futur 3.

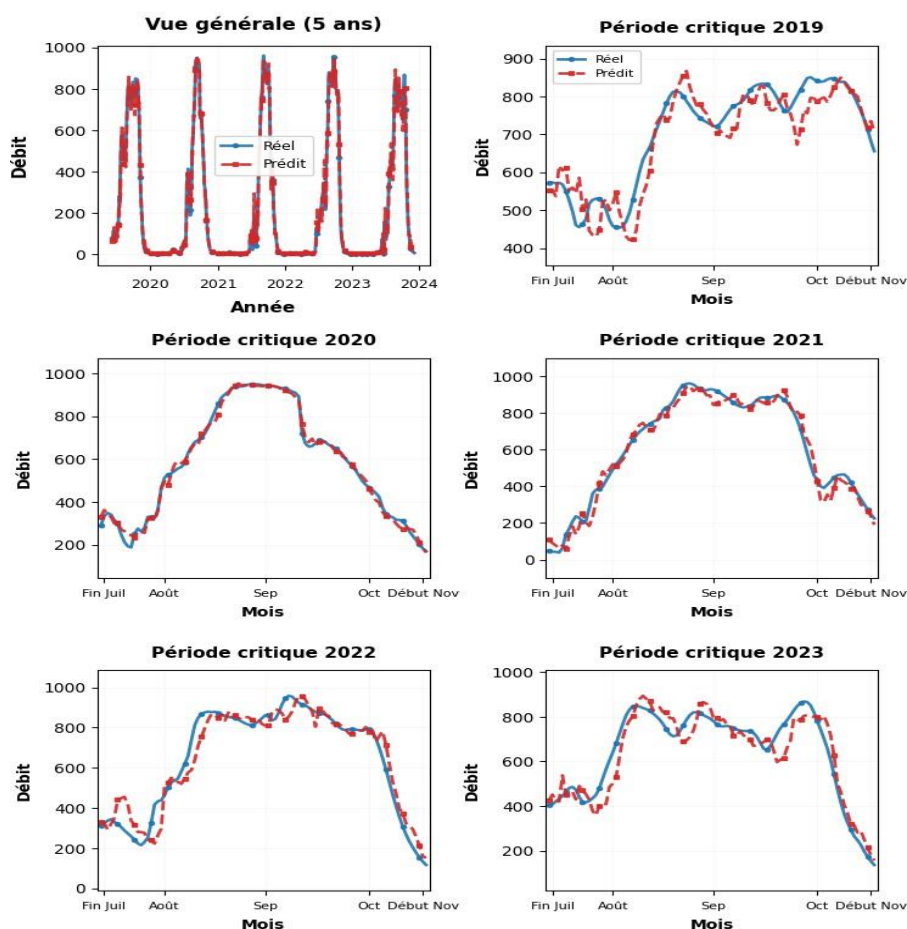
### Jour\_Futur\_3 - Comparaison valeurs réelles vs prédites (Vue générale et périodes critiques 28/07-02/11)



**Figure 6:** visualisation de l'évolution des valeurs prédites vs valeurs réelles par années du jour futur 3

L'analyse de la figure 6 montre que, le modèle conserve une bonne capacité à reproduire la dynamique globale des débits. Néanmoins, en comparaison avec les jours futurs précédents, les écarts entre les valeurs réelles et prédites deviennent légèrement plus perceptibles. Cette évolution reste progressive et maîtrisée, ce qui indique que le modèle demeure performant malgré l'augmentation de l'horizon de prévision. Allons enfin au niveau du jour futur 4.

### Jour Futur 4 - Comparaison valeurs réelles vs prédites (Vue générale et périodes critiques 28/07-02/11)



**Figure 7:** visualisation de l'évolution des valeurs prédites vs valeurs réelles par années du jour futur 4

L'analyse des visualisations de cette figure 7 révèle que le modèle parvient toujours à capturer les principales variations des débits, bien que les écarts entre valeurs réelles et prédites soient plus visibles que pour les horizons antérieurs. Cette dégradation progressive de la précision est attendue dans un cadre de prévision multi-jours et reste limitée, confirmant la stabilité et la fiabilité globale du modèle sur l'ensemble des horizons étudiés.

Les légères dégradations observées d'un jour futur à l'autre sont normales dans un contexte de prévision multi-échéances, car l'incertitude s'accumule progressivement avec l'allongement de l'horizon temporel. Néanmoins, ces écarts restent limités et n'altèrent pas la robustesse globale ni la fiabilité du modèle.

En parallèle du modèle précédemment présenté, une approche alternative est également développée afin de proposer une solution complémentaire de prévision. Cette approche repose exclusivement sur l'utilisation du débit comme variable d'entrée, dans une logique de simplicité et de robustesse opérationnelle. La section suivante est consacrée à la présentation et à l'analyse des performances de ce modèle.

#### 3.2.2- Prévision du débit avec le débit comme seule entrée

Après avoir mis en place les différents modèles de prévision, il est essentiel d'évaluer leur performance afin de juger de leur pertinence et de leur fiabilité. Les indicateurs de performance obtenus sont présentés dans le tableau suivant :

**Tableau III:** performances du modèle sans la Pluie moyenne du Bassin

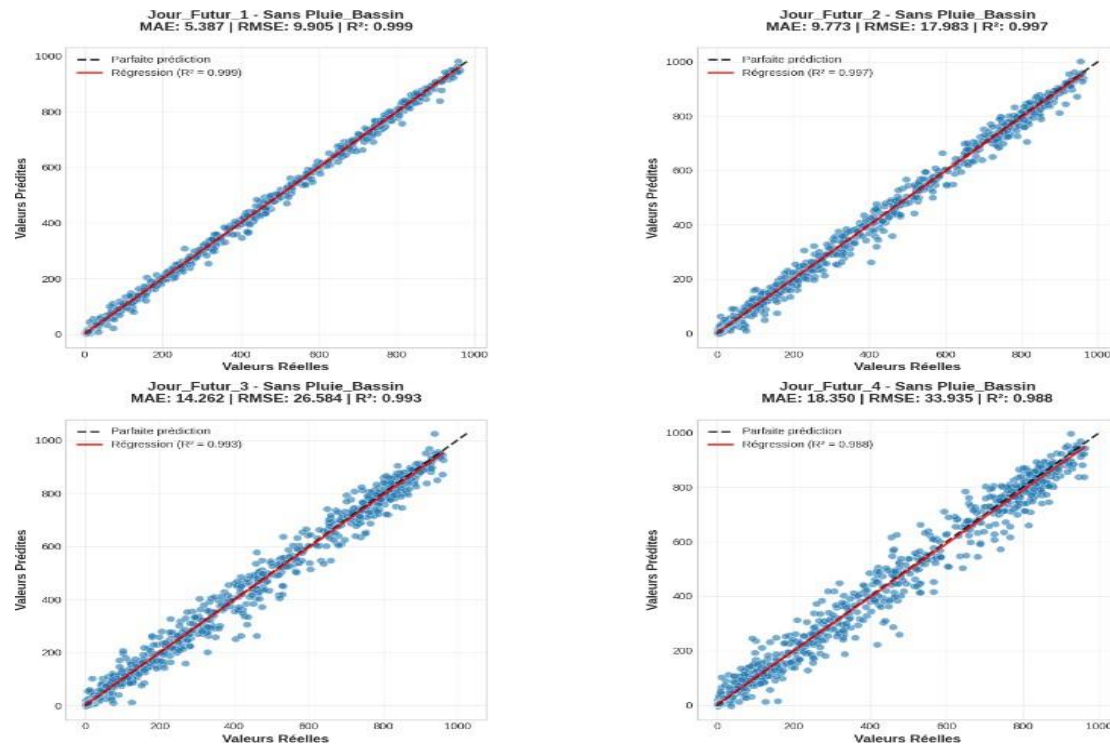
| Indicateurs | Jour Futur 1 | Jour Futur 2 | Jour Futur 3 | Jour Futur 4 |
|-------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| R2          | 0.99898      | 0.99664      | 0.99266      | 0.98803      |
| RMSE        | 9.9050       | 17.9834      | 26.5841      | 33.9355      |
| NSE         | 0.99898      | 0.99664      | 0.99266      | 0.98803      |
| MAE         | 5.016        | 9.051        | 13.401       | 17.337       |
| KGE         | 0.99659      | 0.99423      | 0.99077      | 0.98572      |
| PBIAS       | 0.1069       | 0.0406       | -0.0390      | -0.2646      |

L'analyse des indicateurs de performance du modèle basé exclusivement sur le débit met clairement en évidence une capacité de prédiction remarquable sur l'ensemble des horizons de prévision considérés. Pour le jour futur 1, les valeurs très élevées de  $R^2$  et de NSE (0.99898) traduisent une concordance quasi parfaite entre les débits observés et les débits prédits par le modèle. Cette excellente adéquation est également confirmée par les faibles valeurs des indicateurs d'erreur, notamment le RMSE (9.91) et le MAE (5.02), qui témoignent d'une erreur de prédiction très limitée et d'une restitution fidèle des variations du débit.

À mesure que l'horizon de prévision s'allonge, une dégradation progressive mais maîtrisée des performances est observée. Les coefficients  $R^2$  et NSE demeurent toutefois supérieurs à 0.98 jusqu'au jour futur 4, ce qui souligne la robustesse du modèle et sa capacité à maintenir un niveau de précision élevé malgré l'augmentation de l'incertitude liée à la prévision multi-jours. L'augmentation graduelle des erreurs, mise en évidence par la hausse du RMSE et du MAE, correspond à un comportement attendu dans ce type d'approche et ne remet pas en cause la qualité globale des résultats obtenus.

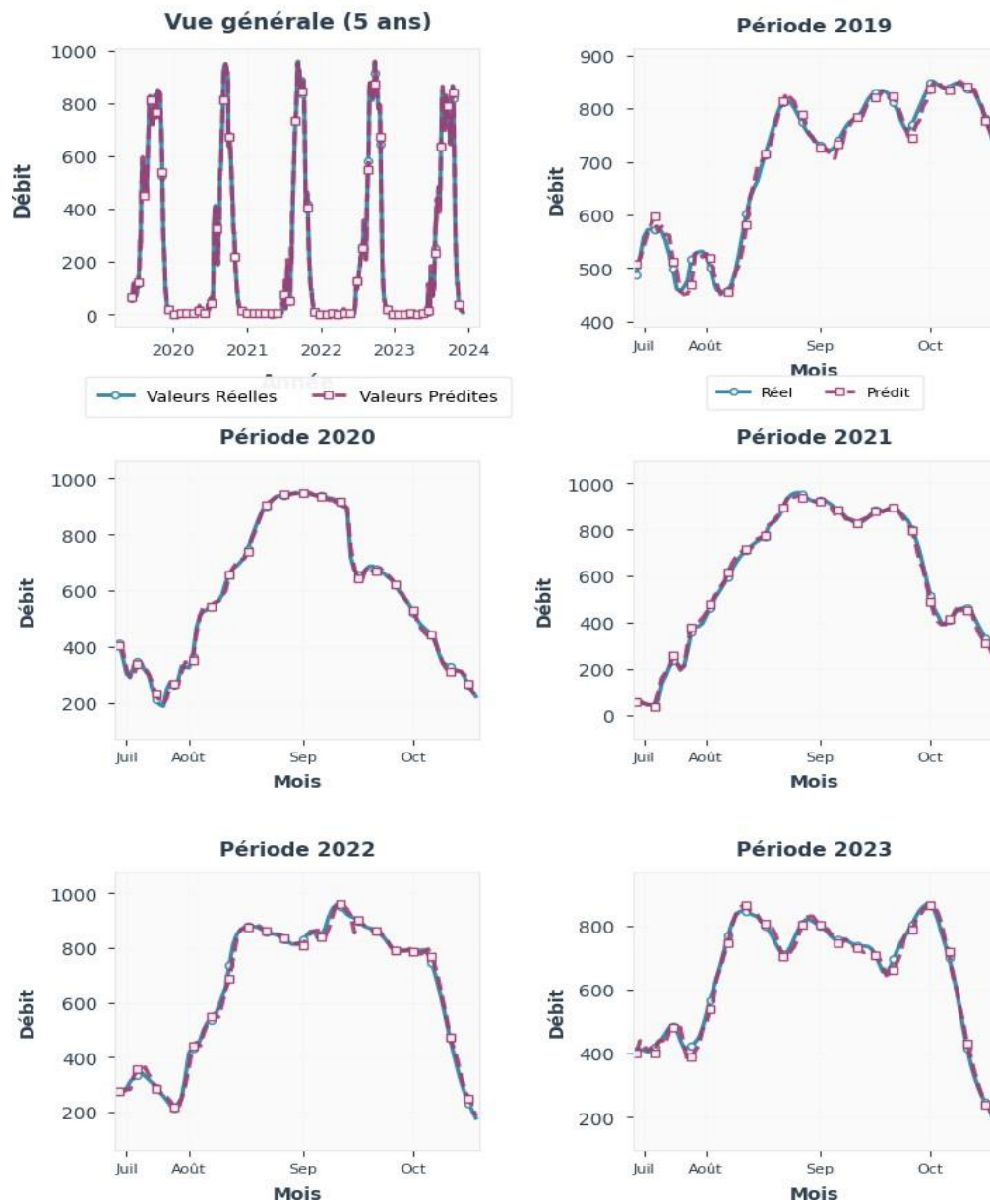
Par ailleurs, les valeurs élevées du coefficient de Kling-Gupta Efficiency (KGE), comprises entre 0.996 et 0.986 selon l'horizon de prévision, confirment une excellente reproduction simultanée de la variabilité, de la corrélation et du biais des débits simulés. Enfin, les faibles valeurs du PBIAS, proches de zéro sur l'ensemble des horizons étudiés, indiquent l'absence de biais systématique significatif dans les prédictions, renforçant ainsi la fiabilité du modèle pour des applications de prévision à court et moyen terme.

Les nuages de points présentés à la figure 8 illustrent graphiquement cette forte concordance entre les valeurs observées et les valeurs prédites par le modèle.



**Figure 8:** visualisation de l'ensemble des valeurs prédites vs valeurs par variable cible  
On constate une concentration plus marquée des points autour de la droite de référence, traduisant une amélioration notable des performances de simulation du modèle. L'analyse menée sur l'ensemble de la période de test met en évidence une très forte concordance entre les séries simulées et observées, avec une restitution particulièrement fidèle des dynamiques hydrologiques, aussi bien lors des épisodes de crue que durant les phases d'étiage. Afin de compléter cette évaluation, une analyse ciblée de la période caractéristique des crues, s'étendant du 28 juillet au 02 novembre, apparaît bonne pour apprécier la capacité du modèle à reproduire correctement les comportements hydrologiques extrêmes.

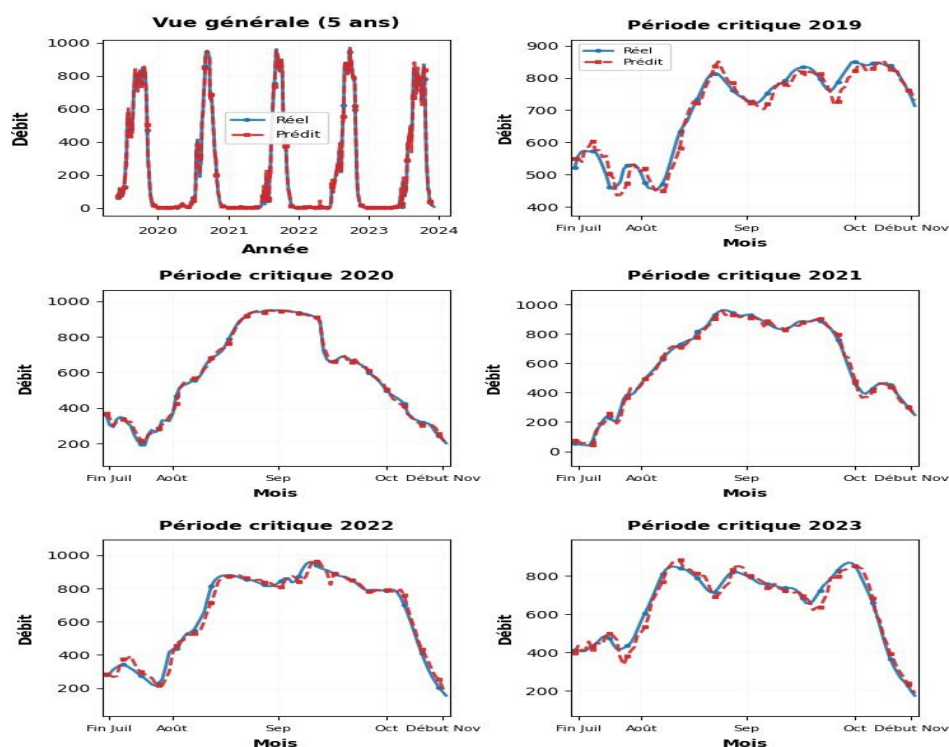
### Jour\_Futur\_1 - Visualisation des Valeurs Réelles vs Prédites Périodes critiques: 28 juillet - 2 novembre



**Figure 9:** visualisation de l'évolution des valeurs prédites vs valeurs réelles par années du jour futur 1

L'examen de la figure 9 met en évidence que, pour l'ensemble des cinq années de test, le modèle basé uniquement sur le débit restitue avec une grande précision les valeurs réelles observées au jour futur 1. Les valeurs prédites suivent étroitement les variations des débits réels, traduisant une très bonne capacité du modèle à exploiter l'information contenue dans la variable débit. Passons ainsi à l'analyse du jour futur 2.

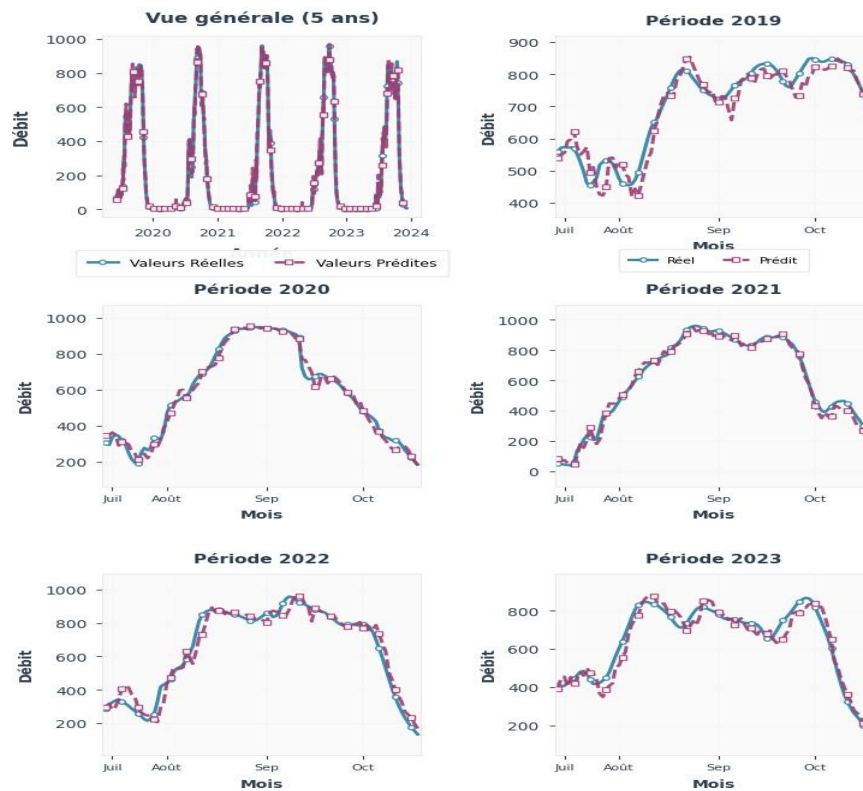
**Jour\_Futur\_2 - Comparaison valeurs réelles vs prédites  
(Vue générale et périodes critiques 28/07-02/11)**



**Figure 10 :** visualisation de l'évolution des valeurs prédites vs valeurs réelles par années du jour futur 2

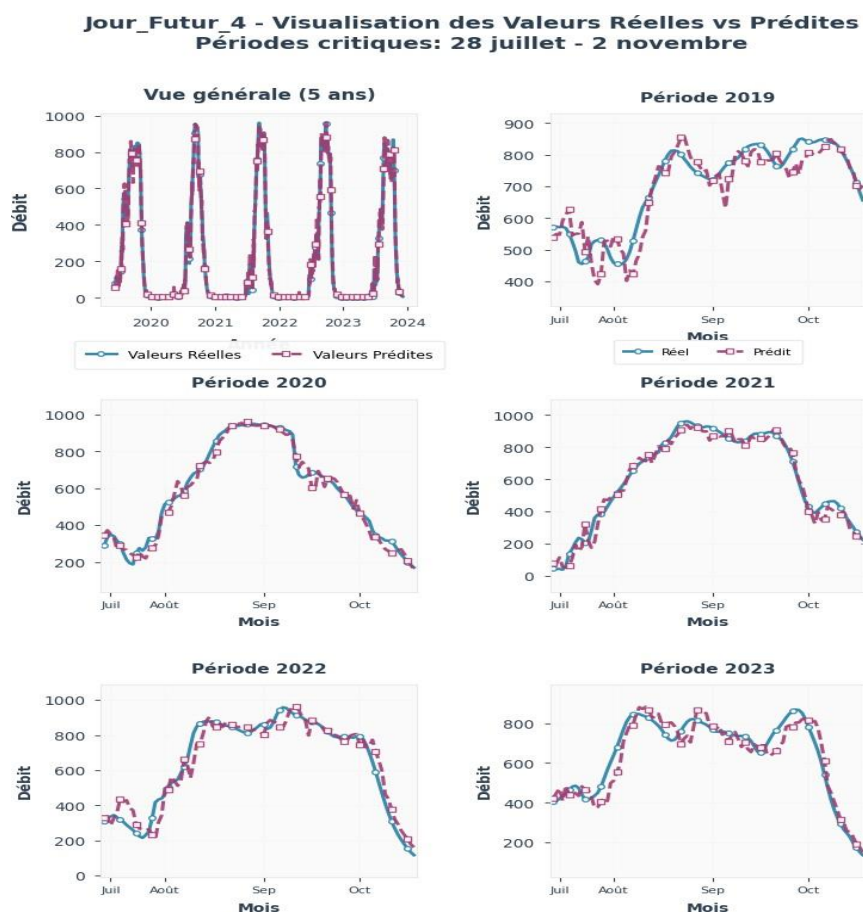
De l'analyse de la figure 10 il ressort que, le modèle continue de représenter correctement les débits observés. Comparativement au jour futur 1, un léger écart commence à apparaître entre les valeurs réelles et prédites, tout en restant très limité. La tendance générale demeure bien reproduite, confirmant la pertinence du modèle à cet horizon de prévision. Allons maintenant au niveau du jour futur 3.

**Jour\_Futur\_3 - Visualisation des Valeurs Réelles vs Prédites**  
**Périodes critiques: 28 juillet - 2 novembre**



**Figure 11** : visualisation de l'évolution des valeurs prédites vs valeurs réelles par années du jour futur 3

L'analyse des visualisations de cette figure 11 indique que, le modèle parvient toujours à capter la dynamique globale des débits. Cependant, par rapport aux visualisations précédentes, les différences entre valeurs réelles et prédites deviennent légèrement plus marquées. Cette évolution progressive reste conforme au comportement attendu lorsque l'horizon de prévision s'allonge, tout en maintenant une qualité de prédiction satisfaisante. Poursuivons avec le jour futur 4.



**Figure 12:** visualisation de l'évolution des valeurs prédites vs valeurs réelles par années du jour futur 4

L'analyse des visualisations de cette figure montre que, malgré un horizon de prévision plus éloigné, le modèle utilisant uniquement le débit conserve une bonne capacité à reproduire les principales variations des débits. Les écarts observés sont plus visibles que pour les jours futurs précédents, traduisant une dégradation progressive mais contrôlée des performances, ce qui confirme la robustesse globale du modèle sur l'ensemble des horizons étudiés.

Au-delà des performances obtenues sur les jeux d'entraînement, de validation et de test, il est nécessaire de renforcer la robustesse de l'évaluation par une validation croisée. Cette étape supplémentaire permet de confirmer la stabilité du modèle et de s'assurer que les résultats obtenus ne dépendent pas uniquement d'un découpage particulier des données, mais reflètent réellement sa capacité de généralisation.

### 3.2.3- Validation croisée

En calculant la moyenne des différentes métriques sur l'ensemble des plis, il est possible d'obtenir une estimation globale et fiable de la performance du modèle. Parallèlement, l'écart type renseigne sur la variabilité de ces performances : une faible dispersion indique une cohérence du modèle à travers les différents sous-échantillons, traduisant une bonne capacité de généralisation, tandis qu'un écart type plus élevé révèle une sensibilité accrue aux données utilisées pour l'entraînement. Les résultats sont présentés dans les tableaux ci-dessous :

**Tableau IV:** mesures de validation croisée sur l'ensemble d'entraînement et validations

| Jour futur          | Indicateur           | Entraînement (moyenne $\pm$ écart-type) | Validation (moyenne $\pm$ écart-type) |
|---------------------|----------------------|-----------------------------------------|---------------------------------------|
| <b>Jour futur 1</b> | <b>R<sup>2</sup></b> | <b>0.9999 <math>\pm</math> 0.0000</b>   | <b>0.9982 <math>\pm</math> 0.0004</b> |
|                     | <b>RMSE</b>          | <b>3.42 <math>\pm</math> 0.06</b>       | <b>12.19 <math>\pm</math> 1.01</b>    |
|                     | <b>KGE</b>           | <b>0.9997 <math>\pm</math> 0.0000</b>   | <b>0.9974 <math>\pm</math> 0.0013</b> |
| <b>Jour futur 2</b> | <b>R<sup>2</sup></b> | <b>0.9995 <math>\pm</math> 0.0000</b>   | <b>0.9936 <math>\pm</math> 0.0012</b> |
|                     | <b>RMSE</b>          | <b>6.37 <math>\pm</math> 0.25</b>       | <b>23.10 <math>\pm</math> 1.57</b>    |
|                     | <b>KGE</b>           | <b>0.9990 <math>\pm</math> 0.0000</b>   | <b>0.9944 <math>\pm</math> 0.0015</b> |
| <b>Jour futur 3</b> | <b>R<sup>2</sup></b> | <b>0.9991 <math>\pm</math> 0.0001</b>   | <b>0.9873 <math>\pm</math> 0.0023</b> |
|                     | <b>RMSE</b>          | <b>8.83 <math>\pm</math> 0.46</b>       | <b>32.60 <math>\pm</math> 1.96</b>    |

|                     |                      |                                       |                                       |
|---------------------|----------------------|---------------------------------------|---------------------------------------|
|                     | <b>KGE</b>           | <b>0.9982 <math>\pm</math> 0.0001</b> | <b>0.9914 <math>\pm</math> 0.0012</b> |
| <b>Jour futur 4</b> | <b>R<sup>2</sup></b> | <b>0.9987 <math>\pm</math> 0.0001</b> | <b>0.9801 <math>\pm</math> 0.0032</b> |
|                     | <b>RMSE</b>          | <b>10.74 <math>\pm</math> 0.48</b>    | <b>40.91 <math>\pm</math> 2.41</b>    |
|                     | <b>KGE</b>           | <b>0.9973 <math>\pm</math> 0.0002</b> | <b>0.9861 <math>\pm</math> 0.0005</b> |

Les résultats de la validation croisée présentés dans le tableau montrent la performance du modèle pour différents horizons de prévision, allant du premier au quatrième jour futur. Les indicateurs utilisés pour l'évaluation sont le coefficient de détermination (R<sup>2</sup>), la racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et le Kling-Gupta Efficiency (KGE), calculés à la fois pour les phases d'entraînement et de validation. Pour le premier jour futur, les valeurs extrêmement élevées du R<sup>2</sup> (0.9999  $\pm$  0.0000 en entraînement et 0.9982  $\pm$  0.0004 en validation) traduisent une très forte corrélation entre les valeurs observées et celles prédites. Le RMSE demeure faible (3.42  $\pm$  0.06 à l'entraînement et 12.19  $\pm$  1.01 en validation), ce qui confirme la précision remarquable du modèle à court terme. Le KGE, supérieur à 0.99 dans les deux cas, souligne la cohérence entre la corrélation, la variabilité et le biais des séries, indiquant ainsi une excellente représentation du comportement hydrologique du système. Pour le deuxième jour futur, on note une légère diminution des performances avec un R<sup>2</sup> de 0.9936  $\pm$  0.0012 et un RMSE de 23.10  $\pm$  1.57 en validation. Malgré cette baisse, le KGE reste élevé (0.9944  $\pm$  0.0015), ce qui montre que le modèle conserve une bonne capacité de prédiction à deux jours d'échéance. À partir du troisième jour futur, une tendance de dégradation plus marquée apparaît : le R<sup>2</sup> diminue à 0.9873  $\pm$  0.0023 et le RMSE augmente à 32.60  $\pm$  1.96 en validation. Toutefois, la valeur élevée du KGE (0.9914  $\pm$  0.0012) atteste d'une performance encore satisfaisante du modèle pour cet horizon. Pour le quatrième jour futur, le modèle demeure globalement performant avec un R<sup>2</sup> de 0.9801  $\pm$  0.0032 et un KGE de 0.9861  $\pm$  0.0005, bien que l'erreur de

prédiction ( $RMSE = 40.91 \pm 2.41$ ) continue d'augmenter. Ces variations indiquent que la précision du modèle diminue progressivement à mesure que l'horizon de prévision s'allonge, un comportement attendu dans les modèles de prévision temporelle en raison de l'accumulation des incertitudes.

### **3.2.4- Analyse comparative des deux modèles**

L'analyse comparative des deux modèles montre que l'intégration de la variable pluviométrique aux données de débit améliore légèrement la qualité des prévisions. En effet, les indicateurs de performance tels que le coefficient de détermination ( $R^2$ ) et l'efficacité de Nash-Sutcliffe (NSE) affichent des valeurs marginalement plus élevées pour le modèle combiné, traduisant une meilleure capacité explicative. De même, la réduction des valeurs du RMSE indique une amélioration de la précision des estimations, tandis que les indices KGE et PBIAS témoignent d'une meilleure stabilité et d'un équilibre accru des prédictions. Ces améliorations, bien que modestes, sont plus marquées pour les horizons de prévision les plus éloignés, soulignant la contribution progressive de la variable pluie dans la modélisation du débit. Toutefois, il convient de noter qu'une recherche plus approfondie des hyperparamètres du modèle pourrait encore optimiser ses performances, notamment en renforçant l'influence positive de la variable pluviométrique sur la qualité des prévisions.

Au-delà de l'élaboration et de l'évaluation des modèles de prévision, l'enjeu principal réside désormais dans la valorisation opérationnelle des résultats obtenus pour soutenir la prise de décision. Dans cette perspective, la section suivante porte sur la mise en place d'un mécanisme de prévision et d'alerte automatisé, conçu pour fournir une information fiable, exploitable et adaptée aux réalités locales.

## **3.3-Mise en place du mécanisme de prévisions et d'alerte automatisé adapté aux réalités locales.**

Cette section décrit l'organisation du système, ses modalités de fonctionnement ainsi que les dispositifs mis en œuvre pour assurer une diffusion efficace et adaptée aux réalités locales.

La pertinence d'un tel mécanisme repose avant tout sur l'identification claire des acteurs concernés par l'information produite. Il est donc essentiel de définir les bénéficiaires et les utilisateurs du système.

### **3.3.1- Bénéficiaires et utilisateurs du système**

Le système d'alerte hydrologique développé s'adresse en priorité aux acteurs institutionnels et communautaires impliqués dans la gestion des risques d'inondation. Les principaux bénéficiaires sont les services hydrologiques et météorologiques nationaux, les agences de gestion des crises (comme l'ANPC), ainsi que les collectivités locales situées dans la vallée de l'Ouémé, notamment dans la commune de Bonou. Ces institutions utilisent les informations générées par le système pour anticiper les crues, planifier les actions de prévention, et coordonner les interventions d'urgence. Les populations riveraines constituent également des bénéficiaires directs, car elles reçoivent les alertes sous forme de messages WhatsApp, e-mails, bulletins audio multilingues et autres, facilitant une compréhension rapide et inclusive du niveau de risque.

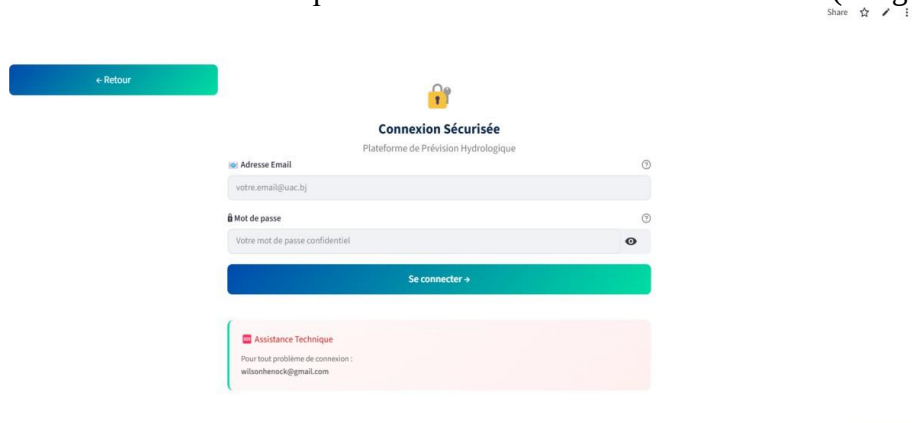
Après avoir identifié les bénéficiaires du système, il convient de présenter l'architecture générale et le fonctionnement global du dispositif, afin de comprendre l'enchaînement des différentes composantes depuis la production des prévisions jusqu'à la diffusion des alertes.

### 3.3.2-Architecture générale et fonctionnement du système

Notre système repose sur une architecture intégrée combinant modélisation prédictive, visualisation interactive et diffusion multicanal des alertes. Il vise à transformer les données hydro climatiques en informations opérationnelles directement exploitables par les gestionnaires du risque inondation et les populations concernées.

#### 3.3.2.1- Authentification

La plateforme de prévision et d'envoi des alertes est strictement réservée aux prévisionnistes. Pour cette raison, une authentification est indispensable. En effet, la plateforme traite et diffuse des informations sensibles dans différents groupes, et utilise également certaines données personnelles pour l'envoi des alertes. Ainsi, l'accès au système n'est possible que si l'administrateur vous a préalablement accordé une autorisation. (Image 1)



**Image 1:** authentification sur la plateforme

Une fois les accès sécurisés, le cœur du dispositif repose sur la section dédiée aux prévisions. Cette composante permet la génération, la visualisation et l'exploitation des résultats issus des modèles de prévision.

#### 3.3.2.2- Section prévisions

Une fois l'authentification réussie, l'utilisateur accède à l'interface. Dans le menu situé à gauche, il peut naviguer entre les différentes fonctionnalités : Prévision, Bulletin d'Alerte, Diffusion et Documentation. Il est important de noter que sans prévisions validées, l'utilisateur ne pourra pas générer de bulletins d'alerte, et sans bulletin d'alerte, aucune diffusion n'est possible.

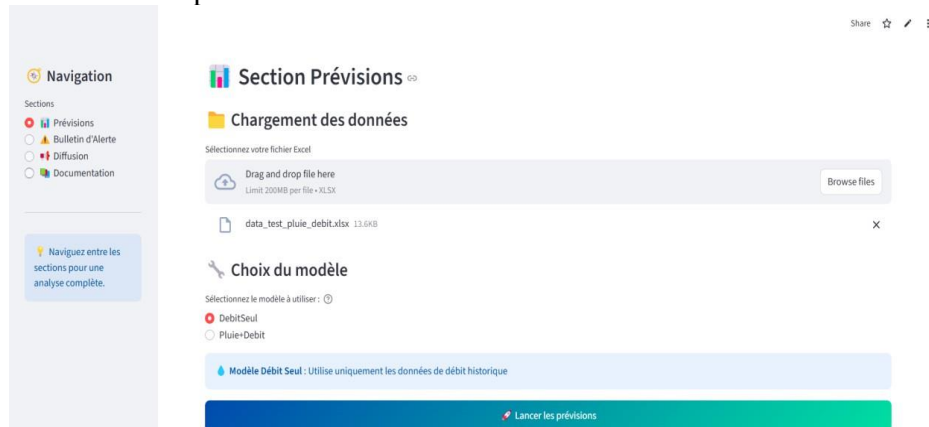
Si l'utilisateur se connecte pour la première fois, il lui est vivement recommandé de consulter la section Documentation afin de comprendre le fonctionnement de la plateforme et les bonnes pratiques d'utilisation.



**Image 2:** section prévision des débits

Lorsque l'utilisateur accède à la section Prévisions, il a la possibilité de charger des fichiers Excel contenant soit les données combinées de pluie et de débit, soit uniquement les données de débit, en fonction du modèle sélectionné. Cette flexibilité permet au système de s'adapter à

différents contextes hydrologiques et à la diversité des jeux de données disponibles. Par ailleurs, le système a été conçu de manière à pouvoir récupérer automatiquement les données depuis des API externes, lorsque l'administrateur a accordé les autorisations nécessaires, ce qui élimine la nécessité de charger manuellement des fichiers dans certains cas. L'image 3 présente l'interface du système, où l'utilisateur peut facilement importer les fichiers, sélectionner le modèle approprié et exécuter les prévisions.



**Image 3:** chargement de données et sélection du modèle

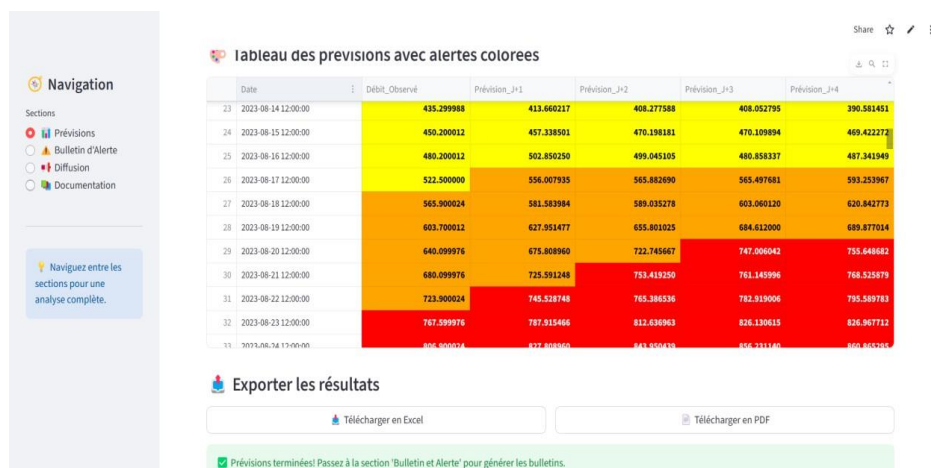
Une fois les données chargées, le modèle sélectionné et le bouton Lancement de prévision activé, le système exécute automatiquement l'algorithme hydrologique choisi. Les prévisions générées couvrent un horizon de quatre jours et sont présentées de manière interactive grâce à un système de couleurs dynamiques.

Pour faciliter la lecture et l'interprétation des résultats, chaque niveau de débit prédit est associé à un code couleur universel :

- Vert : débit normal (aucun risque)
- Jaune : vigilance
- Orange : alerte
- Rouge : alerte maximale

Cette représentation visuelle intuitive permet aux décideurs d'identifier rapidement le niveau de risque hydrologique correspondant à chaque jour de prévision (Image 4)

Il est à noter que les prévisions générées peuvent être exportées aux formats PDF et Excel afin de faciliter l'analyse et l'archivage. Le fichier Excel comporte deux feuilles : une dédiée aux prévisions et une autre contenant la documentation. De son côté, le fichier PDF inclut également la documentation, présentée en en-tête pour offrir un aperçu immédiat du contexte et des informations essentielles.



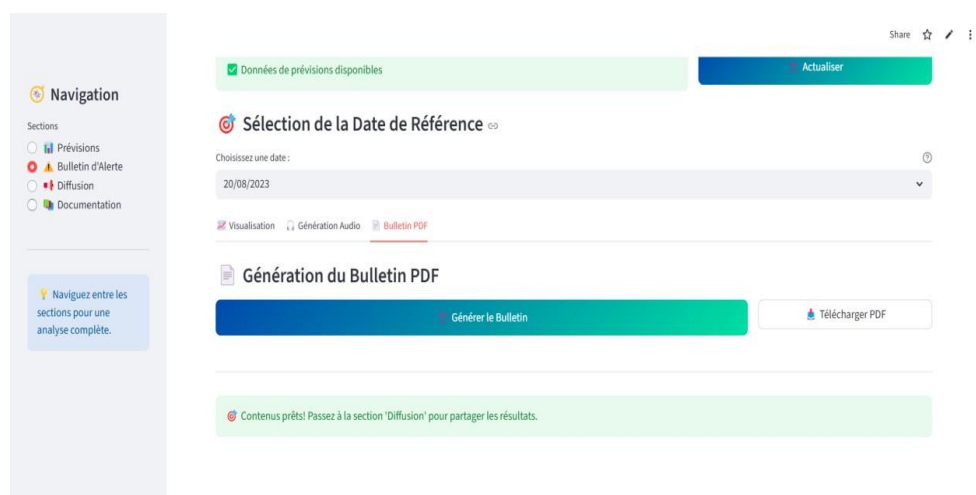
**Image 4:** prévisions avec couleur d'alerte

Les prévisions produites doivent ensuite être traduites en informations compréhensibles et directement exploitables par les décideurs. À cet effet, une section spécifique est consacrée à l'élaboration et à la gestion des bulletins d'alerte.

### 3.3.2.3- Section bulletin d'Alerte

À l'issue de la phase de prévision, dans la section Bulletin et Alerte, le système génère un bulletin d'alerte détaillé au format PDF. Ce document présente une analyse claire des prévisions, les niveaux de risque associés, ainsi que des recommandations pratiques destinées aux populations.

Une innovation majeure du système réside dans la traduction audio automatique du bulletin en trois langues : français, fon et anglais. Cette fonctionnalité renforce l'inclusion linguistique et améliore l'accessibilité de l'information, en permettant une diffusion efficace même auprès des populations peu ou non alphabétisées. L'image 5 illustre le processus de génération des fichiers et PDF.



**Image 5:** génération du bulletin PDF

Le bulletin d'alerte présente, en première position, la dernière observation disponible, suivie des prévisions, accompagnées d'une explication détaillée incluant des recommandations pratiques à destination des utilisateurs. Conçu de manière simple et lisible, le PDF adopte un design fluide, facilitant la lecture et la compréhension de l'information, tout en utilisant un langage clair et accessible. L'image 6 illustre le format du bulletin généré automatiquement par le système, en moins de cinq secondes, garantissant une diffusion rapide et efficace des informations.



## BULLETIN HYDROLOGIQUE D'ALERTE

### ■ OBSERVATIONS RÉCENTES

|                  |                           |
|------------------|---------------------------|
| Date observation | 20/08/2023                |
| Débit observé    | 640.1 m³/s                |
| Localisation     | Bonou - Bassin de l'Ouémé |

### ■ SYNTHÈSE DES PRÉVISIONS

| Date       | Débit prévu (m³/s) | Niveau d'alerte |
|------------|--------------------|-----------------|
| 21/08/2023 | 675.8              | ORANGE          |
| 22/08/2023 | 722.7              | ORANGE          |
| 23/08/2023 | 747.0              | ROUGE           |
| 24/08/2023 | 755.6              | ROUGE           |

### ■ ANALYSE DÉTAILLÉE DES PRÉVISIONS

**Premier jour (21/08/2023)**, il faut s'attendre à une situation où l'eau sera au niveau du seuil d'alerte dont la couleur est **orange (675.8 m³/s)**. Le risque d'inondation est élevé. Évitez les zones riveraines et les activités à risque. **Le deuxième jour (22/08/2023)**, il faut s'attendre à une situation où l'eau sera au niveau du seuil d'alerte dont la couleur est **orange (722.7 m³/s)**. Le risque d'inondation est élevé. Évitez les zones riveraines et les activités à risque. **Le troisième jour (23/08/2023)**, il faut s'attendre à une situation où l'eau sera au niveau du seuil d'alerte dont la couleur est **rouge (747.0 m³/s)**. Le risque d'inondation est extrême. Toutes les activités dans les zones inondables doivent être suspendues et les autorités alertées. **Le quatrième jour (24/08/2023)**, il faut s'attendre à une situation où l'eau sera au niveau du seuil d'alerte dont la couleur est **rouge (755.6 m³/s)**. Le risque d'inondation est extrême. Toutes les activités dans les zones inondables doivent être suspendues et les autorités alertées.

Image 6: Bulletin hydrologique d'alerte

Étant donné que certains utilisateurs peuvent rencontrer des difficultés pour interpréter les informations ou que d'autres peuvent être fatigués par le téléchargement et la lecture des documents, voire être en situation de handicap, la génération automatique de bulletins synthétiques en français, ainsi que leur traduction vers d'autres langues, joue un rôle crucial dans l'accessibilité et l'efficacité du système. Le dispositif permet ainsi de rendre l'information facilement compréhensible et exploitable par l'ensemble des utilisateurs. L'illustration ci-dessous présente la manière dont cette fonctionnalité est intégrée dans le système.

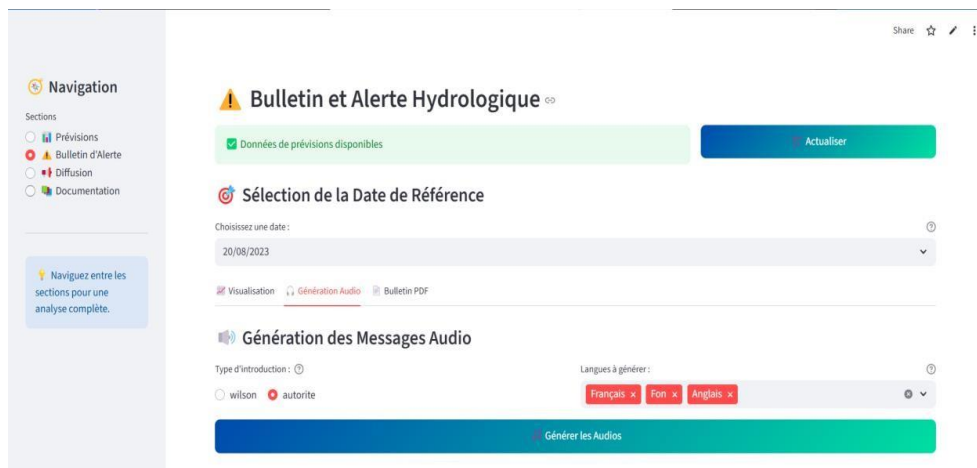
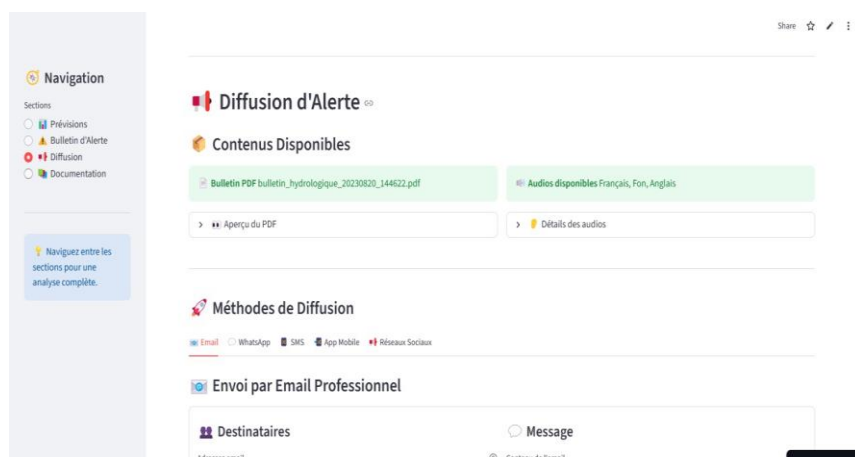


Image 7: Traduction des bulletins en audios (Fon, Français, Anglais)

Enfin, pour assurer l'efficacité du dispositif, les alertes générées doivent être diffusées de manière rapide et adaptée aux contextes locaux. La dernière sous-section présente ainsi les mécanismes de diffusion multicanal mis en œuvre afin de toucher l'ensemble des utilisateurs ciblés.

### 3.3.2.4- Diffusion multicanal des alertes

Enfin, le système intègre un mécanisme de diffusion automatisée. Ce dispositif permet la transmission simultanée des alertes incluant le bulletin et les fichiers audio multilingues via WhatsApp, e-mail, SMS, application mobile et réseaux sociaux. Ces alertes sont envoyées aux autorités locales, aux gestionnaires du bassin ainsi qu'aux populations vulnérables, garantissant une communication rapide, efficace et largement accessible. (Image 8)



**Image 8:** Diffusion des alertes

Une fois les alertes générées et diffusées via les différents canaux, il est essentiel de disposer d'une documentation complète du système. Celle-ci permet non seulement de guider les utilisateurs dans l'exploitation des fonctionnalités, mais aussi d'assurer la maintenance et la pérennité de la solution développée. Après avoir présenté l'architecture générale et le fonctionnement du système, il est important de mettre en évidence ses principaux points forts ainsi que ses limites, afin de mieux comprendre ses capacités opérationnelles et les améliorations possibles.

### 3.3.3- Forces et limites du système de prévision et d'alerte

Le système développé pour la prévision et l'alerte des crues dans le bassin de l'Ouémé à l'exutoire de Bonou présente plusieurs points forts. Il se distingue par sa rapidité de génération des alertes, capable de produire un bulletin en quelques secondes, et par sa diffusion multicanale, permettant de toucher efficacement l'ensemble des utilisateurs ciblés. Sa flexibilité et son adaptabilité aux différents types de données (débit seul ou combiné pluie-débit) facilitent l'exploitation des modèles de prévision dans divers contextes hydrologiques, tandis que l'automatisation du processus et l'accessibilité de l'interface renforcent l'efficacité opérationnelle du dispositif.

Cependant, certaines limites doivent être soulignées. Le système reste dépendant des données fournies, ce qui peut restreindre sa performance en cas de lacunes ou de retards dans la disponibilité des mesures. La nécessité d'une connexion internet pour récupérer les données via API constitue également une contrainte dans les zones où l'accès au réseau est limité. En ce qui concerne l'accessibilité linguistique, bien que les bulletins soient disponibles en français, en anglais et en fon, l'information peut rester difficile d'accès pour les utilisateurs ne maîtrisant

aucune de ces langues. Enfin, le modèle ne s'appuie pas sur des prévisions météorologiques externes, ce qui pourrait limiter la prise en compte de conditions pluviométriques futures pour certaines applications stratégiques.

Dans l'ensemble, le système représente une solution opérationnelle robuste et adaptée aux réalités locales, combinant rapidité, automatisation et accessibilité, tout en laissant la possibilité d'améliorations futures pour pallier ses limites.

#### **4. Discussion**

La présente étude visait, à développer un modèle de prévision hydrologique performant à court terme, puis à intégrer ces outils dans une chaîne automatisée de prévision et d'alerte dans le bassin de l'Ouémé à l'exutoire de Bonou. Les principaux résultats obtenus sont confrontés dans cette discussion aux observations de terrain, mais également aux conclusions des travaux antérieurs menés dans le bassin et dans des contextes similaires.

Les résultats montrent que les modèles basés sur XGBoost, appliqués à cinq années de données tests pour la prévision des débits jusqu'à quatre jours, obtiennent des performances remarquables, avec des valeurs de  $R^2$  et de NSE supérieures à 0,98, un RMSE compris entre 9,9 et 33,9 m<sup>3</sup>/s, et une précision légèrement meilleure pour le modèle intégrant simultanément les précipitations et les débits. Comparées aux performances des modèles hydrologiques déjà testés dans le bassin, ces valeurs témoignent d'une avance significative. En effet, l'étude de D. J. Kodja, 2018, p. 11) réalisée au même exutoire, indique que le modèle conceptuel GR4J présente un KGE de 83–85 % en calage mais seulement 56–68 % en validation, avec une tendance à surestimer les débits en période d'étiage et à les sous-estimer en période de hautes eaux. Ces contrastes confirment que les modèles XGBoost offrent une meilleure généralisation, une stabilité accrue entre calage et validation, une capacité plus précise à reproduire les débits extrêmes et une efficacité soutenue même sur plusieurs jours de prévision. Cette supériorité est attribuable à leur aptitude à capturer des relations non linéaires complexes entre variables hydrologiques et au rôle des modèles d'ensemble, qui réduisent fortement les biais et les risques de sous-apprentissage. Il convient enfin de souligner qu'aucune étude antérieure n'a appliqué spécifiquement des modèles d'ensemble tels que XGBoost à la prévision hydrologique dans le bassin de l'Ouémé, faisant de ce travail une contribution méthodologique originale.

Le second axe de cette recherche a porté sur le développement d'un système intégré assurant non seulement la prévision, mais aussi le traitement automatique des données, la génération de bulletins hydrologiques, la production d'alertes multilingues et la diffusion rapide des résultats. L'analyse de la littérature montre qu'aucune étude en ligne n'a jusqu'ici conçu une chaîne opérationnelle complète intégrant simultanément des modèles de prévision, une interface automatisée, un système d'alerte en temps réel et une diffusion multilingue. Les dispositifs actuellement utilisés par les services hydrologiques reposent encore en grande partie sur des procédures manuelles, souvent longues et sujettes à des retards, ce qui limite leur efficacité opérationnelle. Le système développé dans cette étude se distingue par la rapidité du traitement, l'automatisation complète, une réduction notable du temps de réaction, une meilleure accessibilité linguistique et la capacité de servir d'outil d'aide à la décision. Dans ce contexte, il constitue une avancée majeure pour le renforcement des capacités de gestion des risques d'inondation dans la basse vallée de l'Ouémé.

#### **Conclusion**

Ce travail a permis de démontrer l'apport de l'intelligence artificielle dans la prévision hydrologique du bassin de l'Ouémé à Bonou. D'abord, en combinant l'analyse des régimes hydrologiques, la modélisation par XGBoost et le développement d'un système d'alerte automatisé, il a été possible de transformer des données hydrologiques historiques en un outil

opérationnel d'aide à la décision. Ensuite, le modèle développé a montré une excellente stabilité, une capacité de généralisation satisfaisante et des performances élevées pour la prévision à court terme des débits fluviaux, confirmant ainsi la pertinence des approches basées sur l'intelligence artificielle dans ce contexte. Par ailleurs, l'intégration d'un dispositif complet de diffusion multicanal et multilingue a permis de rapprocher l'information scientifique des communautés locales, renforçant leur capacité à anticiper et à réagir face aux risques d'inondation.

Cependant, malgré la robustesse et l'efficacité opérationnelle du système, certaines améliorations restent envisageables, notamment par l'intégration de nouvelles technologies, de méthodes complémentaires ou de sources de données additionnelles. Ces pistes d'amélioration ouvrent donc la voie à des perspectives de recherche futures. Ainsi, Il serait pertinent de : d'intégrer les données issues des satellites de troisième génération (MGT), en les analysant via des techniques d'intelligence artificielle, afin d'anticiper les orages intenses susceptibles de provoquer des hausses brutales des niveaux d'eau ; de coupler les modèles hydrométéorologiques avancés, tels que WRF, avec l'IA, pour générer des prévisions à haute résolution et simuler l'impact des pluies extrêmes sur les débits fluviaux et explorer de nouvelles configurations ou formules pour les modèles conceptuels, inspirées des mécanismes et du fonctionnement des modèles d'IA, afin de mieux représenter les relations pluie-débit et les dynamiques hydrologiques locales.

### **Références bibliographiques**

- [1] CORON Laurent, 2013, Les modèles hydrologiques conceptuels sont-ils robustes face à un climat en évolution ? Diagnostic sur un échantillon de bassins versants français et australiens. Hydrologie. AgroParisTech, 2013. Français. (NNT : 2013AGPT0030). (pastel-00879090v2)
- [2] GIEC, 2021, Rapport Spécial du GIEC « Réchauffement à 1,5°C » Résumé à destination des enseignants, 27p.
- [3] KODJA Domiho Japhet, 2018, Indicateurs des événements hydroclimatiques extrêmes dans le bassin versant de l'Ouémé à l'exutoire de Bonou en Afrique de l'Ouest. Géographie. Thèse de Doctorat Unique, Université de Montpellier, 288p.
- [4] KODJA Domiho Japhet, 2013, Etudes des risques hydroclimatiques dans la vallée de l'Ouémé à Bonou. Mémoire de DEA de Géographie, EDP/FLASH/UAC. 108 p.
- [5] OUASSA Pierre, 2019, Caractérisation des risques hydroclimatiques dans la basse vallée de l'Ouémé au Bénin, Mémoire de Master, MIRD/IGATE/UAC, 97p.
- [6] PANA, 2008, Programme d'Action National d'Adaptation aux Changements Climatiques du Bénin (PANA-Bénin) Cotonou, janvier 2008 ; 158 p.