

## CONTRIBUTION DE L'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE DANS L'ESTIMATION DES DÉBITS MENSUELS DU FLEUVE BAGOÉ À LA STATION HYDROMÉTRIQUE DE KOUTO AU NORD-OUEST DE LA CÔTE D'IVOIRE

### [ CONTRIBUTION OF MACHINE LEARNING TO THE ESTIMATION OF MONTHLY FLOWS IN THE BAGOÉ RIVER AT THE KOUTO HYDROMETRIC STATION IN NORTHWESTERN CÔTE D'IVOIRE ]

*Adja Miessan Germain<sup>1</sup>, Kamenan Satti Jean Robert<sup>2</sup>, Tohour Privat<sup>1</sup>, Youan Ta Marc<sup>3</sup>, and Kouassi Amani Michel<sup>4</sup>*

<sup>1</sup>Sciences de la Vie et de la Terre (SVT), École Normale Supérieure (ENS), Abidjan, Côte d'Ivoire

<sup>2</sup>Laboratoire des Sciences et Techniques de l'Ingénieur, Institut National Polytechnique Houphouët Boigny, Yamoussoukro, Côte d'Ivoire

<sup>3</sup>Centre Universitaire de Recherche Appliquée en Télédétection (CURAT), Université Félix Houphouët-Boigny, Abidjan, Côte d'Ivoire

<sup>4</sup>Sciences de la Terre et des Ressources Minières (STeRMi), Laboratoire des Sciences et Techniques de l'Ingénieur, Institut National Polytechnique Félix Houphouët-Boigny (INP-HB), Yamoussoukro, Côte d'Ivoire

---

Copyright © 2025 ISSR Journals. This is an open access article distributed under the *Creative Commons Attribution License*, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

**ABSTRACT:** Streamflow data are very important in assessing the groundwater and surface water resources of a given region. In northern Côte d'Ivoire, particularly in the Bagoé region, although there are long series of rainfall data, streamflow data are still scarce. The few chronicles available are very short and incomplete. The aim of this study is to obtain a long flow chronicle for the period 1996-2016. It aims to estimate flows in the Bagoé River at the Kouto hydrometric station using neural networks. To this end, two neural models were developed to estimate variations in monthly flows of the Bagoé River from 1996 to 2016. The modeling was validated using the Nash criterion (%), the Pearson coefficient (R), the maximum flow ratio and the robustness criterion. The results showed that the validation criteria for these models are optimal. The Nash criterion is greater than 84% for both calibration and validation. The Pearson coefficient ranged from 92% to 96% in calibration and validation. The maximum flow ratio ranges from 93% to 118% in calibration and validation. The robustness criterion ranged from 2.91% to 7.62%. All these results reflect the good performance and stability of neural network-based models for estimating flows in the Bagoé river.

**KEYWORDS:** Flow data, neural network, Machine Learning, Bagoé River, Ivory Coast.

**RESUME:** Les débits des cours d'eau sont très importants dans l'évaluation des ressources en eau souterraine et de surface d'une région donnée. Dans le Nord de la Côte d'Ivoire, particulièrement dans la région de la Bagoé, quoiqu'il existe de longues séries de données pluviométriques, celles des débits de cours d'eau demeurent rares. Les quelques chroniques disponibles, sont très courtes et lacunaires. Ainsi, cette étude vise à obtenir une chronique de débit longue de l'épisode 1996-2016. Elle ambitionne d'estimer les débits du fleuve Bagoé à la station hydrométrique de Kouto à l'aide des réseaux de neurones. Pour ce faire, deux modèles neuronaux ont été développés pour estimer les variations des débits mensuels de la Bagoé de 1996 à 2016. La validation de cette modélisation a été réalisée à l'aide du critère de Nash (%), du coefficient de Pearson (R), du rapport

des débits maximaux et du critère de robustesse. Les résultats ont montré que les critères de validation de ces modèles sont optimaux. En effet, le critère de Nash est supérieur à 84 % en calage et en validation. Le coefficient de Pearson, varie de 92 à 96 % en calage et en validation. Le rapport des débits maximaux, varie de 93 à 118 % en calage et en validation. Quant au critère de robustesse, il varie de 2,91 % à 7,62 %. Tous ces résultats traduisent une bonne performance et une bonne stabilité des modèles à base de réseaux de neurones dans l'estimation des débits du fleuve Bagoé.

**MOTS-CLEFS:** Données de débits, réseau de neurones, Apprentissage automatique, fleuve Bagoé, Côte d'Ivoire.

## **1 INTRODUCTION**

L'estimation des ressources en eau souterraine tout comme celles de surface d'un territoire nécessite la disponibilité de données hydrométéorologiques. Ces dernières se révèlent essentielles et indispensables pour une gestion efficace des dites ressources [1] et également des ouvrages hydrauliques (aménagements hydro électriques, systèmes d'irrigation) [2]. Malheureusement, les réseaux d'observations et de mesures des paramètres hydrométéorologiques dans la plupart des pays africains se dégradent de plus en plus depuis des décennies [3], [4]. Parmi les nombreuses raisons qui pourraient être évoquées figure le coût très élevé de l'entretien de ces réseaux [5]. Une telle situation impacte négativement la qualité des relevés hydrométriques dont les chroniques sont souvent lacunaires, discontinues voire indisponibles [6], [7]. Ces réalités hydrométéorologiques sont connues dans les régions soudano-sahéliennes du Nord de la Côte d'Ivoire [8], [9], en l'occurrence la région de la Bagoé qui a pour principal hydrosystème le bassin versant du fleuve Bagoé. Quoiqu'il existe dans cette région de longues chroniques de données pluviométriques, les données de débits de ce fleuve sur les quatre stations hydrométriques dont il dispose (Papara, Kouto, Guinguéréni et Tombougou) sont soit inexistantes, soit de courte durée avec beaucoup de lacunes [9], [10]. La station hydrométrique située dans la localité de Kouto est la seule pourvue en mesures de débits sur une série temporelle allant de 1961 à 1995 [11]. Toutefois, cette chronique présente quelques lacunes qu'il serait nécessaire de combler. De même, dans le souci de disposer de longues chroniques de débits à cette station pour aider dans l'évaluation et la connaissance de la disponibilité des ressources en eau de la région, la reconstitution des données de débits s'avère importante. Pour y arriver, les modèles mathématiques notamment les réseaux de neurones, s'offrent comme une alternative hydrologique [12], [13]. Ainsi, cette étude se propose de reconstituer les débits mensuels du fleuve Bagoé à la station hydrométrique de Kouto à l'aide des réseaux de neurones.

## **2 PRÉSENTATION DE LA ZONE D'ETUDE**

La zone d'étude est le sous-bassin versant de Kouto, une portion du bassin versant de la Bagoé, située au Nord-ouest de la Côte d'Ivoire. Elle est comprise entre les longitudes -7°00' et -6°00' Ouest et les latitudes 9°00' et 10°15' Nord (Fig.1) [14]. Au plan administratif, cette zone est délimitée par plusieurs régions: au Nord par le département de Tengréla, au Nord-ouest par la région du Folon, au Sud par celles du Worodougou et du Beré, à l'Ouest par la région du Kabadougou et à l'Est par la région du Poro. L'environnement physique de l'espace d'étude présente un relief marqué par une pénéplaine dominée par les collines et des glacis cuirassés [14]) avec un climat de type soudano-sahélien à guinéen [15]. À ceux-ci s'ajoutent les formations granitoïdes et les séries volcano-sédimentaires birimiennes qui constituent les principaux traits géologiques de la région [16]. Son réseau hydrographique est très dense et caractérisé par le fleuve Bagoé (cours d'eau principal) qui est un affluent du fleuve Niger [8], [17]. L'observation du régime d'écoulement du fleuve Bagoé est assurée par trois stations [8], notamment, celle de Kouto, de Tombougou et de Guinguéréni. Les relevés hydrométriques de ces stations sont dans l'ensemble médiocres, de courtes durées, discontinues et parfois indisponibles depuis 1961 jusqu'à nos jours [9], [10]. Quant à la vie socio-économique, elle est dominée par les activités agricoles et pastorales. Les activités agricoles sont développées autour de la culture de céréales, de légumes, de fruit et de tubercules et des produits d'exportation. La production agricole est fortement tributaire de l'eau, et reste confronté aux aléas et contraintes climatiques [14]. Quant aux activités pastorales principalement l'élevage de bovins, ovins et caprins, sont majoritairement tenues par les peuls transhumants venus du Mali et du Burkina-Faso [18]. Pour mener à bien ces différentes activités, plusieurs barrages ont été construits dont le but est de favoriser l'agriculture, l'élevage, la pêche et la consommation des ménages.

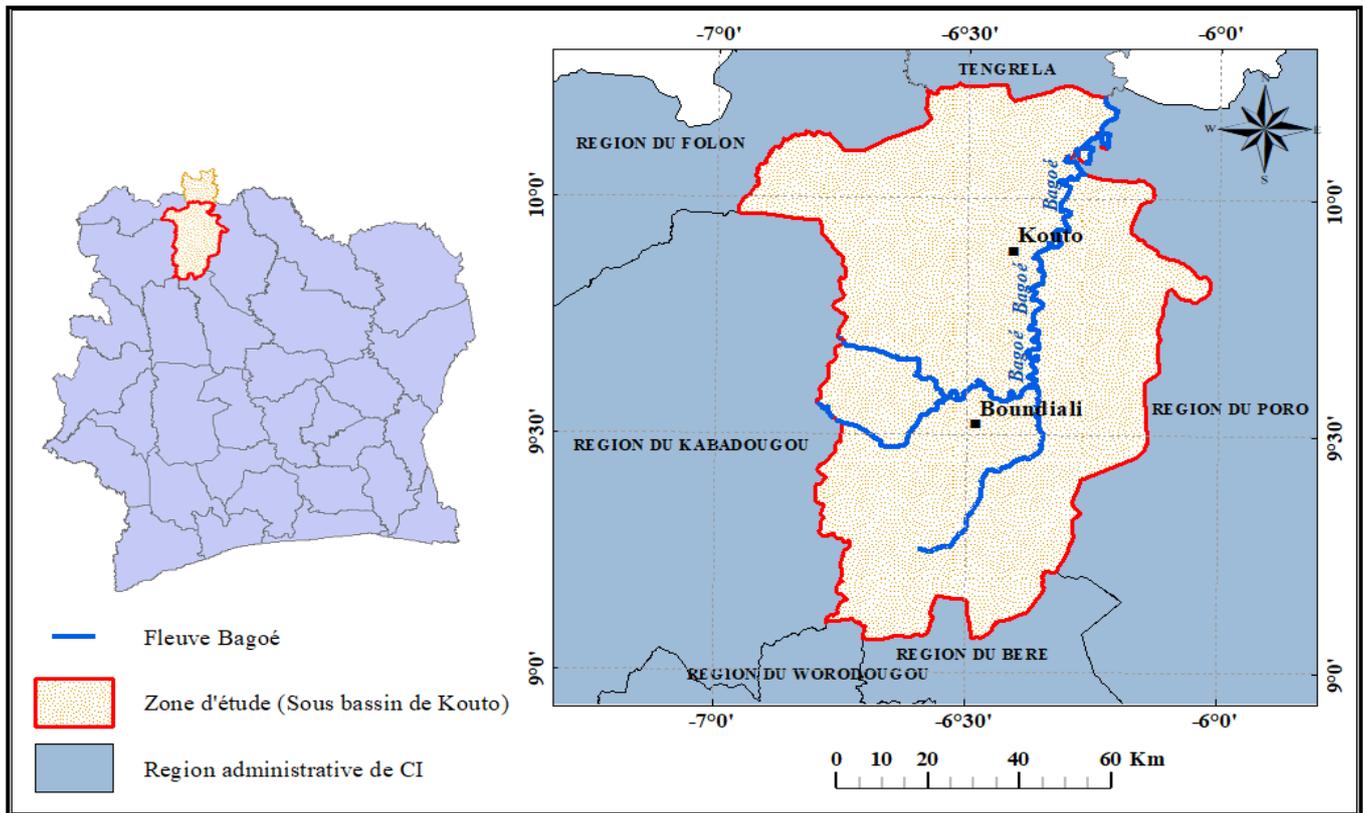


Fig. 1. Localisation de la zone d'étude (Adja et al., (2019))

### 3 MATERIEL ET METHODES

#### 3.1 MATERIEL

Les données utilisées dans le cadre de cette étude sont des séries chronologiques mensuelles de pluies, de débits et de températures. Elles sont classées en deux catégories: les données aéroportées issues de la base de données de la Climatic Research Unit (CRU) [19], [20], [21], [22], [23] et les données *in situ* recueillies auprès de différentes structures ivoiriennes à savoir: la Société d'Exploitation et de Développement Aéroportuaire, Aéronautique et Météorologique (SODEXAM), les Services de l'Hydraulique de Côte d'Ivoire (Sous-Direction de l'Hydraulique) et la Société IVOIRE COTON (ex CIDT). Les données *in situ* proviennent respectivement de la station pluviométrique de Boundiali, de la station hydrométrique de Kouto et de la station synoptique de Korhogo. Les données de pluie couvrent la période 1961-2016 et ont été utilisées comme variables de contrôle de la simulation des débits. Les données de températures ont été utilisées pour déterminer les valeurs d'évapotranspiration potentielles qui ont été utilisées comme variables de contrôle de la simulation des débits. Quant aux données de débits, elles couvrent la période 1961-1995, constituant la meilleure chronique de débits disponibles sur le bassin. Elles présentent toutefois des lacunes qui ont été comblées par les données des autres stations (Guinguérini et Tombougou) disposant des chroniques incluses dans la période d'étude. Toutes les données de débits ont été utilisées pour évaluer les performances des modèles développés.

#### 3.2 METHODES

L'approche méthodologique mise en œuvre dans cette étude se décline en trois phases essentielles: l'homogénéisation des données hydro climatiques, la détermination de l'évapotranspiration potentielle et l'estimation des débits du fleuve Bagoé à l'aide des réseaux de neurones.

### 3.2.1 HOMOGÉNISATION DES DONNÉES

Cette phase a consisté au comblement des données in situ de pluies, de températures et de débits qui sont discontinues et lacunaires. D'abord, les données de pluies et de températures provenant de la base de données CRU ont été comparées aux données observées in situ. L'idée est de combler les données in situ manquantes et discontinues à partir des données de la CRU qui sont en générale très longues et continues [24]. À cet effet, des nuages de points sont représentés puis ajustés par une régression linéaire. Cet ajustement a permis d'évaluer le coefficient de corrélation entre les données issues de la CRU et celles mesurées in situ. Ensuite, une équation a été déduite afin de permettre le comblement des lacunes. Enfin, concernant les données de débits, plusieurs techniques existent pour combler les données manquantes. Mais dans cette étude, la méthode du critère de proportionnalité analogue [25] est retenue pour combler les données manquantes observées dans les chroniques de débits du fleuve Bagoé à la station de Kouto. En effet, la disponibilité d'une chronique de débits des stations de Guinguérini, de Tombougou justifie le choix de cette méthode. Ainsi, les différentes surfaces des sous-bassins ont été calculées et les rapports ont été déduits puis utilisés (voir équation (1) et (2)).

$$\frac{Q_{Kouto}}{Surface_{Kouto}} = \frac{Q_{Guinguérini}}{Surface_{Guinguérini}} \text{ d'où } Q_{Kouto} = 4,55 \times Q_{Guinguérini} \quad (1)$$

$$\frac{Q_{Kouto}}{Surface_{Kouto}} = \frac{Q_{Tombougou}}{Surface_{Tombougou}} \text{ d'où } Q_{Kouto} = 1,85 \times Q_{Tombougou} \quad (2)$$

Avec:

$Q_{Kouto}$  = Débit à la station de Kouto;  $Q_{Guinguérini}$  = Débit à la station de Guinguérini;  $Q_{Tombougou}$  = Débit à la station de Tombougou.

### 3.2.2 DÉTERMINATION DE L'ÉVAPOTRANSPIRATION POTENTIELLE (ETP)

L'évaluation de l'ETP a été effectuée par la méthode de Thornthwaite qui est basée essentiellement sur la température de l'air [26], [27], [28] accessible et disponible. Par cette méthode, l'ETP mensuelle s'obtient selon la formule de l'équation 3 [29]:

$$ETP = 1,6 \times \left(\frac{10 \times t}{I}\right)^a \times f \quad (3)$$

Avec:

ETP = évapotranspiration mensuelle (mm);

I = Indice thermique annuel défini comme la somme des indices thermiques mensuels i;

$I = \sum_{janv}^{déc} i \quad (4)$  où  $i = \left(\frac{t}{5}\right)^{1,514}$ ; t = Température moyenne mensuelle (°C);

a = Coefficient fonction de I. Ce coefficient se détermine à l'aide de l'équation 5:

$$a = 6,75 \times 10^{-7} \times I^3 - 7,71 \times 10^{-5} \times I^2 + 1,79 \times 10^{-2} \times I + 0,49239 \quad (5)$$

f = le facteur correctif qui est fonction de la latitude du lieu considéré.

Pour cette zone d'étude le tableau suivant donne les différentes valeurs de f par mois.

Tableau 1. Valeurs du facteurs correctif f de la zone d'étude

Mois	Janv	fév	mars	avril	mai	juin	juillet	août	sept	oct	nov	déc
f	1	0,91	1,03	1,03	1,08	1,06	1,08	1,07	1,02	1,02	0,98	0,99

### 3.2.3 ESTIMATION DES DÉBITS À BASE DE RÉSEAUX DE NEURONES (RN)

- Présentation des réseaux de neurones

Un réseau de neurones se définit comme un arrangement de neurones artificiels qui apprend à modéliser l'hydro système à travers des exemples bien sélectionnés au cours d'un certain nombre d'itérations finis [30]. Selon leur architecture plusieurs

type de modèles neuronaux existantes lesquelles le perceptron multicouche (PMC) qui est couramment utilisé pour la simulation des débits mensuels [31]. Ce dernier sera retenu dans cette étude afin de simuler et d'estimer les débits du fleuve Bagoé.

- Construction et optimisation des modèles de réseaux de neurones

Les phases de construction des réseaux de neurones adoptés dans cette étude sont inspirées des travaux antérieurs de [32], de [31], et de [30]. A cet effet, plusieurs paramètres ont été identifiés puis adaptés selon la zone d'étude. Il s'agit entre autres de la sélection du vecteur d'entrée, de la détermination de l'architecture du réseau adapté, de l'optimisation de l'apprentissage du réseau et de la validation des modèles développés à l'aide d'un jeu de données composées des données de pluies et d'évapotranspirations. Toutes ces données ont d'abord été exprimées dans la même échelle de variation comprise entre -1 et 1 à travers la formule de l'équation 6 [33] afin d'éviter la saturation et la mauvaise performance des modèles [31]. Le jeu de données de la période 1961-1995 obtenu est subdivisé en trois lots: Le premier lot (1961-1985) représentant 70% des données, a servi à la période d'apprentissage du modèle devant permettre au réseau d'apprendre; ensuite le deuxième lot (1986-1990) qui concerne 15% des données, est utilisé pendant la période de test et enfin le troisième lot (1991-1995) qui concerne les 15% des données restantes a servi à la validation des modèles conçus. Ce dernier lot est non utilisé durant la phase d'apprentissage. Concernant le vecteur d'entrée convenable des modèles, il a été sélectionné suivant l'approche combinée des corrélations croisées [34] et l'approche « essai-erreur » [35]. La corrélation croisée dont sa formulation mathématique [36] donnée par l'équation (7) a permis de déterminer le décalage mensuel et l'essai erreur qui est une approche expérimentale au cours de laquelle a permis de tester et d'évaluer des combinaisons d'entrée. Quant au nombre de neurones dans chaque couche et le choix des fonctions d'activation associés aux neurones [37], l'approche expérimentaux (essais-erreurs) recommandée par [35] a été utilisée afin de déterminer les valeurs optimales de ces paramètres. Concernant l'optimisation des modèles, ces derniers ont été utilisés en mode supervisé avec la règle d'optimisation Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS). En effet la disposition des données constituées de couples de vecteurs d'entrées et de sorties permet l'usage d'un tel apprentissage [38]. La validation des performances des modèles est effectuée à l'aide de quatre (04) mesures de qualité dont le critère de Nash, le coefficient de Pearson, le rapport des débits maximaux et le critère de robustesse [39], [40], [41], [42] La description et la formulation mathématiques de tous ces critères sont consignées dans le Tableau 2.

$$\hat{X} = \frac{(Y_{max}-Y_{min}) \times (X-X_{min})}{(X_{max}-X_{min})} + Y_{min} \quad (6)$$

Avec:

$X$  = élément du vecteur (entrée ou sortie) à normaliser,  $\hat{X}$  = valeur normalisée de  $X$ ;  $X_{max}$  = valeur du plus grand élément du vecteur à normaliser;  $X_{min}$  = valeur du plus petit élément du vecteur à normaliser;  $Y_{max}$  = valeur maximale, dans le cas général elle vaut 1;  $Y_{min}$  = C'est la valeur minimale, dans le cas général elle vaut -1.

$$R_{xy}(t_0) = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_{i-t_0} - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^N (y_{i-t_0} - \bar{y})^2}} \quad (7)$$

Où  $t_0$  = décalage ou retard mensuel (0 mois comme début, 1, ..., 12 mois);  $N$  = nombre d'observation;  $\bar{x}$  = la moyenne de la variable d'entrée (Pluie, température, ETP et débit),  $\bar{y}$  = la moyenne de la variable de sortie (débit)

Tableau 2. Critères de validation

Nomenclatures	Formules mathématiques	Critères
Nash	$\text{Nash}(\%) = (100) \times \left[ 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (Q_{ob_i} - Q_{cal_i})^2}{\sum_{i=1}^N (Q_{ob_i} - \bar{Q})^2} \right] \quad (8)$	Le modèle est d'autant meilleur que cette valeur est proche de 100 %. Un Nash inférieur à 60 % est l'indication d'un modèle défaillant
Person	$R = \frac{\sum_{i=1}^N q_{ob_i} q_{cal_i}}{\sqrt{\sum_{i=1}^N q_{ob_i}^2 \sum_{i=1}^N q_{cal_i}^2}} \quad (9)$	$R \geq 0,80$ alors très forte corrélation entre variables; $0,5 \leq R < 0,80$ alors forte Corrélation entre variables. $R < 0,5$ alors faible corrélation entre variables
Rapport des débits Maximaux	$I_{max} = \frac{Q_{cal_{max}}}{Q_{obs_{max}}} \quad (10)$	Plus cet indice tend vers 1 plus la reproduction du débit maximal mensuel observé est très bonne
Robustesse	Valeur absolue de la différence de la valeur du critère de Nash-Sutcliffe en calage et en validation	Le modèle est dit robuste si la valeur de critère est inférieure ou égal à 10%

Avec:

- $Q_{ob_i}$  et  $Q_{cal_i}$  respectivement les débits mesurés (observés) et calculés pour les  $i \in \{1, 2, \dots, N\}$ ;
- $\bar{Q}$  est la moyenne des débits mesurés (observés).  $q_{ob_i} = Q_{ob_i} - \bar{Q}_{ob}$  et  $q_{cal_i} = Q_{cal_i} - \bar{Q}_{cal}$ .  $Q_{ob_i}$  et  $Q_{cal_i}$  respectivement les débits mesurés (observés) et calculés pour les  $i \in \{1, 2, \dots, N\}$ ,  $\bar{Q}_{ob}$  et  $\bar{Q}_{cal}$  sont les moyennes respectives des débits observés et calculés; N = nombre d'entrées;

### 3.2.4 ESTIMATION DES DÉBITS DU FLEUVE BAGOÉ

L'estimation des débits mensuels du fleuve Bagoé devant aboutir à la simulation de ce paramètre a consisté en une modélisation des débits par deux modèles RNA conçus et optimisés. Ces modèles sont notés  $S_I$  et  $S_{II}$ .  $S_I$  utilise uniquement un vecteur de données de pluie et  $S_{II}$  utilise une combinaison de données de pluie et de l'évapotranspiration potentielle (ETP).

Au cours de cette phase, les données manquantes de débits ont été reconstituées (synthétisées) par le meilleur modèle

## 4 RÉSULTATS

### 4.1 DONNÉES HOMOGÉNÉISÉES ET CALCULÉES

- Les figures Fig.2 et Fig.3 présentent respectivement la corrélation entre les pluies du CRU et les pluies *in situ* de la SODEXAM de la chronique 1961-2003 et les températures du CRU et les températures *in situ* de la SODEXAM de la chronique 1961-2000). L'analyse de ces figures montre que les variables mesurées par les deux systèmes sont, dans l'ensemble, très corrélées. En effet, les températures sont corrélées à 0,96 et les pluies à 0,92. En fonction des équations déduites des figures 2 et 3, on obtient les relations suivantes:

$$\text{Pluie\_CRU} = 0,9871 \times \text{Pluie\_in\_situ} - 2,66 \quad (11)$$

$$\text{Température\_CRU} = 1,056 \times \text{Température\_in\_situ} - 1,2595 \quad (12)$$

- La figure Fig.4 présente les données de l'ETP mensuelles de la période 1961-2016 calculées. L'analyse de la figure montre que l'ETP mensuelle entame une croissance rapide à partir du mois de Janvier et atteint son pic de 112,91 mm en Mars. Ensuite, elle décroît progressivement jusqu'au mois de Septembre atteignant ainsi sa valeur minimale évaluée à 69,57 mm. Après ce mois, l'ETP subit une croissance lente jusqu'en décembre.

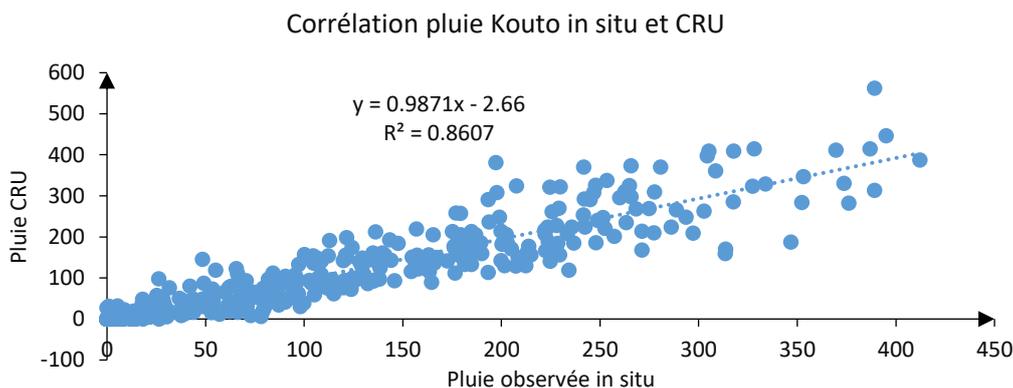


Fig. 2. Corrélation entre les données de pluies *in situ* et CRU

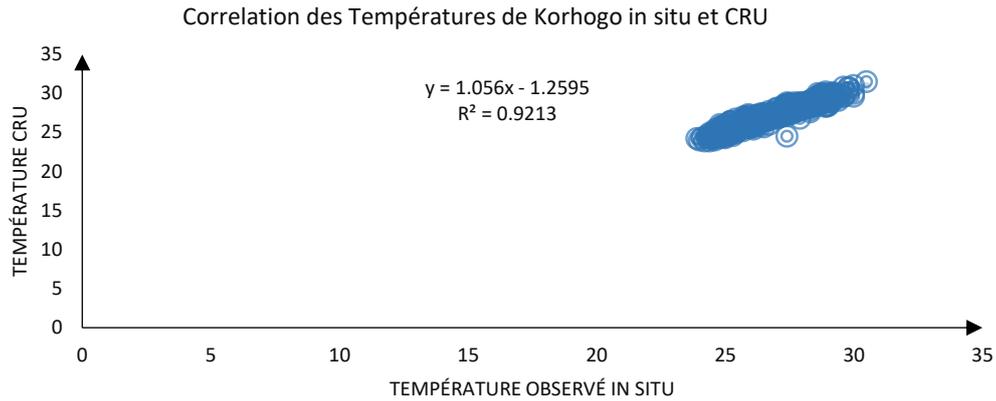


Fig. 3. Corrélation entre les données de température in situ et CRU

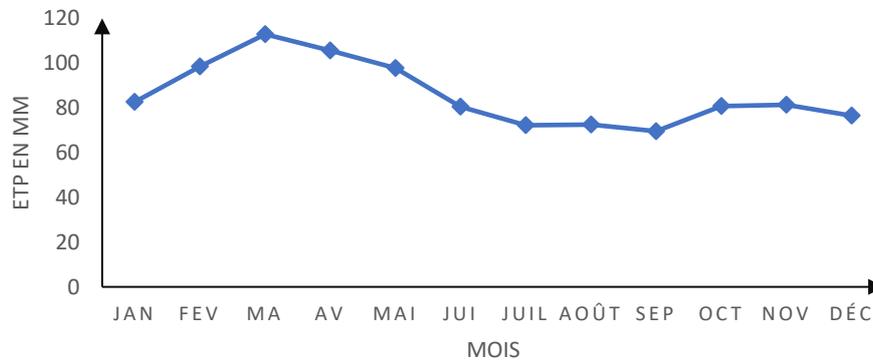


Fig. 4. Évolution des moyennes mensuelles de l'évapotranspiration potentielle (ETP) à Koutou entre 1961 et 2016

4.2 MODÈLES CONÇUS ET DÉBITS SIMULÉS

4.2.1 MODELES CONÇUS

Le tableau 3 présente les différentes architectures des modèles conçus.

Tableau 3. Récapitulatif des différentes architectures des modèles retenus

Modèles	Vecteur d'entrée	Nombre de neurones	Architecture	Fonction d'activation
S <sub>I</sub>	$P_t; P_{t-1}; P_{t-2}; P_{t-3}, \dots, P_{t-11}$	10	12-10-1	Exponentielle - Logistique
S <sub>II</sub>	$P_t; P_{t-1}; P_{t-2}; P_{t-3}, \dots, P_{t-11}$ $ETP_t; ETP_{t-1}; \dots \dots; ETP_{t-11}$	9	24-9-1	Exponentielle - Logistique

L'analyse du tableau 3 montre que le modèle S<sub>I</sub> possède dix (10) neurones sur sa couche cachée et un (1) neurone sur sa couche de sortie qui estime le débit à l'instant t (mois), soit une architecture 12-10-1. La fonction exponentielle et Logistique sont utilisées comme fonction d'activation respectivement des neurones de la couche cachée et du neurone de la couche de sortie. Quant au modèle S<sub>II</sub>, il possède neuf (9) neurones sur sa couche cachée et un (1) neurone sur sa couche de sortie qui estime le débit à l'instant t (mois), soit une architecture 24-9-1. La fonction exponentielle et Logistique sont utilisées comme

fonction d'activation respectivement des neurones de la couche cachée et du neurone de la couche de sortie du modèle  $S_{II}$ . Les performances des modèles développés sont résumées dans le tableau 4.

Tableau 4. Critères de performance des modèles de simulation

Modèle		Calage			Validation			Critère de robustesse (%)
Code	Structure	Nash (%)	r	$i_{max}$	Nash (%)	r	$i_{max}$	
$S_I$	12-10-1	84,71	0,92	0,80	92,33	0,94	0,93	7,62
$S_{II}$	24-9-1	90,35	0,95	0,91	93,26	0,96	1,18	2,91

L'analyse du tableau 4 montre que les valeurs du critère de Nash calculées sont de 84,71 % pour le modèle  $S_I$  et de 90,35 % pour le modèle  $S_{II}$  en calage et respectivement de 92,33 % et de 93,26 % en validation; les valeurs du critère de robustesse calculées sont de 7,62 % pour  $S_I$  et de 2,91 % pour  $S_{II}$ . Elles sont toutes inférieures à 10%; les valeurs du coefficient de corrélation sont de 0,92 pour  $S_I$  et de 0,95 pour  $S_{II}$  en calage et respectivement de 0,94 et de 0,96 en validation; le rapport des débits maximaux est de 0,80 pour  $S_I$  et de 0,91 pour  $S_{II}$  en calage et respectivement de 0,93 et 1,18 en validation.

Toutes ces valeurs traduisent une bonne performance des modèles de simulation développés.

Le critère de robustesse de chaque modèle étant inférieur à 10%, montre que les modèles sont robustes par conséquent stables. Les figures 5 et 6 sont les représentations du nuage de points du couple formé par les débits observés et ceux simulés par les modèles  $S_I$  et  $S_{II}$  en calage comme en validation.

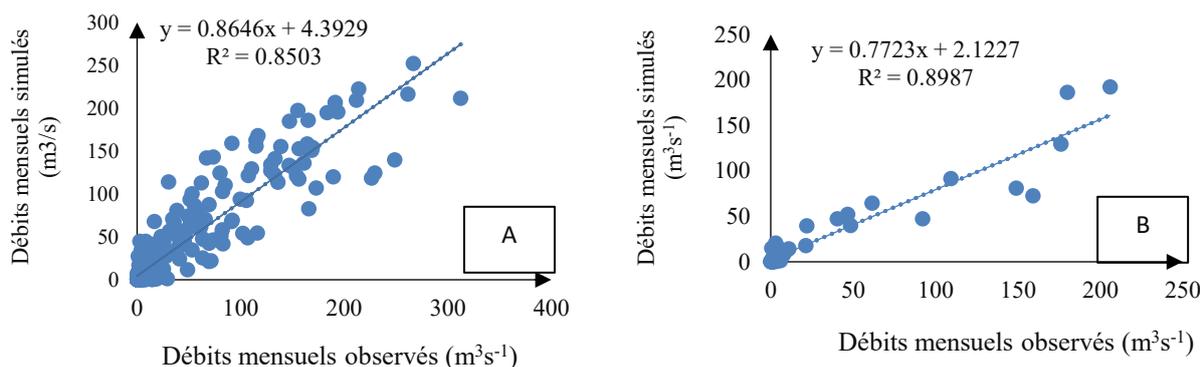


Fig. 5. Corrélation entre débits observés et débits simulés par le modèle  $S_I$ , A: en calage; B: en validation

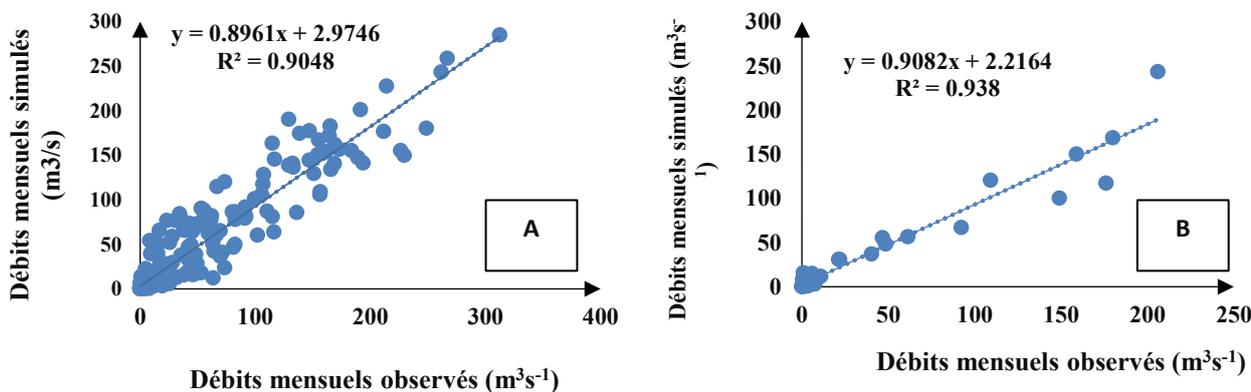


Fig. 6. Corrélation entre débits observés et débits simulés par le modèle  $S_{II}$ , A: en calage; B: en validation

L'analyse des figures (Fig. 5 et Fig. 6) montre que les points de nuage ont une allure linéaire. C'est-à-dire leur allure est une droite. Ce qui traduit une bonne corrélation entre les débits mensuels simulés et ceux observés en calage et en validation. Ces résultats illustrent parfaitement les différentes valeurs du coefficient de corrélation de Pearson calculées. Tous ces résultats

traduisent que les modèles de simulations estiment des valeurs de débits dont les variations sont similaires à celles des débits observés.

#### 4.2.2 DÉBITS SIMULÉS

- En calage

Les hydrogrammes mesurés et simulés par les modèles en calage sont illustrés par les figures 7 et 8. L'analyse des figures (Fig.7 et Fig.8) met en évidence l'existence d'une bonne synchronisation entre les débits observés et ceux simulés par les modèles  $S_I$  et  $S_{II}$  en calage. Ainsi, les modèles neuronaux développés  $S_I$  et  $S_{II}$  restituent correctement les débits observés en calage. Cependant, quelques décalages sont observés sur certaines parties de ces représentations. Par exemple, les débits de crue de septembre 1962, septembre 1964, septembre 1971, septembre 1975, septembre 1984 et les débits d'étiage de juin 1978, juillet 1978 marquant les périodes fortes du régime hydrologique sont par endroit mal estimés.

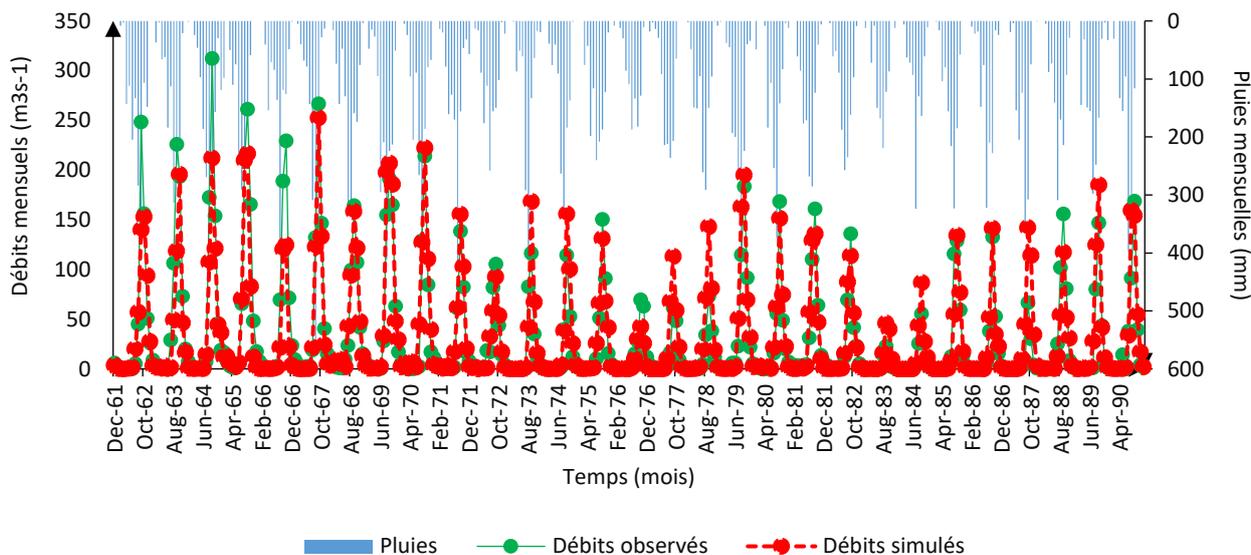


Fig. 7. Hydrogrammes des débits mesurés et simulés par le modèle  $S_I$  en calage à la station de Kouto

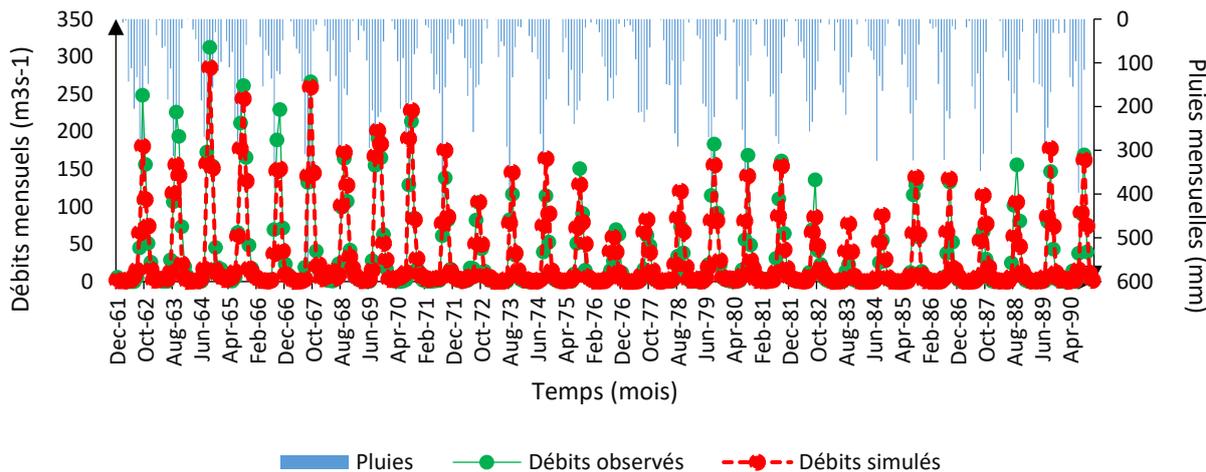


Fig. 8. Hydrogrammes des débits mesurés et simulés par le modèle  $S_{II}$  en calage à la station de Kouto

- En validation

Les hydrogrammes mesurés et simulés par les modèles sont illustrés par les figures 9 et 10. L'analyse des hydrogrammes (Fig. 9 et 10) montre une synchronisation entre les débits observés et les débits simulés par les modèles  $S_I$  et  $S_{II}$  en validation. Aussi, des décalages sont observés sur certaines parties de ces représentations. Par exemple, les débits de crue de septembre 1993, septembre 1994, septembre 1995 et les débits d'étiage de mars 1992 et janvier 1995 marquant les périodes fortes du régime hydrologique sont par endroit mal estimés par les modèles conçus.

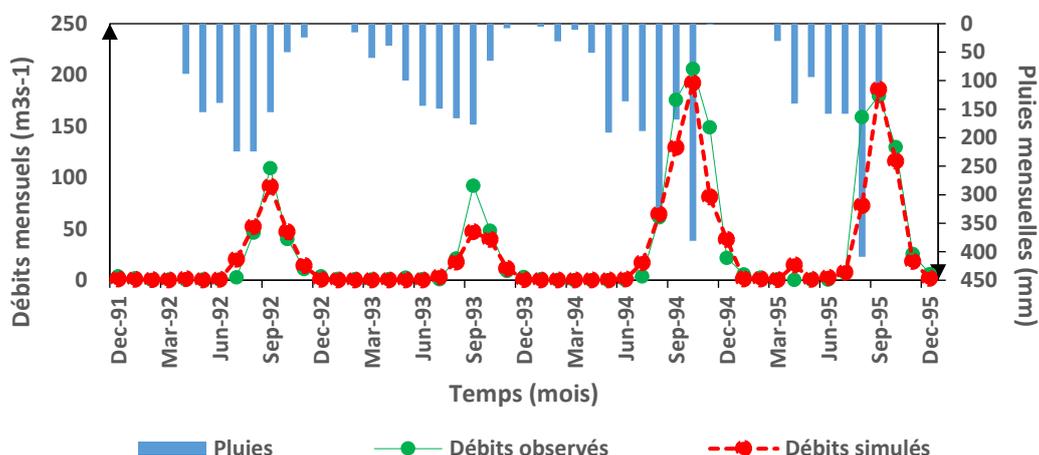


Fig. 9. Hydrogrammes des débits mesurés et simulés par le modèle  $S_I$  en validation à la station de Kouto

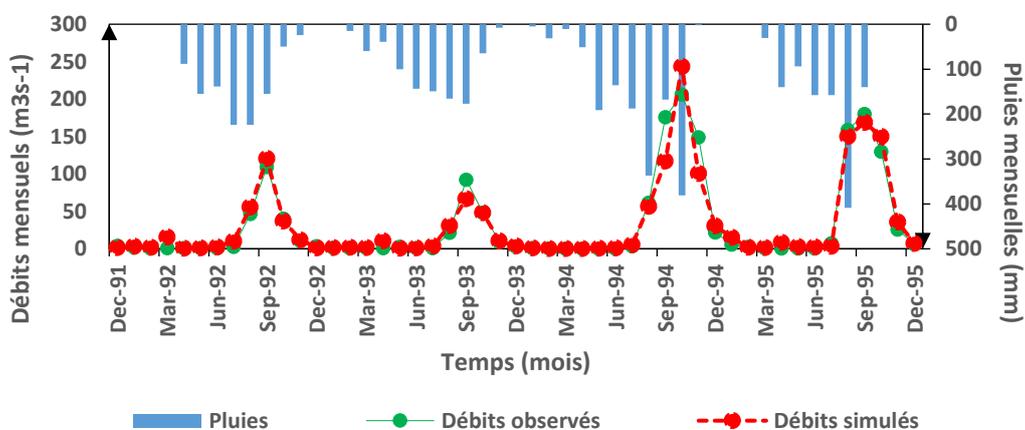


Fig. 10. Hydrogrammes des débits mesurés et simulés par le modèle  $S_{II}$  en validation à la station de Kouto

Au regard de tous ces résultats, une comparaison entre les performances des modèles de simulation montre que le modèle  $S_{II}$  constitue le meilleur simulateur des débits du fleuve Bagoé. Lequel modèle  $S_{II}$  a permis d'étendre les valeurs des débits mensuels du fleuve Bagoé de 1996 à 2016 (Figure 11).

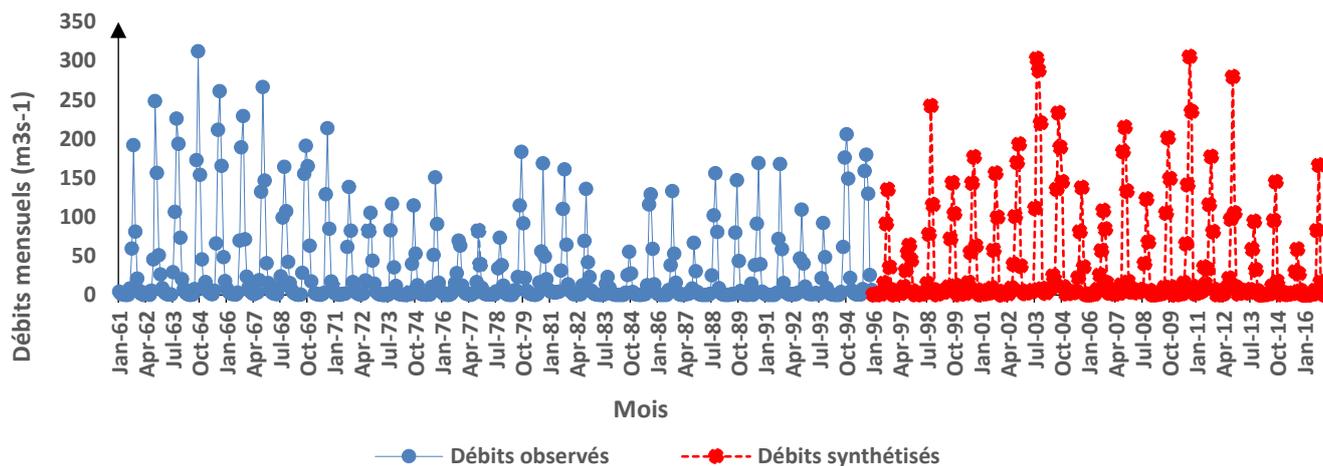


Fig. 11. Evolution des débits mensuels durant la période 1961-2016 à la station de Kouto

## 5 DISCUSSION DES RESULTATS

### 5.1 EFFICACITÉ ET ROBUSTESSE DES MODÈLES NEURONAUX

Dans cette étude, deux (02) modèles à base de réseaux de neurones pour la simulation des débits mensuels du fleuve Bagoé à la station de Kouto ont été développés. Le minimum des valeurs du critère de Nash calculées entre les débits mesurés et les débits calculés par tous ces modèles est de 84,71% et le maximum de ce critère est de 93,26 %. Le critère de robustesse calculé traduisant la stabilité des modèles, varie de 2,91 % à 7,62 %. Cette variation du Nash et du critère de robustesse met en évidence l'influence de la qualité de certains paramètres des modèles neuronaux sur l'efficacité et la robustesse des modèles. Il s'agit notamment du vecteur d'entrée, du nombre de neurones de la couche cachée et de la règle de l'apprentissage. En effet, dans la modélisation avec les réseaux de neurones, la qualité du vecteur des entrées est indispensable pour une efficacité des modèles [34]. L'utilisation de la corrélation croisée pour déterminer le retard approprié des séries chronologiques a contribué à la sélection d'un vecteur d'entrée pertinent. Ce résultat s'accorde avec ceux obtenus par plusieurs auteurs [43], [44], [45], [46], [47]. En effet, dans leurs travaux pour la prévision des débits pour deux bassins versant au Royaume-Uni, [44] ont utilisé une analyse de corrélation croisée pour identifier les retards appropriés des séries chronologiques des stations de jaugeage en amont comme entrées des modèles RNA développés. Ces modèles ont été efficaces et performants. [30] ont obtenu les mêmes résultats de l'utilisation de la corrélation croisée pour la sélection d'un vecteur d'entrée pertinent. L'ajout des valeurs de l'évapotranspiration comme variable à l'entrée du modèle a amélioré énormément la performance des modèles développés. En effet, l'évapotranspiration potentielle est un paramètre qui influence les débits d'un cours d'eau [48]. Cette influence semble avoir été bien traduite puis mis en évidence par les réseaux de neurones sur les débits estimés. Plusieurs auteurs dont [41] et [42] ont obtenu les mêmes résultats. Selon ces auteurs, l'ajout des données d'évapotranspiration potentielle comme variable explicative améliore la performance des modèles neuronaux. Un modèle neuronal bien conçu avec une architecture optimale est très performant. Et cela passe bien évidemment par la détermination du nombre de neurones sur la ou les couches cachée (s). Le nombre de neurone des modèles développés ici varie de 9 à 10 pour un vecteur d'entrée dont l'effectif varie de 12 à 24. Cette variation du nombre de neurones de la couche cachée a contribué considérablement à améliorer les performances des modèles développés. Mais le nombre des neurones sur la couche cachée des modèles conçus dans cette étude est supérieur à ceux déterminés par les auteurs [49] dans leurs travaux sur le Bandama Blanc à Tortiya. En effet ces auteurs ont obtenu un Nash qui varie de 73 % à 89 % et le nombre de neurones sur la couche cachée varie de 4 à 6 pour un vecteur d'entrée dont les variables varient de 3 à 5. Cette différence pourrait s'expliquer par le nombre de variables à l'entrée des modèles. En effet le nombre de variables à l'entrée détermine le nombre de neurones possible sur la ou les couches cachées à la lumière du théorème de Kolmogorov [50]. Toutefois, l'augmentation du nombre de neurones sur la couche cachée n'implique pas obligatoirement l'obtention d'une meilleure performance [51]. L'efficacité et la robustesse des modèles développés pourraient être dues à l'algorithme d'apprentissage BFGS. En effet, l'algorithme BFGS [52], [30] découle de la méthode du quasi-Newton, permettant de supprimer la minimisation unidimensionnelle. Cette méthode fournit généralement de meilleurs résultats que les algorithmes plus classiques comme la Descente de Gradient [31].

## 5.2 SIMULATION DES DÉBITS MENSUELS DU FLEUVE BAGOÉ

Les modèles à base de réseaux de neurones ont contribué à simuler des débits mensuels du fleuve Bagoé à la station de Kouto. Cette technique se caractérise par sa rapidité dans la modélisation des débits puis par sa capacité de généralisation. Le coefficient de corrélation de Pearson traduisant la corrélation entre les débits mesurés et les débits calculés par les modèles varie de 0,92 à 0,96. Cette variation traduit une bonne reproduction des débits observés par les modèles de simulation. Ces résultats obtenus ici, s'inscrivent dans l'intervalle d'évolution des coefficients de corrélation obtenu par [49] et [42]. En effet, le coefficient de corrélation de Pearson traduisant la corrélation entre les débits observés et débits simulés par les modèles conçus par les auteurs [49] et [42] varient respectivement de 0,85 à 0,94 et de 0,95 à 0,98. Les hydrogrammes observés et simulés par les modèles développés sont synchrones. Cependant des décalages sont observés entre ces hydrogrammes. Cela est dû à l'incapacité des modèles neuronaux conçus à reproduire des débits extrêmes à la station de Kouto. Ce résultat concorde avec les conclusions des travaux de [31]. Dans ces travaux sur le Bandama blanc au Nord de la Côte d'Ivoire, cet auteur a relevé l'incapacité des modèles de réseaux de neurones à reproduire certains débits du fleuve qui ne sont pas seulement le fait des seules pluies tombées sur le bassin versant. Aussi, les RNA durant leur phase d'apprentissage, se familiarisent aux données. Ils extraient des singularités dans ces données comme l'a justifié Koffi [31]. Dans cette étude de modélisation, les crues s'observent une fois dans l'année et généralement durant la période d'Août ou de septembre ou d'Octobre. Comme les données de débits de crue sont généralement en nombre très restreint par rapport aux autres débits, les modèles RNA disposent donc peu de données de débit de crue afin d'extraire la singularité.

## 6 CONCLUSION

Cette étude portant sur l'utilisation des modèles des réseaux de neurones dans la résolution des problèmes des Sciences de la Terre, est initiée pour tenter d'estimer les débits mensuels du fleuve Bagoé à la station hydrométrique de Kouto. Elle a conduit à la construction des modèles de réseaux de neurones et ensuite, à leur utilisation en simulation de débits. Les résultats obtenus indiquent que ces modèles neuronaux développés pour les débits mensuels ont exprimé plus de 84% de ces débits. En effet, mesurée en simulation cette performance a permis de synthétiser les débits du fleuve Bagoé à la station de Kouto de 1996 à 2016. Les critères de validation de ces modèles sont optimaux: le minimum des critères de Nash est de 84,71 % en calage et de 92,33 % en validation; et le maximum de ce critère est de 90,35 % en calage et de 93,26 % en validation. Au niveau des coefficients de corrélation de Pearson, le minimum en calage est de 0,92 et de 0,94 en validation; et le maximum est de 0,95 en calage et de 0,96 en validation. Au niveau du rapport des débits maximaux, la valeur minimale est de 0,80 en calage et de 0,93 en validation, et la valeur maximale est de 0,96 en calage et de 1,18 en validation. Au niveau du critère de robustesse, il varie de 2,91 % à 7,62 %. Tous ces résultats traduisent la performance des réseaux de neurones dans la simulation et la prévision de l'écoulement surfacique. Toutefois, des débits forts sont parfois surestimés ou sous-estimés par ces modèles qui présentent en général une faiblesse dans la reproduction des débits extrêmes.

## REFERENCES

- [1] K. A. Kouamé, K. F. Kouamé, A. M. Kouassi, S. Oulare, G. C-R. Adon and M. Bernier, «Mise en place d'une base de données pour une modélisation hydrologique distribuée du bassin versant du Bandama (Côte d'Ivoire): apport d'un modèle numérique d'altitude, de la télédétection et du SIG», *Afrique Science*, Vol.7, N°2, pp 94-114, 2013.
- [2] L. Christian, Hydrométrie : Mesurer les débits d'une rivière, pourquoi et comment ? Encyclopédie de l'environnement, 2017. [Online] Available: <https://www.encyclopedie-environnement.org/eau/hydrometrie-mesurer-debits-dune-riviere/> (Consulté le 15 Mars 2022).
- [3] OMM, «Atelier régional sur l'amélioration de la prévision météorologique et hydrologique des crues dans les pays d'Afrique centrale et occidentale». Organisation Météorologique Mondiale (OMM) Niamey (Niger), Rapport du projet, 18 p, 2006.
- [4] F. Papa, J.-F. Crétaux, M. Grippa, E. Robert, M. Trigg, R. M. Tshimanga, B. Kitambo, A. Paris, A. Carr, A. S. Fleischmann, M. de Fleury, P. G. Gbetkom, B. Calmettes and S. Calmant, «Water Resources in Africa under Global Change : Monitoring Surface Waters from Space», *Surveys in Geophysics*, 44 (1), pp. 43-93. <https://doi.org/10.1007/s10712-022-09700-9>, 2023.
- [5] Y. Diémé, S. Sambou, M.T. Cissé, S. Tamba, I. Lèye, M.L. Sané, and I. Sarr, «Utilisation du modèle Muskingum pour reconstruire des séries de débits journaliers. Application au fleuve Sénégal», *Revue scientifique et technique, LIEE* N°26&27, pp. 62-82, 2015.

- [6] A. Bodian, «Approche par modélisation pluie-débit de la connaissance régionale de la ressource en eau: Application au haut bassin du fleuve Sénégal», Thèse de Doctorat de l'Université Cheikh Anta Diop (Dakar), Sénégal, 288 p, 2011.
- [7] M. Gosset, P. A. Dibi-Anoh, G. Schumann, R. Hostache, A. Paris, E.-P. Zahiri, M. Kacou and L. Gal, Hydrometeorological Extreme Events in Africa : The Role of Satellite Observations for Monitoring Pluvial and Fluvial Flood Risk, *Surveys in Geophysics*, 44, pp. 197-223, <https://doi.org/10.1007/s10712-022-09749-6>, 2023.
- [8] ABN, Etude pour la mise en place d'un réseau de recherche et développement à l'échelle du bassin du Niger. Autorité du Bassin du Niger (ABN), Niamey (Niger), Rapport final provisoire, 109 p, 2008.
- [9] M. G. Adja, Etude de l'état hydrique saisonnier du bassin versant de la Bagoé dans un contexte de variabilité climatique. Départements de Boundiali et Tengréla, (milieux soudano-sahéliens au Nord-Ouest de la Côte d'Ivoire), Thèse de Doctorat de l'Université de Cocody (Abidjan), Côte d'Ivoire, 195 p, 2009.
- [10] Y. Brunet-Moret, P. Chaperon, J. P. Lamagat and M. Molinier, Monographies hydrologiques, Orstom, Paris. No. 8, 521p, 1986.
- [11] ABN, Renforcement du système d'observation pour une meilleure gestion des ressources en eau dans le bassin du fleuve Niger, Autorité du Bassin du Niger (ABN), Niamey (Niger). Rapport provisoire, 47p, 2010.
- [12] J. P. Villeneuve, P. Hubert, A. Mailhot and A.N. Rousseau, La modélisation hydrologique et la gestion de l'eau, *Journal of Water Science*, 11, pp 19–39. <https://doi.org/10.7202/705327ar>, 1998.
- [13] M. Hamaoui, Étude statistique et comparative de modèles conceptuels hydrologiques pour des bassins versants de la province du Québec, Maîtrise en ingénierie de l'Université du Québec à Chicoutimi, Canada, 167 p, 2019.
- [14] M. G. Adja, J. E. Djemin, F. O. N'dri, F. K. Kouame and J. Biemi, «Contribution des modèles hydrologiques et des SIG à l'étude de l'impact de la variabilité climatique et du changement de l'occupation du sol sur les ressources en eau du bassin versant de la Volta en Côte d'Ivoire», *International Journal of Innovation and Applied Studies ISSN 2028-932*, Vol. 26, (No. 2), pp. 652-667, 2019.
- [15] G. Girard, Etude du bassin de la Haute Bagoé. Résultats de la campagne 1960, ORSTM, 82 p, 1961.
- [16] B. Tagini, Esquisse géotechnique de la Côte d'Ivoire. SODEMI. Rapport n° 107, Abidjan. Côte d'Ivoire, 94 p, 1965.
- [17] S. F. Assouman, M. Koné and B. Z. Koli, «Morphologie du paysage, variabilité pluviométrique et aménagement de la plaine alluviale de la Bagoé: L'exemple de Guinguerini au nord de la Côte d'Ivoire», *Revue de Géographie Tropicale et d'Environnement*, 1, pp. 1-17, 2016.
- [18] K. Kindinin and C. A. Yao, «Déterminants bio-culturels de l'exploitation du charbon de bois à Boundiali (nord cote d'ivoire)», *Revue Africaine d'Anthropologie*, Nyansa-Pô, N° 21, pp. 142-157, 2016.
- [19] A. Abbas, S. Ullah, W. Ullah, M. Waseem, X. Dou, C. Zhao, A. Karim, J. Zhu, D. F. T. Hagan and A. S. Bhatti, «Evaluation and projection of precipitation in Pakistan using the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 model simulations», *International Journal of Climatology*, 42 (13), pp. 6665-6684, 2022.
- [20] F. Huang, S. Jiang, W. Zhan, B. Bechtel, Z. Liu, M. Demuzere, Y. Huang, Y. Xu, L. Ma and W. Xia, «Mapping local climate zones for cities : A large review. Remote Sensing of Environment, 292, 113573, 2023.
- [21] M. A. Lachaud, B. E. Bravo-Ureta and C. E. Ludena, «Economic effects of climate change on agricultural production and productivity in Latin America and the Caribbean (LAC)», *Agricultural Economics*, 53 (2), pp. 321-332, 2022.
- [22] I. M. Maclean and R. Early, «Macroclimate data overestimate range shifts of plants in response to climate change», *Nature Climate Change*, pp. 1-7, 2023.
- [23] S. Shelton and R. D. Dixon, «Long-term seasonal drought trends in the China-Pakistan economic corridor. *Climate*», 11 (2), 45p, 2023.
- [24] M. New, M. Hulme and P. Jones, «Representing 20th century space-time climate variability.II: Development of 1901–1996 monthly terrestrial climate fields», *J. Climate* 13, pp. 2217–2238, 1998.
- [25] A. S. V. Assoko, Conception d'outils de prévision des extrêmes hydrologiques en région tropicale ouest africaine : cas du bassin versant de la Marahoué en côte d'ivoire. Thèse de Doctorat, Institut national polytechnique Felix Houphouët-Boigny, 240p, 2022.
- [26] K. Medane, Hydrologie et modélisation pluie-débit: cas du bassin versant de l'oued boumessaoud (tafna nw- algerien). MAGISTER de l'université abou bekr belkaid – tlemcen (tlemcen), Algérie, 121 p, 2012.
- [27] U. D. Baruah, A. Saikia and N. Mili, «Modelling of Reference Crop Evapotranspiration in Humid-Wet Tropical Region of India. In *Climate Change Adaptation*», Springer, pp. 407-417, 2023.
- [28] H. Darabi, M. M. Chari, P. Afrasiab and H. Piri, Evaluation and Calibration of Thornthwaite equation for Estimating Reference Evapotranspiration in windy areas (case study of Sistan region). *Physical Geography Research Quarterly*, 54 (4), pp. 549-564, 2023.
- [29] A. Tegos, S. Stefanidis, J. Cody and D. Koutsoyiannis, On the Sensitivity of Standardized-Precipitation-Evapotranspiration and Aridity Indexes Using Alternative Potential Evapotranspiration Models, *Hydrology*, 10 (3), 64, 2023.
- [30] O. Kharroubi, O. Blanpain, E. Masson and S. Lallahem, Application du réseau des neurones artificiels à la prévision des débits horaires: Cas du bassin versant de l'Eure, France. *Hydrological Sciences Journal*, Volume 61, n°3, pp. 541–550, 2016.

- [31] Y. B. Koffi, Modélisation pluie-débit en région tropicale humide: Application des réseaux de neurones sur quatre stations hydrométriques du Bandama Blanc (Bada, Maradiassa, Tortiya, Bou), Nord de la Côte d'Ivoire. Thèse de Doctorat de l'Université de Cocody (Abidjan), Côte d'Ivoire, 210 p, 2007.
- [32] S. Démure, Estimation des précipitations par télédétection spatiale active et passive. Maîtrise d'Ingénierie Mathématiques. Université Paris-Sud 11, 73 p, 2004.
- [33] W. Li and Z. Wu, «A method of SVM with Normalization in Intrusion Detection Procedia», *Environmental Sciences*, Volume 11, pp. 256-262, 2011.
- [34] G. J. Bowden, G. C. Dandy and H.R. Maier, «Input determination for neural network models in water resources applications: Part 1 - Background and methodology», *Journal of Hydrology*, 301 (1-4), pp. 75-92, DOI: 10.1016/j.jhydrol.2004.06.021, 2005.
- [35] S. V.-C. Jofack, Cartographie des potentialités en eaux souterraines dans les Hauts Plateaux de l'Ouest - Cameroun : contribution de la Télédétection (optique et radar), des Systèmes d'Informations Géographiques et des Réseaux de Neurones. Thèse de Doctorat de l'Université Felix Houphouët-Boigny de Cocody (Abidjan), Côte d'Ivoire, 267 p, 2016.
- [36] P. Stollsteiner, A. Wuillemier, H. Bessière and J. Seguin, Guide pour la détermination des indicateurs piézométriques en vue d'une gestion quantitative de la ressource. [Rapport de recherche] Brgm; Onema. ffhal-02936929ff, 2012.
- [37] Y. A. Chakali et S. A. Hadj, Optimisation des paramètres essentiels de la formulation d'un bcr à base de fillers calcaire par les réseaux de neurones artificiels «rna». Conférence Internationale Francophone NoMaD, Liège, Belgique, 7-8 Novembre, 2018.
- [38] R. Laurent, J. Henriet, M. Salomon, M. Sauget, F. Nguyen, R. Gschwind and L. Makovicka, «Utilisation d'un réseau de neurones artificiels pour la simulation des mouvements pulmonaires», *Cancer/Radiothérapie*, 15, pp. 123-129, 2011.
- [39] N. Dechemi, T. Benkaci et A. Issolah, «Modélisation des débits mensuels par les modèles conceptuels et les systèmes neuro-flous», *Revue des Sciences de l'eau*, Volume 16, n°4, pp. 407-424, 2003.
- [40] A. Tarik et N. Dechemi, «Modélisation pluie-débit journalière par des modèles conceptuels et « boîte noire », test d'un modèle neuro flou», *Hydrological sciences journal*, Volume 49, n°5, pp. 919-930, 2004.
- [41] Y. B. Koffi., K. E. Ahoussi., A. M. Kouassi, O. Kouassi, L. C. Kpangui and J. Biemi, «Application des réseaux de neurones formels pour la prévision des débits mensuels du Bandama blanc à la station de Tortiya (Nord de la Côte d'Ivoire)», *Afrique Science: Revue Internationale Des Sciences et Technologie*, Volume 10, n°3, pp. 134-135, 2014.
- [42] Y. T. Brou, F. Akindès and Bigot S, «La variabilité climatique en Côte d'Ivoire: Entre perceptions sociales et réponses agricoles», *Cahiers Agricultures*, Volume 14, n°6, pp. 533-540, 2005.
- [43] N. Sajikumar and B. S. Thandaveswara, «A non-linear rainfall-runoff model using an artificial neural network», *Journal of Hydrology*, 216, pp. 32-35, 1999.
- [44] C.E. Imrie, S. Durucan and A. Korre, «River flow prediction using artificial neural networks: generalisation beyond the calibration range», *Journal of Hydrology*, 233, pp. 138-153, 2000.
- [45] K.C. Luk, J.E. Ball and A. Sharma, A study of optimal model lag and spatial inputs to artificial neural network for rainfall forecasting», *Journal of Hydrology*, 227, pp. 56-65, 2000.
- [46] D. Silverman and J.A. Dracup, «Artificial neural networks and long-range precipitation in California», *Journal of Applied Meteorology*, 31 (1): pp. 57-66, 2000.
- [47] W. Huang and S. Foo, «Neural network modeling of salinity variation in Apalachicola River», *Water Research*, 36, pp. 356-362, 2002.
- [48] J. Callède, «Oscillations journalières du débit des rivières en l'absence de précipitations», *Cahiers ORSTOM. Série Hydrologie*, 14 (3), pp. 219-283, 1977.
- [49] Y. Koffi, P. Ayrat, A. Kouassi, A. Johannet and J. Biemi, «Modélisation des débits des rivières en région tropicale humide: application des réseaux de neurones et du modèle GR2M au Bandama Blanc (CÔTE D'IVOIRE)», *Rev. Ivoir. Sci. Technol.*, 17, pp. 151-171, 2011.
- [50] C. M. Bishop, Neural Networks for pattern recognition. Oxford University press, p. 482, 1995.
- [51] N. H. Meledje, Modélisation de la dynamique hydrologique et du flux des sédiments dans le lac du barrage hydro-électrique d'Ayame 1. Thèse de doctorat de l'Université Nangui Abrogoua (Abidjan), Côte d'Ivoire, 215 p, 2014.
- [52] M. Lucea, Modélisation dynamique par réseaux de neurones et machines à vecteurs supports: contribution à la maîtrise des émissions polluantes de véhicules automobiles. Thèse de Doctorat de l'Université PARIS 6, Paris, France, 199 p, 2006.