

**MODÉLISATION DES DÉBITS DES RIVIÈRES EN RÉGION TROPICALE  
HUMIDE : APPLICATION DES RÉSEAUX DE NEURONES ET DU  
MODÈLE GR2M AU BANDAMA BLANC (CÔTE D'IVOIRE)**

**Yao Blaise KOFFI<sup>1,\*</sup>, Pierre Alain AYRAL<sup>2</sup>, Amani Michel KOUASSI<sup>3</sup>,  
Anne JOHANNET<sup>2</sup> et Jean BIEMI<sup>1</sup>**

<sup>1</sup>*Université de Cocody : 22 BP 801 Abidjan 22, Côte d'Ivoire*

<sup>2</sup>*École des Mines d'Alès : 6, Avenue Clavières 30319 Alès, France*

<sup>3</sup>*Institut National Polytechnique Houphouët Boigny (INPHB) :  
BP 1093 Yamoussoukro, Côte d'Ivoire*

---

\* Correspondance et tirés à part, e-mail : [yaomonie@yahoo.fr](mailto:yaomonie@yahoo.fr)

## **RÉSUMÉ**

La non-linéarité de la relation pluie-débit complique souvent la tâche des hydrologues dans leur souci de modéliser les débits à l'exutoire d'un cours d'eau. Dans le cas du Bandama Blanc, objet de cette étude, cette non-linéarité est accentuée par la présence de plusieurs barrages à vocation agro-pastorale. Aussi, l'identification de tous les processus intervenant sur un bassin versant et leur intégration dans un processus de modélisation abouti à des modèles complexes employant un nombre élevé de paramètres. Le recours à des modèles à faibles nombre de variables, capables de traiter la non-linéarité est donc indispensable. Pour résoudre cette non-linéarité, s'inspirant des travaux de McCulloch et Pitts [1], plusieurs hydrologues ont déjà travaillé sur des architectures de réseaux de neurones avec de bons résultats. Mais, ces modèles globaux de l'intelligence artificielle ont été généralement développés sous des climats plus ou moins tempérés.

Dans l'optique de vérifier la performance de ces modèles sur les rivières en milieu tropical humide, il a été optimisé et comparé, dans ce travail, deux séries d'architectures (une première série avec la pluie en entrée (modèles n°1 et n°3) et une seconde avec la pluie et l'ETP en entrée (modèles n°2 et n°4). Ces modèles neuronaux ont été comparés avec un autre modèle global, le modèle GR2M, sur le Bandama blanc à Bada et à Tortiya. Les modèles neuronaux ont été optimisés avec l'algorithme de Levenberg Marquardt (LM) en associant l'arrêt précoce, tandis que le modèle GR2M a été optimisé avec la méthode pas à pas. Le critère de Nash (%) et le coefficient de corrélation de Pearson (R) ont permis d'apprécier les performances de ces modèles. Pour les modèles neuronaux et le modèle GR2M, les coefficients de corrélation de

Pearson (R) sont supérieurs à 0,80 à toutes les stations. En ce qui concerne le critère de Nash, il est généralement supérieur à 60% pour les différentes architectures de modèles (Réseaux de neurones et GR2M) à Bada et à Tortiya. Cependant, les modèles neuronaux apparaissent plus performants que le modèle GR2M à toutes les stations. Le modèle neuronal avec seulement la pluie en entrée est plus performant que le modèle GR2M avec la pluie et l'ETP en entrée à toutes les stations d'étude. Aussi, les hydrogrammes observés et calculés sont très bien synchrones. On peut donc conclure que les réseaux de neurones sont aussi applicables, avec de bonnes performances, en région tropicale humide.

**Mots-clés :** *simulation, apprentissage supervisé, arrêt précoce, validation, algorithme de Levenberg Marquardt.*

## **ABSTRACT**

### **Modeling of rivers flow in tropical humid area : application of neural networks and the model gr2m to the Bandama Blanc River (Côte d'Ivoire)**

The non-linearity of the rainfall runoff relationship often complicates the studies of hydrologists in their effort to model the flow of a river. In the case of the Bandama Blanc purpose of this study, this non-linearity is accentuated by the presence of several agro-pastoral dams. Also, the identification of all the processes involved in the watershed and their integration into a modeling process resulted in complex models using a large number of parameters. The use of models with low number of variables, capable of handling non-linearity is essential. To solve this non-linearity, drawing on the work of McCulloch and Pitts [1], many hydrologists have been working on architectures of neural networks with good results. But these global models of artificial intelligence have generally been developed under temperate climates more or less.

In order to verify the model performance on the rivers in the humid tropics, it has been optimized and compared in this work, two sets of architectures (first series with the rain input (models n°1 and n°3) and one with rain and ETP input (models n°2 and n° 4). These neural models were compared with another global model, the model GR2M. The neural models were optimized with the Levenberg Marquardt (LM) with early stopping, while the model GR2M was optimized with method "step by step". The Nash criterion (%) and Pearson correlation coefficient (R) were used to assess the performance of these models. For the neural models and model GR2M, the Pearson correlation coefficients (R) are higher than 0.80 at all stations. Nash criterion,

it is generally above 60% for different architectures models (Neural Networks and GR2M) to Bada and Tortiya. However, the neural models appear more efficient than the model GR2M at all stations. The neuronal model with only the rain input is more efficient than the model GR2M with rain and ETP input. Also, the observed and computed hydrographs are well synchronous for all models. We can therefore conclude that neural networks are also applicable, with good performance in humid tropical region.

**Keywords :** *simulation, supervised learning, early stopping, validation, Levenberg Marquardt algorithm.*

## I - INTRODUCTION

Les précipitations constituent généralement les plus grands apports du bilan hydrologique d'un bassin versant. Elles sont constituées par les bruines, les verglas, les givres, les neiges, les grêles, les grésils et les plus pluies. Mais, en Afrique en général et particulièrement en Côte d'Ivoire, c'est la pluie uniquement qui alimente les nappes et les différents cours d'eau. La transformation de la pluie (P) en débit (Q) des rivières et des fleuves est un phénomène de grande importance qui, depuis plusieurs années, fait l'objet de nombreuses études. La communauté scientifique dans son ensemble, afin de faire face aux problèmes d'inondation et de sécheresse et aussi de dompter l'eau pour les multiples besoins de l'Homme (alimentation, agriculture, élevage, etc.), utilise différents modèles (modèles distribués, modèles globaux, etc.) pour la compréhension de la relation pluie-débit qui est dans la plus part des cas non-linéaire.

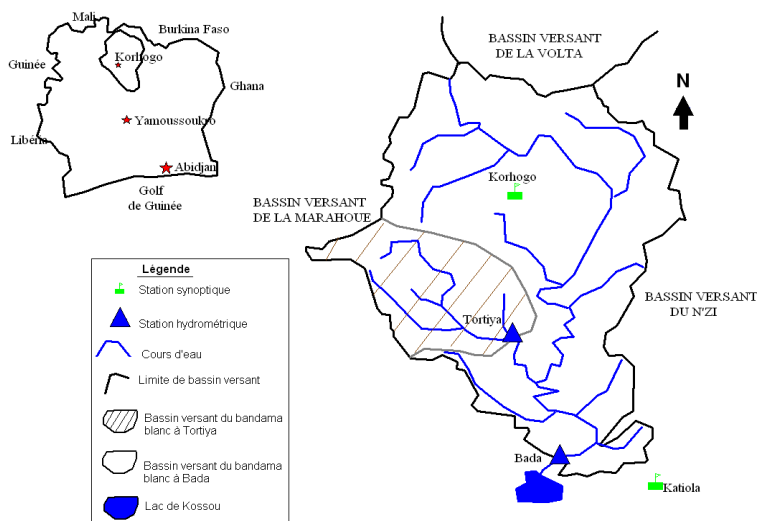
Dans le cas du Bandama Blanc, objet de cette étude, cette non-linéarité est accentuée par la présence de plusieurs barrages à vocation agro-pastorale dans la partie Nord de la zone d'étude. Beaucoup de méthodes statistiques conventionnelles de modélisation sont basées sur des modèles linéaires (Modèle ARIMA, modèle AR, etc.), alors que le succès de ceux-ci est limité par leur linéarité. Pour pallier à cette non-linéarité et construire des modèles qui se rapprochent plus de la réalité et moins exigent en variables d'entrée, plusieurs modèles sont essayés dont les réseaux de neurones. Les travaux de plusieurs auteurs dans ce domaine montrent que ces modèles, inspirés du fonctionnement des neurones biologiques, sont très performants pour la simulation et la prévision des débits sur les bassins versants. Plusieurs études menées en Amérique : Wenri et al [2], en Europe : Johannet et al [3] et Ayrat [4] et en Algérie : Dechemi et al [5] et Tarik [6] confirment les meilleurs résultats de simulation et de prévision avec les réseaux de neurones. Malheureusement, on ignore actuellement si ces modèles neuronaux sont

performants pour la modélisation du binôme pluie-débit en régime tropical humide en général et particulièrement sur le Bandama Blanc où le régime des eaux, voire la relation pluie-débit, est perturbé par la présence de multiple barrages agropastoraux. La question est donc de savoir si les modèles neuronaux, dont il est question ici, peuvent donner de bonne performance en région tropicale humide.

L'objectif de cette étude est donc de construire des modèles moins exigeants en nombre de variables explicatives donc plus économiques pour simuler les débits d'écoulement des cours d'eau en région tropicale humide. De façon pratique, cette étude permettra en effet d'optimiser et de comparer des modèles neuronaux et un modèle conceptuel global (GR2M) pour la simulation des débits mensuels du Bandama en Côte d'Ivoire. Pour atteindre cet objectif, cet article commence présenter la zone d'étude (géographie physique, hydrologie, hydrogéologie, géomorphologie et pédologie). Vient ensuite le chapitre matériel et méthode où sont présentés les données ainsi que leurs prétraitements, l'architecture des différents modèles et les critères de performance qui permettront d'apprécier les modèles développés. Les résultats ainsi que leur discussion viendront mettre fin à cet travail.

## II - PRÉSENTATION DE LA ZONE D'ÉTUDE

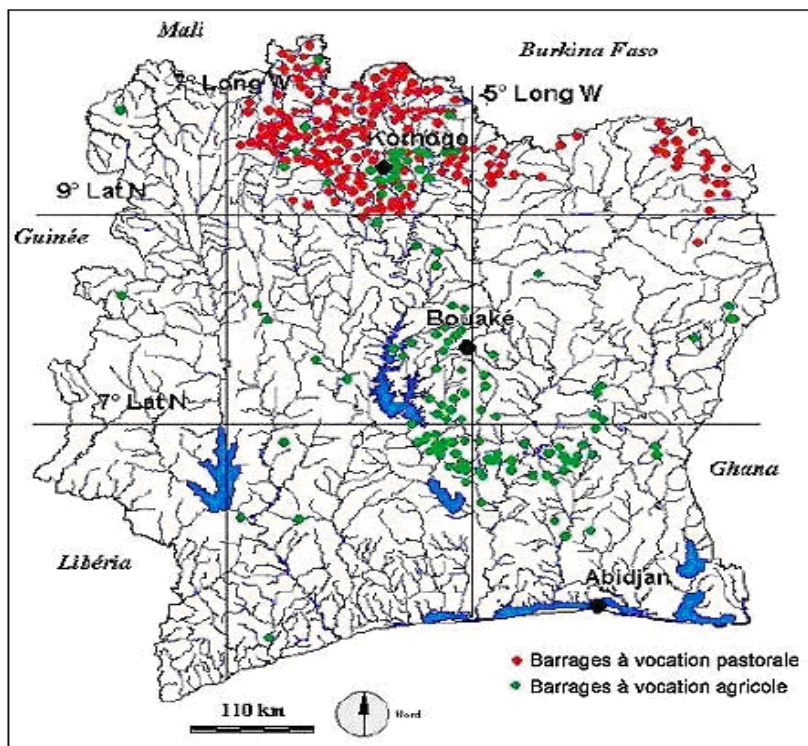
Les unités hydrologiques de cette étude sont les sous bassins du Bandama Blanc à Bada (24 010 km<sup>2</sup>) et à Tortiya (14 500 km<sup>2</sup>) dans la région Centre-Nord de la Côte d'Ivoire.



**Figure 1 :** Localisation de la zone d'étude

Le Bandama Blanc, long de 1050 Km, s'étend du nord au sud du pays entre les latitudes 5°14' et 10°21'N et les longitudes 4° et 7°W [7]. Les stations hydrométriques de Bada et de Tortiya ainsi que les stations synoptiques de Katiola et de Korhogo sont positionnées sur la carte de la **Figure 1**.

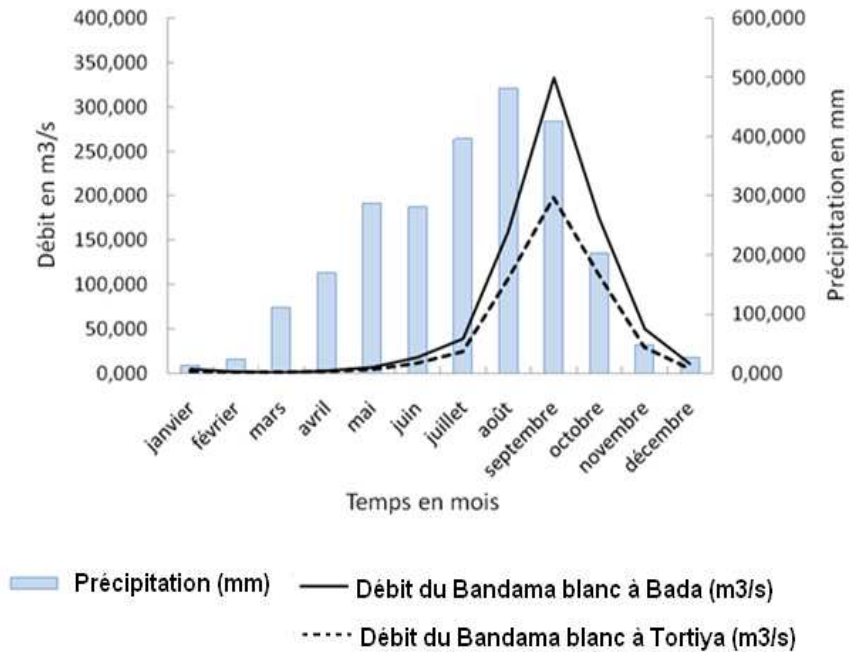
Le choix de cette zone se justifie d'une part par le fait qu'elle renferme plus de 85% des barrages agropastoraux (**Figure 2**), ce qui représente un enjeu important en termes de gestion de la ressource en eau. D'autre part, elle est située juste au dessus du barrage hydroélectrique de Kossou, ce qui évite les problèmes de propagation lorsqu'on travaille sur des modèles pluie-débit.



**Figure 2 :** Localisation des barrages hydro agricoles en Côte d'Ivoire (DCGTx, 1992, Programme Petits Barrages, IRD)

La zone est géo morphologiquement homogène avec des altitudes variant entre 200 et 300 m. Les sols sont généralement ferrallitiques et la végétation de type savanicole. Sur le plan des ressources en eaux souterraines, on y rencontre des aquifères fissurés surmontés par des aquifères d'altérites. Dans le réseau dendritique de cette zone, les eaux y circulent du Nord au Sud et les débits sont généralement croissants dans cette direction. Aux stations d'étude

(Bada et Tortiya), le Bandama Blanc a un régime relativement simple avec un minimum en février et un maximum en septembre. A ces deux stations, la crue la plus importante est généralement enregistrée en septembre (**Figure 3**).



**Figure 3 :** Régime hydrologique du Bandama blanc aux stations de Bada et de Tortiya sur la période d'étude (1976-2002)

### III - MATÉRIEL ET MÉTHODES

#### III-1. Présentation des données hydro-climatiques

Une importante base de données hydrométrique a été utilisée. Ces débits mensuels ont été fournis par les services de l'hydrologie de Côte d'Ivoire (S/D de l'hydrologie). Les caractéristiques de ces séries hydrométriques sont résumées dans le **Tableau 1**.

L'analyse de ces débits montre que la période la plus complète s'échelonne de 1971 à 2002. Cette période a donc été choisie pour la présente étude. Pour les variables explicatives (températures et pluies) de cette étude, deux séries de données différentes ont été exploitées.

**Tableau 1** : Caractéristiques des chroniques de débits brutes  $m^3/s$ 

Station hydrométrique	Superficie du bassin versant associé en $km^2$	Étendue	Pourcentage de lacune	Max	Moy	Min
Bada	24 050	36 ans (1962 - 2002)	15 %	827	99	0
Tortiya	14 500	38 ans (1960 - 2002)	16 %	450	100	0

La première série a été obtenue auprès de la Société d'Exploitation et de Développement Aéroportuaire, Aéronautique et Météorologique (SODEXAM) et la seconde, elle a été extraite de la Base de Données IDIS via internet. Les données de pluies et de températures fournies par la SODEXAM sont celles des stations de Korhogo et de Katiola. Pour la station de Korhogo l'étendue de la série des précipitations mensuelles obtenues est de 32 ans (de 1971 à 2002) avec de nombreuses lacunes (environ 13 %).

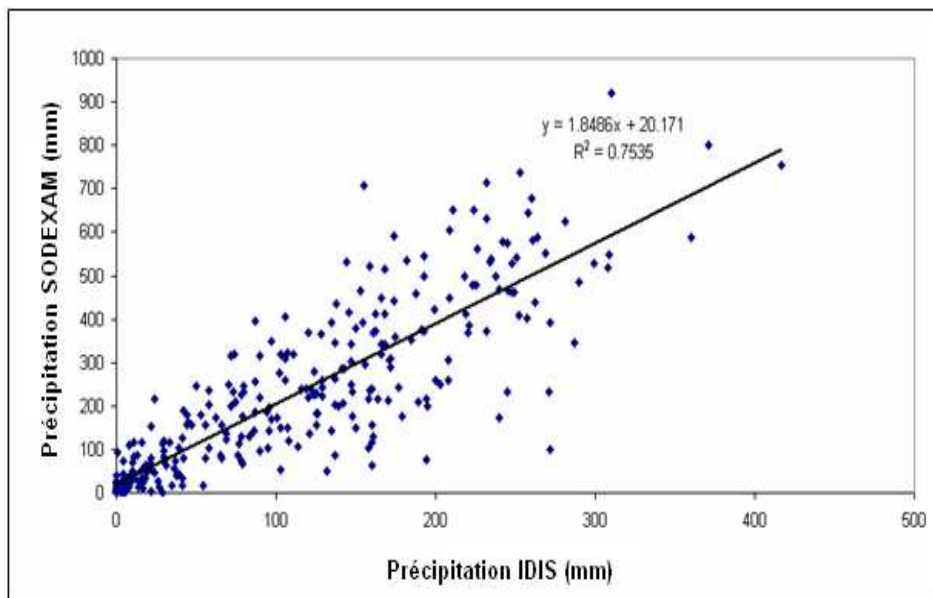
En ce qui concerne les températures à Korhogo, 33 ans de mesures (de 1971 à 2002) sont disponibles ; tandis que pour la station de Katiola, les pluies journalières de 1949 à 2002 (54 années d'observation) ont pu être collectées et transformé en pluies mensuelles. Le Système d'Information Intégré de Base de Données (IDIS) fournit des données en ligne sur l'eau, l'agriculture et l'environnement. Il contient plus d'un milliard de séries chronologiques mensuelles continues sur l'ensemble de la surface de la terre. Cette base de données contient notamment les valeurs de précipitations et de températures mensuelles de 1900 à 2002 (103 ans) sur l'ensemble de la zone d'étude obtenues à l'aide de modèles de circulation générale et validées avec les données au sol des stations dans chaque pays concerné.

### III-2. Traitement et répartition des données hydrométriques et climatiques

Dans l'objectif d'avoir des séries de données continues, les données de pluies et de températures du système IDIS ont été comparées à la base de données de la SODEXAM à la station de Korhogo, choisie comme station de référence. De cette comparaison il ressort que les pluies de ces deux sources de données (pluie d'IDIS et pluie de SODEXAM) sont corrélées à 87% (*Figure 4*). On note aussi que les pluies de SODEXAM sembleraient

généralement supérieures aux pluies d'IDIS. Pour cette raison, les lacunes constatées dans les pluies de la SODEXAM ont été comblées avec celle de la base d'IDIS grâce à la relation 1 :

$$Pluie_{SODEXAM} = 1,8486Pluie_{IDIS} + 20,171. \quad (1)$$

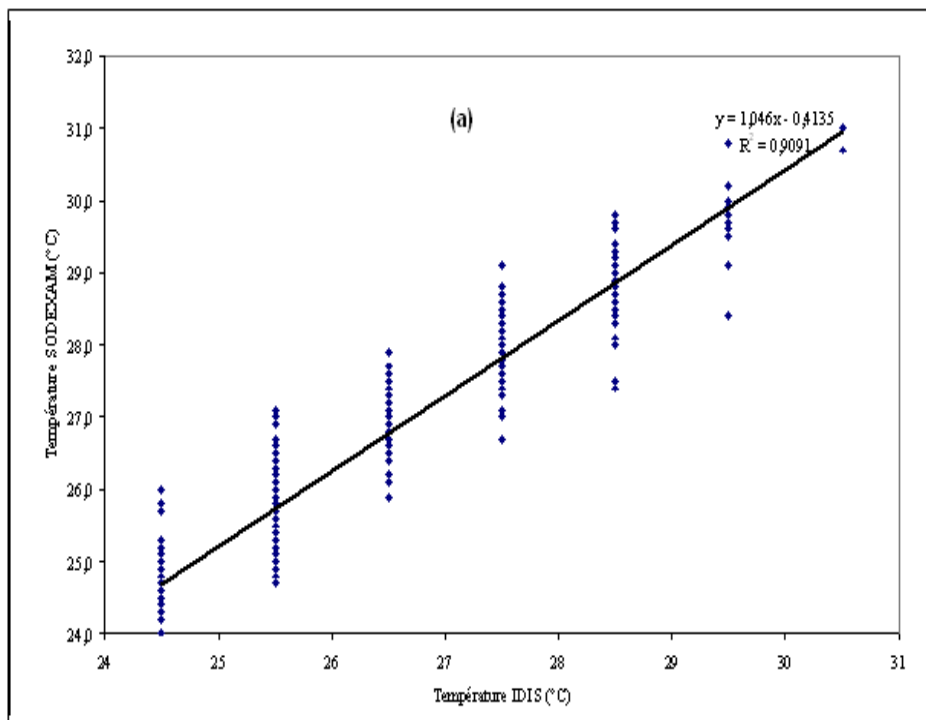


**Figure 4 :** *Corrélation pluie IDIS et pluie SODEXAM*

Pour les températures, cette comparaison révèle que les températures d'IDIS et celles de la SODEXAM sont corrélées à 91% (**Figure 5**). Ces deux températures étant relativement égales, on a donc utilisé dans cette étude les températures mesurées par la SODEXAM en remplaçant les données lacunaires par celle de la base IDIS.

En ce qui concerne les séries de débits, les lacunes ont été comblées avec la méthode de la proportionnalité analogue. Cette méthode a consisté à faire le rapport des débits et des superficies des sous bassins et à les évaluer. Une règle de trois permet ensuite de donner la valeur du débit inconnu dans chaque relation.





**Figure 5 :** *Corrélation température IDIS et température SODEXAM*

Une fois les lacunes des séries de températures de la SODEXAM comblées, il a été procédé à la détermination des températures moyennes. Ces températures ont été utilisées pour déterminer les valeurs d'évapotranspiration potentielles calculées par la méthode de Thornthwaite avec la relation 2 ci-après :

$$ETP = 1,6 \times \left(\frac{10}{I}\right)^a \times t^a \times f \tag{2}$$

avec :

ETP : évapotranspiration mensuelle (cm)

I : indice thermique annuel défini comme la somme des indices thermiques mensuels  $i$ ,

$$I = \sum_{jan}^{déc} i, \quad i = \left(\frac{t}{5}\right)^{1,514} \tag{3}$$

t : Température moyenne mensuelle (°C)

a : Coefficient fonction de I  $a = (0,0675 \times I^3 - 7,71 \times I^2 + 1792 \times I) \times 10^{-5}$

f : Facteur fonction de la durée réelle du mois et de l'éclairement ( $f = N \times \rho$  avec N : durée astronomique du jour pendant le mois

considéré (heure/jour),  $\rho$  : paramètre dépendant du nombre de jours par mois).

Plusieurs méthodes de calcul de l'ETP existent ; mais, la méthode de Thornthwaite a été choisie pour plusieurs raisons :

- (i) inexistence de mesures directes d'évaporation;
- (ii) difficulté d'estimation du rapport durée réelle d'insolation/durée maximale possible ( $\frac{h}{H}$ ) dans le cas de la méthode de Turc ; et
- (iii) facilité de détermination de l'ETP par la méthode de Thornthwaite.

En ce qui concerne les pluies moyennes du sous-bassin du Bandama blanc à Bada, elles ont été estimées en considérant les pluies de Korhogo et de Katiola ; tandis que pour le sous-bassin du Bandama blanc à Tortiya, la pluie de la station de Korhogo a été considérée comme la pluie moyenne à cause de sa position centrale. Les données hydro-climatiques sans lacunes, obtenues après ces prétraitements présentés plus haut, ont été normalisées entre 0 et 1. Cela a permis d'éviter que les petites valeurs dans ces chroniques n'aient pas d'influence sur l'apprentissage des modèles neuronaux [8] à développer.

Pour l'optimisation des modèles neuronaux, cette base de données ainsi normée a été subdivisée en trois (3) sous ensembles qui sont :

- sous ensemble 1 : de 1976 à 1994 (70% des données) qui correspond à la période de calage où les poids synaptique des modèles neuronaux seront optimisés;
- sous ensemble 2 : de 1995 à 1998 (15% des données) correspondant à la période d'arrêt prématuré qui permettra aux modèles neuronaux de ne pas sur-apprendre;
- sous ensemble 3 : de 1999 à 2002 (15% des données) qui est la période de test où les performances des modèles neuronaux seront éprouvées.

En ce qui concerne le modèle GR2M, dans l'optique de comparer les performances des différents modèles sur la même base, ce modèle a été calé sur 70% des données (1976 à 1994) et testé sur 15% des données (1999 à 2002).

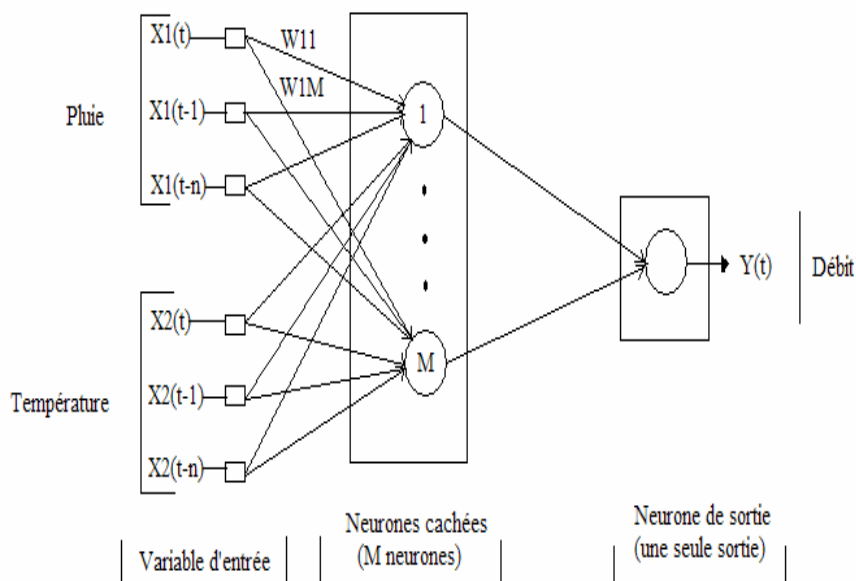
### **III-3. Architecture et optimisation des modèles développés**

#### ***III-3-1. Présentation des réseaux de neurones***

Un neurone est un opérateur mathématique qui effectue généralement deux actions : la somme pondérée de ses entrées, que l'on appelle son «potentiel»

et le calcul de sa sortie en appliquant une fonction d'évaluation au potentiel. Un réseau de neurones est quant à lui un assemblage de ces neurones connectés entre eux selon une architecture bien définie. On distingue principalement les réseaux à une couche et les réseaux à plusieurs couches. C'est ce réseau, appelé « perceptron à deux couches » qui est utilisé dans ce travail. Ce modèle permet d'utiliser la propriété « d'approximation universelle » des réseaux de neurones. Les travaux de Mac Culloch et Pitts [1] ont favorisé l'application de ces modèles dans différents domaines notamment l'hydrométéorologique où de bons résultats ont été obtenus.

En effet, depuis 1997, plusieurs centaines d'articles ont été publiés sur l'application des réseaux de neurones à la gestion des ressources en eau. La moitié des applications en hydrologie de ces modèles concernent la relation pluie-débit avec les travaux des auteurs comme : Dimopououlos [9], Abrahart et See [10], Schumann *et al.* [11], Dechemi *et al.* [5], Li-chiu *et al.* [12] ; Wenri *et al.* [2] ; Ashu *et al.* [13] et Koffi [14].



**Figure 7 :** Architecture générale des modèles neuronaux utilisés

La méthodologie inspirée de celle de Refsgaard [15] et de Dreyfus *et al.*, [8] a permis de développer deux (2) variantes de modèle neuronal dirigé pour chaque station hydrométrique dont l'architecture générale est donnée par la **Figure 7**. Le choix des modèles dirigés est le fait de leur bonne performance

dans la modélisation (prévision et/ou simulation) des débits des cours d'eau par rapport aux modèles non dirigé. Plusieurs auteurs comme Eurisouke [16] dans la prévision des crues avec les réseaux de neurones ont obtenu de bonnes performances avec ces modèles dirigés.

Dans cette étude les différentes architectures proposées sont le résultat de plusieurs phases d'optimisation ayant permis de sélectionner les meilleures modèles (*Tableau 2*).

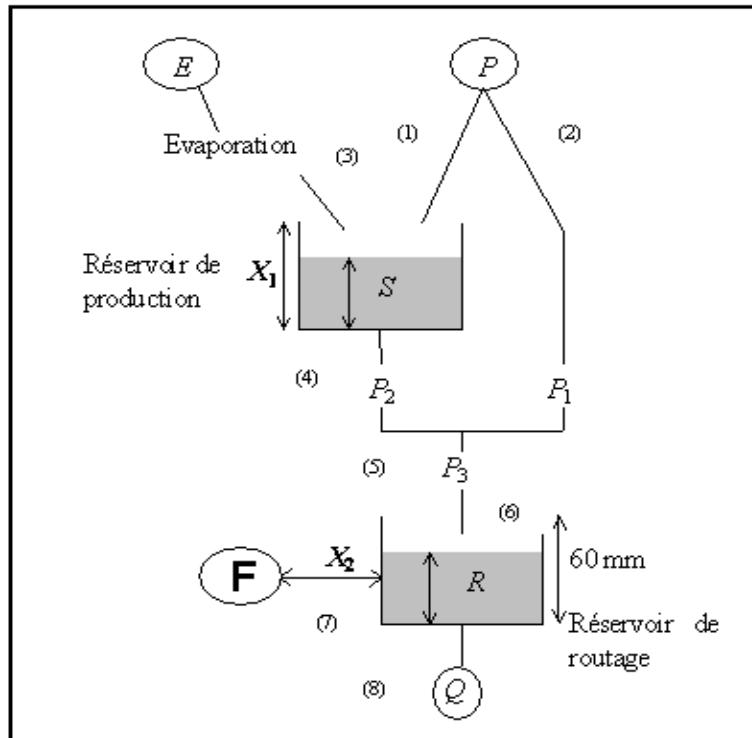
**Tableau 2 :** *Récapitulatif des meilleures architectures de réseaux de neurones retenus*

Stations hydrométriques	Modèles	Variables	Nombre de neurones sur la couche cachée	Architecture
Bada	n°1	pluie à t, pluie à t-1 et débit à t-1	6	3 6 1
	n°2	pluie à t, pluie à t-1, ETP à t, ETP à t-1 et débit à t-1	4	5 4 1
Tortiya	n°3	pluie à t, pluie à t-1 et débit à t-1	6	3 6 1
	n°4	pluie à t, pluie à t-1, ETP à t, ETP à t-1 et débit à t-1	6	5 6 1

Pour l'optimisation des poids synaptiques des réseaux de neurones, le mode d'apprentissage supervisé avec la règle de correction de l'erreur a été utilisé. L'algorithme qui a permis cet apprentissage est le Levenberg-Marquardt (LM) avec la méthode de l'arrêt prématuré ou arrêt précoce. L'utilisation de l'arrêt précoce ou arrêt prématuré a permis d'éviter le sur-apprentissage des modèles neuronaux dans cette étude.

### III-3-2. Modèle GR2M

Le modèle GR2M, version Mouelhi [17], a été utilisé comme modèle repère dans cette étude. Cette version comprend deux paramètres (la capacité du réservoir de production ( $X_1$ ) (en mm) et le coefficient d'échanges souterrains ( $X_2$ ) (sans unité) (**Figure 8**).



**Figure 8** : Représentation du modèle conceptuel global GR2M selon Mouelhi et al. [17]

Ce modèle est caractérisé par deux fonctions : une fonction de production et une autre de transfert [17].

### III-3-3. Critères de performance

Les critères de performance utilisés pour cette étude sont : le critère de Nash et le coefficient de corrélation de Pearson. Le critère de Nash-Sutcliffe [18] qui a été utilisé dans ce travail est donné par la formule suivante :

$$Nash = (100) \cdot \left( 1 - \frac{\sum_i (T_i - P_i)^2}{\sum_i (T_i - \bar{P})^2} \right) \quad (4)$$

avec :  $T_i$  et  $P_i$  respectivement les débits mesurés (observés) et calculés pour les  $i=1, \dots, N$ ,  $\bar{P}$  est la moyenne des débits calculés. Si ce critère est supérieur ou égal à 60% alors le modèle peut être considéré comme bon ; dans le cas contraire il peut être considéré comme mauvais.

Le coefficient de corrélation de Pearson est habituellement utilisé pour évaluer la performance des modèles en sciences de l'eau [19]. Il est obtenu en calculant la régression linéaire entre les valeurs (variable à expliquer) calculées et les valeurs (variable à expliquer) observées ou mesurées. Sa formulation est la suivante :

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N t_i P_i}{\sqrt{(\sum_{i=1}^N t_i^2)} \sqrt{(\sum_{i=1}^N P_i^2)}} \quad (5)$$

avec :  $T_i$  et  $P_i$  respectivement les débits observés et calculés pour les  $i=1, \dots, N$ ,  $\bar{T}$  et  $\bar{P}$  sont les moyennes respectives des débits observés et calculés.  $N$ , le nombre d'entrées;  $t_i = T_i - \bar{T}$ ,  $p_i = P_i - \bar{P}$ . Si  $R$  est positif et proche de 1, la relation entre les débits mesurés et les débits calculés par les modèles est de type linéaire, elle est croissante et le nuage de point est très concentré autour de la droite de régression.

## IV - RÉSULTATS ET DISCUSSION

### IV-1. Performances des modèles développés

Dans l'optique de mieux apprécier la performance et la robustesse des modèles développés, les résultats présentés dans ce chapitre concerne à la fois les phases de calage et de validation pour les performances des différents modèles (Nash et R). En ce qui concerne les hydrogrammes, il est présenté ici seulement ceux obtenus en validation (*Figures 9 et 10*).

A la lecture du *Tableau 2*, on remarque que les résultats obtenus avec les différents modèles développés (modèle GR2M et modèles neuronaux (n°1 à 4)) sont généralement très satisfaisants tant en calage qu'en validation. Les critères de Nash sont généralement supérieurs à 70% et les coefficients de

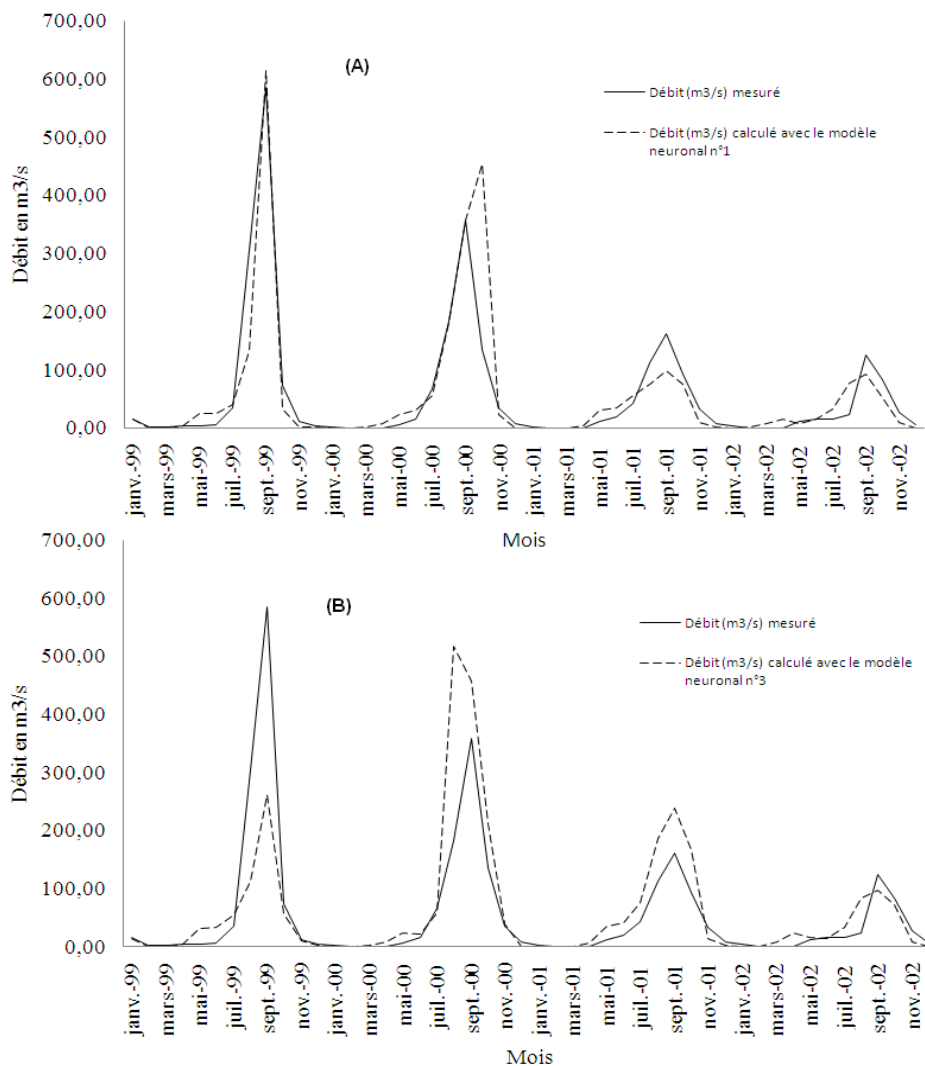
corrélation de Pearson varie de fort à très forts entre 0,83 et 0,94 en calage et en validation (**Tableau 2**).

**Tableau 2** : Performance des modèles neuronaux (n°1 à 4) et du modèle GR2M aux stations d'étude

	Calage		Validation	
	Nash	R	Nash	R
<b>Modèles avec la pluie comme variable explicative</b>				
n°3	83%	0,91	82%	0,91
n°1	88%	0,94	73%	0,85
<b>Modèles avec la pluie et l'ETP comme variables explicatives</b>				
GR2M à Bada	72%	0,83	71%	0,85
n°2	89%	0,94	80%	0,90
GR2M à Tortiya	80%	0,90	69%	0,83
n°4	84%	0,93	81%	0,91

L'ajout de l'évapotranspiration potentielle améliore la performance des réseaux neuronaux aux stations d'étude, notamment pour la station de Bada en test. La station de Tortiya présentant avec les modèles neuronaux des résultats équivalents.

Une comparaison faite entre les performances des modèles avec la pluie et l'ETP comme variables explicatives montre que les modèles neuronaux n°2 et n°4 sont plus performants que le modèle GR2M tant en calage qu'en validation. Aussi pour un même nombre de variables explicatives en entrée, les réseaux de neurones sont plus performants que le modèle GR2M avec un gain d'environ 10 % sur le critère de Nash. L'analyse du **Tableau 2** permet de constater qu'avec la pluie seulement en entrée les modèles neuronaux apparaissent plus performants que le modèle GR2M à Bada et à Tortiya. À la station de Bada, le modèle neuronal n°3 est plus performant que le modèle GR2M à 16% et 2% respectivement en calage et en validation.



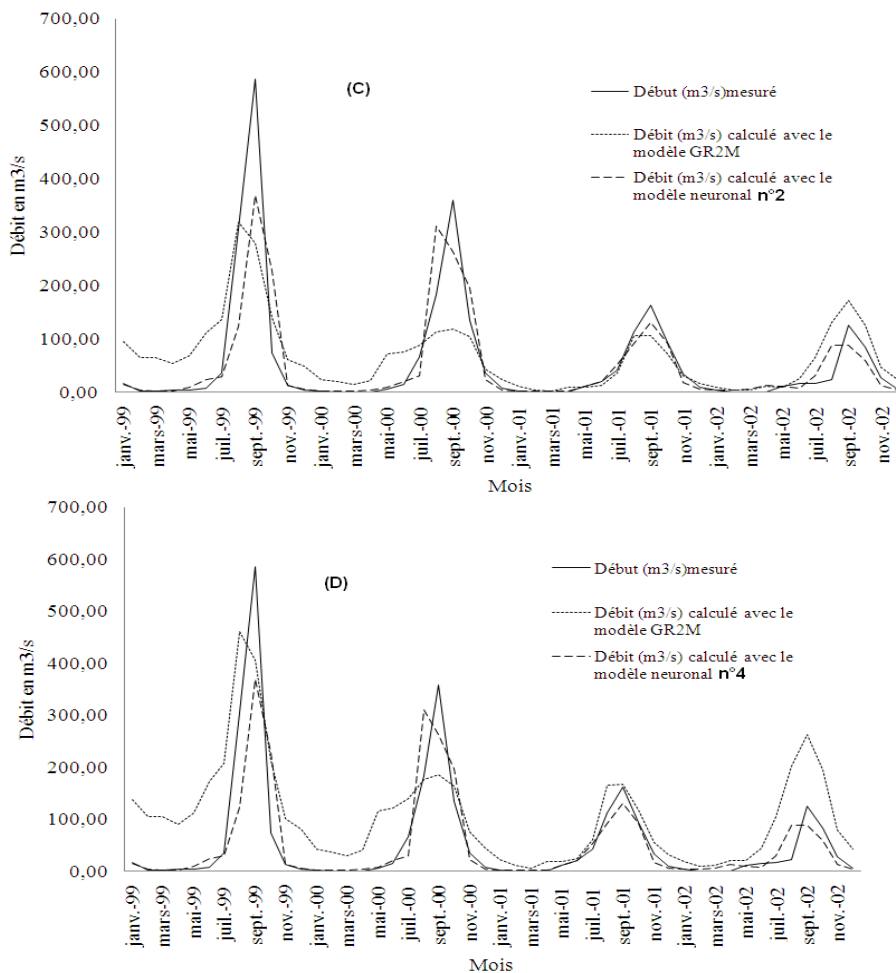
**Figure 9 :** Évolution des hydrogrammes mesurées et calculés par les modèles GR2M et les modèles neuronaux aux stations de Bada (a) et de Tortiya (b) pendant la validation

A la station de Tortiya, le modèle neuronal n°3 est aussi plus performant que le modèle GR2M à 3% et 13% respectivement en calage et en validation. Au niveau de la dynamique des écoulements (**Figure 9**), on note une bonne reproduction des hydrogrammes à toutes les stations hydrométriques (Bada et Tortiya) par les modèles neuronaux n°1 et n°3. Les hydrogrammes observés et calculés sont en effet très bien synchrones avec les mois où apparaissent les crues et les étiages. Mais, malgré cette synchronisation, on observe



quelques décalages entre ces hydrogrammes surtout au niveau des débits extrêmes.

À la **Figure 10**, on note aussi que la dynamique des écoulements du Bandama blanc à Bada et à Tortiya est très bien reproduite par les trois modèles développés. Les hydrogrammes observés et calculés sont également bien synchrones. Mais, comme précédemment, on note quelques décalages entre ces hydrogrammes mesurés et calculés. Les hydrogrammes calculés par le modèle GR2M sont ceux qui s'écartent davantage des hydrogrammes mesurés. Cela concorde avec les valeurs des critères de Nash résumés dans le **Tableau 2**.



**Figure 10 :** Évolution des hydrogrammes mesurées et calculés par les modèles GR2M et les modèles neuronaux aux stations de Bada (c) et de Tortiya (d) pendant la validation

## IV-2. Discussion des résultats

Les modèles GR2M et les modèles neuronaux (n°1, n°2, n°3 et n°4) simulent très bien les débits du Bandama blanc aux stations de Bada et de Tortiya. En effet, en calage ou en validation, les Nash obtenus aux stations de Bada et de Tortiya par ces modèles sont tous supérieurs à 60 %. En ce qui concerne les coefficients de corrélation R, ils sont positifs et supérieur ou égal à 0,90 à toutes les stations traduisant ainsi la forte corrélation entre les débits mesurés et ceux calculés par le modèle GR2M et les modèles neuronaux.

Les modèles neuronaux n°2 et n°4 sont plus performants que leurs homologues n°3 et n°1, même si dans le cas de la station de Bada le résultat serait plutôt équivalent. En effet, l'évapotranspiration potentielle (ETP) ajoutée à l'entrée de ces modèles (modèles n°2 et n°4) exprime les éventuelles pertes d'eau au niveau des bassins versants d'étude. C'est une information complémentaire qu'on apporte aux réseaux de neurones pour leur permettre de simuler correctement les débits du Bandama blanc aux différentes stations d'étude. L'ajout donc de l'évapotranspiration potentielle (ETP) en entrée améliore les performances des modèles à toutes les stations d'étude.

En comparant les résultats obtenus dans cette étude avec ceux de certains auteurs, on remarque que les résultats obtenus ici sont forts satisfaisants et sont différents de ceux obtenus par Tarik [20] par exemple avec un réseau de neurones à une seule couche cachée comportant quatre neurones. Les critères de Nash obtenus par Tarik en 2006 ne dépassent pas 60 %. Cette différence est à mettre à l'actif de la structure du modèle développé ici qui est dirigé du fait de l'introduction des débits mesurés au pas de temps précédent comme entrée supplémentaire du réseau de neurone. Il en est de même pour les travaux de Tarik et al [5], où le modèle GR2M apparaissait plus performant que le réseau de neurone développé par ces auteurs. Dans leur cas, les effets de la longueur des périodes de calage (de 6 ans) utilisées apparaissent trop courtes pour permettre l'extraction des singularités dans les séries de données sur le bassin versant de la Cheffia (Nord-Est de l'Algérie). Cette période de calage est en effet plus de 3 fois inférieure à celle utilisé ici sur le Bandama Blanc aux stations de Bada et de Tortiya.

En plus d'être plus performants, les réseaux de neurones sont également plus économiques que le modèle conceptuel global GR2M. En effet, avec seulement la pluie en entrée, les modèles neuronaux n°1 et n°3 apparaissent plus performants que le modèle GR2M qui intègre à la fois la pluie et l'évapotranspiration potentielle (ETP) comme variables explicatives. Ce qui veut dire que pour un résultat plus satisfaisant, le modélisateur dépense moins avec les modèles neuronaux qu'avec le modèle conceptuel global GR2M. Il

serait alors moins coûteux d'utiliser les modèles neuronaux avec en entrée seulement la pluie qu'un autre modèle qui demanderait plus de variables explicatives.

## V - CONCLUSION

Tout au long de ce travail, il a été mis au point deux (2) types de modèles : les modèles neuronaux (modèle n°1 ; n°2, n°3 et n°4) et le modèle conceptuel global GR2M. Ces modèles ont donné en général de très bonnes performances tant en calage qu'en validation (Nash supérieur à 60% et coefficient de corrélation de Pearson supérieur à 80%). Aux deux stations hydrométriques d'étude (Bada et Tortiya), l'ajout de l'évapotranspiration potentielle (ETP) comme variable explicative à l'entrée des modèles neuronaux développés a fortement amélioré leurs performances.

En comparant les performances du modèle conceptuel GR2M à celles des modèles neuronaux, il apparaît dans cette étude que les derniers cités sont les plus performants et les plus parcimonieux pour la simulation des débits mensuels sur un bassin versant en régime tropical humide comme celui du Bandama blanc à Bada et à Tortiya. On peut aussi retenir que la performance des modèles neuronaux est fortement liée aux stations d'étude, donc directement liée à la qualité et à la durée des données collectées. Il est essentiel de signaler que pour des données bruitées, les réseaux de neurones sont plus aptes à simuler les débits mensuels que le modèle conceptuel global GR2M qui est plus adapté à l'estimation du bilan hydrologique en situation moins perturbée. En définitif, même si les réseaux de neurones sont adaptés à la modélisation des débits mensuels dans un contexte de relation non-linéaire, encore faudrait-il que ces données s'étendent sur plusieurs années pour faciliter, pendant le calage, la détection des singularités dans les données.

### *Remerciements*

*Les auteurs de cet article remercient la Société d'Exploitation et de Développement Aéroportuaire, Aéronautique et Météorologique (SODEXAM), le Système d'Information Intégré de Base de Données (IDIS) et la Direction de l'Hydraulique Humaine (DHH), notamment le Système IDIS pour leur avoir fourni les données hydro climatiques utilisées dans cette étude. Ils remercient également les instructeurs dont les critiques et les suggestions ont permis d'améliorer l'intérêt scientifique et la lisibilité du présent article.*

## RÉFÉRENCES

- [1] - W. S. MC CULLOCH ET W. H. PITTS «A logical calculus ideas immanent in nervous activity». Bulletin of Mathematical Biophysics, Vol. 5, (1943) 115-133.
- [2] - H. WENRI, B. XU, et C. H. AMY, «Forecasting flows in Apalachicola river using neural networks». Hydrological Processes, Vol. 18, (2004) 2545-2564.
- [3] - A. JOHANNET, P. A. AYRAL. et B. VAYSSADE, «Modelling non measurable processes by neural networks: forecasting underground's flow». International Joint Conferences on Computer, Information and Systems Sciences and Engineering/, 4-14 December, Springer, (2006) 6
- [4] - P. A. AYRAL, «Contribution à la spatialisation du modèle de prévision des crues éclairées ALHTAIR. Approche spatiale et expérimentale, application au bassin versant du Gardon d'Anduze». Thèse de Doctorat, Université de Provence, Aix-Marseille 1, LGEI, Ecole des Mines d'Alès, Alès, France, (2005) 311
- [5] - N. DECHEMI, B. A. TARIK et A. ISSOLAH, «Modélisation des débits mensuels par les modèles conceptuels et les systèmes neuro-flous». Revue des Sciences de l'Eau. Vol. 16 n°4, (2003) 407-424.
- [6] - B. A. TARIK et N. DECHEMI, «Daily rainfall-runoff modelling using conceptual and black box models; testing a neuro-fuzzy model». Journal des Sciences Hydrologiques, Vol. 49, (2004) 919-930.
- [7] - C. LÉVÊQUE, C. DEJOUX et A. ILTIS, «Limnologie du fleuve Bandama, Côte d'Ivoire». O.R.S.T.O.M., Hydrobiologie, 24 rue Bayard, Paris (France). Hydrobiologia, Vol. 100, (1983) 113-141.
- [8] - G. DREYFUS, J. M. MARTINEZ, M. SAMUELIDES, M. B. GORDON, F. BADRAN, S. THIRIA et L. HERAULT, «Réseaux de Neurones : Méthodologie et application». 2<sup>ème</sup> édition, Groupe Eyrolles, (2004) 374
- [9] - L. DIMOPOULOS, S. LECK, et J. LAUGA, «Modélisation de la relation pluie-débit par les réseaux connexionnistes et le filtre de Kalman». Journal des Sciences Hydrologiques, Vol. 41, n°2, (1996) 179-193.
- [10] - R.J. ABRAHART et L. SEE, «Comparing neural network and autoregressive moving average techniques for the prevision of continuous river flow forecasts in two contrasting catchments». Hydrological Processes, Vol. 14, (2000) 2157-2172.
- [11] - A. H. SCHUMANN, R. FUNKE et G. A. SCHULZ, «Application of a geographic information system for conceptual rainfall-runoff modelling». Journal of Hydrology, Vol. 240, (2000) 45-61.
- [12] - C. LI-CHIU, C. JOHN, et C. YEN-MING, «A two-step-ahead recurrent neural network for stream-flow forecasting». Hydrological Processes, Vol. 18, (2004) 81-92.

- [13] - J. ASHU, K. P. SUDHEER et S. SANAGA, «Identification of physical processes inherent in artificial neural network rainfall-runoff models». *Hydrological processes*, Vol 18, (2004) 571-581
- [14] - Y.B KOFFI, «Étude du calage, de la validation et des performances des Réseaux de Neurones à partir des données hydro climatiques du bassin versant du Bandama Blanc au nord de la Côte d'Ivoire». Thèse de Doctorat Unique, Université de Cocody, Abidjan, Côte d'Ivoire, (2007) 284.
- [15] - J. C. REFSGAARD, «Paramétrisation, calibration and validation of distributed hydrology models». *Journal of Hydrology*, Vol. 198, n°1 et 4, (1997) 69-97.
- [16] - S. EURISOUKE, «Prévision des crues par réseaux de neurones formels». Rapport de stage, Master Professionnel en Géotechnologie Environnementale, École des Mines d'Alès, France, (2006) 50.
- [17] - S. MOUELHI, «Vers une chaîne cohérente de modèles pluie-débit conceptuels globaux aux pas de temps pluriannuel, annuel, mensuel et journalier». Thèse de doctorat de l'École Nationale du Génie Rural, des Eaux et des Forêts, CEMAGREF, France, (2003) 263
- [18] - J. E NASH. et J. V. STUCLIFFE, «River flow forecasting through conceptual models». Part 1. A discussion of principles. *Journal of Hydrology*, Vol. 10, ( 1970) 282-290.
- [19] - X. LEGATES et J. MCCABE, «Evaluating the use of "goodness-of-fit" measures in hydrologic and hydroclimatic model validation». *Water Resources Research*, Vol. 35, n°1. (1999) 233-241.
- [20] - B. A. TARIK, «Modélisation pluie-débit mensuelle et journalière par les modèles conceptuels et les systèmes neuro-flous (application aux bassins Algériens) ». Thèse de Doctorat d'État, Institut National Agronomique d'Alger, Algérie, (2006) 242 p.