



## **Application d'un modèle conceptuel et d'un modèle de réseaux de neurones artificiels à la simulation des débits annuels dans le bassin versant du N'zi-Bandama (Côte d'Ivoire)**

**Amani Michel KOUASSI<sup>1\*</sup>, Yao Blaise KOFFI<sup>2</sup>, Koffi Fernand KOUAMÉ<sup>2</sup>, Théophile LASM<sup>2</sup>  
et Jean BIEMI<sup>2</sup>**

<sup>1</sup>*Institut National Polytechnique Félix Houphouët-Boigny (INP-HB) de Yamoussoukro, Département des Sciences de la Terre et des Ressources Minières (STeRMi), Laboratoire du Génie Civil, des Géosciences et des Sciences Géographiques, BP 1093 Yamoussoukro, Côte d'Ivoire*

<sup>2</sup>*Université Félix Houphouët-Boigny de Cocody-Abidjan, Unité de Formation et de Recherche (UFR) des Sciences de la Terre et des Ressources Minières (STRM), 22 BP 582 Abidjan 22, Côte d'Ivoire*

\* Correspondance, courriel : [michel.a\\_kouassi@yahoo.fr](mailto:michel.a_kouassi@yahoo.fr)

### **Résumé**

Cette étude présente la comparaison de deux approches de modélisation de la transformation pluie-débit à l'échelle annuelle : un modèle conceptuel et un réseau de neurones artificiels (RNA). Les deux modèles sont appliqués sur trois sous-bassins du fleuve N'zi-Bandama en Côte d'Ivoire. L'analyse comparative est basée sur les performances de simulation en termes de critère de Nash-Sutcliffe. Les modèles ont été testés sur deux périodes, l'une sèche (1973-1997) et l'autre humide (1961-1972). Les données d'entrée des deux modèles sont la pluie et l'évapotranspiration potentielle au pas de temps annuel. Les principaux résultats de ce travail montrent que les performances des deux modèles (conceptuel et neuronal) restent en général satisfaisantes avec des critères de Nash-Sutcliffe supérieurs à 60%. Ces modèles se sont révélés aussi robustes et adaptés pour la simulation des débits annuels des rivières. La comparaison des deux modèles a montré que le réseau de neurones a obtenu des résultats significativement meilleurs que le modèle conceptuel.

**Mots-clés :** *modélisation pluie-débit, modèle conceptuel, réseaux de neurones artificiels, N'zi-Bandama, Côte d'Ivoire.*

### **Abstract**

**Application of a conceptual model and a model of artificial neural networks for the simulation of annual flows in the N'Zi-Bandama watershed (Ivory Coast).**

This study presents the comparison of two approaches of modelisation of the rainfall-runoff transformation on an annual scale: a conceptual model and an artificial neural network. The two models are applied to three watersheds of the N'zi-Bandama river in Ivory Coast. The comparative analysis is based on the performances of simulation in terms of criterion of Nash-Sutcliffe. The models were tested over two periods, one dries (1973-1997) and the other wet one (1961-1972). The data input of the two models are the rain and the potential evapotranspiration with the step of annual time. The principal results of this work show that

the performances of the two models (conceptual and neuronal) remain satisfactory in general with criteria of Nash-Sutcliffe higher than 60%. These models appeared also robust and adapted for the simulation of the annual flow of the rivers. The comparison of the two models showed that the network of neurons had results significantly better than the conceptual model.

**Keywords :** *rainfall-runoff modelling, conceptual model, artificial neural network, N'zi-Bandama, Ivory Coast.*

## 1. Introduction

Le fonctionnement hydrologique d'un bassin versant dépend de nombreux paramètres variables dans le temps et dans l'espace. On peut citer entre autres les conditions climatiques, les caractéristiques physiques du bassin, ainsi que l'aménagement et l'occupation des sols. La diversité et la complexité des processus entrant en jeu à l'échelle du système naturel, la variabilité climatique et la dynamique de l'occupation du sol, rendent toute étude hydrologique difficile, et imposent l'emploi d'outils pertinents comme les modèles [1-3].

Parmi les types de modèles, les modèles conceptuels sont beaucoup utilisés dans le domaine de la modélisation de la relation pluie-débit à grand pas de temps (interannuel, annuel, mensuel). Ces modèles ont longtemps été une référence opérationnelle pour les hydrologues pour la transformation de la pluie en débit, par le fait que ces modèles incorporent des hypothèses sur les mécanismes qui gouvernent le cycle hydrologique [4]. En effet, il s'agit d'identifier les processus physiques du cycle hydrologique qui peuvent avoir lieu dans un bassin versant et attribuer à chacun d'eux une description analytique permettant la modélisation. Ce type de modèle s'est avéré très utile pour synthétiser l'information climato-hydrologique disponible sur un bassin et simuler l'évolution conjointe des ressources dans chaque compartiment. Les limites de ce type de modèle sont cependant nombreuses [5]:

- i. l'analogie avec des réservoirs (souvent linéaires) apparaît comme peu réaliste. Les paramètres utilisés étant généralement sans grande signification physique et donc non corrélés à des caractéristiques mesurables du bassin. Les paramètres décrivant les réservoirs et leur vidange doivent donc être estimés par calage du modèle sur les débits mesurés ;
- ii. le fait d'utiliser des paramètres globaux ou moyens pour décrire le bassin, ces modèles ne peuvent tenir compte directement de son hétérogénéité et de sa structure.

Il en résulte que ces modèles sont peu adaptés à la résolution de nombreux problèmes. Du fait d'une calibration généralement faite sur les seuls débits, la simulation des autres variables hydrologiques est affectée d'une large incertitude, ce qui rend difficile le couplage avec d'autres flux. D'autre part, cette calibration étant relative à un bassin donné, dans un état donné, ils sont également inadéquats pour évaluer l'impact hydrologique d'un aménagement d'un bassin ou pour simuler un autre bassin non jaugé.

Depuis plus de quinze ans, avec l'apparition des algorithmes d'apprentissage par adaptation des poids et face à la non-linéarité de la relation pluie-débit, les recherches se sont approfondies vers de nouvelles approches non déterministes, comme l'illustrent les réseaux de neurones artificiels. Ils ont ouvert la voie à une catégorie de modèles pluie-débit basée sur l'intelligence artificielle [4]. Les réseaux de neurones artificiels (RNA) constituent une approche de modélisation des systèmes complexes [6-15]. Les performances de ces derniers dans la modélisation des phénomènes non-linéaires ont été prouvées dans plusieurs domaines de l'ingénierie et de la science en général [16] et dans la modélisation de la relation pluie-débit

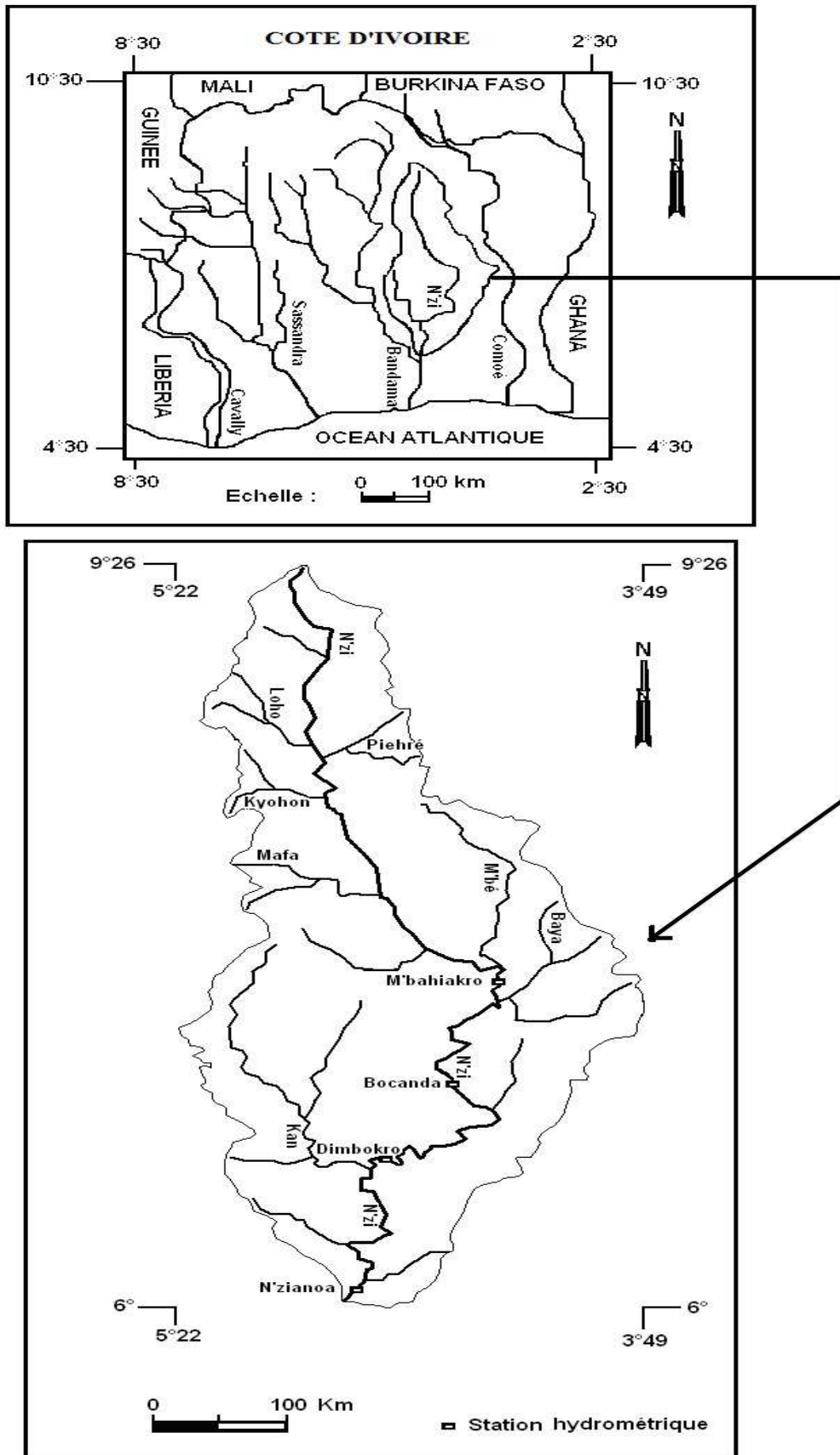
en particulier aux pas de temps mensuels et journaliers [17]. Les modèles neuronaux peuvent relier la pluie au débit directement sans entrer en profondeur dans le processus hydrologique. Ceci a pour grand avantage de réduire au minimum les paramètres en entrée des modèles et ne pas accentuer le manque de données [18]. Cependant, les modèles neuronaux n'ont pas abouti aux objectifs des hydrologues, sur les bassins versants de petite taille, à cause de la linéarité de la relation pluie—débit qu'ils présupposent [4]. Aussi, ces modèles (boîtes noires) ne permettent pas de cerner tout le processus qui a lieu en leur sein. Au stade actuel des recherches, aucun modélisateur ne peut donc donner une signification physique des différents poids de ces modèles. A cette limite, s'ajoute également celles de la qualité des données, des longues chroniques nécessaires, de l'impossibilité d'utiliser actuellement ces modèles sur des bassins versants non jaugés, etc. Toutefois, les recherches sont en cours pour tenter de remédier à ces limites et transformer les Réseaux de Neurones Formels en des modèles "boîtes grises" avec moins de limites possibles [14].

Le débit d'un cours d'eau est lié par des relations complexes, à une multitude de variables dont les valeurs sont difficilement disponibles [19]. Ces processus, même simplifiés, sont généralement non linéaires [20]. Des travaux de comparaison modèles conceptuels et modèles neuronaux ont été réalisés par certains auteurs. Les résultats obtenus par Dechemi *et al.* [17] par exemple ont montré que les modèles neuronaux sont plus performants que les modèles conceptuels au pas de temps mensuel. Cependant, des résultats d'autres études mettant en comparaison des modèles conceptuels d'une part, et des modèles basés sur l'intelligence artificielle d'autre part, sont parvenus à la conclusion mettant en évidence la performance et la robustesse des deuxièmes sur les premiers [21-23]. Alors la question qui mérite d'être posée est de savoir si les modèles conceptuels simulent mieux les débits annuels des cours d'eau par rapport à l'approche neuronale dans un contexte de variabilité climatique ?

L'objectif de notre recherche est de comparer les résultats des modèles des approches conceptuelle et neuronale en vue d'une meilleure exploitation et une application plus large de ces modèles aux bassins versants ivoiriens. Dans notre étude, nous avons comparé deux modèles appartenant à ces deux catégories à savoir les modèles conceptuels et les modèles neuronaux. L'originalité de cette étude réside d'une part du choix du pas de temps annuel comparativement aux études antérieures qui sont basées sur les pas de temps mensuel et journalier [4, 17], et d'autre part du contexte géographique et climatique de l'étude (région tropicale humide affectée par une variabilité hydro-climatique) [24, 25].

## 2. Présentation de la zone d'étude

Cette étude a été réalisée à partir de trois bassins tests (le N'zi à N'zianoa, le N'zi à Dimbokro et le N'zi à Bocanda) qui appartiennent au bassin versant du fleuve N'zi (Figure 1). Ce bassin du fleuve N'zi est un sous-bassin du bassin versant du fleuve Bandama. Il prend sa source au Nord de la Côte d'Ivoire dans la région de Ferkessedougou à une altitude de 400 m. Le N'zi coule globalement dans une direction Nord-Sud. La densité du réseau hydrographique diminue du Sud au Nord.



**Figure 1 :** *Présentation de la zone d'étude (bassin versant du N'zi-Bandama)*

L'affluent principal du N'zi est le Kan qu'il reçoit à environ 5 km en aval de Dimbokro. La zone d'étude est comprise entre les longitudes 3°49' et 5°22' Ouest et les latitudes 6° et 9°26' Nord. Elle a une superficie de 35 500 km<sup>2</sup>. Du fait de sa configuration géographique allongée, le bassin versant du N'zi (*Figure 1*) est représentatif des grands ensembles climatiques de la Côte d'Ivoire. Au Nord, règne le régime tropical de transition (climat soudano-guinéen). Le régime tropical humide (climat baouléen) est caractéristique de la partie centrale du bassin. Le Sud du bassin se caractérise par un régime subéquatorial (climat attiéen) (*Figure 1*). Le bassin du N'zi se caractérise par une végétation savanicole dans le centre et le Nord, et une végétation de forêt dans le Sud. Le relief du bassin est peu accidenté. Il est généralement constitué de plateaux (100 m à 400 m en moyenne). Cette monotonie est rompue par la chaîne Baoulé. Les principaux types de sol sont les sols ferralitiques moyennement dessaturés (Nord) et les sols ferralitiques fortement dessaturés (Centre et Sud).

### 3. Modèles, données et méthodes

#### 3-1. Description du modèle conceptuel de Mouelhi (2003)

Le modèle de Mouelhi [26] est un modèle conceptuel global au pas de temps annuel. La base mathématique du modèle est donnée par l'équation 1:

$$Q = P_k \left\{ 1 - \frac{1}{\left[ 1 + \left( \frac{\alpha \times P_k + (1 - \alpha) \times P_{k-1}}{a \times E_k} \right)^4 \right]^{1/4}} \right\} \quad (1)$$

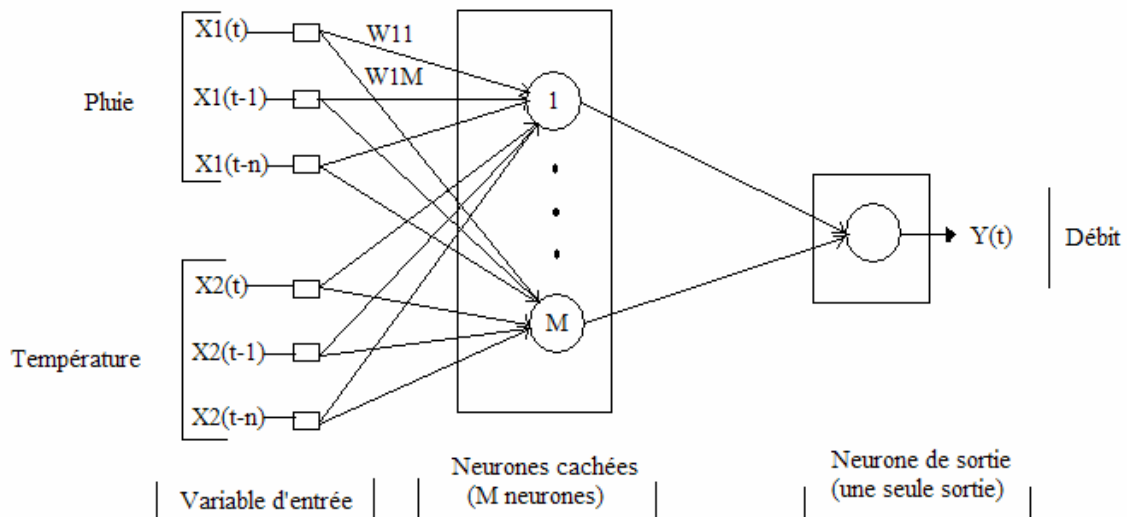
avec:

- $Q$  = lame d'eau annuelle ruisselée (mm) ;
- $P_k$  = lame d'eau précipitée de l'année  $k$  (mm) ;
- $P_{k-1}$  = lame d'eau précipitée de l'année précédente (mm) ;
- $E_k$  = évapotranspiration potentielle de l'année  $k$  (mm).

Ce modèle permet de simuler le débit à l'exutoire d'un bassin versant à partir des données de pluie et d'ETP moyenne. Toutes ces données sont exprimées en lame d'eau annuelle (mm). Le modèle comporte deux paramètres ( $a$  et  $\alpha$ ). Le premier paramètre nommé «  $a$  » qui est un seul paramètre libre, constitue un coefficient correctif de l'évapotranspiration potentielle (ETP). Ses valeurs numériques sont obtenues après optimisation. Le deuxième paramètre est lié à la mémoire. Après plusieurs tests à partir de plusieurs valeurs de «  $\alpha$  » (0,6 ; 0,7 ; 0,8), il ressort que le poids de valeur 0,7 (70%) donne les meilleurs résultats en termes de performances de simulation. En effet, la mémorisation se concentre au niveau de la production en ne faisant intervenir que la pluie de l'année précédente [26-27]. Le bassin versant du N'zi-Bandama connaît une forte composante de variations interannuelles [24-25].

#### 3-2. Description du modèle neuronal

Les modèles neuronaux possèdent une grande variété d'architecture, mais le type de réseau le plus utilisé pour la modélisation de phénomènes hydrologiques est le Perceptron Multicouche (MLP) comportant une couche cachée et une couche de sortie (*Figure 2*).



**Figure 2 :** *Perceptron Multicouche simplifié avec une seule couche de neurones cachés*

En effet, les travaux de Coulibaly *et al.* [6] ont démontré qu'une seule couche cachée est suffisante pour la modélisation hydrologique. La méthodologie empruntée des travaux de Refsgaard [28] et de Dreyfus *et al.*, [29] a permis de développer le modèle neuronal. L'architecture des modèles neuronaux en hydrologie dépend en grande partie du nombre de neurones sur la couche cachée; car, il a été déjà démontré que dans cette discipline, les modèles les plus performants sont généralement à deux couches : une couche cachée et une autre de sortie. Les différentes architectures proposées (nombre de neurones sur la couche cachée de chaque modèle neuronal) constituent le résultat de plusieurs phases d'optimisation ayant permis de sélectionner les meilleurs modèles. En effet, nous avons fait varier le nombre de neurones cachés jusqu'à l'obtention de meilleurs résultats. La fonction neurone utilisée dans cette étude est celle de type sigmoïde logistique ; car, elle a déjà été éprouvée dans plusieurs travaux avec de très bons résultats [14-15]. Dans le cadre de l'étude, c'est la racine carrée du nombre de variables d'entrée qui a été utilisée parmi les méthodes usuelles pour quantifier le nombre de variables d'entrée. Le nombre de variables d'entrée est fixé à 2 (pluie et ETP). Le nombre de neurones dans la couche cachée (1 seule couche) est donc 2. On a une seule couche de sortie constituée d'une seule cellule, qui est le débit d'écoulement.

Durant l'apprentissage, le réseau adapte les valeurs de ses paramètres (le plus souvent, les poids des connexions) afin de fournir sur ses neurones de sortie les valeurs désirées. Cet apprentissage nécessite des exemples ainsi qu'un algorithme. Au niveau des algorithmes d'apprentissage, il a été défini deux grandes classes selon que l'apprentissage est dit supervisé ou non supervisé. Cette distinction repose sur la forme des exemples d'apprentissages. Dans le cas de l'apprentissage supervisé, les exemples sont des couples (entrée, sortie associée) alors que l'on ne dispose que des valeurs (entrée) pour l'apprentissage non supervisé. Dans le cas de cette étude pour l'optimisation des poids synaptiques du modèle neuronal, 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). Il s'agit d'un type d'apprentissage avec régularisation faisant partie des méthodes actives. Cette méthode consiste en un suivi de l'évolution de la fonction coût sur une base de validation et en un arrêt des itérations lorsque le coût calculé sur cette base commence à avoir de grandes valeurs [29].

### 3-3. Données et méthodes d'étude

Les données d'entrée des différents modèles (pluie, Evapotranspiration Potentielle, débits) ont été observées sur la période 1961-1997. Le choix de cette période a été dicté par la nécessité de disposer de données continues sur une longue période. Les données pluviométriques ont été mises à notre disposition par la société de météorologie nationale (SODEXAM: Société de Développement et d'Exploitation Aéronautique, Aéroportuaire et Météorologique – Côte d'Ivoire) (Figure 1). Les données d'Evapotranspiration Potentielle (ETP) utilisées ont été estimées à l'aide de la méthode de Thornthwaite. Les données hydrométriques ont été fournies par la Direction de l'Hydraulique Humaine (DHH) de Côte d'Ivoire, Sous-Direction de l'Hydrologie. Les stations retenues pour l'étude sont N'zianoa, Dimbokro et Bocanda (Figure 1). Le Tableau 1 présente quelques caractéristiques hydrologiques des bassins tests sur la période 1961-1997. La taille des bassins varie de 20 500 km<sup>2</sup> à 35 000 km<sup>2</sup>. La pluie moyenne annuelle fluctue entre 1087,4 mm et 1098,6 mm. L'évapotranspiration potentielle moyenne annuelle va de 1603,5 mm à 1609,4 mm. La lame d'eau écoulée moyenne annuelle décroît de l'amont (61,5 mm) vers l'aval (54,6 mm), de façon inversement proportionnelle à l'étendue des bassins versants.

**Tableau 1 : Caractéristiques hydrologiques des bassins tests (1961-1997).**

Stations	Aires (km <sup>2</sup> )	Pluie moyenne annuelle (mm)	ETP moyenne annuelle (mm)	Eau écoulée moyenne annuelle (mm)
N'zianoa	35 000	1099	1604	55
Dimbokro	24 100	1090	1606	57
Bocanda	20 500	1087	1609	62

Le choix final de modèle repose tout d'abord sur la performance. Le critère d'optimisation utilisé dans le cadre de notre étude est le rapport de la somme du carré des écarts entre les débits observés et ceux générés par le modèle à la somme du carré des écarts entre les débits observés et la moyenne des lames d'eau écoulées observées [30]. Ce critère adimensionnel permet de juger la qualité de l'ajustement et faciliter la comparaison des ajustements sur différents bassins dont les écoulements correspondent à des ordres de grandeur différents. Il est défini par l'équation 2 [30]:

$$Nash - Sutcliffe = 100 \left[ 1 - \frac{\sum (Q_o^i - Q_c^i)^2}{\sum (Q_o^i - Q_m)^2} \right] \quad (2)$$

Où :  $Q_o^i$  : débits annuels observés ;  $Q_c^i$  : débits annuels calculés ;  $Q_m$  : débit moyen annuel observé sur l'ensemble de la période d'observation sans lacune.

La valeur du critère de Nash-Sutcliffe est comprise entre  $-\infty$  et 100%. Le modèle est considéré comme performant quand les débits estimés se rapprochent des débits observés, c'est-à-dire quand la valeur du critère de Nash-Sutcliffe est proche de 100 [3]. Ainsi, une performance supérieure ou égale à 60% peut être jugée satisfaisante [3]. Un coefficient égal à 0 suppose une simulation équivalente à la moyenne. Les performances en termes de critère de Nash-Sutcliffe sont l'image de l'adéquation du modèle et du jeu de paramètres calés au bassin étudié. L'analyse des résultats de simulation est portée sur les performances des modèles au calage et en validation. En effet, les performances au calage sont moins révélatrices des réelles capacités de simulation des modèles. Celles-ci sont mieux exprimées par la validation [1].

L'une des techniques les plus utilisées, pour évaluer la robustesse d'un modèle dans des situations les plus proches possibles de celles dans lesquelles il est censé fonctionner, est la technique du double échantillon [3]. Cette méthode permet de tester l'adaptabilité des modèles quelle que soit leur complexité. Dans le cas où l'on disposerait d'observations se présentant comme des séries chronologiques (cas des pas de temps mensuel et annuel), il suffira de subdiviser la période d'observation de chaque bassin versant en sous-périodes, avec calage sur une période et contrôle sur le reste des observations, tout en veillant à réserver une période de mise en route. La robustesse des différents modèles est évaluée par la différence des valeurs du critère de Nash-Sutcliffe en phase de calage et en phase de validation [3]. Le critère de robustesse est jugé satisfaisant si la valeur obtenue est comprise entre -10 et 10. Les travaux de Kouassi [31] ont montré que caler sur une période humide et valider sur une période sèche, semble augmenter la performance des simulations.

## 4. Résultats, interprétations et discussion

### 4-1. Résultats

Le **Tableau 2** présente les résultats de simulation en calage et en validation des écoulements annuels, effectuée au niveau des différents bassins retenus avec les deux modèles suivant un calage sur la période humide 1961-1972 (1/3) et une validation sur la période sèche 1973-1997 (2/3).

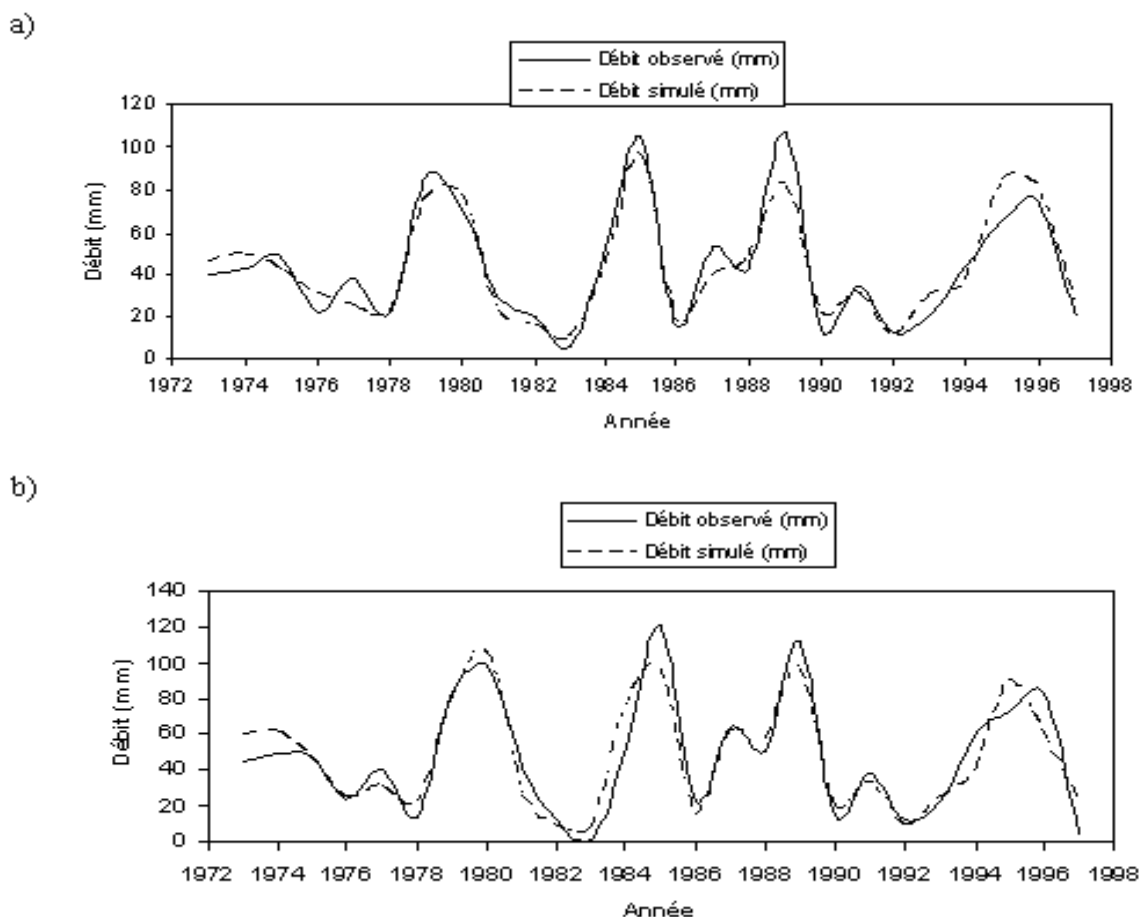
**Tableau 2** : Synthèse des résultats de performance et de robustesse.

	Performance en calage		Performance en validation		Critère de robustesse	
	Modèle conceptuel	Modèle neuronal	Modèle conceptuel	Modèle neuronal	Modèle conceptuel	Modèle neuronal
<b>N'zianoa</b>	78	89	68	78	-10	-11
<b>Dimbokro</b>	80	83	58	75	-22	-8
<b>Bocanda</b>	73	86	73	73	0	-13
<b>Moyenne</b>	<b>77,0</b>	<b>86,0</b>	<b>66,3</b>	<b>75,3</b>	<b>-10,7</b>	<b>-10,7</b>

### 4-2. Analyse et interprétation des résultats du modèle conceptuel

Les performances exprimées en terme du critère de Nash-Sutcliffe obtenues en appliquant le modèle de Mouelhi sont satisfaisantes (performances supérieures à 60%) en calage comme en validation. Les performances moyennes sont de 77% en calage et 66,3% en validation. Cependant, en validation, une performance inférieure à 60% (58%) a été enregistrée à Dimbokro. A Bocanda, on enregistre une performance similaire en calage comme en validation. La validation étant la phase test des modèles, on conclut que ces modèles ont apporté des réponses satisfaisantes quant à la simulation des débits observés. L'observation des hydrogrammes est également utile pour analyser les simulations (**Figure 3**). La reconstitution des hydrogrammes observés et simulés est acceptable dans son ensemble.





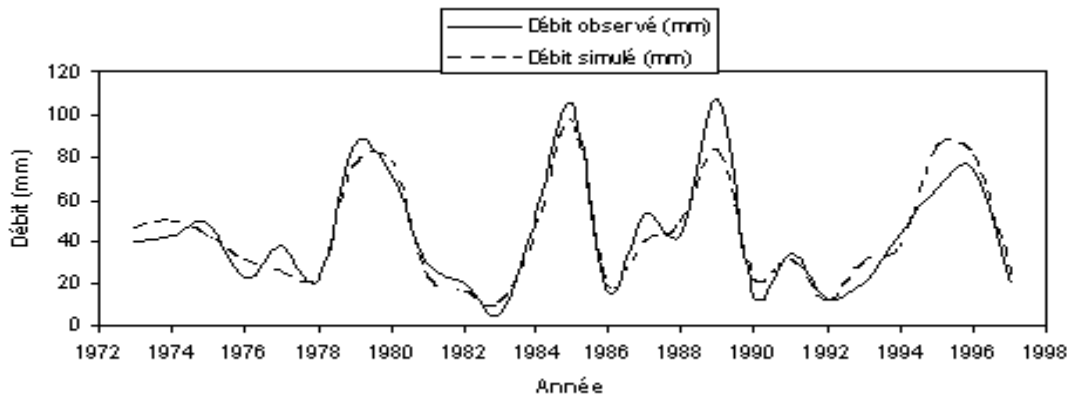
**Figure 3 :** Hydrogrammes observés et simulés en validation par le modèle conceptuel (1973-1997) sur le N'zi à N'zianoa (a) et à Bocanda (b).

A l'instar, de la fiabilité des modèles identifiés en terme de critère de performance plus particulièrement en validation, la robustesse est l'une des qualités les plus importantes et les plus souhaitables des modèles permettant de leur conférer une bonne crédibilité. Les valeurs de robustesse calculées sont consignées dans le **Tableau 2**. Ces valeurs fluctuent entre -22 et 0 avec une moyenne de -10,7.

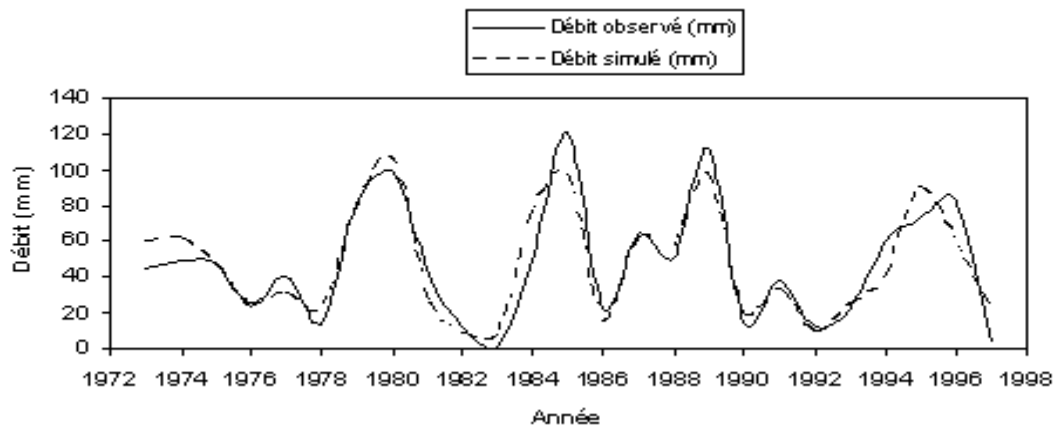
#### 4-3. Analyse et interprétation des résultats du modèle neuronal

L'analyse des performances en phase d'apprentissage du modèle neuronal (adéquation de la structure du modèle et de poids aux données du bassin étudié) met en évidence de bonnes performances du modèle sur l'ensemble des bassins. Ces performances en termes de critère de Nash-Sutcliffe sont supérieures ou égales à 73% quel que soit le bassin avec une moyenne de 86% en calage et 75,3% en validation. La bonne qualité des performances en phase d'apprentissage est une condition nécessaire pour assurer une bonne fiabilité des poids affectés, même si elle ne représente pas une condition suffisante. De façon générale, le réseau suit de très près la dynamique hydrologique. Le modèle neuronal a montré sa grande flexibilité à s'adapter aux spécificités des périodes d'apprentissage et de validation. Par conséquent, le réseau de neurones est capable de générer des hydrogrammes de débits annuels très proches des hydrogrammes observés (**Figure 4**). Il y a généralement une très bonne reconstitution des hydrogrammes d'étiages et une reconstitution moins bonne des hydrogrammes de crues.

a)



b)



**Figure 4 :** Hydrogrammes observés et simulés en validation par le modèle neuronal (1973-1997) sur le N'zi à N'zianoa (a) et à Bocanda (b).

Les écarts de variation des performances de la phase d'apprentissage à la phase de contrôle (ou validation) (critère de robustesse) obtenus avec le modèle neuronal (*Tableau 2*) met en évidence une diminution des performances de l'apprentissage à la validation. La chute de performance oscille entre -13% et -8% avec une moyenne de -10,7%. Ceci signifie donc que le modèle neuronal peut être considéré comme stable en général sur l'ensemble des bassins, démontrant ainsi sa robustesse.

#### 4-4. Discussion

Les performances obtenues au niveau du modèle conceptuel (performances supérieures à 60%) et du modèle neuronal montrent que ces différents modèles ont apporté des réponses satisfaisantes quant à la simulation des débits. La moitié des valeurs du critère de robustesse est comprise entre -10 et 10. Les valeurs moyennes du critère de robustesse au niveau des deux modèles sont égales à 10,7%. Ces résultats montrent que les deux modèles utilisés sont robustes et d'égales robustesses. Les modèles utilisés ont été donc capables de fournir des simulations de qualité proche de celles obtenues lors du calage. Une comparaison des résultats de performance en calage, en validation et des résultats du critère de robustesse des deux approches de modélisation (modélisation conceptuelle et modélisation neuronale) a été réalisée. Les performances en calage et en validation au niveau du modèle neuronal sont supérieures à celles du modèle conceptuel. Le modèle neuronal se trouve donc plus performant que le modèle conceptuel dans le contexte de variabilité climatique tenant compte des mêmes paramètres d'entrée (pluie, ETP) au pas de temps annuel sur les bassins versants du N'zi à N'zianoa, Dimbokro et Bocanda.

Cependant, les deux modèles semblent avoir la même robustesse au regard des valeurs moyennes obtenues (-10,7). Les valeurs du critère de robustesse semblent peu varier au niveau du modèle neuronal. Le choix d'un modèle dépendant de sa performance et sa robustesse, cette analyse comparative des différentes approches de modélisation montre que les réseaux de neurones artificiels (RNA) peuvent être aussi utilisés dans la modélisation de la relation pluie-débit. Ces modèles neuronaux ont montré ainsi leur capacité à simuler les écoulements aux pas de temps annuel au même titre que les modèles conceptuels généralement utilisés dans l'étude de l'impact de la variabilité climatique sur les ressources en eau. En effet, la plupart des modèles existant dans la littérature sont le fruit d'une démarche conceptuelle. Ces modèles conceptuels décomposent donc de manière explicite la transformation de la pluie en débit en sous processus [3]. Dans le cas des réseaux de neurones artificiels, il s'agit d'un lien purement mathématique entre les variables d'entrée du système et ses variables de sortie. Il y a donc un manque de pertinence au niveau du modèle neuronal qui serait imputable à l'absence de fonction réelle de routage au sens hydrologique ajouté à l'incapacité d'interpréter de façon hydrologique les poids du modèle [3]. Si l'objectif des nombreuses études de régionalisation réalisées au cours de ces quatre dernières décennies était d'établir une relation entre des caractéristiques physiques des bassins et les valeurs des paramètres des modèles, alors le choix des modèles neuronaux serait problématique.

## 5. Conclusion

La démarche que nous avons adoptée a consisté à comparer deux modèles d'approches de modélisation des écoulements annuels (approche conceptuelle et approche neuronale) à partir de la pluie et des ETP et à dégager la capacité de chaque approche à lier performance, robustesse et intérêts en hydrologie opérationnelle afin de modéliser les relations pluie-débit non plus de façon essentiellement conceptuelle mais aussi neuronale. La prise en compte de l'effet de mémoire de la variabilité climatique qui affecte les différents bassins dans le modèle conceptuel a été probante. En calage, le modèle conceptuel a enregistré une performance moyenne de 77%. Quant au modèle neuronal, il a produit une performance moyenne de 86%. En validation, le modèle neuronal a enregistré une performance moyenne de 66,3% contre 75,3% au niveau du modèle neuronal. Le critère de robustesse moyen enregistré sur l'ensemble des bassins tests est de -10,7%. Les résultats sont à l'avantage du réseau de neurone, dont les performances en termes de critère de Nash-Sutcliffe sont supérieures de 5 à 10% en calage et en contrôle. Les réseaux de neurones sont des outils adaptés à la modélisation hydrologique, aussi performants (voire plus) que les modèles conceptuels, plus traditionnellement utilisés.

## Références

- [1] - O. NASCIMENTO, « Appréciation à l'aide d'un modèle empirique des effets d'actions anthropiques sur la relation pluie-débit à l'échelle d'un bassin versant ». Thèse de Doctorat, Ecole Nationale des Ponts et Chaussées de Paris, France, (1995), 390.
- [2] - P. GINESTE, « Contribution de l'imagerie satellitale RADAR ERS à la détection des zones saturées et à la modélisation hydrologique d'un petit bassin versant agricole par TOPMODEL ». Thèse de Doctorat, CEMAGREF-ENGREF, Montpellier, France, (1998), 273.
- [3] - C. PERRIN, « Vers une amélioration d'un modèle global pluie-débit au travers d'une approche comparative ». Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, France, (2000), 287.

- [4] - T.A. BENKACI et N. DECHEMI, « Modélisation pluie—débit journalière par des modèles conceptuels et “boîte noire”; test d’un modèle neuroflou ». *Journal des Sciences Hydrologiques*, Vol. 49, N°5, (2004), 919-930.
- [5] - Y.B. KOFFI, « Modélisation pluie-débit en région tropicale humide : Application des réseaux de neurones sur quatre stations hydrométriques du Bandama Blanc (Bada, Marabadiassa, Tortiya, Bou), Nord de la Côte d’Ivoire ». Thèse de Doctorat, Université de Cocody-Abidjan, Côte d’Ivoire, (2007), 256.
- [6] - P. COULIBALY, F. ANCTIL, et B. BOBEE, « Prévision hydrologique par réseaux de neurones artificiels: état de l’art ». *Canadian Journal of civil engineering*, Vol. 26, (1999), 293-304.
- [7] - B.Y. DIBIKE et D.P. SOLOMATINE, « River flow forecasting using Artificial Neuronal Networks”. *Physics and. Chemistry of the Earth*, Vol. 26, N°1, (2001), 1-7.
- [8] - T.S. HU, K.C. LAM et S.T. NG, « River flow time series prediction with a range-dependent neural network”. *Hydrological Sciences Journal*, Vol. 46, N°5, (2001), 729-745.
- [9] - P. TORFS et R. WOJCIK, “Local probabilistic Neuronal Networks in Hydrology”. *Physics and. Chemistry of the Earth*, Vol. 26, N°1, (2001), 9-14.
- [10] - M. CAMPOLO, A. SOLDATI, et P. ANDREUSSI, « Artificial neural network approach to flood forecasting in the River Arno”. *Hydrological Sciences Journal*, Vol. 48, N°3, (2003), 381-398.
- [11] - D. PARESH et V. CHANDRAMOULI, « A fuzzy neural network model for deriving the river stage—discharge relationship”. *Hydrological Sciences Journal*, Vol. 48, N°2, (2003), 197-209.
- [12] - G.B. SAHOO et C. RAY, « Flow forecasting for a Hawaii stream using rating curves and neural networks”. *Journal of Hydrology*, Vol. 317, (2006), 63-80.
- [13] - P.J.A. FILHO et D.C. SANTOS, «Modelling a densely urbanized watershed with an artificial neural network, weather radar and telemetric data”. *Journal of Hydrology*, Vol. 317, (2006), 31-48.
- [14] - Y.B. KOFFI, T. LASM, P.A. AYRAL, A. JOHANNET, A.M. KOUASSI, E. ASSIDJO et J. BIÉMI, « Optimisation des modèles Perceptrons Multicouches avec les algorithmes de premier et de deuxième ordre. Application à la modélisation de la relation pluie-débit du Bandama Blanc, Nord de la Côte d’Ivoire ». *European Journal of Scientific Research*, Vol. 17, N°3, (2007), 13-328.
- [15] - Y.B. KOFFI, P.A. AYRAL, A.M. KOUASSI, T. LASM, K.E. AHOUSSEI et J. BIÉMI, «Modélisation des débits des rivières sous climat tropical humide par les réseaux de neurones formels : application de deux variantes de perceptrons multicouches sur le Bandama Blanc de Côte d’Ivoire ». *Journal Africain de Communication Scientifique et Technologique*, Vol. 11, (2011), 1377-1391.
- [16] - K.L. HSU, H.V. GRUPTA et S. SOROOSHIAN, « Precipitation estimation from remotely sensed information using artificial neural networks”. *Journal of Applied Meteorology*, Vol. 36, (1995), 1176-1190.
- [17] - 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*, Vol. 16, N°3, (2003), 407-424.
- [18] - R.N. RANDRIANARIVONY, P. LAURET, Z.A. RANDRIAMANANTANY et J.C. GATINA, « Modélisation du régime annuel des petites rivières en vue d’installation de microcentrales hydroélectriques ». *Afrique SCIENCE*, Vol. 05, N°1, (2009), 39-49.
- [19] - I. DIMOPOULOS, S. LEK et L. 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), 179-194.
- [20] - S. LEK, I. DIMOPOULOS, M. DERRAZ et G. YEL, « Modélisation de la relation pluie-débit à l’aide des réseaux de neurones artificiels ». *Revue des Sciences de l’Eau*, Vol. 9, N°3, (1996), 319-331.

- [21] - M.P. RAJURKAR, U.C. KOTHYARI et U.C. CHAUBE, « Artificial neural networks for daily rainfall-runoff modelling ». *Hydrological Sciences Journal*, Vol. 47, N°6, (2002), 865-877.
- [22] - H.K. CIGIZOGLU, « Estimation, forecasting and extrapolation of river flows by artificial neural networks ». *Hydrological Sciences Journal*, Vol. 48, N°3, (2003), 349-361.
- [23] - R.L. WILBY, R.J. ABRAHART et C.W. DAWSON, « Detection of conceptual model rainfall-runoff processes inside an artificial neural network ». *Hydrological Sciences Journal*, Vol. 48(2), (2003), 163-181.
- [24] - A.M. KOUASSI, K.F. KOUAME, B.T.A. GOULA, T. LASM, J.E. PATUREL et J. BIEMI, « Influence de la variabilité climatique et de la modification de l'occupation du sol sur la relation pluie-débit à partir d'une modélisation globale du bassin versant du N'zi (Bandama) en Côte d'Ivoire ». *Revue Ivoirienne des Sciences et Technologie*, Vol. 11, (2008), 207-229.
- [25] - A.M. KOUASSI, K.F. KOUAME, Y.B. KOFFI, K.B. DJE, J.E. PATUREL et S. OULARE, « Analyse de la variabilité climatique et de ses influences sur les régimes pluviométriques saisonniers en Afrique de l'Ouest: cas du bassin versant du N'zi (Bandama) en Côte d'Ivoire ». *Revue Européenne de Géographie (Cybergéo)*, décembre 2010, <http://cybergegeo.revues.org/index23388.html>.
- [26] - C. MOUELHI, « Vers une chaîne cohérente de modèles pluie-débit conceptuels globaux aux pas de temps pluriannuel, annuel, mensuel et journalier ». Thèse de Doctorat, Ecole Nationale du génie rural des eaux et forêts de Paris, France, (2003), 274.
- [27] - S. MOUELHI, C. MICHEL, C. PERRIN et V. ANDREASSIAN, « Linking stream flow to rainfall at the annual time step: the Manabe bucket model revisited ». *Journal of Hydrology*, Vol. 328, (2006), 283-296.
- [28] - J.C. REFSGAARD, « Parameterisation, calibration and validation of distributed hydrology models ». *Journal of Hydrology*, Vol. 198, N°1- 4, (1997), 69-97.
- [29] - G. DREYFUS, J.M. MARTINEZ, M. SAMUELIDES, M.B. GORDON, F. BADRAN, S. THIRIA et L. HERAULT, « Réseaux de neurones : Méthodologie et application ». Deuxième édition, Groupe Eyrolles, (2004), 374.
- [30] - J.E. NASH et J.V. SUTCLIFFE, « River flow forecasting through conceptual models. Part I - A discussion of principles ». *Journal of Hydrology*, Vol. 27, N°3, (1970), 282-290.
- [31] - A.M. KOUASSI, « Caractérisation d'une modification éventuelle de la relation pluie-débit en Afrique de l'Ouest : cas du bassin versant du N'zi (Bandama) en Côte d'Ivoire. Thèse de Doctorat, Université de Cocody-Abidjan, Côte d'Ivoire, (2007), 210.