MODELISATION PLUIE-DEBIT JOURNALIER PAR UN MODELE CONCEPTUEL LE GR4J ET LES RESEAUX DE NEURONES EN ZONE SEMI-ARIDE«CAS DU BASSIN DE OUED OUAHRANE»

BENZINEB KHADIDJA[1], REMAOUN Mohamed [2], RENIMA Mohamed[3]

[1] *Laboratoire de Chimie Végétale-Eau-Energie, Université Hassiba Benbouali de Chlef, Algérie (benzineb_kh@outlook.fr)*
[2] *Laboratoire de Chimie Végétale-Eau-Energie, Département d'hydraulique, Université de Chlef, Algérie.*

[3] *Laboratoire de Chimie Végétale-Eau-Energie, Université de Chlef, Algérie. E-mail : renimamohamed@yahoo.fr*

RÉSUMÉ

Ce travail de recherche permettra de vérifier l'efficacité des réseaux de neurones formels et du modèle GR4j pour la modélisation des débits journaliers du bassin d'oued Ouahrane à partir de la relation pluie-débit qui est non-linéaire. Deux modèles de réseaux de neurones ont été optimisés avec l'apprentissage supervisé et comparés afin d'atteindre cet objectif, le premier modèle avec la pluie en entrée et le second avec la pluie et l'ETP en entrée. Ces modèles neuronaux ont été comparés avec un autre modèle global, le modèle GR4j. Ensuite, il a été optimisé et comparé avec les trois premier modèles, un troisième modèle de réseaux de neurone avec la pluie, l'ETP et l'humidité du sol (calculé par le modèle GR4j) en entrée, dans ce travail, sur le bassin de oued Ouahrane.

Les modèles neuronaux ont été optimisés avec l'algorithme de Levenberg Marquarld (LM), tandis que le modèle GR4j a été optimisé avec la méthode SCEUA. Le critère de Nash (%) et le coefficient de corrélation de Pearson (R) ont permis d'apprécier les performances de ces modèles.

Mots-clés : *modélisation, réseau de neurone, apprentissage supervisé, algorithme de Levenberg Marquardt, GR4J.*

1. INTRODUCTION

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. 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.

La transformation des pluies incidentes en débits à l'exutoire d'un bassin, représente le processus le plus complexe à modéliser. Deux types de modèles sont couramment utilisés pour conceptualiser cette relation pluie–débit: les modèles conceptuels et les modèles "boîte noire".

Ces dernières années, 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 voix à une catégorie de modèles pluie–débit basée sur l'intelligence artificielle [1, 2].

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 [3], en Europe [4, 5], en Afrique [6] et en Algérie [7, 8] confirment les meilleurs résultats de simulation et de prévision avec les réseaux de neurones.

Ce travail de recherche permettra de vérifier l'efficacité des réseaux de neurones formels et le modèle GR4j pour la simulation des débits en zone semi-aride (cas du bassin de oued Ouahrane). En effet cette étude permettra d'optimiser et de comparer des modèles neuronaux et un modèle conceptuel global (GR4J) pour la simulation des débits journaliers du bassin de oued Ohahrane.

2. CARACTERISTIQUES DES MODELES UTILISE

Dans l'optique de vérifier la performance de ces modèles sur le bassin versant de oued Ouahrane, il a été optimisé et comparé, dans ce travail, deux séries d'architectures (une première série avec la pluie en entrée (modèle Neur1) et une seconde avec la pluie et l'ETP en entrée (modèle Neur2) avec le modèle GR4j.

3. RÉSULTATS ET DISCUSSIONS

L'opération de calage a été effectuée sur une période de 02 années (1998-2000). Pour la validation nous avons utilisé de nouvelles bases de données correspondant à la période (2007-2009).Les résultats du calage et de la validation de la station de Larabaà Ouled Farés sont représentés dans le tableau 1. D'après le tableau 1 on remarque que :

les résultats obtenus avec les différents modèles développés (modèles neuronaux (Neur1 et Neur2) et le modèle GR4j) sont généralement très satisfaisants en calage avec des critères de Nash qui sont supérieurs à 74% et les coefficients de corrélation de Pearson varient de fort à très forts entre 0,66 et 0,92 en calage et en validation.

Tableau 1. Performance des modèles neuronaux (Neur1, Neur2) et du modèle GR4j à la station d'étude

		Calage		**Validation**	
Station	**Modèle**	Nash (%)	R	Nash (%)	R
Larabaà Ouled Fares	**Neur 1**	74,66	0,857	53,26	0,66
	Neur 2	84,79	0,920	64,17	0,737
	GR4j	76,54	0,879	58,40	0,773

L'ajout de l'évapotranspiration potentielle améliore la performance des réseaux de neurones, tant en calage qu'en validation pour les deux stations.

Une comparaison faite entre les performances des modèles neuronaux (Neur1 et Neur2) et le modèle GR4j montre que le modèle neuronal (Neur2) est plus performant que le modèle GR4j tant en calage qu'en validation, et le modèle neuronal (Neur1) est moins performant que le modèle GR4j tant en calage qu'en validation.

3.1 Réseaux de neurones à trois entrées (Neur3)

Les résultats précédents ont montré la nécessité d'améliorer les performances des modèles neuronaux. Pour cela, nous avons décidé d'introduire une troisième entrée.

Le niveau d'humidité du réservoir sol: simulé par le modèle GR4j, il représente une donnée indispensable pour orienter les réseaux de neurones.

Le modèle Neur 3 (réseau de neurones à trois entrées: pluie, ETP et l'humidité du sol) est optimisé et comparé avec les autres modèles (Neur1, Neur2 et GR4j). L'architecture de ce modèle (Neur3) est fixée après plusieurs phases d'optimisation (perceptron multicouches à une couche cachée avec cinq neurones sur la couche cachée).

Les résultats présentés dans le Tableau 2 montrent une amélioration considérable des performances des réseaux de neurones à trois entrées. En effet pour les phases de calage, on obtient une valeur du critère de Nash élevée (>90%).Ceci exprime le bon fonctionnement du modèle et le choix judicieux d'une troisième entrée décisive pour l'orientation du modèle.

Des études similaires [9] ont montré que, plus les données en entrée des réseaux de neurones sont nombreuses et plus ces modèles sont performants.

Tableau 2. *Performance du réseau de neurones à trois entrées (Neur3) aux stations d'étude*

		Nash (%)	**R**
Calage	*Station de Larbàa Ouled Farés*	91,69	0,955
Validation	*Station de Larbàa Ouled Farés*	70,80	0,826

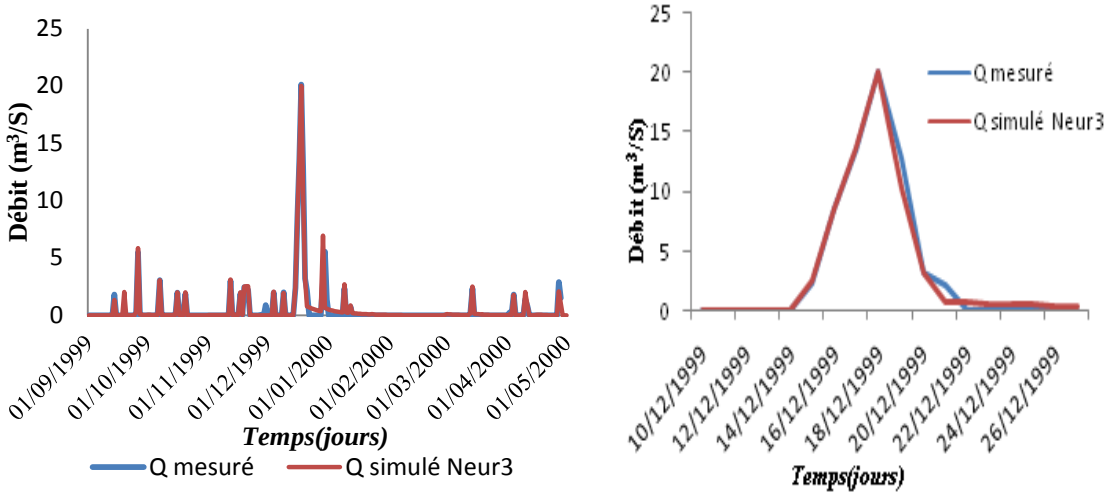

Figure 1. *Évolution des hydrogrammes mesurées et calculés par le modèle Neur3 à la station de Larabaà Ouled Farés pendant le calage*

Bibliographie

[1] French M, Krajewski W, and Cuykendall R. Rainfall forecasting in space and time using neural network. J. Hydrol., 1992, 137, 1-31.

[2] Minns A, Hall J. Artificial neural network as rainfall–runoff models. Hydrol. Sc. J., 1996, 41(3), 399-417.

[3] Wenri H, Xu B, and Amy C. Forecasting flows in Apalachicola River using neural networks. Hydrological Processes, Vol. 18., 2004, 2545-2564.

[4] Johannet A, Ayral P, and Vayssade B. Modelling non measurable processes by neural networks: forecasting underground's flow. International Joint Conferences on Computer, Information and Systems Sciences and Engineering., 2006, 6, 4-14.

[5] Ayral P. Contribution à la spatialisation du modèle de prévision des crues éclaires 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, pp.311

[6] Koffi Y, Ayral P, Kouassi A, Johannet A, et Biemi J. 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., 2011, 17, 151-171

[7] Dechemi N, Tarik B, et Issolah A. 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.

[8] Tarik B, Dechemi N. Daily rainfall–runoff modelling using conceptual and black box models; testing a neuro-fuzzy model». Journal des Sciences Hydrologiques, Vol. 49., 2004 , 919-930.

[9] Legates X, Mccabe J. Evaluating the use of "goodness-of-fit" measures in hydrologic and hydroclimatic model validation. Water Resources Research, Vol. 35, n°1., 1999, 233-241