

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Hassiba Benbouali de Chlef

Faculté de Génie Civil et d'Architecture



THESE

Présentée pour l'obtention du diplôme de

DOCTORAT

Domaine : Sciences et technologie

Filière : Hydraulique

Spécialité : Construction hydraulique

Par

Khadijia BENZINEB

Sujet de la thèse :

MODELISATION DES DEBITS DE CRUES DU BASSIN DE OUED OUAHRANE PAR LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

Soutenue le 16 mars 2017 devant le jury composé de :

Hamoudi SAAED ABDELAMIR	Professeur	Université de Chlef	Président
Mohamed REMAOUN	Professeur	Université de Chlef	Rapporteur
Karim EZIANE	Professeur	Université de Chlef	Examineur
Abd El Kader BOUTHIBA	Professeur	Université de Chlef	Examineur
Boualem REMINI	Professeur	Université de Blida	Examineur
Mohamed HABI	Professeur	Université de Tlemcen	Examineur

Remerciements

Je remercie Allah tout puissant pour la volonté, la santé et la patience qu'il m'a donné durant toutes mes années d'étude.

Je souhaite remercier en premier lieu mon promoteur M^r REMAOUN Mohamed, professeur à l'université de Hassiba BenBouali (Chlef), pour sa disponibilité, ses remarques constructives qui m'ont permis d'améliorer la qualité de ce travail.

Mes sincères remerciements à M^r BENKACI Ali Tarik, enseignant à l'ENSH de Blida pour son aide et ses conseils.

Je remercie également les membres de jury pour avoir accepté d'évaluer le présent travail.

Mes gratitudes vont aussi à tous mes enseignants durant mon cursus universitaire, particulièrement M^r Iziane K, M^r Benouda H, M^r Saad.....

Notre devoir aussi de présenter nos remerciements aux services étatiques qui nous ont porté aide pour l'acquisition des données hydro-climatiques sur le bassin de oued Ouahrane. L'office Nationale de Météorologie de Chlef particulièrement, M^r Elhachemi et L'agence nationale des ressources hydriques : A.N .R.H (Blida).

Mes sincères remerciements s'adressent à toute personne ayant œuvré de près ou de loin à la concrétisation de ce travail, par un conseil, un encouragement ou toute forme de contribution, notamment, M^r Adda M, M^r Bradai, M^r Habibi, M^r Renima M, M^r Belaalia O, M^{lle} Berdane kh, M^{lle} Zekouda N, M^{lle} Azzaz rahmani F et M^m Yacef F.

Lorsque je vois ce nombre de personne qui m'on aidé de près ou de loin je dis que je suis chanssonne et ce "El'Hamdou Li Allah"

Enfin, j'adresse une pensée affectueuse à mes parents pour leur soutien, leurs encouragements et surtout leur confiance.

Dédicaces

Notre vie est ponctuée d'évènements et de personnes qui pour une raison ou une autre laisseront une trace de leur passage en nous, c'est pour cela que je leur dédie ce travail :

*A la mémoire de mon frère **Kadiro** et ma grande mère **Fatma** « Je sais que vous attendiez ce jour avec impatience, vous m'avez dit que ça sera votre meilleur cadeau, mais Allah a voulu que vous partez à jamais avant cet évènement ».*

"Allah Perhamekom"

Mes parents qu'ils trouvent ici le témoignage de ma gratitude pour leur tendresse et leur sacrifice qu'ils n'ont cessé de faire durant toute ma vie scolaire.

Mes grands pères et ma grande mère que Dieu les garde

*A tous mes frères et sœurs : **Morad, Omar, Fethia, Rima et Nada***

A toute ma famille: mes oncles, mes tantes et mes cousins.

*A tous mes amis: **Xheira, Imene et son mari, Sarra, Fatima, Keltoum, Fadhila, Lila, Farida et Meriem***

A toute personne qui a espéré ma réussite et attendu l'achèvement de ce travail.

Benzineb Khadidja

ملخص

الأحداث الهيدرولوجية الاستثنائية تمثل احد أهم المخاطر الطبيعية المسؤولة أحيانا عن فقدان الأرواح البشرية والممتلكات المادية. في العقود الأخيرة، قد تم تطبيق عدد كبير من المناهج الآلية أو الحسابية لنمذجة هذه الظاهرة و ذلك باستعمال مختلف النماذج الهيدرولوجية التي تسمح بتحويل التساقط إلى تدفق. في حين تعقيد الأنظمة الهيدرولوجية يحتاج إلى استخدام أدوات محددة من الأنظمة الديناميكية غير الخطية.

الهدف الأساسي من هذه الأطروحة هو اختبار فعالية الشبكات العصبية الاصطناعية في نمذجة تدفق حوض "واد وهران" انطلاقا من العلاقة أمطار- سيول الغير خطية.

من اجل تحقيق هذا الهدف قمنا باستخدام و مقارنة نموذجين من الشبكة العصبية الاصطناعية ، النموذج الأول مع المطر في المعطيات والنموذج الثاني مع المطر والتبخر في المعطيات.

تمت مقارنة هذه النماذج العصبية الاصطناعية مع نموذج شامل آخر، النموذج التصوري التجريبي الإجمالي اليومي (GR4j). ثم مقارنة النماذج الثلاثة الأولى مع النموذج الثالث من الشبكات العصبية الاصطناعية مع المطر، التبخر ورطوبة التربة (تحسب بواسطة النموذج التصوري التجريبي الإجمالي اليومي) في المعطيات.

نماذج الشبكة العصبية الاصطناعية تم تحسينها عن طريق خوارزمية Levenberg Marquardt، بينما النموذج GR4j تم تحسينه بواسطة الطريقة SCE-UA. معيار ناش (%)، ومعامل ارتباط بيرسون ساعد في تقييم أداء هذه النماذج.

المفتاح : نمذجة، الشبكة العصبية الاصطناعية، النموذج GR4j، خوارزمية

Levenberg Marquard

RESUME

Les événements hydrologiques exceptionnels constituent l'un des plus importants risques naturels responsable parfois de la perte de vies humaines et de biens matériels. Au cours des dernières décennies, un grand nombre d'approches automatisées ou informatisées ont été mises en œuvre pour modéliser ce processus. Cependant, la complexité des régimes hydrologiques requiert à recourir à des outils spécifiques des systèmes dynamiques non-linéaires.

Ce travail de recherche permettra de vérifier l'efficacité des réseaux de neurones formels pour la modélisation des débits de crues du bassin de 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 premiers 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 Marquardt (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.*

ABSTRACT

The exceptional hydrologic events constitute one of the most important natural risks responsible occasionally in the loss of human lives and material goods. During the last decades, a great number of automated or computerized approaches were put into effect to modeling this process. However, the hydrological regimes complexity requires specific tools of non-linear dynamic systems.

This research work will allow checking efficiency of formal neural networks for flows' modelling of wadi Ouahrane's basin from rainfall-runoff relation which is non-linear. Two models of neural networks were optimized through supervised learning and compared in order to achieve this goal, the first model with input rain, and the second one with rain and input ETP. These neuronal models were compared with another overall model, the GR4j model. Then, it has been optimized and compared with the three first models, a third model of neural network with rain, ETP and soil moisture (calculated by the model GR4j) input. The neuronal models were optimized with algorithm of Levenberg Marquardt (LM), while the GR4j model was optimized with SCE-UA method. The Nash criterion (%) and the correlation coefficient of Pearson (R) allowed appreciating performances of these models.

Key Words: *modeling; neural network; supervised learning; algorithm of Levenberg Marquardt; GR4J.*

Remerciements	
Dédicaces	
Résumé	
Table des matières	
Liste des abréviations utilisées	
Liste des figures	
Liste des tableaux	

	Introduction générale.....	01
	CHAPITRE 1: Concepts, processus hydrologiques et modélisation pluie-débit	
1. 1	Introduction.....	06
1. 2	Définition et composantes du cycle hydrologique	07
1.2.1	Définitions	07
1.2.2	Les précipitations	08
1.2.3	L'évaporation/l'évapotranspiration	09
1.2.4	L'interception	09
1.2.5	L'infiltration et la percolation	10
1. 3	Crues et processus de génération des crues	10
1.3.1	Définition d'une crue	10
1.3.2	Les processus responsable de formation des crues	11
1.3.2.1	Les précipitations directes à la surface libre du cours d'eau.....	12
1.3.2.2	Ecoulement de surface.....	13
1.3.2.3	Ecoulement sub-surface.....	15
1.3.2.4	Ecoulement souterrain.....	17
1. 4	Transformation de la pluie en hydrogramme de crue	18
1. 5	Modélisation pluie-débit	21
1.5.1	Qu'est ce qu'un modèle ?.....	21
1.5.2	Classification des modèles pluie-débit.....	23
1.5.3	Méthode d'optimisation des modèles pluie-débit	26
1.5.3.1	Les méthodes locales	26
1.5.3.2	Les méthodes globales.....	27
1. 6	Conclusion.....	27
	CHAPITRE 2 : Etude géomorphologique du bassin de oued Ouahrane	
2.1	Présentation générale et situation géographique	30

2.2	Morphologie du bassin	31
2.2.1	Relief.....	31
2.2.1.1	Superficie et périmètre	31
2.2.1.2	Forme du bassin	32
2.2.1.3	Altitudes	32
2.2.1.4	Classe des pentes	34
2.2.1.5	Profil en long	34
2.2.2	Réseau hydrographique	35
2.3	Géologie et sol du bassin	37
2.4	La végétation et l'occupation du sol	39
2.5	Conclusion.....	41

CHAPITRE 3 : Contrôle et traitement des données hydro-climatique

3.1	Introduction	43
3.2	Equipement hydro pluviométrique du bassin	43
3.3	Critique des données	44
3.3.1	Données météorologiques	44
3.3.1.1	Analyse de la pluviométrie du bassin de oued Ouahrane.....	44
3.3.1.2	Températures.....	55
3.3.1.3	L'évapotranspiration.....	55
3.3.1.4	Les vents.....	56
3.3.1.5	L'indice xéothermique de Bagnouls et Gaussen (1957).....	56
3.3.1.6	L'indice annuel d'aridité de DE MARTONNE (1926).....	57
3.3.1.7	Le quotient pluvio thermique d'Emberger (1955).....	58
3.3.2	Etude des crues et critique des données hydrométriques.....	59
3.3.2.1	Variations des débits journaliers.....	59
3.3.2.2	Type de crue sur le bassin de oued Ouahrane.....	64
3.4	Conclusion.....	67

CHAPITRE 4 : Modélisation pluie-débit des crues du bassin de oued

Ouahrane

4.1	Introduction.....	69
4.2	Les réseaux de neurones artificiels	70
4.2.1	Historique.....	70
4.2.2	Généralités sur les réseaux de neurones.....	71
4.2.2.1	Le neurone formel (artificiel)	71

4.2.2.2	Comportement	72
4.2.2.3	Architecture des réseaux de neurones	73
4.2.2.4	Apprentissage des réseaux de neurones	74
4.3	Etude de la relation pluie-débit de oued Ouahrane par les réseaux de neurone	77
4.3.1	Mise en œuvre des réseaux de neurones.....	77
4.3.1.1	Choix d'un réseau de neurones	78
4.3.1.2	Choix du nombre d'unités cachées	80
4.3.1.3	Méthodes d'optimisation	82
4.3.1.4	Critères de performance	84
4.3.2	Résultats et discussions	85
4.3.3	Conclusion.....	89
4.4	Simulation de la relation pluie-débit par le modèle conceptuel GR4j	90
4.4.1	Choix du modèle	90
4.4.2	Structure et fonctionnement du modèle GR4j	91
4.4.2.1	Fonction de production	91
4.4.2.2	Fonction de transfert	92
4.4.3	Optimisation des paramètres de modèle GR4j.....	95
4.4.4	Mise en œuvre du modèle.....	96
4.4.4.1	Initialisation du système.....	96
4.4.4.2	Application du modèle.....	96
4.5	Comparaison entre les modèles pluie-débit développés.....	99
4.6	Réseau de neurones à trois entrées (Neur ₃).....	101
4.7	Conclusion.....	107
	CONCLUSION GENERALE.....	108
	REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES	112
 ANNEXES		
	ANNEXE I.....	125
	ANNEXE II.....	127
	ANNEXE III.....	130
	ANNEXE IV.....	135
	ANNEXE V.....	137
	ANNEXE VI.....	139

Liste des abréviations

ANRH : Agence National des Ressources Hydrauliques

ETP : Evapotranspiration

GR : modèle du Génie Rural

GR4j : modèle du Génie Rural à 4 paramètres Journaliers

L.O.Farés : Larabaà Ouled Farés

Neur₁ : Réseau de neurone à une seule entrée

Neur₂ : Réseau de neurone à deux entrées

Neur₃ : Réseau de neurone à trois entrées

ONM : Office National de la Météorologie

PMC : Perceptron multicouche

RNA : Réseau de neurones artificiels

Liste des figures

Chapitre 1

Figure 1.1 : Le cycle hydrologique.....	8
Figure 1.2 : Cheminement possible de l'eau sur un versant.....	12
Figure 1.3 : Ruissellement par dépassement de l'infiltrabilité.....	13
Figure 1.4 : Ruissellement par saturation et exfiltration.....	14
Figure 1.5 : Ecoulement par macropores.....	16
Figure 1.6 : Effet piston.....	17
Figure 1.7 : Transformation de la pluie en hydrogramme de crue.....	19
Figure 1.8 : Hyétoqramme et hydrogramme résultant d'un événement pluie-débit.....	20
Figure 1.9 : Schématisation d'un modèle global pluie-débit.....	22

Chapitre 2

Figure 2.1 : Localisation du Bassin de oued Ouahrane dans le haut et le moyenne Cheliff	31
Figure 2.2 : Rectangle équivalent à trois dimensions de oued Ouahrane.....	32
Figure 2.3 : Carte de l'altimétrie du bassin de oued Ouahrane.....	33
Figure 2.4 : Courbe hypsométrique du bassin de oued Ouahrane.....	33
Figure 2.5 : Carte des pentes du bassin de oued Ouahrane.....	34
Figure 2.6 : Profil en long de oued Ouahrane.....	35
Figure 2.7 : Carte de réseau hydrographique du bassin de oued Ouahrane.....	36
Figure 2.8 : Géologie du bassin de oued Ouahrane.....	38
Figure 2.9 : Végétation du bassin de oued Ouahrane.....	40

Chapitre 3

Figure 3.1 : Double cumulée de pluie annuelle entre Larabaâ Oued Farès et Bénairia.....	46
Figure 3.2 : Test de détection d'anomalies par analyse des résidus de régression.....	47
Figure 3.3 : Carte pluviométrique du bassin de oued Ouahrane.....	48
Figure 3.4 : Variation de la pluie annuelle du bassin de oued Ouahrane (1972/1973-2011/2012).....	50
Figure 3.5 : Ajustement des précipitations annuelles des deux stations.....	52
Figure 3.6 : Ajustement de la loi de Gumbel des pluies journalières maximales.....	55
Figure 3.7 : Diagramme ombro thermique de Bagnouls et Gausse sur le bassin de oued Ouahrane (1983 -2012).....	58
Figure 3.8 : Climagramme d'Emberger.....	59
Figure 3.9 : Echantillonnage de la valeur max du débit journalier (Station Larabaâ Ouled Farès) (Crue de 11/11/2001).....	61
Figure 3.10 : Ajustement des débits max. instantanés de la station de Larabaâ Ouled Fares par la loi de Gumbel.....	63
Figure 3.11 : Ajustement des débits journaliers max de la station de Larabaâ Ouled Farès par la loi de Gumbel.....	64
Figure 3.12 : Hydrogramme d'une crue provoquée par une succession des pluies intenses (Crue du 13/04/2012).....	66
Figure 3.13 : Hydrogramme d'une crue provoquée par une succession des pluies intenses (Crue du 01/02/2011).....	66
Figure 3.14 : Hydrogramme d'une crue provoquée pluies intenses et isolées (Crue du 24/10/2000).....	67
Figure 3.15 : Hydrogramme de la crue du 11/11/2001.....	67

Chapitre 4

Figure 4.1 : Schéma d'un neurone formel avec ses variables x , ses paramètres w , sa fonction d'activation f et sa sortie y	72
Figure 4.2 : Mise en correspondance neurone biologique / neurone artificiel.....	73
Figure 4.3 : Différents types de fonctions de transfert pour le neurone artificiel, a : fonction à seuil (S , la valeur du seuil), b : linéaire par morceaux, c : sigmoïde.....	73

Figure 4.4 : Réseau de neurones à deux couches cachées.....	75
Figure 4.5 : Réseau de neurones récurrent.....	75
Figure 4.6 : Erreur moyenne sur la base d'apprentissage en fonction du nombre d'itérations.....	77
Figure 4.7 : Structure générale d'un réseau de neurones multicouches.....	80
Figure 4.8 : Organigramme de conception d'un réseau de neurones.....	82
Figure 4.9 Architecture simplifiée du modèle Neur ₁	83
Figure 4.10 Architecture simplifiée du modèle Neur ₂	83
Figure 4.11 : Hydrogrammes issu des simulations réalisées en phase de calage, à l'aide des modèles neuronaux.....	88
Figure 4.12 : Hydrogrammes issu des simulations réalisées en phase de validation, à l'aide des modèles neuronaux.....	90
Figure 4.13 : Architecture du modèle GR4j.....	96
Figure 4.14 : Hydrogramme issu des simulations réalisées en phase de calage, à l'aide du modèle GR4j, (a) station de Larabàa Ouled Farès, (b) station de Benairia.....	98
Figure 4.15 : Hydrogramme issu des simulations réalisées en phase de validation, à l'aide du modèle GR4j, (a) station de Larabàa Ouled Farès, (b) station de Benairia	99
Figure 4.16 : Évolution des hydrogrammes mesurées et calculés par le modèle GR4j et les modèles neuronaux (Neur ₁ , Neur ₂) pendant le calage (crue 18/12/1999).....	101
Figure 4.17 : Organigramme du modèle neuronal à trois entrées (Neur ₃).....	103
Figure 4.18 : Architecture simplifiée du modèle Neur ₃	100
Figure 4.19 : Évolution des hydrogrammes mesurées et calculés par le modèle Neur ₃ à la station de Larabàa Ouled Farès pendant le calage (crue 18/12/1999).....	106
Figure 4.20 : Évolution des hydrogrammes mesurées et calculés par le modèle Neur ₃ à la station de Benairia pendant le calage (crue 18/12/1999).....	107

Liste des tableaux

Chapitre 2

Tableau 2.1 : Synthèse des caractéristiques hydro-morphologiques du bassin versant de oued Ouahrane.....	36
Tableau 2.2 : Répartition lithologique des différentes formations géologiques du bassin versant de oued Ouahrane.....	39

Chapitre 3

Tableau 3.1 : Coordonnées des stations pluviométriques et hydrométriques.....	45
Tableau 3.2 : Estimation de la lame d'eau précipitée.....	48
Tableau 3.3 : Pluie annuelle de oued Ouahrane.....	49
Tableau 3.4 : Paramètres statistiques des pluies de oued Ouahrane.....	51
Tableau 3.5 : Caractéristiques des ajustements possibles de la station de Larabaâ Ouled Farès et de la station de Benairia.....	51
Tableau 3.6 : Estimation des précipitations annuelles pour différentes fréquences.....	52
Tableau 3.7 : Indice saisonnier des pluies sur le bassin de oued Ouahrane.....	53
Tableau 3.8 : Pluies journalières maximales entre (1972/2012) des stations de Larabaâ Ouled Farès et Bénairia.....	54
Tableau 3.9 : Valeurs de variables réduites de Gumbel et pluies journalières maximales théoriques.....	55
Tableau 3.10 : Températures moyennes mensuelles en °C de la station de Chlef (1983-2012).....	56
Tableau 3.11 : Evapotranspirations potentielles moyennes mensuelles en mm (1983-2012).....	56
Tableau 3.12 : Vitesses du vent moyennes (m/s) à la station de Larabaâ Ouled Farès (1983-2012).....	57
Tableau 3.13 : Paramètres bioclimatiques calculés selon Bagnouls et Gausson.....	57
Tableau 3.14 : Echantillon des débits maximaux journaliers et instantanés de la station de Larabaâ Ouled Farès.....	62
Tableau 3.15 : Les débits maximaux instantanés et journaliers et leurs périodes de retour...	64

Chapitre 4

Tableau 4.1 : Les meilleures architectures de réseaux de neurones retenus.....	82
Tableau 4.2 : Performance des modèles neuronaux (Neur ₁ , Neur ₂) aux stations d'étude...	86
Tableau 4.3 : Résultats du calage et de la validation.....	98
Tableau 4.4 : Performance des modèles neuronaux (Neur ₁ , Neur ₂) et du modèle GR4j aux stations d'étude.....	100
Tableau 4.5 : Performance du réseau de neurones à trois entrées (Neur ₃) aux stations d'étude.....	105

Introduction Générale

Introduction générale

La modélisation du comportement hydrologique des bassins versants est incontournable dès lors que l'on s'intéresse à des problématiques relatives aux catastrophes des crues, ces événements hydrologiques exceptionnels constituent l'un des plus importants risques naturels responsables parfois de la perte de vies humaines et de biens matériels.

L'Algérie a été marquée par de nombreuses inondations. Au cours de la décennie écoulée, les inondations en Algérie sont les plus meurtrières que celles survenues dans les pays du bassin méditerranéen. On peut citer la pluie diluvienne du 10 novembre 2001 survenue à Bab El Oued entraînant près de 735 victimes et plus de 30000 de sans abris et d'importants dégâts matériels.

Pour pouvoir faire face aux risques des inondations provoquées par les crues, les décideurs ont besoin d'outils leur permettant de mieux gérer ces situations de crise. Il faut pouvoir disposer d'outils opérationnels et fiables pour pouvoir prendre les dispositions nécessaires afin d'atténuer les dégâts éventuels.

De ce fait le modèle pluie-débit trouve sa nécessité dans la mesure où le modèle conçu à partir des chroniques de pluies observées, peut générer des débits qui soient les plus proches possibles des débits observés, c'est à dire à partir des observations de pluie tombée, on peut arriver à reproduire (ou à prédire) la réponse en débit du bassin.

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.

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 à boîte noire basée sur l'intelligence artificielle (French et al, 1992; Minns et Hall, 1996).

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, 2004), en Europe : (Johannet et al, 2006 ; Ayrat, 2005), en Afrique (Koffi et al, 2011) et en Algérie : (Dechemi et al, 2003 ; Tarik et Dechemi, 2004) confirment les meilleurs résultats de simulation et de prévision avec les réseaux de neurones.

Cette thèse s'inscrit dans le domaine de la modélisation de la transformation de la pluie en débit et de sa représentation à l'échelle de bassin versant. Notre objectif principal est de modéliser la relation pluie- débit de bassin se oued Ouahrane à l'aide des réseaux de neurones artificiels afin d'évaluer sa capacité à simuler les débits liquides observés.

La thèse se divise en quatre chapitres :

- Le premier chapitre est consacré à une étude bibliographique globale sur les crues, les processus physiques susceptibles d'être responsables de la genèse des crues, les différents modèles déjà existants sur la modélisation pluie-débit et leur optimisation.
- Puis, nous présentons dans le chapitre II les principales caractéristiques géomorphologiques du bassin versant de oued Ouahrane, qui a été choisi comme bassin d'application de notre travail pour la diversité et la disponibilité des données, malgré l'absence quasi-totale d'études.
- Le troisième chapitre est consacré à l'analyse statistique et le traitement des données hydro-climatiques, où nous présentons les caractéristiques climatiques et hydrologiques du milieu récepteur, ainsi que les différents tests statistiques essentiels à l'analyse des données hydro-climatiques qui seront introduits dans le modèle, et les ajustements aux lois statistiques, et par une analyse du couple pluie-débit nous avons proposé une typologie des crues du notre bassin d'étude.

- Dans le quatrième chapitre, nous détaillons les réseaux de neurones, tant que sur le plan théorique et descriptif que sur le plan pratique. Afin de vérifier les performances de ce modèle sur le bassin de oued Ouahrane, nous avons utilisé deux modèles neuronaux, le premier à une seule entrée (la pluie) et le second à deux entrées (pluie et ETP), ces deux modèles sont comparés avec un autre modèle pluie-débit conceptuel le modèle GR4j.

Nous avons aussi tenu à explorer une nouvelle optique de modélisation pluie-débit. En effet, après la comparaison de modèles, nous avons décidé d'améliorer les performances des réseaux de neurones par l'ajout d'une troisième entrée (l'humidité du sol simulé par le modèle conceptuel GR4j).

- Enfin, nous terminons avec une conclusion générale, qui englobe les principales démarches effectuées et les résultats obtenus par cette étude.

Chapitre Premier

CONCEPTS, PROCESSUS HYDROLOGIQUES ET MODELISATION PLUIE-DEBIT

1.1. Introduction

La question de la disponibilité et d'accès à l'eau est sans aucun doute un des problèmes majeurs auquel devra faire face l'humanité durant le siècle à venir. Aujourd'hui on estime en effet qu'un habitant sur cinq de la planète n'a pas accès à l'eau en suffisance et un sur trois a une eau de qualité. Dans ce contexte, il peut être utile de rappeler que "la mesure quantitative et qualitative des éléments du cycle hydrologique et la mesure des autres caractéristiques de l'environnement qui influent sur l'eau constituent une base essentielle pour une gestion efficace de l'eau". (Déclaration de Dublin, 1992). De fait, la compréhension et l'analyse du cycle de l'eau est la base de toute étude et réflexion au sujet de la gestion des eaux.

Mais tout d'abord, qu'est-ce que l'hydrologie ?

Il est assez difficile de définir l'hydrologie car ce n'est pas une science unifiée. Etymologiquement "c'est une science qui traite des eaux", la définition change d'une époque ou d'un hydrologue à l'autre.

L'hydrologie est la science qui répond à la question « Qu'arrive-t-il à la pluie ? » (Penman, 1961). Entre le moment où il pleut et celui où l'eau arrive dans les rivières, toute une série de phénomènes vont intervenir sur le trajet de l'eau : interception par la végétation, ruissellement en surface, infiltration, écoulement dans le sol... Depuis de nombreuses années déjà, les hydrologistes se sont penchés sur la question de la modélisation numérique du cycle hydrologique, et comme dans de nombreux domaines, l'essor considérable des capacités de calcul a permis une avancée importante des technologies de modélisation.

L'hydrologie consiste, selon les termes de Dooge (Dooge, 1988), à « résoudre l'équation du bilan de l'eau ». L'hydrologie s'intéresse à la distribution et à la circulation de l'eau dans la nature (Marchandise, 2007). Une partie de l'eau se trouve répartie soit dans les couches superficielles du sol, soit dans l'océan, soit dans l'atmosphère terrestre ; elle évolue alors entre ces trois milieux en passant par une succession récurrente de phases qui constituent le cycle de l'eau. Sur les surfaces continentales, le cycle de l'eau fait intervenir des interactions entre le sol, la biosphère et l'atmosphère, ainsi que la redistribution latérale l'eau entre les différentes composantes du système.

D'une façon très générale, l'hydrologie peut se définir selon Laborde (Laborde, 2009) comme l'étude du cycle de l'eau et l'estimation de ses différents flux. L'hydrologie au sens large regroupe :

- la climatologie, pour la partie aérienne du cycle de l'eau (précipitations, retour à l'atmosphère, transferts, etc.) ;
- l'hydrologie de surface au sens strict, pour les écoulements à la surface des continents ;
- l'hydrodynamique des milieux non saturés pour les échanges entre les eaux de surface et les eaux souterraines (infiltration, retour à l'atmosphère à partir des nappes, etc.) ;
- l'hydrodynamique souterraine (sensu stricto) pour les écoulements en milieux saturés.

L'hydrologie de surface est la science qui traite essentiellement des problèmes qualitatifs et quantitatifs des écoulements à la surface des continents. Ces problèmes se ramènent généralement à des prévisions (associer à une date une certaine grandeur) ou des prédéterminations (associer à une grandeur une certaine probabilité) de débits ou de volume en un point ou sur une surface.

L'hydrologie est donc un vaste domaine d'étude qui fait appel à des disciplines variées telles la météorologie, la géologie, la nivologie, la glaciologie, l'écologie, etc.

Par une synthèse bibliographique, nous analyserons tout d'abord les différentes composantes du cycle hydrologique, les processus responsables de la genèse et de la propagation des crues et, à partir des définitions des crues nous identifierons quels sont les facteurs influents sur le régime hydrologique à l'échelle temporelle et spatiale.

1.2. Définition et composantes du cycle hydrologique

1.2.1 Définitions

Le cycle de l'eau global peut se résumer approximativement de la façon suivante selon Boe (2007) :

Grâce principalement à l'énergie fournie par le rayonnement solaire, l'eau s'évapore au dessus des surfaces océaniques et terrestres (si de l'eau y est disponible). Cette vapeur d'eau est advectée par les vents puis se condense, formant les nuages et produisant les précipitations. Les précipitations continentales peuvent être stockées provisoirement sous forme de neige et d'humidité dans les sols. Contrairement aux océans, il y a un excès de précipitations par

rapport à l'évaporation au dessus des terres : l'excès d'eau qui n'est pas évaporé ruisselle, formant rivières et fleuves et retourne vers les océans, bouclant ainsi le cycle. Ce cycle est illustré dans la figure I.1 (Maidment, 1992). Le cycle de l'eau est donc sujet à des processus complexes et variés parmi lesquels nous citerons les précipitations, l'évaporation, la transpiration (des végétaux), l'interception, le ruissellement, l'infiltration, la percolation, l'emmagasinement et les écoulements souterrains qui constituent les principaux chapitres de l'hydrologie. Ces divers mécanismes sont rendus possibles par un élément moteur, le soleil, organe vital du cycle hydrologique.

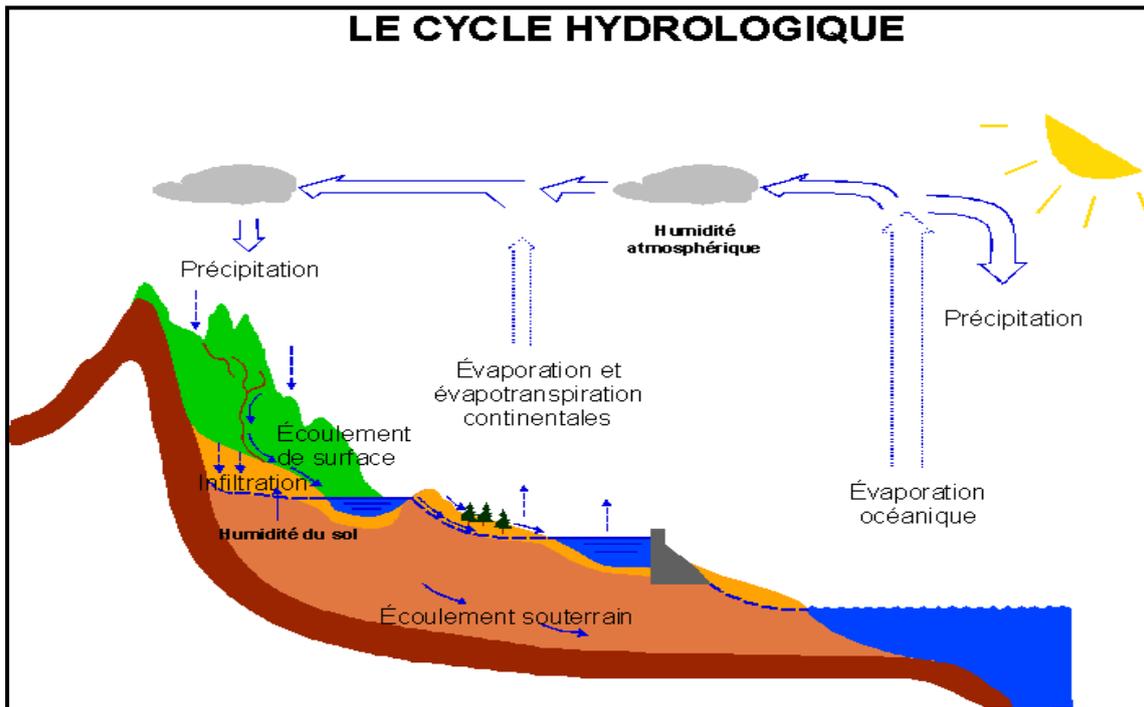


Figure 1.1. Le cycle hydrologique (Maidment, 1992).

1.2.2 Les précipitations

Les précipitations constituent la principale « entrée » des principaux systèmes hydrologiques continentaux que sont les bassins versants.

Ce sont l'ensemble des eaux météoriques qui tombent sur la surface de la terre, tant sous forme liquide (bruine, pluie, averse) que sous forme solide (neige, grésil, grêle) et les précipitations déposées ou occultes (rosée, gelée blanche, givre,...). Elles sont provoquées par un changement de température ou de pression (Musy et Higy, 1998).

Les précipitations sont un des processus hydrologiques les plus variables.

D'une part, elles sont caractérisées par une grande variabilité dans l'espace et ceci quelle que soit l'échelle spatiale prise en compte (régionale, locale, etc.).

D'autre part, elles sont caractérisées par une grande variabilité dans le temps, aussi bien à l'échelle annuelle qu'à celle d'un événement pluvieux.

Quelle que soit la forme de la précipitation, liquide ou solide, on mesure la quantité d'eau tombée durant un certain laps de temps. On l'exprime généralement en hauteur d'eau tombée horizontale (mm) ou en intensité (mm/h). Les principaux instruments de mesures des précipitations sont le pluviomètre et le pluviographe.

1.2.3 L'évaporation/l'évapotranspiration

L'évaporation se définit comme étant le passage de la phase liquide à la phase vapeur, il s'agit de l'évaporation physique. Les plans d'eau et la couverture végétale sont les principales sources de vapeur d'eau. On parle de sublimation lors du passage direct de l'eau sous forme solide (glace) en vapeur. Le principal facteur régissant l'évaporation est la radiation solaire. L'évaporation est l'une des composantes fondamentales du cycle hydrologique. Elle se produit dès lors qu'il existe une différence entre la pression saturante de la vapeur d'eau et la pression de vapeur d'air au dessus de la surface liquide (Llamas, 1993).

Le terme évapotranspiration englobe l'évaporation et la transpiration des plantes. Maidment, par exemple considère que l'on peut atteindre une valeur de 1 cm/jour sur la superficie du bassin versant (Maidment, 1993).

1.2.4 L'interception

Cosandey & Robinson (2000) définissent l'interception comme "la fraction de la précipitation qui, lors de sa chute, est retenue, principalement par la végétation, mais aussi par différentes surfaces plus ou moins imperméabilisées par les constructions, les routes ou même les roches à nu". Ce stock d'eau est ensuite soit évaporé, soit redirigé vers le sol (le long des troncs d'arbre, par égouttage des feuilles, ...). Seul le volume évaporé peut être considéré comme une perte, le second volume est simplement retardé.

On trouve dans la littérature des valeurs de la capacité maximale de stockage par la végétation. Celle-ci est extrêmement variable dans le temps et dans l'espace. Elle est fonction de la morphologie de la végétation et de la densité du couvert végétal, des conditions météorologiques et particulièrement du vent et du type d'événement pluvieux.

Nous retiendrons que pour un milieu tempéré elle est de l'ordre du millimètre sur la surface occupée par la végétation (Cosandey et Robinson, 2000). Le pourcentage intercepté diminue quand l'intensité de la pluie augmente et quand le volume précipité augmente (Musy, 2001).

1.2.5 L'infiltration et la percolation

L'infiltration correspondant au transfert de l'eau depuis la surface du sol vers les couches proches de la surface, puis de plus en plus profondes (Chocat, 1997). La percolation représente plutôt l'infiltration profonde dans le sol, en direction de la nappe phréatique. Le taux d'infiltration est donné par la tranche ou le volume d'eau qui s'infiltre par unité de temps (mm/h ou m³/s). La capacité d'infiltration ou l'infiltrabilité est la tranche d'eau maximale qui peut s'infiltrer par unité de temps dans le sol et dans des conditions données. L'infiltration est nécessaire pour renouveler le stock d'eau du sol, alimenter les eaux souterraines et reconstituer les réserves aquifères.

De plus, en absorbant une partie des eaux de précipitation, l'infiltration peut réduire les débits de ruissellement.

1.3. Crues et processus de génération des crues

D'après ROCHE (1963), la notion de crue est liée à celle du temps de concentration des eaux pluviales sur un bassin. Il est relativement aisé d'imaginer la genèse d'une crue à partir de la pluie. L'abattement des pluies ponctuelles fait que la hauteur de pluie disponible pour la création d'une crue de fréquence donnée est plus faible sur un grand bassin que sur un petit, ce qui tend à diminuer non seulement le débit spécifique de pointe, mais aussi la lame d'eau ruisselée.

Mais avant d'aller plus loin, qu'est-ce qu'une crue ? Quelle est son origine ? Comment la caractériser ?

1.3.1 Définition d'une crue

Une crue est relative à la période de hautes eaux d'une rivière de durée plus ou moins longue suivant des averses plus ou moins importantes sur un bassin versant. Les crues représentent une quantité d'eau "extraordinaire" au sens étymologique du terme transportée (avec ou sans débordement) par un système hydraulique (lacs ou cours d'eau) (Ambroise,

1998 ; Musy et Higy, 1998). L'inondation correspond à la submersion rapide ou lente d'une zone avoisinant un cours d'eau à la suite d'une crue.

Les définitions selon Laborde (Laborde, 2009) s'articulent autour de deux concepts justifiés par l'existence de deux phénomènes qui peuvent être plus ou moins liés :

- la crue est une augmentation brutale du débit quel que soit ce débit (typiquement, la crue provoquée par un orage) ;
- la crue est la période durant laquelle le débit dépasse un certain multiple (2 à 3 par exemple) du débit moyen annuel.

Les phénomènes engendrant les crues peuvent se ramener à trois grands types :

- les crues d'averses sont de loin les plus fréquentes sous nos climats ; elles sont provoquées par des averses exceptionnelles, soit par leur durée, leur intensité, leur extension géographique, leur répétition, ou la combinaison de plusieurs de ces caractères
- les crues de fonte de neige sont plus rares en France ; elles ne se rencontrent guère que dans les hauts bassins des Alpes et des Pyrénées. A la fin de l'hiver, ces bassins sont recouverts d'un manteau neigeux et l'arrivée d'un front chaud accompagné souvent de vent et de pluie, provoque une fusion rapide de la neige. Les eaux de fusion nivale et de la pluie s'écoulant sur un sol parfois encore gelé et sans végétation, peuvent provoquer des crues importantes ;
- enfin, signalons les crues d'embâcle et de débâcle de glace bien qu'elles n'affectent généralement que les régions sub-polaires (nord du Canada et Sibérie par exemple).

1.3.2 Les processus responsable de formation des crues

Avant tout, il semble important de retracer brièvement l'état de l'art de l'hydrologie fondamentale ou plus précisément de l'étude des processus hydrologiques. Cette présentation permettra également de définir les principaux termes utilisés tout au long de cette étude pour décrire les processus hydrologiques.

La genèse du ruissellement et sa modélisation ont été systématisées par l'agronome Horton (1933) pour expliquer les mécanismes de formation des crues. Cette théorie s'appuie sur le partage de la pluie disponible au niveau de la surface du sol après son interception éventuelle par la végétation. Dès que l'intensité des pluies dépasse la capacité d'infiltration du sol, il y a saturation de la surface par le haut. Après avoir rempli les dépressions de la surface, l'eau en excès est évacuée par ruissellement en surface pour former l'écoulement rapide de crue.

Ce mécanisme de ruissellement est considéré comme dominant pendant les épisodes pluvieux intenses et tenu pour responsable des hautes et moyennes eaux s'écoulant dans le réseau hydrographique. Le reste de l'eau (la partie de l'eau qui n'est pas ruisselée) s'infiltré et va percoler par un écoulement beaucoup plus lent à travers le sol jusqu'à rejoindre la nappe. La fraction d'eau infiltrée contribuera ainsi à recharger la nappe et participera au soutien des débits de base. Alors on peut distinguer différents types d'écoulement suivant la figure I.2 (D'après Ambroise, 1998).

En s'inspirant de la classification de Ward et Robinson (1990), Musy et Higy (1998) distinguent quatre cheminements principaux que l'eau emprunte pour rejoindre la rivière.

- les précipitations directes à la surface de l'eau ("direct precipitation")
- les écoulements de surface ("overland flow")
- les écoulements de proche subsurface ("throughflow")
- les écoulements souterrains ("groundwater flow")

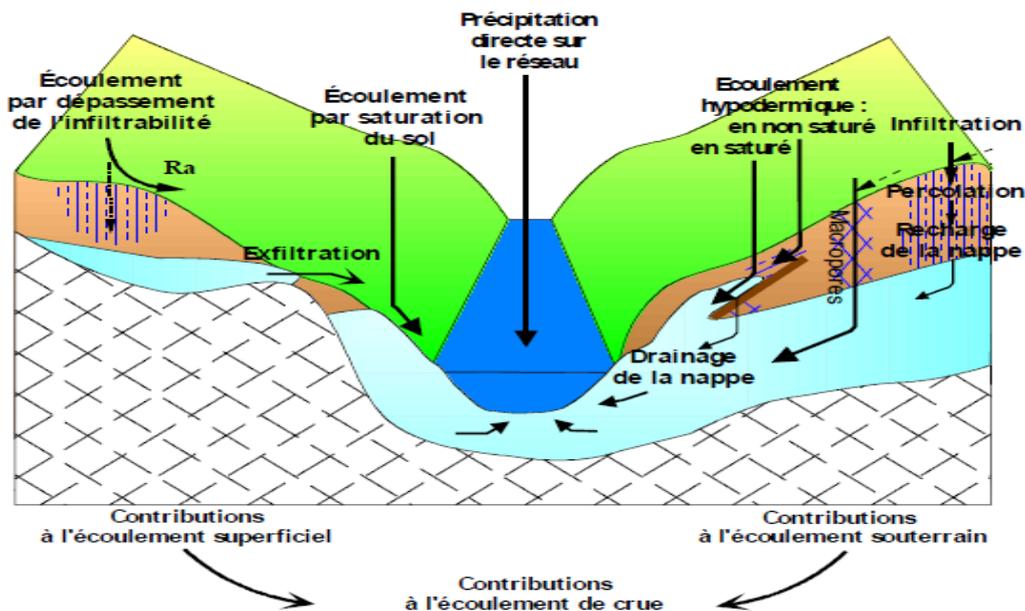


Figure 1.2. Cheminement possible de l'eau sur un versant (Ambroise, 1998)

1.3.2.1 Les précipitations directes à la surface libre du cours d'eau

Ce type de processus est souvent marginal car la surface occupée par les cours d'eau de type pérenne ne représente qu'une très faible fraction de la surface totale du versant. Dans le cas où le bassin versant développe un réseau hydrologique important suite à des précipitations de longues durées ou si ce dernier présente d'importantes zones lacustres ou

marécageuses, l'importance des précipitations directes croît. Les précipitations directes peuvent aussi être considérées comme des précipitations sur des surfaces saturées.

1.3.2.2 Ecoulement de surface

La théorie de Horton (1933) a été longtemps acceptée par la communauté hydrologique comme étant l'explication principale de la génération des crues. Le concept de Horton (1933) est basé sur la notion de limite d'infiltrabilité des sols. En effet, la théorie est basée sur le principe que tant que la capacité d'infiltration du sol n'est pas dépassée la totalité de la pluie s'infiltré, mais dès que les précipitations dépassent cette capacité le surplus d'apport d'eau ruisselle à la surface du sol. L'eau qui ruisselle forme ainsi l'écoulement rapide de crue, par contre l'eau infiltrée contribue beaucoup plus lentement à la recharge des nappes et au maintien du débit de base (figure I.3).

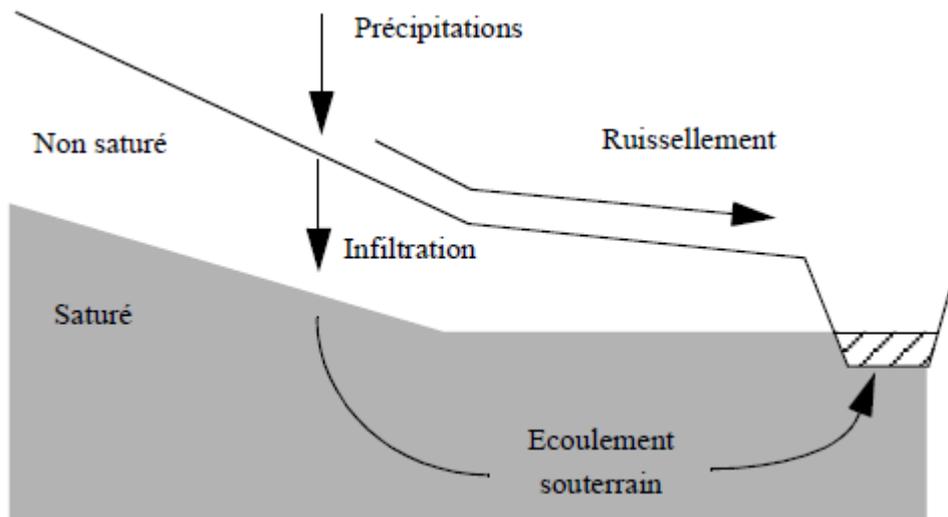


Figure 1. 3. Ruissellement par dépassement de l'infiltrabilité (Ward et Robinson, 1990)

Cette représentation correspond en fait à un cas particulier. Le principe du ruissellement hortonien est valable par exemple dans le cas de sols dépourvus de couvert végétal sous climat aride ou dans le cas des zones urbaines. Cependant, dans les régions à climat tempéré, en particulier où la forêt domine, la capacité d'infiltration des sols est souvent très élevée. De nombreuses études ont montré qu'en climat tempéré les crues sont fréquemment générées par des pluies dont l'intensité est inférieure à l'infiltrabilité des sols (par ex: Hewlett et Hibbert, 1967; Jordan, 1994). Dans un tel cas le mécanisme du ruissellement hortonien ne permet pas d'expliquer la génération des crues. Le ruissellement par dépassement de l'infiltrabilité n'est apparemment pas un mécanisme majeur de la

génération des crues en climat tempéré. Toutefois, il ne doit pas être totalement réfuté. En effet, il peut être actif dans des zones spécifiques du bassin versant. A ces endroits, l'eau ruisselant à la surface du sol contribue soit directement à la génération des crues soit s'infiltrer plus en aval sur le versant (Ambroise, 1998).

Cappus (1960) est certainement le précurseur des concepts de ruissellement par saturation ("saturation overland flow") et des surfaces contributives variables ("variable source area"). Toutefois, sa contribution a eu peu d'écho auprès de la communauté des hydrologues. Ces deux concepts ont été reconnus plus tard suite aux travaux de Hewlett et Hibbert (1967). Ces derniers suggèrent que l'eau transitant à travers le sol par infiltration ou par écoulements de proche subsurface alimente les zones adjacentes à la rivière où la nappe est proche de la surface du sol. Ainsi, les fonds de vallées seaturent au fur et à mesure que le niveau de la nappe atteint la surface du sol. Par conséquent, la pluie arrivant sur ces surfaces ne peut plus s'infiltrer et ruisselle à la surface du sol (figure I.4). Hewlett et Hibbert (1967) suggèrent que seules ces surfaces saturées contribuent à l'écoulement rapide de crues. Dans le reste du bassin versant, ils supposent que la pluie s'infiltrer dans le sol où elle transite ou s'accumule. Les surfaces contributives varient au cours du temps. Si les pluies sont prolongées, les surfaces saturées peuvent alors s'étendre à l'intérieur du bassin. L'extension des surfaces contributives dépend d'une façon générale de la topographie du bassin versant et des conditions hydriques de ce dernier.

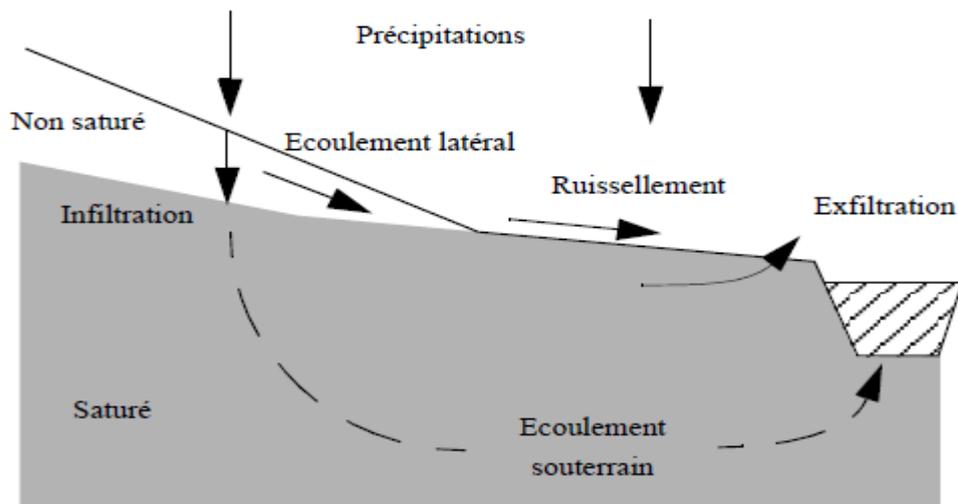


Figure 1.4. Ruissellement par saturation et exfiltration (Ward et Robinson, 1990)

Par la suite l'étude de Dunne et Black (1970) est venue confirmer le rôle central que tiennent les surfaces saturées dans la génération des crues. C'est la première étude qui a introduit de façon explicite le concept du ruissellement par saturation. Par ailleurs, cette étude suggère que la crue n'est pas composée uniquement de ruissellement sur surfaces saturées. En effet, ils supposent qu'une forte proportion d'eau souterraine s'exfiltre et participe ainsi à la crue (Fig. I.5). Ce processus d'exfiltration ("return flow"), nommé aussi écoulement de retour, s'active lorsque l'apport de l'écoulement de subsurface dépasse la capacité du sol à transmettre un flux d'eau transversal. Dans ce cas l'écoulement de subsurface émerge à la surface du sol. Dans la plupart des zones ripariennes la nappe et la frange capillaire sont proches de la surface du sol, ceci constitue donc un état favorable à l'émergence de l'écoulement de retour. En effet, un faible apport d'eau permet de saturer le sol et d'induire l'exfiltration des eaux de subsurface.

1.3.2.3 Ecoulement sub-surface

L'écoulement de sub-surface peut être considéré comme un écoulement souterrain proche à l'écoulement de surface, pouvant se rencontrer à plusieurs mètres de profondeur.

Le rôle de l'écoulement de subsurface (écoulement hypodermique ou retardé) dans la genèse des crues a été évoqué pour la première fois par Hursh (1936) mais sa théorie n'a pas reçu le même succès que celle de Horton. Il a fallu plusieurs années pour que les hydrologues reconnaissent la contribution de l'écoulement sous la surface du sol à l'écoulement rapide des crues. Ceci est probablement dû (Ambroise, 1998) au fait que les mécanismes permettant d'expliquer le transfert plus ou moins rapide de l'eau à travers le sol sont beaucoup plus difficiles à identifier et à expliquer.

Dès que la communauté des hydrologues s'est aperçue que l'écoulement de subsurface était une composante importante dans l'hydrogramme de crue, plusieurs études des années 70, ont été consacrées à ce sujet, pour tenter d'en expliquer la contribution dans la genèse des écoulements.

Le premier mécanisme invoqué pour expliquer la contribution des écoulements de subsurface à la génération des crues a été les écoulements par macropores (Joerin, 2000). Les écoulements par macropores se produisent le long de fissures, dans des trous creusés par des animaux ou des insectes, dans des conduits occupés anciennement par des racines

ou dans tout vide du sol de même nature qui est entouré par la matrice du sol partiellement saturée (figure I.5). L'eau contenue dans le système de macropores se déplace rapidement à travers une faible fraction du volume des pores pendant de courtes périodes. En comparaison l'eau de la matrice du sol se déplace lentement à travers un grand volume de pores et son temps de résidence est beaucoup plus grand. Sous l'effet de la capillarité cette eau se déplace dans toutes les directions; par contre dans le système de macropores la gravité est la force motrice principale (Germann et Beven, 1986). Les macropores peuvent ainsi acheminer très rapidement à travers le sol de grandes quantités d'eau vers la rivière. Les écoulements par macropores ne se produisent pas uniquement dans de grandes cavités du sol, ils sont également actifs dans des pores ayant un diamètre relativement réduit.

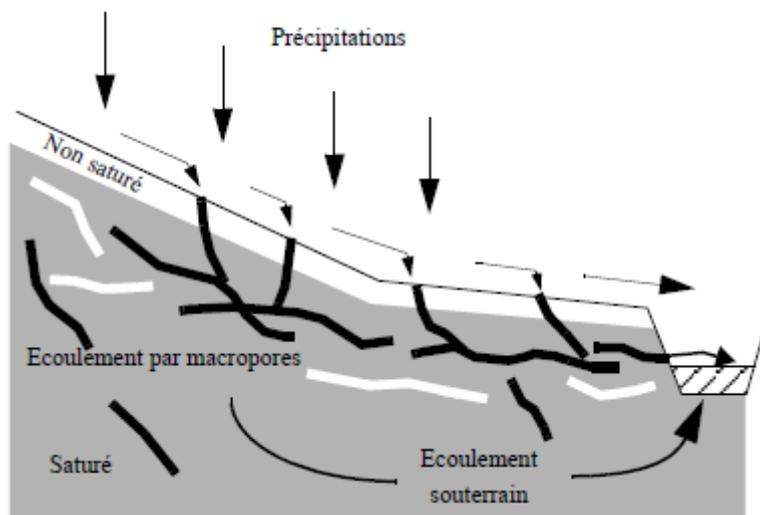


Figure 1.5. Ecoulement par macropores (Joerin, 2000)

Mis à part les écoulements par macropores d'autres mécanismes ont été proposés dans la littérature pour tenter d'expliquer la contribution de l'eau de subsurface à la génération des crues. La plupart de ces mécanismes supposent que les écoulements latéraux de subsurface sont produits par des processus diffus impliquant des flux d'eau matricielle. C'est le cas par exemple du processus d'effet piston ("translatory flow") proposé par Hewlett et Hibbert (1967). Le concept général de ce mécanisme est le suivant (Joerin, 2000): l'eau contenue dans le sol avant le début de l'événement pluvieux est chassée par l'eau de pluie (figure I.6). Plus précisément chaque impulsion induite par une nouvelle pluie est transmise quasiment simultanément à la base du versant par propagation d'une onde de pression libérant ainsi à la base du versant de l'eau. Ce déplacement d'eau ne peut être activé que lorsque le déficit de stockage dans le sol est déjà pratiquement comblé.

Une autre explication susceptible d'expliquer les importants écoulements de subsurface est la formation de nappes perchées. L'eau qui s'infiltrate verticalement à travers la matrice du sol peut être ralentie voire même bloquée par une couche moins perméable, du fait d'une diminution progressive de la porosité en profondeur ou bien d'une discontinuité structurale ou texturale dans le profil. Les conditions humides de cette zone favorisent l'écoulement latéral des eaux matricielles vers le réseau hydrographique. Cet écoulement peut être favorisé par l'accroissement de la transmissivité latérale par saturation du sol ("transmissivity feed-back") (Joerin, 2000). En effet, Bishop (1991) indique que la saturation rapide des horizons proches de la surface du sol induit une forte croissance de la conductivité hydraulique. L'accroissement de la teneur en eau de seulement quelques pour cent peut produire une augmentation de la conductivité hydraulique d'un ordre de grandeur. Pour que ce mécanisme soit efficace il faut que le déficit en eau de la zone non saturée soit limité.

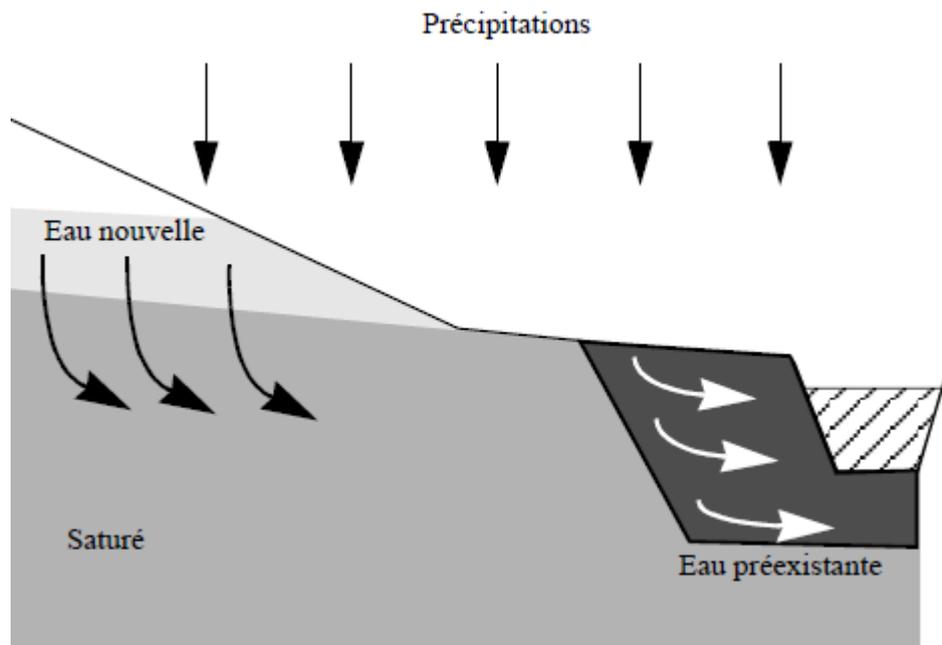


Figure 1.6. Effet piston (Joerin, 2000)

1.3.2.4 Ecoulement souterrain

L'eau souterraine joue un rôle aussi important dans la génération des écoulements et notamment dans la composante "débit de base" de l'hydrogramme.

En s'inspirant de la classification de Musy (2005) distingue trois processus généraux d'écoulement de la nappe :

➤ ***L'écoulement souterrain en milieu saturé***

Une partie de l'eau qui rejoint la nappe après percolation, va transiter à travers l'aquifère avec une vitesse de quelques mètres par jour à quelques millimètres par an avant de rejoindre le cours d'eau souvent par le biais d'un phénomène de résurgence de la nappe. L'écoulement de base assure ainsi le débit des rivières en l'absence de précipitations et soutient les débits d'étiage.

➤ ***Le processus d'écoulement par intumescence de la nappe***

La nappe d'eau en équilibre avec un cours d'eau réagit rapidement lors des pluies dans les zones où elle est peu profonde (quelques mètres de part et d'autres d'un cours d'eau). Ce processus à lui seul peut conduire à un doublement ou un triplement temporaire du débit de base d'un cours d'eau mais guère plus.

➤ ***Les écoulements de retour***

Si la nappe ou la frange capillaire est proche de la surface du sol, une petite quantité d'eau suffit à saturer le profil. De suite, si la capacité du sol à transmettre l'écoulement de subsurface diminue, ce dernier revient en surface et ruisselle.

1.4. Transformation de la pluie en hydrogramme de crue

L'hydrogramme de crue représente la variation du débit d'un cours d'eau pendant une crue. Il représente la réaction connue ou calculée (pour une crue de projet) d'un bassin versant à un événement "pluie" ou "fonte des neiges" (Estupina, 2004; Marchandise, 2007).

Dans la description des processus dits "Hortonniens", la transformation de la pluie en Hydrogramme de crue se traduit par l'application successive de deux fonctions (figure I.7), nommées respectivement fonction de production ou fonction d'infiltration et fonction de transfert. La fonction de production permet de déterminer l'hyétogramme de pluie nette à partir de la pluie brute. La fonction de transfert permet quant à elle de déterminer l'hydrogramme de crue résultant de la pluie nette (la pluie nette est la fraction de pluie brute participant totalement à l'écoulement).

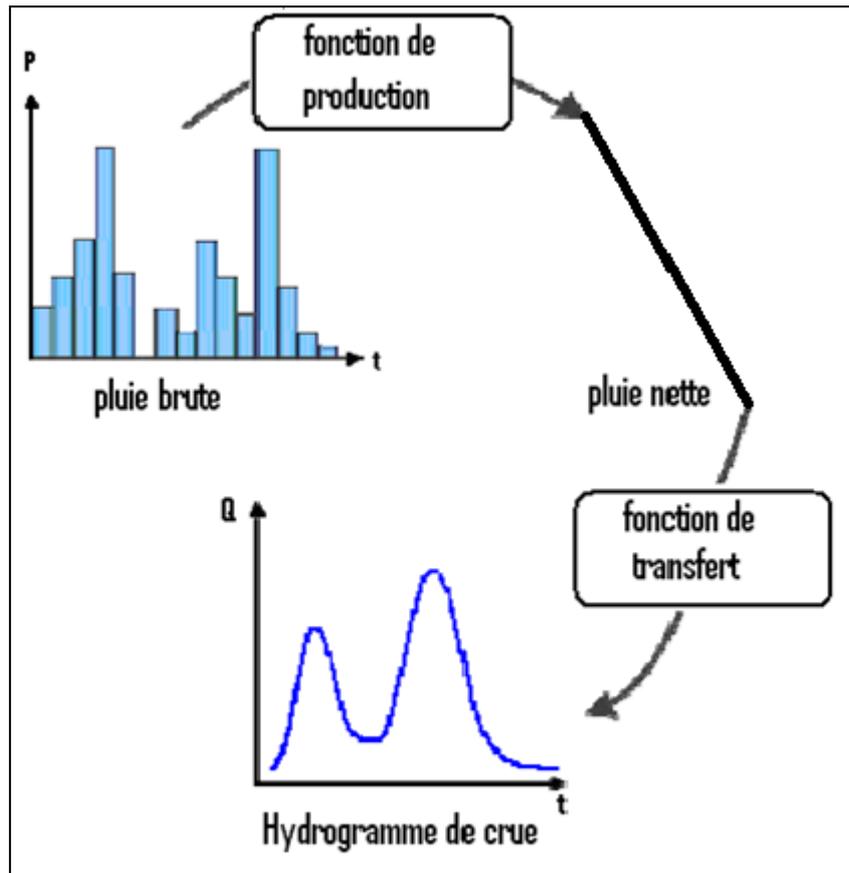


Figure 1.7. Transformation de la pluie en hydrogramme de crue (Le Clerc, 2004)

Le passage du hétéogramme de pluie à l'hydrogramme de crue fait intervenir toutes les caractéristiques météorologiques, physiques et hydrologiques du bassin versant considéré. Toutefois, l'analyse de séries de couples pluies débits permet d'obtenir des informations pertinentes sur la fonction de transfert du bassin versant (Le Clerc, 2004).

Les trois paramètres fondamentaux qui définissent entièrement l'hydrogramme (Bhunya et al, 2011) sont respectivement :

t_p : Temps de montée : correspond à la durée de la partie montante (courbe de crue) ou le temps que prend le débit depuis le début du ruissellement de surface pour atteindre son maximum. Ce temps, qui représente une caractéristique de l'hydrogramme, peut être mesuré lors de précipitations de relativement courte durée provoquant un hydrogramme simple typique;

t_b : Temps de base : correspond à la durée totale de la courbe de montée (t_p) et de la partie à décroissance rapide, dite courbe de décrue. Ce qui est équivalent à l'intervalle de temps que durent les contributions du ruissellement de surface et de l'écoulement hypodermique;

q_p : Débit de pointe : Débit maximal instantané d'un hydrogramme donné.

La figure I.8 illustre ces trois paramètres fondamentaux en lien avec les principales composantes de l'hydrogramme, incluant :

Courbe de concentration : partie d'un hydrogramme correspondant à un débit croissant vers un maximum et s'étendant du point où débute le ruissellement jusqu'au débit maximum, lequel correspond au premier point d'inflexion de l'hydrogramme; Courbe de décrue : représente l'apport des zones d'emménagement suivant la fin de la pluie excédentaire. Cette partie de l'hydrogramme décrit la diminution naturelle du débit, produite par le drainage de surface.

Courbe de décrue : représente l'apport des zones d'emménagement suivant la fin de la pluie excédentaire. Cette partie de l'hydrogramme décrit la diminution naturelle du débit, produite par le drainage de surface.

Courbe de tarissement : représente la décroissance plus lente du débit. Le débit est alors associé à la vidange des nappes d'eau souterraines lorsque le ruissellement de surface a cessé. La phase de tarissement résulte d'une absence de précipitations et elle intervient après la phase de décrue. La décroissance du débit se fait de manière exponentielle de plus en plus lentement.

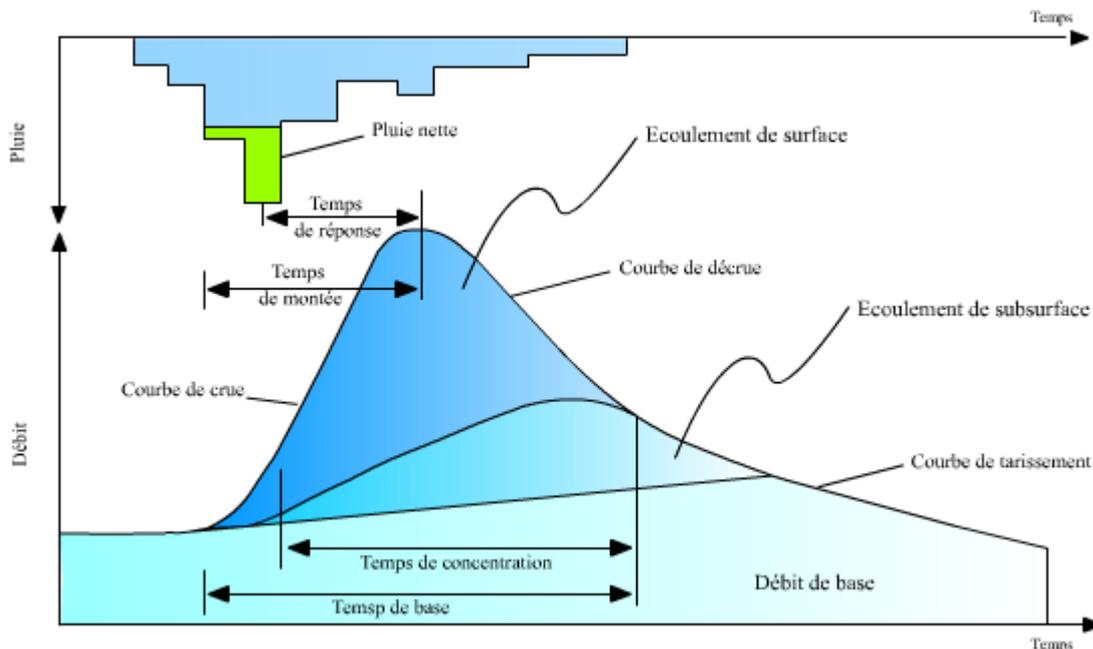


Figure 1.8. Hyétoqramme et hydroqramme résultant d'un événement pluie-débit (Musy, 2005)

Le temps de concentration (t_c)

Le temps de concentration est le temps requis par le ruissellement pour se déplacer du point hydrauliquement le plus éloigné du bassin versant jusqu'à l'exutoire de celui-ci. Ce point est le départ du plus long temps de parcours jusqu'à l'exutoire, et ne correspond pas nécessairement à la plus longue distance du parcours de l'eau (NRCS, 2010). Ce paramètre est utilisé dans la plupart des méthodes de détermination des débits de pointe.

Le temps de montée et le temps de concentration sont intimement reliés au même concept hydrologique de base. Les hydrologues utilisent le terme « temps de montée » alors que les ingénieurs utilisent principalement le terme « temps de concentration ». Différentes méthodes sont proposées pour mesurer le temps de concentration, certaines plus complexes que d'autres, mais toutes reliées à l'hydrogramme et/ou au temps de montée. Il existe plusieurs modèles de prédiction pour calculer le temps (t_c) de concentration des hydrogrammes de crue. Les principales méthodes utilisées au Québec sont : Kirpich, Mockus, SCS-lag et Bransby-Williams.

1.5. Modélisation pluie-débit

1.5.1 Qu'est ce qu'un modèle ?

« Les processus impliqués dans le cycle de l'eau sont d'une grande complexité, la représentation de tout ou partie de ce cycle (démarche de modélisation), à des fins variées se heurte à la difficulté, d'appréhension, de description ou de compréhension des phénomènes et des systèmes étudiés. Par conséquent les représentations de ce système, c'est à dire les modèles, sont nécessairement simplificatrices, réductrices de la complexité naturelle, et donc grossièrement inexacte. Le modélisateur opère des choix de représentation du système en ne retenant que les aspects qui lui semblent les plus pertinents, pour tendre vers une solution la moins inexacte possible. » (Perrin, 2000)

En hydrologie, un modèle pluie-débit (figure I.9) est une représentation mathématique simplifiée du comportement d'un bassin versant. Il est généralement défini par :

- les variables d'entrée appelées aussi forçages en raison du rôle moteur qu'elles jouent sur un grand nombre de processus. Il s'agit généralement des chroniques de pluie et d'évapotranspiration ou de température.
- les variables d'état qui correspondent aux variables internes du système et qui rendent compte de son état.

- les variables de sortie qui représentent la réponse du système. Il s'agit généralement des débits à l'exutoire mais aussi parfois de la piézométrie ou d'une autre variable intéressant le modélisateur.
- les équations mathématiques qui relient les variables de sortie aux variables d'entrée et aux variables d'état. Celles-ci permettent de représenter de façon plus ou moins explicite les processus impliqués dans le fonctionnement du bassin versant étudié.
- les paramètres qui interviennent dans les équations du modèle, et qui représentent la part non explicitée du fonctionnement du bassin dans ces équations. Ils peuvent avoir une signification physique ou non. Ils servent à adapter les relations régissant le modèle au fonctionnement réellement observé.

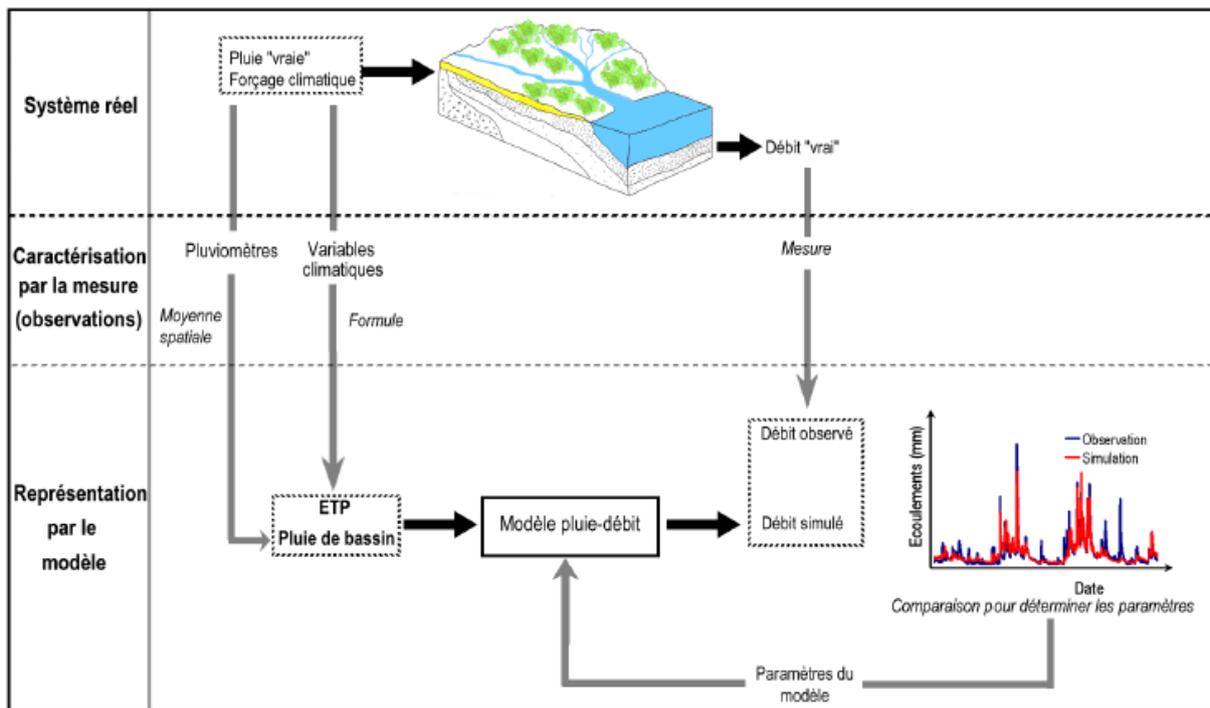


Figure 1.9. Schématisation d'un modèle global pluie-débit (Oudin, 2004).

1.5.2 Classification des modèles pluie-débit

Selon C.Perrin, beaucoup de classifications des modèles ont été proposés et il y a presque autant de classifications que d'hydrologues ! La difficulté de trouver une classification unifiée provient du fait que la grande diversité des approches entraîne une non moins grande diversité des caractéristiques des modèles. Il est alors presque impossible de distinguer des catégories de modèles nettement distinctes, et ce d'autant plus que la terminologie employée est encore fluctuant. Clarke (1973) et Ambroise (1998) ont proposé quelques clés de différenciation des modèles :

- Déterministe ou stochastiques, suivant la nature des variables, des paramètres et/ou de relations entre eux,
- Globaux, semi distribués ou spatialisés, suivant que le bassin versant est considéré dans l'espace comme une entité homogène, qu'il est divisé en sous unités supposées homogènes (éventuellement des sous bassins) ou qu'ils sont finement discrétisés en mailles,
- Cinématiques (descriptifs) ou dynamique (explicatifs), suivant que l'évolution temporelle du système est simplement décrite ou mise en relation avec les forces qui en sont la cause,
- Empiriques, conceptuels ou théoriques (fondés sur la physique), suivant les relations utilisées pour modéliser la transformation de la pluie en débit et suivant la représentation du système modélisé.

Les modèles pluie-débit représentent le comportement d'un bassin versant avec un degré d'abstraction plus ou moins important. On peut les classer en 3 catégories principales : Les modèles de type « boîte noire », les modèles « à réservoir » (appelés aussi « conceptuels ») et les modèles dits « à base physique ».

La classification que nous donnons ici est grossière (et insatisfaisante comme les autres classifications), mais elle a été choisie pour isoler et mieux situer les modèles auxquels nous allons nous intéresser plus particulièrement dans notre étude :

- **Les modèles de type « boîte noire »**

Visent à établir une relation purement mathématique entre la pluie et le débit sans faire d'hypothèse sur la nature physique du bassin. Cette catégorie regroupe les modèles régressifs, les méthodes fondées sur les fonctions de transfert comme l'hydrogramme unitaire ou la méthode de la Différence Première de la Fonction de Transfert (DPFT) et les réseaux de neurones.

La méthode de la DPFT a été utilisée pour la prévision des crues de la Bourne, affluent de l'Isère, améliorant ainsi la production d'énergie et la gestion des réservoirs (Duband et al, 1993). Elle a aussi été utilisée pour la prévision des crues de l'Oued Dis (Sebaou) en Algérie (Dechemi et Chambaz, 1994). Cette méthode consiste à estimer de façon itérative la fonction de transfert puis les pluies efficaces (ou pluies nettes) à partir des seules chroniques de pluie et débit à l'exutoire en supposant une fonction de transfert linéaire.

Les réseaux de neurones artificiels ont été utilisés par de très nombreux auteurs depuis le milieu des années 90 dans le contexte de la modélisation pluie-débit (Hsu et al, 1995; Lek et al, 1996; Shamseldin, 1997; Dawson et Wilby, 1998; Zealand et al, 1999). Ils sont utilisés pour la simulation et la prévision des débits (Coulibaly et al, 2000). Maier et Dandy (2000) font état dans leur revue de 23 publications concernant la prévision des débits par réseaux de neurones. Ce type de modèle a été testé sur plusieurs types de bassins versants allant des petits bassins versants hawaïens de quelques km^2 (2 à 15 km^2) (Sahoo et al, 2006) à un grand bassin versant au nord de l'Italie (Campolo et al, 1999) en passant par un bassin versant méditerranéen à crue rapide (le Gardon d'Anduze) (Toukourou et al, 2009).

- **Les modèles « conceptuels » ou « à réservoir »**

Se sont des modèles analogiques. Le bassin versant est alors considéré comme un « assemblage de réservoirs interconnectés » (Ambroise, 1999). Chaque réservoir est décrit par plusieurs paramètres (taille et paramètre(s) de vidange) et l'évolution de son niveau est régie par une équation différentielle ordinaire. Grâce à cette analogie, des liens plus faciles sont possibles avec la physique du bassin. En effet, elle permet d'introduire de façon explicite l'influence de l'état hydrique du bassin sur sa réponse hydrologique.

Parmi les modèles simples citons la famille de GR (Génie Rural à pas de temps journalier).

- ✓ GR2m modèle du Génie Rural à 2 paramètres Michel (1983).
- ✓ GR3j et GR4j modèle du Génie Rural journalier à 3 et 4 paramètres Edijatno et al (1999).

Des travaux menés sur les modèles à réservoir de type Génie Rural (GR) ont permis de relier le niveau d'un des réservoirs du modèle à l'humidité mesurée in-situ ou à distance (Quesney et al, 2000 ; Loumagne et al, 2001). D'autres travaux ont permis de relier certains des paramètres contrôlant la vidange des réservoirs aux propriétés des courbes de tarissement observées (Ambroise et al, 1995) et (Ambroise, 1999).

Ce type de modèle est souvent utilisé pour la prévision des crues. On peut citer notamment les modèles GR3H (Tangara, 2005) ou GRP utilisé pour prévoir les débits en temps réel sur la Seine en amont de Paris (Berthet, 2010).

- ***Les modèles « à base physique »***

S'appuient sur les lois de l'hydrodynamique dont les paramètres, en principe mesurables sur le terrain, sont associés à des propriétés physiques du bassin. Ces modèles demandent généralement une discrétisation fine de l'espace. Permettant ainsi une représentation physique et détaillée du bassin versant, ces modèles permettent de simuler son évolution en tout point et tout instant. Cependant en pratique, ces modèles requièrent un nombre important de données rarement disponibles. Ils possèdent donc souvent trop de paramètres (le modèle SHE en possède 2400 au total) comparés au peu d'observations nécessaires à leur calibration. De plus, ils demandent souvent des temps de calculs importants incompatibles avec la prévision des crues. C'est pourquoi des modèles « à base physique » dégradés ont été conçus. Ces modèles ne prennent en compte que les processus dominants à l'échelle du bassin versant. TOPMODEL (Beven et Kirkby, 1979 ; Franchini et al, 1996) prend en compte de façon synthétique l'effet de la topographie permettant la distribution de l'eau dans le sol grâce à des indices de similarité hydrologique. Cette répartition de l'eau dans le sol permet ainsi de définir les zones saturées sur lesquelles le ruissellement pourra se faire. MARINE (Estupina- Borrell, 2004) représente l'infiltration à travers la formule de Green et Ampt et son transfert avec une onde cinématique.

1.5.3 Méthode d'optimisation des modèles pluie-débit

L'optimisation des paramètres d'un modèle pluie-débit a pour but de trouver le jeu de paramètres qui rapproche le plus possible le comportement du modèle de celui du bassin modélisé, la similitude des comportements étant quantifiée par un critère (fonction objectif) servant à l'optimisation des paramètres et mesurant ce degré de similitude. Le calage demande donc le choix à la fois d'un critère de qualité, d'une méthode pour identifier les paramètres, ainsi que de séries de données destinées à fournir l'information nécessaire au calage (Sorooshian et Gupta, 1985).

En se basant sur la synthèse présentée par Sorooshian et Gupta (1995), nous exposons dans les paragraphes suivants une classification et un aperçu des méthodes d'optimisation applicables aujourd'hui en hydrologie, pour mieux comprendre les différences de stratégies entre ces méthodes.

1.5.3.1 Les méthodes locales

Les méthodes locales adoptent une stratégie itérative dans laquelle, partant d'un point de l'espace des paramètres, on se déplace dans une direction qui améliore continûment la valeur de la fonction critère, jusqu'à ne plus pouvoir générer d'amélioration. Le jeu de paramètres trouvé correspond alors à l'optimum de la fonction (Perrin, 2000). Au sein des méthodes locales, on peut distinguer deux sous-groupes, les méthodes directes et les méthodes de gradient.

- Les méthodes directes utilisent comme information au cours de l'optimisation la seule valeur de la fonction critère aux différents points testés de l'espace des paramètres. De nombreuses méthodes existent. Nous citerons à titre d'exemple la méthode de Rosenbrock (1960), la méthode du Pattern Search ou PS (Hooke et Jeeves, 1961) ou encore la méthode du Simplex (Nelder et Mead, 1965) qui est l'une des plus efficaces et des plus utilisées et la méthode 'pas-à-pas' (Michel, 1989; Nascimento, 1995).
- Les méthodes de gradient utilisent comme information à la fois la valeur de la fonction critère et celle du gradient de la fonction pour décider de la stratégie d'évolution dans l'espace des paramètres. Dans le cas où ces méthodes utilisent le Hessien de la fonction, c'est-à-dire la matrice des dérivées partielles du second ordre

de la fonction par rapport aux paramètres, ce sont alors des méthodes dites de Newton. La difficulté d'évaluer le Hessien incite parfois à en utiliser des approximations à partir de dérivées du premier ordre. Les méthodes sont alors dites de quasi-Newton. On peut citer notamment l'algorithme de Davidon-Fletcher-Powell (Fletcher et Powell, 1963) ou encore la méthode utilisée dans cette étude par les réseaux de neurones artificiels ; la méthode de Levenberg-Marquardt (Levenberg, 1944; Marquardt, 1963), version modifiée de celle de Gauss-Newton.

1.5.3.2 Les méthodes globales

Les méthodes globales explorent une partie plus importante de l'espace des paramètres en adoptant diverses stratégies d'exploration, elles peuvent être déterministes ou probabilistes, dans ce cas la convergence de l'algorithme ne se fait plus au sens de distance mathématique mais de distance probabiliste (Duan et al, 1992).

Les méthodes déterministes ne font pas d'hypothèse a priori sur la localisation de l'extremum pour la fonction critère. Elles consistent en une exploration intégrale de l'espace des paramètres suivant une discrétisation régulière de l'espace des paramètres. Avec une méthode stochastique, les valeurs des paramètres testées sont tirées dans une loi de probabilité prédéfinie. Dans le cas le plus simple, la distribution est supposée uniforme : chaque zone de l'espace a la même probabilité de contenir l'extremum.

L'avantage de ces méthodes globales est qu'elles permettent d'identifier les maxima globaux et locaux. Elles évitent ainsi le piège d'identifier un extremum local de la fonction critère. Leur principal inconvénient est qu'elles nécessitent des temps de calcul beaucoup plus importants que les méthodes locales. On peut citer la méthode SCE-UA (Shuffled Complex Evolution) (Duan et al, 1992).

1.6. Conclusion

La modélisation des crues se heurte donc à un premier problème, qui est lié à l'identification des processus déterminants dans la formation des crues. Un second problème est celui de la description du milieu, et de l'obtention des caractéristiques mises en jeu par les processus identifiés. Ces caractéristiques sont différentes d'un processus à l'autre : on s'intéressera par exemple uniquement à la surface dans le cas d'un processus

hortonien, et à l'ensemble du profil vertical du sol, voire du substrat géologique, pour des processus de saturation des sols.

Enfin, de façon générale, la variabilité spatio-temporelle de ces caractéristiques est difficile à appréhender.

La modélisation pluie-débit est considérée comme un des moyens les mieux adaptés pour décrire de façon assez sommaire une réalité complexe d'un bassin versant.

Vu les différences hydro-climatiques à travers le monde, les modèles pluie-débit se sont diversifiés en plusieurs catégories, pour prédire les débits de repense d'un bassin aux événements pluvieux à partir d'une série d'observations pluies-débits.

Dans cette étude, on cherchera ainsi à analyser les performances en extrapolation de différents modèles à boîte noire (les réseaux de neurones artificiels) et conceptuel (GR4j), après une étape de calage de leurs paramètres, afin de modéliser les débits de crues de bassin de oued Ouahrane.

Chapitre Deuxième

ETUDE GEOMORPHOLOGIQUE DU BASSIN DE OUED OUAHRANE

2.1. Présentation générale et situation géographique

Le bassin versant de oued Ouahrane a été choisi comme bassin d'application de notre travail pour la diversité des données qui y sont disponibles, et malgré l'absence quasi-totale d'études. Nous présentons ici les principales caractéristiques du bassin, les données du milieu physique dont nous disposons et l'interprétation que nous pouvons en faire sur le fonctionnement hydrologique de notre site d'étude.

Les cartes présentées ici dans ce chapitre sont à la base du support papier de thèse doctorat Benkhaled 2006. Les cartes sont faites à l'aide du logiciel cartographique ArcGis version 10.2.2.

Ce bassin versant a une forme allongée dans l'axe du cours d'eau principal et orienté Nord-Nord-Ouest. Il représente un affluent de oued Cheliff avec un exutoire se trouvant à 13 km au Nord Ouest de la ville de Chlef.

Le bassin de oued Ouahrane s'étend sur 270.15 km² au sud de Ténès et se situe au nord de l'ensemble hydrographique Cheliff-Zahraz comme le montre la figure 2.1. Ce bassin est limité au nord par le bassin de l'oued Allala au sud par le bassin de oued Sly, à l'est par le bassin de oued Fodda et à l'ouest par le bassin de oued Ras. Il s'étend entre les longitudes 1° et 1°3' E et entre les latitudes 36° et 36°24'N. Il représente une zone relativement large limitée par l'embouchure du Cheliff et le massif de Zeccar, il forme une unité géophysiquement homogène et appartient à la chaîne de l'Atlas Tallien Méridional.

Les affleurements appartiennent au pliocène et au miocène d'altitude modérée ne dépassant pas 900m.

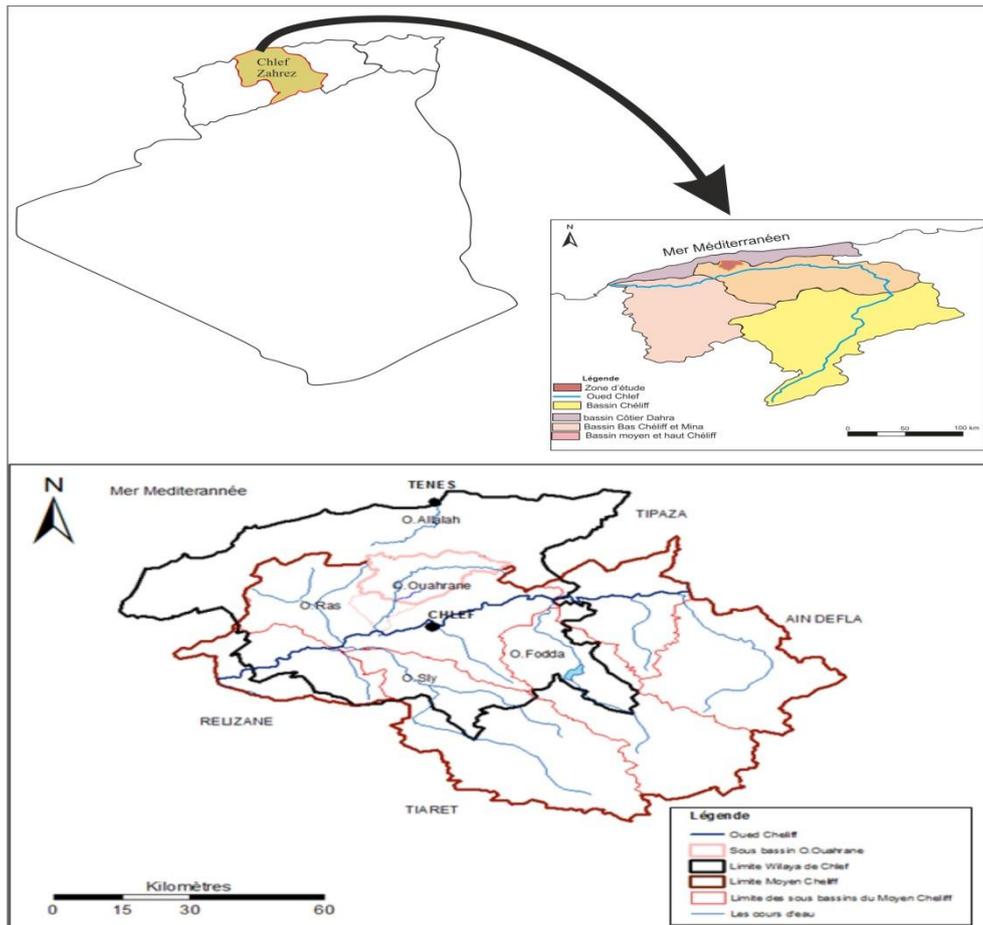


Figure 2.1. Localisation du Bassin de oued Ouahrane

2.2. Morphologie du bassin

Les caractéristiques morphologiques d'un bassin versant, unité fondamentale dans une étude hydrologique, jouent un rôle primordial dans la détermination des différents comportements du régime hydrologique.

La quantification des facteurs du milieu physique présente un intérêt particulier dans la recherche des causes de variations du régime hydrologique d'un bassin.

2. 2.1. Relief

2.2.1. 1. Superficie et périmètre

Le bassin versant du oued Ouahrane occupe une superficie planimétrie 270.15 km², cette superficie est délimitée par une ligne de partage des eaux représentant le périmètre du bassin évaluée à 88 km (Benkhaled, 2006).

2.2.1.2. Forme du bassin

Cet élément peut être traduit par le paramètre K_c appelé indice de compacité de Gravelius et ayant une influence certaine sur l'écoulement. La forme du bassin détermine l'allure de l'hydrogramme de crue, où un bassin allongé ne réagira pas de la même manière qu'un bassin de forme ramassée. Pour le bassin de oued Ouahrane, l'indice K_c a été estimé à 1.5, traduisant une compacité faible (bassin allongé) et c'est ce que les dimensions du rectangle équivalent confirment. La longueur et la largeur du rectangle équivalent étant respectivement de 36.65 km et 7.37 km (figure 2.2).

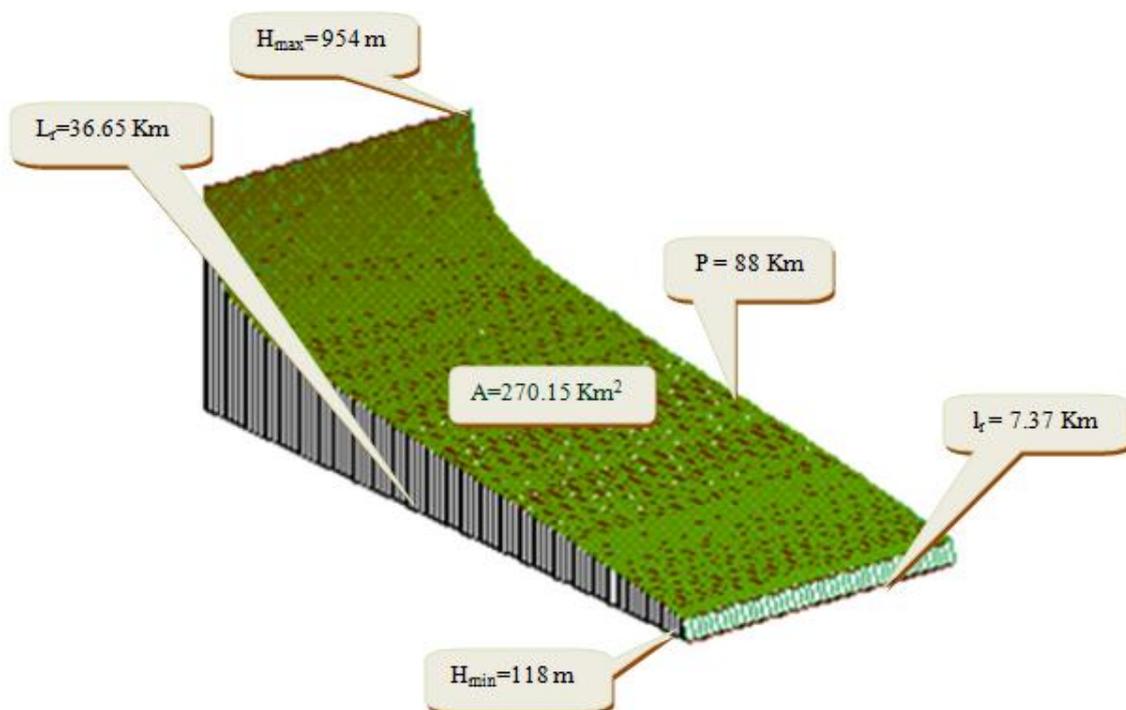


Figure 2.2. Rectangle équivalent à trois dimensions de oued Ouahrane (Remaoun, 2007)

2.2.1. 3. Altitudes

Selon Benkhaled (2006), le bassin de oued Ouahrane est un bassin de piedmonts, situé sur le versant Sud de la barrière montagneuse Dahra-Zacar. Il constitue par là une zone d'ombre pluviométrique. La partie amont du bassin versant culmine à 954 mètres d'altitude. La partie aval montre un relief plus vallonné, avec des pentes souvent supérieures à 12%. L'exutoire du bassin versant est à une altitude de 118 mètres (figure 2.3).

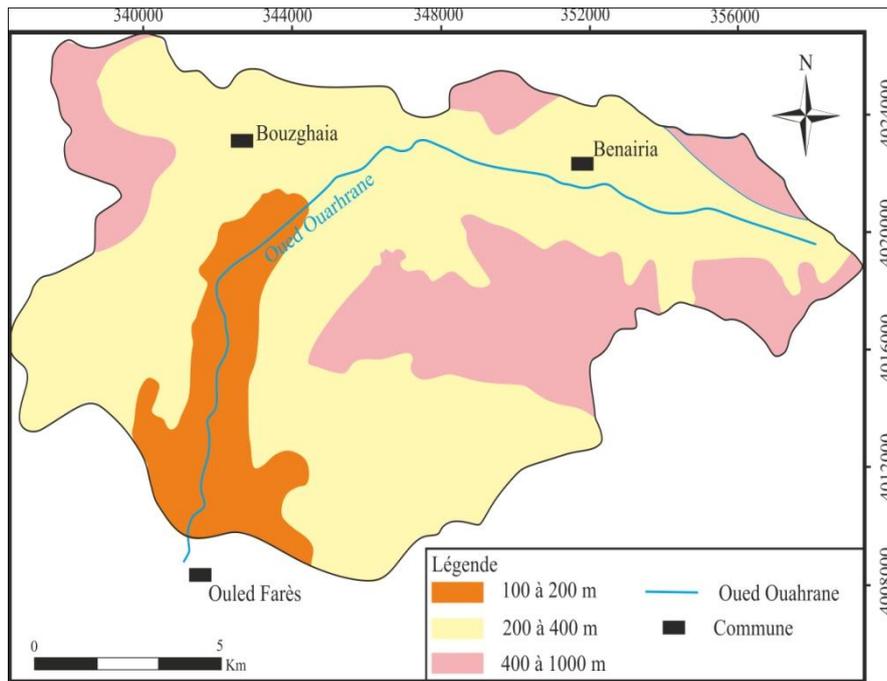


Figure 2.3. Carte de l'altimétrie du bassin de oued Ouahrane.

La courbe hypsométrique fournit une vue synthétique de la pente du bassin, donc du relief. Cette courbe représente la répartition de la surface du bassin versant en fonction de son altitude.

Les surfaces partielles par tranche d'altitude sont données dans le tableau 1 en annexe I. la courbe hypsométrique est présentée par la figure 2.4.

L'altitude moyenne du bassin de Oued Ouahrane, calculée à partir de la courbe hypsométrique (la figure 2.4), est de l'ordre de 374.76 m (voir annexe I)

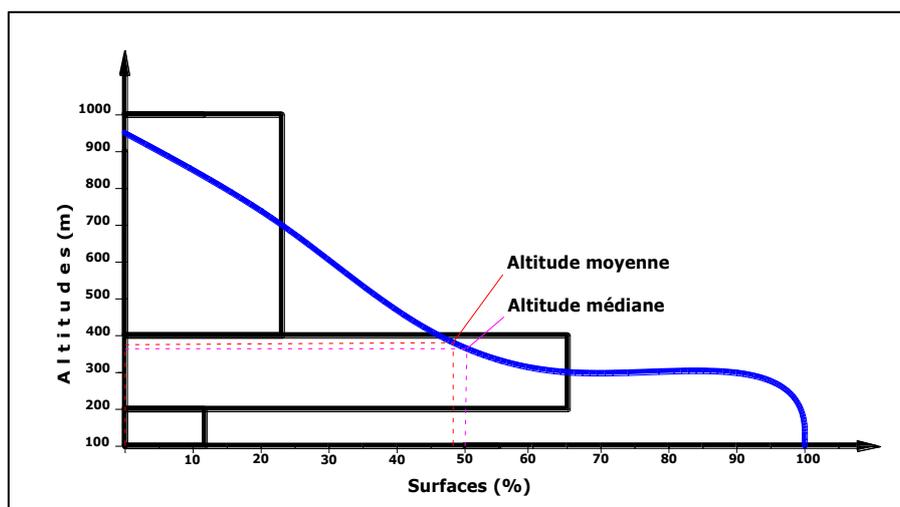


Figure 2.4. Courbe hypsométrique du bassin de oued Ouahrane

2.2.1.4. Classe des pentes

En Algérie du nord, les pentes représentent un facteur limitant important. L'étude du Bneder (1984) a montré que la proportion des terrains à forte pente est la plus grande (les surfaces où les pentes sont comprises entre 12.5 et 25%, représentent 39.75%).

La carte de pentes représentée à la figure 2.5 illustre une des principales caractéristiques physiques du bassin. Le bassin est subdivisé en deux principales classes de pentes pouvant correspondre à deux types de relief dominants. Le premier, les plaines et terrasses et qui concernent la zone alluviale et celle des bas piedmonts (classes de 3 à 12%). Le second type de relief est représenté par les collines et concerne la zone argilo-marneuse avec la plus grande superficie (classe de 12 à 25%).

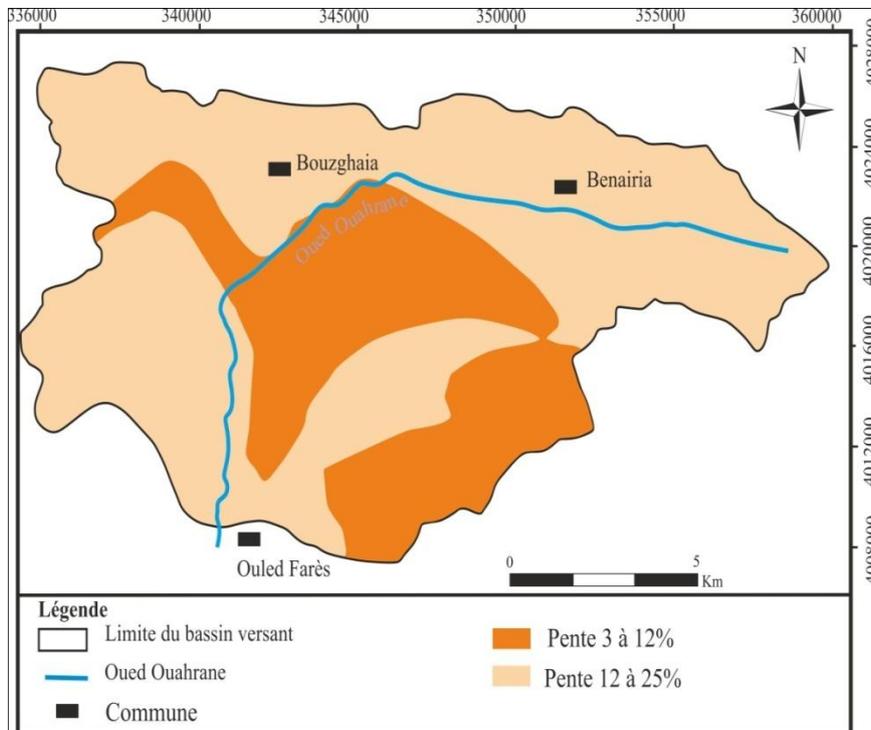


Figure 2.5. Carte des pentes du bassin de oued Ouahrane

2.2.1.5. Profil en long

Le profil en long d'un cours d'eau permet d'estimer sa pente moyenne nécessaire dans l'estimation du temps de concentration des eaux dans le bassin.

Le bassin de oued Ouahrane présente un profil en long avec des pentes importantes de 13.64 % entre 390 et 360m d'altitude et de 12.08% entre 150 et 118m comme c'est représenté sur la figure 2.6.

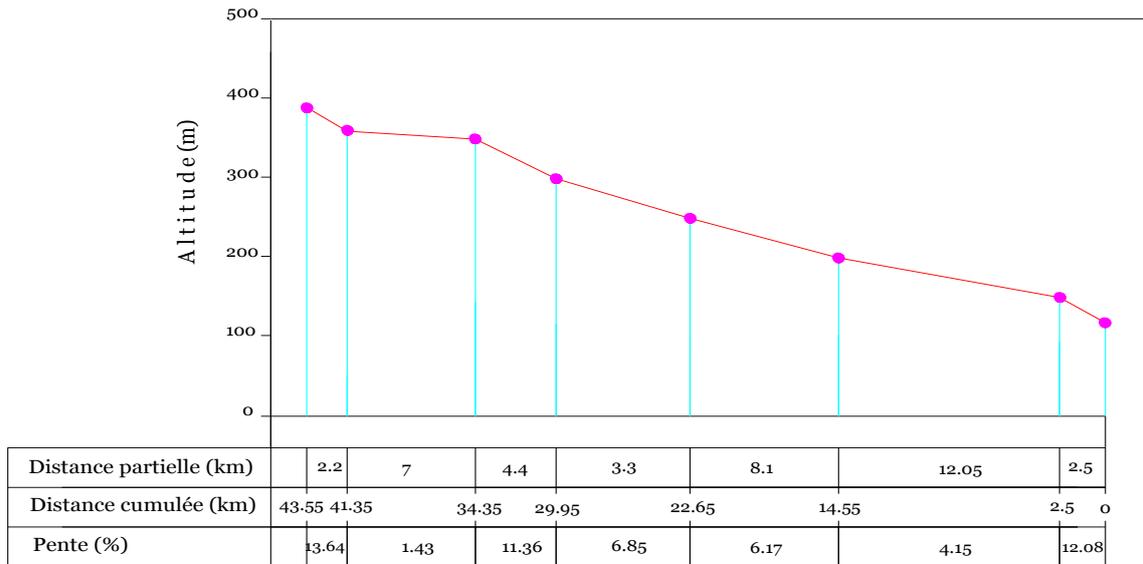


Figure 2.6. Profil en long de oued Ouahrane

2.2.2. Réseau hydrographique

Le drainage du bassin est assuré par oued Ouahrane qui appartient au grand système Chellif-Zahrez. Il reçoit en rive gauche un petit affluent relativement important représenté sur la figure 2.7, qui draine la zone des congglomérats et des sables (Benkhald, 2006).

Les différentes caractéristiques hydro-morphologiques du bassin versant de oued Ouahrane sont résumés dans le tableau (2.1). (Pour plus de détaille voir annexe I)

L'interaction du climat, la lithologie et le relief du bassin versant ont généré un chevelu hydrographique particulièrement dense. Cela est traduit par une densité de drainage D_d estimée à 5.15 km/km^2 . Certes, cette importante densité de drainage n'a rien d'étonnant quand on sait que le temps de concentration du bassin, calculé par la loi de Giandotti ne dépasse pas les 10 heures. Ces valeurs indiquent que les pluies précipitées vont être transformées en écoulement, et atteindront l'exutoire (plaine et ville chlef) au bout d'environ 10 heures. Et vu que la surface étendue du bassin est de 270.15 km^2 , cette vitesse de mobilisation hydrique paraît assez rapide, et cela est dû aux caractères physiques du bassin précédemment discutés qui favorisent la réponse hydrologique par un écoulement important.

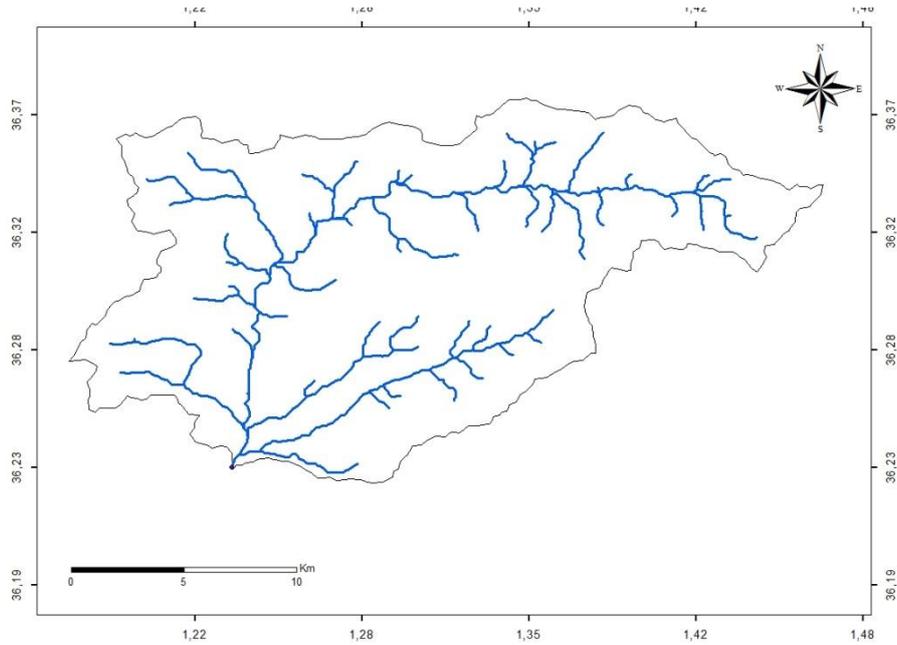


Figure 2.7. Carte de réseau hydrographique du bassin de oued Ouahrane

Tableau 2.1. Synthèse des caractéristiques hydro-morphologiques du bassin versant de oued Ouahrane.

Paramètre	Symbole	Unité	Valeur
Superficie	A	Km ²	270.15
Prémètre	P	Km	88
Indice de compacité de GRAVELIUS	K _c	/	1.5
Longueur de rectangle équivalent	L _r	Km	36.55
Largeur de rectangle équivalent	l _r	Km	7.37
Indice de pente de roche	I _p	%	0.14
Indice de pente globale	I _g	%	0.1
Dénivelé spécifique	D _s	/	164.36
Altitude moyenne	H _{moy}	m	374.76
Altitude maximale	H _{max}	m	954
Altitude minimale	H _{min}	m	118
Longueur des telwegs totale	L _{pt}	Km	1393.5
Longueur des telwegs permanent	L _p	Km	43.5
Longueur des telwegs temporaire	L _t	Km	1350
Densité de drainage total	D _d	Km/Km ²	5.15
Densité de drainage permanente	D _{dp}	Km/Km ²	0.16
Densité de drainage temporaire	D _{dt}	Km/Km ²	4.99
Temps de concentration (Giandotti)	T _c	Heures	9,92
Relief	/	/	Assez forte

2.3. Géologie et sol du bassin

Deux cartes géologiques concernant le bassin d'étude ont été établies ; Pour le bassin de oued Ouahrane, Anderson a établi en 1936 la première carte géologique du bassin à l'échelle 1/200000 (figure 2.8). Boulaine (1957) établit une même carte mais à l'échelle 1/50000.

Il existe dans ce bassin des formations géologiques Autochtones et Allochtones. Les sédiments plus âgés que le Post-Miocène se trouvent dans la partie (N-E) du bassin, le reste est couvert par des sédiments moins âgés représentés par les roches du Post-Miocène (sable, gravier, argiles).

Selon les affleurements naturels et les forages, les formations qui existent sous les couches du Post-Miocène sont des formations Autochtones : les sédiments du Jurassique et des Crétacés inférieurs. Ces derniers sont des points de vue lithologiques très variables (tableau 2.2). Ces formations Autochtones sont partiellement superposées par les sédiments du Numidien où prédominent les grès.

Vers le Nord-Est le Miocène inférieur diminue légèrement d'épaisseur tout en évaluant vers des faciès à tendances continentales. La série détritique de base fait respectivement une centaine de mètres à l'oued Ouahrane, où elle est par ailleurs moins grossière, et est de 350 m l'oued Tsighaout où elle prend un faciès continental, bien qu'elle débute par un calcaire Conglomératique franchement marin.

La série marneuse suit la même évolution (600m) dans la vallée de oued Ouahrane où elle revêtue localement de teintes brunes et violacées et s'enrichit en lame de Gypse et fait 1000 m au Sud de la ville de Chlef, où se développent des marnes sableuses bigarrées à intercalation de sables et de graviers.

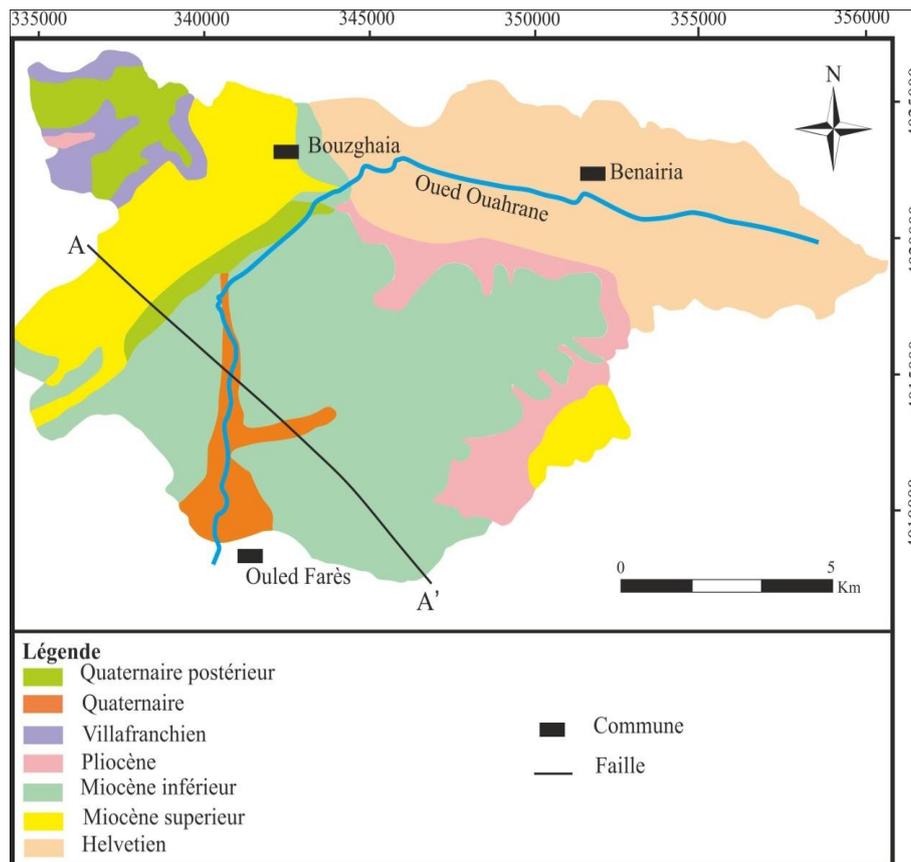


Figure 2.8. Géologie du bassin de oued Ouahrane

A la base de cette série, deux bancs de cinérites bien consolidés renfermant des Feldspaths, suggèrent un milieu de dépôt lagunaire. La série détermine ici par quelques 600 m de conglomérats rouges entrecoupés de lits de sables et de marnes bariolées.

Plus à l'Est dans l'extrémité du bassin, le Miocène inférieur est représenté par une série limoneuse plus ou moins détritique de teinte, en général, gris rosé à violacé, indiquant l'invasion de cette région par des facies saumâtres au cours du Miocène inférieur (Benkhaled, 2006).

Concernant le comportement hydrogéologique des différentes formations dans le bassin d'oued Ouahrane, les séries anciennes localisées au Nord du bassin sont constituées de terrains dont la nature lithologique ne permet des infiltrations qu'au niveau superficiel. Les séries plus récentes localisées dans la partie Sud du bassin sont constituées de terrains à perméabilité moyenne et même faible dans quelques parties (Benkhaled, 2006). Pour ce qui est du classement dans les séries sédimentaires, on distingue en fonction de la nature lithologique :

- Le Quaternaire, le Villafranchien (Vc) : ces formations sont essentiellement constituées de calcaire et présentent une bonne perméabilité et favorisent une bonne infiltration des eaux de pluie. Leurs superficies est de 48.15km², c'est-à-dire 18% de la superficie du bassin.
- Le Villafranchien rouge (Va), le Pliocène (Pm), le Miocène (m2) et le Medjanien : qui sont essentiellement marneux et argileux et qui correspondent aux formations imperméables. Ces sols représentent une superficie d'environ 222km², soit près de 82% du bassin versant est imperméable.

Tableau 2.2. Répartition lithologique des différentes formations géologiques du bassin versant de oued Ouahrane

Couches	Superficie (km ²)	Superficie (%)	Perméabilité des formations
Alluvions	39.75	14.76	Perméable
Marnes	110.1	40.90	Imperméables
Conglomérats et sables rouges	49.87	18.53	Perméabilité moyenne
Gypse	0.58	0.31	Très perméable
Grès	10.73	3.98	Perméabilité moyenne
Calcaires	4.65	1.73	Très perméable
Argiles	44	16.34	Imperméable
Grès et carténien	6.97	2.59	Perméabilité moyenne
Marnes à bancs de calcaires	-	-	Imperméable
Argiles et grès	2.32	0.86	Perméabilité faible

(Source : Boulaïne, 1957)

2.4. La végétation et l'occupation du sol

Le rôle de la végétation dans le bilan hydrique des sols a fait l'objet d'études aussi nombreuses et variées. Pour l'hydrologue, l'influence de la végétation sur l'évapotranspiration se manifeste à l'échelle macroscopique, en rapport avec les surfaces étendues sur lesquelles poussent un grand nombre de variétés. Une végétation dense, surtout herbacée, a une influence mécanique sur l'écoulement en offrant une résistance au ruissellement d'autant plus grande que le tapis est plus dense (ROCH, 1962). Le diagramme d'occupation du sol fait ressortir d'emblée deux zones nettement opposées (figure 2.9).

- Au niveau des secteurs de faible pente (2 à 5 %), on observe une prédominance des cultures céréalières et maraichères limitées au niveau des affleurements Miocène, des plaines et des terrasses alluviales.
- Au niveau des parties amont du bassin, où les pentes sont relativement fortes (10 à 18%), les cultures sont installées essentiellement sur les marnes sénoniennes et les argiles médjaniennes (Benkhaled, 2006).

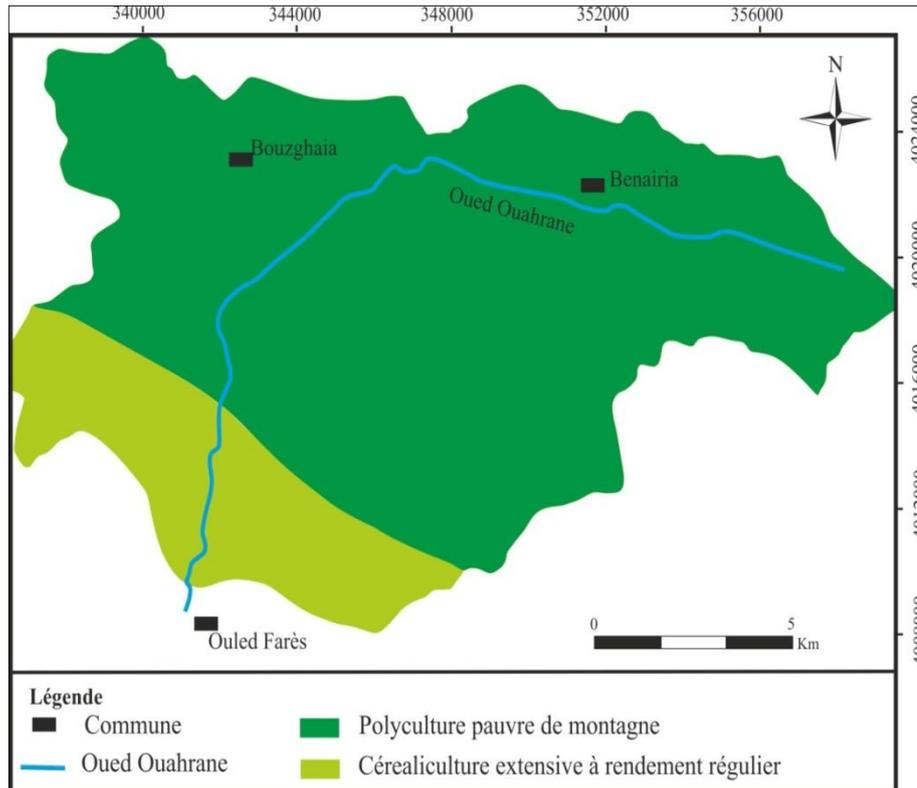


Figure 2.9. Végétation du bassin de oued Ouahrane

La céréaliculture, dont le taux de couverture est faible n'est présente que sur les terrains à pente faible pour faciliter justement l'emploi de la mécanisation.

Dans le bassin d'étude, l'agriculture pratiquée, de type traditionnel, est à base de céréales et de jachères. Les terres concernées par cette activité ont des pentes assez variables, atteignant par certains endroits 25%. Sur des terres aussi pentues, les labours facilitent l'ablation des éléments fins lors des pluies orageuses d'automne (Benkhaled, 2006).

2.5. Conclusion

Le bassin de oued Ouahrane présente des conditions favorables à la formation des écoulements superficiels et des crues :

- Il est bien encadré par un relief accidenté d'une altitude assez considérable, et qualifié de assez fort ($D_s = 164,36$)
- La dominance des formations lithologiques de très faible perméabilité (40.90 % marnes et 16.34% argiles)
- faible couverture végétale
- l'importance des terrains de fortes pentes dépassant 12 % et qui concernent la zone argilo-marneuse
- un réseau hydrographique dense ($D_d = 5,15 \text{ km} / \text{km}^2$)
- une grande capacité de mobilisation des eaux ruisselées ($T_c = 9,92 \text{ h}$)

Chapitre Troisième

CONTROL ET TRAITEMENT DES DONNEES HYDRO-CLIMATIQUES

3.1. Introduction

L'analyse des données disponibles est le premier pas à franchir dans l'étude d'un phénomène complexe (précipitations, débits, température...etc...) dont les lois physiques sont aléatoires ou difficilement prévisibles dans leurs ensembles. En fait, les données hydrologiques constituent, la plus part du temps le seul outil de l'hydrologue pour comprendre le comportement d'un phénomène (inondation, sécheresse...etc..). Il est donc très important de connaître les techniques appropriées pour obtenir le maximum d'informations sur les séries des échantillons, évaluer la qualité des conclusions déduites et quantifier le risque provenant d'une généralisation à partir des données partielles.

La présente section de ce chapitre aura pour objectif d'étudier les paramètres hydro-climatiques et leurs places dans les processus de genèse des crues pour une série d'observation requise de 29 ans (83/84-11/12). Afin d'avoir une information historique des plus importantes crues, pour essayer de comprendre le mécanisme du phénomène extrême et le comportement hydrologique du bassin versant. Cela sera abordé en mettant plus de lumière sur les valeurs extrêmes que se soient des pluies ou des écoulements de surface.

Les données hydro-climatiques du bassin versant de oued Ouahrane ont été recueillies auprès de l'Agence Nationale des Ressources en Eau (A.N.R.H) de Blida et de l'Office National de la Météorologie (ONM) de Chlef.

3.2. Equipement hydro pluviométrique du bassin

Le bassin versant de oued Ouahrane est contrôlé par trois postes pluviométriques et une station de jaugeage. Les stations de Larabaâ Ouled Farès et de Benairia ont été opérationnelles à partir de la première moitié des années 1970 et le poste de Bouzghaia ayant démarré tardivement à partir de 1995. Il en résulte qu'en vue d'une meilleure exploitation statistique des données pluviométriques, nous avons considéré uniquement les données des postes de Benairia et de Larabaâ Ouled Farès dont les coordonnées sont représentées sur le tableau 3.1.

Tableau 3.1. Coordonnées des stations pluviométriques et hydrométriques

Stations	Coordonnées Lambert			Code
	X (m)	Y (m)	Z (m)	
Station pluviométrique Larabaâ Ouled Farés	368.10	326.10	118	01-22-01
Station pluviométrique Benairia	381.30	340.10	390	01-22-05
Station pluviométrique Bouzghaia	368.95	338.70	240	01-22-04
Station hydrométrique Larabaâ Ouled Farés	368.10	326.10	118	01-22-01

(Source : ANRH Blida)

3.3. Critique des données

Notre étude de modélisation fait appel à des données hydrométriques et météorologiques que nous avons, dans une première étape analysées avant de les utiliser dans nos tests.

3.3.1 Données météorologiques

3.3.1.1 Analyse de la pluviométrie du bassin de oued Ouahrane

L'étude statistique de la pluviométrie est d'une importance majeure dans toute étude hydrologique, car une bonne estimation des quantiles que se soit des pluies annuelles, mensuelles ou journalières maximales, aboutit à une meilleure évaluation des ressources naturelles d'une région et permet aux décideurs de prendre les mesures vis à vis des pluies qui peuvent générer des crues.

Les séries de données pluviométriques mises à notre disposition présentent des lacunes qui correspondent à des années d'observations incomplètes. Ainsi, pour exploiter au mieux ces informations, il est nécessaire de reconstituer les valeurs manquantes. Le comblement des lacunes est réalisé par la méthode des régressions, ce qui implique que les séries d'observations pluviométriques annuelles obéissent à une même loi statistique.

a) Test d'homogénéité

On a établi, par le moyen de la méthode des « Doubles Cumuls », une vérification de l'homogénéité des totaux annuels. A l'échelle du bassin de oued Ouahrane, la station de référence de Larabaâ Ouled Farès a été choisie au titre d'une série de 40 ans (1972/73 – 2011/12) pour la raison de la continuité de ses données, de leur fiabilité ainsi que de leur

longueur relative. Chacune des stations servira comme base de comparaison des postes voisins. Les graphiques des doubles cumuls, ont permis de déceler quelques anomalies au niveau de quelques stations. La variation de la pluviométrie dans le poste de Benaria est comparé à celles de Larabaâ Ouled Farès et dont la figure 3.1 montre une bonne corrélation durant les années observées dans les stations et confirme l'homogénéité du poste de Bénairia.

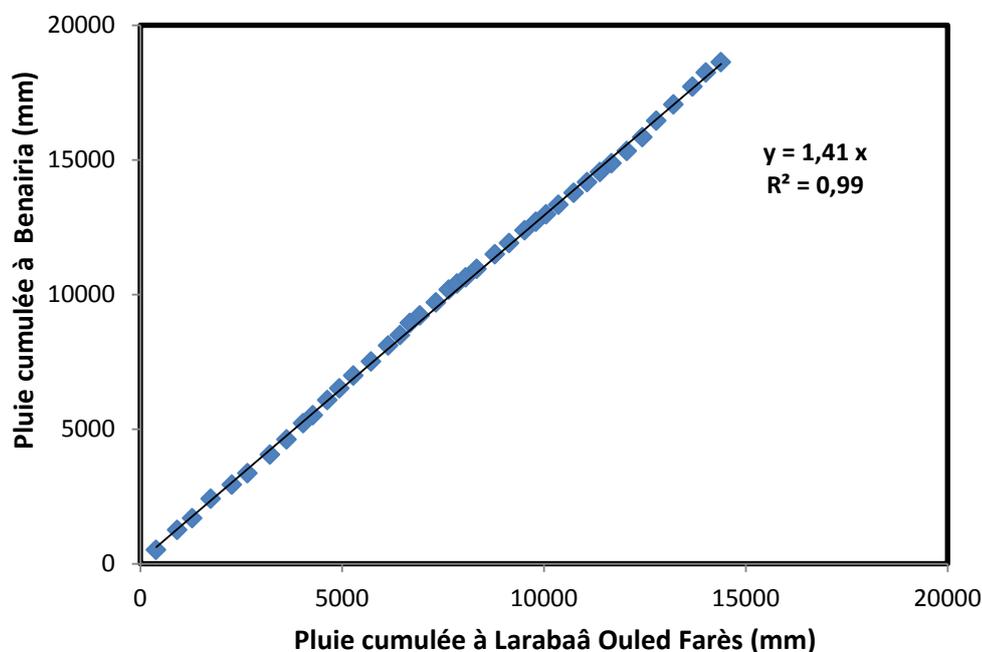


Figure 3.1. Double cumulée de pluie annuelle entre Larabaâ Oued Farès et Bénairia

Quelque soit le soin apporté à la collecte et au traitement des données, il est toujours nécessaire d'examiner leurs fiabilités dans la mesure du possible et d'essayer de détecter les erreurs commises lors de la collecte ou du traitement des données en vue de les corriger ou de les éliminer de notre étude.

Le test de détection des anomalies ponctuelles et systématiques (Laborde, 1998) a été employé afin de vérifier l'homogénéité des deux postes pluviométriques.

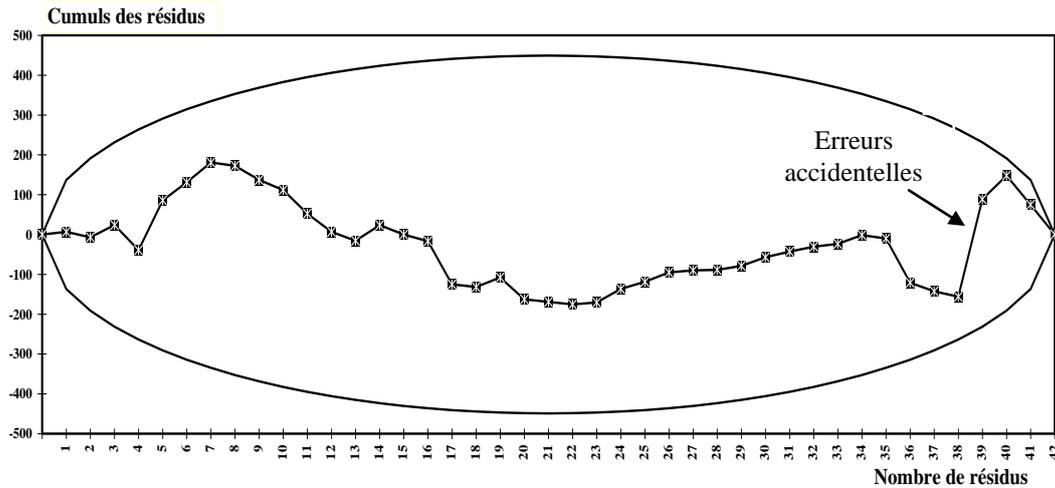


Figure 3.2. Test de détection d'anomalies par analyse des résidus de régression

Dans la figure 3.2 aucune valeur ne paraît anormale au seuil standard de 98 %, la courbe est circonscrite par l'ellipse, d'où l'on peut conclure que les séries de Larabaâ Ouled Farés et de Benairia sont homogènes.

Les erreurs ponctuelles ont été corrigées lorsque le cumul des résidus de régression sort en dehors des segments de confiance, dans le cas contraire, ils sont considérés comme fiables.

b) Estimation de la lame d'eau précipitée

L'estimation de la lame d'eau précipitée a été effectuée par la méthode des isohyètes à partir de la carte pluviométrique représentée sur la figure (3.3). Elle est moins rapide mais plus précise que celle de Thiessen. Cette méthode possède l'avantage de prendre en considération la distribution géographique des stations.

Les isohyètes sont des lignes de même pluviosité tracées grâce aux valeurs pluviométriques acquises aux stations du bassin pendant une période déterminée.

Elle consiste à calculer une moyenne compensée par planimètre des zones comprises entre les diverses isoyèthes (S_i), et affectée de la moyenne arithmétique des valeurs de ces deux isoyèthes (P_i). Il suffit donc d'additionner les volumes d'eaux précipités pour chaque aire et de diviser l'ensemble par la superficie totale du bassin versant (S).

La pluie moyenne peut être calculée de la manière suivante :

$$P_{moy} = \frac{\sum_{i=1}^n P_i \times S_i}{S} \quad (3.1)$$

Les résultats des calculs ainsi effectués sont illustrés dans le tableau (3.2).

Tableau 3.2. Estimation de la lame d'eau précipitée

N ° de tranches de Pluie	Pi (mm) (Moyenne arithmétique)	Surfaces partielles		Volumes partiels (mm* Km ²)
		Km ²	%	
500-600	550	217.69	80.58	119729.5
600-700	650	46.74	17.30	30381
700-800	750	5.72	2.12	4290

$$P_{\text{moy}} = 571.54 \text{ mm}$$

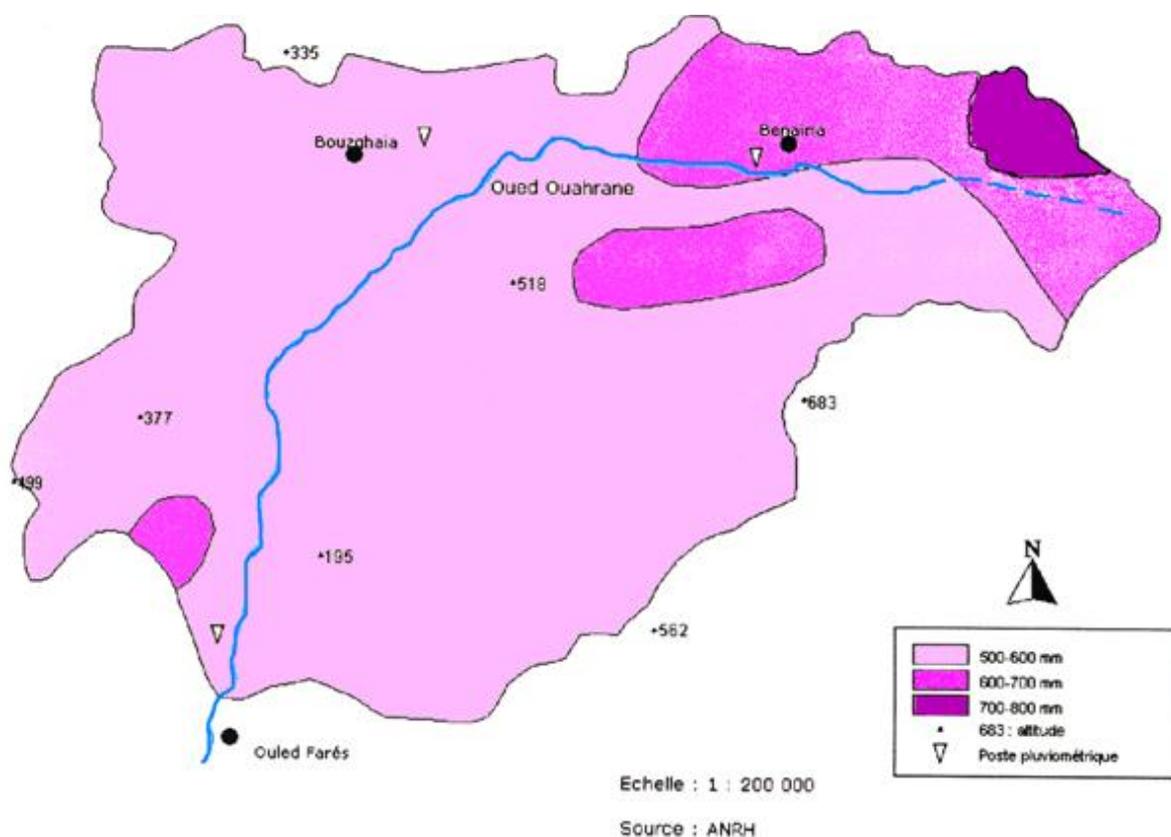


Figure 3.3. Carte pluviométrique du bassin de oued Ouahrane (Source : ANRH Blida)

La figure 3.3 présente la carte pluviométrique annuelle moyenne établie par L'ARNH où la répartition spatiale des précipitations indique deux tranches pluviométriques différentes.

- Le secteur de Ouled Farès recevant moins de 400 mm de pluie qui se situe à l'Ouest du bassin et au dessous de 200 m d'altitude, il occupe près de 40% de l'étendue du bassin versant.
- Le secteur de Benairia situé dans la partie Est du bassin et à plus de 350 m, La pluviométrie moyenne annuelle varie entre 280 et 740 mm, avec une occupation de 60% de l'étendue du bassin versant.

c) Variations annuelles et inters annuels

La pluviométrie annuelle a notablement changé au cours de la période d'observation où les résultats illustrés sur le tableau 3.3 témoignent de cette variation.

Tableau 3.3. Pluie annuelle de oued Ouahrane

Année	Stations		Année	Stations	
	Pluie Larabaâ Ouled Farès (mm)	Pluie Bénairia (mm)		Pluie Larabaâ Ouled Farès (mm)	Pluie Bénairia (mm)
72/73	395.60	506.30	92/93	207.50	220.77
73/74	520.50	743.70	93/94	212.30	228.66
74/75	374.20	431.80	94/95	275.60	313.39
75/76	460.20	725.80	95/96	449.40	549.46
76/77	525.30	525.30	96/97	352.60	418.11
77/78	384.10	424.10	97/98	387.20	465.17
78/79	554.10	695.30	98/99	277.70	316.25
79/80	413.70	560.00	99/2000	251.50	280.61
80/81	413.20	603.90	2000/2001	305.20	353.65
81/82	236.10	298.60	2001/2002	376.80	451.02
82/83	359.10	554.40	2002/2003	330.80	388.46
83/84	304.30	443.10	2003/2004	320.10	373.91
84/85	343.60	469.10	2004/2005	287.60	329.71
85/86	437.30	521.30	2005/2006	378.00	452.65
86/87	423.50	601.20	2006/2007	387.90	519.00
87/88	293.10	377.10	2007/2008	343.30	612.60
88/89	249.00	455.30	2008/2009	423.20	597.80
89/90	245.20	282.60	2009/2010	471.10	662.50
90/91	396.80	480.40	2010/2011	336.30	529.10
91/92	316.60	478.22	2011/2012	369.15	377.10

(Source : ANRH Blida)

L'analyse de l'évolution des valeurs annuelles de la pluie au cours de la période de 1972/1973-2011/2012 a donné les résultats suivants :

- Des années de basse précipitation sont remarquées pour les années 81/82, 89/90, 92/93, 93/94, 99/2000 et d'autres de haute précipitation sont remarqués dans les années 72/73, 75/76, 77/78, 78/79, 79/80, 82/83, 85/86, 86/87, 95/96 et 2001/2002, 2006/2007, 2008/2009, 2009/2010.
- Une année extrêmement sèche est observée en 92/93 où la précipitation descend à 207.5 mm pour la station de Larabaâ Ouled Farès et 220.77mm pour la station de Bénairia. D'autres part, une autre extrêmement humide en 73/74 où la précipitation atteint 743.70 et 520.50 mm pour les stations de Benairia et de Larabaâ Ouled Farés.

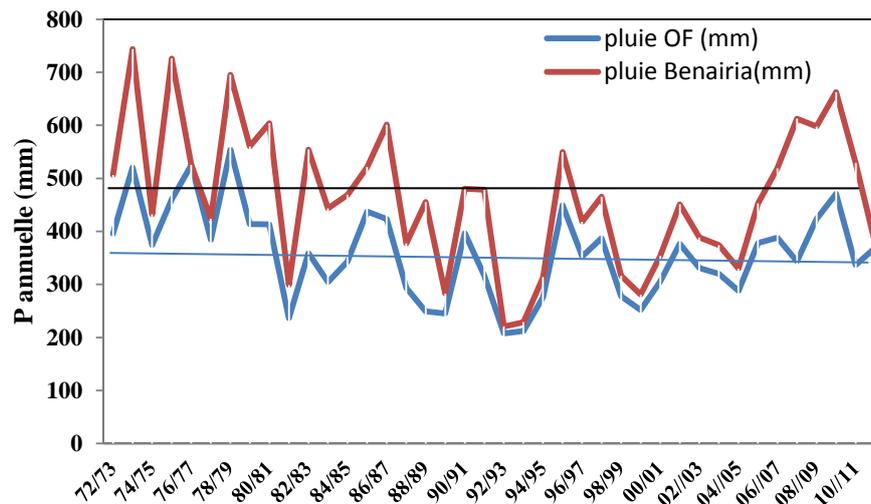


Figure 3.4. Variation de la pluie annuelle du bassin de oued Ouahrane (1972/1973-2011/2012)

D'après la figure 3.4, l'étude des précipitations annuelles des deux stations a montré une grande variabilité spatiale des moyennes pluviométriques où Bénairia reçoit plus de pluie que Larabaâ Ouled Farès. A titre d'exemple, la moyenne annuelle de 2006/2007 est de 519.00mm à station de Bénairia et 387.90mm à Ouled Farés.

L'analyse des paramètres statistiques des deux distributions, représentés sur le tableau 3.4, a permis de remarquer que les coefficients de variations des séries pluviométriques sont faibles.

Tableau 3.4. Paramètres statistiques des pluies de oued Ouahrane

Paramètres statistiques	Station de Larabaâ Ouled Farès	Station Bénairia
Nombre de valeurs	40	40
Minimum	208	221
Maximum	554	744
Moyenne	360	465
Ecart- type	84.6	132
Coefficient de variation	0.235	0.283

Par ailleurs, il est utile d'aborder l'étude fréquentielle des pluies annuelles, afin d'estimer les hauteurs pluviométriques probables dans ce bassin versant. Pour se faire, on a appliqué les lois d'ajustement : la loi normale, loi log-normale et la loi de Gumbel à l'échantillon des pluies annuelles enregistrées à la station de Larabaâ Ouled Farès et de Bénairia entre 72/73 et 2011/2012.

De nombreuses techniques existent pour comparer les différentes méthodes d'analyse des lois de probabilité et pour choisir la meilleure. Le test d'adéquation du khi-deux, proposé par Karl Pearson en 1900, a été adopté en tant que test le plus ancien et le plus connu. Il a été introduit au début du siècle par Karl Pearson comme, l'examen visuel des graphiques d'ajustement réalisés, même s'il peut paraître rudimentaire, il reste un bon moyen pour juger de la qualité d'un ajustement et devrait toujours constituer un préambule à tout test statistique.

Tableau 3.5. Caractéristiques des ajustements possibles de la station de Larabaâ Ouled Farés et de la station de Benairia

	Normale	LogNormale	Gumbel
Larabaâ Ouled Farés	$X^2= 0.80$	$X^2= 2.00$	$X^2=5.60$
Benairia	$X^2= 2.00$	$X^2= 3.20$	$X^2=2.50$

D'après l'examen visuel, la loi Normal présente l'avantage d'être un modèle simple pour les deux stations (Larabaâ Ouled Farés et Benairia) et met en évidence un bon comportement comparé aux deux autres lois avec des valeurs de test de dispersion plus faibles (tableau 3.5). Les résultats sont représentés sur la figure 3.5 avec l'ajustement correspondant. Après avoir calculé les paramètres d'ajustement ; moyenne et écart type, et à partir de l'équation de la droite de Henry, on a estimé les quantiles des précipitations pour les récurrences (Médiane. décennale. quinquennale). Les résultats sont regroupés dans le tableau 3.6.

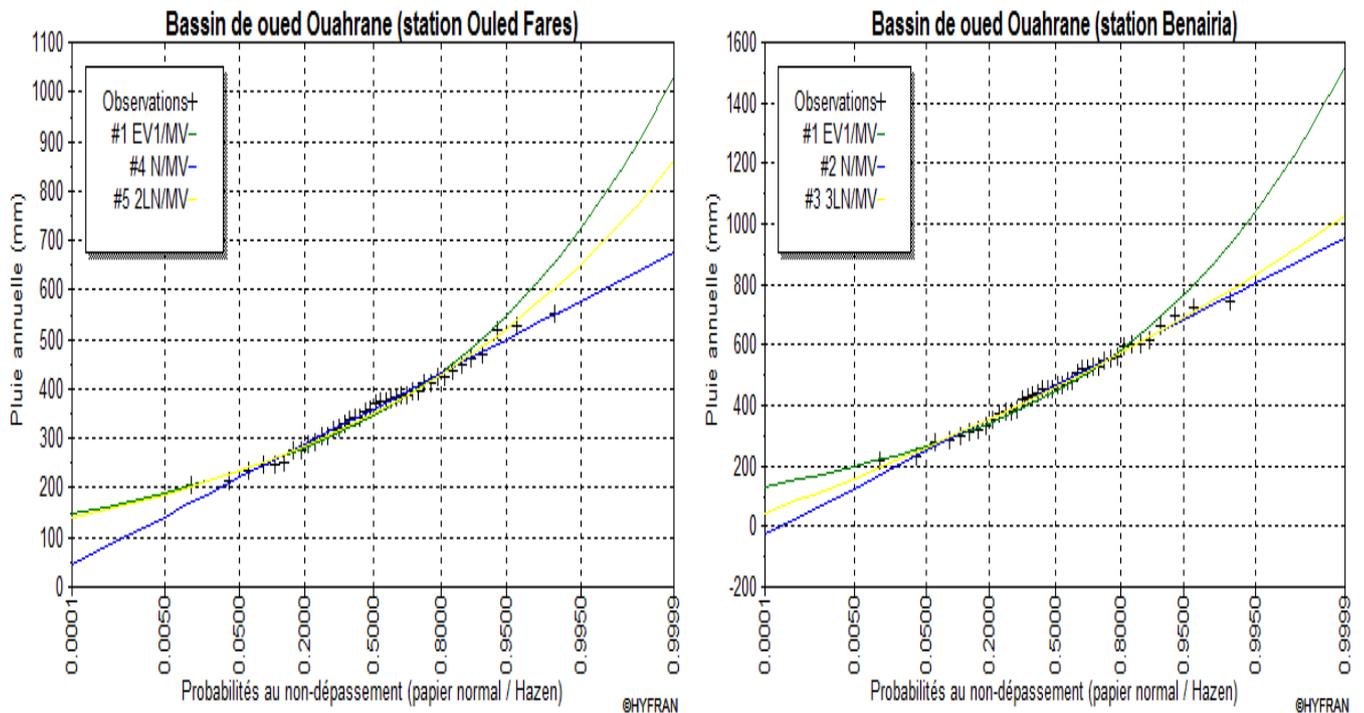


Figure 3.5. Ajustement des précipitations annuelles des deux stations

Tableau 3.6. Estimation des précipitations annuelles pour différentes fréquences.

Stations	F	U	Période de retour	P théorique
			(an)	(mm)
Larabaâ Ouled Farés	0.5	0	2	360
	0.1	1.28	10	468.28
	0.02	2.05	50	533.43
Benairia	0.5	0	2	465
	0.1	1.28	10	633.96
	0.02	2.05	50	735.6

d) Variation mensuelle et saisonnière

La meilleure méthode pour étudier la variation des précipitations saisonnières est la méthode des rapports entre la moyenne des précipitations mensuelles et la moyenne annuelle. Cette méthode permet de mieux apprécier le régime et l'enchaînement des saisons humides (tableau 3.7).

Les deux stations font ressortir deux périodes distinctes, une saison sèche et une autre humide. Dans le tableau ci-dessus, nous remarquons l'existence :

- D'une saison sèche qui s'étale du mois de juin à septembre avec des pluies moyennes mensuelles inférieures à 10mm.
- D'une saison humide peut atteindre plus de 50mm au mois de février

Tableau 3.7. Indice saisonnier des pluies sur le bassin de oued Ouahrane

Station de L.O.Farés												
	Automne			Hiver		Printemps			Été			
	sep	oct	nov	déc	jan	fév	mar	avr	mai	Jun	jul	Aout
P_{men} (mm)	18.33	32.93	47.30	53.81	45.12	54.42	38.66	39.43	26.00	05.44	01.29	02.02
P_{men}/p_{an} (%)	5.09	9.15	13.15	14.96	12.54	15.13	10.75	10.96	7.23	1.51	0.36	0.56
Station de Bénairia												
	Automne			Hiver		Printemps			Été			
	sep	oct	nov	déc	jan	fév	mar	avr	mai	Jun	jul	Aout
P_{men} (mm)	17.77	38.15	70.88	74.90	62.51	66.60	53.11	45.01	33.02	03.99	0.42	02.39
P_{men}/p_{an} (%)	3.29	7.07	13.14	13.88	11.59	12.34	9.84	8.34	6.12	0.74	0.08	0.44

Pour les deux stations ; Larabaâ Ouled Farés et Bénairia successivement, la période pluvieuse se situe en hiver (42.63 % ; 37.81%) suivie du printemps (28.94%; 24.3%) puis l'automne (27.39%; 23.5%).

e) Pluies maximales journalières

La protection des ouvrages, des populations et de leurs biens contre les dégâts causés par les crues générées par les pluies journalières de grandes intensités, nécessite de s'intéresser aux phénomènes de pluies journalières extrêmes annuelles et de quantifier leurs valeurs pour différentes périodes de retour.

L'estimation des pluies journalières maximales pour différentes périodes de retour est approchée par l'utilisation de formules empiriques, de la méthode du Gradex ou de modèles pluie-débit. Plus la série prise en compte est longue meilleure sera l'estimation des crues. Une période allant de 72/73 à 2011/2012 est disponible pour deux stations de Larabaâ Ouled Farés et de Bénairia comme le montre le tableau 3.8.

Tableau 3.8. Pluies journalières maximales entre (1972/2012) des stations de Larabaâ Ouled Farès et Bénairia

Stations			Stations		
Année	Pluie Larabaâ Ouled Farès (mm)	Pluie Bénairia (mm)	Année	Pluie Larabaâ Ouled Farès (mm)	Pluie Bénairia (mm)
72/73	29	30	92/93	56.2	67
73/74	85	86.5	93/94	20.5	22
74/75	34.8	43.6	94/95	41.4	30.1
75/76	31	78.8	95/96	27.4	45.6
76/77	55	33.1	96/97	52.8	65
77/78	39.2	30	97/98	49.2	57.5
78/79	50.4	101.5	98/99	57.3	144.4
79/80	32.8	75.1	99/2000	28.8	49.5
80/81	37.1	78.2	2000/2001	47.4	60
81/82	27.2	34.5	2001/2002	80.3	147.7
82/83	31.4	57.4	2002/2003	21.7	40.3
83/84	19	30.1	2003/2004	26.3	45.5
84/85	17.2	29.1	2004/2005	25.2	34.9
85/86	36.4	35	2005/2006	40.6	142
86/87	39	47.1	2006/2007	28.8	59.2
87/88	19.2	34.4	2007/2008	24.5	48
88/89	38	40.6	2008/2009	37.1	51.8
89/90	18.6	31.1	2009/2010	35.2	58.6
90/91	28.7	21.2	2010/2011	56.2	73.5
91/92	21.3	39.3	2011/2012	38.4	35

(Source : ANRH Blida)

Parmi les lois de distribution qui peuvent rendre compte de la statistique des phénomènes extrêmes, c'est la loi de Gumbel qui s'adapte le mieux aux variables pluviométriques.

Théoriquement les valeurs extrêmes s'ajustent à une loi des valeurs extrêmes. En Algérie, il est vérifié que les pluies journalières maximales annuelles s'ajustent à une loi de Gumbel. Cette hypothèse est vérifiée sur le bassin versant du Cheliff (Remaoun, 2007).

La figure 3.6 représente l'ajustement graphique d'une droite de distribution (loi de Gumbel) moyenne permettant de faire des estimations des précipitations journalières maximales, les résultats trouvés pour différentes fréquences sur le bassin sont enregistrés dans le tableau 3.9.

La pluviométrie journalière maximale est caractérisée par une grande intensité dans les hautes altitudes (station Bénairia) contrairement à la station de L.O.Farés située à basse altitude.

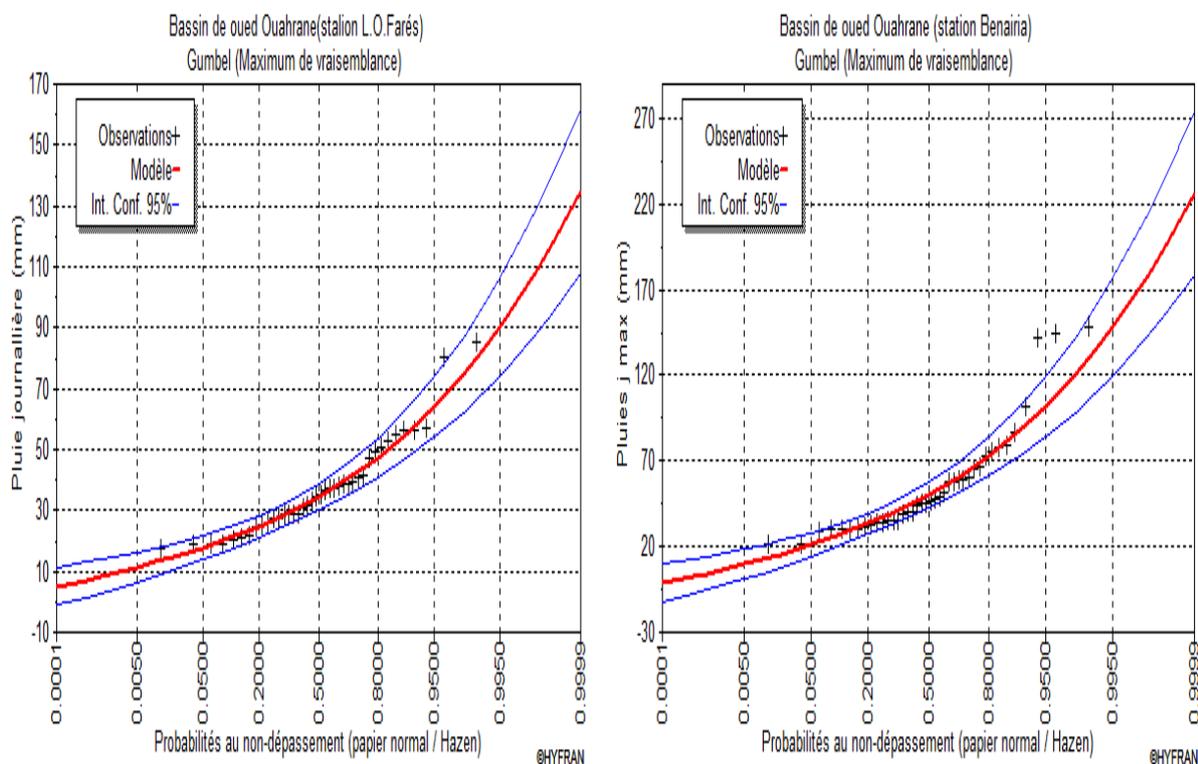


Figure 3.6. Ajustement de la loi de Gumbel des pluies journalières maximales

Tableau 3.9. Valeurs de variables réduites de Gumbel et pluies journalières maximales théoriques

Fréquences	Période de Retour	Station Larabaà Ouled Farés		Station Benairia	
		U.Gumbel	Pjmax théo (mm)	U.Gumbel	Pjmax théo (mm)
0.9	10ans	4.18	55.8	7.31	87.4
0.95	20ans	5.12	63.9	8.97	102
0.98	50ans	6.39	74.5	11.2	120
0.99	100ans	7.35	82.4	12.9	134

3.3.1.2 Températures

Les données de température représentées dans le tableau 3.10 sont fournies par l'ONM Chlef sur une période qui s'étale de 1983 à 2012. Selon le tableau 3.10. Il fait ressortir l'existence de deux saisons bien marquées ; la première froide correspondant à la période pluvieuse s'étalant entre le mois d'octobre et avril et la seconde chaude qui s'étale entre mai et septembre et qui coïncide avec la période sèche. Les minimas enregistrés pour les mois les plus froids sont généralement liés au facteur d'altitude et l'éloignement par rapport à la mer.

Tableau 3.10. Températures moyennes mensuelles en °C de la station de Chlef (1983-2012)

Sep	Oct	Nov	déc	Jan	fév	mar	Avr	mai	Juin	juil	Août	Moyenne annuelle
25.92	21.00	15.52	12.09	10.74	11.72	14.45	17	21.48	26.55	30.53	30.04	19.75

(Source : ONM Chlef)

3.3.1.3 L'évapotranspiration

La semi aridité du climat et l'irrégularité spatio-temporelle des précipitations du bassin de oued Ouahrane font que l'évapotranspiration est très fluctuante dans l'année, elle passe de 29.91 mm au mois de décembre à 182.54 mm au mois de juillet (tableau 3.11).

Tableau 3.11. Evapotranspirations potentielles moyennes mensuelles en mm (1983-2012).

Sep	Oct	Nov	déc	Jan	fév	mar	Avr	mai	Juin	juil	Août	Annuel
124.09	77.37	43.11	29.91	30.22	44.46	71.89	72.71	132.71	168.74	182.54	165.24	1142.99

(Source : ONM Chlef)

L'évapotranspiration potentielle moyenne interannuelle a été évalué à 1142.99 mm (tableau 3.11). Ce chiffre montre notamment à quel point la région est soumise au climat semi aride. La répartition mensuelle donne plus de 50% de perte d'eau par évaporation sur les quatre mois les plus secs de l'année (mai-août).

3.3.1.4 Les vents

Les vents prédominants dans la région sont de Nord-Ouest. Ces vents sont relativement pluvieux. En été les vents du sud (secs et froids en hiver) deviennent très desséchants (le Sirocco).

La fréquence du nombre de Sirocco varie entre 17 et 17.1 jours an⁻¹. (Benkhaled, 2006). La vitesse moyenne du vent est généralement inférieure à 3m/s pour toute l'année (tab. 3.12).

Tableau 3.12. Vitesses du vent moyennes (m/s) à la station de Larabaà Ouled Farès (1983 -2012)

Mois	Sep	Oct	Nov	déc	Jan	fév	mar	Avr	mai	juin	Juil	Août
Vent (m/s)	2.79	2.38	2.44	2.34	2.46	2.73	2.9	2.98	3.08	3.03	2.72	2.86

(Source : ONM Chlef)

3.3.1.5 L'indice xérothermique de Bagnouls et Gaussen (1957)

L'indice I_x , est calculé en retranchant du nombre de jours de la période sèche (suite de mois secs) le nombre de jours pluvieux ou supposés humides (degré hygrométrique élevé). Les valeurs obtenues représentent le nombre de jours « biologiquement secs » au cours de la période sèche. Cet indice complète le diagramme ombrothermique qui montre l'importance de la période sèche (figure 3.7).

Dans ce diagramme, les températures sont portées à une échelle double de celle des précipitations: un mois est considéré comme sec si le total des précipitations est égal ou inférieur au double de la température ($P \leq 2T$).

Tableau 3.13. Paramètres bioclimatiques calculés selon Bagnouls et Gaussen

Mois	Sep	Oct	Nov	déc	Jan	fév	mar	Avr	mai	juin	Juil	août
P (mm)	18.33	32.93	47.30	53.81	45.12	54.42	38.66	39.43	26.00	05.44	01.29	02.02
2T (°C)	51.84	42	31.04	24.18	21.48	23.44	28.9	34	42.96	53.1	61.06	60.08

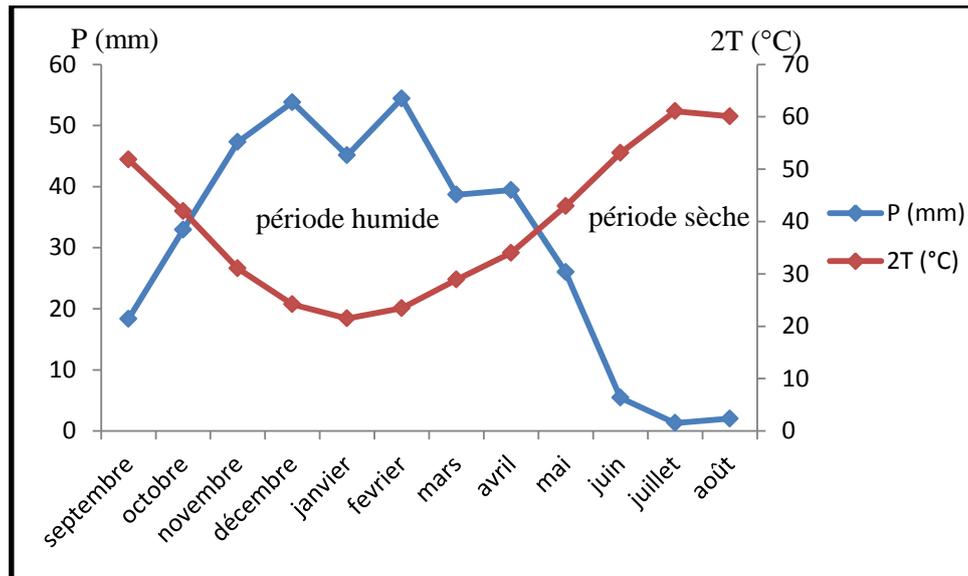


Figure 3.7. Diagramme ombro thermique de Bagnouls et Gausse sur le bassin de oued Ouahrane (1983 -2012).

3.3.1.6 L'indice annuel d'aridité de De Martonne (1926)

Cet indice proposé par De Martonne en 1926, noté I_a est fondé sur le régime des précipitations et les températures et permet de trouver le type de climat qui règne dans la région, la formule utilisée est la suivante :

$$I_a = \frac{P}{T + 10} \quad (3.2)$$

P = Précipitation annuelle (mm)

T = température annuelle moyenne en °C

- ✓ $I < 10$ Climat aride, écoulement temporaire.
- ✓ 10 - 20 Climat semi-aride, écoulement temporaire.
- ✓ 20 - 30 zone tempérée drainage extérieure.
- ✓ 30 - 40 écoulements exoréiques.

Selon la classification des climats adoptée par De Martonne, le bassin d'étude est classé en régime semi aride avec écoulement temporaire ($I_a = 12,26$)

3.3.1.7 Le quotient pluvio thermique d'Emberger (1955)

Noté Q_2 . Cet auteur fonde son indice sur les limites occupées par les différentes associations végétales. Il se calcule selon l'expression suivante :

$$Q_2 = \frac{P}{\frac{M+m}{2}(M-m)} \times 1000 \quad (3.3)$$

Q_2 : Le quotient pluvio thermique d'Emberger

P : précipitation moyenne annuelle en (mm).

M : moyenne des maxima du mois le plus chaud en degré absolu (°K).

m : moyenne des minima du mois le plus froid en degré absolu (°K).

Pour le bassin de oued Ouahrane le Q_2 est égal à 63,22

On reporte Q_2 en fonction de la moyenne des minima du mois le plus froid en °C

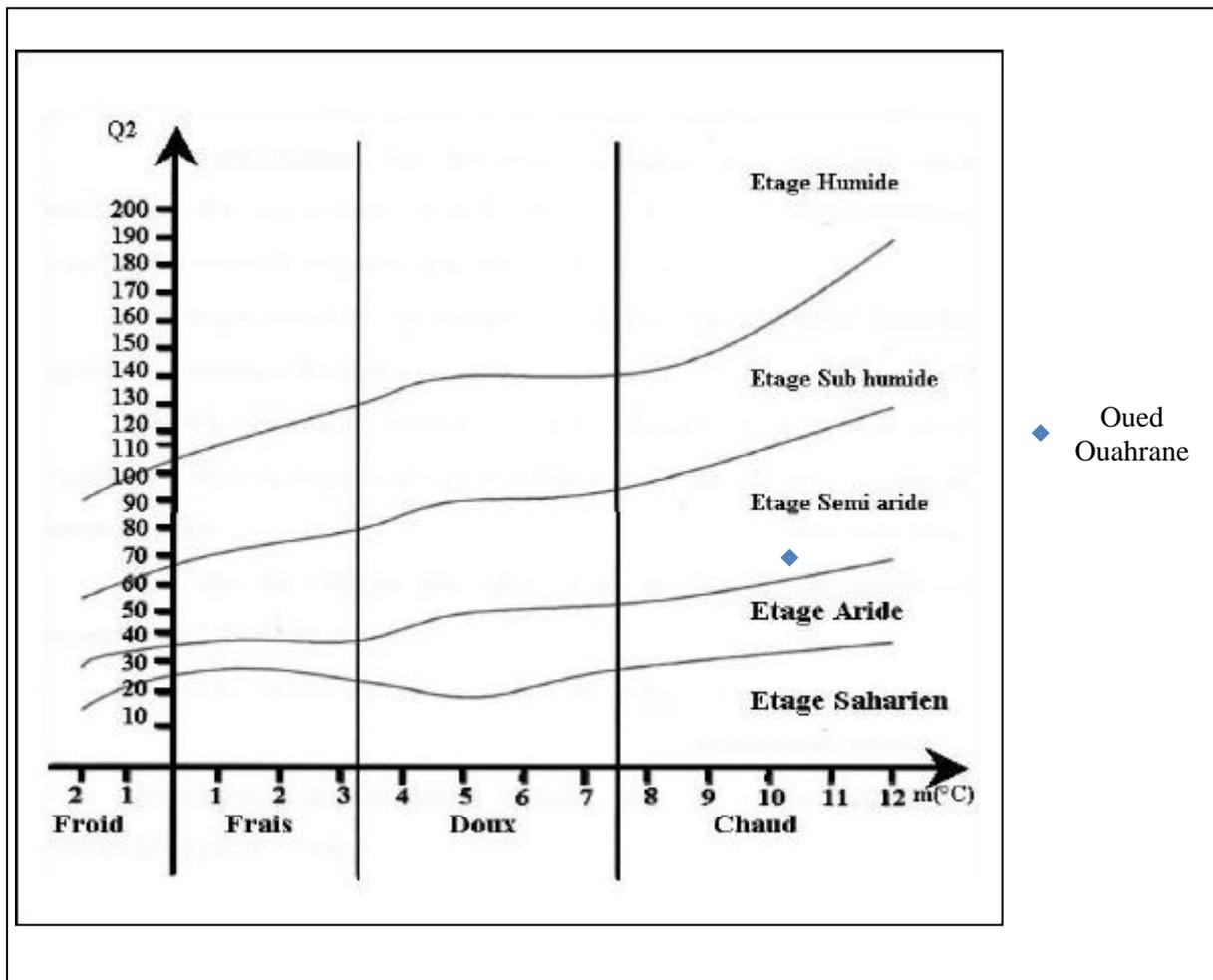


Figure 3.8 Climagramme d'Emberger

3.3.2 Etude des crues et critique des données hydrométriques

HORTON, considérait que les crues étaient générées par un ruissellement de surface se produisant sur l'ensemble du bassin versant, lorsque l'intensité des pluies dépassait la capacité d'infiltration des sols.

Nous admettons avec Horton (1933), Cappus (1960) et Oberlin (1971) la classification des crues comme étant:

- Les débits égaux ou supérieurs à un certain multiple du module annuel (3 à 5 fois le module).
- Les débits de fréquence ou de probabilités faibles (0.01 ou 0.001).

La crue est favorisée par la convergence de divers facteurs : Précipitations abondantes et efficaces, sols saturés par les pluies préparatoires d'automne, notamment dans les zones peu perméables, températures faibles et donc possibilités d'évaporation limitées.

Ce sont donc les paramètres morphométriques du bassin versant et du réseau hydrographique (forme des bassins, pentes des talwegs, densité de drainage) qui constituent les éléments essentiels. La neige n'intervient de façon efficace que dans les secteurs montagneux élevés supérieures en générale à 1500m d'altitude.

Par ailleurs, la position des stations hydrométriques est importante pour l'obtention de données fiables. la station de Larabaà Ouled Farés se trouve à l'exutoire du bassin de oued Ouahrane ce qui veut dire que les mesures effectuées rassemblent les débits de tous les cours d'eaux du bassin ainsi que les averses génératrice de crues hivernales qui ont un caractère à la fois durable et extensif.

Les séries de débits mises à notre disposition présentent des lacunes qui 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 éгалer. Une règle de trois permet ensuite de donner la valeur du débit inconnu dans chaque relation.

3.3.2.1 Variations des débits journaliers

Les données disponibles sont des chroniques de débits journaliers avec le débit maximum instantané de chaque mois où il est possible de sélectionner les débits de pointe moyens journaliers ou les débits maximums instantanés sur une période qui s'étale de 83/84 à

2011/2012. La variable échantillonnée est la valeur maximale annuelle de ces débits de pointes.

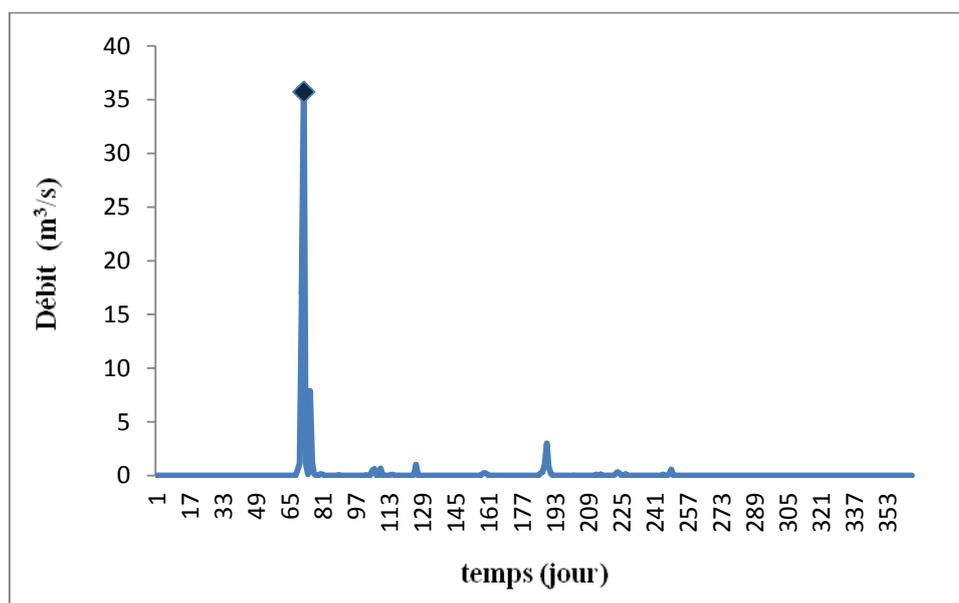


Figure 3.9. Echantillonnage de la valeur max du débit journalier (Station Laraba à Ouled fares) (Crue de 11/11/2001)

a) Echantillonnage des valeurs maximales

L'analyse fréquentielle fournit un outil remarquable d'aide à la prévision, en attribuant une probabilité à une grandeur caractéristique telle que le débit de pointe. Elle permet de décrire en termes de probabilité les événements observés et les événements plus rares que ceux observés, mais susceptibles de se produire un jour. C'est un outil bien adapté en ingénierie pour le dimensionnement des ouvrages ou en aménagement pour l'établissement des cartes d'aléa.

En analyse fréquentielle des crues, trois phases principales sont généralement distinguées :

- La définition de la variable : le débit de pointe, c'est à dire la plus forte valeur de débit atteint pendant la crue. Selon le type de chronique analysée il faut bien préciser de quel débit il s'agit : débit de pointe instantané, horaire, journalier
- L'échantillonnage qui consiste à sélectionner le plus fort débit de pointe observé pendant l'année hydrologique

- l'ajustement à une loi de probabilité, permettant de définir la fréquence théorique de chaque événement, souvent exprimée en terme de période de retour T

Tableau 3.14. Echantillon des débits maximaux journaliers et instantanés de la station de Larabaà Ouled Farès

Années	Q_i	Date	Q_{jmax}
1983 - 1984	108.00	23/11/1983	18.29
1984 - 1985	1.01	06/03/1985	0.66
1985 - 1986	1.72	30/01/1986	1.06
1986 - 1987	120.00	05/02/1987	33.6
1987 - 1988	27.00	04/10/1987	4.41
1988 - 1989	49.16	14/12/1988	11.91
1989 - 1990	27.00	10/04/1990	11.02
1990 - 1991	57.08	03/10/1990	20.45
1991 - 1992	130.60	07/05/1992	12.26
1992 - 1993	37.76	01/03/1993	2.19
1993 - 1994	21.60	20/01/1994	4.24
1994 - 1995	78.50	07/01/1995	22.47
1995 - 1996	13.65	15/03/1996	4.61
1996 - 1997	36.70	02/09/1996	10.26
1997 - 1998	13.30	06/12/1997	3.23
1998 - 1999	25.20	19/01/1999	10.83
1999 - 2000	26.30	18/12/1999	20.14
2000 - 2001	114.00	24/10/2000	16.28
2001 - 2002	87.59	11/11/2001	35.72
2002 - 2003	2.42	11/01/2003	1.13
2003 - 2004	0.68	29/01/2004	0.12
2004 - 2005	25.70	09/12/2004	20.88
2005 - 2006	52.40	05/05/2006	10.18
2006 - 2007	88.80	16/04/2007	9.16
2007 - 2008	8.7	29/11/2007	3.69
2008 - 2009	32.65	12/01/2008	11.59
2009 - 2010	88.28	11/02/2010	7.11
2010 - 2011	46.40	01/02/2011	14.85
2011 - 2012	60.80	13/04/2012	18.85
Moy	47.69		11.66
Ecart type	38.79		9.23
C_v	0.81		0.79
Max	130.60		35.72

(Source : ANRH Blida)

b) Choix du type de loi d'ajustement

L'étude de la variabilité des débits journaliers ou instantanés maximums mérite d'être complétée par l'étude fréquentielle, c'est-à-dire l'estimation des valeurs limites atteintes ou dépassées pendant une période donnée. Ceci exige de rechercher la loi d'ajustement la mieux adéquate à la distribution des débits journaliers ou instantanés maximums pour ensuite, estimer les paramètres d'ajustement (moyenne et écart type), ainsi que la variable réduite servant au calcul des quantiles (tableau 3.15).

Les études réalisées en Afrique du nord et en Algérie en particulier affirme que les lois qui décrivent la distribution des débits journaliers ou instantanés maximums sont les lois à dissymétrie positive (loi de Gumbel, loi de Galton, loi de Pearson III ...).

Les débits maximums journaliers et instantanés de la station de Larabaà Ouled Farès (83/84-2011/2012) s'ajustent à la loi de Gumbel (figure 3.10, 3.11).

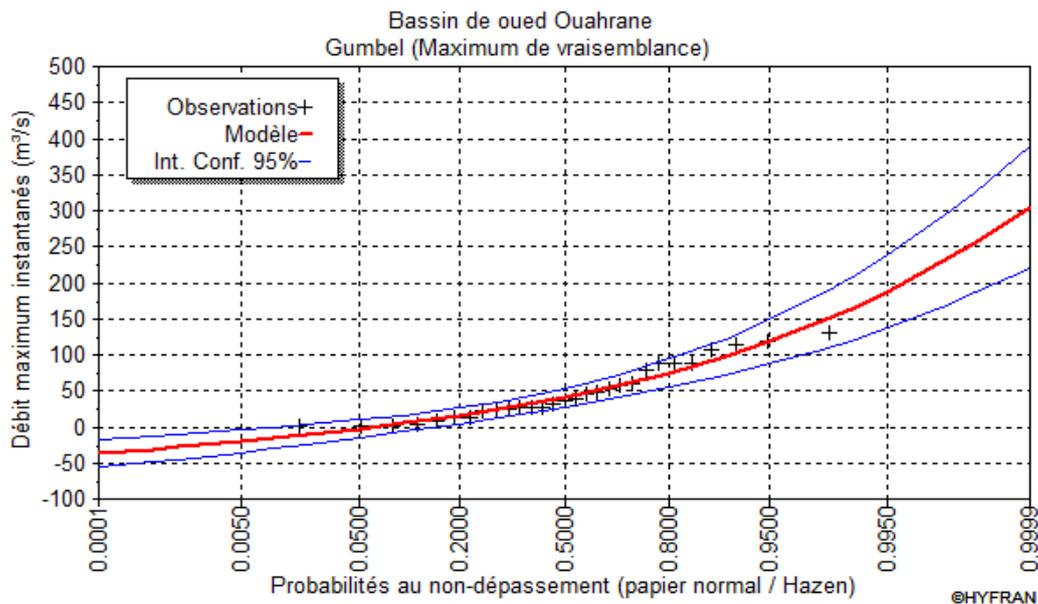


Figure 3.10. Ajustement des débits max. instantanés de la station de Larabaà Ouled Farès par la loi de Gumbel

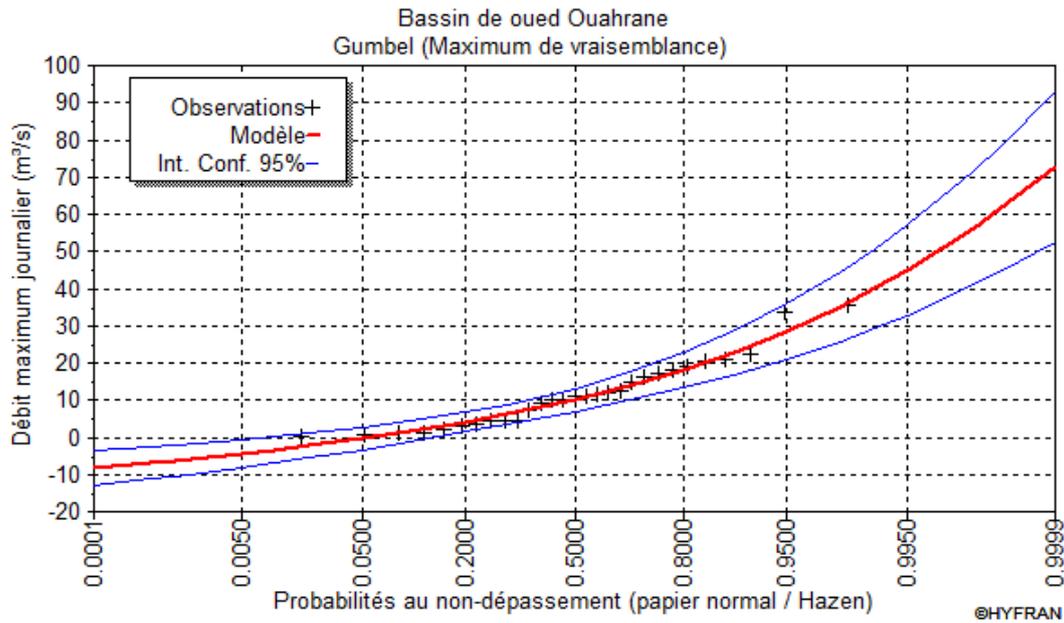


Figure 3.11. Ajustement des débits journaliers max de la station de Larabaà Ouled Farès par la loi de Gumbel

Tableau 3.15. Les débits maximaux instantanés et journaliers et leurs périodes de retour

Période de retour (année)	Q_i théorique (m^3/s)	Q_{jmax} théorique (m^3/s)
100	167	40.10
50	146	35.1
20	118	28.50
10	96.8	23.4
2	40.6	10
1	9.84	2.34

Pendant la période allant de 1983/84 à 2011/12, le bassin de oued Ouahrane a été marqué par des crues de grande amplitude. Parmi les quels nous citons :

- **Crue du 23 novembre 1983**

L'année 83/84 a été marquée par cette crue qui a pu atteindre respectivement les débits instantané et journalier de 108 et 18.29 m^3/s

- **Crue du 05 février 1987**

Lors de cette crue, le débit maximal instantané a été de l'ordre de 120 m^3/s alors que le débit journalier atteint les 33.6 m^3/s . c'est l'année qui a été marquée par le plus grand module de débit moyen annuel par rapport à la série d'étude.

- **Crue du 7 mai 1992**

Cette crue avait le débit maximal instantané de $130.6 \text{ m}^3/\text{s}$ et un débit journalière maximal de $12.26 \text{ m}^3/\text{s}$

- **Crue du 18 décembre 1999**

Lors de cette crue. le débit maximal instantané a été de l'ordre de $26.30 \text{ m}^3/\text{s}$ alors que le débit journalier atteint les $20.14 \text{ m}^3/\text{s}$.

- **Crue du 11 novembre 2001**

L'année de 01/02 a été marquée par cette crue qui a pu atteindre respectivement le débit instantané et journalier de $87.59 \text{ m}^3/\text{s}$ et $35.72 \text{ m}^3/\text{s}$

- **Crue du 16 avril 2007**

Lors de cette crue. le débit maximal instantané a été de l'ordre de $88.8 \text{ m}^3/\text{s}$ alors que le débit journalier atteint les $09.16 \text{ m}^3/\text{s}$.

- **Crue du 11/02/2010**

Cette crue avait le débit maximal instantané de $88.28 \text{ m}^3/\text{s}$ et un débit journalière maximal de $07.11 \text{ m}^3/\text{s}$.

On remarque que les fortes crues instantanées sont observées pratiquement durant les mois secs comme celle de 7/5/92 avec un débit instantané de $130.6 \text{ m}^3/\text{s}$ et un débit journalier de $12.6 \text{ m}^3/\text{s}$. Par contre durant les mois humides de la crue du 18/12/99 le débit instantané était de $26.30 \text{ m}^3/\text{s}$ et le débit journalier de $20.14 \text{ m}^3/\text{s}$. Ceci implique que les sols du bassin desséchés sont facilement emportés par l'écoulement superficiel (ruissellement) qui se forme dès les premières pluies. De plus, la lithologie du bassin est représentée par un sol imperméable (les marnes et les argiles).

III.3.2.2 Type de crue sur le bassin de oued Ouahrane

L'analyse visuelle des couples pluie-débit à l'échelle journalières permet de mettre en évidence plusieurs caractéristiques des crues, de proposer une typologie des crues du bassin versant et de voir quelles variables influencent le débit de pointe. Elle permet aussi de comprendre la différence entre les crues du bassin versant de oued Ouahrane.

On retrouve majoritairement deux types de crues sur le bassin versant du oued Ouahrane :

- celles qui sont provoquées par une succession des pluies intenses, par exemple la crue du 13/04/2012 représentée sur la figure (3.12). Ce type de crues remarquées généralement en période humide (figure 3.13).

- celles qui sont provoquées par des pluies intenses et isolées sont surtout remarquées dans la période sèche par exemple la crue du 24/10/2000 représentée sur la figure (3.14).

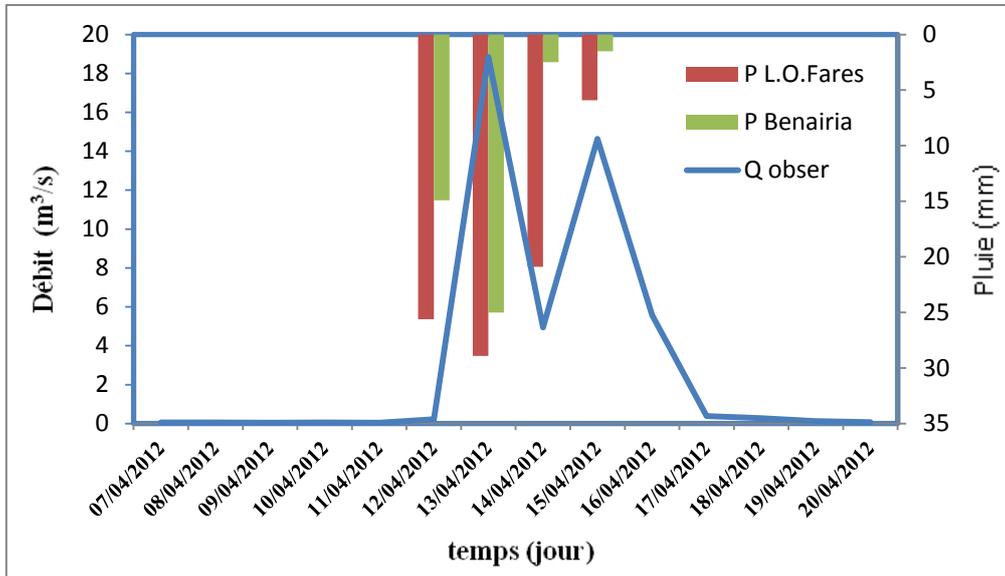


Figure 3.12. Hydrogramme d'une crue provoquée par une succession des pluies intenses (Crue du 13/04/2012)

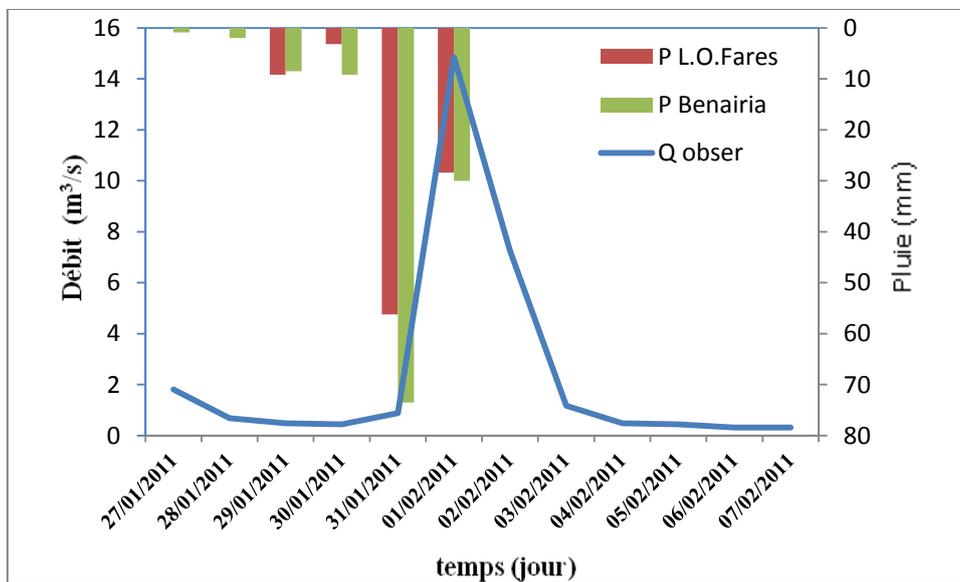


Figure 3.13 Hydrogramme d'une crue provoquée par une succession des pluies intenses (Crue du 01/02/2011)

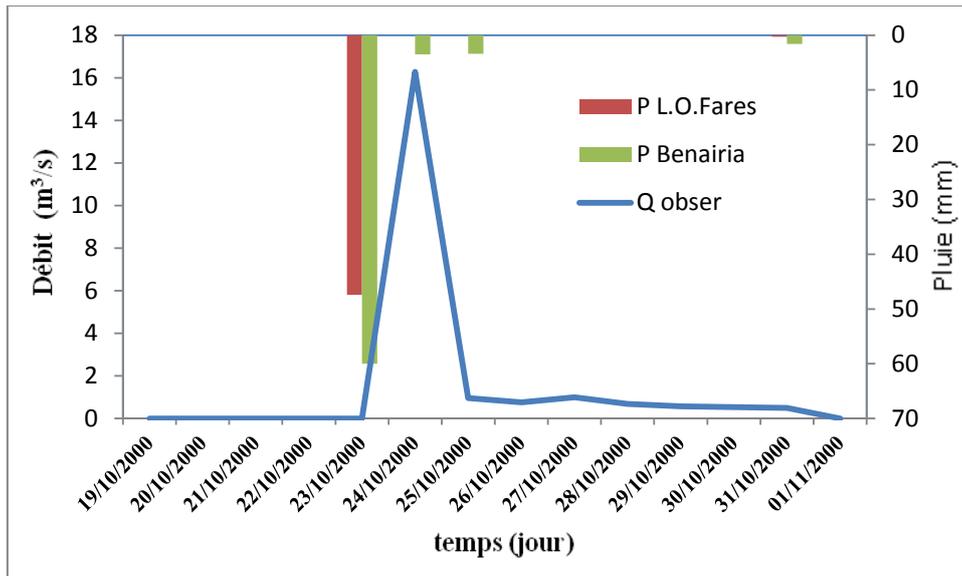


Figure 3.14 Hydrogramme d'une crue provoquée pluies intenses et isolées (Cruée du 24/10/2000)

La majorité des crues enregistrées dans un jour « j » ont été provoqué par une pluie maximale dans le jour « j-1 » et la décrue commence a partir de « j+1 » (cruée de 24/10/2000 (figure 3.14), cruée de 11/11/2001 (figure 3.15)) se qui implique un décalage temporel entre les pics de pluies et les pics de débit.

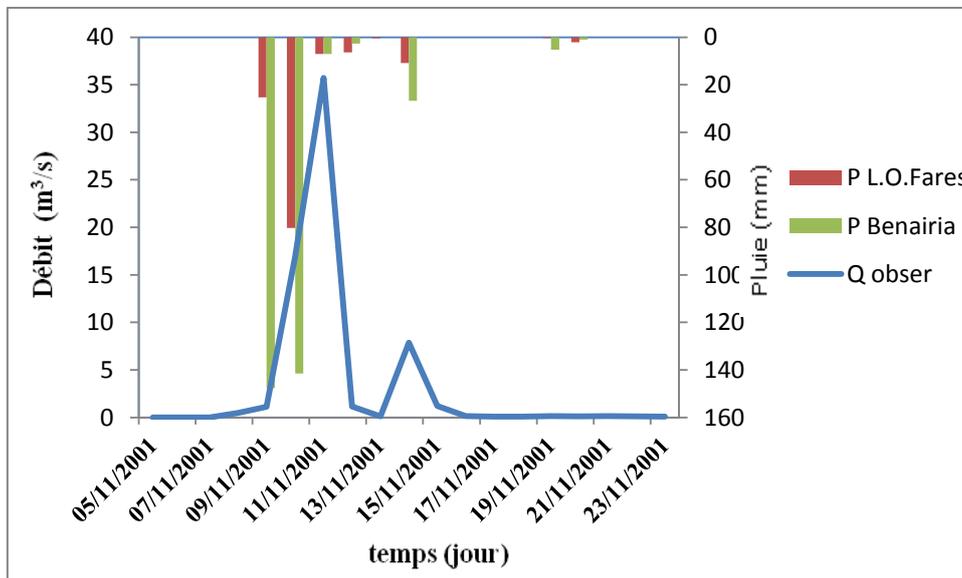


Figure 3.15. Hydrogramme de la crue du 11/11/2001

3.4. Conclusion

À l'échelle annuelle la pluviométrie est plus importante dans les grandes altitudes (Station de Bénairia) contrairement à la station de L.O.Farés située à basse altitude d'où le secteur de Bénairia reçoit plus de pluie que le secteur de Ouled Farés. De même la pluviométrie journalière est caractérisée par une grande intensité dans les hautes altitudes (Station Bennaria).

Les régimes pluviométriques et thermiques sont très irréguliers et marquent l'année par deux saisons bien distinctes : la première froide correspondant à la période pluvieuse s'étalant entre le mois d'octobre et avril et la seconde sèche qui s'étale entre mai et septembre. On remarque une évaporation importante en été. Elle atteint son maximum au mois de juillet. Les indices d'aridité calculés par les différentes méthodes convergent tous pratiquement vers le même résultat, le climat du bassin de oued Ouahrane est semi-aride

La réponse du débit de notre bassin d'étude, qui est contrôlée par les pluies des deux stations, est différente d'une crue à l'autre. On retrouve majoritairement deux types de crues sur le bassin versant du oued Ouahrane, celles qui sont provoquées par une succession des pluies intenses et celles qui sont provoquées par des pluies intenses et isolées.

Chapitre Quatrième

MODELISATION PLUIE-DEBIT DES CRUES DU BASSIN DE OUED OUAHRANE

4.1. 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.

L'avantage de l'utilisation des réseaux de neurones dans la modélisation en hydrologie est perçu par leur capacité à tenir compte de la non linéarité de la relation pluie-débit (Rija et al, 2009). Il s'agit en fait d'une propriété très intéressante pour ne considérer que les paramètres météorologiques d'autant plus que les autres paramètres qui peuvent influencer le débit (paramètres géologique, géomorphologique, hydrogéologique, etc.....) ne sont pas considérés dans cette étude. Plusieurs environnements sont disponibles pour le développement des réseaux de neurones notamment Matlab, Statistica, Scilab, RNF PRO, etc., mais dans cette étude, c'est le compilateur "Matlab" a été utilisé. Plusieurs travaux témoignent de la capacité des réseaux de neurones à modéliser les débits sur les bassins versants (Wenri et al, 2004; Johannet, 2006; Ayral, 2005; Dechemi et al, 2003).

Notre approche vise à trouver un modèle simple et objectif qui peut simuler des débits de crues proches de ceux observés sur le bassin de oued Ouahrane.

Dans ce chapitre, on va vérifier l'efficacité des réseaux de neurones formels pour la modélisation des débits de crues du bassin d'étude. Trois modèles de réseaux de neurones ont été optimisés afin d'atteindre cet objectif. Une base de données composée du débit, de la pluie, de l'Evapotranspiration Potentiel (ETP) et de l'humidité du sol au pas de temps journaliers a été utilisée comme entrée de ces modèles.

Ces modèles neuronaux ont été comparés avec un autre modèle global, le modèle GR4j, sur le bassin de oued Ouahrane. Les modèles neuronaux ont été optimisés avec l'algorithme de Levenberg Marquardt (LM), tandis que le modèle GR4j a été optimisé avec la méthode SCE-UA. Le critère de Nash (%) et le coefficient de corrélation de Pearson (R) ont permis d'apprécier les performances de ces modèles.

4.2. Les réseaux de neurones artificiels

4.2.1 Historique

Les recherches menées dans le domaine du connexionnisme ont démarré avec la présentation en 1943 par MCCulloch et Pitts d'un modèle simplifié de neurone biologique communément appelé neurone formel. Ils montrèrent également théoriquement que des réseaux de neurones formels simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes.

En 1949, Hebb propose une théorie fondamentale pour l'apprentissage alors que la proposition du réseau de neurones dit perceptron par Frank Rosenblatt (1958) permettait des applications concrètes. Pratiquement au même moment, Widrow et Off (1960) proposaient un nouvel algorithme d'apprentissage pour entraîner un réseau adaptatif de neurones linéaires, avec des capacités similaires au perceptron. Mais l'enthousiasme suscité par ces théories se trouve fortement contrarié par un livre publié par Minsky et Papert (1969). Les deux auteurs démontraient ainsi les limitations des réseaux développés par Rosenblatt et par Windrow et Off. L'identification de ces limitations en partie dues à la capacité de calcul faible des machines de l'époque, et surtout mal interprétées, a entraîné le ralentissement de la recherche dans le domaine. Malgré cela, Kohonen (1972) et Anderson (Anderson, 1972) publiaient indépendamment de nouvelles architectures semblables. Les cartes autoorganisatrices publiées par Kohonen (1990) constituent une suite de celles de 1972. Dans la décennie 1970, Grossberg (1976) proposait également d'autres réseaux auto-organisés. Dans les années 1980, l'apparition de l'algorithme rétro-propagation relançait fortement l'activité sur les réseaux de neurones. La mise au point de cet algorithme est généralement attribuée à Rumelhart (1986) qui l'a rendu populaire, mais il a été étudié au même moment par Parker (1985) et LeCun (1985) alors que Werbos le décrivait déjà dans sa thèse en 1974.

En hydrologie, connaissant la non-linéarité de la relation pluie-débit, certains auteurs ont exploité les réseaux de neurones artificiels dans la modélisation pluie-débit à différentes échelles (French et al, 1992 ; Shamseldin, 1997).

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 [Dimopououlos et al, 1996 ; Abrahart et See, 2000 ; Schumann et al, 2000 ; Dechemi et al,

2003 ; Li-chiu et al, 2004 ; Wenri et al, (2004) ; Ashu et al, (2004), Benkaci, 2006 et Koffi, 2007].

De nos jours, l'utilisation des réseaux de neurones en hydrologie ne cesse de croître. Les applications en sont multiples et variées.

4.2.2 Généralités sur les réseaux de neurones

4.2.2.1 Le neurone formel (artificiel)

Un "neurone formel" (ou simplement "neurone") (Figure 4.1) est une fonction algébrique non linéaire et bornée, dont la valeur dépend de paramètres appelés coefficients ou poids (Dreyfus, 1998). C'est est un opérateur mathématique non linéaire qui est caractérisé par des paramètres, généralement appelés poids ou coefficients synaptiques, et par une fonction dite d'activation. Un neurone peut avoir une ou plusieurs variables et une ou plusieurs sorties.

Nous noterons :

- $x = \{x_j, 0 \leq j \leq n\}$ le vecteur des variables
- y la sortie scalaire
- $w = \{w_j, 0 \leq j \leq n\}$ le vecteur des paramètres
- F la fonction d'activation

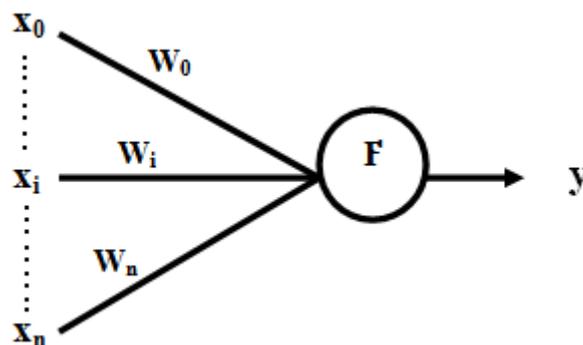


Figure 4.1. Schéma d'un neurone formel avec ses variables x , ses paramètres w , sa fonction d'activation f et sa sortie y

Le réseau de neurone est défini comme un assemblage d'éléments de structure identique appelés cellules (ou neurones) interconnectées à l'instar des cellules du système nerveux des vertébrés (Coulibaly et al, 1999). Des neurones biologiques, les auteurs comme Werbos (1981) se sont inspirés pour mettre au point les neurones formels ou

artificiels. Des similitudes ont donc été établies entre les éléments des neurones biologiques et les composantes des Neurones Formels ou Artificiels (figure 4.2).

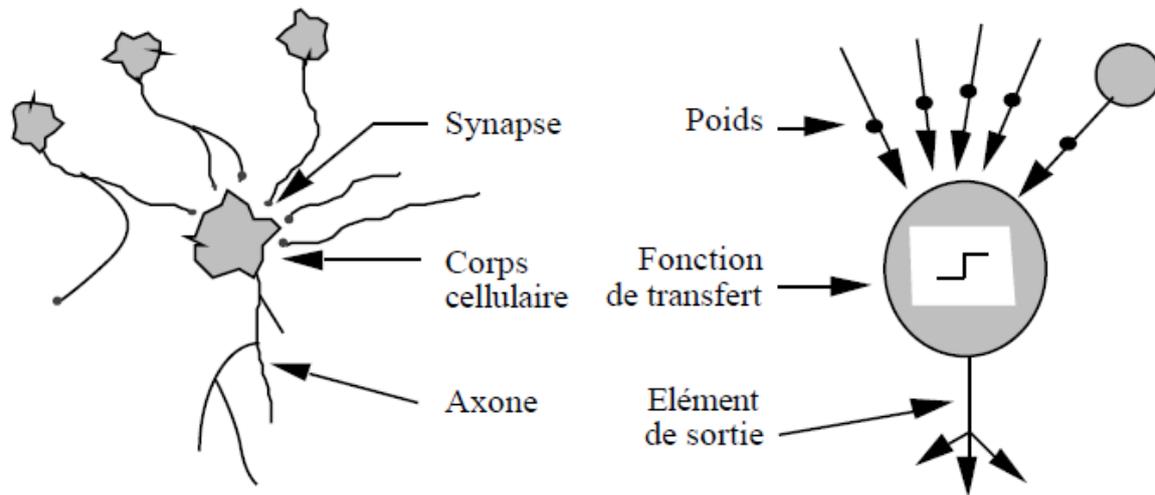


Figure 4.2. Mise en correspondance neurone biologique / neurone artificiel (Touzet, 1992).

4.2.2.2 Comportement

On distingue deux phases. La première est habituellement le calcul de la somme pondérée des entrées (a) selon l'expression suivante (Touzet, 1992) :

$$a = \sum (w_i \cdot e_i) \quad (4.1)$$

A partir de cette valeur, une fonction de transfert calcule la valeur de l'état du neurone. C'est cette valeur qui sera transmise aux neurones avals. Il existe de nombreuses formes possibles pour la fonction de transfert. Les plus courantes sont présentées sur la figure (4.3). On remarquera qu'à la différence des neurones biologiques dont l'état est binaire, la plupart des fonctions de transfert sont continues, offrant une infinité de valeurs possibles comprises dans l'intervalle $[0, +1]$ (ou $[-1, +1]$).

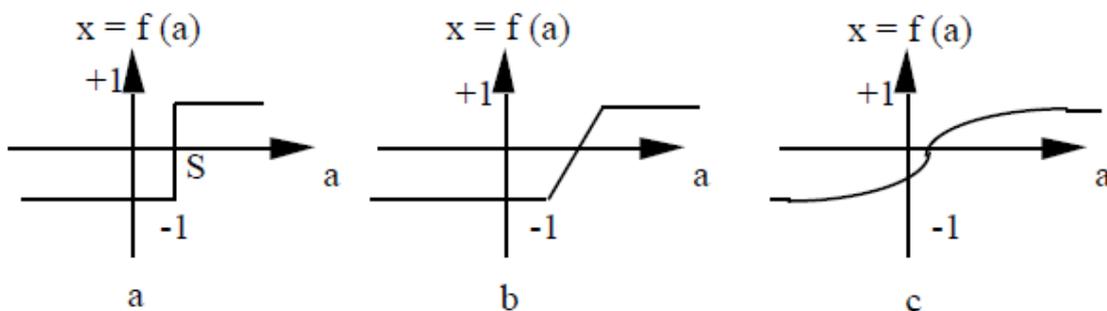


Figure 4.3. Différents types de fonctions de transfert pour le neurone artificiel, a : fonction à seuil (S, la valeur du seuil), b : linéaire par morceaux, c : sigmoïde. (Touzet, 1992)

4.2.2.3 Architecture des réseaux de neurones

Définir l'architecture d'un RNA revient à faire un choix judicieux du vecteur d'entrée, de la taille du réseau (ou nombre total de couches et de neurones), de la structure du réseau (c.-à-d le type d'interconnexion entre les couches de neurones) et des fonctions de transfert, sans disposer de procédure standard (à présent). Le choix de la taille du réseau incombe à l'utilisateur. Il n'existe pas dans la littérature d'éléments suffisants pour déterminer objectivement le nombre de neurones requis pour résoudre un problème donné. Les approches heuristiques proposées par différents auteurs (Hecht-Nielsen, 1987; Baum et Haussler 1989; Widrow et Lehr 1990; Zurada, 1992; Murata et al, 1994; Kohavi 1995; Jacobs et al. 1997; Rudolph, 1997) sont toutes expérimentales et ne s'appliquent qu'à des cas particuliers. La définition de la taille du réseau et de sa structure sont deux étapes difficiles de la construction d'un RNA (Rumelhart et al, 1986; Hassoum, 1995), mais le choix de la structure du réseau reste plus facile à effectuer parce qu'il n'existe que deux formes principales de structure : la forme dite « feedforward » et la forme récurrente avec « feedback ».

Le réseau récurrent (figure 4.5) peut être totalement ou partiellement bouclé (Elman, 1990; Kasabov, 1996) tandis que le réseau non bouclé (exemple du PMC, figure 4. 4) ne présente aucun « feedback » entre les neurones, il s'agit en fait d'un cas particulier de réseau bouclé où les poids récurrents sont nuls (White, 1992; Giles et al, 1994). La structure du réseau est une caractéristique importante dans la classification des RNA. C'est pourquoi la notion de structure est parfois utilisée comme synonyme d'architecture (Maren et al. 1990; Hertz et al. 1991). Plus de 190 architectures différentes de RNA ont été étudiées ces dernières années (Prechelt, 1996). Chaque architecture possède des particularités propres et peut servir à des applications spécifiques (Sarle, 1994; Haykin, 1994). Cependant, ces différences topologiques n'impliquent pas nécessairement celles des algorithmes utilisés.

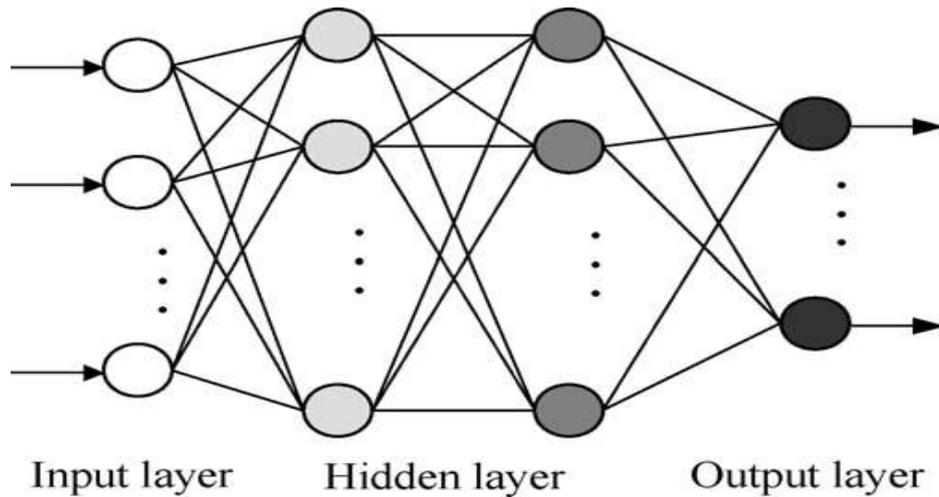


Figure 4.4. Réseau de neurones à deux couches cachées (Chiang et al, 2004).

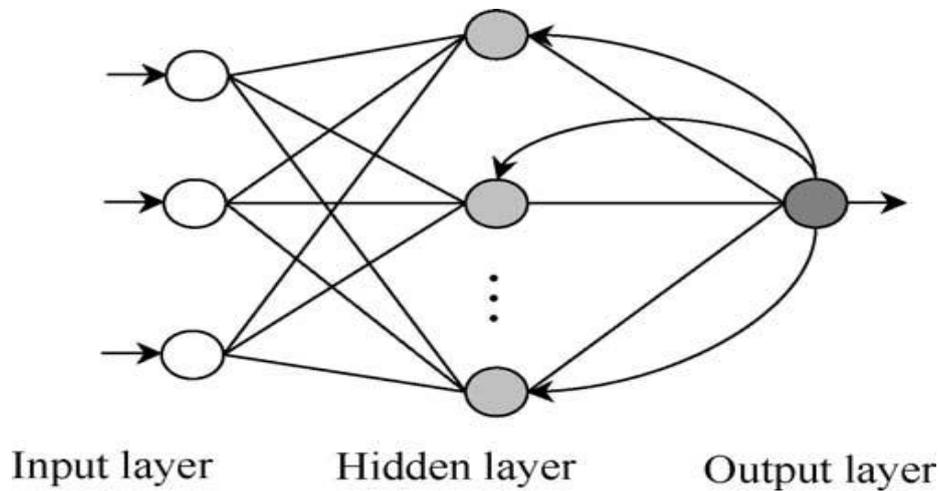


Figure 4.5. Réseau de neurones récursif (Chiang et al, 2004).

4.2.2.4 Apprentissage des réseaux de neurones

Le point crucial du développement d'un réseau de neurones est son apprentissage. Il s'agit d'une procédure adaptative par laquelle les connexions des neurones sont ajustées face à une source d'information (Hebb, 1949; Grossberg, 1982; Rumelhart et al, 1986). Contrairement à des affirmations maintes fois répétées, l'apprentissage des réseaux de neurones n'est pas spécialement lent : il existe des algorithmes d'optimisation non linéaire extrêmement rapides (Press et al, 1992)

Dans le cas des réseaux de neurones artificiels, on ajoute souvent à la description du modèle l'algorithme d'apprentissage.

Dans la majorité des algorithmes actuels, les variables modifiées pendant l'apprentissage sont les poids des connexions. L'apprentissage est la modification des poids du réseau dans l'optique d'accorder la réponse du réseau aux exemples et à l'expérience. Les poids sont initialisés avec des valeurs aléatoires. Puis des exemples expérimentaux représentatifs du fonctionnement du procédé dans un domaine donné, sont présentés au réseau de neurones. Ces exemples sont constitués de couples expérimentaux de vecteurs d'entrée et de sortie. Une méthode d'optimisation modifie les poids au fur et à mesure des itérations pendant lesquelles on présente la totalité des exemples, afin de minimiser l'écart entre les sorties calculées et les sorties expérimentales. Afin d'éviter les problèmes de surapprentissage, la base d'exemples est divisée en deux parties : la base d'apprentissage et la base de test. L'optimisation des poids se fait sur la base d'apprentissage, mais les poids retenus sont ceux pour lesquels l'erreur obtenue sur la base de test est la plus faible. En effet, si les poids sont optimisés sur tous les exemples de l'apprentissage, on obtient une précision très satisfaisante sur ces exemples mais on risque de ne pas pouvoir généraliser le modèle à des données nouvelles. A partir d'un certain nombre d'itérations, le réseau ne cherche plus l'allure générale de la relation entre les entrées et les sorties du système, mais s'approche trop près des points et « apprend » le bruit (Pollard et Jansson, 1982).

Sur la figure 4.6 ci-dessous, on peut observer qu'au début de l'apprentissage, pour les premières itérations, l'erreur sur la base d'apprentissage est grande et peut légèrement augmenter étant donné que les poids initiaux sont choisis aléatoirement. Ensuite, cette erreur diminue avec le nombre d'itérations. L'erreur sur la base de test diminue puis augmente à partir d'un certain nombre d'itérations. Les poids retenus sont ceux qui minimisent l'erreur sur la base de test.

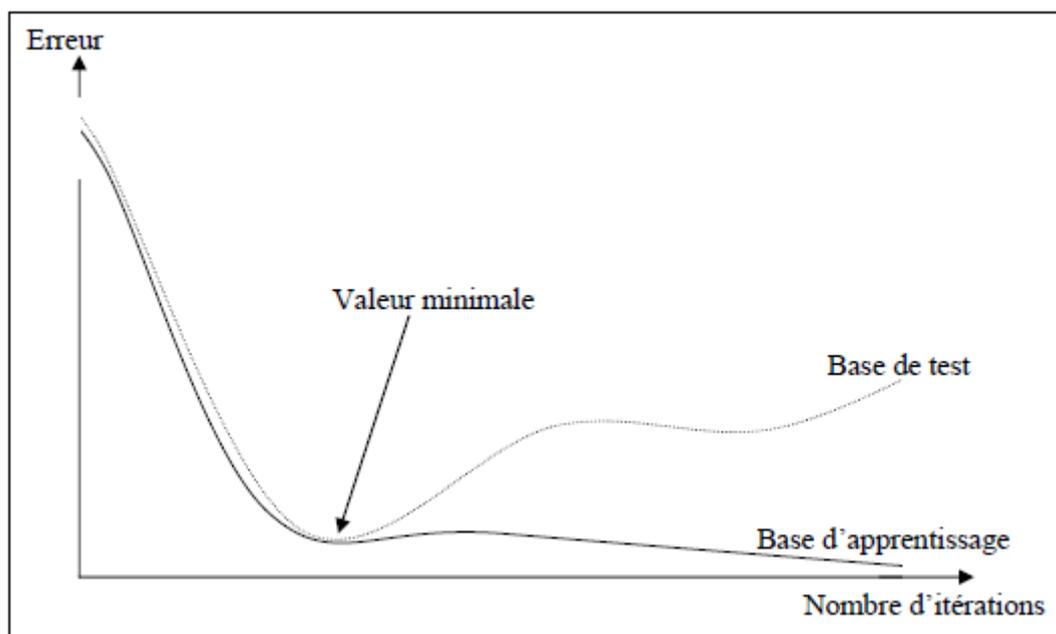


Figure 4. 6. Erreur moyenne sur la base d'apprentissage en fonction du nombre d'itérations.

Il existe plusieurs règles d'apprentissage qui peuvent être regroupées en trois catégories (Benkaci, 2006):

- L'apprentissage supervisé (ou à partir d'exemples) : associe une réponse spécifique à chaque signal d'entrée. La procédure s'effectue progressivement, jusqu'à ce que l'erreur entre les sorties du réseau et les résultats désirés (données observées) soit minimisée.
- L'apprentissage non supervisé : consiste à ajuster les poids à partir d'un seul ensemble d'apprentissage formé uniquement de données, aucun résultat désiré n'est fourni au réseau.
- L'apprentissage renforcé : représente une technique nouvelle, qui a en commun avec l'apprentissage supervisé, la présence d'un superviseur régi par une mesure de degrés de performance (un grade ou score) qui juge l'évolution de l'apprentissage du réseau après quelques itérations, et une similitude avec l'apprentissage non supervisé, puisqu'il nécessite que des variables d'entrées, sans définir les variables à la sortie du réseau.

4.3. Etude de la relation pluie-débit de oued Ouahrane par les réseaux de neurone

Les processus hydrologiques existants au niveau d'un bassin versant sont généralement non linéaires, le recours à des modélisations simples et à faible nombre de variables capables de traiter la non-linéarité s'avère nécessaire.

C'est dans ce contexte que nous proposons une méthode de modélisation pluie débit basée sur l'utilisation des réseaux de neurones dont les performances dans le domaine de la modélisation non linéaire ont été déjà prouvées (Donnarizo et Dougherty, 1994).

Dans l'optique de vérifier la performance des réseaux de neurones 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).

L'introduction d'une deuxième entrée qui va orienter le modèle est d'une nécessité absolue, elle permettra ainsi de caractériser les différents cas qui peuvent se présenter au modèle.

Pour cela plusieurs variables hydrométéorologiques peuvent être prises en considération à savoir la température de l'air, l'humidité du sol, l'évapotranspiration potentielle, etc (Benkaci, 2006).

Il nous est paru après réflexion, que l'évapotranspiration potentielle (ETP) qui joue un rôle majeur dans le bilan hydrologique peut être introduite comme variable principale (explicative) au modèle des réseaux de neurones.

4.3.1 Mise en œuvre des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones réalisent des fonctions non linéaires paramétrées. Leurs mises en œuvre nécessitent :

- La détermination des entrées et des sorties pertinentes, c'est à dire les grandeurs qui ont une influence significative sur le phénomène que l'on cherche à modéliser.
- La collecte des données nécessaires à l'apprentissage et à l'évaluation des performances du réseau de neurones.
- La détermination du nombre de neurones cachés nécessaires pour obtenir une approximation satisfaisante.

- La réalisation de l'apprentissage
- L'évaluation des performances du réseau de neurones à l'issue de l'apprentissage.

4.3.1.1 Choix d'un réseau de neurones

Plusieurs architectures de réseaux de neurones existent (Touzet, 1992). Mais, le Perceptron Multicouches, qui est une extension du Perceptron Monocouche, avec une ou plusieurs couches cachées entre l'entrée et la sortie est utilisé dans cette étude.

Un réseau de neurones multicouches est formé d'un assemblage d'éléments (neurones), chacun d'eux est lié à d'autres neurones. Ceux-ci sont disposés dans une série de couches : la première couche (couche d'entrée), la (ou les) seconde(s) couche(s) intermédiaire(s) (appelées couches cachées), et la dernière appelée couche de sortie. Ce type de réseaux a été récemment classé comme outil de prévision et de simulation des débits (Fortin et al, 1997). La figure 4.7 représente un Perceptron Multicouches avec deux couches de neurones cachés.

Chaque point de connexion (appelé coefficient ou poids) entre deux neurones joue le rôle d'un synapse, l'élément principal d'interaction entre les neurones. Ces connexions ou poids synaptiques ont un rôle primordial dans le fonctionnement parallèle et adaptif des neurones.

Les neurones des couches cachées transforment les entrées en sorties et cela en deux étapes :

- Le neurone calcule d'abord son potentiel ; chaque entrée est multipliée par son poids correspondant.
- L'entrée du neurone est transformée en sortie (débit simulé) : chaque neurone reçoit des entrées sous forme vectorielle (X), effectue une somme pondérée (α), et génère à l'aide d'une fonction de transfert (F) un résultat réel (Y):

$$Y = F(WX + b) \quad (4.2)$$

$W = (w_{i1}, w_{i2} \dots, w_{in})$ représente les poids du neurone (ou matrice des poids) ;

$X = (x_{i1}, x_{i2} \dots, x_{in})$ sont les entrées du neurone i (ou vecteur d'entrée), b est le biais du neurone ou valeur seuil.

La fonction d'activation généralement non linéaire classique est la fonction sigmoïde. Elle présente l'avantage d'être régulière, monotone, continûment dérivable, et bornée entre 0 et 1 :

$$F(\alpha) = \frac{1}{(1 + e^{-\alpha})} \quad (4.3)$$

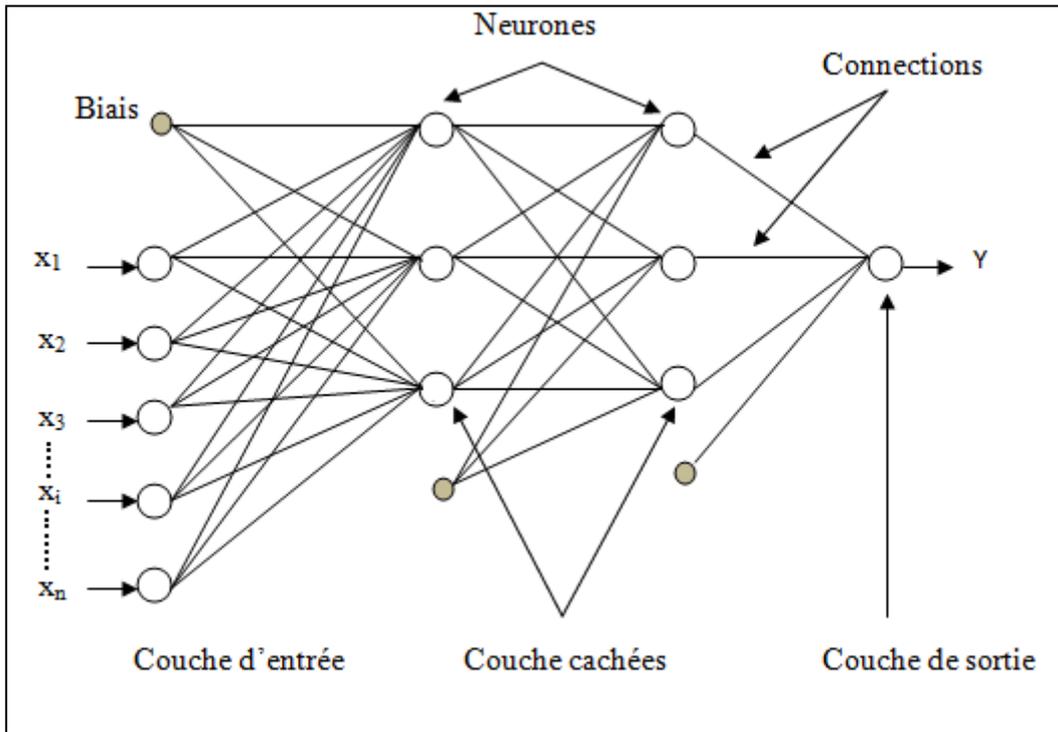


Figure 4.7. Structure générale d'un réseau de neurones multicouches.

Dans le contexte de ce travail, seul l'apprentissage supervisé nous intéresse. Cet apprentissage s'effectue grâce à la minimisation d'une fonction, appelée fonction de coût (fonction d'Erreur), calculée à partir des exemples de la base d'apprentissage et de la sortie du réseau de neurones ; cette fonction détermine l'objectif à atteindre.

La formule générale de superviseur est une formule itérative qui s'écrit :

$$w_i^{k+1} = w_i^k + \Delta w_i \quad (4.4)$$

w_i^{k+1} : Nouveau poids

w_i^k : Ancien poids

Δw_i : Incrément

4.3.1.2 Choix du nombre d'unités cachées

Le choix du nombre de couches ainsi que du nombre de neurones a été décidé après avoir effectué différentes combinaisons. Nous avons effectivement pu constater, à travers plusieurs essais, que l'augmentation du nombre de couches cachées ou celui des neurones ne conduisait pas à une amélioration des résultats, au contraire il rendait le réseau plus difficile à caler et son temps d'apprentissage plus long, confirmant ainsi ce qui a été constaté par d'autres auteurs (Master, 1993 ; Fortin et al, 1997 ; French et al, 1992).

Dans ce travail, l'utilisation d'une seule couche cachée est suffisante pour le modèle de RNA (Cybenko, 1989 ;Hornik et al, 1989).Les meilleurs résultats de la simulation avec bonne convergence et performance du modèle sont obtenus dans le cas d'utilisation d'une seule couche cachée (Lallahem, 2002 ; Riad et al, 2004). Le nombre optimal de neurone dans la couche cachée a été identifié suivant un procédé d'essai et d'erreur en variant le nombre de neurones sur la couche caché (Lohani, et al, 2010 ; Aqil et al, (2007) ; Cobaner et al, 2009 ; Wang et al,2009, Chettih et al, 2008),dans ce cas, nous partons d'une architecture à 1 neurone dans la couche cachée, et on augmente constamment ce nombre jusqu'à 30, puis on retient l'architecture qui donne le minimum de l'erreur sur la base de test (figure 4.8). Les différentes architectures proposées sont le résultat de plusieurs phases d'optimisation ayant permis de sélectionner les meilleures modèles (Tableau 4.1 et figures 4.9, 4.10).

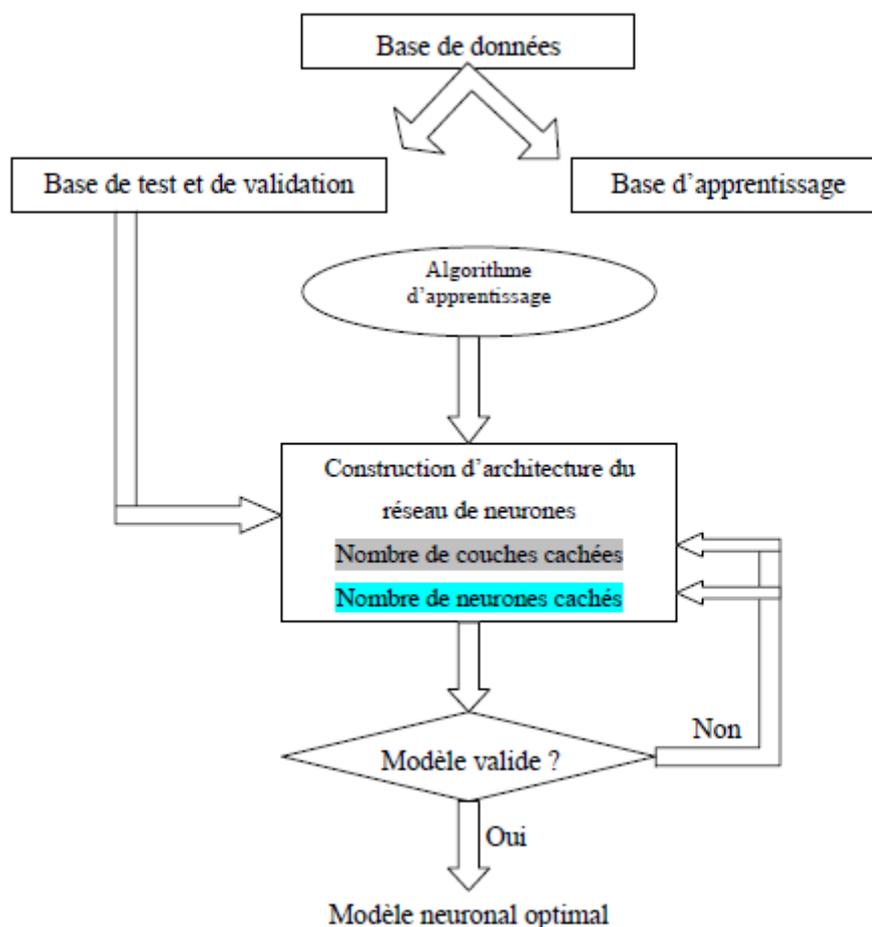


Figure 4.8. Organigramme de conception d'un réseau de neurones (Ammar, 2007).

Tableau 4.1. Les meilleures architectures de réseaux de neurones retenus

Modèles	Variables	Nombre de neurones sur la Couche cachée	Architecture
Neur 1	Pluie	4	141
Neur 2	Pluie ETP	4	241

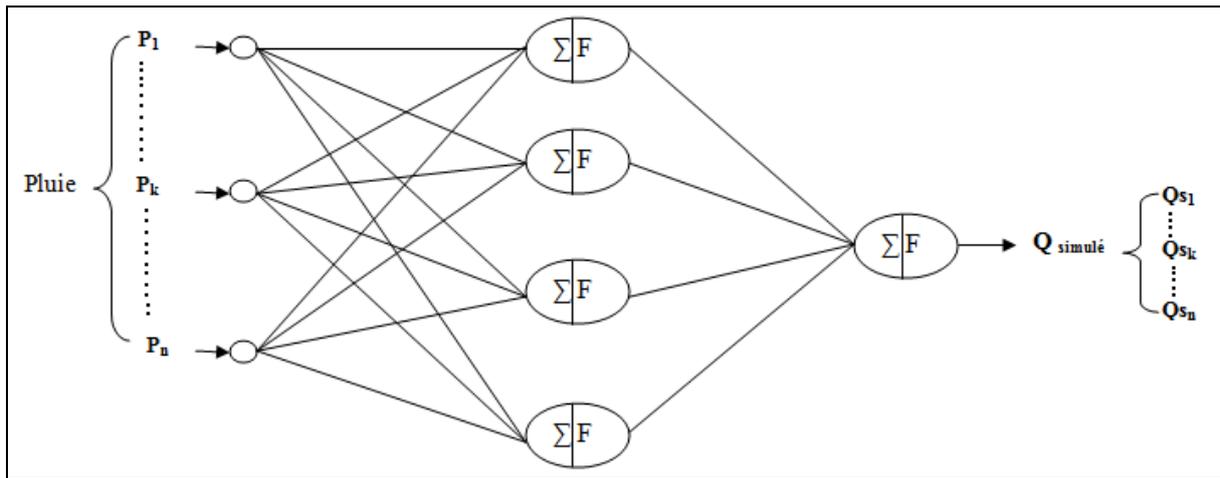


Figure 4.9. Architecture simplifiée du modèle Neur₁

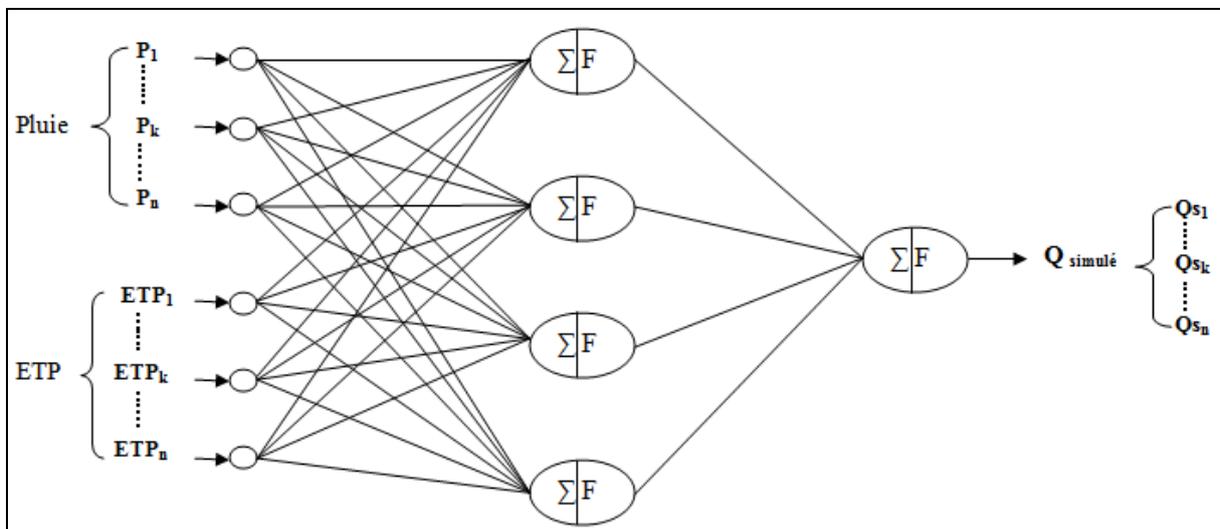


Figure 4.10. Architecture simplifiée du modèle Neur₂

4.3.1.3 Méthodes d'optimisation (Laurent, 2010)

Nous avons plusieurs méthodes d'optimisation pour calculer l'incrément Δw_i . Parmi ces méthodes on peut citer :

- Méthode de Newton : La méthode de Newton utilise la courbure (dérivée seconde) de la fonction de coût pour atteindre le minimum. La modification des paramètres s'écrit :

$$H \cdot \Delta w_i = -g \quad (4.5)$$

Où :

H : Matrice Hessienne de la fonction d'erreur.

g : Matrice de gradient de la fonction d'erreur.

Cet algorithme converge en une seule itération pour une fonction quadratique.

C'est donc un algorithme qui est inefficace loin du minimum de la fonction et très efficace près du minimum.

- Méthode de Gauss-Newton: Les méthodes de Gauss-Newton consistent à approcher l'inverse de la matrice Hessienne plutôt que de calculer sa valeur exacte. La modification des paramètres s'écrit :

$$2.J^t .J .\Delta w_i = -g \quad (4.6)$$

J : Matrice de Jacobien de la fonction d'erreur.

- Méthode de descente de gradient: L'algorithme le plus simple consiste à choisir comme direction de descente l'opposé du gradient de la fonction de coût. Cette méthode est efficace loin du minimum et permet uniquement de s'en approcher. Pour cette raison, la détermination du pas n'est pas cruciale : loin du minimum, il faut seulement vérifier que le pas n'est ni trop petit ni trop grand. En pratique, on utilise :

$$\lambda .w_i = -g \quad (4.7)$$

λ : Constante.

- Méthode de Levenberg-Marquardt: C'est la méthode qui associe la méthode de descente de gradient avec la méthode de Gauss-Newton dans la forme suivante :

$$\Delta w_i = -H(w, \lambda)^{-1} .g \quad (4.8)$$

$$H(w, \lambda) = 2.J^t .J + \lambda I \quad (4.9)$$

Si λ est nul, la direction est celle d'un algorithme de Gauss-Newton. Quand λ tend vers l'infini, la direction est celle de la plus forte pente.

λ est calculé à chaque itération et favorise la direction de la plus forte pente dans les cas où la méthode de Gauss-Newton n'est pas adaptée. On peut par exemple diminuer λ si tout se passe bien (la fonction objectif diminue) et l'augmenter si il y a divergence (la fonction objectif augmente).

La méthode de Levenberg-Marquardt (voir annexe IV) est particulièrement robuste et efficace. Elle est devenue l'algorithme de référence pour la minimisation de problèmes de moindres carrés non linéaires.

Il y a des nombreux algorithmes d'apprentissage, comme nous l'avons vu précédemment, pour l'entraînement des réseaux de neurones artificiels, mais dans le cadre de notre étude plusieurs publications montrent que l'algorithme de levenberg-marquardt donne les résultats les plus performants (Aqil et al, 2007; Yasar et al, 2009; Wu et al, 2010).

4.3.1.4 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 Introduit par Nash et Sutcliffe (1970), il est défini par :

$$Nash = (100) \times \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^n (T_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (T_i - \bar{T})^2} \right) \quad (4.10)$$

avec :

T_i et P_i respectivement les débits mesurés (observés) et calculés pour les $i = 1, \dots, N$,

Le critère de Nash peut être interprété comme étant la proportion de la variance du débit observé expliqué par le modèle. Si $Nash = 100 \%$, l'ajustement est parfait, par contre si $Nash < 0$, le débit calculé par le modèle est une plus mauvaise estimation que le simple débit moyen (Xanthoulis, 1985).

En ce qui concerne le coefficient de corrélation de Pearson, il est habituellement utilisé pour évaluer la performance des modèles hydrogéologiques et hydrologiques (Legates et McCabe, 1999) Il est obtenu en calculant la régression linéaire entre les valeurs (débits) calculées et les v aleurs (débits) observées ou mesurées. Sa formulation est donnée par l'équation 4.11.

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N t_i P_i}{\sqrt{\left(\sum_{i=1}^N t_i^2 \right) \left(\sum_{i=1}^N P_i^2 \right)}} \quad (4.11)$$

avec :

T_i et P_i respectivement les débits mesurés (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 ; $t_i = T_i - \bar{T}$, $p_i = P_i - \bar{P}$, La corrélation entre les débits observés et les débits calculés (Legates et McCabe, 1999) est :

- parfaite si $R = 1$
- très forte si $R > 0,8$
- forte si R se situe entre 0,5 et 0,8
- d'intensité moyenne si R se situe entre 0,2 et 0,5
- faible si R se situe entre 0 et 0,2
- nulle si $R = 0$

4.3.2 Résultats et discussions

Dans l'optique de mieux apprécier la performance et la robustesse des modèles développés, ainsi que leur pouvoir prédictif, nous présentons à la fois les résultats observés durant les phases de calage et de la validation.

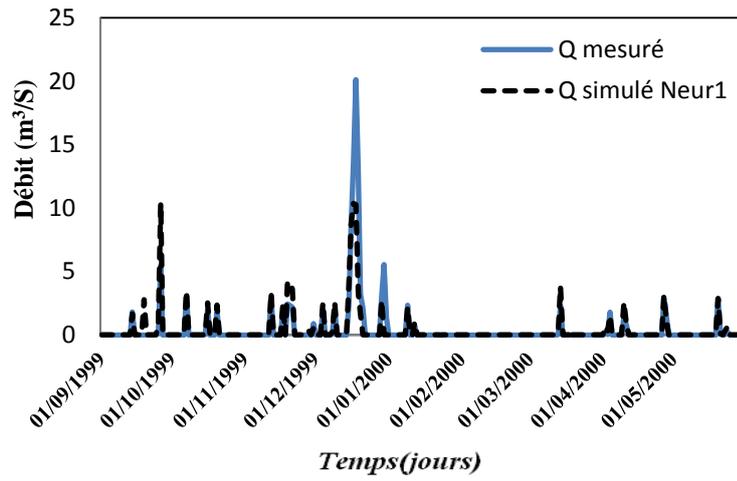
L'opération de calage a été effectuée sur une période de 02 années (1998-2000) (crue de 18/12/1999).

Pour la validation nous avons utilisé de nouvelles bases de données correspondant à la période (2007-2009) (crue de 02/12/2008).

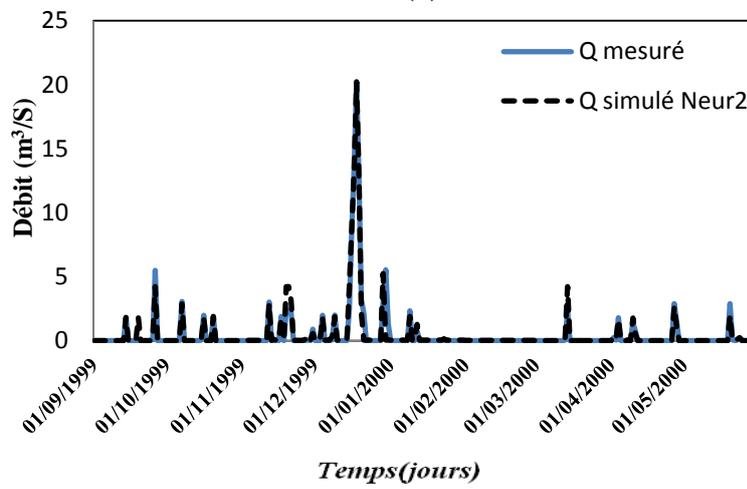
Les résultats du calage et de la validation des deux stations (Larabaà Ouled Farés et de Benairia) sont représentés dans le tableau 4.2.

Tableau 4.2. Performance des modèles neuronaux (Neur₁, Neur₂) aux stations d'étude

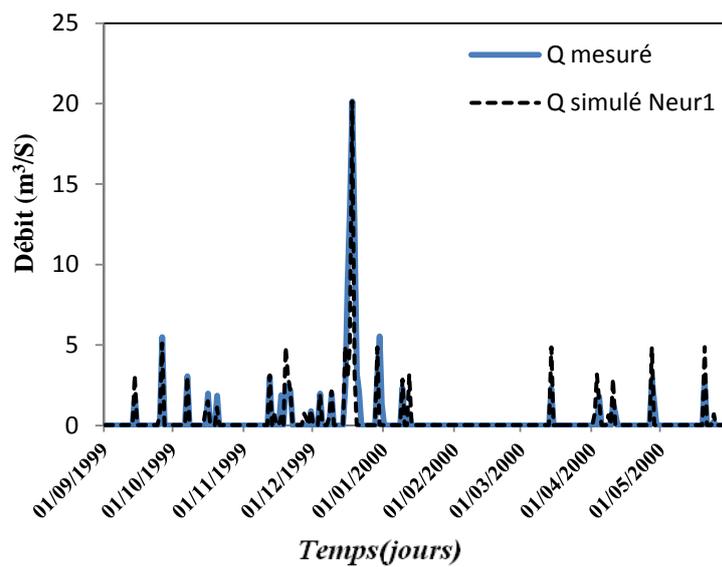
Station	Modèle	Calage		Validation	
		Nash (%)	R ²	Nash (%)	R ²
Larabaà Ouled Fares	Neur ₁	74,66	0,857	53,26	0,66
	Neur ₂	84,79	0,920	64,17	0,737
Benairia	Neur ₁	71,84	0,853	52,06	0,652
	Neur ₂	84,36	0,918	59,16	0,714



(a)



(b)



(c)

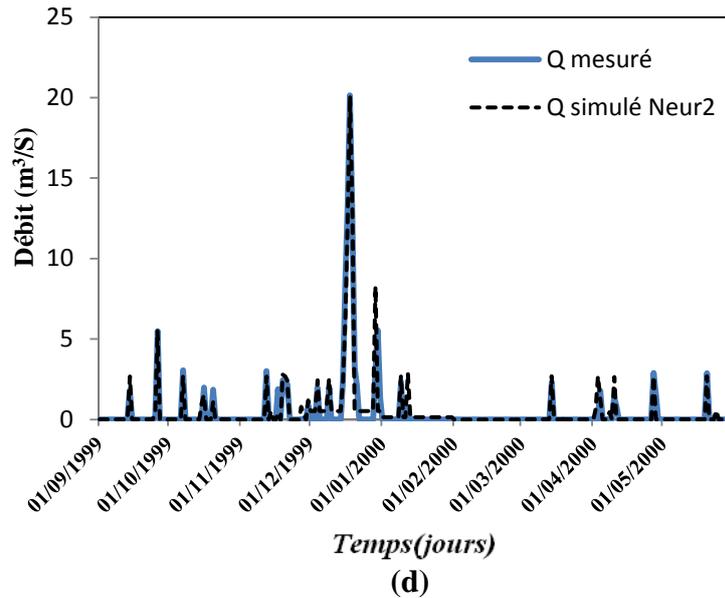


Figure 4.11. Hydrogrammes issus des simulations réalisées en phase de calage, à l'aide des modèles neuronaux, (a) station de Larabàa Ouled Farès (Neur₁), (b) station de Larabàa Ouled Farès (Neur₂), (c) station de Benairia (Neur₁), (d) station de Benairia (Neur₂)

D'après le tableau 4.2 on remarque que :

- les résultats obtenus avec les différents modèles développés (modèles neuronaux (Neur₁ et Neur₂) sont généralement très satisfaisants en calage avec des critères de Nash qui sont supérieurs à 71% et les coefficients de corrélation de Pearson varient de fort à très forts entre 0,65 et 0,92 en calage et en validation.
- Les résultats de simulation obtenues par les deux stations (Larabàa Ouled Farès et de Bénairia) sont proche, mais la comparaison entre les deux montre que la station de Larabàa Ouled Farès donne des bons résultats par rapport à celle de Bénairia.

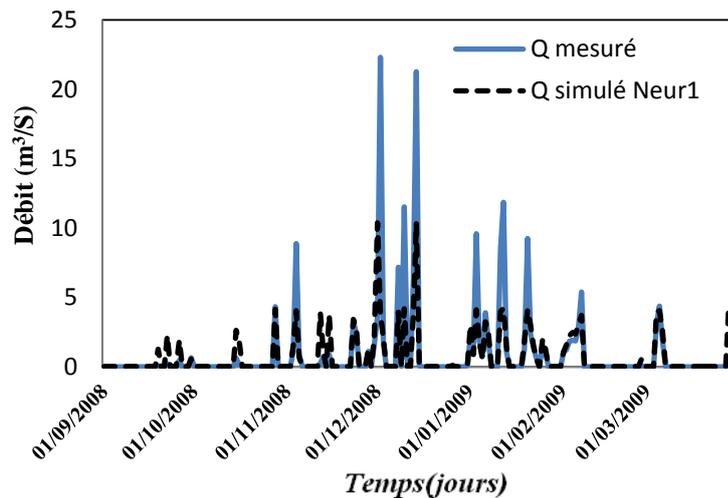
Une comparaison faite entre les performances des modèles neuronaux (Neur₁ et Neur₂) montre que le modèle neuronal (Neur₂) est plus performant que le modèle neuronal (Neur₁) tant en calage qu'en validation. L'ajout de l'évapotranspiration potentielle améliore la performance des réseaux de neurones, tant en calage qu'en validation pour les deux stations.

Les corrélations entre les débits observé et simulé sont mentionnés en annexe II.

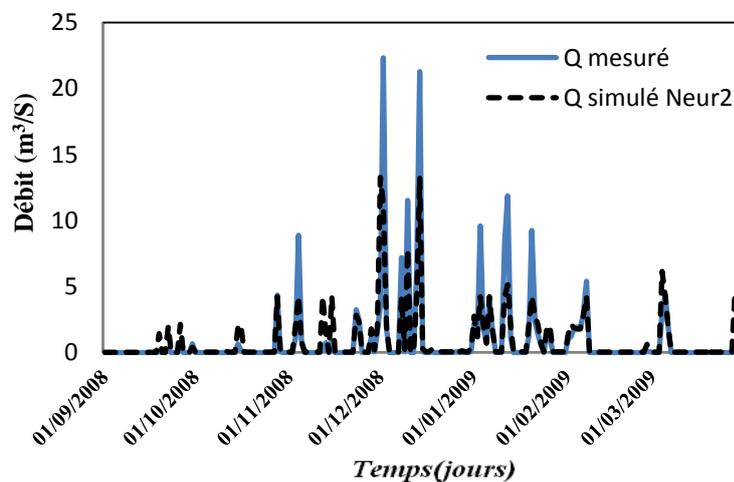
Les figures 4.11, 4.12 représentent les hydrogrammes mesurés et calculés respectivement pour les modèles neuronaux Neur₁, Neur₂ à la station de Larabàa Ouled Fares et la station de Benairia.

La lecture du tableau 2 et l'analyse des figures 4.11, 4.12 permet de constater que les réseaux de neurones avec la pluie seulement en entrée sont moins performants que les réseaux de neurones avec la pluie et l'ETP en entrée. En revanche, l'ajout de l'évapotranspiration potentielle améliore un peu la performance du réseau de neurone, le modèle neuronal ($Neur_2$) apparaît plus performant que le modèle neuronal ($Neur_1$) pour les deux stations. Les travaux de Callede (1977), ont montré que l'ETP influence plus les oscillations journalières du débit d'une rivière que les eaux souterraines qui sortent du bassin versant considéré.

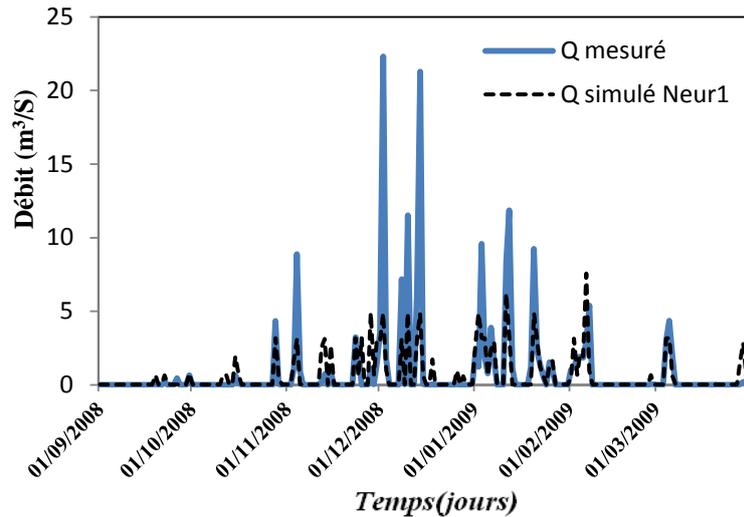
En effet, ces hydrogrammes (figures 4.11, 4.12) montrent que le modèle $Neur_1$ sous-estime les débits de pointes mesurés (crue de 18/12/1999, crue de 02/12/2008) pour les deux stations (Larabaà Ouled Farés et de Benairia). Ces observations permettent de constater que l'ajout des variables explicatives, comme l'évapotranspiration améliore la capacité des réseaux neuronaux à calculer les débits du bassin de oued Ouahrane.



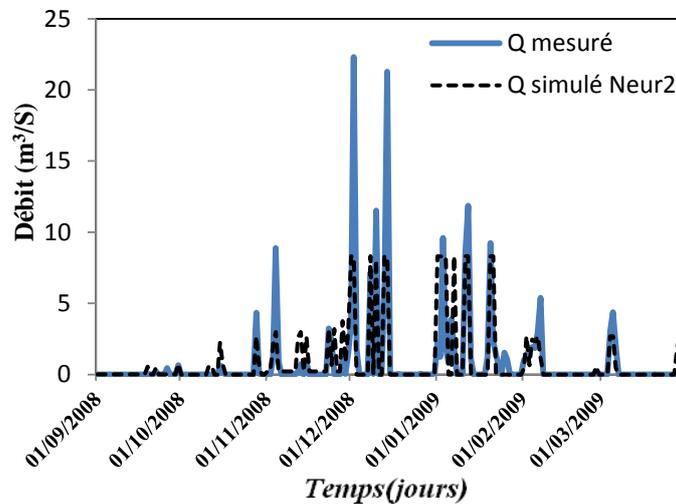
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 4.12. Hydrogrammes issu des simulations réalisées en phase de validation, à l'aide des modèles neuronaux, (a) station de Larabàa Ouled Farès (Neur₁), (b) station de Larabàa Ouled Farès (Neur₂), (c) station de Benairia (Neur₁), (d) station de Benairia (Neur₂)

4.3.3 Conclusion

Dans cette partie nous avons exploité la modélisation pluie-débit par les réseaux de neurones sous deux différentes formes de série d'architecture en fonction des entrées des modèles, et cela au pas de temps journalier. Le premier modèle neuronale avec la pluie seulement en entrée (le modèle Neur₁) et le second avec la pluie et l'ETP en entrée (le modèle Neur₂).

En examinant les résultats obtenus par les deux modèles neuronaux, nous remarquons que les performances des réseaux de neurones augmentent sensiblement avec l'ajout d'une autre

entrée au modèle. Mais, malgré ces bonnes performances, les débits extrêmes sont généralement mal modélisés.

Ainsi, on conclut que la modélisation pluie-débit par les réseaux de neurone à une seule entrée (pluie) reste insuffisante pour caractériser les différents cas qui peuvent se présenter au modèle.

Malgré l'ajout d'une deuxième entrée pour améliorer les performances des réseaux de neurones pour généraliser les débits de crue du bassin de oued Ouahrane, les résultats obtenus restent insuffisante surtout en phase de validation. Pour cela, nous avons décidé de chercher un autre modèle pluie-débit global c'est le modèle conceptuel le GR4j (modèle du Génie Rural à 4 paramètres Journalier).

4.4. Simulation de la relation pluie-débit par le modèle conceptuel GR4j

4.4.1 Choix du modèle

La modélisation pluie – débit a suscité un intérêt croissant depuis quatre décennies dans la communauté des hydrologues. Parmi les très nombreux modèles proposés, des dizaines font partie de la classe des modèles conceptuels à réservoirs, qui nous intéressent particulièrement ici.

Les modèles conceptuels, transforment la pluie en écoulement à l'exutoire d'un bassin par une modélisation mathématique, et des expressions comportant généralement un nombre assez élevé de paramètres qu'il faudra optimiser pour obtenir la réponse de ce bassin. Cependant cette optimisation est généralement influencée par le risque d'être bloqué par un optimum secondaire, c'est-à-dire un jeu de paramètres moins performant que le jeu idéal (Edijatno, 1991), d'où la nécessité d'établir un modèle avec un nombre de paramètres réduit.

C'est dans ce contexte de simplicité que nous avons choisi d'aborder notre modélisation par un modèle Génie Rural (GR), qui est le modèle GR4j (modèle du Génie Rural à 4 paramètres Journalier) qui est l'avantage de n'exiger que des séries de données météorologiques (pluie, ETP) et hydrométrique (débit) au pas de temps journalier.

Le développement du modèle GR4J a été initié au Cemagref au début des années 1980, pour objectif de mettre au point un modèle de simulation pluie-débit robuste et fiable en vue d'utilisations pour des applications de gestion de la ressource en eau et d'ingénierie (dimensionnement d'ouvrage, prévision des crues et des étiages, gestion de réservoirs,

détection d'impact...). Ce modèle a connu plusieurs versions, proposées successivement par Edijatno (1989); Edijatno (1991), Nascimento (1995), Edijatno et al, (1999), Perrin (2000), et qui ont permis d'améliorer progressivement les performances du modèle. La version utilisée dans ce travail a été mise au point par Perrin en 2002 et améliorée par Perrin et al. en 2003.

4.4.2 Structure et fonctionnement du modèle GR4j

La modélisation pluie-débit par le modèle conceptuel (à réservoir), le GR4j, est réalisée par deux processus différents, à savoir la fonction de production (fortement non-linéaire), qui sépare la pluie en une partie infiltrée et une partie ruisselée et la fonction de transfert (qu'on considère linéaire) qui achemine la pluie ruisselée à l'exutoire du bassin versant.

Le modèle comporte deux réservoirs (figure 4.13) et nécessite quatre paramètres à caler.

- X_1 : capacité maximale du réservoir de production
- X_2 : paramètres d'échanges souterrains
- X_3 : capacité à un jour du réservoir de routage.
- X_4 : temps de base de l'hydrogramme unitaire.

4.4.2.1 Fonction de production

Les deux variables d'entrée sont la pluie, et l'évapotranspiration potentielle.

La fonction de production se divise en deux phases :

- a) La phase d'interception : dans cette partie, on calcule la pluie nette (P_n) et l'évapotranspiration nette (E_n), suivant deux cas :
- si $P \geq E$ alors $P_n = P - E$ et $E_n = 0$ (4.12)
 - si $P < E$ alors $P_n = 0$ et $E_n = E - P$

- b) La phase de production (Réservoir sol) : ce réservoir est limité par une capacité maximale X_1 , qui est le premier paramètre du modèle à caler.

Le réservoir sol, sert à conditionner l'humidité du bassin. Si la pluie nette (P_n) est nulle, l'évapotranspiration fait diminuer le niveau du réservoir sous l'effet d'évapotranspiration réelle (E_s).

Si la pluie nette est supérieure à zéro, le niveau du réservoir augmente, et cette quantité de pluie (P_s) est stockée dans ce réservoir.

P_s et E_s sont données par :

$$P_s = \frac{X_1 \left(1 - \left(\frac{S}{X_1} \right)^2 \right) \times \tanh \left(\frac{Pn}{X_1} \right)}{\left(1 + \frac{S}{X_1} \right) \times \tanh \left(\frac{Pn}{X_1} \right)} \quad \text{Si } Pn > 0 \quad (4.13)$$

$$E_s = \frac{S \left(2 - \left(\frac{S}{X_1} \right)^2 \right) \times \tanh \left(\frac{En}{X_1} \right)}{1 + \left(1 - \frac{S}{X_1} \right) \times \tanh \left(\frac{En}{X_1} \right)} \quad \text{Si } En > 0 \quad (4.14)$$

A la sortie du réservoir sol, les percolations (per) contribuent à l'écoulement :

$$Per = S \left[1 - \left(1 + \left(\frac{S}{2.25 \cdot X_1} \right)^4 \right)^{-1/4} \right] \quad (4.15)$$

4.4.2.2 Fonction de transfert

a) Hydrogrammes unitaires

L'hydrogramme unitaire s'intercale sur la pluie nette, déterminée par le réservoir sol et le réservoir eau gravitaire, il permet d'étaler cette même pluie nette afin de reproduire correctement les montées de crue. La valeur de Pr est divisée en deux composantes d'écoulement ; 90 % étant routés par un hydrogramme unitaire HU1 et un réservoir de routage et 10 % par un unique hydrogramme unitaire symétrique HU2.

HU1 et HU2 dépendent du même paramètre X_4 et du temps de base de HU1 exprimé en jours. Les ordonnées des hydrogrammes sont calculées à partir des courbes en S notées respectivement SH1 et SH2.

SH1 et SH2 sont définies en fonction du temps par Edijatno (1991), Makhoul (1994) et PERRIN (2000).

$$\left\{ \begin{array}{ll} \text{Pour } t \leq 0 & \text{SH1 (t) = 0} \\ \text{Pour } 0 < t < X_4 & \text{SH1 (t) = } \left(\frac{t}{X_4} \right)^{5/2} \\ \text{Pour } t \geq X_4 & \text{SH1 (t) = 1} \end{array} \right. \quad (4.16)$$

$$\left\{ \begin{array}{ll} \text{Pour } t \leq 0 & \text{SH2 (t) = 0} \\ \text{Pour } 0 < t \leq X & \text{SH2 (t) = } \frac{1}{2} \left(\frac{t}{X_4} \right)^{5/2} \\ \text{Pour } X_4 < t < 2 \cdot X_4 & \text{SH2 (t) = } 1 - \frac{1}{2} \left(2 - \frac{t}{X_4} \right)^{5/2} \\ \text{Pour } t \geq 2 \cdot X_4 & \text{SH2 (t) = 1} \end{array} \right. \quad (4.17)$$

Les ordonnées de $HU1$ et $HU2$ sont alors calculées par :

$$UH1 (j) = SH1 (j) - SH1 (j-1) \quad (4.18)$$

$$UH2 (j) = SH2 (j) - SH2 (j-1)$$

A chaque pas de temps i , les sorties Q_9 et Q_1 des deux hydrogrammes correspondent à la convolution des pluies antérieures par la clé de répartition donnée par l'hydrogramme discrétisé et sont calculées par :

$$Q_9 (i) = 0.9 \sum_{k=1}^l UH1(k) \cdot pr(i-k+1) \quad (4.19)$$

$$Q_1 (i) = 0.1 \sum_{k=1}^m UH2(k) \cdot pr(i-k+1)$$

b) Fonction d'échange

Un terme F permet de tenir compte des infiltrations profondes ou des échanges d'eau souterrains. Il dépend d'un paramètre X_2 (négatif ou positif).

Un échange souterrain en eau dans la version de Perrin et al. (2003) est calculé par :

$$F = X_2 \left(\frac{R}{X_3} \right)^{7/2} \quad (4.20)$$

Où R est le niveau dans le réservoir, X_3 est la capacité à un jour du réservoir et X_2 est le coefficient d'échange en eau qui peut être positif dans le cas d'apports, négatif dans le cas de pertes vers des nappes profondes ou nul. En effet, l'interprétation physique de cette fonction d'échange n'est pas directe.

c) Réservoir de routage

Après avoir été retardé par l'hydrogramme unitaire, la principale composante d'écoulement transite par un réservoir de routage non linéaire qui se vidange suivant une loi :

$$Qr(t) = K[R(t)]^5 \quad (4.21)$$

Où K est une constante et R le niveau dans le réservoir de routage. Le niveau du réservoir de routage est donc mis à jour d'après :

$$\frac{1}{R_{k+1}^4} = \frac{1}{R_k^4} + \frac{1}{X_3^4} \quad (4.22)$$

Où X_3 est la capacité maximale du réservoir de routage. On a posé :

$$\frac{1}{X_3^4} = 4.K.\Delta t \quad (4.23)$$

avec $\Delta t = 1$ jour, pas de temps de fonctionnement. Le débit du réservoir est alors :

$$Qr = R_{k-1} - R_k \quad (4.24)$$

Écoulement total

La sortie Q_1 de l'hydrogramme HU2 est soumise aux mêmes échanges pour donner la composante d'écoulement Qd :

$$Qd = \max(0 ; Q_1 + F)$$

Le débit total Q est alors donné par :

$$Q = Qr + Qd \quad (4.25)$$

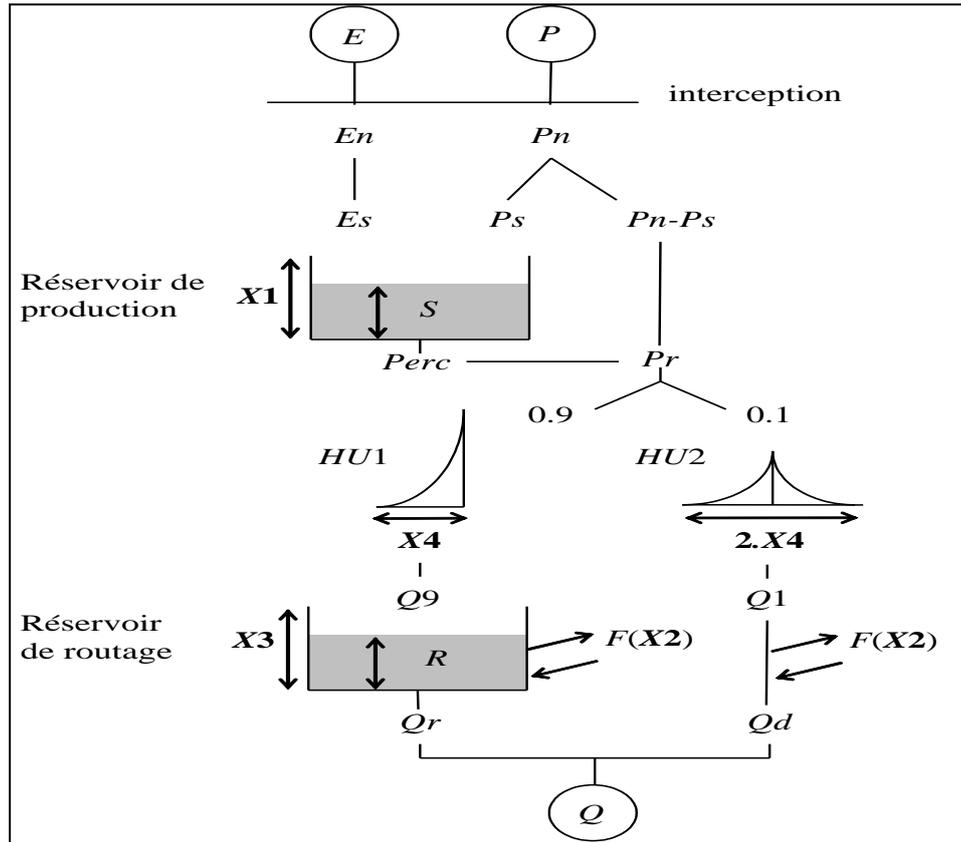


Figure 4.13. Architecture du modèle GR4j (Perrin, 2003)

4.4.3 Optimisation des paramètres de modèle GR4j

Un modèle, hydrologique ou autre, est nécessairement une simplification de la réalité. Il s'ensuit qu'une partie, ou la totalité, de ses paramètres n'a pas d'interprétation physique univoque, et ne peut donc pas être déterminée par des mesures directes sur le terrain. Si aucune méthode directe ne permet leur mesure, il faut donc avoir recours à une méthode indirecte permettant de remonter aux paramètres cachés par une comparaison des entrées et des sorties ; cette méthode est appelée calage.

Le calage d'un modèle pluie-débit consiste à estimer les paramètres du modèle, dans ce cas on doit minimiser l'erreur entre les données simulées et observées. Le calage demande donc le choix à la fois d'un critère de qualité, d'une méthode pour identifier les paramètres, ainsi que de série de données destinées à fournir l'information nécessaire au calage (Sorooshian et Gupta, 1985). On doit définir une méthode d'optimisation (ou minimisation) par une fonction critère.

La méthode SCE-UA (AnnexeVI) sera utilisée dans notre étude pour l'estimation des paramètres de modèle GR4j.

4.4.4 Mise en œuvre du modèle

4.4.4.1 Initialisation du système

Les modèles conceptuels, notamment le GR4j permettent de simuler le comportement du bassin versant à travers des réservoirs censés reproduire le cycle hydrologique. Si la simulation par le modèle débute par une période très humide, il est indispensable d'initialiser les états initiaux de ces réservoirs, par des valeurs relativement élevées pour mieux rapprocher la valeur du débit calculé avec celle du premier débit observé (Benkaci, 2006). Une autre technique consiste à définir une période de mise en route du modèle, généralement une période n'excédant pas une année, et de tester le modèle après cette durée d'adaptation du modèle.

Dans notre cas, on utilise la 2^{ème} technique avec une période de mise en route d'une année entière.

4.4.4.2 Application du modèle

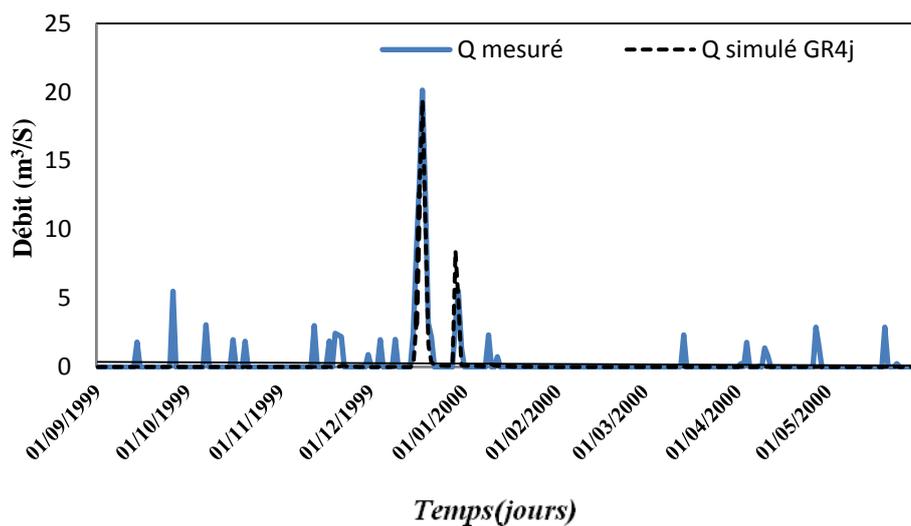
Le calage du modèle concerne les paramètres X_1 , X_2 , X_3 , X_4 , il est réalisé à l'aide de la méthode d'optimisation "SCE-UA" en utilisant comme fonction objective le critère de Nash-Sutcliffe(1970) et le coefficient de corrélation de Pearson, cette opération est faite automatiquement par le logiciel EXCEL, en utilisant la fonction "solveur". L'opération de calage a été effectuée sur une période de 02 années (1998-2000) (crue de 18/12/1999).

Pour la validation nous avons utilisé de nouvelles données des précipitations et d'évapotranspirations et du débit observé correspondant à la période (2007-2009) (crue de 02/12/2008)

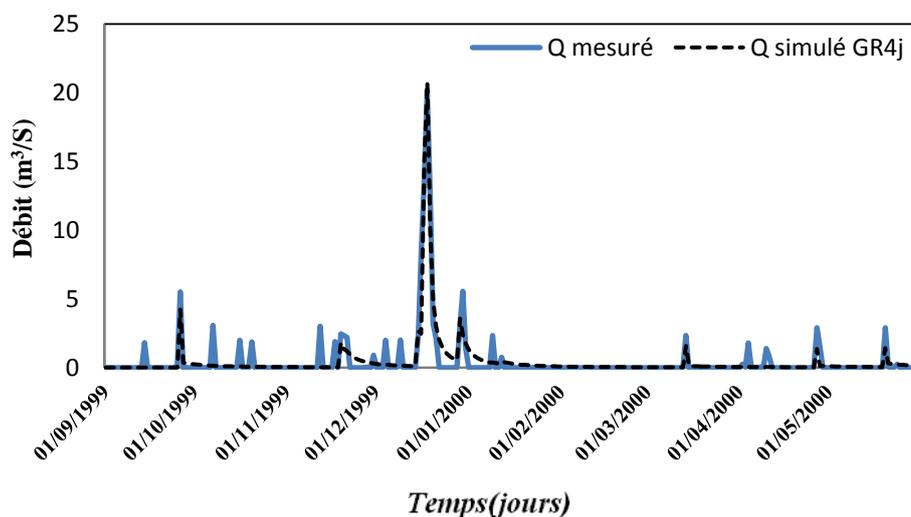
Les résultats du calage et de la validation des deux stations sont présentés dans le tableau 4.3 et illustrés sur les figures 4.14, 4.15. Les corrélations entre les débits observé et simulé sont présentés en annexe II.

Tableau 4.3. Résultats du calage et de la validation

		Nash (%)	R ²
Calage	Station de Larbàa Ouled Fares	76,54	0,879
	Station de Benairia	72,44	0,852
Validation	Station de Larbàa Ouled Fares	58,40	0,773
	Station de Benairia	56,97	0,755

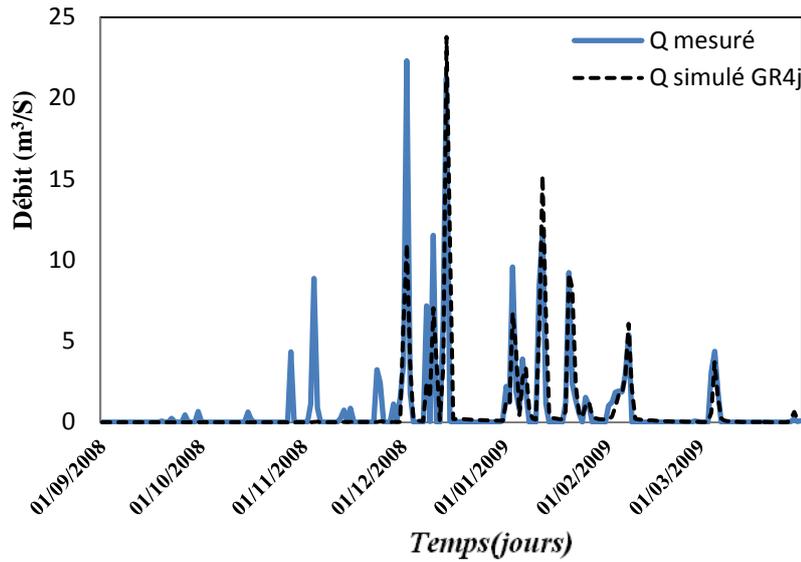


(a)

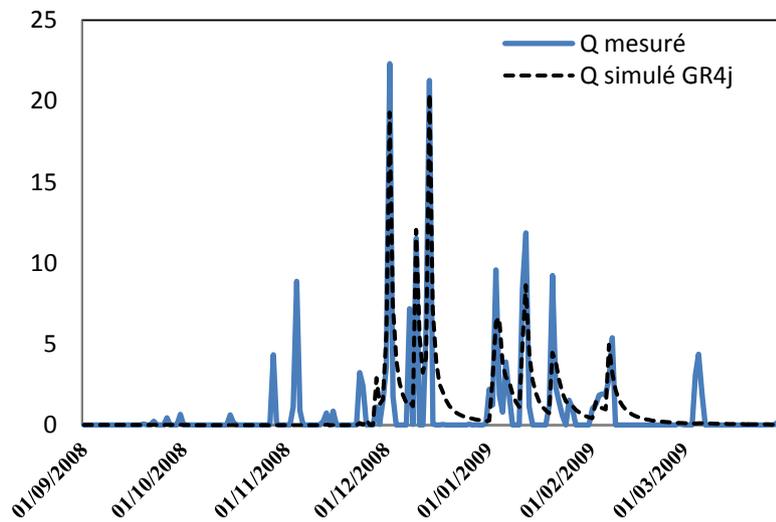


(b)

Figure 4.14. Hydrogramme issu des simulations réalisées en phase de calage, à l'aide du modèle GR4j, (a) station de Larabàa Ouled Farès, (b) station de Benairia



(a)



(b)

Figure 4.15. Hydrogramme issu des simulations réalisées en phase de validation, à l'aide du modèle GR4j, (a) station de Larabàa Ouled Farès, (b) station de Benairia

D'après le tableau 4.3 et les figures 4.14, 4.15, il apparaît nettement que le modèle GR4j a donné de bons résultats pour les deux stations en phase de calage. En effet, les critères de Nash sont relativement supérieurs à 72% et les coefficients de corrélation de Pearson varient de fort à très forts entre 0,75 et 0,87 en calage et en validation.

La comparaison entre les résultats de la station pluviométrique de Larabàa Ouled Farès et de Bénairia montre que le modèle GR4j est très sensible à la variation des pluies journalières.

La comparaison de la simulation des pluies journalières, indique que celle de la station pluviométrique de Larabaà Ouled Farés donne des bons résultats par rapport à celle de la station de Bénairia.

4.5. Comparaison entre les modèles pluie-débit développés

Dans l'optique de mieux apprécier la performance et la robustesse des modèles développés (les modèles neuronaux $Neur_1$, $Neur_2$ et le modèle conceptuel le GR4j) ainsi que leur pouvoir prédictif, une comparaison a été faite pour extraire le modèle le plus performant et vérifier l'efficacité de ces modèles pluie-débit pour la modélisation des débits du bassin de oued Ouahrane .

Les résultats obtenus précédemment par les trois modèles développés ($Neur_1$, $Neur_2$ et le GR4j) sont regroupées dans le tableau 4.4. Les résultats de calage de deux autres crues sont représentés en Annexe III.

Tableau 4.4. Performance des modèles neuronaux ($Neur_1$, $Neur_2$) et du modèle GR4j aux stations d'étude

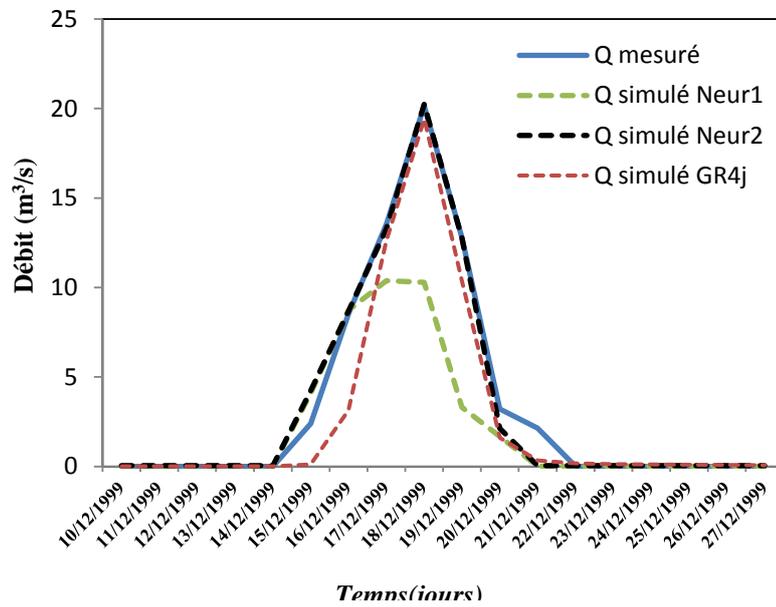
Station	Modèle	Calage		Validation	
		Nash (%)	R ²	Nash (%)	R ²
Larabaà Ouled Fares	Neur ₁	74,66	0,857	53,26	0,66
	Neur ₂	84,79	0,920	64,17	0,737
	GR4j	76,54	0,879	58,40	0,773
Benairia	Neur ₁	71,84	0,853	52,06	0,652
	Neur ₂	84,36	0,918	59,16	0,714
	GR4j	72,44	0,852	56,97	0,755

D'après le tableau 4.4 on constate que :

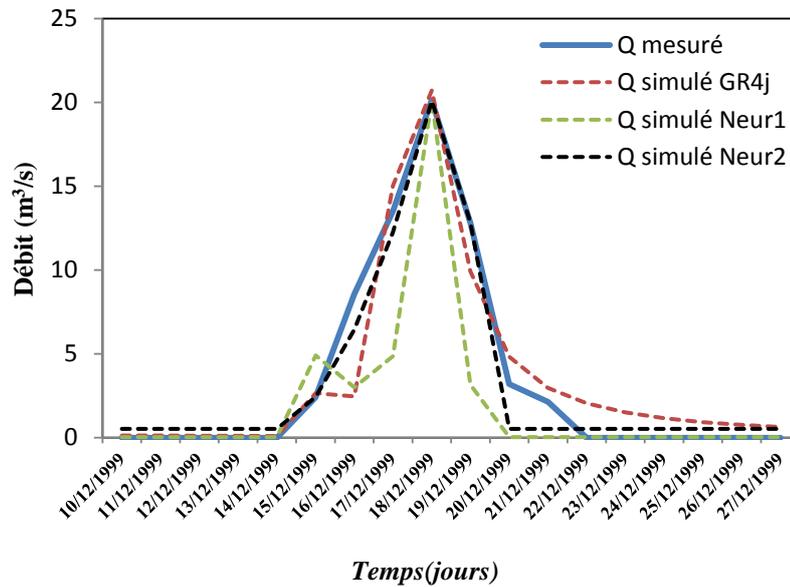
les résultats obtenus avec les différents modèles développés (modèles neuronaux ($Neur_1$ et $Neur_2$) et le modèle GR4j) sont généralement très satisfaisants en calage avec des critères de Nash qui sont supérieurs à 71% et les coefficients de corrélation de Pearson varient de fort à très forts entre 0,65 et 0,92 en calage et en validation.

Une comparaison faite entre les performances des modèles neuronaux ($Neur_1$ et $Neur_2$) et le modèle GR4j montre que le modèle neuronal ($Neur_2$) est plus performant que le modèle GR4j tant en calage qu'en validation, et le modèle neuronal ($Neur_1$) est moins performant que le modèle GR4j tant en calage qu'en validation.

La Figure 4.16 représente les hydrogrammes mesurés et calculés respectivement pour les modèles neuronaux $Neur_1$, $Neur_2$ et le modèle GR4j à la station de Larabà Ouled Farés et la station de Benairia.



(a)



(b)

Figure 4.16. Évolution des hydrogrammes mesurées et calculés par le modèle GR4j et les modèles neuronaux ($Neur_1$, $Neur_2$) pendant le calage (crue 18/12/1999), (a) station de Larabà Ouled Farés, (b) station de Benairia

La lecture du tableau 4.4 et l'analyse de la figure 4.16 permet de constater que les réseaux de neurones avec la pluie seulement en entrée sont moins performants que le modèle GR4j.

En revanche, l'ajout de l'évapotranspiration potentielle améliore un peu la performance du réseau de neurone, le modèle neuronal ($Neur_2$) apparaît plus performant que le modèle GR4j pour les deux stations.

Les comparaisons des réseaux de neurones avec d'autres modèles, conceptuels ou physiques, apportent la preuve que les RNA peuvent fournir des prévisions aussi bonnes que les approches plus "classiques", parfois meilleures (Hsu et al, 1995).

Parmi les comparaisons récentes, on peut citer Anctil et al. (2004b) qui ont comparé les performances de GR4j et d'un RNA, en s'attachant à évaluer l'impact de la longueur de la série d'apprentissage (de calage). Anctil et al. (2003) ont également proposé une méthode permettant d'utiliser un RNA pour la mise à jour des paramètres de trois modèles pluie-débit conceptuels, dans un objectif de prévision des débits.

4.6. Réseau de neurones à trois entrées ($Neur_3$)

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

L'humidité du sol représente une variable d'importance majeure dans le champ de l'hydrologie, de la météorologie et du climat. La compréhension de ces phénomènes est capitale pour la gestion des ressources d'eau, pour le développement des stratégies agricoles, ainsi que pour la prévention de risques dans le cas des événements extrêmes.

L'humidité de surface est fortement liée à la variabilité des précipitations (Koster, 2004). De nombreuses études montrent qu'il existe un mécanisme de rétroaction entre l'humidité du sol et les précipitations. Des valeurs anormalement élevées d'humidité du sol résultent en une augmentation de la fréquence et magnitude des processus orageux, c'est-à-dire qu'il y a une rétroaction positive entre l'humidité du sol et les précipitations (Beljaars et al. 1996).

De nombreuses méthodes expérimentales existent pour estimer l'humidité du sol. Cependant, le caractère ponctuel de ces mesures associé à la forte variabilité spatiale de l'état hydrique d'une surface au sein d'une région en réponse à des différences de contraintes atmosphériques, de types d'occupation du sol, de travail du sol ou même de nature de sol impliquerait la mise en place d'expérimentations fastidieuses pour obtenir des indices moyens représentatifs à l'échelle du bassin versant (Quesney, 1999).

Vu la difficulté d'accéder aux valeurs d'humidité réelles (mesurées) du sol, nous avons pris en considération des contenus en eau du sol obtenus par simulation d'un modèle pluie-débit global le GR4j.

Dans cette opération nous avons introduit aux réseaux de neurones en plus de la pluie observée et l'ETP l'humidité du sol simulé par le modèle GR4j. Ce choix est justifié par le fait que ce modèle a donné de bons résultats, et que le réservoir sol simule de façon assez correcte le niveau d'humidité évoluant dans le sol.

L'organigramme du modèle est présenté dans la figure 4.17

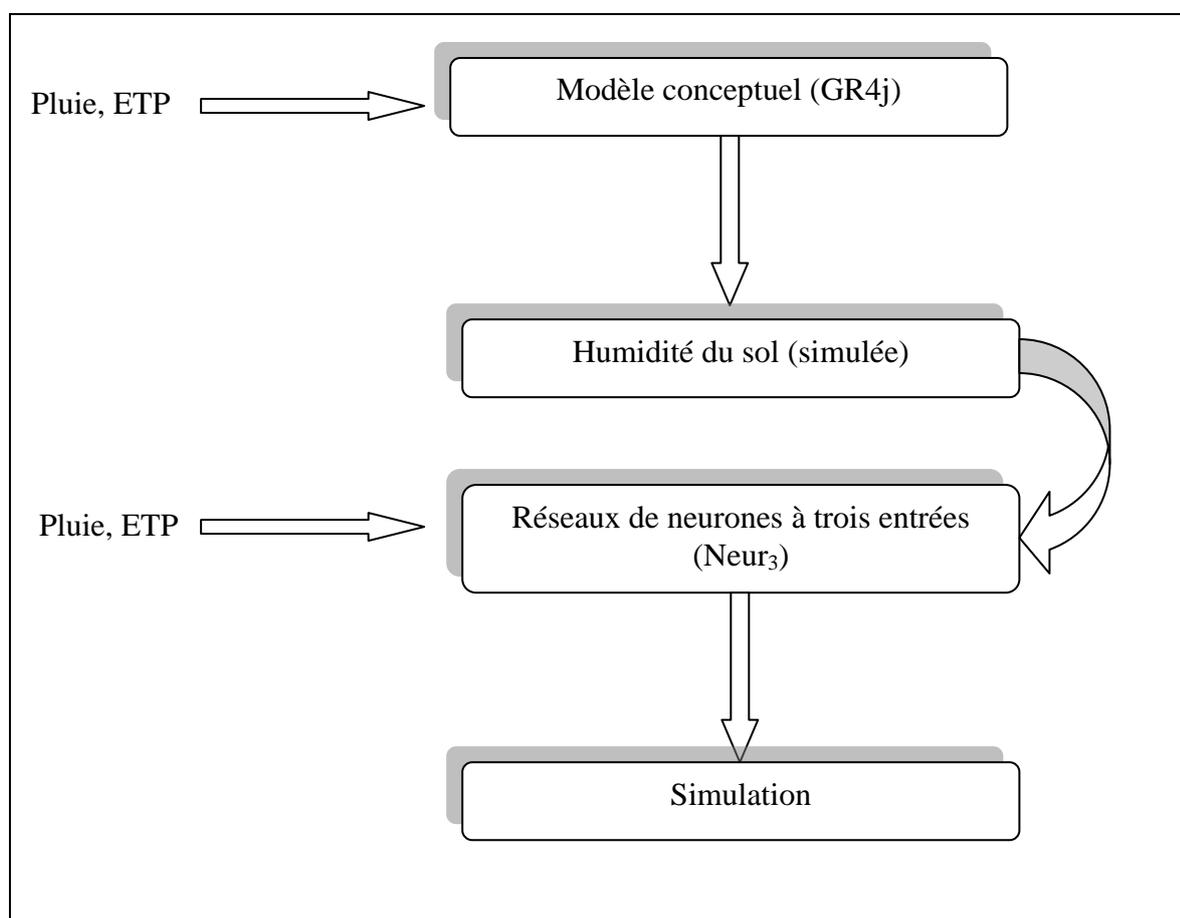


Figure 4.17. Organigramme du modèle neuronal à trois entrées (Neur₃)

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 ($Neur_1$, $Neur_2$ et GR4j). L'architecture de ce modèle ($Neur_3$) est fixée après plusieurs phases d'optimisation ayant permis de sélectionner le meilleur modèle (perceptron multicouche à une seule couche cachée avec cinq neurones sur la couche cachée) (figure 4.18).

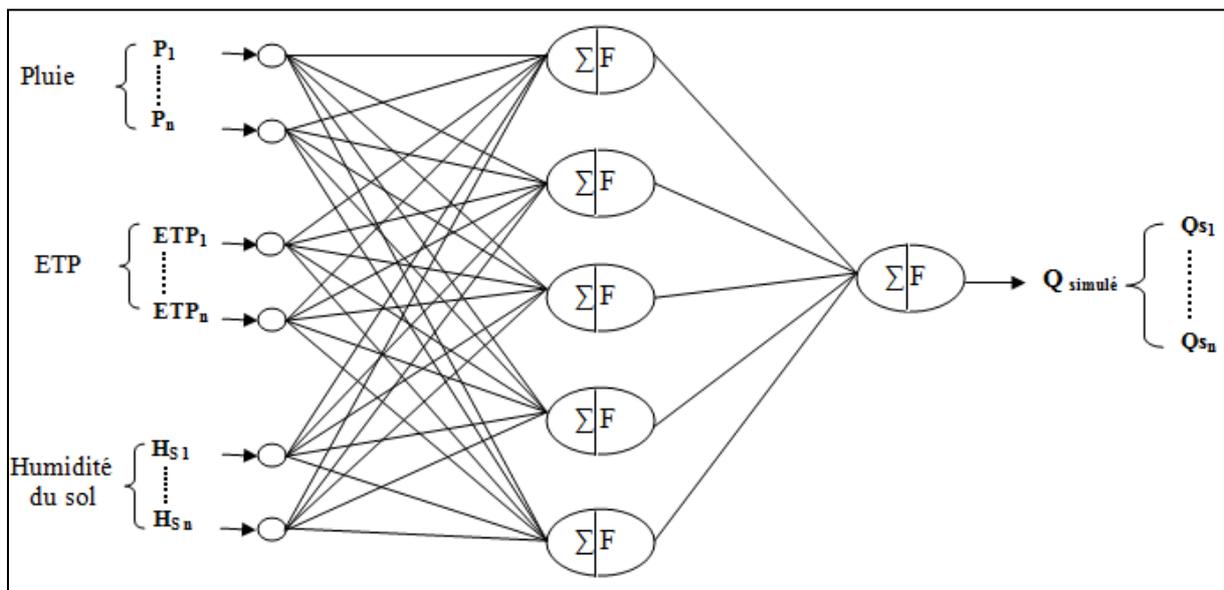


Figure 4.18. Architecture simplifiée du modèle $Neur_3$

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).

Les résultats présentés dans le tableau 4.5 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%) pour les deux stations, les résultats obtenus dans la phase de validation sont acceptables. Ceci exprime le bon fonctionnement du modèle et le choix judicieux d'une troisième entrée décisive pour l'orientation du modèle.

Des études similaires (Rija et al, 2009) ont montré que, plus les données en entrée des réseaux de neurones sont nombreuses et plus ces modèles sont performants.

Tableau 4.5. Performance du réseau de neurones à trois entrées (Neur₃) aux stations d'étude

		Nash (%)	R ²
Calage	Station de Larbàa Ouled Farés	91,69	0,955
	Station de Benairia	90,25	0,952
Validation	Station de Larbàa Ouled Farés	70,80	0,826
	Station de Benairia	69,98	0,795

À la figure 4.19 et 4.20, on note une bonne reproduction des hydrogrammes aux deux stations (Larabaà Ouled Farés et Benairia) par le modèle neuronal Neur₃. Les hydrogrammes observés et calculés sont en effet très bien synchrones avec là où apparaissent les crues et les débits simulés sont très proches de ceux observés, les corrélations entre les débits observé et simulé sont mentionnés en annexe II.

Pour l'ensemble de la série simulée, les débits sont reproduits de manière régulière, avec une bonne simulation des débits de pointes.

Le modèle neuronal (Neur₃) à trois entrées (pluie, ETP et humidité du sol) testé sur le bassin de oued Ouahrane a donné des résultats meilleurs que ceux obtenus par les autres modèles neuronaux (Neur₁, Neur₂) et le modèle conceptuel le GR4j.

La combinaison des deux approches, conceptuelle et boîte noire, semble donc indispensable pour améliorer la qualité de la modélisation pluie-débit au pas de temps journalier (Benkaci, 2006). La proposition de modèles hybrides alliant la mémoire des modèles à réservoirs (leur réservoir de comptabilisation de l'humidité du bassin) et la flexibilité des réseaux de neurones (Anctil et al, 2004a).

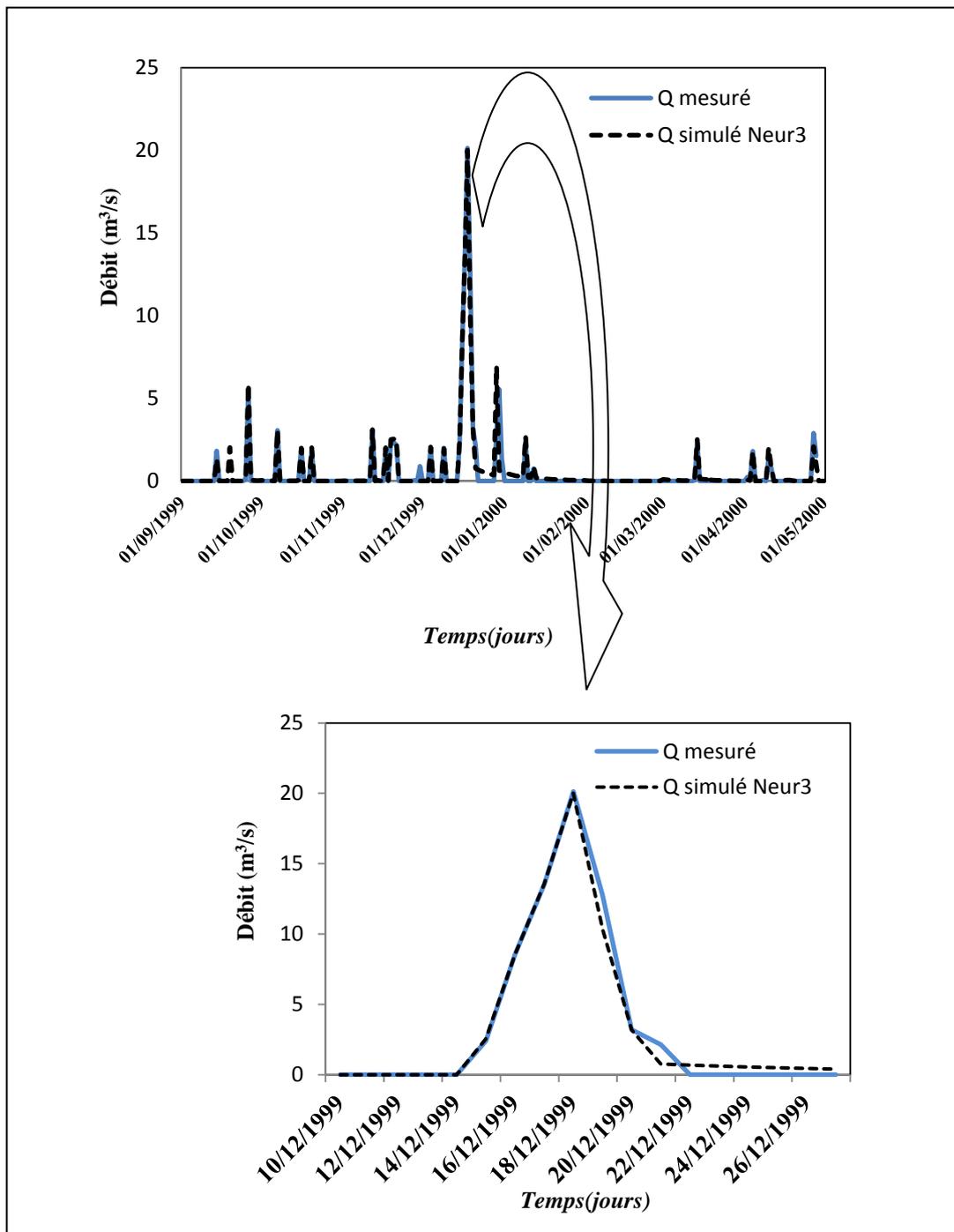


Figure 4.19. Évolution des hydrogrammes mesurées et calculés par le modèle Neur₃ à la station de Larabaà Ouled Farés pendant le calage (crue 18/12/1999)

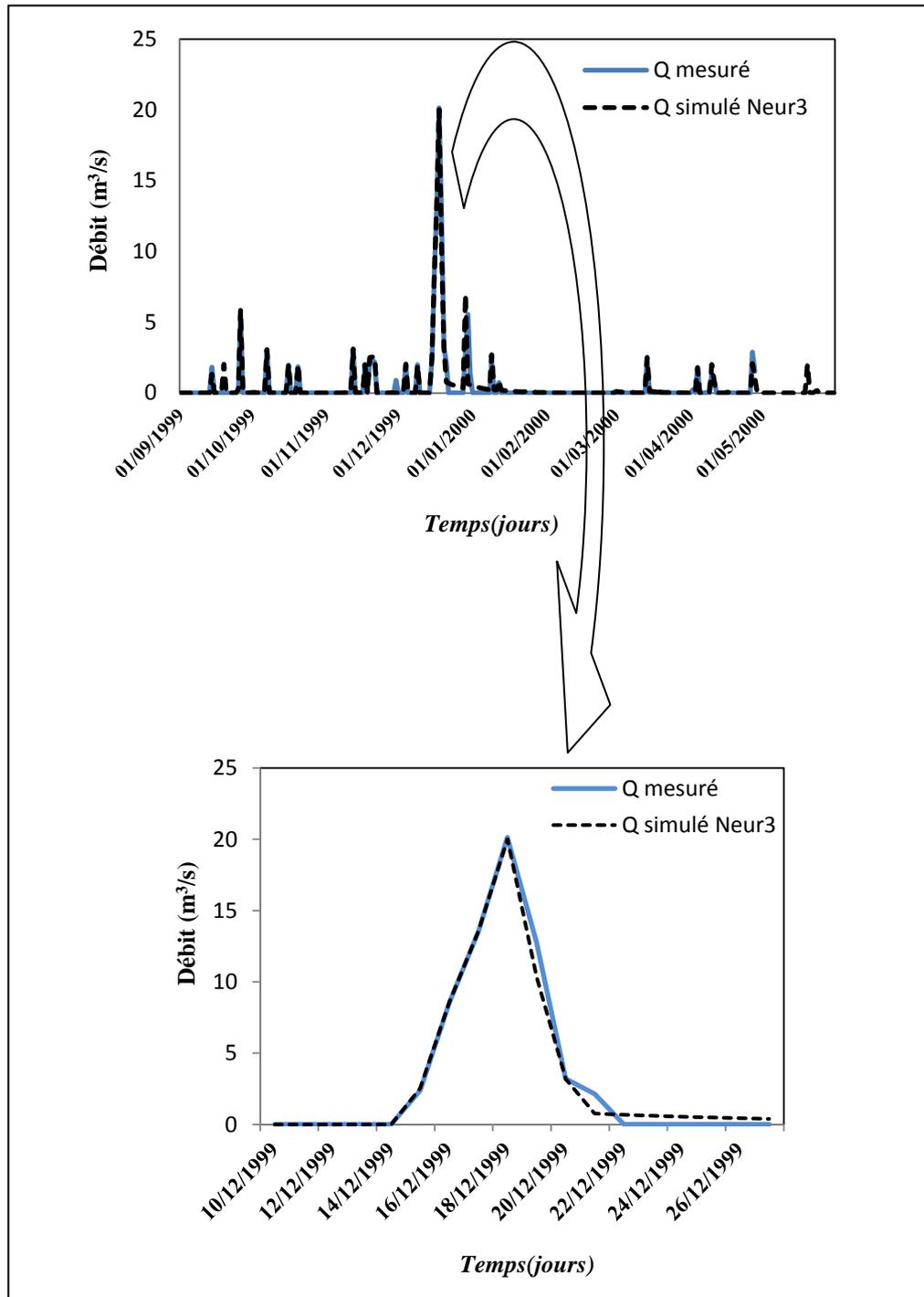


Figure 4.20. Évolution des hydrogrammes mesurées et calculés par le modèle Neur₃ à la station de Benairia pendant le calage (crue 18/12/1999)

4.7. Conclusion

Les réseaux de neurones sont des modèles non linéaires paramétrés. Contrairement aux modèles fondés sur des lois physiques ou empiriques provenant de l'étude des processus, les réseaux de neurones sont des modèles de type « boîte noire ».

Notre étude visait à explorer les performances des réseaux de neurones (modèle à boîte noire). En effet, ces modèles ont été optimisés et comparés avec un autre type de modèle le GR4j (modèle conceptuel à réservoirs).

Les réseaux de neurones (Neur₁) avec une seule entrée (pluie) sont moins performants que le modèle GR4j. En revanche, l'ajout de l'évapotranspiration (ETP) comme variable explicative à l'entrée des modèles neuronaux développés (Neur₂) a fortement amélioré leurs performances. En effet, le modèle neuronal (Neur₂) est plus performant que le modèle GR4j tant en calage qu'en validation.

L'introduction d'une troisième entrée (humidité du sol simulé par le modèle GR4j) paraît nécessaire pour améliorer les performances du réseau de neurone.

Le modèle neuronal (Neur₃) à trois entrées (pluie, ETP et humidité du sol) testé sur le bassin de oued Ouahrane a donné des résultats meilleurs que ceux obtenus par les autres modèles.

Ce modèle permet une meilleure reproduction des débits maxima et simule les débits assez correctement, même en validation.

Conclusion générale

Conclusions générales

La relation pluie-débit représente un axe de recherche important en hydrologie du fait qu'elle permet de comprendre les mécanismes de génération de débits et d'anticiper les phénomènes hydrologiques extrêmes tels que les sécheresses et les inondations.

Dans la réalité, les séquences de données hydrologiques présentent des irrégularités importantes. Les variables météorologiques et les écoulements sont liés par des relations non linéaires.

Ainsi, les variations du débit ne peuvent pas être décrites facilement par des relations linéaires. Le recours à des méthodes non-linéaires s'avère donc nécessaire. Parmi les plus prometteuses figurent les approches basées sur les Réseaux de Neurones Artificiels (RNA).

Les domaines d'application des réseaux de neurones sont, dans l'ensemble, liés à la perception et à l'intelligence artificielle, problèmes difficiles, dont les solutions classiques ne sont pas toujours complètement satisfaisantes et sont surtout très coûteuses en temps de calcul.

Les modèles des réseaux de neurones artificiels permettent de construire, par apprentissage, des solutions dans certains des domaines d'applications évoqués dans ce travail.

L'objectif essentiel de ce mémoire est de modéliser la relation pluie-débit à l'aide d'un modèle à boîte noire (les réseaux de neurones artificiels) en milieu semi-aride algérien (cas du bassin de oued Ouahrane) au pas de temps journalier sur des courtes durées, La recherche de modèles plus satisfaisants a en effet, des enjeux importants. Elle permet tout d'abord une meilleure compréhension du comportement hydrologique du bassin versant. Elle garantit ensuite une meilleure fiabilité aux applications qui utilisent les simulations du modèle dans un contexte opérationnel.

Notre point de départ était constitué par les synthèses hydrologiques existant sur la genèse des crues se heurte donc à un premier problème, qui est lié à l'identification des processus déterminants dans la formation des crues.

Par ailleurs, le travail d'analyse doit être appliqué sur le bassin versant de oued Ouahrane où nous avons la possibilité de reconnaître les éléments du terrain importants du point de vue de la nature (la morphologie et la climatologie) et de l'hydrologie des bassins qui représente les caractéristiques valorisant l'écoulement superficiel. Pour comprendre les liens entre les caractéristiques physiques et climatiques et les réponses hydrologiques des bassins.

Les conditions climatiques du bassin versant de oued Ouahrane sont de type semi - aride avec des gradients de température relativement importants. Les indices d'aridité calculés par les différentes méthodes convergent tous pratiquement vers le même résultat. La température moyenne annuelle est de 18,7°C, la pluviométrie moyenne interannuelle est de 571mm et l'humidité relative est de 64%.

La recherche des modèles pluie-débit plus satisfaisants a en effet, des enjeux importants. Elle permet tout d'abord une meilleure compréhension du comportement hydrologique du bassin versant. Elle garantit ensuite une meilleure fiabilité aux applications qui utilisent les simulations du modèle dans un contexte opérationnel. L'étude hydro-climatique des données observées de notre bassin versant a un intérêt de comprendre les caractéristiques des écoulements en fonction des pluies à l'échelle annuelle, mensuelle et journalière, en relation avec les caractéristiques physiques les plus générales des bassins.

Notre étude visait à explorer les performances des réseaux de neurones (modèle à boîte noire) sur le bassin de oued Ouahrane. En effet, ces modèles ont été optimisés et comparés avec un autre type de modèle le GR4j (modèle conceptuel à réservoirs) :

- Dans ce contexte, deux séries d'architectures de réseaux de neurones ont été exploitées (une première série avec la pluie seulement en entrée (modèle Neur₁) et une seconde avec la pluie et l'ETP en entrée (modèle Neur₂). En examinant les résultats obtenus par les deux modèles neuronaux, nous remarquons que les performances des réseaux de neurones augmentent sensiblement avec l'ajout d'une autre entrée au modèle. Mais, malgré ces bonnes performances, les débits extrêmes sont généralement mal modélisés.
- Une comparaison faite entre les performances des modèles neuronaux (Neur₁ et Neur₂) et le modèle GR4j montre que le modèle neuronal (Neur₁) avec une seule entrée (pluie) sont moins performants que le modèle GR4j. En revanche, l'ajout de l'évapotranspiration (ETP) comme variable explicative à l'entrée des modèles neuronaux développés (Neur₂) a fortement amélioré leurs performances. En effet, le modèle neuronal (Neur₂) est plus performant que le modèle GR4j tant en calage qu'en validation.

- Vue la complexité de la relation pluie-débit au pas de temps journalier, l'amélioration du réseau de neurone est indispensable. Ainsi l'introduction d'une troisième entrée (humidité du sol simulé par le modèle GR4j) paraît nécessaire pour optimiser ce modèle. Le modèle neuronal (Neur₃) à trois entrées (pluie, ETP et humidité du sol) testé sur le bassin de oued Ouahrane a donné des résultats meilleurs que ceux obtenus par les autres modèles. Ce modèle permet une meilleure reproduction des débits maxima et simule les débits assez correctement, même en validation et les débits ainsi simulés sont très proches de ceux observés.

La combinaison des deux approches, conceptuelle et boîte noire, semble donc indispensable pour améliorer la qualité de la modélisation pluie-débit au pas de temps journalier.

Références Bibliographiques

Références bibliographiques

Abrahart, R.J. et SEE, L. (2000). Comparing neural network and autoregressive moving average techniques for the prevision of continuous river flow forecasts in two contrasting catchments. *Hydrological Processes*, Vol. 14, 2157-2172.

Ambroise, B., Perrin, J.L. et Reutenauer, D. (1995). Multicriterion validation of a semidistributed conceptual model of the water cycle in the Fecht catchment (Vosges massif, France). *Water Resources Research*, 31(6): 1467-1481.

Ambroise, B. (1998). Genèse des débits dans les petits bassins versants ruraux en milieu tempéré: 1 -Processus et facteurs. *Revue des Sciences de l'Eau*, 11: 471-495.

Ambroise, B. (1999). La dynamique des cycles de l'eau dans un bassin versant- Processus, Facteurs, Modèles. Editions *H*G*A*, Bucarest, 204 p.

Ammar, Y. (2007). Mise en oeuvre de reseaux de neurones pour la Modelisation de cinetiques reactionnelles en vue de la transposition batch/continu. Thèse de doctorat. Institut national polytechnique de toulouse. 176p

Anctil, F., Michel, C., Perrin, C. et Andréassian, V. (2004a). A soil moisture index for ANN stream flow forecasting. *Journal of Hydrology*, 286(1-4): 155-167.

Anctil, F., Perrin, C. et Andréassian, V. (2004b). Impact of the length of observed records on the performance of ANN and of conceptual parsimonious rainfall runoff forecasting models. *Environmental Modelling and Software*, 19: 357-368.

Anctil, F., Perrin, C. et Andréassian, V. (2003). ANN output updating of lumped conceptual rainfall-runoff forecasting models. *Journal of the American Water Resources Association*, 39(5): 1269-1279.

Anderson, J.A. (1972). "A simple neural network generating an interactive memory". *Math. Biosci.*, 14: 197-220.

Anderson, V. L. (1936). Carte géologique du bassin de oued Ouahrane 1/200000.

Aqil, M., Ichiro, K., Akira, Yano. et Soichi N. (2007). A Comparative Study Of Artificial Neural Networks And Neuro-Fuzzy In Continuous Modeling Of The Daily And Hourly Behaviour Of Runoff. *Journal of Hydrology* 337, pp. 22– 34.

ASHU, J. SUDHEER, K. P. et SANAGA, S. (2004). Identification of physical processes inherent in artificial neural network rainfall-runoff models». *Hydrological processes*, Vol 18, 571-581

Ayral, P. A. (2005). 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. 311p.

- Bagnouls, M.F et Gaussen, H. (1957).** Les climats biologiques et classification. Annales Géographiques Françaises N° 355. pp 193-220.
- Baum, E. et Haussler, D. (1989).** What size net gives valid generalization? Neural Computation, 1(1) : 151–160.
- Benkaci, T. (2006).** Modélisation pluie-débit mensuelle et Journalière par les modèles conceptuels Et les systèmes neuro-flous (application aux bassins algériens). Thèse de doctorat. Institut National Agronomique D'Alger. 221 p
- Beljaars, A. C. M., Viterbo, P., M. Miller. et Betts, A. (1996).** Sensitivity to land surface parameterization and soil anomalies. Mon. Weather. Rev., 124,362–383
- Benkhaled, A. (2006).** Contribution à l'étude du transport solide en suspension. Bassin de oued Ouahrane bassin hydrographique Cheliff –Zahraz. Thèse de doctorat en science. USTMBO. 175p.
- Berthet, L. (2010).** Préviation des crues au pas de temps horaire : pour une meilleure assimilation de l'information de débit dans un modèle hydrologique, Institut des Sciences et de l'Industrie du Vivant et de l'Environnement (AgroParisTech). 603 pp.
- Beven , K.J. et Kirkby, M.J. (1979).**A physically based variable contributing area model of basin hydrology. Hydrol. Sci. Bull., 24(1), 43-69.
- Bhunya, P. K., Panda, S. N. and Goel, M. K. (2011).** Synthetic Unit Hydrograph Methods: A Critical Review. Open Hydrology Journal 5: 1-8.
- Bishop, K. H. (1991).** Episodic increase in stream acidity, catchment flow pathways and hydrographs separation. Ph. D, thesis. Cambridge university. 246 p
- Bneder. (1984).** Etude du schéma d'aménagement intégré Dahra-Zaccar (2vol).
- Boe, J. (2007).** Changement global et cycle hydrologique : Une étude de régionalisation sur la France. thèse de doctorat. l'Université Paul Sabatier- Toulouse III. 255 p.
- Boulaine, J. (1957).** Carte géologique du bassin de oued Ouahrane 1/50000.
- Campolo, M., Andreussi, P. et Soldati, A. (1999).** River flood forecasting with a neural network model. Water Resources Research 35 (4), 1191–1197.
- Callede, J. (1977).** Oscillation journalière du débit des rivières en l'absence de précipitation""", Cah. ORTOM, Sér., Hydrol., vol. XIV, n°3 219-283
- Cappus, P. (1960).** Bassin expérimental d'Alrance. Etude des lois de l'écoulement. Application au calcul et à la prévision des débits. La Houille Blanche, A: 493-520.
- Chettih, M. et Mesbah, M. (2008) .** Modélisation Neuro-Ondelettes en hydrologie saharienne. Colloque International "Terre & Eau", 17-19 Novembre, Annaba, Algérie.

- Chiang, Y.M. , Li-Chiu, C. et Chang, F.J. (2004).** Comparison of static feedforward and dynamic-feedback neural networks for rainfall-runoff modeling. *Journal of hydrologie* 290. 297-311
- Chocat, B. (1997).** Encyclopédie de l'Hydrologie Urbaine et de l'assainissement ; Ed Technique et documentation ; p 1124.
- Clarke, R.T. (1973).** A review of some mathematical models used in hydrology, with observations on their calibration and use. *Journal of Hydrology*, 19, 1-20.
- Cobaner, M., Unal, B. et Kisi, O. (2009):** Suspended sediment concentration estimation by an adaptive neuro-fuzzy and neural network approaches using hydrometeorological data. *Journal of Hydrology* 367, pp.52-61.
- Cosandey, C. et Robinson, M. (2000).** "Hydrologie continentale." Armand Colin.
- Coulibaly, P., Anctil, F. et Bobee, B. (1999).** Préviation hydrologique par réseaux de neurones artificiels : Etat de l'art. *Revue canadienne de génie civil*, Vol. 26., , 293-304
- Cybenko, G. (1989).** Approximation by superposition of sigmoidal functions, *Mathematics of control, signals and systems*, 2, pp. 303-314, pp. 377-403.
- Dawson, C.W. et Wilby, R. (1998).** An artificial neural network approach to rainfall-runoff modelling. *Hydrological Sciences Journal*, 43(1), 47-66.
- Dechemi, N. et Chambaz, H. (1994).** La préviation des crues du bassin versant de l'oued Dis (Sebbaou) par la methode DPFT. *Revue sciences de l'eau*. 7, 331-342
- Dechemi, N., Tarik, B.A. et Issolah. A. (2003).** Modélisation des débits mensuels par les modèles conceptuels et les systèmes neuro-flous. *Revue des Sciences de l'Eau*. Vol. 16 n°4 407-424
- De Martonne, E. (1926).** Une nouvelle fonction climatologie : l'indice d'aridité. *La météorologie*. pp 449-458.
- Dimopoulos, L. LECK, S et LAUGA, J. (1996).** «Modélisation de la relation pluie-débit par les réseaux connexionnistes et le filtre de Kalman». *Journal des Sciences Hydrologiques*, Vol. 41, n°2, 179-193.
- Donna rizzo, M. et David Dougherty, E. (1994).** Characterization of Aquifer proprties using Artificial Neural Network, *Water Ressources Research*, Vol. 30(2),p. 483-497.
- Dooge, J. C. I. (1988).** "Hydrology past and present." *Journal of Hydraulic Research*, 26(1), 5-26.
- Dreyfus, G. (1998) .** Les Réseaux De Neurones. *Mécanique Industrielle et Matériaux*,n°51.
- Duan, Q., Sorooshian, S. et Gupta, V.K. (1992).** Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models. *Water Resources Research*, 28(4), 1015-1031.

Duband, D., Obled, C. et Rodriguez, J.Y. (1993). Unit hydrograph revisited: an alternate iterative approach to UH and effective precipitation identification. *Journal of Hydrology*, 150, 115-149.

Dublin. (1992). Déclaration sur l'eau et le développement durable. Conférence des Nations Unies sur l'environnement et le développement, Rio de Janeiro. Document des Nations Unies A/CONF.151/26 (vol. II).

Dunne, T. et Black, R.D. (1970). An experimental investigation of runoff production in permeable soils. *Water Resources Research*, 6(2): 478-490

Edijatn, O. et Michel, C. (1989). Un modèle pluie-débit journalier à trois paramètres. *La Houille Blanche*, n° 2., 1989 , 113-121.

Edijatno, O. (1991). Mise au point d'un modèle élémentaire pluie-débit au pas de temps journalier. Thèse de Doctorat. Université Louis Pasteur/ENGEEES, Strasbourg. 242 p.

Edijatno, O., Nascimento, N., Yang, X., Makhlof, Z. et Michel, C. (1999). GR3J: a daily watershed model with three free parameters. *Hydrological Sciences Journal* . 44(2), 263-277.

Elman, J.L. (1990). Finding structure in time. *Cognitive Science*, 14 : 179–211.

Emberger, L. (1955). Une classification biogéographique des climats. Montpellier. N° 7. pp 3-43

Estupina borrell, V. (2004). Vers une modélisation hydrologique adaptée à la prévision opérationnelle des crues éclair Application à de petits bassins versants du sud de la France. thèse de doctorat. Ecole Doctorale : Sciences de l'Univers, de l'Environnement et de l'Espace de l'institut national polytechnique de Toulouse. 254p.

Fletcher, R. et Powell, M.J.D. (1963). A rapidly convergent descent method for minimization. *The Computer Journal*, 6, 163-168.

Fortin, V., Ouarda, T.B.M.J., Rasmunssen, P .F. et Bobee, B. (1997) . Méthodes de prévisions des débits, *Revue des Sciences de l'Eau*, Vol. 4,p. 461-487. "

Franchini, M., Wendling, J., Obled, C. et Todini, E. (1996). Physical interpretation and sensitivity analysis of the TOPMODEL. *Journal of Hydrology*, 175: 293-338.

French, M., Krajewski, W. et Cuykendall, R. (1992). Rainfall Forecasting in Space and Time using a Neural Network, *Journal of Hydrology*, Vol.137, p. 1-31.

Germann, P.F. et Beven, K. (1986). A distribution function approach to water flow in soil macropores based on kinematic wave theory. *Journal of Hydrology*, 83: 173-183.

Giles, L., Kuhn, G.M. et Williams, R.J. (1994). Dynamic recurrent neural networks: theory and applications. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 5(2) : 153–155.

Grossberg, S., 1976. "Adaptive pattern classification and universal recoding: I. Parallel development and coding of neural feature detectors". *Biol. Cybern.*, 23: 121-134.

- Hassoum, M.H. (1995).** Fundamentals of artificial neural networks. MIT Press, Cambridge.
- Haykin, S. (1994).** Neural networks: a comprehensive foundation. Macmillan College Publishing Company Inc., New York.
- Hebb, D.O. (1949).** "Introduction", The Organisation of Behavior. Wiley, New York, pp. 60-78.
- Hecht-Nielsen, R. (1987).** Komogorov's mapping neural network existence theorem. Dans Proceedings of the International Conference on Neural Networks. Vol. 3. IEEE Press, New York. pp. 11-13.
- Hertz, J., Krogh, A. et Palmer, R.G. (1991).** Introduction to the theory of neural computation. Addison-Wesley, Reading, Massachusetts.
- Hewlett, J.D. et Hibbert, A.R. (1967).** Factors affecting the response of small watersheds to precipitation in humid areas. In: W.E. Sopper et H.W. Lull (Editors), International Symposium on Forest Hydrology, Pergamon, Oxford, pp. 275-290.
- Hooke, R. et Jeeves, T.A. (1961).** Direct search solutions of numerical and statistical problems. J. Ass. Comput. Mach., **8**(2), 212-229.
- Hornik, K., Stinchcombe, M. et White, H. (1989).** Multilayer feedward networks are universal approximators, Neural Networks **2**, pp. 359-366.
- Horton, R. (1933).** "The role of infiltration in the hydrological cycle." Trans. American Geophysical Union, **14**, 446-460.
- Hsu, K.L., Gupta, H.V. et Sorooshian, S. (1995).** Artificial neural network modeling of the rainfall-rainoff process. Water Resources Research, **31**(10) : 2517-2530.
- Hursh, C. R. (1936).** Storm water and adsorption. Report of the comitte on Absorption and Transpiration. Transactions American Geophysical Union, **17**,301-302.
- Jacobs, R.A., Peng, F. et Tanner, M.A. (1997).** A Bayesian approach to model selection in hierarchical mixtures-of-experts architectures. Neural Networks,**10**(2) : 231-241.
- Joerin, C. (2000).** Etude des processus hydrologiques Par l'application du traçage environnemental. Association à des mesures effectuées À l'échelle locale et analyse d'incertitude. Thèse de Doctorat .Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne ; sciences techniques, 210p.
- Johannet, A. (2006).** Les réseaux de neurones formels"". Cours, Travaux dirigés et travaux pratiques. Ecole des Mines d'Alès, Alès, France 54.
- Jordan, J.P. (1994).** Bassin de recherche et modélisation des processus de formation des crues, proposition d'une approche couplée. La Houille Blanche, **3**: 15-22.

Kasabov, N.K. (1996). Foundations of neural networks, fuzzy systems, and knowledge engineering. The MIT Press, Cambridge, Massachusetts.

KOFFI, Y. (2007). 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, 284p.

Koffi Y, Ayral P, Kouassi A, Johannet A, et Biemi J. (2011). Modélisation des débits des rivières en région tropicale humide : application des réseaux de neurones et du modèle GR2M au Bandama Blanc (COTE D'IVOIRE). Rev. Ivoir. Sci. Technol., 17, 151-171

Kohavi, R. (1995). A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. Proceeding of the 14th International Joint Conference on Artificial Intelligence (Montréal, 1995). Morgan Kaufman Publishers, San Francisco. pp. 1137–1143.

Kohonen, T. (1972). "Correlation matrix memories". Ieee Transactions on Computer C-21: 353-359.

Kohonen, T. (1990). "The self-organizing map". Proc. IEEE, 78(9): 1464-1480.

Koster, R. E. A. (2004). Regions of strong coupling between soil moisture and precipitation. Science., 305, 1138 – 1140

Kuczera, G. (1997). Efficient subspace probabilistic parameter optimization for catchment models, Water Resour. Res., 33(1), 177-185

Laborde, J.P. (1998). Notice d'installation du logiciel Hydrolab. Version 98.2. Université de Nice. 43 p

Laborde J.P. (2009). Eléments d'Hydrologie de Surface. 192p.

Lallehem, S. (2002). Evaluation and forecasting of daily groundwater inflow in a small chalky watershed. Hydrol. Process. 17, pp. 1561-1577.

Laurent, G. (2010). Optimisation sans contrainte de fonctions continues non lineaires.

LeCun, Y. (1985). "Une procedure d'apprentissage pour reseau a seuil asymmetrique", Proceedings of Cognitiva 85, Paris, pp. 599-604.

Le Clerc, S. (2004). Revisiter la notion de scénario hydrologique de référence pour la caractérisation des inondations. Thèse de doctorat. Université Joseph Fourier de Grenoble. 374p.

Legates, X. et MCCABE, J. (1999). Evaluating the use of "goodness-of-fit" measures in hydrologic and hydroclimatic model validation". Water Resources Research, Vol. 35, n°1 233-241

Lek, S., Dimopoulos, I., Derraz, M. et El Ghachtoul, Y. (1996). Modélisation de la relation pluie-débit à l'aide des réseaux de neurones artificiels. Revue des Sciences de l'Eau, 9(3), 319-331.

- Llamas, J. (1993).** Hydrologie générale - Principes d'application. Gaetan Morin editeur, Canada.
- LI-CHIU, C. JOHN, C. et YEN-MING, C. (2004).** A two-step-ahead recurrent neural network for stream-flow forecasting». *Hydrological Processes*, Vol. 18, (2004) 81-92.
- Lohani, A. K., Goel, N. K. et Bhatia, K.K.S. (2010).** Comparative Study Of Neural Network, Fuzzy Logic And Linear Transfer Function Techniques In Daily Rainfall-Runoff Modelling Under Different Input Domains. *Hydrological processes* doi: 10.1002/hyp.7831.
- Loumagne, C. et al. (2001).** Integration of remote sensing data into hydrological models for reservoir management. *Hydrological Sciences Journal*, 46(1): 89-102.
- Levenberg, K. (1944).** A method for the solution of certain nonlinear problems in least squares. *Q. Appl. Math.*, 2, 164-168.
- Maidment, D.R. (1992).** Hydrology. In: *Applied Hydrology*, D. R. Maidment (Ed.), McGraw Hill, New-York, 1412 p.
- Maidment, D. R. (1993).** "Developing a spatially distributed unit hydrograph by using GIS." *Proceedings of HydroGIS'93. IAHS*, 211.
- Maier, H.R. et Dandy, G.C. (2000).** Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: a review of modelling issues and applications. *Environmental Modelling and Software* 15 (1), 101–124.
- Makhlouf, Z. (1994).** Compléments sur le modèle pluie-débit GR4J et essai d'estimation de ses paramètres. Thèse de Doctorat. Université Paris XI Orsay, 426 p.
- Marchandise, A. (2007).** "Modélisation hydrologique distribuée sur le Gardon d'Anduze ; étude comparative de différents modèles pluie-débit, extrapolation de la normale à l'extrême et tests d'hypothèses sur les processus hydrologiques." Thèse de doctorat. Université de Montpellier II. 214 p.
- Maren, A.J., Harston, C.T. et Pap, R.M. (1990).** *Handbook of neural computing applications*. Academic Press Inc., San-Diego, California.
- Marion, D. (2009).** Caractérisation hydrologique du bassin versant de Chalpi Grande. Versant oriental de la cordillère des Andes en équateur. Stage de césure, ENSAR 157, 67 p.
- Marquardt, D.W. (1963).** An algorithm for the least squares estimation of nonlinear parameters. *SIAM J.*, 11, 431-441.
- Master, T. (1993) .** *Practical Neural Network Recipes C++*, Académie Press, Inc.,USA.
- McCulloch, W.S. et Pitts, W. (1943).** "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity". *Bull. Math. Biophys.*, 5: 115-133.
- Michel, C. (1983).** Que peut-on faire en hydrologie avec un modèle conceptuel à un seul paramètre ? *La Houille Blanche*, 1, 39-44.

- Michel, C. (1989).** Hydrologie appliquée aux petits bassins versants ruraux, Cemagref, Antony.
- Minns, A. & Hall, J. (1996).** Artificial neural network as rainfall–runoff models. *Hydrol. Sc. J.* 41(3), 399–417.
- Minsky, M. et Papert, S. (1969).** "Introduction", *Perceptrons*. MIT Press, Cambridge, pp. 1-20.
- Murata, N.M., Yoshizawa, S. et Amari, S. (1994).** Network information criterion determining the number of hidden units for an artificial neural network model. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 5(6) : 865–872.
- Musy, A. et Higy, C. (1998).** Hydrologie appliquée ; *H*G*A* (Ed.), Bucarest, 368 p.
- Musy, A. (2001).** Cours d'hydrologie générale – Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne.
- Musy, A. (2005).** Cours "Hydrologie Générale" [en ligne]. Laboratoire d'Hydrologie et Aménagements (HYDRAM), Institut des Sciences et Technologies de l'Environnement (ISTE). Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne (EPFL). Disponible sur : <<http://echo2.epfl.ch/edrologie/>>.
- Nascimento, N.O. (1995).** Appréciation à l'aide d'un modèle empirique des effets d'action anthropiques sur la relation pluie-débit à l'échelle du bassin versant. Thèse de Doctorat. CERGRENE/ENPC.Paris.550 p.
- Nash, J. E. et Stueliffe, J. V. (1970).** River flow forecasting through conceptual models». Part 1. A discussion of principles. *Journal of Hydrology*, Vol. 10, 282-290.
- Natural Resources Conservation Service (NRCS). (2010).** National Engineering Handbook, Part 630, Chapter 15, Time of concentration. U.S. Department of Agriculture, Washington, DC.
- Nelder, J.A. et Mead, R. (1965).** A Simplex method for function minimisation. *The Computer Journal*, 7(4), 308-313.
- Oberlin, G. (1971).** Les bassins versants représentatifs de l'Orgeval. Etude du bassin de la Gooje ; B.T.G.R, n° 106. Antony.
- Oudin, L. (2004).** Recherche d'un modèle d'évapotranspiration potentielle pertinent comme entrée d'un modèle pluie-débit global. Thèse de Doctorat Cemagref/ ENGREF, 495p.
- Parker, D.B. (1985).** "Learning logic Casting the cortex of the human brain in silicon", Center for Computational Research in Economics and Management Science, Cambridge, MA, USA.
- Penman, H. L. (1961).** "Weather, plant and soil factors in hydrology." *Weather*(16): 207-219.

- Perrin, C. (2000).** Vers une amélioration d'un modèle global pluie-débit au travers d'une approche comparative. Doctorat de l'Institut National Polytechnique de Grenoble L'INPG, 527p.
- Perrin, C., Claude, M. et Vazken, A. (2003).** Improvement of a parsimonious model for stream flow simulation, *Journal Hydrologique*, 279, pp 275-289.
- Pollard, H.F. and Jansson, E.V. (1982).** "A Tristimulus Method for the Specification of Musical Timbre", *Acustica* 51, pp 162-171.
- Prechelt, L. (1996).** A quantitative study of experimental evaluations of neural network learning algorithms: current research practice. *Neural Networks*, 9(3) : 457-462.
- Press, W.H., Teukolsky, S.A., Vetterling, W.T. et Flannery, B.P. (1992).** *Numerical Recipes in C : the Art of Computing*, Cambridge University Press,.
- Quesney, A. (1999).** Assimilation de mesures d'humidité de surface dans un modèle hydrologique conceptuel global. Apport de la télédétection radar ERS/SA. Thèse de doctorat. Université Paris 7. 350 p.
- Quesney, A. et al. (2000).** Estimation of watershed soil moisture index from ERS/SAR data. *Remote Sens. Environ.*, 72(3): 290-303.
- Remaoun, M. (2007).** Crues et sécheresses en Algérie, Cas du Moyen Chelif, thèse de doctorat d'Etat. USTHB. 240 p.
- Riad, S., Mania, J., Bouchaou, L. et Najjar, Y. (2004).** Predicting Catchment Flow In A Semi-Arid Region Via An Artificial Neural Network Technique. *Hydrological processes*, 18, pp. 2387-2393.
- Rigon, R., Bertoldi, G., Over, T. et Tamanini, D. (2004).** "GEOTOP: a distributed modeling of the hydrological cycle in the remote sensing era. In *Proceedings of the Second Catchment-scale Hydrological Modeling and Data Assimilation (CAHMDA)*." Workshop, Princeton.
- RIJA, N. R., LAURET, P., Randriamanantany, Z. A. et GATINA, J. C. (2009).** Modélisation du régime annuel des petites rivières en vue d'installation de microcentrales hydroélectriques, *Afrique Science*, 05(1) 39- 49
- Roche, P.A. (1963).** *Hydrologie de surface* Gauthier Villars ORSTOM, Paris, 430 p
- Rosenblatt, F. (1958).** "The perceptron: a probabilistic model for information storage and organisation in the brain". *PsychologR*, 65: 386-408.
- Rosenbrock, H.H. (1960).** An automatic method for finding the greatest or least value of a function. *The Computer Journal*, 3, 175-184.
- Rudolph, S. (1997).** On topology, size and generalization of non-linear feed-forward neural networks. *Neurocomputing*, 16 : 1-22.

Rumelhart, D.E., Hinton, G.E. et Williams, R.J. (1986). "Learning Internal Representations by Error Propagation: Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructures of Cognition". MIT Press, Cambridge, pp. 318-362.

Sahoo, G.B., Ray, C. et Carlo, E.H.D. (2006). Use of neural network to predict flash flood and attendant water qualities of a mountainous stream on Oahu, Hawaii. *Journal of Hydrology*, 327: 525-538.

Sarle, W.S. (1994). Neural networks and statistical models. Proceedings of the Nineteenth Annual SAS Users Group International Conference (SAS Institute), Cary, North Carolina, pp. 1538–1550.

Schumann, A.H. Funke, R. et Schulz, G. A. (2000). Application of a geographic information system for conceptual rainfall-runoff modelling. *Journal of Hydrology*, Vol. 240, 45-61.

Shamseldin, A. Y. (1997). Application of a Neural Network Technique to Rainfall-Runoff Modelling, *Journal of Hydrology*, Vol. 199, p. 272-294.

Sorooshian, S. et Gupta, V.K. (1985). The analysis of structural identifiability: Theory and applications of conceptual rainfall-runoff models. *Water resources Research*, 21 (4); 487-495.

Sorooshian, S. et Gupta, V.K. (1995). Model calibration. In: Computer models of watershed hydrology, Chapter 2, V. P. Singh (Ed.), Water Resources Publications, 23-68.

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

Tangara, M. (2005). Nouvelle méthode de prévision de crue utilisant un modèle pluie-débit global. Ecole pratique des hautes études de Paris, CEMAGREF. 374 pp.

Toukourou, M.S., Johannet, A. et Dreyfus, G. (2009). Flash Flood Forecasting by Statistical Learning in the Absence of Rainfall Forecast: A Case Study. *Engineering Applications of Neural Networks*: 98-107.

Touzet, C. (1992). Les réseaux de neurones artificiels. Introduction au connexionnisme. Cours, exercice et travaux pratiques 58

Wang, W.Q., Goldnaraghi, M, F. et Ismail, F. (2004) . Prognosis of machine health condition using neuro-fuzzy Systems. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 18, pp. 813-831.

Ward, R.C. et Robinson, M. (1990). Principles of hydrology. McGraw-Hill book company, London, 365 pp.

Wenri ,H ., Xu, B. et Amy, C. H. (2004). Forecasting flows in Apalachicola river using neural networks". *Hydrological Processes*, Vol. 18 (2004), 2545-2564

Werbos, P.J. (1974). "Beyond Regression: New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Sciences." PhD thesis Thesis, Harvard University, Cambridge, MA, USA.

Werbos, P.(1981). Applications of advances in nonlinear sensitivity analysis. System modeling and optimization. Drenick R. et Kozin F. Springer-Verlag, New York., 1981, 762-770.

White, H. (1992). Artificial neural networks: approximation and learning theory. Blackwell Publishers, Cambridge, Massachusetts.

Widrow, B. et Hoff, M.E. (1960). "Adaptive switching circuits", WESCON Convention Record. IRE, New York, pp. 96 -104.

Widrow, B. et Lehr, M.A. (1990). 30 years of adaptive neural networks: perceptron, madaline and backpropagation. Proceedings of the IEEE, **78**(9) : 1415–1442.

Wu, C.L.,Chau, K.W. et Fan, C. (2010). Prediction Of Rainfall Time Series Using Modular Artificial Neural Networks Coupled With Data-Preprocessing Techniques. Journal of Hydrology 389, pp. 146–167.

Xanthoulis, D. (1985). Modélisation mathématique des débits d'étiage des cours d'eau. Thèse de Doctorat. Faculté des sciences agronomiques de Gembloux.

Yarar, A., Mustafa, O. et Nadim, K. (2009). Modelling Level Change In Lakes Using Neuro-Fuzzy And Artificial Neural Networks. Journal of Hydrology 365, pp.329–334.

Zealand, C.M., Burn, D.H. et Simonovic, S.P. (1999). Short term streamflow forecasting using artificial neural networks. Journal of Hydrology, 214, 32-48.

Zurada, J.M. (1992). Introduction to artificial neural systems. West Publishing Co.,Saint Paul, Minnesota.

Annexes

ANNEXE I

I.1 L'altitude moyenne (H_{moy}) : c'est le rapport entre la somme des produits des surfaces élémentaires par l'altitude moyenne correspondante et la surface totale du bassin (A)

Tableau 1. Répartition des superficies en fonction des tranches d'altitude.

Tranche d'altitude	Superficie en (km ²)	Hi (m)	Si*Hi
100-200	31.75	150	4762.5
200-400	176	300	52800
400-1000	62.4	700	43680
Σ	270.15		101242.5

Avec :

$$H_{moy} = \frac{\sum H_i * S_i}{\sum S_i} = 374.76m \quad (I.1)$$

I.2 Les indices de pentes

L'objet de ces indices est de caractériser les pentes d'un bassin et de permettre des comparaisons et des classifications, ils sont également utilisés dans l'estimation des vitesses d'écoulements superficiels.

- Indice de pente de Roche (Ip)

Partant d'un modèle de représentation du bassin par un rectangle équivalent, Roche a proposé un indice de pente qui rend compte du facteur de pente sur le régime hydrologique.

I_p étant la moyenne de la racine carrée des pentes mesurées sur le rectangle équivalent pondérée par les surfaces.

$$I_p = \frac{\sum ai \cdot \sqrt{ni}}{A} \quad (I.2)$$

(ni) est la pente d'une tranche de surface (ai) comprise entre deux courbes de niveau.

- Indice de pente globale (Ig)

Sur la courbe hypsométrique on prend la dénivelée (D) entre les altitudes $H_{5\%}$ – $H_{95\%}$.

$$I_g = \frac{D}{Lr} \quad (I.3)$$

(Ig) varie avec la longueur du rectangle équivalent donc avec la surface. La comparaison entre deux bassins de superficies différentes n'est pas claire, C'est pourquoi on introduit :

- La dénivelée spécifique D_s afin de remédier à l'effet de surface.

$$D_s = I_g \cdot \sqrt{A} = \frac{D}{Lr} \cdot \sqrt{A} = D \cdot \sqrt{\frac{L}{Lr}} \quad (I.4)$$

La dénivelée spécifique n'est donc fonction que de la différence $H_{5\%} - H_{95\%}$ et de la forme du bassin. Elle a donné lieu à une classification proposée par l'ORSTOM :

- ✓ $D_s < 10$ m classe R1 -relief très faible.
- ✓ $10 < D_s < 25$ classe R2 -relief faible.
- ✓ $25 < D_s < 50$ classe R3 -relief assez faible.
- ✓ $50 < D_s < 100$ classe R4 -relief modéré.
- ✓ $100 < D_s < 250$ classe R5 -relief assez fort.
- ✓ $250 < D_s < 500$ classe R6 -relief fort.
- ✓ $D_s > 500$ classe R7 -relief très fort.

I.3 Densité de drainage (Dd)

La densité de drainage d'un bassin est définie comme la longueur totale du réseau hydrographique rapportée à la superficie totale du bassin.

$$D_d = \frac{\sum l_i}{A} \quad (I.5)$$

La densité de drainage représente deux formes différentes de drainage.

- Densité de drainage permanente (D_{dp}) : représente les talwegs qui coulent en permanence.
- Densité de drainage temporaire (D_{dt}) représente les talwegs qui coulent temporairement.

I.4 Temps de concentration par la formule de GIANDOTTI (T_c)

$$T_c = \frac{4A^{0.5} - 1.5Lp}{0.8(H_{moy} - H_{min})^{0.5}} \quad (I.6)$$

ANNEXE II

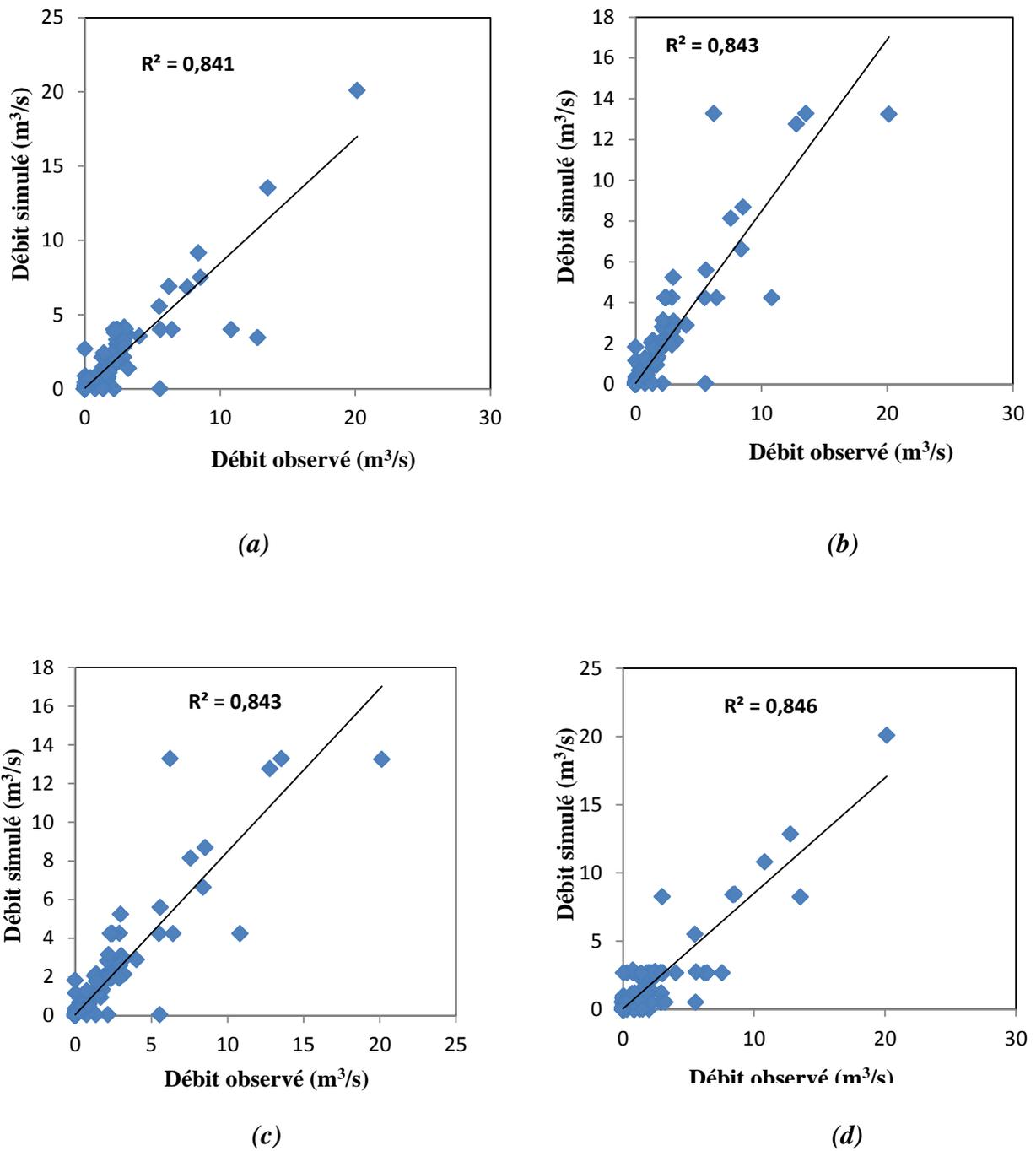
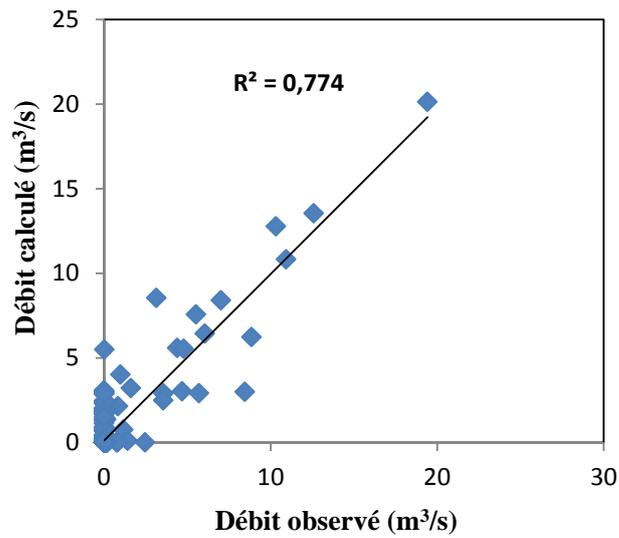
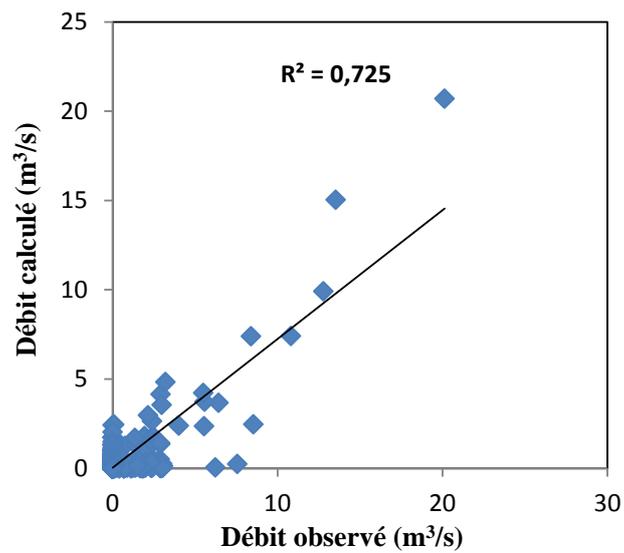


Figure II.1. Corrélation entre les débits observés et les débits simulés pendant le calage (1998-2000) : (a) station de Larabàa ouled Farès (Neur₁), (b) station de Benairia (Neur₁), (c) station de Larabàa ouled Farès (Neur₂), (d) station de Benairia (Neur₂)

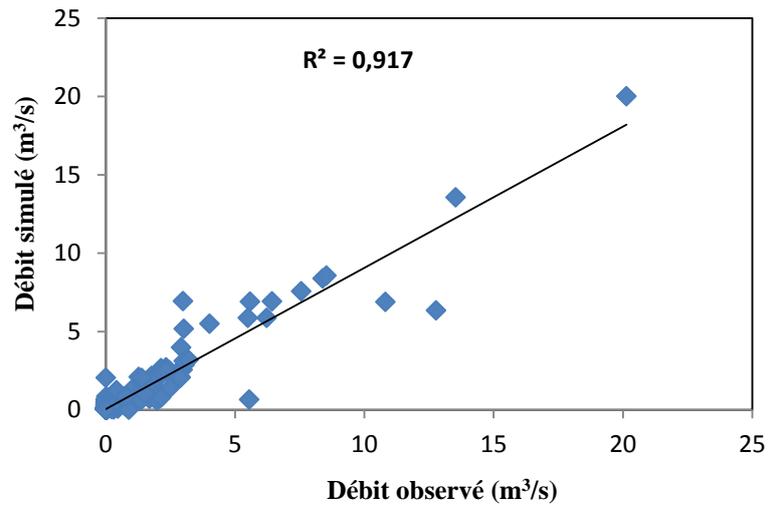


(a)

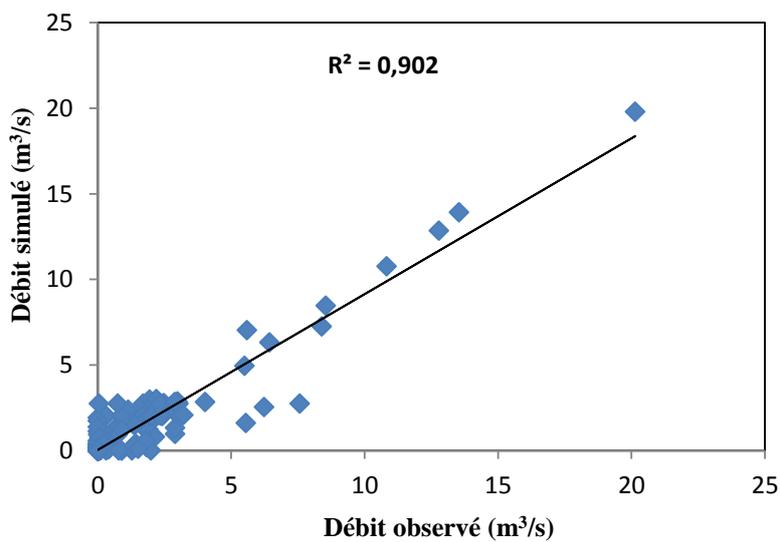


(b)

Figure II.2. Corrélation entre les débits observés et les débits simulés pendant le calage (1998-2000) par le modèle GR4j (a) station de Larabàa ouled Farès, (b) station de Benairia



(a)



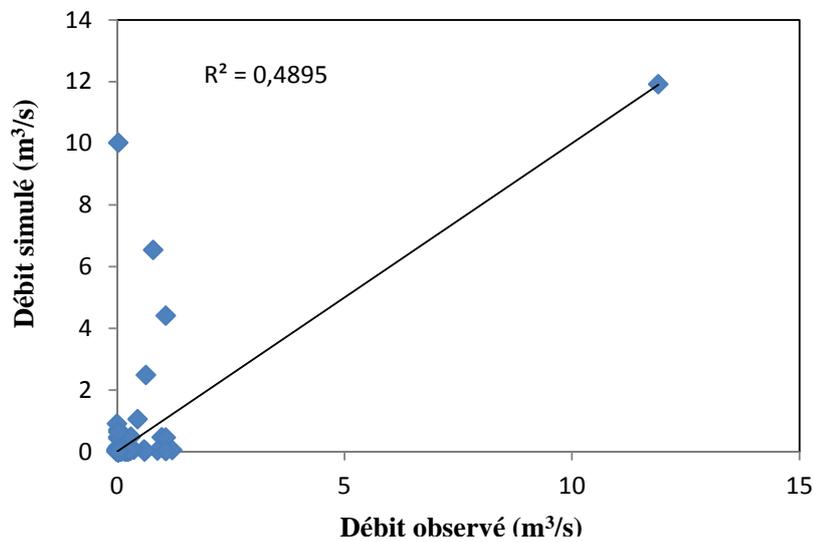
(b)

Figure II.3. Corrélation entre les débits observés et les débits simulés pendant le calage (1998-2000) par le modèle Neur3 (a) station de Larabàa Ouled Farès, (b) station de Benairia

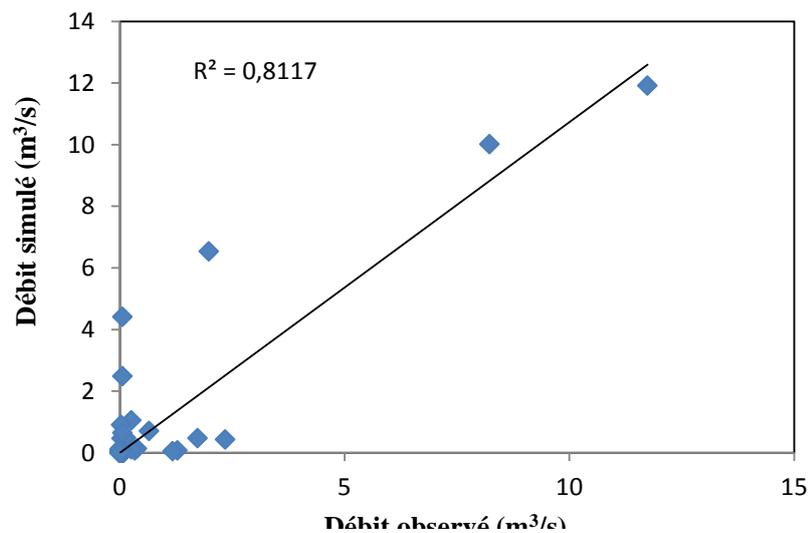
ANNEXE III : Application des modèles neuronaux et le GR4j sur d'autres crues sur le bassin de oued Ouahrane

Tableau III.1. Résultats du calage pour les différentes crues avec les modèles neuronaux et le Gr4j pour la station de Larabàa Ouled Farés

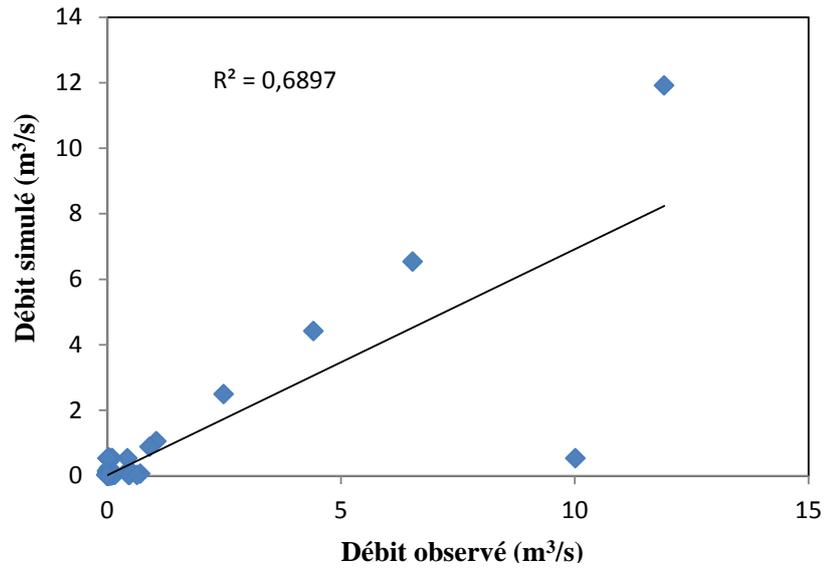
Modèle \ Crues	14/12/88		11/11/01	
	Nash (%)	R	Nash (%)	R
<i>Neur₁</i>	58.75	0.70	68.30	0.89
<i>Neur₂</i>	74.85	0.90	81.33	0.92
<i>GR4j</i>	70.75	0.83	76.02	0.90
<i>Neur₃</i>	93.58	0.96	92.14	0.97



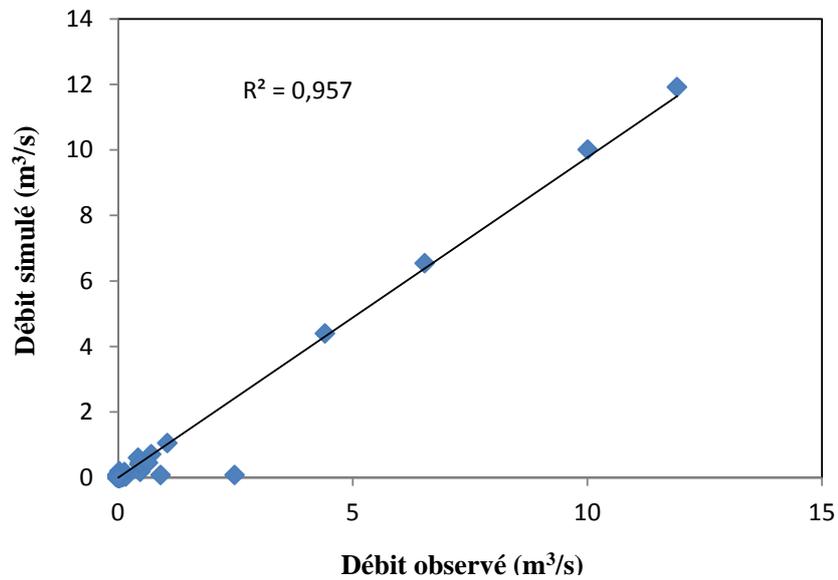
(a)



(b)

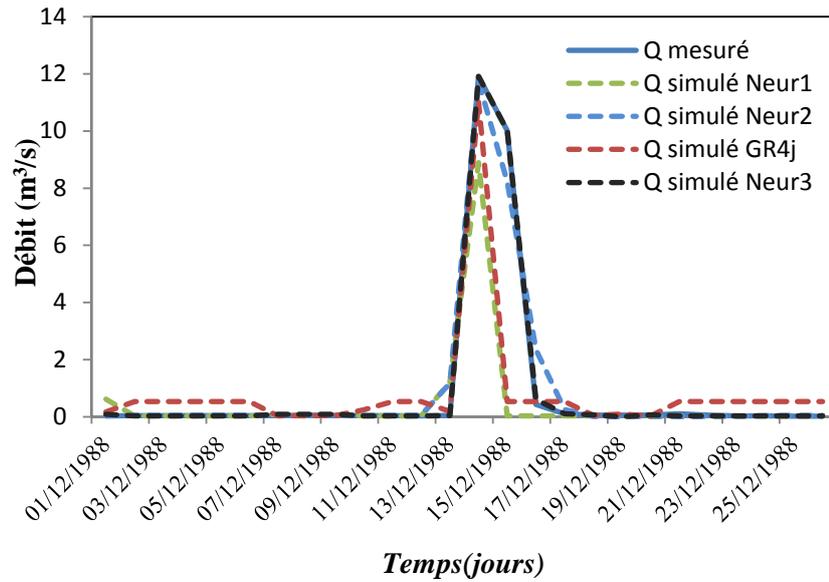


(c)

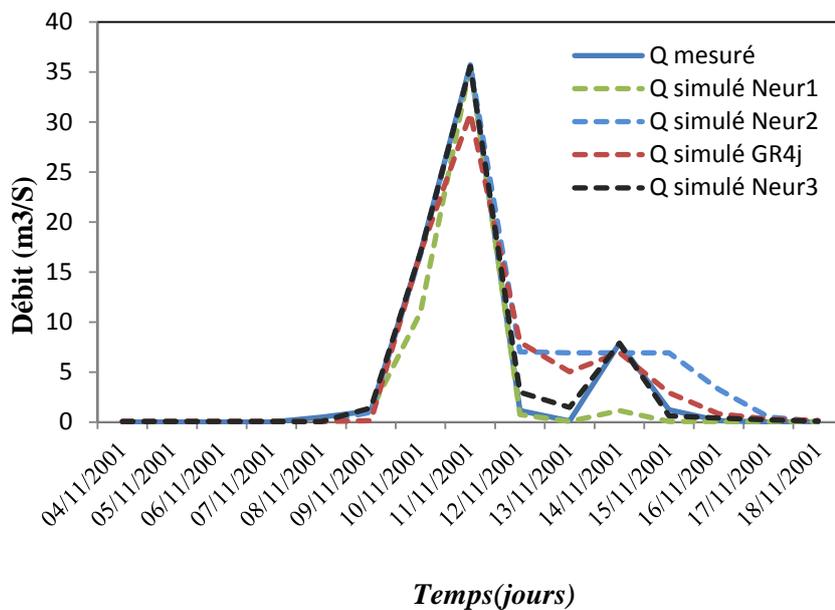


(d)

Figure III.1. Corrélation entre les débits observés et les débits simulés pendant le calage à la station de Larabàa ouled Farès, (a) Neur₁, (b) Neur₂, (c) GR4j, (d) Neur₃ : (crue de 14/12/88)



(a)



(b)

Figure III.3. Hydrogrammes issus des simulations réalisées en phase de calage, à l'aide des modèles neuronaux et le GR4j à la station de Larabàa ouled Farès, (a) crue de 14/12/1988, (b) crue de 11/11/2001

ANNEXE IV : Méthode de Levenberg-Marquadt

La méthode de Levenberg-Marquadt est utilisée pour effectuer l'apprentissage du réseau de neurones par minimisation de la fonction de coût. Elle est basée sur la méthode de descente du gradient de second ordre et utilise une approximation de la matrice hessienne qui ne dépend que des dérivées premières.

La fonction de coût à minimiser est la fonction des moindres carrés, rappelée ci-dessous :

$$J(w) = \sum_{k=1}^N [y^k - y(x^k, w)]^2 = \sum_{k=1}^N J^k(w) \quad (\text{IV.1})$$

Ou $J^k(w)$ est la fonction de coût calculée pour le seul exemple k , N est le nombre d'exemple d'apprentissage, et w est le vecteur des paramètres. $y(x^k, w)$ est la sortie du modèle pour les variables x^k , et y^k la sortie désirée (mesure).

Le gradient de la fonction de coût est calculé à partir des dérivées première, elles mêmes calculées grâce à l'algorithme de la rétropropagation en deux étapes :

- La propagation : les exemples sont présentés successivement au réseau ; pour chacun, le réseau calcule les potentiels, les sorties des neurones cachés et celles des neurones de sortie.
- La rétropropagation : les dérivées premières de la fonction de coût partielle $J^k(w)$ sont calculées en partant du neurone de sortie vers les entrées pour l'exemple k :

$$\frac{\partial J^k(w)}{\partial w_{ij}} = r_i^k \cdot s_j^k \quad (\text{IV.2})$$

Avec :

$$r_i^k = -2 \left(y^k - y(x^k, w) \right) \left(\frac{\partial s_i}{\partial v_i} \right)_{v_i=v_j^k} \text{ Pour les paramètres liés au neurone de sortie } i.$$

$$r_i^k = \sum_k r_h^k w_{hi} \left(\frac{\partial s_i}{\partial v_i} \right)_{v_i=v_j^k} \text{ Pour les paramètres d'entrée des neurones cachés, } h \text{ est}$$

l'indice des neurones sur lesquels agit le neurone i (dans le cas d'un réseau à une seule couche cachée, h représente donc les neurones des couches de sortie).

Les dérivées premières sont calculées à l'issue de la présentation des N exemples d'apprentissage par l'addition des dérivées ainsi obtenues :

$$\frac{\partial J w}{\partial w_{ij}} = \sum_{k=1}^N \frac{\partial J^k(w)}{\partial w_{ij}} \quad (\text{IV.3})$$

S'inspirant du principe des méthodes de gradient du second ordre, la règle de levenberg-Marguadt calcule les paramètres w^{i+1} selon l'expression suivante :

$$w^{i+1} = w^i - [\tilde{H}w^i + \lambda_{i+1}I]^{-1} \nabla Jw^i \quad (\text{IV.4})$$

Ou :

$\tilde{H}w^i$ est l'apprentissage de Hessien H de la fonction de coût $J(w(i))$ à la présentation i de l'ensemble complet d'apprentissage, $\tilde{H}w^i$ est la matrice dont les termes sont :

$$\tilde{h}_{ij,lm} w^i = \frac{\partial J(w^{(i)})}{\partial w_{ij}} \frac{\partial J(w^{(i)})}{\partial w_{lm}} \quad (\text{IV.5})$$

- I est la matrice identité,
- $\lambda_{(i+1)}$ est un paramètre qui assure le bon conditionnement de la matrice au démarrage de l'algorithme.

On pourra noter que $\tilde{H}w^i$ ne fait intervenir que les dérivées premières de la fonction de coût dont on a vu précédemment qu'elles pouvaient être calculées aisément ; elle permet donc de diminuer la complexité de l'algorithme en évitant de calculer toutes les dérivées secondes (au nombre de p^2 , s'il ya p paramètres).

Le paramètre $\lambda_{(i+1)}$ représente, en quelques sortes, l'inverse du pas du gradient du premier ordre à l'itération $(i+1)$: au début de l'apprentissage, le paramètre $\lambda_{(i+1)}$ est choisi grand afin de rendre la matrice $[\tilde{H}w^i + \lambda_{(i+1)} I]$ à diagonale dominante ; la méthode est alors équivalente à une méthode de premier ordre ; lorsque les paramètres se rapprochent du minimum de la fonction de coût, $\lambda_{(i+1)}$ est progressivement diminué et les termes du second ordre peuvent prendre toute leur importance.

ANNEXE V : La méthode SCE-UA

La méthode Shuffled Complex Evolution SCE-UA (Duan et al, 1992) est une méthode probabiliste multi-départ, basé sur le même principe des algorithmes génétiques. C'est derniers permettent de retenir d'une itération à la suivante des individus qui n'améliorent pas la qualité de la population totale, se qui limite la convergence sur des optima locaux.

L'idée est de tirer au hasard un grand nombre de jeux de paramètres, d'évaluer la fonction coût pour chaque jeu et de garder le jeu pour lequel la fonction coût est maximale (pour cet ensemble de tests). En théorie, la probabilité de tomber sur le bon jeu de paramètres est nulle, car la mesure d'un singleton est nulle (dans le cas continu). C'est pourquoi il est fondamentale de réaliser un très grand nombre de tels tirages pour espérer d'être proche de la valeur optimale. Typiquement, des valeurs de l'ordre de 1000 à 100000 sont envisageables.

La méthode SCE-UA est résumée comme suit (Benkaci, 2006) :

1) Choix des paramètres de l'algorithme

- ✓ $p \geq 1$, p est le nombre de complexes
- ✓ $m \geq n+1$, n le nombre de points dans chaque complexe
- ✓ n est le nombre de paramètres à être optimisé
- ✓ s représente la taille de l'échantillon de points ($s = p \cdot m$)

2) Génération d'un échantillon de s points, $x_1, \dots, x_i, \dots, x_s$ dans l'espace des paramètres. Calculer la fonction objectif F à chaque point x_i . En absence d'information a priori, générer l'échantillon de point avec une distribution uniforme.

3) Classement des points : classer les s points dans l'ordre croissant de leur fonction objectif.

4) Préparation des complexes : diviser l'échantillon de s points en p complexes A_1, \dots, A_p , chaqu'un contenant m points.

5) Evolution des complexes : faire évoluer chaque complexe A_1, \dots, A_p en s'appuyant sur un schéma proche de celui du Simplex, la méthode SCE-UA fait évoluer parallèlement des sous groupes de la population qui se mélangent périodiquement (échange d'informations)

- 6) Mélanger les complexes : remettre les complexes A_1, \dots, A_p dans D , tel que :
 $D = \{A_k, k = 1, \dots, p\}$. Classer D dans l'ordre croissant de leur fonction objectif.
- 7) Vérifier la convergence : si le critère de convergence est satisfait, arrêter l'algorithme, si non retourner à l'étape (4).

Pour une meilleure exploration du jeu de paramètres, Kuczera (1997) suggère que le nombre de complexes p soit égal au nombre de paramètres du modèle.

ANNEXE VI : Article accepté par la revue «Journal of Fundamental and Applied Sciences»

**DAILY RAINFALL-RUNOFF MODELLING BY NEURAL NETWORKS
IN SEMI-ARID ZONE: Case of Wadi Ouahrane's basin**

BENZINEB. KHADIDJA ¹, REMAOUN. MOHAMED ²

¹Laboratory for plant chemistry-water-energy, University Hassiba Ben Bouali Chlef, Algeria

²Laboratory for plant chemistry-water-energy, University Hassiba Ben Bouali Chlef, Algeria

ABSTRACT

This research work will allow checking efficiency of formal neural networks for flows' modelling of wadi Ouahrane's basin from rainfall-runoff relation which is non-linear. Two models of neural networks were optimized through supervised learning and compared in order to achieve this goal, the first model with input rain, and the second one with rain and input ETP. These neuronal models were compared with another overall model, the GR4j model. Then, it has been optimized and compared with the three first models, a third model of neural network with rain, ETP and soil moisture (calculated by the model GR4j) input.

The neuronal models were optimized with algorithm of Levenberg Marquardt (LM), while the GR4j model was optimized with SCE-UA method. The Nash criterion (%) and the correlation coefficient of Pearson (R) allowed appreciating performances of these models.

Keywords: modeling; neural network; supervised learning; algorithm of Levenberg Marquardt; GR4J.

1. INTRODUCTION

The hydrologic behaviour modelling of watersheds is imperative since one is interested to problems related to floods disasters; these exceptional hydrologic events constitute one of the major natural risks sometimes responsible of human lives' loss and material goods. In order to face inundations risks caused by floods, the decision-makers are requiring tools allowing them to be in a better position to manage this crisis situation. We need to have reliable tools to be able to take the necessary steps in order to mitigate the potential damage. In this case, the

rainfall-runoff's model finds its need where the model designed from rain chronicles observed, can generate flows which would be as close as possible of observed flows, namely, from observations of rain fell, we are able to reproduce (or to forecast) the response in basin flow.

The non-linearity of the rainfall-runoff relation often complicates the hydrologist's task in their need to model flows to the outlet of a stream. Also, identification of all processes involved on the watershed and their integration in a modelling process leads to complex models using a higher parameters number. The use of models with low variables number, able to treat the non-linearity is thus essential. These last years, with appearance of learning algorithm by weight adaptation and facing the non-linearity relation of rainfall-runoff, researches deepened towards new approaches non-determinists, as illustrate the artificial neural networks. They opened the voice to a category of rainfall-runoff models based on the artificial intelligence [1, 2].

In this field, works of several authors show that these models inspired of biological neurons functioning, are very performing for simulation and flows forecasting on the watersheds. Several studies conducted in America [3], in Europe [4, 5], in Africa [6] and in Algeria [7, 8] confirm the best simulation results and forecasting with neural networks. This research work will allow checking efficiency of formal neural networks for flows simulation in semi-arid zone (case of Oued Ouahrane's basin). In fact, this study will allow optimizing and comparing neuronal models and a global conceptual model (GR4J) for floods flow simulation of wadi Ouahrane's basin. To achieve this goal, this article begins by a presentation of the study area, then the chapter "material and methods" where are presented data and so their pre-treatments, design of different models and performance criteria which will allow appreciating the developed models. The results and their discussion will end this work.

1.1. PRESENTATION OF THE STUDY AREA

The sub-watershed of wadi Ouahrane purpose of this study spreads on 270.15 km² to South of Ténès and located on the North of the entire river basin Cheliff-Zahraz. This basin is limited on the North by wadi Allalla's basin, on the South by wadi Sly's basin, on the East by wadi Fodda's basin and on the West by wadi Ras's basin (Figure 1).

The basin's study is a rather elongated form in the axis of the main stream and oriented to North-North-West. Figure 1 represents wadi Ouahrane as a tributary of wadi Cheliff with an outlet located at 13 km to the North-West of Chlef town.

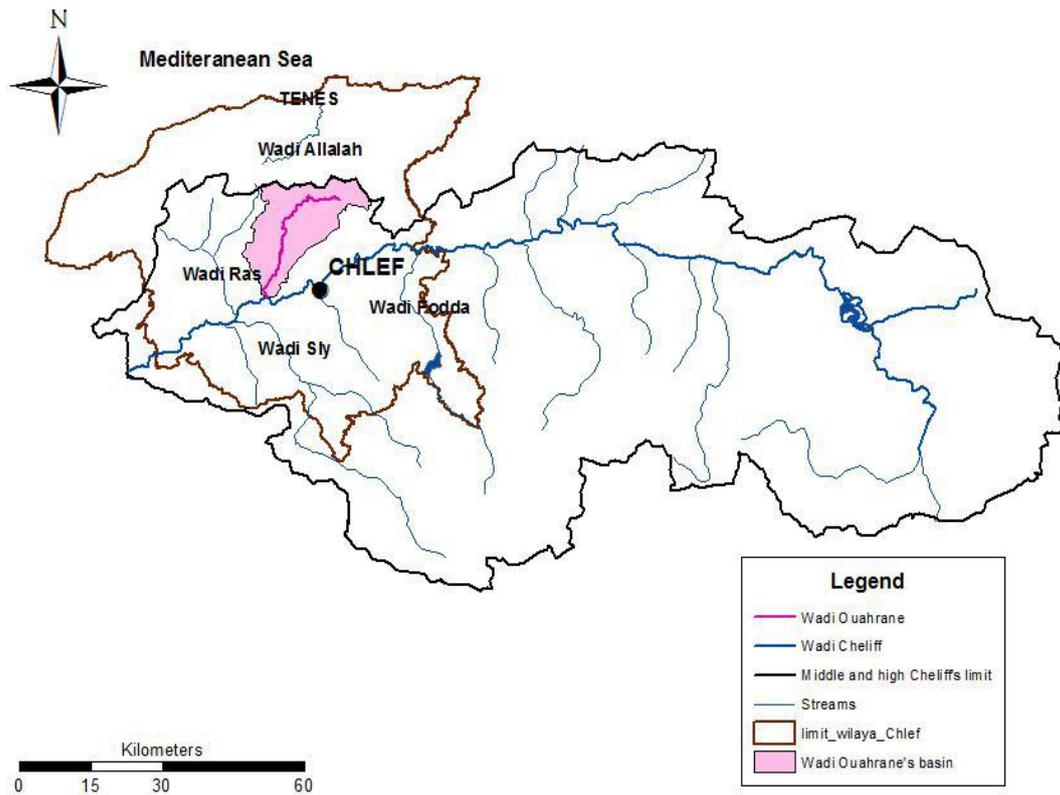


Fig.1. Location of wadi Ouahrane's basin in the middle and the high Cheliff's basin

1.2. Presentation and treatment of hydro climatic data

The watershed of wadi Ouahrane belongs to semi-arid medium tempered bio climate. The average annual temperature is 18.7°C . The average inter-annual rainfall is 571mm. The relative humidity is 64%. This basin is checked by three rainfall posts and a gauging station (Larabaâ Ouled Farès). Stations of Larabaa Ouled Fares and of Benairia were operational from the first half of years 1970 and the post of Bouzghaia started late from 1995. As a result, in view of a best statistical processing of rain data, we have considered only the posts of Benairia and of Larabaâ Ouled Fares.

The present works build on an important database (rain, ETP and flow) covering the whole study area. They were gathered from National Agency of Water Resources (NAWR) of Blida and National Office of Meteorology (NOM) Chlef. The rainfall data series made at our disposal (1983/84 - 2011/12) present some gaps. In the aim to have continuous data set, rainfall data of Benairia station were compared to the database of Larabaa Ouled Fares's station, selected as reference station. From this comparison, it emerges that rains of both stations are correlated at 85% (Figure 2).

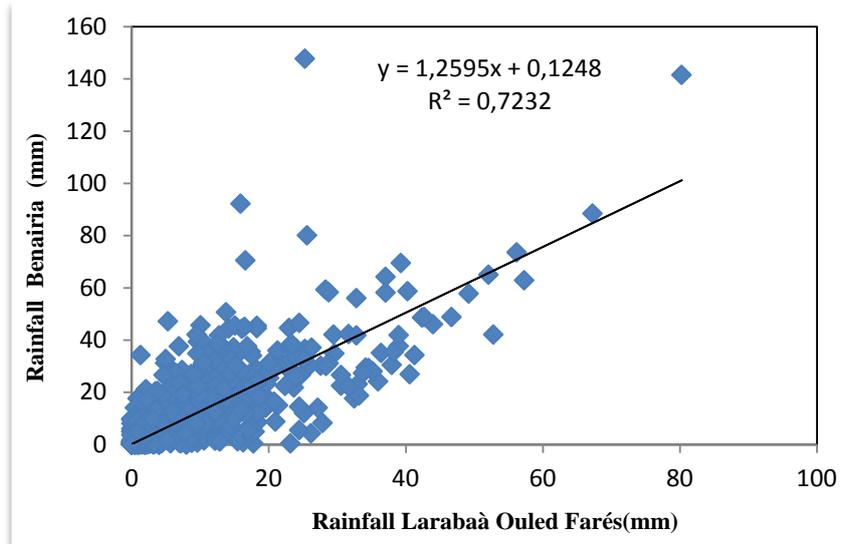
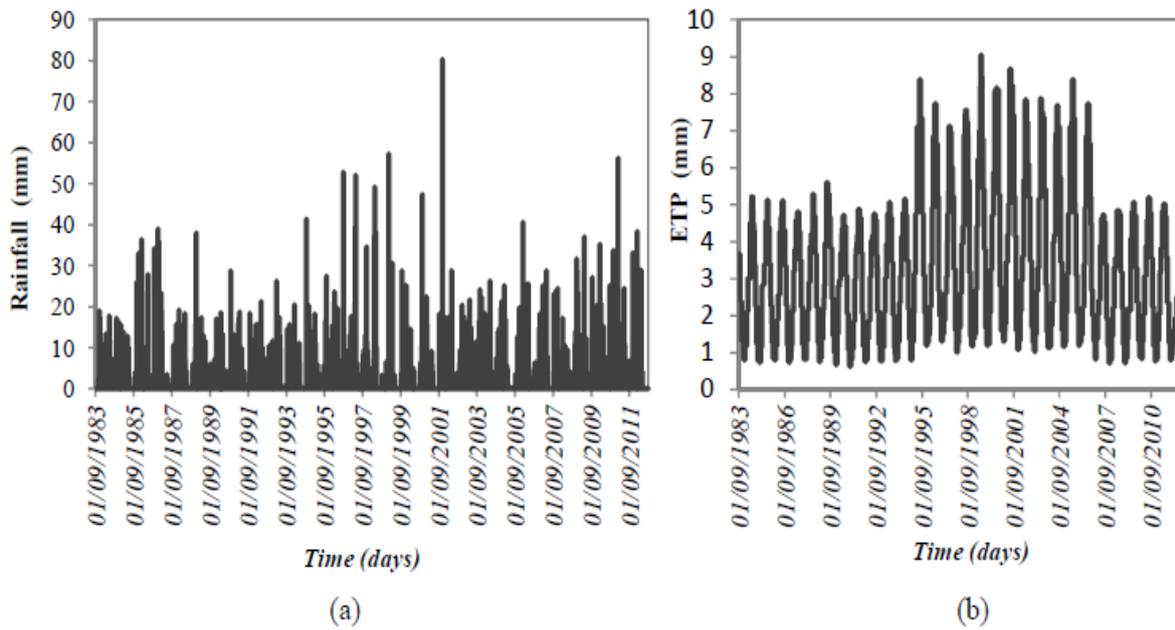


Fig.2. Correlation rain Larabaà Ouled Farès and rain Benairia

As for the flow data, we have a series of 29 years (1983/84 to 2011/12), The lags have been filled with method of analogue proportionality.



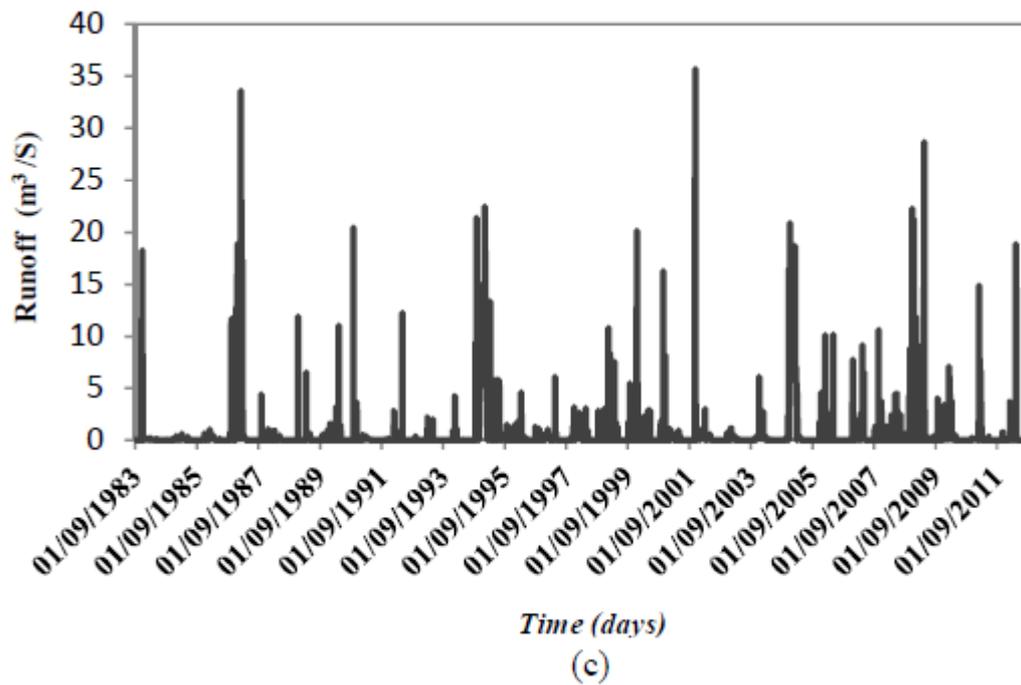


Fig.3. Evolution of hydrometeorological variables, (a) rainfall, (b) runoff, (c) Evapotranspiration.

1.3 MODELES PRESENTATION

1.3.1. *Neural networks*

From 1997, several hundred of articles had been published on neural networks application to the water resource management. The half of hydrology applications of these models concern rainfall-runoff relation with works of several authors [9, 10, 11, 7, 12, 3, 13, 6].

Generalities on neural networks

The neural networks are composed of simple items (or neurons) functioning in parallel. These items have been strongly inspired by biologic nervous system [14, 15]. As in the nature, functioning of network (neural) is strongly influenced by items connections between them. Similarities have, therefore, been established between biological neurons items and components of Formal Neurons or Artificial (Figure 4).

There are several designs of neural networks [16]. But, the multilayer perceptron, which is an extension of Monolayer Perceptron, with one or several hidden layers between input and output, is used in this study.

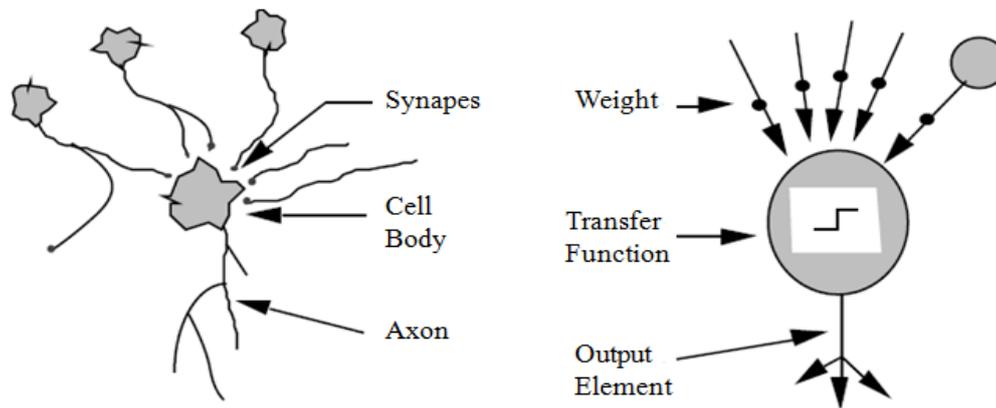


Fig.4. Analogy between biological and artificial neuron [16].

Multilayer's Perceptron

Computerized capacities have strongly progressed in the beginning of 1980, researches were resumed. So, Rumelhart, Hinton and Williams developed an ANN called Mutil-Layered Perceptron (MLP) with a learning algorithm called back propagation [17].

A multi-layers neural network is formed of an assembly of elements (neurons), each one is linked to other neurons. Those are positioned in a series of layers: the first layer (input layer), the (second) layer (s) intermediate (called hidden layers), and the last called output layer. Figure 5 presents a MLP to a hidden layer.

Each connexion point (called coefficient or weight) between two neurons plays a role of synapse, the main interaction element between neurons. These connexions or synaptic weight have a seminal role in parallel and adaptive functioning of neurons. The neurons of hidden layers change the inputs and outputs and this in two stages:

- The neuron calculates first its potential: each input is multiplied by its corresponding weight.
- Neuron's Input is changed in output (simulated flow): Each neuron receives inputs under vector form (X), performs a weighted sum (α), and generates with the help of transfer function (G) a real result (Y)

$W = (w_{i1}, w_{i2} \dots, w_{in})$ represents the neuron weights (or weights matrix);

$X = (x_{i1}, x_{i2} \dots, x_{in})$ are neuron s'inputs i (or input vector), b is the bias of the neuron or threshold value.

The activation function generally classical non-linear is the sigmoid function. It represents a benefit to be regular, monotone, continuously differentiable, and limited between 0 and 1:

$$G(\alpha) = \frac{1}{(1 + e^{-\alpha})}$$

(1)

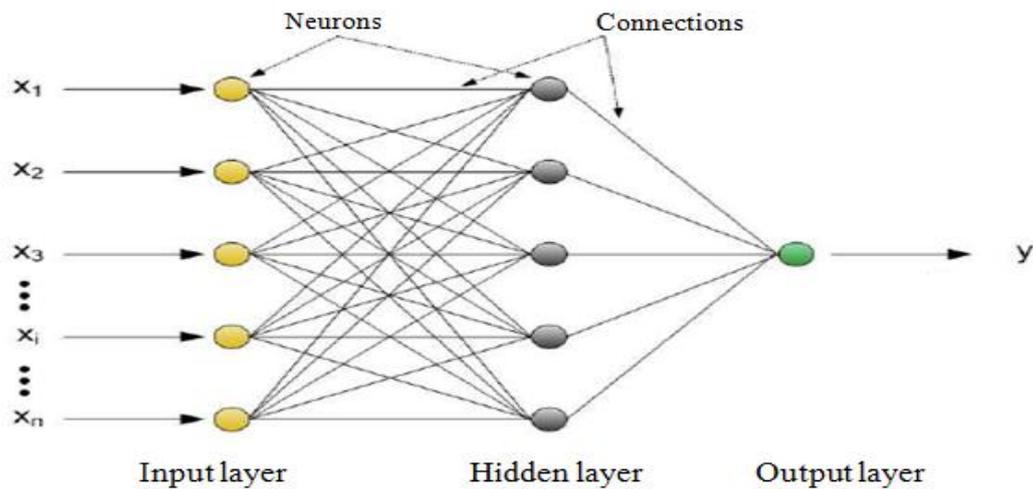


Fig.5. Représentation of a multi-layer artificial neural network

Learning of neural networks

The development's crucial point of neural network is its learning. It is about an adaptive procedure by which neurons connexions are fitted in front of information source [17, 18].

In the case of artificial neural networks, we often add to the model description the learning algorithm. In the majority of actual algorithms, modified variables during learning are the connexions' weights. The learning is the change of network weights in a view to allow response to examples' network and to the experience. There are several learning rules which can be gathered in three categories:

- Supervised learning (or from examples) combines a specific response to each input signal. The procedure is being introduced gradually until the error between network outputs and desired results (data observed) are minimized.
- Non-supervised learning: it comprises adjusting weights from a single training set formed only of data, no desired result has been provided to the network.

Enhanced learning: represents a new technique that shares with supervised learning, the presence of a supervisor regulated by a performance degree measure (a rank or point) who considers learning evolution of the network after some iterations, and similarity

- with a non supervised learning, since it necessitates only inputs variables, without defining variable to the network input.

Characteristics of used models

With a view to verifying these models performance on the watershed of wadi Ouahrane, it has been optimized and compared, in this work, two architectures series (a first series with input rain) (model N 1) and a second with rain and input ETP (model N2).

Different weights (parameters) of neuronal models have been fitted by applying the supervised learning as a whole with Levenberg Marquardt (LM) algorithm.

Various designs proposed are results of several optimisation phases having allowed selecting the best models (table 1).

Table1. The best neural networks designs selected

Models	Variables	Neurons number on hidden layer	Architecture
<i>N1</i>	Rain	4	141
<i>N2</i>	Rain ETP	4	241

1.3.2. GR4j

The GR4j Model (model of the Rural Engineering at 4 daily parameters) has been used as reference model in this study. It is a global rainfall-runoff model with four parameters.

This model experienced several versions, successively proposed by [19, 20, 21, 22, 23 and 24], who allowed improving progressively the model performances. It is version of [24], represented in figure 6, and over its structure lets appearing conceptual tank models, with a monitoring process of basin's moisture state allowing giving to the model an anterior conditions memory and to ensure a continuous functioning. Its structure associates a production tank and a routing tank, unitary hydrographs and so other functions allowing simulating the hydrological behaviour of the basin.

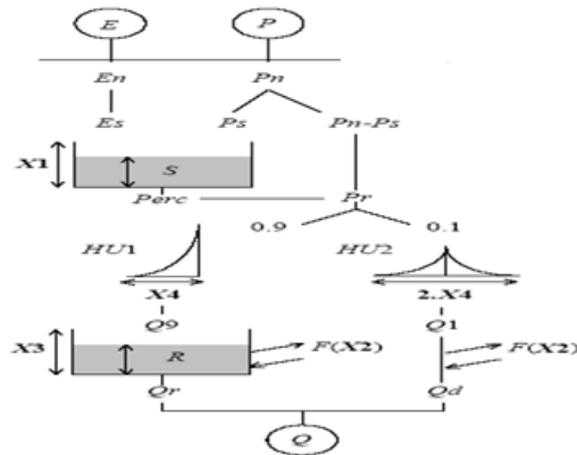


Fig.6. General structure of the model GR4j [24].

1.3.3. Performances criteria

The used performances criteria concerning this study are: Nash's criterion and Pearson correlation coefficient. Nash's criterion introduced by [25], it is defined:

$$Nash = (100) \times \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^n (T_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (T_i - \bar{P})^2} \right) \quad (2)$$

T_i and P_i respectively the measured flows (observed) and calculated for $i=1, \dots, N$, \bar{P} is the average of the calculated flows.

Nash criterion can be interpreted as being the variance proportion of the observed flow explained by the model. If Nash = 100 % adjustment is perfect, but if Nash < 0, the flow calculated by the model is the misestimate than the simple average flow.

As for Pearson correlation coefficient, it is usually used to evaluate performance of hydrogeological and hydrological models [26]. It is obtained by calculating linear regression between calculated (flows) values and values (flows) observed or measured. Its formula is given by equation 3.

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N t_i P_i}{\sqrt{\left(\sum_{i=1}^N t_i^2 \right) \left(\sum_{i=1}^N P_i^2 \right)}} \quad (3)$$

T_i and P_i respectively measured flows (observed) and calculated for the $i=1, \dots, N$, \bar{T} and \bar{P} are respective averages of flows observed and calculated. N , inputs number $t_i = T_i - \bar{T}$, $p_i = P_i - \bar{P}$

The correlation between flows observed and calculated flows [26] is:

Perfect if $R = 1$, very strong if $R > 0,8$, strong if R is between 0,5 and 0,8, average intensity if R is between 0,2 and 0,5, low if R is between 0 and 0,2, nul if $R=0$.

2. RESULTS AND DISCUSSION

In order to better appreciate performance and robustness of the developed models, and so their predictive power, we present at a time results observed during calibration phases and validation. The calibration process has been made on a period of 02 years (1998-2000). As for validation, we used new database corresponding to period (2007-2009).

The calibration and validation results of Larabaa Ouled Farès station are represented in table 2. According to table 2 it can be seen that: results obtained with different developed models (neuronal models) (N 1 and N 2) and model (GR4j) are generally very satisfactory in calibration with Nash's criteria which are above 74% and correlation coefficient of Pearson vary from strong to very strong between 0,66 and 0,92 in calibration and in validation.

Table2. Neuronal models performance (N 1, N 2) and GR4j model at study s' station

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

Adding potential evapo-transpiration improves performance of neural networks as much in calibration as in validation. A comparison done between neuronal models 'performances (N1 and N2) and GR4j model shows that neuronal model (N2) is more efficient than GR4j model as much in calibration as in validation. Figure 7 represents hydrographs measured and calculated respectively for neuronal models N1, N2 and GR4j model at station of Larabaà Ouled Farès. The table 2 and analysis of figure 8 allow noting that neural networks with rain input only are less efficient than GR4j model. In contrast, adding potential evapo-transpiration improves a little bit the performance of neural network, Neural model (N2) appears more efficient than GR4j model. Works of [27], showed that ETP influences more the daily oscillations of a river flow than the ground waters that come out from the watershed considered.

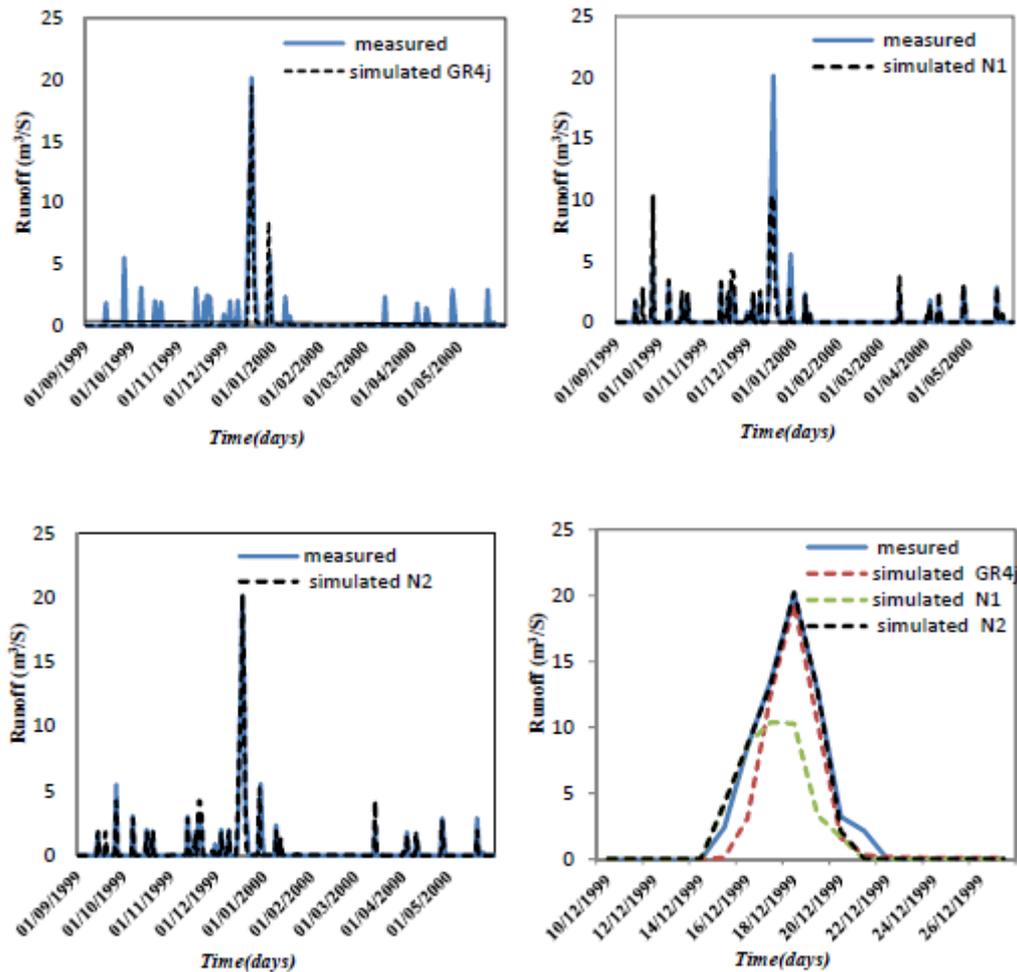


Fig.7. Evolution of measured and calculated hydrographs by GR4j models and neural models to Larabaà Ouled Fares station during calibration

Neural network with three inputs (N3)

The prior results showed the need to improve neuronal models performances. For this purpose, we decided to introduce a third input. The soil tank moisture level: simulated by GR4j model, it represents a vital resource for directing neural networks. The N3 model (neural network with three inputs: rain, ETP and soil moisture) is optimized and compared with other models (N1, N2 and GR4j).

The design of this model (N3) is set after several optimization phases (multi-layers perceptron to a hidden layer with five neurons on the hidden layer). The results presented in Table 3 show a significant improvement of neural networks performances with three inputs. In fact, for calibration phases, we obtain a high Nash's criterion value ($>90\%$), results obtained in validation phase are acceptable. This expresses the correct model's functioning and the judicious choice of the third decisive input for the model's direction.

The same studies [28] showed that, as much input data of neural networks are numerous, as models are efficient.

Table3. Neural network performances with three inputs (N3) at station of Larabaâ Ouled Farès

	Nash (%)	R
Calibration	91,69	0,955
Validation	70,80	0,826

In figure 8, we note a good hydrographs production by neuronal model (N3). The hydrographs observed and calculated are in fact very synchronous there where appear the floods. For all simulated series, flows are reproduced on a regular basis, with a good peaks flows simulation.

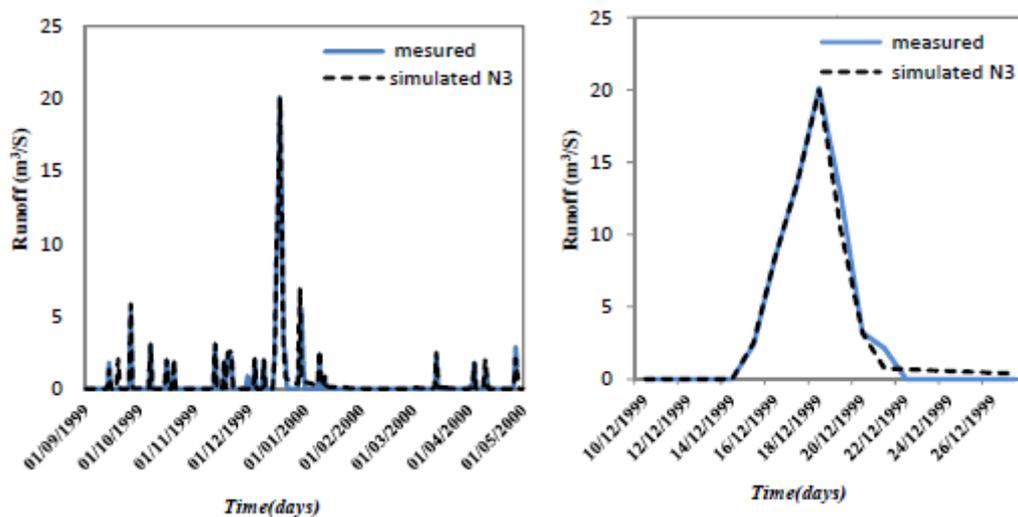


Fig.8. Evolution of measured and calculated hydrographs by the model N3 to Larabaâ Ouled Fares station during calibration

3. Conclusion

Our study aimed to explore neural networks performances (black box model). In fact, these models have been optimized and compared with another model type GR4j (tank conceptual model). Neural networks (N1) with a single input (rain) are less efficient than model GR4j. In contrast, the addition of evapo-transpiration (ETP) as explicative variable at the input of neuronal models developed (N2) has strongly improved their performances. In fact, neuronal model (N2) is more efficient than GR4j model as much in calibration as in validation.

Given the complexity of rainfall-runoff relation at daily time step, improvement of neural network is essential. So, the introduction of a third input (simulated soil moisture by GR4j model) seems to be necessary to optimize this model. The neuronal model (N3) with three

inputs (rain, ETP and soil moisture) tested in basin of wadi Ouahrane gave the best results than those obtained by other models. This model allows a best reproduction of maximum flows and simulates flows quite correctly, even in validation. Combination of two approaches, conceptual and black box therefore, seems to be imperative to improve quality of rainfall-runoff modelling to the daily time step.

4. REFERENCES

- [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, Ayrat 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] Ayrat P. 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, pp.311
- [6] Koffi Y, Ayrat 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] Dimopoulos L, Leck S, et Lauga J. 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] Abrahart R, See L. 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] Schumann A, Funke R, and Schulz G. Application of a geographic information system for conceptual rainfall-runoff modelling. *Journal of Hydrology*, Vol. 240., 2000, 45-61.
- [12] Li-chiu C, John C, and Yen-ming C. A two-step-ahead recurrent neural network for stream-flow forecasting. *Hydrological Processes*, Vol. 18., 2004, 81-92.

- [13] Ashu J, Sudheer K, and Sanaga S. Identification of physical processes inherent in artificial neural network rainfall-runoff models. *Hydrological processes*, Vol 18., 2004, 571-581
- [14] Coulibaly P, Anctil F, and Bobee B. Prédiction hydrologique par réseaux de neurones artificiels : Etat de l'art. *Revue canadienne de génie civil*, Vol. 26., 1999, 293-304
- [15] Werbos P. Applications of advances in nonlinear sensitivity analysis. *System modeling and optimization*. Drenick R. et Kozin F. Springer-Verlag, New York., 1981, 762-770.
- [16] Touzet C. Les réseaux de neurones artificiels. Introduction au connexionnisme. Cours, exercice et travaux pratiques, 1992, pp 58
- [17] Rumelhart D, Hinton G, and Williams R. Learning internal representations by error propagation, *Parallel Distributed Processing*, Vol. 1, MIT Press., 1986, pp. 318-362
- [18] Hebb D, *The organisation of behavior*, Wiley, New-york, 1949.
- [19] Edijatn O, Nascimento N, Yang X, Makhoul Z, and Michel C. GR3J: a daily watershed model with three free parameters. *Hydrological Sciences Journal* ., 1999, 44(2), 263-277.
- [20] Edijatn O, Michel C. Un modèle pluie-débit journalier à trois paramètres. *La Houille Blanche*, n° 2., 1989, 113-121.
- [21] Nascimento N. Appréciation à l'aide d'un modèle empirique des effets d'action anthropiques sur la relation pluie-débit à l'échelle du bassin versant. Thèse de Doctorat, CERGRENE/ENPC, Paris, 1995, p550 .
- [22] Edijatn O. Mise au point d'un modèle élémentaire pluie-débit au pas de temps journalier. Thèse de Doctorat, Université Louis Pasteur/ENGEES, Strasbourg, 1991, p 242 .
- [23] Perrin C. Vers une amélioration d'un modèle global pluie-débit au travers d'une approche comparative. Docteur de institut national polytechnique de Grenoble L' INPG, 2000, p527.
- [24] Perrin C, Claude M, and Vazken A. Improvement of a parsimonious model for stream flow simulation, *Journal hydrologique*., 2003, 279, pp 275-289.
- [25] Nash J, Stedinger J. River flow forecasting through conceptual models. Part 1. A discussion of principles. *Journal of Hydrology*, Vol. 10., 1970, 282-290.
- [26] 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
- [27] Calde J. Oscillation journalière du débit des rivières en absence de précipitation. *Cah. ORTOM, Sér., Hydrol.*, vol. XIV, n°3., 1977, 219-283
- [28] Rija N, Lauret P, Randriamanantany Z, et Gatina J. Modélisation du régime annuel des petites rivières en vue d'installation de microcentrales hydroélectriques. *Afrique Science*., 2009, 05(1), 39- 49