

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Ecole Nationale Polytechnique
Département Hydraulique
2011/2012



Projet de fin d'étude

Présenté par Yasmine YTOUI

Pour l'obtention du diplôme d'Ingénieur d'Etat en
HYDRAULIQUE

**MODELISATION DE LA RELATION PLUIE-DEBIT
AUX PAS DE TEMPS MENSUEL ET JOURNALIER
PAR LES MODELES CONCEPTUELS ET NEURO-
FLOUS (Application au bassin versant de l'ISSER)**

Proposé et dirigé par:

Dr. A. BERMAD

Promotion Juin 2012

Remerciements

Je présente ce travail à mes parents et je tiens à les remercier pour avoir toujours été là pour moi et d'avoir tout fait pour que je sois là aujourd'hui, et que je devienne ce que je suis aujourd'hui.

Au terme de cette thèse, je tiens à présenter mes remerciements les plus sincères à tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin à la réalisation de ce travail et en particulier:

Dr A. BERMAD pour avoir accepté la direction de cette thèse, le suivi de mon travail, et pour ses conseils au cours de ce projet.

Je présente mes remerciements aussi à Mr A. LEFKIR, d'avoir contribué à ce travail, et à tout les membres du jury.

Je tiens à remercier aussi toute l'équipe du département d'hydrologie de l'Agence Nationale des Ressources Hydrauliques (Bir Mourad Raïs), plus particulièrement Madame ABDA le chef de service hydrométrique, et Mr BOUDEDJA du service étude.

Et enfin, je présente ce travail à toute la promotion hydraulique 2012 et leur souhaite tous une bonne continuation.

ان محاولة وصف تحول الامطار الى سيول على مستوى المستجمعات المائية باستعمال النماذج الرياضية قد عرفت تحسنا هاما منذ تطويرها. هذه الدراسة تلخص في محاكاة علاقة تحول الامطار الى سيول على المجالين الزمنيين الشهري و اليومي. و هذا بتطبيق النماذج التصويرية ذات خزان التي قدرت كنماذج مثلى مقارنة مع النموذج علبة سوداء المدروس (نموذج الاعصاب الاصطناعية ذات المنطق الغير واضح) الذي برهنت نتائجه في عدة مجالات.

تشير نتائج الدراسة التي أنشئت أن النماذج ذات خزان قدمت نتائج افضل من النموذج صندوق اسود التي لا تتضمن تتبع خطوات تشكل التدفقات المائية خاصة فيما يخص المحاكاة اليومية.

مما أدى بنا إلى فرض ضرورة الاعتماد على نهج جديد ، خصوصا في المحاكاة على خطوات زمنية قصيرة.

الكلمات المفتاحية: المستجمعات المائية ، النموذج علبة سوداء، النماذج ذات خزان محاكاة

Résumé

La simulation de la transformation de la pluie en débit à l'échelle du bassin versant par les modèles mathématiques a connu une amélioration considérable depuis leur développement.

Ce projet se résume à la modélisation de la relation pluie-débit aux deux pas de temps (mensuel et journalier) par l'application des modèles conceptuels GR jugés les plus performants et du système neuro-flou qui combine les deux modèles boîte noire : Réseaux de neurones artificiels et logique floue, dont les bonnes performances sont prouvées dans divers domaines.

Les résultats des tests établis indiquent tout d'abord que la modélisation conceptuelle (à réservoirs) est plus satisfaisante que la modélisation par les modèles boîte noire qui ne comprennent pas un schéma interne de suivi du processus de génération des débits.

Ce qui nous a mené à imposer la nécessité d'une nouvelle approche à adopter, surtout en modélisation aux petits pas de temps.

Mots clés: Bassin versants, Modélisation conceptuelle, Modèles boîte noire, Simulation.

Abstract

Simulating the transformation of rainfall into runoff at the catchment scale using mathematical models has known a considerable improvement since their development. This project come down to the rainfall-runoff relationship modeling on two time scales (monthly and daily) by application of conceptual (tank) models deemed as the most efficient, and the Neural Fuzzy Inference Systems which combine the two black box models: Artificial Neural network and the fuzzy logic, since its performance was proved in different fields.

Results given indicate that conceptual models represent this phenomenon of generating runoffs better than black box models at daily time scale.

That's why it is suggested to pass to another approach, especially in modeling small time scales, since the other approaches present some drawbacks.

Key words: Catchment, Conceptual models, black box models, Simulating.

INTRODUCTION GENERALE

Bien que très peu abondante dans l'atmosphère, l'eau joue un rôle fondamental dans le fonctionnement du système climatique. Elle est localement menacée ou très dégradée par la pollution, l'eutrophisation et la surexploitation. Aussi elle n'est pas répartie uniformément sur la terre ni dans le temps. Il n'y a pas un problème de l'eau relatif à la globalité de la planète, mais plutôt une diversité de scénarios de disponibilité localisée. Cette ressource est qualitativement limitée, et localement quantitativement limitée.

Examiner la façon dont l'eau voyage au cours de son cycle nous permet de mieux comprendre ses interactions avec l'environnement et de mieux évaluer la quantité disponible pour la consommation de l'homme. Cette évaluation est utilisée pour assurer une meilleure gestion de la ressource étant donné qu'elle n'est pas répartie uniformément ni dans le temps ni dans l'espace.

Cependant, la première étape de gestion des ressources en eau consiste en leur estimation, et en la maîtrise de leur évolution dans le temps.

La connaissance du débit d'un cours d'eau est devenue indispensable à la gestion des systèmes hydrologiques. Plusieurs axes de recherche se sont développés dans ce sens, qui visent la quantification de cette ressource en partant de son origine première: la pluie, jusqu'à arriver au débit du cours d'eau.

Notre travail s'inscrit dans le domaine de la modélisation de la transformation de la pluie en débit. Notre objectif principal est d'améliorer la simulation des débits en appliquant deux approches:

- Approche déterministe: Qu'on traitera au second chapitre après avoir présenté ce qu'est la modélisation hydrologique au premier chapitre. On s'est intéressé plus particulièrement aux modèles conceptuels globaux (GR) qui ont prouvé leur performances aux bassins algériens aux deux pas de temps mensuel et journalier. La faible exigence en données et la facilité de mise en œuvre de ces modèles les rendent compatibles avec les exigences des études d'ingénierie et d'hydrologie opérationnelle (dimensionnement d'ouvrage, gestion de la ressource, prévision de crues ou d'étiages...).

- Approche stochastique: Présentée au troisième chapitre. On s'est intéressé pour cette approche au modèle neuro-flou qui a prouvé ses performances dans divers domaines, et en modélisation hydrologique. Cependant, l'objectif de ce chapitre se limite simplement à évaluer quelle est l'information pertinente pour la modélisation qui est nécessaire à la caractérisation des écoulements dans le cours d'eau.

Les résultats de la modélisation seront présentés au dernier chapitre, et où on comparera la performance de ces deux approches.

Sommaire

<i>Remerciements</i>	2
<i>INTRODUCTION GENERALE</i>	5
Sommaire	7
Liste des tableaux	9
Liste des figures	11
Chapitre I. MODELISATION HYDROLOGIQUE	1
1. Introduction	2
2. Qu'est ce que la modélisation hydrologique	2
2.1. Transformation pluie débit	3
2.2. Objet de la modélisation hydrologique.....	4
2.3. Les échelles d'analyse	4
3. Outil de la modélisation : Modèles hydrologiques.....	5
3.1. Classification des modèles.....	5
3.1.1. Modèles déterministes	6
3.1.2. Modèles stochastiques.....	6
4. Mise en œuvre des modèles	7
4.1. Calage des modèles	7
4.1.1. Le calage manuel.....	7
4.1.2. Le calage automatique.....	7
4.2. Validation des modèles.....	8
4.3. Exploitation des modèles.....	8
5. Variables des modèles	8
6. Critères d'évaluation et d'efficacité des modèles	9
6.1. Evaluation graphique	9
6.2. Evaluation statistique.....	10
6.3. Intervalles d'efficacité des modèles	14
7. Applications de la modélisation de la relation pluie débit	15
8. Conclusion.....	15
Chapitre II. MODELISATION PLUIE-DEBIT PAR LES MODELES CONCEPTUELS	17
1. Introduction à la modélisation conceptuelle (à réservoirs)	18
2. Notion de paramètres	18
3. Initialisation du système.....	19
4. Modélisation au pas de temps mensuel	19

4.1. GR2M	19
5. Modélisation au pas de temps journalier	23
5.1. GR4J	23
6. Applications des modèles “GR”	28
7. Conclusion.....	29
Chapitre III. MODELISATION PLUIE-DEBIT PAR LE SYSTEME NEURO- FLOU 31	
1. Introduction	32
2. Systèmes neuro-flou	33
3. Fonctionnement des réseaux neuro-flous:.....	39
3.1. Les architectures neuro-flous	39
3.2. Présentation de l’architecture ANFIS et son fonctionnement.....	41
3.3. Structure du réseau et Partitionnement de l’espace des entrées.....	43
4. Conclusion.....	45
Chapitre IV. APPLICATION DE LA MODELISATION PLUIE-DEBIT AU BASSIN VERSANT DE L’ISSER (LAKHDARIA)	46
1. Présentation de la région d’étude	47
1.1. Description du bassin versant	47
1.1.1. Climat	48
1.1.2. Caractéristiques géomorphologique du bassin versant.....	48
1.2. Données utilisées.....	48
1.2.1. Données hydrométriques.....	48
1.2.2. Données pluviométriques	49
2. Modélisation de la relation pluie-débit par les modèles conceptuels.....	50
2.1. Modèle au pas de temps mensuel : GR2M	51
2.2. Modèle au pas de temps journalier: GR4J	56
3. Modélisation de la relation pluie-débit par le modèle neuro-flou	59
3.1. Modélisation pluie-débit au pas de temps mensuel	59
3.2. Modélisation pluie-débit au pas de temps journalier	69
3.3. Optimisation du modèle neuro-flou au pas de temps journalier par les résultats du modèle GR4J.....	79
4. Conclusion	80
<i>Conclusion générale.....</i>	<i>82</i>
<i>Bibliographie</i>	<i>83</i>

Liste des tableaux

TABLEAU 1: INTERVALLES D'APPRECIATION DES CRITERES DE VALIDATION	15
TABLEAU 2: VALEUR DES PARAMETRES DU MODELE GR2M OBTENUES SUR UN LARGE ECHANTILLON DE BASSINS VERSANTS (PERRIN ET AL., 2007).....	22
TABLEAU 3: VALEURS DES PARAMETRES DU MODELE GR4J OBTENUES SUR UN LARGE ECHANTILLON DE BASSINS VERSANTS (PERRIN ET AL., 2007).....	27
TABLEAU 4: AVANTAGES ET INCONVENIENTS DES RNA ET DE LA LOGIQUE FLOUE.....	33
TABLEAU 5: OPERATEURS LOGIQUES FLOUES LES PLUS UTILISES	37
TABLEAU 6: CARACTERISTIQUES DU BV DE L'ISSR-STATION HYDROMETRIQUE LAKHDARIA (ANRH)	49
TABLEAU 7: VARIATION DES CRITERES D'EFFICACITE EN FONCTION DES PERIODES DE CALAGE POUR LE MODELE GR2M	51
TABLEAU 8: VARIATION DES CRITERES D'EFFICACITE EN FONCTION DES PERIODES DE VALIDATION POUR LE MODELE GR2M.....	52
TABLEAU 9: RESULTANTS DES PERFORMANCES DU MODELE GR2M.....	53
TABLEAU 10: RESULTATS DE LA MODELISATION DE LA RELATION PLUIE DEBIT SUR LA PERIODE DE VALIDATION (02) DU MODELE GR2M.....	55
TABLEAU 11: VARIATION DES CRITERES D'EFFICACITE EN FONCTION DES PERIODES DE CALAGE POUR LE MODELE GR4J.....	56
TABLEAU 12: VARIATION DES CRITERES D'EFFICACITE EN FONCTION DES PERIODES DE VALIDATION POUR LE MODELE GR4J.....	56
TABLEAU 13: RESULTATS DES PERFORMANCES DU MODELE GR4J.....	57
TABLEAU 14: RESULTATS DES PERFORMANCES DU MODELE NEURO-FLOU A UNE ENTREE (P) AU PAS DE TEMPS MENSUEL (SP).....	59
TABLEAU 15: RESULTATS DES PERFORMANCES DU MODELE NEURO-FLOU A UNE ENTREE (P) AU PAS DE TEMPS MENSUEL (GP)	60
TABLEAU 16: RESULTATS DE PERFORMANCE DU MODELE NEURO-FLOU A DEUX ENTREES (P ET E) EN PHASE CALAGE AU PAS DE TEMPS MENSUEL (SP)	62
TABLEAU 17: RESULTATS DES PERFORMANCES DU MODELE NEURO-FLOU A DEUX ENTREES (P ET E) AU PAS DE TEMPS MENSUEL (GP)	63
TABLEAU 18: RESULTATS DES PERFORMANCES DU MODELE NEURO-FLOU A DEUX ENTREES(P ET S) AU PAS DE TEMPS MENSUEL (SP).....	65
TABLEAU 19: RESULTATS DES PERFORMANCES DU MODELE NEURO-FLOU A DEUX ENTREES (P ET S) AU PAS DE TEMPS MENSUEL (GP)	66
TABLEAU 20: RESULTATS DES PERFORMANCES SU MODELE NEURO-FLOU A TROIS ENTREES (P, E ET S) AU PAS DE TEMPS MENSUEL (SP).....	67
TABLEAU 21: RESULTATS DES PERFORMANCES DU MODELE NEURO-FLOU A TROIS ENTREES (P, E ET S) AU PAS DE TEMPS MENSUEL (GP)	68
TABLEAU 22: RESULTATS DES PERFORMANCES DU MODELE NEURO-FLOU A UNE ENTREE (P) AU PAS DE TEMPS JOURNALIER (SP)	69
TABLEAU 23: RESULTATS DES PERFORMANCES DU MODELE NEURO-FLOU A UNE ENTREE (P) AU PAS DE TEMPS JOURNALIER (GP).....	70
TABLEAU 24: RESULTATS DES PERFORMANCES DU MODELE NEURO-FLOU A DEUX ENTREES (P ET E) AU PAS DE TEMPS JOURNALIER (SP)	71
TABLEAU 25: RESULTATS DES PERFORMANCES DU MODELE NEURO-FLOU A DEUX ENTREES (P ET E) AU PAS DE TEMPS JOURNALIER (GP).....	71
TABLEAU 26: RESULTATS DES PERFORMANCES DU MODELE NEURO-FLOU A DEUX ENTREES (P ET S) AU PAS DE TEMPS JOURNALIER (SP).....	72
TABLEAU 27: RESULTATS DES PERFORMANCES DU MODELE NEURO-FLOU A DEUX ENTREES (P ET S) AU PAS DE TEMPS JOURNALIER (GP).....	72
TABLEAU 28: TEMPS DE REPONSE DU BASSIN VERSANT.....	73
TABLEAU 29: RESULTATS DES PERFORMANCES DU MODELE NEURO-FLOU A DEUX ENTREES (P ET R) AU PAS DE TEMPS JOURNALIER (SP).....	74
TABLEAU 30: RESULTATS DES PERFORMANCES DU MODELE NEURO-FLOU A DEUX ENTREES (P ET R) AU PAS DE TEMPS JOURNALIER (GP).....	74

TABLEAU 31: RESULTATS DES PERFORMANCES DU MODELE NEURO-FLOU A TROIS ENTREES (P, E ET S) AU PAS DE TEMPS JOURNALIER (SP).....	75
TABLEAU 32: RESULTATS DES PERFORMANCES DU MODELE NEURO-FLOU A TROIS ENTREES (P, E ET S) AU PAS DE TEMPS JOURNALIER (GP).....	76
TABLEAU 33: RESULTATS DES PERFORMANCES DU MODELE NEURO-FLOU A TROIS ENTREES (P, S ET R) AU PAS DE TEMPS JOURNALIER (SP).....	76
TABLEAU 34: RESULTATS DES PERFORMANCES DU MODELE NEURO-FLOU A TROIS ENTREES (P, S ET R) AU PAS DE TEMPS JOURNALIER (GP).....	77
TABLEAU 35: RESULTATS DES PERFORMANCES DU MODELE NEURO-FLOU A QUATRE ENTREES (P, E, S ET R) AU PAS DE TEMPS JOURNALIER (SP).....	78
TABLEAU 36: RESULTATS DES PERFORMANCES DU MODELE NEURO-FLOU A QUATRE ENTREES (P, E, S ET R) AU PAS DE TEMPS JOURNALIER (GP)	78
TABLEAU 37: RESULTATS DU MODELE NEURO-FLOU_GR4J	79

Liste des figures

FIGURE 1: SCHEMA DE LA STRUCTURE DU MODELE GR2M (2006 B)	22
FIGURE 2: STRUCTURE DU MODELE GR4J (PERRIN ET AL., 2003)	28
FIGURE 4: VARIABLES LINGUISTIQUES	35
FIGURE 3: DIFFERENTS TYPES DE FONCTIONS D'APPARTENANCES.....	35
FIGURE 5:ARCHITECTURE DE L'ANFIS (JANG ET AL., 1997), (CITE PAR VASILE, 2008)	41
FIGURE 6: LES TROIS TYPES DE PARTITIONNEMENT DE L'ESPACE D'ENTREE (VASILE, 2008).....	44
FIGURE 7 : CARTE DES BASSINS VERSANTS DE L'ALGERIE	47
FIGURE 8: CARTE DES SITUATIONS DES STATIONS HYDRO-CLIMATOLOGIQUE DU BASSIN VERSANT DE L'ISSER	50
FIGURE 9: EVOLUTION DU DEBIT DANS LE TEMPS EN PHASE DE CALAGE DU MODELE GR2M	52
FIGURE 10: EVOLUTION DU DEBIT DANS LE TEMPS EN PHASE DE VALIDATION DU MODELE GR2M	53
FIGURE 11: EVOLUTION DU DEBIT DANS LE TEMPS POUR LA PERIODE DE VALIDATION (02) DU MODELE GR2M....	55
FIGURE 13: EVOLUTION DU DEBIT DANS LE TEMPS EN PHASE VALIDATION DU MODELE GR4J	57
FIGURE 12: EVOLUTION DU DEBIT DANS LE TEMPS EN PHASE CALAGE DU MODELE GR4J	57
FIGURE 14: EVOLUTION DU DEBIT DANS LE TEMPS EN PERIODE DE CALAGE DU MODELE NEURO-FLOU A UNE ENTREE (P) AU PAS DE TEMPS MENSUEL (SP)	60
FIGURE 15: EVOLUTION DU DEBIT DANS LE TEMPS EN PERIODE DE VALIDATION DU MODELE NEURO-FLOU A UNE ENTREE (P) AU PAS DE TEMPS MENSUEL (SP)	60
FIGURE 16: EVOLUTION DU DEBIT DANS LE TEMPS EN PERIODE DE CALAGE DU MODELE NEURO-FLOU A UNE ENTREE (P) AU PAS DE TEMPS MENSUEL (GP).....	61
FIGURE 17: EVOLUTION DU DEBIT DANS LE TEMPS EN PERIODE DE VALIDATION DU MODELE NEURO-FLOU A UNE ENTREE (P) AU PAS DE TEMPS MENSUEL (GP).....	61
FIGURE 18: EVOLUTION DU DEBIT DANS LE TEMPS EN PERIODE DE CALAGE DU MODELE NEURO-FLOU A DEUX ENTREES (P ET E) AU PAS DE TEMPS MENSUEL (SP).....	62
FIGURE 19: EVOLUTION DU DEBIT DANS LE TEMPS EN PERIODE DE VALIDATION DU MODELE NEURO-FLOU A DEUX ENTREES (P ET E) AU PAS DE TEMPS MENSUEL (SP).....	63
FIGURE 20: EVOLUTION DU DEBIT DANS LE TEMPS EN PERIODE DE CALAGE DU MODELE NEURO-FLOU A DEUX ENTREES (P ET E) AU PAS DE TEMPS MENSUEL (GP)	63
FIGURE 21: EVOLUTION DU DEBIT DANS LE TEMPS EN PERIODE DE VALIDATION DU MODELE NEURO-FLOU A DEUX ENTREES (P ET E) AU PAS DE TEMPS MENSUEL (GP)	64
FIGURE 22: EVOLUTION DU DEBIT DANS LE TEMPS EN PERIODE DE CALAGE DU MODELE NEURO-FLOU A DEUX ENTREES (P ET S) AU PAS DE TEMPS MENSUEL (SP)	65
FIGURE 23: EVOLUTION DU DEBIT DANS LE TEMPS EN PERIODE DE VALIDATION DU MODELE NEURO-FLOU A DEUX ENTREES (P ET S) AU PAS DE TEMPS MENSUEL (SP)	65
FIGURE 24: EVOLUTION DU DEBIT DANS LE TEMPS EN PERIODE DE CALAGE DU MODELE NEURO-FLOU A DEUX ENTREES (P ET S) AU PAS DE TEMPS MENSUEL (GP)	66
FIGURE 25: EVOLUTION DU DEBIT DANS LE TEMPS EN PERIODE DE CALAGE DU MODELE NEURO-FLOU A DEUX ENTREES (P ET S) AU PAS DE TEMPS MENSUEL (GP)	66
FIGURE 26: EVOLUTION DU DEBIT DANS LE TEMPS EN PHASE DE CALAGE DU MODELE NEURO-FLOU A TROIS ENTREES (P, E ET S) AU PAS DE TEMPS MENSUEL (GP)	68
FIGURE 27: EVOLUTION DU DEBIT DANS LE TEMPS EN PHASE DE VALIDATION DU MODELE NEURO-FLOU A TROIS ENTREES (P, E ET S) AU PAS DE TEMPS MENSUEL (GP)	68
FIGURE 28: EVOLUTION DU DEBIT DANS LE TEMPS EN PHASE DE VALIDATION DU MODELE NEURO-FLOU A UNE ENTREE(P) AU PAS DE TEMPS JOURNALIER(GP).....	70
FIGURE 29: EVOLUTION DU DEBIT DANS LE TEMPS EN PHASE DE VALIDATION DU MODELE NEURO-FLOU A DEUX ENTREES (P ET R) AU PAS DE TEMPS JOURNALIER (SP).....	74
FIGURE 30: EVOLUTION DU DEBIT DANS LE TEMPS EN PHASE DE VALIDATION DU MODELE NEURO-FLOU A DEUX ENTREES (P ET R) - 9 REGLES AU PAS DE TEMPS JOURNALIER	75
FIGURE 31: EVOLUTION DU DEBIT DANS LE TEMPS EN PHASE DE VALIDATION DU MODELE NEURO-FLOU A TROIS ENTREES (P, S ET R) AU PAS DE TEMPS JOURNALIER (SP).....	76
FIGURE 32: EVOLUTION DU DEBIT DANS LE TEMPS EN PHASE DE VALIDATION DU MODELE NEURO-FLOU A TROIS ENTREES (P, S ET R) AU PAS DE TEMPS JOURNALIER A 8 REGLES (GP).....	77

FIGURE 33: EVOLUTION DU DEBIT DANS LE TEMPS EN PHASE DE VALIDATION DU MODELE NEURO-FLOU A QUATRE ENTrees (P, E,S ET R) AU PAS DE TEMPS JOURNALIER (SP).....	78
FIGURE 34: EVOLUTION DU DEBIT DANS LE TEMPS EN PHASE DE CALAGE DU MODELE NEURO-FLOU_GR4J A 9 REGLES (GP)	80
FIGURE 35: EVOLUTION DU DEBIT DANS LE TEMPS EN PHASE DE VALIDATION DU MODELE NEURO-FLOU_GR4J (GP) A 9 REGLES	80

**Chapitre I. MODELISATION
HYDROLOGIQUE**

1. Introduction

L'hydrologie est la science qui étudie la ressource en eau. Elle étudie l'occurrence des événements hydrologiques, la distribution, les mouvements, le transport, les propriétés de la ressource à travers le globe, et ses relations avec l'environnement au sein du cycle hydrologique en étudiant ses processus fondamentaux (évaporation, précipitation, fonte des neiges, débit liquide, débit solide, débit souterrain), ce qui définit sa qualité et sa quantité.

L'ingénieur hydrologue est porté à analyser les événements, à les prévoir, concevoir les projets de contrôle, de gestion et de l'utilisation de la ressource en eau.

L'analyse et la prévision des événements nous donnent une idée sur le comportement futur des ressources en eau, et de là, plusieurs approches ont été développées dans ce sens afin de mieux cerner les phénomènes hydrologiques. Cette connaissance se résume sous le concept de la modélisation hydrologique.

2. Qu'est ce que la modélisation hydrologique

La modélisation est une traduction de l'information réelle en information mathématique, puis la traduction des résultats mathématiques en prédiction des opérations réelles.

La modélisation dans le domaine de la recherche, consiste en la construction du modèle et la définition des règles théoriques le régissant. Quant à la modélisation opérationnelle, c'est la vérification des principes de base de construction du modèle par rapport aux objectifs et finalités fixés.

- **L'identification** est l'étude qui consiste à établir le modèle d'un système à partir de mesures historiques (entrées et sorties).
- **La simulation** est l'opération de reproduction des processus. Autrement dit, c'est une étude qui nous permet d'avoir le résultat d'un processus sans réaliser l'expérience sur l'élément réel. On a recours à la simulation quand l'expérience revient trop cher ou est contraire à l'éthique. En hydrologie, c'est la complexité des phénomènes qui nous mène à la simulation (A partir d'un modèle et d'entrées, on déduit la sortie).

- **La détection** quant à elle, permet de reproduire l'entrée d'un système en ayant sa réponse.

La modélisation hydrologique représente la traduction de l'information climatique en informations sur les écoulements de surface pour des fins diverses: prévisions des crues et des étiages, protection contre les inondations, stock possible, outil d'aide à la décision pour la gestion de la ressource, extrapolation des séries de données (comblement de lacune, extension des séries, estimation des paramètres hydrologiques), dimensionnement des ouvrages hydrauliques.

2.1. Transformation pluie débit

La complexité des processus hydrologiques fait que la connaissance du fonctionnement hydrologique des bassins versants reste assez mal connue. Les études de terrain menées depuis une cinquantaines d'années sur de petits bassins de recherches ont permis d'apporter des réponses partielles à deux des questions fondamentales qui se posent à l'hydrologue (Ambroise, 1991),(cité par Benkaci, 2006).

- Que devient l'eau de pluie ? (PENMAN, 1963) ;
- D'où provient l'eau des ruisseaux? (HEWLETT, 1961).

La représentation la plus connue de la formation des débits est celle proposée par HORTON (HORTON,1933), d'un partage de la pluie disponible au niveau de la surface du sol après interception éventuelle par la végétation, (cité par Benkaci, 2006):

- Dès que l'intensité de pluie dépasse la capacité d'infiltration du sol, il y a saturation des couches hypodermiques, et l'eau en excès participe au ruissèlement direct pour former l'écoulement rapide de crue ;
- La fraction infiltrée contribue par un écoulement beaucoup plus lent à travers les couches superficielles au débit de base et la recharge des nappes.

Cette théorie nous permet de distinguer quatre cheminements de l'eau des rivières:

- Précipitations directes sur la surface des cours d'eau ;
- Ecoulement de surface (ruissèlement direct) ;
- Ecoulement de sub-surface (hypodermique) ;
- Ecoulement souterrain.

La transformation de la pluie en débit est influencée par un certain nombre de mécanismes intervenant simultanément à différentes échelles spatio-temporelle :

- Les précipitations : la source principale de tout écoulement superficiel,
- L'évaporation et l'évapotranspiration : première transformation que peut subir une précipitation avant qu'elle n'atteigne la surface du sol,
- La couverture végétale : qui a une influence sur l'interception de la pluie, en diminuant son intensité.
- La pédologie, infiltration et les conditions initiales du sol : conditionnent la réponse hydrologique du bassin,
- Le climat et les saisons : conditionnent l'évolution des phénomènes hydrologiques
- La morphologie et la topographie du système : influencent les conditions d'écoulement, donc la vitesse d'apparition de la réponse hydrologique et la propagation des crues.

2.2. Objet de la modélisation hydrologique

L'objet de la modélisation hydrologique est le bassin versant qui est défini relativement à un point d'un cours d'eau comme étant l'ensemble des terres drainées par le réseau hydrographique en amont de ce point. Il peut être étudié dans sa globalité comme une seule entité, ou discrétisé à l'échelle du versant ou du mètre carré.

2.3. Les échelles d'analyse

L'échelle spatiale d'analyse : définit l'objet et la limite de la modélisation, et on distingue :

- La modélisation globale qui étudie le bassin versant comme une seule entité aux propriétés uniformes, ayant une réponse globale et une paramétrisation unique afin d'en tirer les caractéristiques et en comprendre le fonctionnement.
- La modélisation spatialisée qui étudie le bassin versant à l'échelle du versant ou du mètre carré afin de prendre en compte l'évolution spatiale des différents processus hydrologiques.

L'échelle temporelle d'analyse (annuelle, mensuelle, journalière et horaire): Dépend de l'objectif scientifique fixé pour la modélisation. Plus l'échelle temporelle diminue et plus le problème se complique en raison des états antérieurs du bassin.

3. Outil de la modélisation : Modèles hydrologiques

Afin d'approcher le processus hydrologique étudié, on utilise des modèles basés sur une représentation physique, souvent simplificatrice et réductrice de la complexité naturelle du phénomène.

Leur développement repose généralement sur :

- L'objectif pour lequel le modèle a été développé,
- Le système observé, sa discrétisation spatiale et temporelle,
- Le choix d'une formulation de la réalité.

Ils requièrent quelques propriétés pour être représentatifs: cohérence rationnelle, précision, simplicité, robustesse, falsifiabilité, et pouvoir de prévision.

3.1. *Classification des modèles*

La classification des modèles pluie-débit repose sur les critères suivants (Higy, 2000), (cité par Hreiche, 2003) :

- Système à modéliser : concerne l'unité fonctionnelle étudiée ;
- Degrés de causalité : implique la description des relations fonctionnelles des modèles ;
- Discrétisation spatio-temporelle : aborde l'extrême imbrication des aspects physiques et hydrologiques, et en leur grande variabilité spatiale et temporelle.

Il existe plusieurs classifications des modèles. La classification proposée est celle de Clarke (1973) et Ambroise (1998), (Perrin, 2000) :

- Déterministes ou stochastiques, suivant la nature des variables et les relations entre elles,
- Globaux, semi-distribués ou spatialisés, suivant que le bassin versant est considéré dans l'espace comme une entité homogène, ou qu'il est divisé en sous-unités supposées homogènes, ou qu'il est finement discrétisé en mailles,

- 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 à modéliser.

3.1.1. Modèles déterministes

Modèle qui associe à chaque jeu de variables de forçage, de variables d'état et de paramètres, une valeur réalisée unique des variables de sortie.

3.1.1.1. Modèles conceptuels

Modèles basés sur le concept du bilan hydrologique. Ces modèles sont représentés par des formules empiriques. La cohérence hydrologique est fondamentale pour ce type de modèles. Le bassin versant est considéré comme un assemblage de réservoirs interconnectés représentant des niveaux de stockage suivant une dimension verticale.

Il existe plusieurs modèles de ce type : les modèles GR, CREC, Thorentwaite, ABCD, etc.

3.1.1.2. Modèles physiques

Basés sur les lois de la physique et ne comportant idéalement aucun paramètre. L'étude ici n'est pas globale mais discrétisée (maillée), et vu la complexité des processus et du milieu étudié (hétérogénéité), ce type de modèles reste très fastidieux, complexe et délicat à l'exploitation.

3.1.2. Modèles stochastiques

Basés sur un processus aléatoire qui relie les données d'entrée aux données de sortie. Ils reposent essentiellement sur les données observées et les concepts statistiques. Ils ne suivent aucune loi physique ou hydrologique, d'où leur appellation "Boite noire". Les principaux modèles « Boite noire » sont : les réseaux de neurones artificiels, la logique floue, les algorithmes génétiques, et les systèmes neuro-flou.

4. Mise en œuvre des modèles

4.1. Calage des modèles

Le calage consiste en l'ajustement numérique des entrées afin de reproduire les observations. Ce processus d'ajustement des variables d'entrée et des paramètres du modèle est établi dans le but de reproduire certains aspects de la réalité en comparant des variables de sortie à des données observées.

Il s'agit de l'une des étapes les plus consommatrices en temps de travail lors de la construction du modèle. Elle est fondamentale dans la mesure où elle détermine la qualité du modèle (Setra, 2010).

Calibrage :

Processus de calage, consiste à déterminer les paramètres d'un modèle à partir d'un jeu de données observées (Setra, 2010).

4.1.1. Le calage manuel

La détermination d'un jeu de paramètres par tâtonnement permettant d'obtenir un optimum, qui est atteint lorsque l'erreur est minimisée entre les données simulées et observées, l'inconvénient du calage manuel est qu'il est fastidieux, et nécessite un temps relativement long .

4.1.2. Le calage automatique

Dans ce cas, les données simulées sont ajustées aux données observées, au moyen d'un programme informatique, cet algorithme est plus avantageux que le calage manuel, mais présente l'inconvénient d'être influencé par certaines contraintes, qu'on résume en (Benkaci, 2006) :

- L'interdépendance des paramètres (auto-corrélation) : le changement de la valeur d'un paramètre peut être compensé par la modification d'autres paramètres, ce qui entraîne des solutions équivalentes en terme de valeur du critère d'optimisation;
- La faible sensibilité de la fonction objectif;

- La présence d'optima locaux, ou également la présence de plusieurs zones de convergences.

La qualité de l'estimation des paramètres d'un modèle dépend notamment de la puissance et de la robustesse de l'algorithme utilisé.

4.2. Validation des modèles

Souvent confondue avec l'étape de calage, la validation consiste à s'assurer que le modèle réagit correctement à des variations des données d'entrée et qu'il est apte à fonctionner en projection. On utilise pour cette étape des données qui n'ont pas servi au calage du modèle.

Elle permet également de vérifier la sensibilité du système aux changements à analyser afin de s'assurer que les écarts entre résultats obtenus et observés sont raisonnables.

4.3. Exploitation des modèles

Une fois le modèle calé et validé, il peut être utilisé en projection, pour différents usages, en s'assurant à chaque exploitation qu'il reste pertinent pour répondre aux problèmes posés.

5. Variables des modèles

La variable de forçage du système qui conditionne le cycle hydrologique du bassin versant est la précipitation à différents pas de temps.

Pour le calage/contrôle des modèles, la série des précipitations est constituée des pluies totales (cumulées) durant le pas de temps du modèle étudié (mm/mois) et (mm/jour). La pluviométrie moyenne n'étant utilisée que pour évaluer la tendance pluviométrique.

En pratique, il faut prendre en considération la moyenne de toutes les stations pluviométriques existant à l'amont de la station hydrométrique utilisée. Cependant, il est rare de trouver des stations pluviométriques ayant fonctionné sur une période assez longue pour représenter le phénomène hydrologique étudié, sur la même période d'observation, et sur une période concomitante avec les débits observés.

Une deuxième variable conditionne le cycle hydrologique du bassin versant, elle représente une perte du système, c'est l'évapotranspiration potentielle (ETP).

A l'échelle mensuelle, l'ETP peut être déduite de la température (Dechemi et al., 1997). La méthode de Thornthwaite permet à partir de la température moyenne du mois, de calculer l'évapotranspiration mensuelle d'une façon relativement précise (Benkaci, 2006).

A l'échelle journalière, les données décadaires estimées par la méthode de Penman, peuvent être désagrégées en données journalières (Benkaci, 2006, Edijatno, 1991).

La réponse du bassin versant à l'ensemble des processus hydro-climatologiques représente le débit à l'exutoire du bassin. La mesure de cette variable reste toutefois assez délicate et imprécise. Le débit n'étant pas mesuré, mais calculé à partir des hauteurs limnimétriques observées et des courbes de tarage de chaque station hydrométrique.

Pour le calage/contrôle des modèles, la série de débits est constituée du cumul des lames ruisselées par pas de temps (mm/mois) et (mm/jour). L'utilisation de la pluviométrie totale par pas de temps génère une lame ruisselée totale par le même pas de temps. Le débit moyen mensuel simulé peut être calculé par la suite.

6. Critères d'évaluation et d'efficacité des modèles

L'utilisation des modèles pluie-débit doit être très soignée vu leurs domaines d'utilisation. Il n'existe pas un bon modèle, mais juste un modèle meilleur qu'un autre. Afin de juger de la pertinence des modèles, plusieurs critères ont été développés, mais le choix du meilleur critère à utiliser suivant le cas d'étude reste toujours un choix très critique. Une étude critique des critères d'évaluation des modèles a été menée dans le but de : déterminer les techniques d'évaluation des modèles, Evaluer les erreurs des modèles, Etablir une démarche d'évaluation des modèles.

6.1. Evaluation graphique

L'évaluation graphique nous donne un premier aperçu sur la tendance de la variable simulée par rapport à la variable observée. Elle permet de détecter certaines anomalies mal décelables par les critères numériques classiques. Après calage des modèles, elle nous indique si

l'évolution de la variable simulée suit l'évolution de la variable observée. Autrement dit, elle nous indique si le modèle reproduit bien les événements.

6.2. *Evaluation statistique*

Afin de juger l'efficacité des modèles, on présentera les critères appliqués dans le domaine de la modélisation hydrologique. Une étude comparative du degré de représentation de ces critères sera établie par la suite afin de juger de la pertinence des critères suivant notre cas d'étude.

Les critères globaux d'appréciation des performances des modèles de simulation des débits diffèrent sur trois points essentiels: la forme analytique de l'erreur (quadratique, absolue, cumulée...), la forme de la variable cible (transformée ou non) et le choix d'un modèle de référence (pour avoir une mesure relative).(Perrin, 2000).

6.2.1. Les régressions standard

Évaluent la force de la relation linéaire existant entre les observations et les prédictions.

6.2.1.1. *Coefficient de détermination*

Le coefficient de détermination r^2 est défini comme étant le carré du coefficient de corrélation, d'après Bravais-Pearson :

$$r^2 = \left[\frac{\sum_{i=1}^n (Qo.i - Qo.moy)(Qs.i - Qs.moy)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Qo.i - Qo.moy)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Qs.i - Qs.moy)^2}} \right]^2$$

Le r^2 estime la dispersion (distribution) entre les valeurs simulées et observées, en déterminant la proportion avec laquelle la dispersion estimée explique la dispersion observée.

Il varie de 0 (pas de corrélation) à 1 (la distribution de la prédiction est égale à celle de l'observation).

L'inconvénient majeur du r^2 est qu'il ne quantifie que la dispersion des variables, et de là, si le modèle sous-estime ou surestime toujours la prédiction, on aura tjrs un r^2 proche de 1 même si les valeurs simulées sont fausses.

Pour faire face à cet inconvénient lors de la validation, on introduit la pente (b) et la composante (a) de l'intersection de la droite de régression avec l'axe des y ($y=b.x+a$).

Pour une bonne simulation, (a) devrait être proche de « 0 », ce qui veut dire qu'un Q_{obs} de « 0 » donnera un Q_{sim} très proche de « 0 », et (b) devrait être proche de « 1 ».

Si $(b < 1) \Rightarrow$ le modèle sous-estime la prédiction, et la surestime dans le cas contraire.

La combinaison du r^2 et de b , nous donne le « r^2 pondéré », qui prend en compte la sous/surestimation de la prédiction :

$$\omega r^2 = \begin{cases} |b|r^2 & \text{pour } b \leq 1 \\ |b|^{-1} & \text{pour } b > 1 \end{cases}$$

Le coefficient de détermination pondéré accorde ainsi plus de poids aux forts débits.

6.2.2. Les critères adimensionnels

Fournissent un modèle d'évaluation où les indices d'erreur quantifient l'écart dans les unités de données traitées.

6.2.2.1. Coefficient de NASH-SUTCLIEFFE

Proposé par Nash et Sutcliffe en 1970, c'est un critère qui évalue le pouvoir prédictif des modèles hydrologiques. Il est défini comme étant « un » moins la somme des carrés des erreurs normalisées par la variance des valeurs observées durant la période d'étude :

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_o - Q_s)^2}{\sum_{i=1}^n (Q_o - Q_o.moy)^2}$$

Le NSE varie entre "-∞" et "1.0". Un NSE de 1.0 représente une simulation parfaite, et un $NSE \leq 0.0$ indique que la moyenne des observations représente un meilleur indice que la valeur simulée par le modèle, ce qui représente une performance inacceptable.

L'inconvénient du coefficient « NSE » est qu'il introduit le carré des erreurs. Par conséquent, les grandes erreurs dans la série temporelle influencent fortement la variation de ce critère, tandis que les faibles erreurs sont négligées.

Ce qui conduit à la surestimation de la performance du modèle lors des pics et sa sous-estimation lors des étiages. Le NSE accorde plus de poids aux débits moyens.

Et tout comme le r^2 , le NSE n'indique pas les sous/surestimations des modèles.

6.2.2.2. *Index of agreement*

Proposé par Willmot (1981). C'est une mesure standardisée de l'erreur de prédiction du modèle.

Il représente le rapport de l'erreur quadratique moyenne par l'erreur potentielle (Willmot, 1984) :

$$D=1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_o - Q_s)^2}{\sum_{i=1}^n (|Q_s - Q_{s.moy}| + |Q_o - Q_{o.moy}|)^2}$$

L'erreur potentielle représente la plus grande valeur que peut atteindre l'erreur quadratique.

L'erreur quadratique moyenne au numérateur fait que le « D » est sensible aux pics et insensible aux étiages, tout comme le « E ».

Les inconvénients de ce critère sont : l'insensibilité de ce critère aux sous/surestimations des prédictions et qu'il donne dans certains cas une valeur supérieure à 0.65 malgré que le modèle ne donne pas de bonnes simulations.

6.2.2.3. *NSE et D modifiés*

D'autres critères existent pour l'évaluation de la performance des modèles. Ce sont des versions modifiées des critères précédents, comme

- Le « E logarithmique » qui utilise les $\ln(Q)$ au lieu des (Q) . Utilisé pour remédier aux problèmes des extrêmes, les pics sont réduits, ce qui a comme résultat, l'augmentation de la sensibilité du « Ln E » aux sous/surestimations des prédictions.
- Les formes modifiées de NSE (critère relatif d'erreur absolue : E_m) et de D, utilisent la forme simple (puissance 1) et absolue au lieu de la forme quadratique, sont utilisés pour les mêmes fins que le critère précédent.

$$NSE_m = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n |Q_o - Q_s|}{\sum_{i=1}^n |Q_o - Q_{o.moy}|}$$

La particularité de ces deux critères est que la surestimation de l'erreur lors des pics est significativement réduite ce qui donne une meilleure évaluation globale.

6.2.3. Les indices d'erreurs

6.2.3.1. MAE, MSE, RMSE

L'erreur moyenne absolue, l'erreur quadratique moyenne, et racine de l'erreur quadratique moyenne, sont les indices d'erreurs les plus utilisés. Ils sont intéressants car ils indiquent l'erreur dans les unités des variables étudiées. Une valeur de « 0 » de ces indices indique que le modèle simule bien la variable étudiée. Une version standardisée du RMSE (RSR) est recommandée et est présentée par la suite.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Q_o - Q_s|$$
$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Q_o - Q_s)^2$$
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Q_o - Q_s)^2}$$

6.2.3.2. Percent Bias (PBIAS)

Mesure la tendance moyenne des valeurs simulées (plus grande ou plus petite) par rapport aux valeurs observées (GUPTA et al., 1999), donc estime la sous/surestimation de la simulation. Sa valeur optimale est de « 0 ». Des valeurs positives de ce critère indiquent qu'il y a sous-estimation du biais et des valeurs négatives indiquent qu'il y a surestimation du biais.

$$PBIAS = \frac{\sum_{i=1}^n (Q_o - Q_s)}{\sum_{i=1}^n Q_o}$$

Ce critère est recommandé pour sa capacité d'indiquer la performance du modèle.

La variation du PBIAS est plus importante durant les périodes sèches que durant les périodes humides (GUPTA et al., 1999).

6.2.3.3. RMSE-observations standard deviation ratio (RSR)

Le RMSE est l'indice d'erreur le plus utilisé (Chu and Shirmohammadi, 2004; Singh et al., 2004; Vasquez-Amábile and Engel, 2005) . Le modèle est plus performant quand la valeur du RMSE est petite.

Un modèle d'évaluation statistique a été développé par SINGH et al. (2004).

$$RSR = \frac{RMSE}{STDEV_{obs}} = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_o - Q_s)^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_o - Q_o.moy)^2}}$$

Le RSR incorpore les avantages d'un indice d'erreur statistique et d'un facteur de normalisation pour qu'il soit applicable aux différentes variables, en accordant le même poids à tous les débits.

Il varie de la valeur optimale « 0 » qui indique une variation résiduelle nulle et donc un modèle de simulation parfait, à des valeurs positives très grandes.

6.3. Intervalles d'efficacité des modèles

Dans la présente étude, on s'intéressera lors de la validation des modèles étudiés à ceux jugés les plus pertinents par l'étude des critères d'évaluation des modèles pluie-débit : « *MODEL EVALUATION GUIDELINES FOR SYSTEMATIC QUANTIFICATION OF ACCURACY IN WATERSHED SIMULATIONS* ».

En se basant sur les recommandations des études passées, la combinaison de l'évaluation graphique avec l'évaluation statistique, les indices d'erreurs et les critères adimensionnels plus précisément, devrait être utilisée pour l'évaluation des modèles hydrologiques. Et les critères jugés les plus performants sont : le NSE, PBIAS, et RSR.

En général, un modèle de simulation des débits liquides est jugé « satisfaisant » si :

$$\left\{ \begin{array}{l} NSE > 50\% \\ RSR \leq 0.7 \\ |PBIAS| < 25\% \end{array} \right.$$

Et pour un pas de temps mensuel :

Tableau 1: Intervalles d'appréciation des critères de validation

Taux de performance	RSR	NSE	PBIAS : Débits liquide (%)
Très bon	$0.0 \leq RSR \leq 0.5$	$0.75 < NSE \leq 1.0$	$ PBIAS < 10$
Bon	$0.5 < RSR \leq 0.6$	$0.65 < NSE \leq 0.75$	$15 \leq PBIAS < 30$
Satisfaisant	$0.6 < RSR \leq 0.7$	$0.5 < NSE \leq 0.65$	$30 \leq PBIAS < 55$
insatisfaisant	$RSR > 0.7$	$NSE \leq 0.5$	$ PBIAS \geq 55$

7. Applications de la modélisation de la relation pluie débit

Les modèles pluie-débit ont été développés pour répondre aux problèmes d'hydrologie opérationnelle : Evaluation des risques liés à l'eau et la gestion de la ressource en eau. Ces applications se résument en :

- L'extrapolation des débits : Comblement de lacunes des séries tronquées, extension des séries hydrométriques courtes, estimation des paramètres hydrologiques et hydrogéologiques,
- Le dimensionnement d'ouvrages,
- La gestion de réservoirs, à objectif simple ou multiple (écrêtement de crue, soutien d'étiage, etc.),
- La prévision des étiages,
- La prédétermination et la prévision des crues et des débits,
- La détection de tendances dans les séries hydrologiques (évolution du comportement hydrologique des bassins versants),
- La gestion des ressources en eau,
- L'étude de l'influence d'aménagements sur l'hydrologie,
- Modèle comme outil de recherche.

8. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre le contexte générale de la modélisation hydrologique. La modélisation pluie débit s'intéresse à la compréhension et la représentation de la transformation de la pluie en débit à l'échelle du bassin versant. Les différents modèles développés font appel à différentes perceptions du monde réel et répondent à différents

objectifs. Parmi les catégories des modèles identifiés, les modèles conceptuels semblent les plus représentatifs du système réel et de ses processus. La relation qui lie ces processus étant très complexe, en particulier la partie souterraine, cela est dû à la non-linéarité de la relation pluie-débit qui s'accroît, et aussi à la difficulté de quantifier les différents paramètres des modèles. Pour pouvoir appliquer cette classe de modèles dans un domaine bien défini, surtout les modèles à pas de temps journalier qui sont plus délicats, il faut qu'ils présentent une certaine efficacité et robustesse.

Cela n'étant pas toujours vérifié, on opte alors pour les modèles à intelligence artificielle qui ont fait leurs preuves dans la modélisation des systèmes non-linéaires et dans divers domaines.

Dans notre étude, on va comparer les deux approches: conceptuelle et boîte noire, aux deux pas de temps :mensuel et journalier, afin d'en tirer la plus performante.

**Chapitre II. MODELISATION
PLUIE-DEBIT PAR LES MODELES
CONCEPTUELS**

1. Introduction à la modélisation conceptuelle (à réservoirs)

Les modèles conceptuels ont été développés dans les années 60 pour estimer les débits des cours d'eau dans les moyens et petits bassins versants. Basés sur le concept du bilan hydrologique et visent à déterminer l'évolution du cheminement de l'eau à travers le bassin versant par un système d'équations représentant l'état interne du BV en fonction du temps.

Les approches adoptées pour ces modèles s'appuient sur les éléments suivants:

- Le bassin versant est vu comme une entité globale;
- L'approche adoptée est empirique (pas d'usage *a priori* d'équations physiques);
- Les structures de modèles sont développées à partir de structures les plus simples, progressivement complexifiées;
- La complexité du modèle est conditionnée par la capacité du modèle à reproduire la transformation pluie-débit;
- On recherche les structures les plus générales possible;
- Le test en calage-contrôle, sur de grands échantillons de bassins, est le mode d'évaluation standard des modèles;

Pour notre cas d'étude, on s'intéressera aux modèles « GR » aux pas de temps mensuel et journalier.

2. Notion de paramètres

C'est une notion propre aux modèles conceptuels, ne représentant pas un sens physique et intervient du fait qu'il est impossible de représenter les processus du phénomène. Ces paramètres sont déterminés par une phase de calage.

Cependant, une des particularités de l'optimisation de ces paramètres tient à leur domaine de définition. En effet, certains paramètres ne peuvent être négatifs, d'autres doivent absolument être compris entre 0 et 1, sous peine d'aboutir à des aberrations (comme le non respect du bilan par exemple). Ces contraintes doivent donc absolument être respectées. On parle alors d'optimisation sous contrainte, ce qui revient dans notre cas, à interdire l'accès à certaines zones de l'espace des paramètres (Dezetter, 1991), (Cité par Perrin et al., 2007).

3. Initialisation du système

L'initialisation du système est d'une importance primordiale lors de la simulation de la relation pluie-débit, elle se fait soit en donnant des valeurs relativement élevée si la période de début de simulation est humide, sinon commencer par une période de mise en route et c'est la démarche la plus pertinente, mais cela peut ne pas être très favorable si la série de donnée n'est pas assez longue et qu'il est préférable d'exploiter cette période pour le calage du modèle. Cette période de mise en route est d'une (1) année pour les modèles mensuels et les modèles journaliers (12 mois et 365 jours respectivement).

4. Modélisation au pas de temps mensuel

Les modèles choisis sont ceux jugés ayant les meilleures performances et qui ont démontrés une certaine robustesse par leurs applications sur les bassins du Nord de l'Algérie.

4.1.GR2M

La version présentée est celle de Mouelhi *et al.* (2006b) qui paraît la plus performante. La structure du modèle est empirique avec une procédure de suivi de l'état d'humidité du bassin qui semble être le meilleur moyen de tenir compte des conditions antérieures et d'assurer un fonctionnement en continu du modèle. Sa structure associe un réservoir de production et un réservoir de routage ainsi qu'une ouverture sur l'extérieur autre que le milieu atmosphérique. Ces trois fonctions permettent de simuler le comportement hydrologique du bassin (Perrin *et al.*, 2007).

P_k est la pluie mensuelle du mois k et E l'évapotranspiration potentielle moyenne pour le même mois calendaire.

4.1.1. La fonction de production

4.1.1.1. La fonction rendement

Repose sur un réservoir de suivi d'humidité du sol. Une partie P_s de la pluie P_k va être ajoutée au contenu S_k dans le réservoir en début de pas de temps :

$$P_s = \frac{X_1 \left(1 - \left(\frac{S_k}{X_1} \right)^2 \right) \cdot \tanh \left(\frac{P_k}{X_1} \right)}{1 + \frac{S}{X_1} \cdot \tanh \left(\frac{P_k}{X_1} \right)}$$

Le paramètre X_1 , capacité du réservoir, est positif et exprimé en mm. La pluie en excès, P_1 , est donnée par :

$$P_1 = P - P_s$$

et le contenu du réservoir est actualisé :

$$S' = S_k + P_s$$

Du fait de l'évapotranspiration, une quantité E_s est prélevée du réservoir :

$$E_s = \frac{S' \left(2 - \frac{S'}{X_1} \right) \cdot \tanh \left(\frac{E}{X_1} \right)}{1 + \left(1 - \frac{S'}{X_1} \right) \cdot \tanh \left(\frac{E}{X_1} \right)}$$

E est l'évapotranspiration potentielle moyenne du mois calendaire considéré. Le niveau S' devient S'' :

$$S'' = S' - E_s$$

4.1.1.2. Percolation :

Le réservoir de suivi d'humidité du sol se vidange ensuite selon une percolation P_2 qui va rejoindre le réservoir routage par la suite:

$$P_2 = S'' \left[1 - \left[1 + \left(\frac{S''}{X_1} \right)^3 \right]^{-\frac{1}{3}} \right]$$

Et son niveau S_{k+1} , prêt pour les calculs du mois suivant, est alors donné par :

$$S_{k+1} = S'' - P_2$$

4.1.2. Routage et échange avec l'extérieur non atmosphérique :

La quantité d'eau totale P_3 qui atteint le réservoir de routage est donnée par :

$$P_3 = P_1 + P_2$$

Le niveau R_k dans le réservoir devient alors R' :

$$R' = R_k + P_3$$

4.1.2.1. *L'échange en eau souterrain F*

Imposé par les données des nombreux bassins utilisés. Ignorer cette ouverture sur l'extérieur non atmosphérique conduit à une baisse considérable de l'efficacité du modèle. F est alors calculé par :

$$F = (X_2 - 1) \cdot R'$$

Le paramètre X_2 est positif et adimensionnel. Le niveau dans le réservoir devient :

$$R'' = X_2 \cdot R'$$

4.1.2.1. *Le réservoir routage*

Le réservoir, de capacité fixe égale à 60 mm, se vidange pour donner le débit Q_k selon l'équation suivante:

$$Q_k = \frac{R''^2}{R'' + 60}$$

Le contenu du réservoir est enfin actualisé par :

$$R_{k+1} = R'' - Q_k$$

Le R_{k+1} obtenu, sera le niveau du réservoir au début du mois $K+1$.

4.1.3. Paramètres :

Le modèle a deux paramètres optimisables :

X_1 : capacité du réservoir de production (mm)

X_2 : coefficient d'échanges souterrains (-)

Sur un large échantillon de bassins versants, on obtient les valeurs données dans le tableau suivant :

Tableau 2: Valeur des paramètres du modèle GR2M obtenues sur un large échantillon de bassins versants (Perrin et al., 2007).

Paramètre	Médiane	Intervalle de confiance à 90%
X_1 (mm)	380	140---2640
X_2 (-)	0.92	0.21---1.31

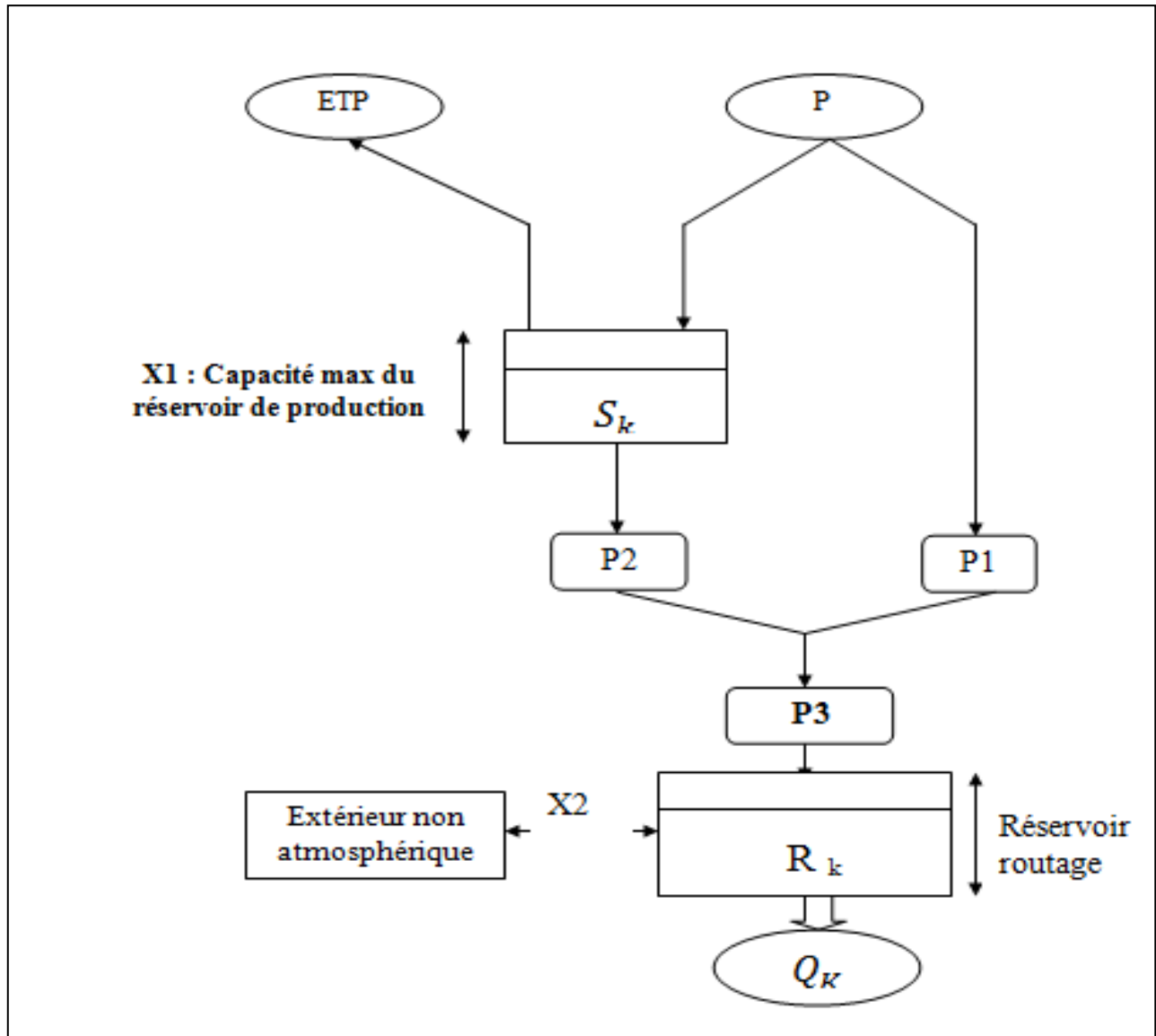


Figure 1: Schéma de la structure du modèle GR2M (2006 b)

5. Modélisation au pas de temps journalier

5.1. GR4J

Le modèle GR4J (modèle du Génie Rural à 4 paramètres Journalier) est un modèle pluie-débit global à quatre paramètres. Son développement a été initié au *CEMAGREF* au début des années 1980, avec 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 et Michel (1989), Edijatno (1991), Nascimento (1995), Edijatno *et al.* (1999), Perrin (2000), Perrin (2002) et Perrin *et al.* (2003) qui ont permis d'améliorer progressivement les performances du modèle.

La structure du modèle GR4J associe un réservoir de production et un réservoir de routage, des hydrogrammes unitaires ainsi qu'une fonction d'ouverture sur l'extérieur non atmosphérique permettent de simuler le gros du comportement hydrologique du bassin. Sa procédure est de suivre l'état d'humidité du bassin qui permet de tenir compte des conditions antérieures et d'en assurer un fonctionnement en continu (Perrin *et al.*, 2007).

5.1.1. Fonction production

5.1.1.1. Neutralisation :

La première opération est la neutralisation de P_k par E pour déterminer une pluie nette P_n et une évapotranspiration nette E_n calculée par :

$$\begin{cases} \text{Si } P_k \geq E, \text{ alors } P_n = P_k - E \text{ et } E_n = 0 \\ \text{Si } P_k < E, \text{ alors } P_n = 0 \text{ et } E_n = E - P_k \end{cases}$$

5.1.1.2. Fonction rendement :

Dans le cas où P_n est différente de zéro, une partie P_s de P_n alimente le réservoir de production et est calculée par :

$$P_s = \frac{X_1 \cdot \left(1 - \left(\frac{S_k}{X_1}\right)^2\right) \cdot \tanh\left(\frac{P_n}{X_1}\right)}{1 + \frac{S_k}{X_1} \cdot \tanh\left(\frac{P_n}{X_1}\right)} \quad \text{si } P_n > 0$$

où X_1 (mm) est la capacité maximum du réservoir de production et S_k le contenu du réservoir de production au début du jour k .

Dans le cas contraire, lorsque E_n est différent de zéro, une quantité d'évaporation E_s est retirée du réservoir de production. Elle est donnée par :

$$E_s = \frac{S_k \cdot \left(2 - \frac{S_k}{X_1}\right) \cdot \tanh\left(\frac{E_n}{X_1}\right)}{1 + \left(1 - \frac{S_k}{X_1}\right) \cdot \tanh\left(\frac{E_n}{X_1}\right)} \quad \text{si } E_n > 0$$

Le contenu du réservoir qui résulte de ces opérations est donnée par :

$$S' = S_k + P_s - E_s$$

5.1.1.3. Percolation :

Une percolation $Perc$ issue du réservoir de production est alors calculée par l'équation suivante :

$$Perc = S' \left[1 - \left[1 + \left(\frac{4}{9} \cdot \frac{S'}{X_1} \right)^4 \right]^{-\frac{1}{4}} \right]$$

Par suite, le contenu du réservoir devient :

$$S_{k+1} = S' - Perc$$

Et la quantité d'eau P_r qui atteint finalement la partie routage du modèle est donnée par :

$$P_r = Perc + (P_n - P_s)$$

5.1.2. Fonction transfert

5.1.2.1. Hydrogrammes unitaires :

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 hydrogramme unitaire symétrique HU2.

HU1 et HU2 dépendent du même paramètre X_4 , 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, qui correspondent aux fonctions cumulées de l'hydrogramme. SH1 est définie en fonction du temps par:

$$\begin{cases} \text{Pour } t \leq 0, SH1(t) = 0 \\ \text{Pour } 0 < t < X_4, SH1(t) = \left(\frac{t}{X_4}\right)^{\frac{5}{2}} \\ \text{Pour } t \geq X_4, SH1(t) = 1 \end{cases}$$

SH2 est définie de façon similaire par:

$$\begin{cases} \text{Pour } t \leq 0, SH2(t) = 0 \\ \text{Pour } 0 < t \leq X_4, SH2(t) = \frac{1}{2} \cdot \left(\frac{t}{X_4}\right)^{\frac{5}{2}} \\ \text{Pour } X_4 < t < 2 \cdot X_4, SH2(t) = 1 - \frac{1}{2} \cdot \left(2 - \frac{t}{X_4}\right)^{\frac{5}{2}} \\ \text{Pour } t \geq 2X_4, SH2(t) = 1 \end{cases}$$

Les ordonnées de HU1 et HU2 sont alors calculées par:

$$\begin{cases} UH1(j) = SH1(j) - SH1(j - 1) \\ UH2(j) = SH2(j) - SH2(j - 1) \end{cases}$$

Où j est un entier.

A chaque pas de temps k , les sorties Q9 et Q1 des deux hydrogrammes correspondent à la convolution des pluies antérieures par la clé de répartition donnée par l'hydrogramme discrétisé et sont calculées par :

$$Q9(k) = 0,9. \sum_{j=1}^l UH1(j).Pr(k-j+1)$$

$$Q1(k) = 0,1. \sum_{j=1}^m UH2(j).Pr(k-j+1)$$

Où $l = \text{int}(X4)+1$,

Et $m = \text{int}(2.X4)+1$,

Avec $\text{int}(\cdot)$ désignant la partie entière.

5.1.2.2. Fonction d'échange avec l'extérieur non atmosphérique :

Un échange souterrain en eau est calculé par :

$$F = X2. \left(\frac{Rk}{X3} \right)^{\frac{7}{2}}$$

où Rk est le niveau dans le réservoir en début de pas de temps,

$X3$ la capacité à un jour du réservoir

Et $X2$ 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 fait, l'interprétation physique de cette fonction d'échange n'est pas directe.

5.1.2.3. Réservoir de routage :

Le niveau dans le réservoir de routage est modifié en ajoutant la sortie $Q9$ de l'hydrogramme $HU1$ et F :

$$R' = \max(0 ; Rk + Q9(k) + F)$$

Il se vidange ensuite en une sortie Qr donnée par :

$$Qr = R' \left[1 - \left[1 + \left(\frac{R'}{X3} \right)^4 \right]^{\frac{-1}{4}} \right]$$

Le niveau dans le réservoir devient:

$$R_{k+1} = R' - Qr$$

5.1.3. Ecoulement total :

La sortie Q_1 de l'hydrogramme HU_2 est soumise au même échange pour donner la composante d'écoulement Q_d :

$$Q_d = \max(0 ; Q_1(k) + F)$$

Le débit total Q est alors donné par :

$$Q_k = Q_r + Q_d$$

Paramètres

Le modèle GR4J ne comporte que quatre paramètres à caler:

X1: capacité du réservoir de production (mm)

X2: coefficient d'échanges souterrains (mm)

X3: capacité à un jour du réservoir de routage (mm)

X4: temps de base de l'hydrogramme unitaire HU_1 (j)

Sur un large échantillon de bassins versants, on obtient les valeurs données dans le Tableau suivant:

Tableau 3: Valeurs des paramètres du modèle GR4J obtenues sur un large échantillon de bassins versants (Perrin et al., 2007)

Paramètre	Médiane	Intervalle de confiance à 80%
X_1 (mm)	350	100 à 1200
X_2 (mm)	0	-5 à 3
X_3 (mm)	90	20 à 300
X_4 (jours)	1,7	1,1 à 2,9

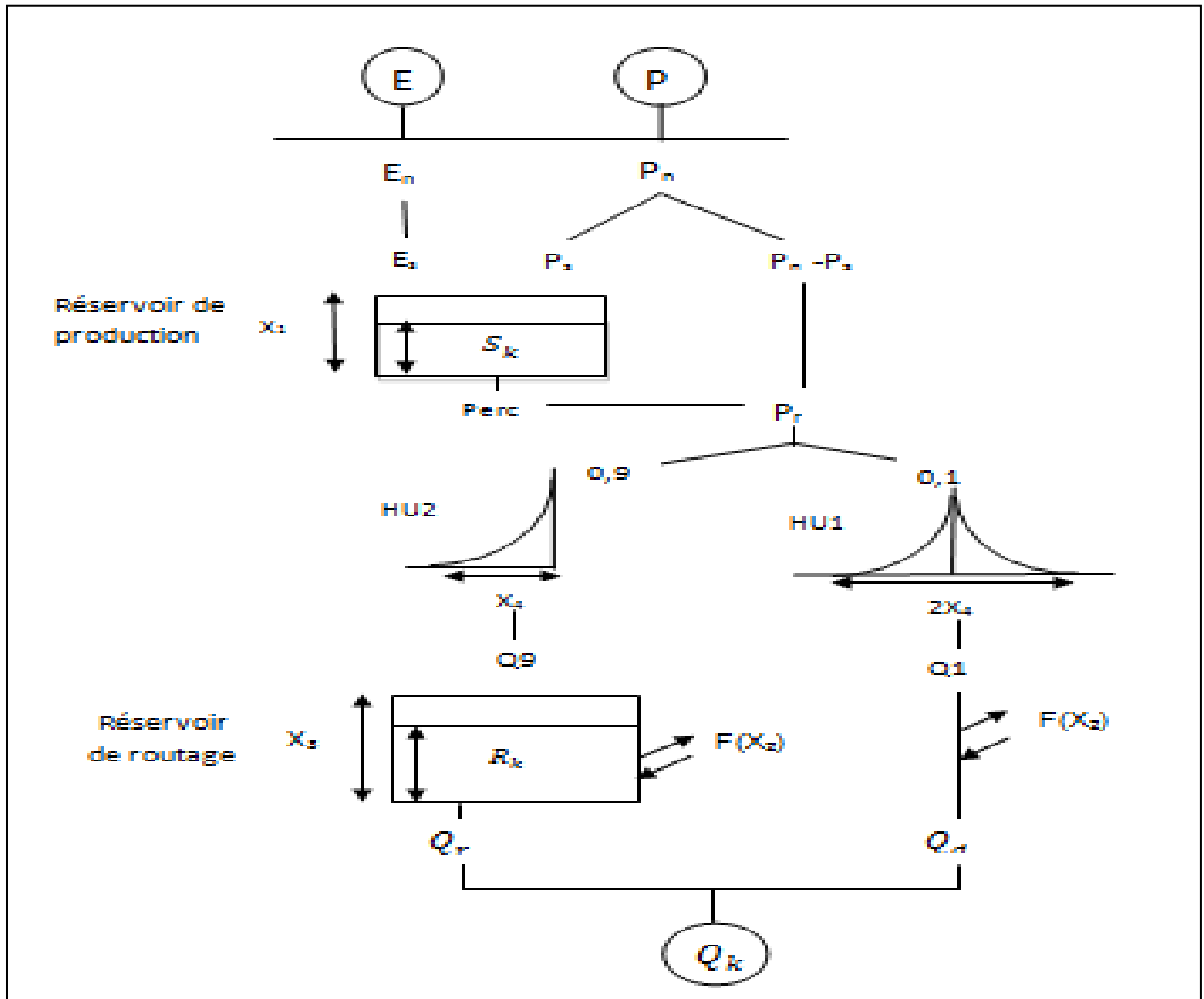


Figure 2: Structure du modèle GR4J (Perrin et al., 2003)

6. Applications des modèles "GR"

Les domaines d'applications des modèles "GR" se résument en (Perrin et al., 2007):

- *la reconstitution ou l'extension de séries de débit* : après calage, le modèle est appliqué en simulation sur une période sur laquelle on dispose de données pluviométriques observées ;

- *la prédétermination* : les séries de débit observé étant souvent courte, il peut être intéressant de les étendre à l'aide d'un modèle pluie-débit. On peut pour cela soit utiliser des séries de pluie observée si elles sont suffisamment longues, soit utiliser un générateur stochastique de pluie qui permettra d'obtenir des séries probables de pluie sur le bassin (un tel générateur demandant un calage préalable sur des séries de pluie observée) ;

- *la prévision à court terme (quelques heures à quelques jours)* : elle est particulièrement utile pour les événements de crues. Le modèle doit alors intégrer une procédure d'assimilation des débits observés, ce qui permet d'améliorer de façon substantielle les prévisions.

- *la prévision à moyen ou long terme (de quelques semaines à quelques mois)*: elle est intéressante pour les problématiques d'étiage et de gestion de la ressource. Dans ce cas, se pose le problème de l'incertitude sur les pluies futures. Pour en tenir compte, on doit adopter un cadre de prévision probabiliste en utilisant de nombreux scénarios de pluie future à partir de l'instant de prévision, scénarios issus soit de prévisions d'ensemble de modèle météorologiques, soit d'archives météorologiques si elles existent, soit d'un générateur stochastique de pluie ;

- *la détection de tendance dans le comportement hydrologique du bassin versant* : l'utilisation d'un modèle hydrologique permet d'identifier dans la variabilité des séries de débit ce qui vient de la variabilité naturelle des conditions climatiques de ce qui vient de changements de caractéristiques du bassin versant (Andréassian, 2002; Andréassian *et al.*, 2003) ;

- *la gestion ou le dimensionnement d'ouvrages* : grâce au modèle, on peut dans une étude de dimensionnement simuler en continu des apports au réservoir et ainsi optimiser son dimensionnement pour des objectifs particuliers (soutien d'étiage, écrêtement de crue, etc.) en tenant compte ainsi de la variabilité naturelle de ces apports. En conditions opérationnelles, la prévision des apports peut permettre de mieux gérer l'ouvrage (Yang *et al.*, 1991).

7. Conclusion

Les modèles du Génie Rural du fait de leur construction simplifiée, ne peuvent être que parcimonieux (peu de paramètres à caler). Cette simplicité, si elle n'est pas un objectif en soi, s'est imposée au cours de leur développement parce que de nombreuses hypothèses de fonctionnement, empruntées à l'arsenal des modèles conceptuels, étaient rejetées par des données observées lorsque de nombreux bassins étaient pris en compte et que le test en calage-contrôle était appliqué avec rigueur. C'est ainsi par exemple que les sous modèles classiques d'infiltration n'ont pu être retenus dans les architectures finales.

Notons également que les fonctions d'échanges vers l'extérieur non atmosphérique du bassin, absentes de la grande majorité des modèles conceptuels, sont apparues comme indispensables à tous les pas de temps (Perrin et al., 2007).

Les modèles GR ont été testés sur des bassins et des contextes climatiques très variés, en France mais aussi dans d'autres pays (Etats-Unis, Australie, Brésil, Allemagne, Angleterre, Côte d'Ivoire, etc.). Applicables à l'échelle du bassin versant, ils ont été testés sur des bassins versants allant de moins de 10 km² à plus de 100 000 km². Comme tous les modèles hydrologiques actuels, ces modèles restent perfectibles, malgré les efforts déjà consentis pour les rendre aussi performants que possible. Les recherches continuent donc pour les faire progresser et améliorer ainsi la compréhension du fonctionnement hydrologique du bassin versant (Perrin et al., 2007).

**Chapitre III. MODELISATION
PLUIE-DEBIT PAR LE SYSTEME
NEURO-FLOU**

1. Introduction

Le travail rapporté à ce chapitre traite du développement d'un système de prédiction capable de reproduire les informations sur les écoulements, en particulier les événements extrêmes max.

On présentera dans ce chapitre, le fonctionnement général des systèmes neuro-flous, et les principes de base de la logique floue utilisés dans la formulation de ce système.

L'idée d'utiliser les réseaux de neurones pour la prédiction date de 1964 : Hu utilisait le réseau adaptatif de WIDROW afin de réaliser des prédictions climatologiques. Le manque d'algorithmes d'apprentissage limita la poursuite de ce type d'études. La recherche dans ce domaine ne s'est relancée que dans les années 80 (VASILE, 2008).

L'évolution des RN vers les systèmes hybrides a suivi quatre (04) étapes (VASILE, 2008):

- Phase 1 : Les réseaux non bouclés : Lapedes et Farber construisirent un RN permettant d'approximer un signal chaotique (Zhang et al., 1998). Les RN non bouclés associés à l'algorithme de rétro-propagation se montrèrent plus performants que les modèles classiques d'auto régression pour la prédiction de séries temporelles non linéaires (Yam et al., 2001).
- Phase 2 : Amélioration de l'apprentissage et du paramétrage des RN : Depuis les années 90, des améliorations de la précision des prédictions réalisées par les RN ont été menées, tout en diminuant la complexité des modèles et du temps de calcul. Ces travaux visent la recherche de « guides » pour l'optimisation des architectures des RN et des algorithmes d'apprentissage (Hippert et al., 2001).
- Phase 3 : Les réseaux récurrents : Développés pour prendre en compte le temps de manière explicite. Comparés aux autres techniques de prédiction de séries temporelles non linéaires, ces RN présentent de meilleures performances que les méthodes classiques (Wang W.Q. et al., 2004).

- Phase 4 : Vers les systèmes neuro-flous : Les RN sont des boîtes noires et il n'est pas possible d'explicitier les relations entre entrées et sorties. Pour pallier cette faiblesse tout en préservant la capacité d'apprentissage des RN, on a opté pour la combinaison de l'aspect connexionniste des RN à des techniques de raisonnement (logique floue).

2. Systèmes neuro-flou

Une définition des systèmes neuro-flous est donnée dans (Nauck et al, 1997), reprise dans (Racoceanu, 2006) et (Vasile, 2008) selon laquelle :

« Les systèmes neuro-flous sont des systèmes flous formés par un algorithme d'apprentissage inspiré de la théorie des réseaux de neurones. La technique d'apprentissage opère en fonction de l'information locale et produit uniquement des changements locaux dans le système flou d'origine ».

Ce système tire avantage de l'utilisation conjointe des deux méthodes, RN et logique floue: capacité d'apprentissage des RN et lisibilité du SIF (système d'inférence floue).

Tableau 4: Avantages et inconvénients des RNA et de la logique floue

RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS	LOGIQUE FLOUE
AVANTAGES	
<ul style="list-style-type: none"> - Modèle à base de données - Pas de règles linguistiques - Algorithme d'apprentissage 	<ul style="list-style-type: none"> - Pas de modèle mathématiques - Interprétabilité
INCONVENIENTS	
<ul style="list-style-type: none"> - Modèle boîte noire 	<ul style="list-style-type: none"> - Ajustement par tâtonnement - Pas d'apprentissage - Nécessite de posséder les règles

2.1. Les sous-ensembles flous

La notion d'ensemble flou a été proposée par Zadeh (Zadeh, 1965) en introduisant un caractère graduel de l'appartenance d'un élément à un ensemble donné.

Mathématiquement, un ensemble flou A d'un univers de discours U , est caractérisé par une fonction d'appartenance, notée μ_A , à valeur dans l'intervalle $[0,1]$ et qui associe à chaque élément x de U un degré d'appartenance $\mu_A(x)$ indiquant le niveau d'appartenance de x à A . $\mu_A(x) = 1$ et $\mu_A(x) = 0$ correspondent respectivement à l'appartenance et la non-appartenance.

- En logique booléenne, le degré d'appartenance μ ne peut prendre que deux valeurs (0 ou 1).
- En logique floue, le degré d'appartenance devient une fonction qui peut prendre une valeur réelle intermédiaire comprise entre 0 et 1 inclus (O. GUENOUNOU, 2009).

2.2. Les fonctions d'appartenance

la fonction d'appartenance (Membership Function MF) est une courbe qui définit l'appartenance de chaque point de l'espace des entrées à un degré d'appartenance entre 0 et 1. l'espace des entrées est défini généralement par "l'univers de discours".

L'allure de la fonction d'appartenance est à choisir selon l'application traitée. La figure 3, illustre les différentes formes de fonctions d'appartenance les plus utilisées.

Cependant, dans certaines applications où l'on doit dériver la fonction d'appartenance, on choisira plutôt des fonctions en S (sigmoïde) ou des fonctions de type gaussiennes, continument dérivables sur leur support (O. GUENOUNOU, 2009).

- Les fonctions les plus simples sont les fonctions triangulaires (trimf) et trapézoïdale (trapmf), qui sont formés de lignes droites. Leur principal avantage est la simplicité.
- Les fonctions d'appartenances basées sur la distribution gaussienne: courbe gaussienne simple (gaussmf) et courbe composée de deux courbes gaussiennes (gauss2mf). Ces fonctions sont à 2 paramètres.

- La fonction "generalized bell" (gbellmf) est une fonction à 3 paramètres. Les deux dernières fonctions ont comme avantage, le lissage des variables. Leur inconvénient est qu'elles sont incapables de représenter les fonctions asymétriques.
- Les fonctions sigmoïdes (sigmf) ouvertes à gauche ou à droite, et les fonctions sigmoïdes asymétriques fermées sont synthétisées par deux fonctions: "dsigmf" et "psigmf" qui représentent la différence et le produit de deux fonctions sigmoïdes simples (sigmf).

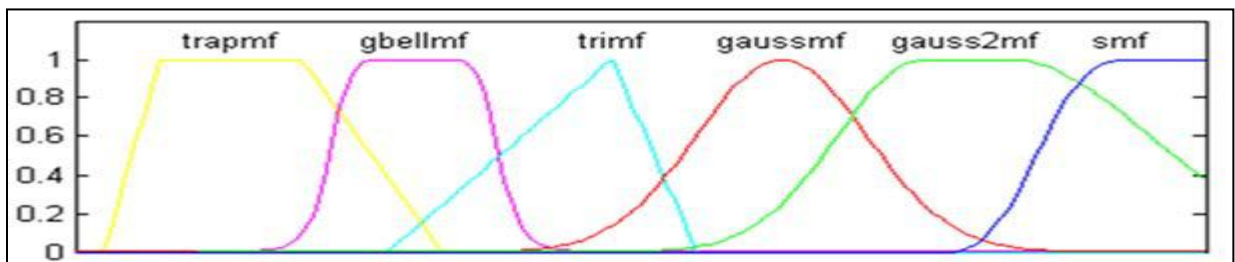


Figure 3: Différents types de fonctions d'appartenances

2.3. Variables linguistiques

Une variable linguistique peut être définie à partir du triplet (x, U, T_x) où x est une variable définie sur l'univers de discours U et $T_x = (A_1, A_2, \dots)$ est un ensemble composé de sous ensembles flous de U qui caractérise x . On associe souvent à chaque sous ensemble flou de T_x une valeur ou un terme linguistique (étiquette). La figure 4 illustre la variable linguistique 'débit' avec trois termes linguistiques: faible, moyen et fort (O. GUENOUNOU, 2009).

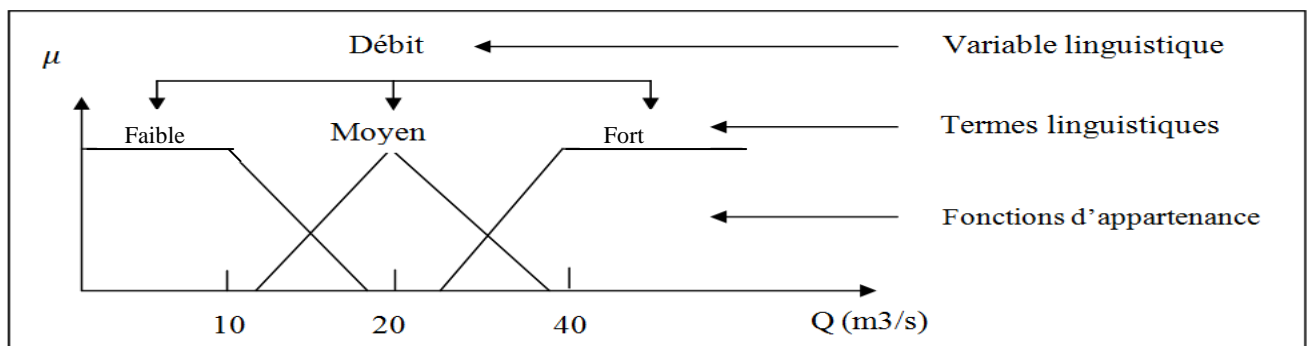


Figure 4: Variables linguistiques

Il est généralement imposé que les ensembles flous A_i satisfassent la condition suivante:

$$\forall x, \exists i, \mu_{A_i}(x) \neq 0$$

Cette condition qu'on appelle dans la littérature, propriété d'assurance (coverage property) (Pedrycz et Zadeh, 1995), exige que chaque élément soit affecté à au moins un ensemble flou avec un degré d'appartenance non nul. A cette condition, on ajoute souvent une propriété supplémentaire qui est le respect de la sémantique : les sous ensembles doivent interpréter réellement les termes linguistiques qui leurs sont associés (O. GUENOUNOU, 2009).

2.4. Les opérateurs flous

Les opérateurs flous sont utilisés dans le cas où on a plusieurs variables d'entrée (X_i). Ils représentent le moyen de combinaison des entrées.

Comme pour la théorie des ensembles, on définit : la réunion, l'intersection, et le complément d'ensembles flous (Lescieux).

- *Opérateur (T-conorme) réunion* : Soit les deux sous-ensembles flous A_1 (Pluie forte) et A_2 (Pluie moyenne) . L'ensemble (A_1 OU A_2) est un ensemble flou de fonction d'appartenance :

$$\mu_{A_1 \cup A_2}(x) = \max(\mu_{A_1}(x), \mu_{A_2}(x)) , \quad \forall x \in U$$

- *L'opérateur T-norme (intersection)* : Soit les deux sous-ensembles flous A_1 et A_2 . L'ensemble (A_1 ET A_2) est un ensemble flou de fonction d'appartenance :

$$\mu_{A_1 \cap A_2}(x) = \min(\mu_{A_1}(x), \mu_{A_2}(x)) , \quad \forall x \in U$$

- *Le complément* : Soit le sous-ensemble flou A (Pluie forte). L'ensemble ($NON A$) est un ensemble flou de fonction d'appartenance :

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) , \quad \forall x \in U$$

Tableau 5: Opérateurs logiques flous les plus utilisés

Dénomination	Intersection ET (T-norme)	Réunion OU (T- conorme)	Complément NON
Opérateurs de Zadeh MIN/MAX	$\mu_{A1 \cap A2}(x) = \min(\mu_{A1}(x), \mu_{A2}(x))$	$\mu_{A1 \cup A2}(x) = \max(\mu_{A1}(x), \mu_{A2}(x))$	$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)$,
Probabiliste PROD/PROBOR	$\mu_{A1 \cap A2}(x) = \mu_{A1}(x) \times \mu_{A2}(x)$	$\mu_{A1}(x) + \mu_{A2}(x) - \mu_{A1}(x) \times \mu_{A2}(x)$	$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)$,

2.5. La fuzzification

La fuzzification représente l'étape qui consiste en la quantification floue des valeurs réelles d'une variable (Lescieux). Elle détermine le degré d'appartenance de chaque variable aux différents sous-ensembles existants. Il faut fuzzifier les entrées ET les sorties du processus flou.

Le processus de fuzzification se fait en :

- Fixant l'univers de discours (plage de variation de l'entrée considérée),
- La partition en classes floues de cet univers,
- La détermination des fonctions d'appartenances de chacune des classes.

La fuzzification des variables est une phase délicate du processus mis en œuvre par la logique floue. Elle est souvent réalisée de manière itérative et requiert de l'expérience (Lescieux).

2.6. L'inférence floue

Consiste d'une part à calculer le degré de vérité des différentes règles du système, et d'autre part, à associer à chacune de ces règles une valeur de sortie:

Si (X est A) Alors (Y est B)

- La variable floue X appartient à la classe floue A avec un degré de validité $\mu(x_0)$,
- La variable floue Y appartient à la classe floue B à un degré qui dépend du degré de validité $\mu(x_0)$ de la prémisse.

Plus la condition sur les entrées est vraie, plus l'action préconisée pour les sorties doit être respectée. La conclusion d'une règle floue est l'appartenance d'une variable floue de sortie à une classe floue. Cette appartenance dépend:

- De la classe floue de sortie considérée,
- Du degré de validité de la prémisse $\mu_{prémises}(x_0)$,
- De la méthode d'implication choisie : La valeur de sortie dépend de la partie conclusion des règles qui peut prendre plusieurs formes:
 - Méthode de Mamdani: Il s'agit d'une proposition floue où les quantités floues sont décrites par des termes linguistiques,
 - Méthode de Sugeno: Il s'agit d'une fonction réelle des entrées.

2.7. La défuzzification

Représente l'étape d'agrégation des règles pour fournir une appartenance de la variable floue de sortie à une classe floue consolidée en transformant la partie floue issue de l'inférence en une valeur numérique. Le but de la défuzzification est de trouver une sortie précise qui correspond au mieux à la caractérisation floue.

Il existe deux principales méthodes de défuzzification (Lescieux) :

- *Méthode du centre de gravité (COG)*: La sortie représente l'abscisse du centre de gravité de la surface sous la courbe de résultat:

$$Y = \frac{\int_U y \cdot \mu(y) \cdot dy}{\int_U \mu(y) \cdot dy}$$

Où: U: Univers de discours,

C'est la méthode de défuzzification la plus utilisée, parce qu'elle prend en compte l'influence de l'ensemble des valeurs proposées par la solution floue.

- *Méthode de la moyenne des maximums (MM)*: La sortie représente la moyenne des valeurs de sorties les plus vraisemblables:

$$Y = \frac{\int_S y \cdot dy}{\int_S dy}$$

Où:

$$S = \{y_0 \in U / \mu(y_0) = SUP(\mu(y))\}$$

Cette méthode de défuzzification est plutôt utilisée lorsqu'il s'agit de discriminer une valeur de sortie.

3. *Fonctionnement des réseaux neuro-flous:*

Les SIF exploitent les règles linguistiques du type SI-ALORS traduisant une connaissance sur la dynamique d'un système. Cependant, un SIF n'est pas à même d'apprendre : les règles doivent être formulées ce qui est parfois difficile. Ainsi, une solution consiste à utiliser les propriétés des RN afin « d'apprendre » la structure floue et d'en adapter les paramètres en conséquence (VASILE, 2008).

Les RNF (réseaux neuro-flous) remplacent les couches cachées des RN par des règles floues (linguistiques). Ils utilisent ensuite des algorithmes d'apprentissage pour définir et optimiser ces paramètres.

Les RN étant déjà un outil performant, les NF permettent de plus la détermination automatique des paramètres du système (VASILE, 2008).

3.1. Les architectures neuro-flous

Plusieurs architectures ont été développées depuis 1988, (VASILE, 2008).

- **FALCON et GARIC**

Modèles à 5 couches, utilisant l'interprétation de la technique de Mamdani qui consiste à la fuzzification en entrée et la défuzzification en sortie. Ces modèles sont rarement utilisés vu la lenteur d'exécution du système due à la précision des résultats.

- **NEFCLASS**

Modèle à 3 couches, utilisé généralement en classification : une couche d'entrée avec les fonctions d'appartenance, une couche cachée représentée par des règles, et une couche de sortie définissant les classes (Nauck et al., 1997). Facile à mettre en application en évitant l'étape de défuzzification tout en étant précis dans le résultat final.

- **NEFCON**

Modèle à 3 couches, une couche d'entrée incluant les nœuds d'entrée avec les sous-ensembles flous antécédentes, une couche de sortie avec un nœud de sortie et les sous-ensembles conséquents, et une couche cachée formée par des règles dont l'architecture est similaire à celle du NEFCLASS avec une différence en sortie. Son processus d'apprentissage est divisé en deux phases : Trouver les règles de base initiales, puis leur optimisation par

modification des sous-ensembles flous. Cette architecture est généralement utilisée en approximation de fonctions et en contrôle flou.

- **NEFPROX (NEuro Fuzzy function apPROXimator)**

Obtenu par association des deux architectures : NEFCLASS qui utilise un algorithme supervisé pour définir les règles floues, et NEFCON qui utilise un algorithme non supervisé avec le calcul de l'erreur de sortie. Il emploie la rétro-propagation afin de définir les sous-ensembles flous. NEFPROX est le premier système interprétable dédié à l'approximation de fonction, néanmoins, ses résultats en classification restent moins bons que ceux donné par NEFCLASS.

- **ANFIS (Adaptative Network based Fuzzy Inference System)**

Modèle à 6 couches, utilisant la procédure d'apprentissage hybride. Son architecture affine les règles floues obtenues par des experts humains pour décrire le comportement d'entrée-sortie d'un système complexe. Ce modèle donne de très bons résultats en poursuite de trajectoire, approximation non linéaire, commande dynamique et traitement de signal. Et comparé au modèle NEFPROX, ANFIS donne de meilleurs résultats en approximation.

- **SANFIS**

Développé récemment par (Lee et al., 2000), et basé sur la fonction floue de base. On identifie trois types de ce réseaux, où les entrées sont les mêmes avec des sorties différentes, utilisées selon le type d'applications.

- Type I : (Modèle de Mamdani), utilisant es ensembles flous dans les antécédents et les conséquents des règles floues. Il est plus approprié à la commande et aux systèmes experts.
- Type II : version simplifiée du premier, réduisant le nombre de paramètres et évitant la défuzzification. Il est utilisé en classification.
- Type III : réduisant encore le nombre de règles floues pour modéliser les systèmes évolués. Utilisé dans les fonctions d'approximation non linéaires, la commande dynamique et le traitement de signal.

On s'intéressera plus particulièrement dans notre étude à ANFIS pour la poursuite de l'évolution du phénomène de génération des débits dans le temps.

3.2. Présentation de l'architecture ANFIS et son fonctionnement

Le système ANFIS est un approximateur universel, tel qu'il est vu comme un réseau de neurones non bouclé pour le quel chaque couche est un composant d'un système neuro-flou. Le réseau possède deux (2) entrées et une sortie. C'est un système à 5 couches, où chaque couche peut prendre différents nœuds (VASILE, 2008).

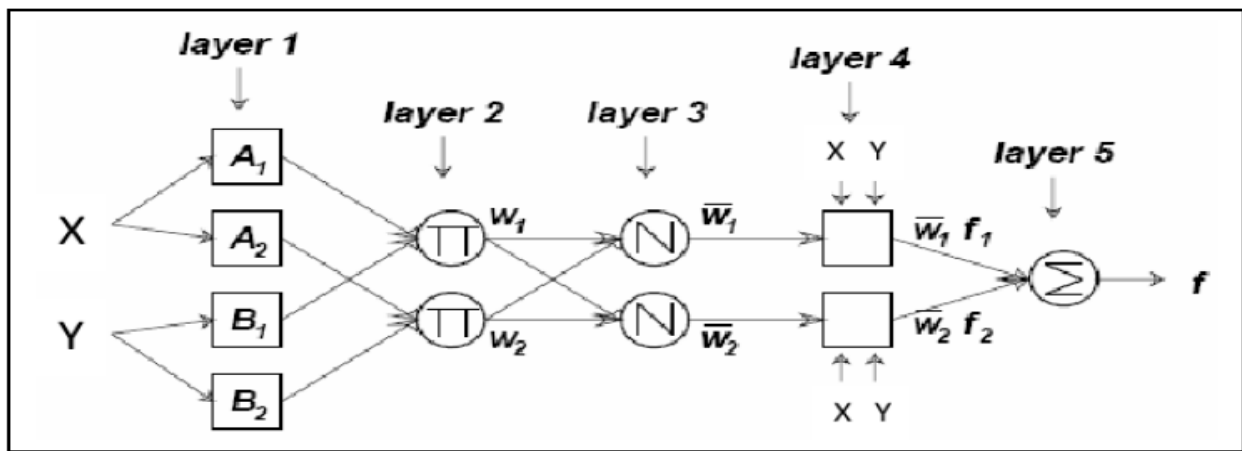


Figure 5: Architecture de l'ANFIS (JANG et al., 1997), (Cité par Vasile, 2008)

Notons avec : $X(l,k)$, l : indice de la couche, et k : indice de nœud.

Couche 1 : Fuzzification des variables d'entrées X et Y : la sortie du nœud k de la couche l

$(X_{l,k})$ désigne la fonction d'appartenance du nœud. Avec :
$$\begin{cases} x_{1,k} = \mu_{A_k}(x) & \text{pour } k = 1,2 \\ x_{1,k} = \mu_{B_{k-2}}(x) & \text{pour } k = 3,4 \end{cases}$$

Les paramètres utilisés dans la fonction d'activation sont appelés « paramètres prémisses ».

La valeur obtenue $\mu_{A_1}(x)$ représente le degré d'appartenance de la valeur X à l'ensemble A_1 , et à valeur dans l'intervalle $[0,1]$.

Couche 2 : Reçoit la sortie des nœuds de fuzzification, et calcule sa valeur de sortie grâce à l'opérateur T-norme (T-norme est équivalent au « ET booléen »), qui est généralement l'opérateur produit (mais il en existe d'autres : max, min...).

$$x_{2,k} = \prod_{(1,j) \in \text{Ant}(2,k)} x_{1,j}$$

Couche 3 : Cette couche normalise les résultats fournis par la couche précédente. Les résultats obtenus représentent le degré d'implication de la valeur dans le résultat final.

$$x_{3,k} = \frac{x_{2,k}}{\sum_{(2,j) \in \text{Ant}(3,k)} x_{2,j}}$$

Couche 4 : Le résultat de cette couche est calculé en fonction de son entrée et d'une combinaison linéaire du premier ordre des entrées initiales (Approche de TAKAGI-SUGENO).

$$x_{4,k} = x_{3,k} [m_{k0} + m_{k1}X + m_{k2}Y]$$

Les paramètres $\{m_{k0}, m_{k1}, m_{k2}\}$ sont appelés paramètres « conséquents ».

Couche 5 : Représente la couche de sortie et constitué d'un seul neurone. Où n est le nombre de règles floues.

$$x_{5,k} = \sum_{i=1}^n x_{4,i}$$

Pour les ensembles flous, on a N paramètres à optimiser, avec $N=n_1+n_2$ (n_1 paramètres inhérents aux fonctions gaussiennes (prémises), et n_2 à la linéarisation des sorties des règles (conséquents)).

Cette optimisation se fait par apprentissage, qui consiste en la correction des N paramètres afin de généraliser une fonction de transfert entre les entrées et la sortie du réseau, et elle est constituée d'un ensemble de couples « entrées/sortie » connus (relevé de données observées).

Pour cela, il est important que le nombre de points des données d'apprentissage soit largement plus grand (de 5 fois) que le nombre de paramètres (prémises et conséquents) à estimer (Wang W. Q. et al., 2004). l'apprentissage se termine quand l'erreur est réduite à un niveau de tolérance fixé.

Le déploiement des algorithmes d'apprentissage sur cette base de données permet de construire une fonction d'approximation (de prédiction) de la sortie Q (désirées/observées) à partir des nouveaux vecteurs d'entrées.

Cette optimisation se fait généralement par les algorithmes hybrides, qui représentent la combinaison de l'algorithme de descente du gradient et de l'algorithme LSE (least square estimate-estimation des moindres carrés) qui permet de réduire la complexité de l'apprentissage et d'en améliorer l'efficacité (Li et al., 2007), (Wang W. Q. et al., 2004), (Cité par Vasile, 2008).

Les points forts de l'ANFIS consistent dans le mécanisme d'inférence distributif et l'algorithme d'apprentissage adaptif. Par contre, les règles sont non interprétables et l'apprentissage se fait hors ligne (VASILE, 2008).

3.3. Structure du réseau et Partitionnement de l'espace des entrées

Concernant le réseau neuro-flou ANFIS, définir une architecture consiste à choisir le nombre de fonctions d'appartenance, leur type (gaussienne, sigmoïde...) et le nombre de règles floues utilisées (VASILE, 2008).

- **Nombre de règles(R):** Pour « k » entrées et « m » fonctions d'appartenance pour chacune, le nombre de règles est $R=m^k$.
- **Nombre de paramètres(P):** L'efficacité du mode de partitionnement de l'espace des entrées dépend du nombre de paramètres à optimiser. Le nombre total de paramètres à optimiser est égal à : (Nombre d'entrées+1)*Nombre de règles: $P=(k+1)*R$.

Il existe 3 modes de partitionnement, à savoir (VASILE, 2008) :

- **Grid partitioning (a) :** Cette stratégie a besoin d'un nombre restreint de fonctions d'appartenance (MF) pour chaque entrée. Cependant, elle rencontre le problème de dimensionnalité (nombre de règles de type Si-Alors prohibitivement grand) quand nous avons un nombre modérément grand d'entrées (VASILE, 2008). Afin d'appliquer cette méthode de partitionnement, on a utilisé la fonction "genfis1 de Matlab"
- **Tree partition [Subtractive partition] (b):** Dont laquelle chaque région peut être univoquement indiquée par un arbre de décision. Cette partition soulage le problème de dimensionnalité (VASILE, 2008).

- *Scatter partition [Fuzzy c-means clustering] (c)*: Couvre un sous-ensemble de l'espace d'entrée qui caractérise une région de l'occurrence possible de l'entrée (VASILE, 2008). Chaque point a un degré d'appartenance à plusieurs ensembles. Ainsi, les points se trouvant aux extrémités d'un sous-ensemble A_i , appartiennent à ce même ensemble d'un degré moindre que ceux se trouvant près du centre de cet ensemble. Pour tout point x , on a un ensemble de coefficients donnant son degré d'appartenance au k -ème sous-ensemble. Le centre de gravité d'un sous-ensemble est la moyenne de tous les points pondérés par leur degré d'appartenance. Ce mode de partitionnement s'effectue comme suit (MatLab's help):

- Choix automatique du nombre de sous-ensembles selon les regroupements,
- Attribuer au hasard, à chaque point, les coefficients d'appartenance aux sous-ensembles,
- Répétition de l'opération jusqu'à ce que l'algorithme d'apprentissage converge (variation des coefficients entre deux itérations $< \epsilon$):
 - Calcul du centre de gravité de chaque sous-ensemble,
 - Calcul les coefficients d'appartenance de chaque point.

L'application de cette méthode de partitionnement a été faite par la fonction "genfis3 de Matlab", qui génère un système d'inférence flou des données en utilisant la fcm clustering. Il est à noter aussi, que la fonction d'appartenance utilisée par cette fonction de matlab par défaut est "gaussmf".

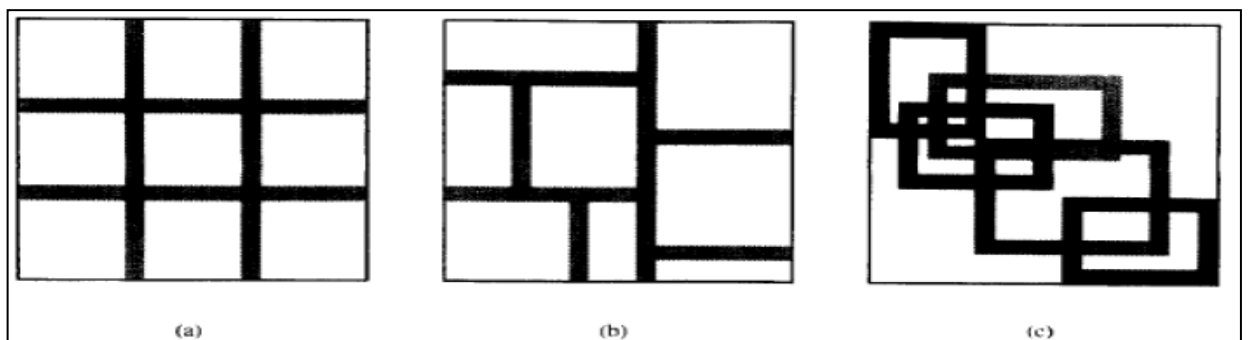


Figure 6: Les trois types de partitionnement de l'espace d'entrée (VASILE, 2008)

4. Conclusion

Les systèmes hybrides Neuro-flous sont utilisés principalement lorsque le modèle mathématique du système physique est difficile à élaborer, ils exploitent des règles floues tirées d'une expertise humaine pour modéliser le comportement dynamique du système. La commande à base de neuro-flou permet de définir une loi de commande numérique à partir des capacités d'apprentissage du réseau de neurone et de la lisibilité et la souplesse de la logique floue.

Nous avons présentés dans ce chapitre une description générale de la théorie floue et Neuro-floue afin de faciliter et d'explicitier leur mode d'application.

**Chapitre IV. APPLICATION DE LA
MODELISATION PLUIE-DEBIT
AU BASSIN VERSANT DE L'ISSER
(LAKHDARIA)**

1. Présentation de la région d'étude

Le réseau hydrologique algérien est divisé en 6 bassins hydrographiques et 17 bassins versants (Figure 7).

Le régime d'écoulement des cours d'eau algériens est généralement permanent, cependant les affluents secondaires et tertiaires présentent un écoulement faible et temporaire (Benkaci, 2006).

Pour nos besoins de modélisation de la relation pluie-débit, nous avons choisi le bassin versant de l'Oued ISSER. Les données nécessaires pour ce type d'étude sont les chroniques concomitantes de pluie, d'ETP et de débits liquides au mêmes pas de temps.

Les données pluviométriques et hydrométriques utilisées ont été recueillies au niveau de l'Agence Nationale des Ressources Hydrauliques.

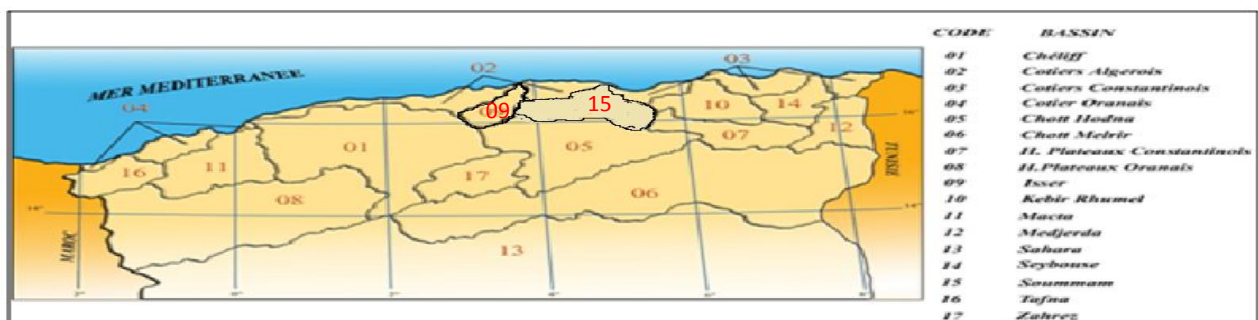


Figure 7 : Carte des bassins versants de l'Algérie

1.1. Description du bassin versant

Le bassin versant de l'ISSER codé (09) par l'ANRH, est situé au Nord de l'Algérie. Sa superficie totale est de 4170 Km² de Ain BOUCIF jusqu'à l'embouchure du bassin. Une partie du bassin est drainée par l'Oued Mellah et l'Oued Hammam, ces deux (2) oueds forment l'ISSER qui se ramifie en plusieurs affluents (BENKACI, 2006). Le bassin de l'ISSER est limité au Nord par la mer et le bassin versant du Côtier Algérois, au sud Ouest par le bassin du Cheliff, au Sud Est par le bassin de Chott HODNA, et à l'Est par le bassin de la SOUMMAM (Figure 7).

Le bassin versant de l'ISSER présente une forme allongée sur l'axe Sud-Ouest (Ain Boucif/Beni Slimane) à Nord-Est (mer Méditerranée). Il est de type montagneux et se trouve à une altitude moyenne de 750 m et on note une côte maximale de 1810 m à Djebel Dira.

1.1.1. Climat

Le climat du bassin est méditerranéen, froid et humide en hiver, chaud et sec en été. La pluviométrie moyenne varie entre 600 et 800 mm par an. L'évapotranspiration potentielle annuelle est de l'ordre de 1300 mm calculée d'après la formule de l'ANRH. L'apport moyen interannuel qui arrive à la station de LAKHDARIA est de 338,7 Hm³ (Carnet de l'ABH, Mai 2002).

1.1.2. Caractéristiques géomorphologique du bassin versant

Le bassin de l'Isser est formé en majeure partie de roches tendres (marnes et argiles), situées en pente, et qui sont facilement érodables. La nature tendre des matériaux et le régime hydrique irrégulier ont contribué à la formation d'un réseau hydrographique dense de type arborescent. Les oueds sont en crue durant les périodes de pluies, mais deviennent inactifs dès que s'annonce la saison sèche. Au regard de la forte densité de drainage du BV obtenues au niveau des stations (Pont de Latraille, Lakhdaria et à l'embouchure), le bassin versant est vulnérable aux fortes crues.

Il se caractérise par un couvert végétal peu dense localisé au centre et présente 20% de la superficie totale. Le reste de la surface, soit 80%, est occupée par des cultures essentiellement céréalières et fourragères.

1.2. Données utilisées

1.2.1. Données hydrométriques

L'oued Isser est principalement contrôlé par deux stations hydrométriques: Pont de Latraille à l'amont et Lakhdaria à l'aval.

La station hydrométrique utilisée est celle de LAKHDARIA codée (09 05 01) par l'ANRH. Elle se situe à une altitude de 90m et couvre une superficie de 3615 Km².

Les données hydrométriques ont été recueillies au près de l'ANRH. La période d'observations s'étend de Septembre 1971/1981, Mai 1982/Aout 2002 et de Septembre 2004/Aout 2010.

Les données obtenues ont été transformées en lames journalières (mm), puis mensuelles.

Tableau 6: Caractéristiques du BV de l'Issr-Station hydrométrique Lakhdaria (ANRH)

Mise en service	01/01/1969
X	579,10
Y	368,75
Surface (Km ²)	3615,00
Périphérie (Km)	270,00
Longueur du cours d'eau principal (Km)	200,00
Altitude moyenne (m)	750,00
Altitude minimale (m)	90,00
Indice de pente	0,11

1.2.2. Données pluviométriques

Afin de balayer toute (ou au moins en partie) la pluviométrie générant le débit qui arrive à la station de Lakhdaria, on a utilisé la méthode des polygones de Thiessen pour déterminer les précipitations moyennes du bassin versant aux deux pas de temps mensuel et journalier.

Le choix des stations s'est fait de telle sorte à ne prendre en compte que la pluviométrie qui contribue à la génération du débit à Lakhdaria, et ce en occultant la partie allant au barrage de Koudiet Acerdoune, afin que les résultats d'une éventuelle prévision dans le futur concordent avec l'état réel des lieux, cette situation résulte de la mise en service de ce barrage en 2008. L'influence de la construction de ce barrage sur les débits de la station de Lakhdaria existe à partir de l'année 2008. Ainsi, on peut procéder à l'extension de la série des débits sur la période de Septembre 2002 à Aout 2004.

On dispose de trois stations pluviométriques :

- La station de DJEBAHIA (09 04 03) qui dispose une série de mesure de 1980/1990 et 1991/2011.
- La station de BSIBSA (09 04 19) qui dispose d'une série de mesure de 1980 à 2011.
- La station de LAKHDARIA GORGES (09 05 02), dont on ne dispose que des données mensuelles sur la période 1968 à 2008, et de 1990 à 1998 de données journalières.

Les situations des stations sont représentées sur la figure 8.

On a procédé au comblement de lacunes des données mensuelles de l'année 1990/1991 de la station de DJABAHIA par régression linéaire avec les données mensuelles de la station (09 04 02) sur la période 1985/1990, et qui a donné un coefficient de détermination de « 0.83 » et l'équation de régression est : $Y=0.991*X+6.761$

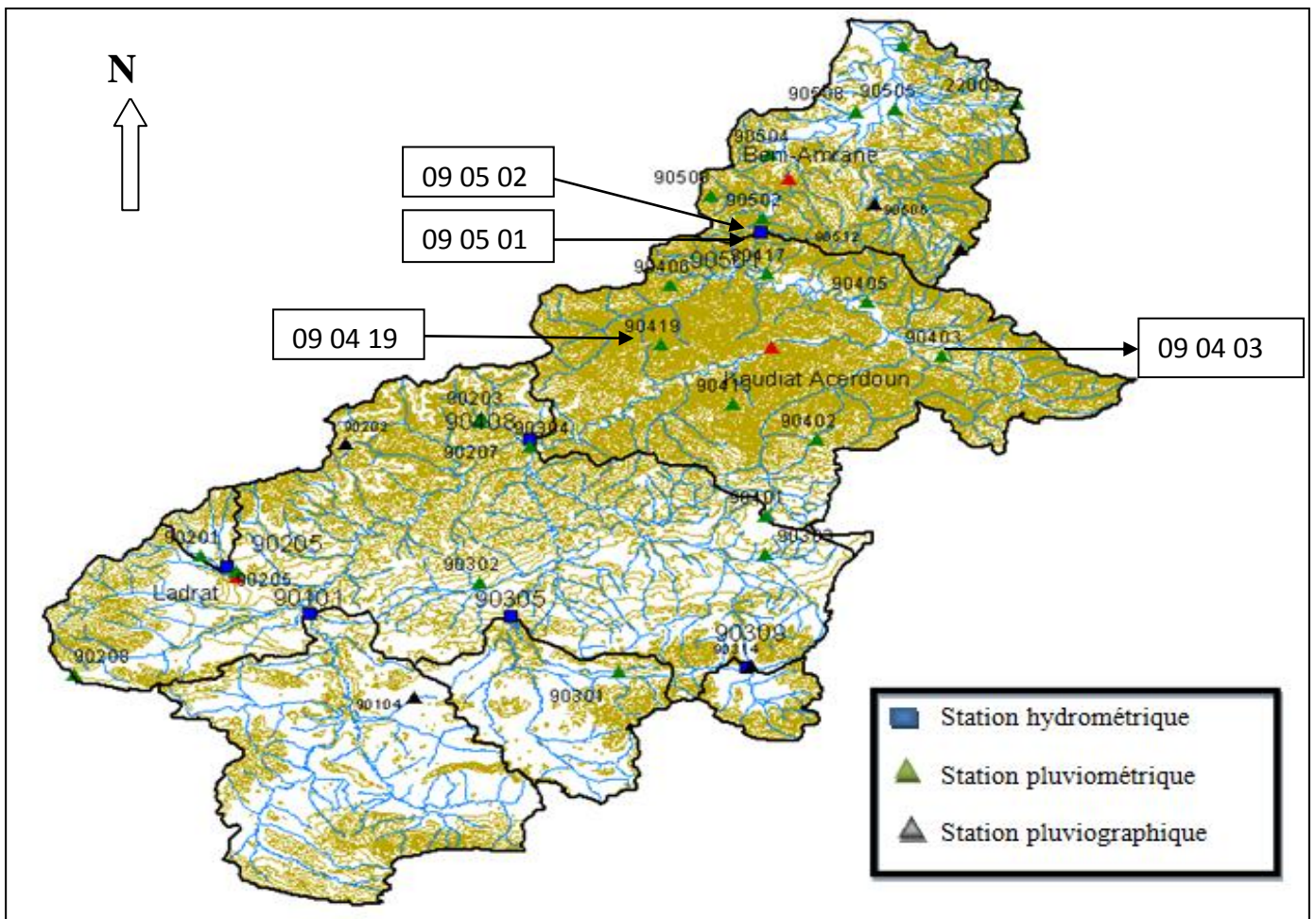


Figure 8: Carte des situations des stations hydro-climatologique du bassin versant de l'Isser

2. Modélisation de la relation pluie-débit par les modèles conceptuels

Les paramètres des modèles que nous nous proposons de tester sont calés d'après des séries de données, censées fournir au modèle l'information suffisante pour permettre d'identifier les caractéristiques du comportement du bassin. La validité de l'utilisation du jeu de paramètres obtenus, en dehors de la période de calage, repose sur une hypothèse de stationnarité du comportement du bassin. Or cette dernière est conditionnée par une

évolution non significative des conditions climatiques (nous entendons ici l'absence de changement climatique à long terme et non des variations interannuelles) et du contexte physique du bassin (Perrin, 2000).

2.1. Modèle au pas de temps mensuel : GR2M

La procédure de calage consiste à déterminer les paramètres optimisés à partir des différents critères d'efficacité en variant les périodes de calage et de validation. Les paramètres retenus sont ceux pour lesquels les critères d'efficacité sont optimaux.

On a procédé comme suit :

- Variation de la période de calage de $[(2/3)*N]$ à $[N-1]$, N étant le nombre d'années de la série mensuelle.
- On fixe la période de calage quand les valeurs des paramètres du modèle se stabilisent et que les critères d'efficacité s'améliorent simultanément en phase validation et calage, ce qui a été atteint à partir de 15 ans de calage sur une série de 20 ans.
- Afin de prendre la période la plus longue pour le calage, et balayer les deux régimes climatiques (humide et sec) en validation, on a pris trois (3) ans de validation qui incluent : une année sèche (2001/2002) et deux (2) années humides (2000/2001) et (1999/2000). Comme cette période représente aussi la période pour laquelle les critères d'efficacité sont optimaux en phase de validation.

Les tableaux des résultats sont présentés ci-après :

Tableau 7: Variation des critères d'efficacité en fonction des périodes de calage pour le modèle GR2M

Période	CALAGE					
	NSE %	NSE m %	PBIAS%	RSR	R ²	wr ²
may1982-Aout 1996	75.00	54.90	-1.60	0.50	0.75	0.53
may1982-Aout 1997	75.10	56.70	2.44	0.50	0.75	0.53
may1982-Aout 1998	73.20	54.01	0.01	0.52	0.73	0.52
may1982-Aout 1999	72.80	54.90	-2.10	0.52	0.74	0.54
may1982-Aout 2000	73.40	54.90	-1.50	0.51	0.74	0.52

Tableau 8: Variation des critères d’efficacité en fonction des périodes de validation pour le modèle GR2M

Période	VALIDATION					
	NSE %	NSE m %	PBIAS%	RSR	R ²	wr ²
Sept 1996-Aout 2002	84.60	59.90	-12.30	0.39	0.85	0.78
Sept 1997-Aout 2002	64.20	50.70	-34.34	0.60	0.79	0.85
Sept 1998-Aout 2002	75.60	58.90	-23.70	0.49	0.87	0.80
Sept 1999-Aout 2002	87.10	64.90	-8.80	0.36	0.88	0.83
Sept 2000-Aout 2002	83.10	56.90	-3.90	0.41	0.84	0.77

La période d’étude retenue s’étend de Mai 1982 à Aout 2002 :

- Mise en route de Mai 1982 à Mai 1983 (12 mois),
- Calage de Mai 1983 à Aout 1999 (16 ans et 4 mois : 195 mois),
- Validation de Septembre 1999 à Aout 2002 (2 ans et 11 mois : 35 mois).

Les paramètres donnés par calage manuel sont :

- X1 : Capacité max. du sol : 180,00 mm,
- X2 : Echange souterrain : 0,75.

1.2.3. Evaluation graphique

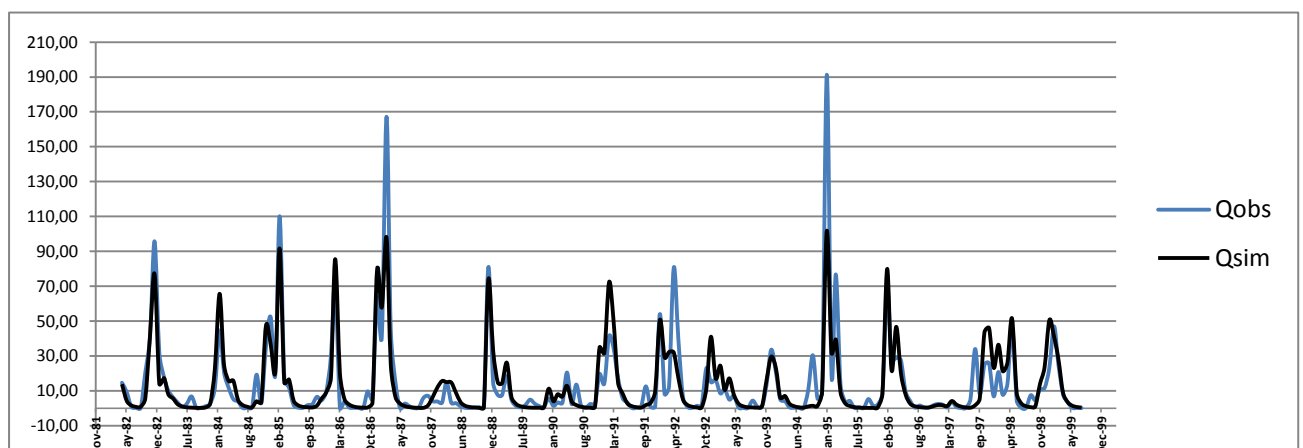


Figure 9: Evolution du débit dans le temps en phase de calage du modèle GR2M.

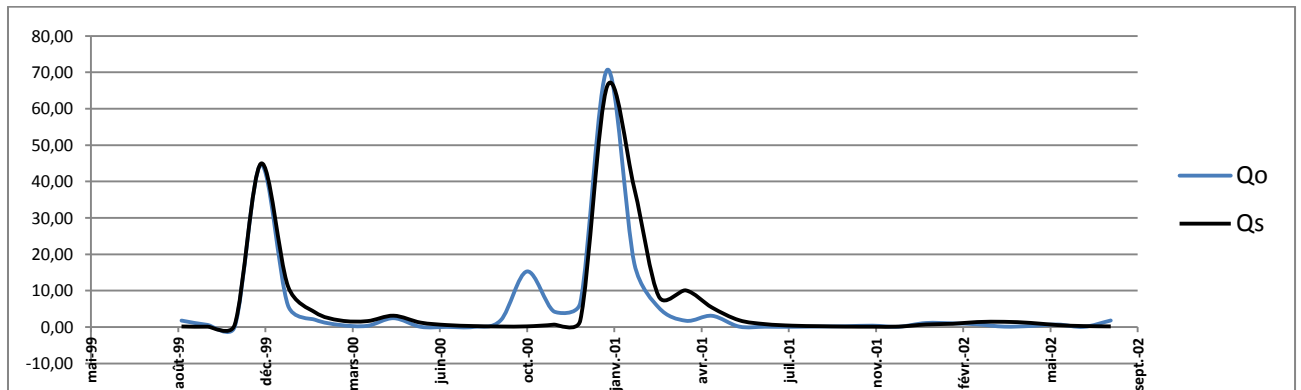


Figure 10: Evolution du débit dans le temps en phase de validation du modèle GR2M.

A première vue, on remarque que le modèle ne simule pas bien les débits élevés (>100mm), mais reproduit bien les débits moyens et les débits d'étiages.

1.2.4. Evaluation analytique

Pour notre étude, on a choisi six (6) critères pour évaluer la performance du modèle, et aussi pour juger de l'efficacité de ces critères afin d'en retenir les plus pertinents.

Le tableau des résultats est présenté ci-dessous :

Tableau 9: Résultats des performances du modèle GR2M

Critère d'efficacité	Calage	Validation
Nash-Sutcliffe (NSE) (%)	72.8	87.1
NSEm (NSE modifié) (%)	53.5	64.9
D (index of agreement) (%)	91.4	96.7
PBIAS (%)	-2.1	- 8.8
RSR	0.52	0.36
Coefficient de détermination R^2	0.74	0.88
Coefficient de détermination pondéré	0.53	0.83

- Concernant les critères adimensionnels : NSE, NSEm et D, on remarque bien que le D donne un très bon résultat malgré que le modèle a considérablement sous-estimé les deux (2) pics de la phase calage (février 1987 et janvier 1995) et qu'il y a eu une sous-estimation plus ou moins importante lors de la phase validation. Ce qui confirme l'insensibilité de ce critère aux sous/surestimations des prédictions ce qui nous mène à écarter ce critère lors de la validation de notre modèle.

- En comparant le critère NSE et NSEm, on remarque que le NSEm est nettement inférieur à NSE, et que le NSEm est plus sensible aux sous-estimations des prédictions. Le NSE nous indique qu'on a une bonne simulation en calage et une très bonne simulation en validation, quant au critère NSEm, il nous indique qu'on a une simulation satisfaisante en calage et en validation. Donc le mieux est de choisir le critère de Nash-Sutcliffe modifié comme critère adimensionnel de validation, surtout si on s'intéresse à l'étude des phénomènes extrêmes comme les prévisions de crues, sinon, si on ne s'intéresse qu'à l'évolution du débit dans le temps, le NSE est assez représentatif.
- D'après les résultats obtenus par (Arnold et al., 2007), $|PBIAS| < 10\%$ et donc on a une très bonne simulation en calage et en validation, et le modèle reproduit parfaitement l'évolution des débits, ce qui est confirmé par l'analyse graphique de la simulation.
- Le RSR indique qu'on a une bonne simulation en phase calage et une très bonne simulation en validation.
- Le R^2 pondéré (wr^2) indique une plus mauvaise distribution que celle donnée par le R^2 en phase de calage, mais le fait d'occulter les deux (2) pics donne un « wr^2 » de 0,83 et un R^2 de 0,87. Quant à la phase de validation, l'absence de valeurs très grandes comparé à la phase de calage, fait que le « wr^2 » n'a pas baissé considérablement comparé au calage.

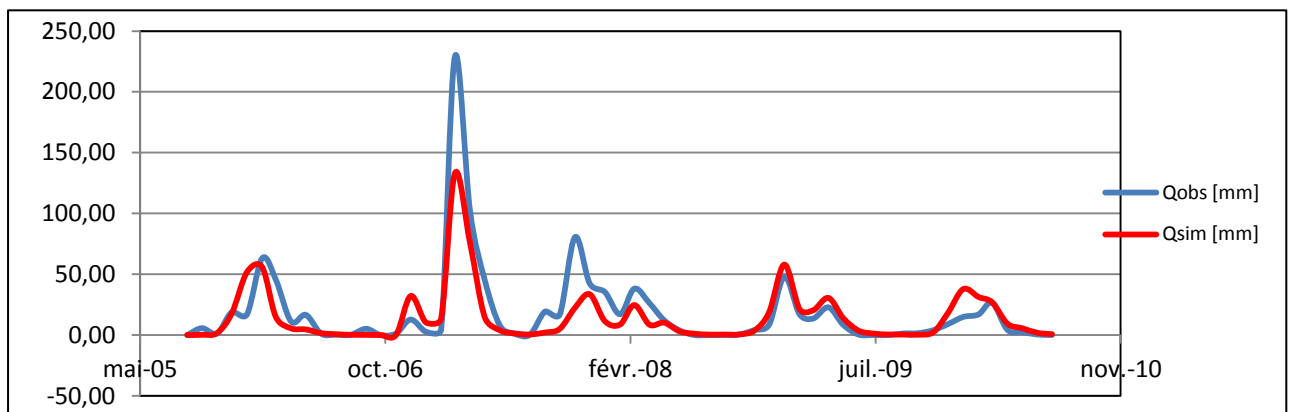
En conclusion, on dira qu'en plus de l'analyse graphique, on choisira le « PBIAS » pour évaluer la tendance de la simulation, le « RSR » pour quantifier l'erreur, le « NSE » si on s'intéresse à l'étude globale du phénomène et le « NSEm » si on s'intéresse à l'étude des événements extrêmes max., et le « wr^2 » pour évaluer la distribution de la variable simulée par rapport à l'observée. On pourra ensuite procéder à l'extension de la série des débits mensuels, en prenant en considération l'incapacité du modèle à la reproduction des grandes valeurs.

Les résultats de simulations étant très satisfaisants, on procédera à la validation sur une deuxième période (de Septembre 2005 à Juillet 2010 (5 ans)).

Tableau 10: Résultats de la modélisation de la relation pluie débit sur la période de validation (02) du modèle GR2M

Critère d'efficacité		Validation 02
Nash-Sutcliffe (NSE)	(%)	71.10
PBIAS	(%)	18.87
RSR		53.65

Les critères d'efficacité donnés sur cette période indiquent une bonne simulation du débit, avec une sous-estimation. On peut alors appliquer ce modèle pour l'extension de la série hydrométrique sur la période de Septembre 2002 à Aout 2005.

**Figure 11: Evolution du débit dans le temps pour la période de validation (02) du modèle GR2M**

On note de l'évolution du débit simulé dans le temps, que le modèle GR2M sous-estime toujours les grandes valeurs.

Mais étant donné la performance du modèle sur toute la période restante, et aussi des indications des critères d'efficacité, on peut alors appliquer ce modèle pour l'extension de la série hydrométrique sur la période de Septembre 2002 à Aout 2005, en apportant une critique si la pluviométrie dépasse un seuil de 180 mm en moyenne.

2.2. Modèle au pas de temps journalier: GR4J

Le choix de la période calage / validation a été effectué selon la même procédure suivie pour le modèle GR2M.

Tableau 11: Variation des critères d'efficacité en fonction des périodes de calage pour le modèle GR4J

Priode	CALAGE									
	NSE %	NSEm %	RSR	PBIAS %	R ²	wr ²	X1	X2	X3	X4
1991-1995	77,30	53,90	0,48	12,90	0,78	0,57	135,00	-1,30	27,00	1,98
1991-1996	77,40	54,56	47,53	10,81	0,78	0,57	145,00	-1,20	25,00	2,00
1991-1997	70,80	53,95	0,54	24,32	0,74	0,44	186,00	-1,50	21,00	1,98

Tableau 12: Variation des critères d'efficacité en fonction des périodes de validation pour le modèle GR4J

Période	VALIDATION									
	NSE %	NSEm %	RSR	PBIAS %	R ²	wr ²	X1	X2	X3	X4
1996-1998	41,40	28,51	0,76	-39,21	0,53	0,41	135,00	-1,30	27,00	1,98
1997-1998	32,10	28,03	0,66	-43,66	0,44	0,29	145,00	-1,20	25,00	2,00
1998	64,10	41,54	0,59	-24,28	0,67	0,54	186,00	-1,50	21,00	1,98

La période d'étude retenue s'étend du 1^{er} Janvier 1990 au 31 décembre 1998 (9 ans) :

- Mise en route du 1^{er} Janvier 1990 au 31 Décembre 1990 (1 an),
- Calage du 1 Janvier 1991 au 31 Décembre 1997 (7 ans),
- Validation du 1 Janvier 1998 au 31 Décembre 1998 (1 an).

Les paramètres donnés par calage manuel sont :

- X1 : Capacité max. du sol : 186,00 mm,
- X2 : Echange souterrain : -1,5
- X3 : Capacité du réservoir routage : 21,00 mm,
- X4 : Temps de montée de l'hydrogramme de crue unitaire : 1,98 jours.

1.2.5. Evaluation graphique

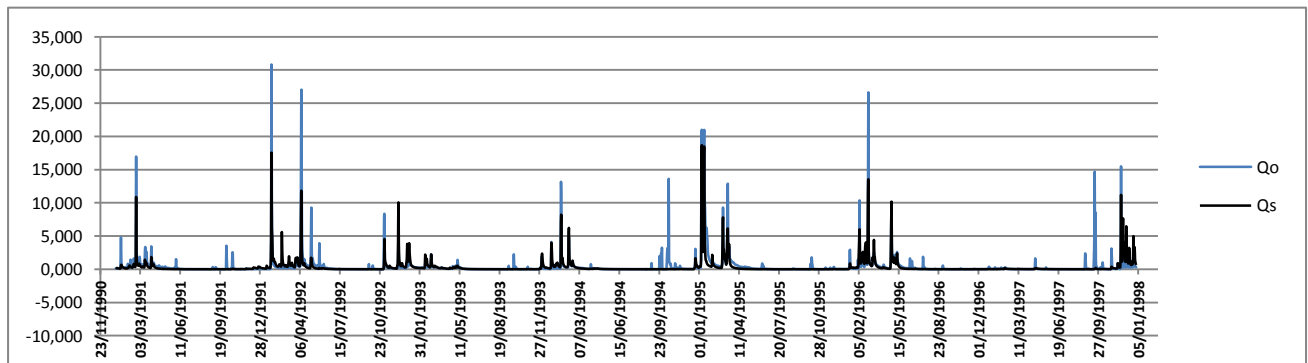


Figure 12: Evolution du débit dans le temps en phase calage du modèle GR4J.

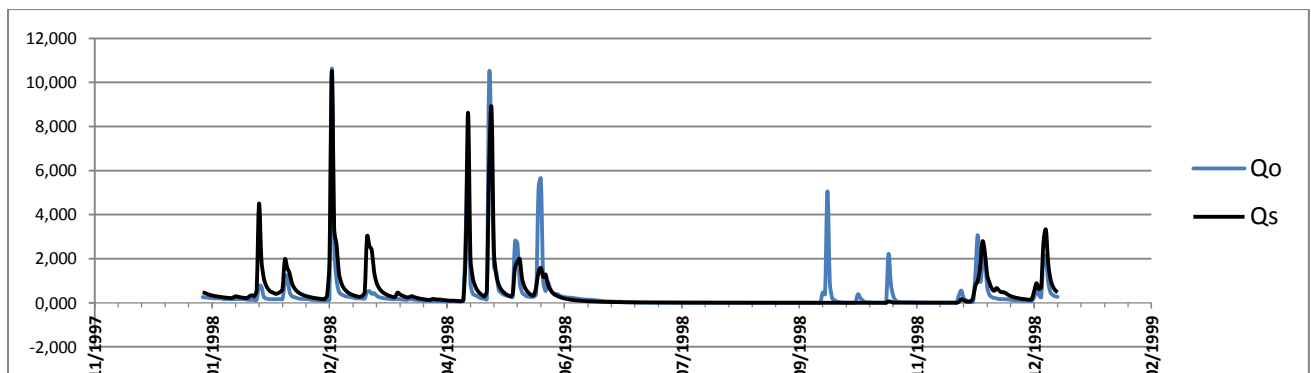


Figure 13: Evolution du débit dans le temps en phase validation du modèle GR4J

A première vue, on constate comme pour le modèle mensuel, que le modèle ne simule pas en totalité les grandes valeurs, comme il y a des débits qui n'ont pas été simulés en phase calage et validation, et que les événements simulés sont en majeure partie surestimés.

1.2.6. Evaluation analytique

Les mêmes critères que le GR2M, ont été sélectionnés pour évaluer la performance du modèle GR4J.

Le tableau des résultats est présenté ci-dessous :

Tableau 13: Résultats des performances du modèle GR4J

Critère d'efficacité	Calage	Validation
Nash-Sutcliffe (NSE) (%)	70.8	64.1
NSEm (NSE modifié) (%)	53.95	41.54
D (index of agreement) (%)	89.33	90.05
PBIAS (%)	24.32	-24.28
RSR	0.54	0.59
Coefficient de détermination R ²	0.74	0.67
Coefficient de détermination pondéré	0.44	0.54

D'après les résultats obtenus par (Arnold et al., 2007), le NSE est satisfaisant pour les phases calage et validation ($> 50\%$), mais le NSEm qui a été jugé plus performant donne une mauvaise indication pour la période de validation. Ce qui nous indique que le pouvoir prédictif du modèle dans notre cas n'est pas assez satisfaisant.

Le D donne un résultat très satisfaisant malgré le fait que le modèle ne simule pas bien tous les événements, ce qui nous mène à écarter ce critère lors de la validation.

Le PBIAS indique que la tendance de la prédiction suit la tendance des observations d'une façon plus ou moins satisfaisante ($|PBIAS| \leq 25\%$), avec une surestimation en phase calage et une sous-estimation en phase validation.

Le RSR indique que les erreurs du modèle ne sont toutefois pas aussi importantes au point de négliger ses performances ($RSR \leq 0.7$).

Le coefficient de détermination R^2 donne une bonne indication en phase calage et validation, ce qui exprime une bonne distribution entre les valeurs simulées et observées. Ces valeurs plus ou moins faibles s'expliquent par les événements non simulés. Quant au « wr^2 », il donne un meilleur résultat en phase validation. Ces valeurs faibles sont dues aux événements non simulés et aux valeurs extrêmes, tel que le calage sous estime les simulations de 40% et la validation de 20% (suivant la pente de la droite de régression), mais les faibles débits sont aussi parfaitement reproduits en calage qu'en validation tel que le (a) de l'équation de régression s'approche de zéro dans les deux cas (calage et validation).

En conclusion, le modèle est validé en prenant en considération les intervalles de validation des modèles suivants les critères : NSE, PBIAS et RSR, malgré les inconvénients rencontrés. Mais il serait préférable de passer par d'autres modèles comme ceux de l'intelligence artificielle pour mieux cerner le problème de la modélisation journalière surtout si on s'intéresse à l'étude des événements extrêmes, et aux évaluations de risques liés à la ressource en eau.

3. Modélisation de la relation pluie-débit par le modèle neuro-flou

Le modèle sera testé pour différents nombres de variables d'entrée afin d'améliorer sa performance de telle sorte à remédier aux inconvénients des modèles conceptuels. Pour ce faire, on appliquera les deux méthodes de partitionnement de l'espace des entrées:

- Scatter partition (SP) en variant les périodes de calage/validation. Le nombre de règles optimal et la fonction d'appartenance seront fixés par le modèle,
- Grid partition (GP) en variant le nombre de règles et la fonction d'appartenance, jusqu'à arriver au nombre de règles maximum. La période de calage/validation utilisée pour cette méthode est la même que pour le modèle conceptuel étudié.

Les critères d'efficacité utilisés sont le : le coefficient de Nash-Sutcliffe(NSE), le NSE modifié, le RSR et le PBIAS.

3.1. Modélisation pluie-débit au pas de temps mensuel

Remarque: La légende de tous les graphes est la suivante:

—	: Débit simulé
—	: Débit observé

3.1.1. Modèle à une entrée

On a étudié la relation pluie débit en fonction de la seule entrée : La pluie, qui représente la variable de forçage principale du phénomène de génération des débits:

$$Q[\text{mm}] = F[P(t)]$$

Les résultats donnés sont présentés dans les tableaux ci-dessous:

➤ Scatter partition

Tableau 14: Résultats des performances du modèle Neuro-Flou à une entrée (P) au pas de temps mensuel (SP)

CALAGE					VALIDATION				
Période	NSE %	NSE m %	PBIAS %	RSR	Période	NSE %	NSE m %	PBIAS %	RSR
5/82 - 8/97	55,88	36,74	-7,96	0,66	9/97 - 8/02	50,44	32,06	-52,93	0,7
5/82 - 8/98	54,91	37,14	-7,33	0,67	9/98 - 8/02	62,7	35,82	-44,11	0,61
5/82 - 8/99	54,16	36,65	-6,97	0,68	9/99 - 8/02	76,44	37,71	-60,59	0,48
5/82 - 8/00	54,27	37,37	-7,17	0,68	9/00 - 8/02	86,28	46,51	-51,01	0,37

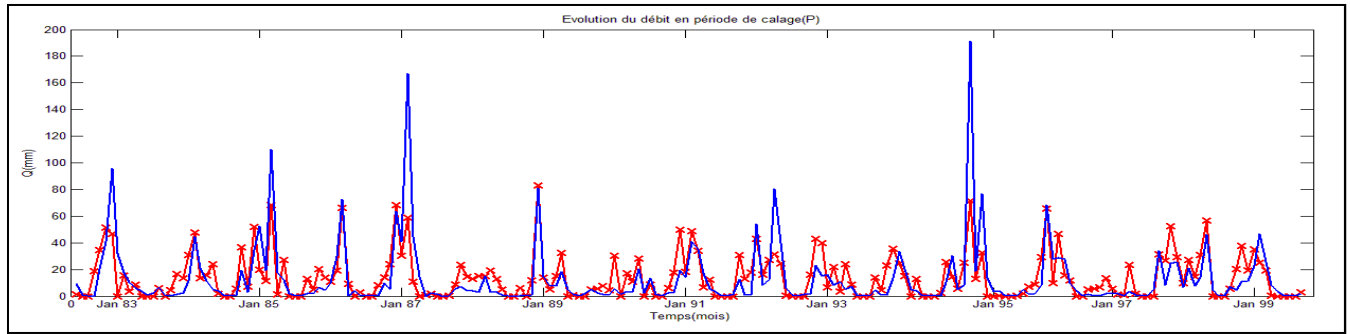


Figure 14: Evolution du débit dans le temps en période de calage du modèle neuro-flou à une entrée (P) au pas de temps mensuel (SP)

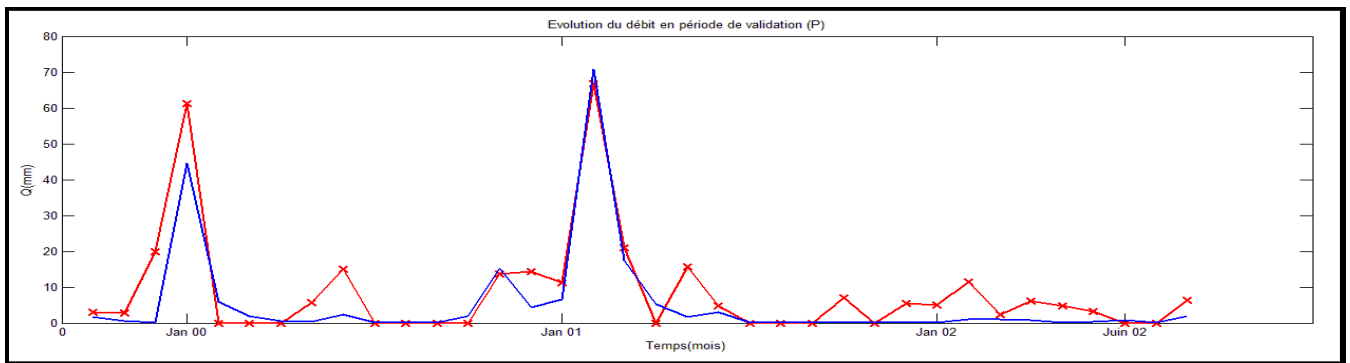


Figure 15: Evolution du débit dans le temps en période de validation du modèle neuro-flou à une entrée (P) au pas de temps mensuel (SP)

On remarque pour cette méthode que les pics de calage ne sont pas reproduits, et que les débits faibles de la validation sont surestimés.

Les critères d'efficacité sont satisfaisants. Le NSE touche la barre de 50% mais le NSEm est insatisfaisant. Cela est dû à la sous-estimation des pics et la surestimation des étiages.

On constate qu'en augmentant la période de calage, les critères d'efficacité s'améliorent en phase de calage et de validation.

➤ Grid partition

Tableau 15: Résultats des performances du modèle Neuro-Flou à une entrée (P) au pas de temps mensuel (GP)

	Calage	Validation	Calage	Validation	Calage	Validation	Calage	Validation
R	2		4		5		6	
NSE	61,66	63,99	68,53	76,89	70,6	72,31	75,85	16,49
NSEm	42,51	28,34	47,08	35,92	47,45	33,94	49,59	22,29
RSR	0,62	0,6	0,56	0,48	0,54	0,53	0,49	0,91
PBIAS	-2,80E-06	-78,66	1,60E-05	-69,35	0,0002	-70,33	-0,0003	-87,72

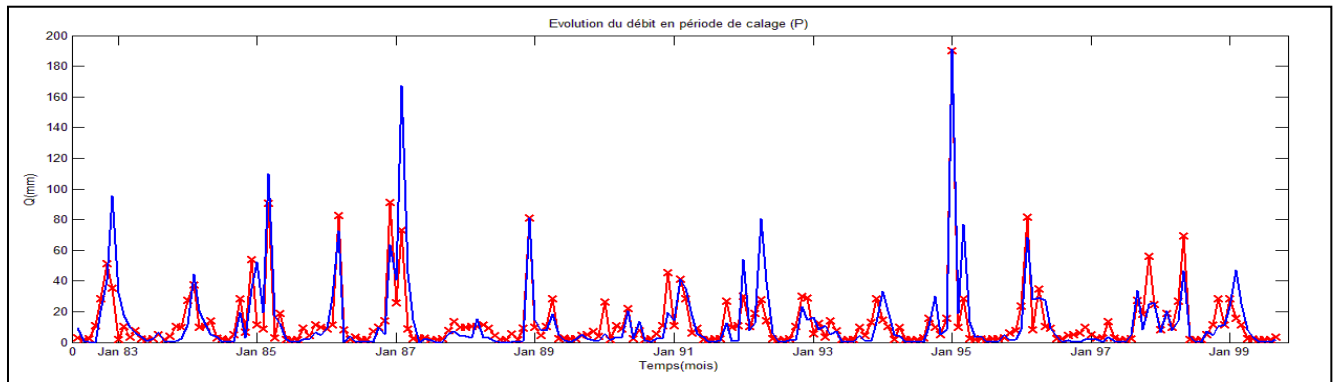


Figure 16: Evolution du débit dans le temps en période de calage du modèle neuro-flou à une entrée (P) au pas de temps mensuel (GP)

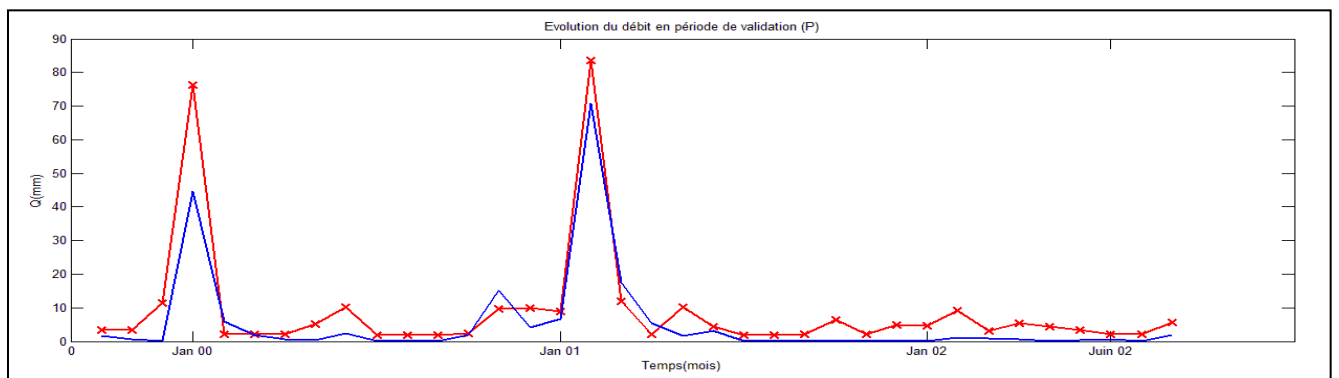


Figure 17: Evolution du débit dans le temps en période de validation du modèle neuro-flou à une entrée (P) au pas de temps mensuel (GP)

L'évolution du débit simulé dans le temps, indique que le modèle à une seule entrée avec cette méthode de partitionnement, simule plus ou moins bien les grandes valeurs (1 pics sur 2) en phase calage, et ce pour un nombre de règles égal à 5.

On remarque que les critères d'efficacité s'améliorent en augmentant le nombre de règles jusqu'à 5, mais se détériorent en dépassant cette limite jusqu'à arriver au nombre de règles maximum à ne pas dépasser.

On conclut pour le modèle à une seule entrée, que la méthode de partitionnement "Grid partition" présente une meilleure simulation des grandes valeurs.

3.1.2. Modèle à deux entrées

3.1.2.1. Introduction de l'ETP

Le modèle à une seule entrée n'ayant pas apporté une amélioration par rapport au modèle conceptuel, nous a mené à introduire la deuxième variable qui conditionne le cycle hydrologique et qui représente la première perte du système qui est l'évapotranspiration(ETP):

$$Q[mm] = F[P(t), ETP(t)]$$

Les résultats de ce modèle sont présentés dans les tableaux suivants:

➤ Scatter partition

Tableau 16: Résultats de performance du modèle neuro-flou à deux entrées (P et E) en phase calage au pas de temps mensuel (SP)

CALAGE					VALIDATION				
Période	NSE %	NSE m %	PBIAS %	RSR	Période	NSE %	NSE m %	PBIAS %	RSR
5/82 - 8/97	56,82	37,51	-5,69	0,66	9/97 - 8/02	53,84	40,54	-42,91	0,68
5/82 - 8/98	55,7	38,14	-5,16	0,66	9/98 - 8/02	65,7	42,56	-33,41	0,58
5/82 - 8/99	54,96	37,56	-5,01	0,67	9/99 - 8/02	79,93	47,62	-47,21	0,44
5/82 - 8/00	55,01	38,18	-5,45	0,67	9/00 - 8/02	89,95	57,00	-36,69	0,32

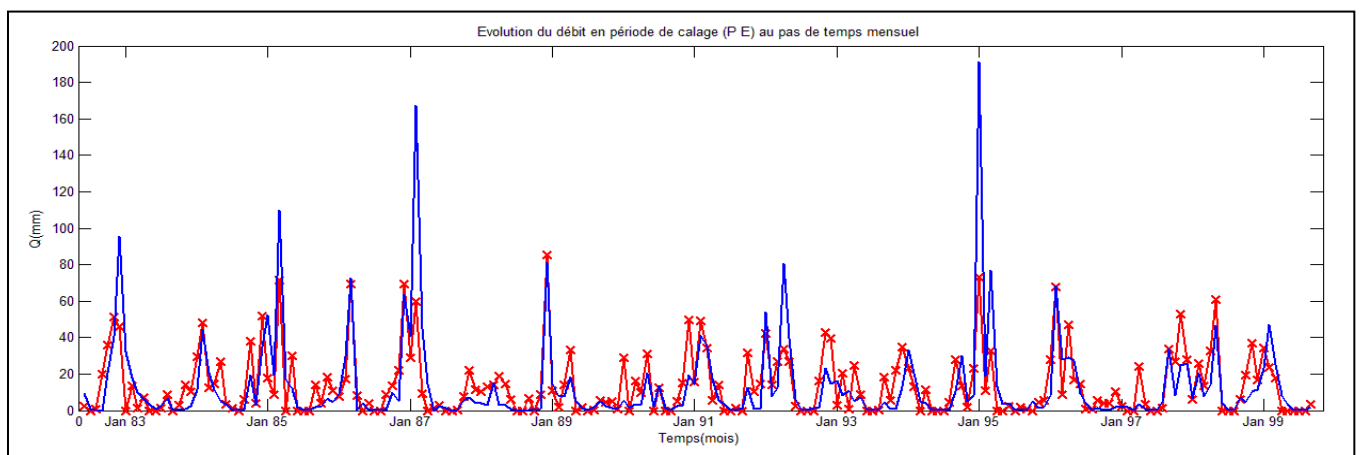


Figure 18: Evolution du débit dans le temps en période de calage du modèle neuro-flou à deux entrées (P et E) au pas de temps mensuel (SP)

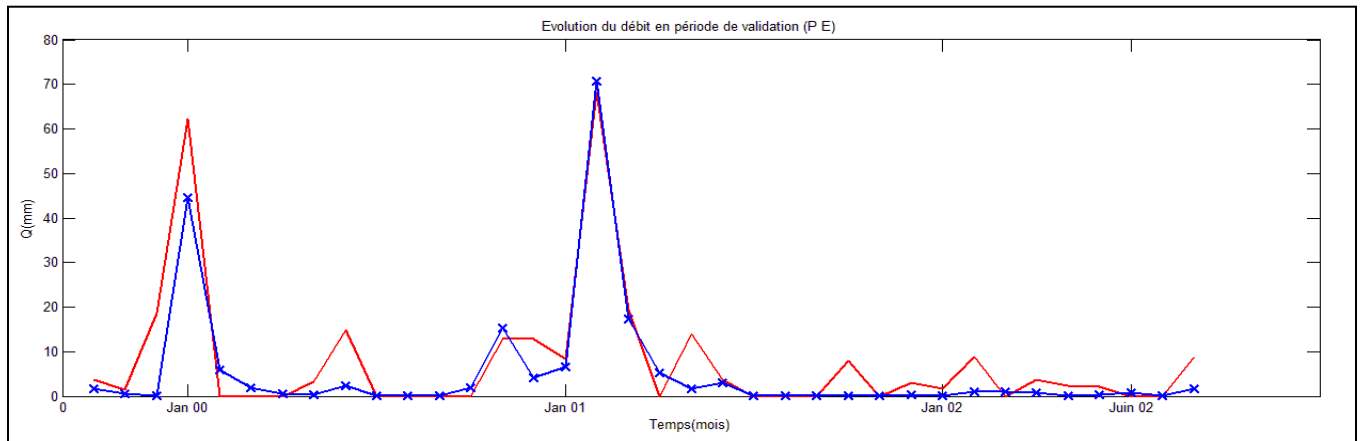


Figure 19: Evolution du débit dans le temps en période de validation du modèle neuro-flou à deux entrées (P et E) au pas de temps mensuel (SP)

Pour cette méthode de partitionnement, on remarque que l'introduction de l'ETP n'apporte pas une amélioration considérable par rapport au modèle à une seule entrée.

➤ **Grid partition**

Tableau 17: Résultats des performances du modèle neuro-flou à deux entrées (P et E) au pas de temps mensuel (GP)

	Calage	Validation	Calage	Validation	Calage	Validation
numMF	2^2		3^2		4^2	
NSE	64,06	62,3	81,59	-871,89	82,04	70,55
NSEm	44,4	24,7	55,86	-108,31	55,92	24,15
RSR	0,6	0,61	0,43	3,12	0,42	0,54
PBIAS	-0,05	-88,01	-0,13	-261,66	-0,13	-81,3

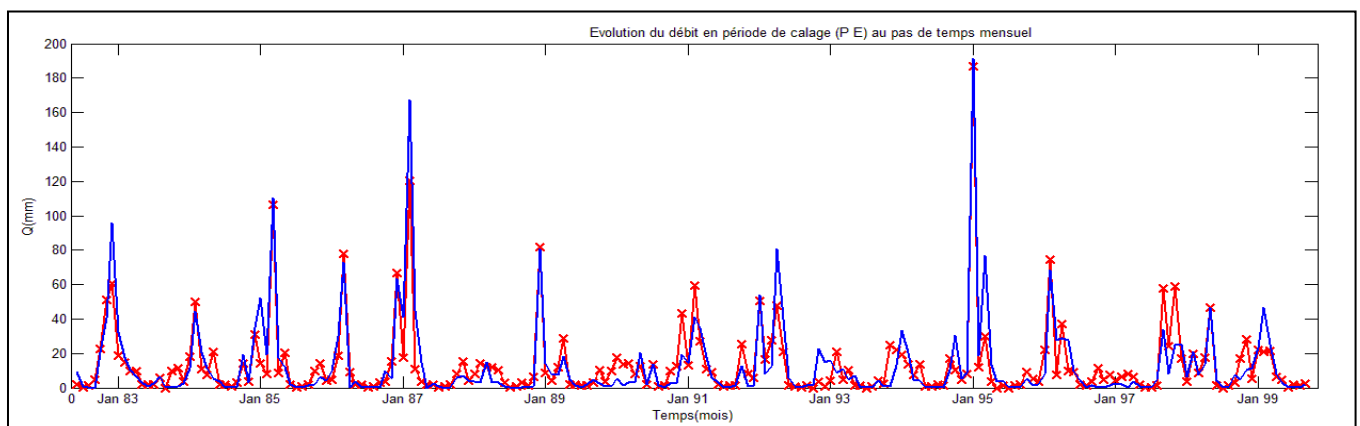


Figure 20: Evolution du débit dans le temps en période de calage du modèle neuro-flou à deux entrées (P et E) au pas de temps mensuel (GP)

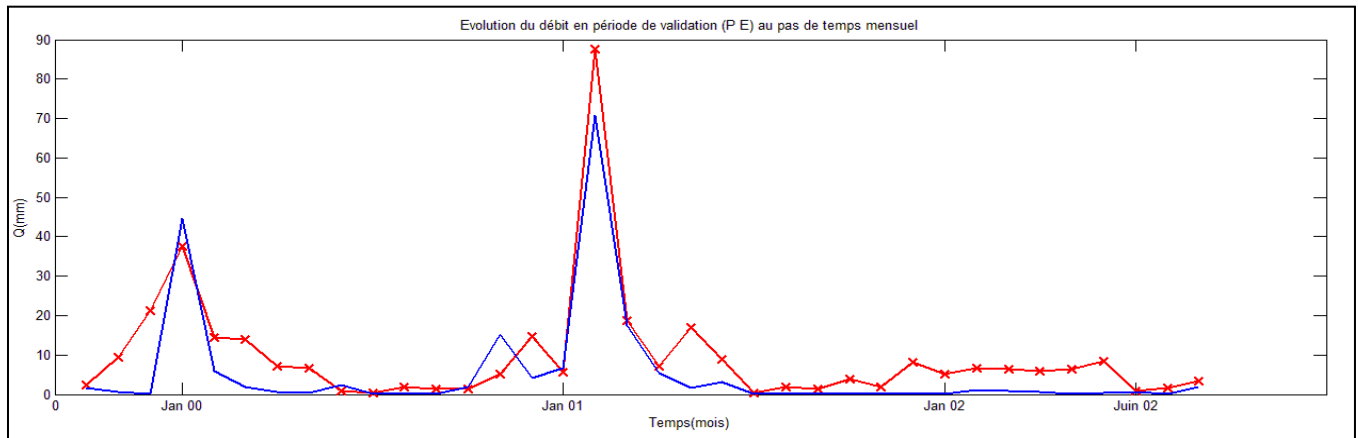


Figure 21: Evolution du débit dans le temps en période de validation du modèle neuro-flou à deux entrées (P et E) au pas de temps mensuel (GP)

L'évolution du débit dans le temps, indique une bonne simulation en phase calage avec reproduction des grandes valeurs et une surestimation en phase de validation, surtout pendant les périodes d'étiages, et ce, pour 16 règles.

L'augmentation du nombre de règles n'améliore pas toujours les résultats de la simulation, il faut donc chercher le nombre de règles qui présente le meilleur résultat.

Les critères d'efficacité indiquent une très bonne simulation en phase de calage, et une bonne simulation en phase de validation. Le PBIAS et le NSEm donnent une mauvaise indication en phase de validation, vu la surestimation des débits faibles.

On conclut pour ce modèle à deux entrées (P, ETP), que la méthode de partitionnement "Grid partition" présente de meilleurs résultats en phase de calage avec reproduction des grandes valeurs, mais présente de plus mauvais résultats en phase de validation par rapport à la "Scatter partition" et au modèle à une seule entrée.

3.1.2.2. Introduction du niveau du réservoir sol

En analysant notre série de données, on a constaté que le second pic a succédé à une période relativement sèche, et que le premier a succédé à une période relativement humide. Dans le 1er cas, toute précipitation qui tombe alimentera le réservoir sol par infiltration. Pour le second cas, il y aura ruissellement direct vu que le sol sera relativement humide.

Cela nous a mené à introduire l'humidité du sol (S) qui tient compte de l'humidité du sol du mois précédent au lieu de l'évapotranspiration (ETP):

$$Q = F[P(t), S(t - 1)]$$

➤ Scatter partition

Tableau 18: Résultats des performances du modèle neuro-flou à deux entrées(P et S) au pas de temps mensuel (SP)

CALAGE					VALIDATION				
Période	NSE %	NSE m %	PBIAS %	RSR	Période	NSE %	NSE m %	PBIAS %	RSR
5/82 - 8/97	59,92	42,12	-12,08	0,63	9/97 - 8/02	53,39	32,57	-60,31	0,68
5/82 - 8/98	58,69	41,39	-11,12	0,64	9/98 - 8/02	69,38	43,58	-49,07	0,55
5/82 - 8/99	58,16	41,58	-10,98	0,64	9/99 - 8/02	79,29	41,99	-56,16	0,45
5/82 - 8/00	58,52	42,55	-11,4	0,64	9/00 - 8/02	82,75	43,92	-47,81	0,41

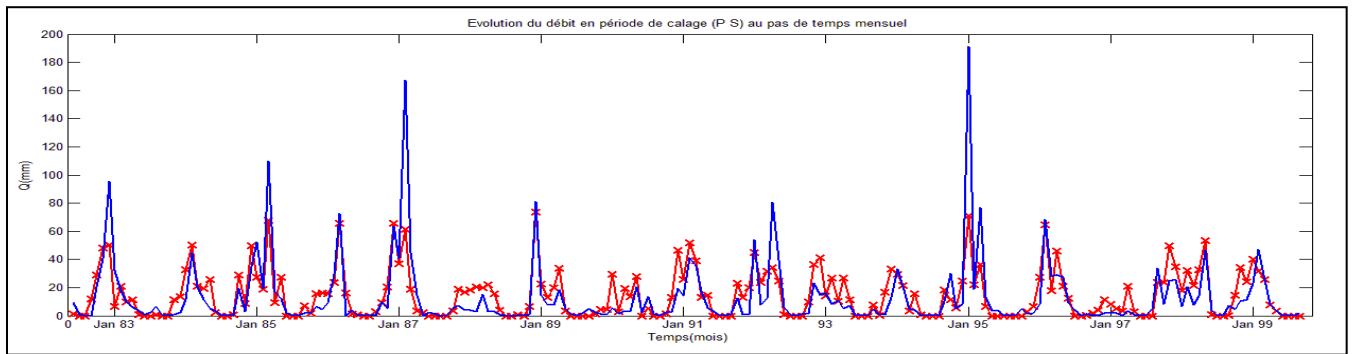


Figure 22: Evolution du débit dans le temps en période de calage du modèle neuro-flou à deux entrées (P et S) au pas de temps mensuel (SP)

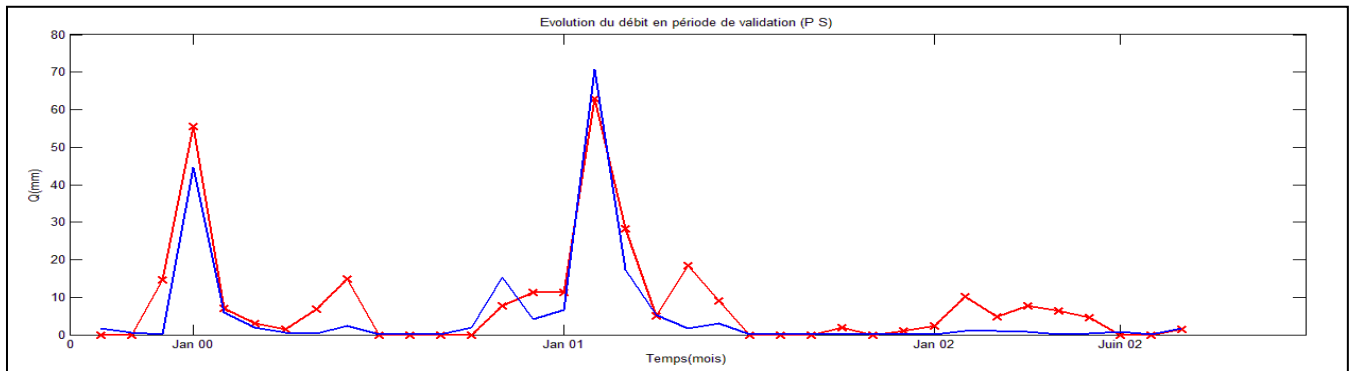


Figure 23: Evolution du débit dans le temps en période de validation du modèle neuro-flou à deux entrées (P et S) au pas de temps mensuel (SP)

On constate pour ce modèle et cette méthode de partitionnement que l'introduction de l'humidité du sol au lieu de l'évapotranspiration apporte une légère amélioration par rapport au modèle à deux entrées (P et ETP), surtout en ce qui concerne la surestimation des débits faibles en phase de validation, ce qui est indiqué par l'évolution graphique du débit simulé dans le temps et surtout par l'indication du PBIAS et le NSEm qui donnent de meilleures indications.

➤ **Grid partition**

Tableau 19: Résultats des performances du modèle neuro-flou à deux entrées (P et S) au pas de temps mensuel (GP)

	Calage	Validation	Calage	Validation	Calage	Validation
R	2^2		3^2		4^2	
NSE	82,21	90,47	88,46	33,89	90,52	58,26
NSEm	59,91	59,94	67,99	27,11	70,36	40,34
RSR	0,42	0,31	0,34	0,78	0,31	0,65
PBIAS	-0,07	-31,35	-0,19	6,75	-0,11	-19,43

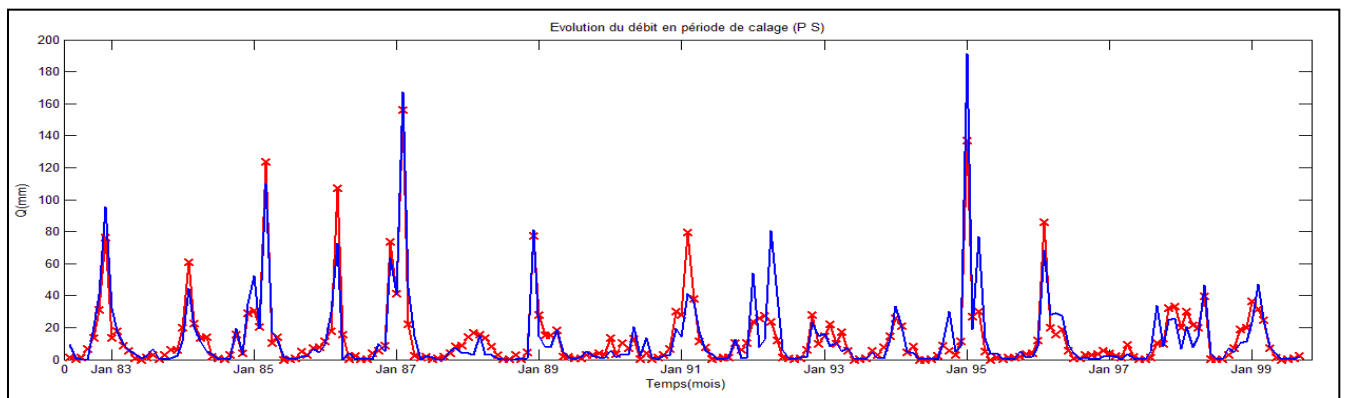


Figure 24: Evolution du débit dans le temps en période de calage du modèle neuro-flou à deux entrées (P et S) au pas de temps mensuel (GP)

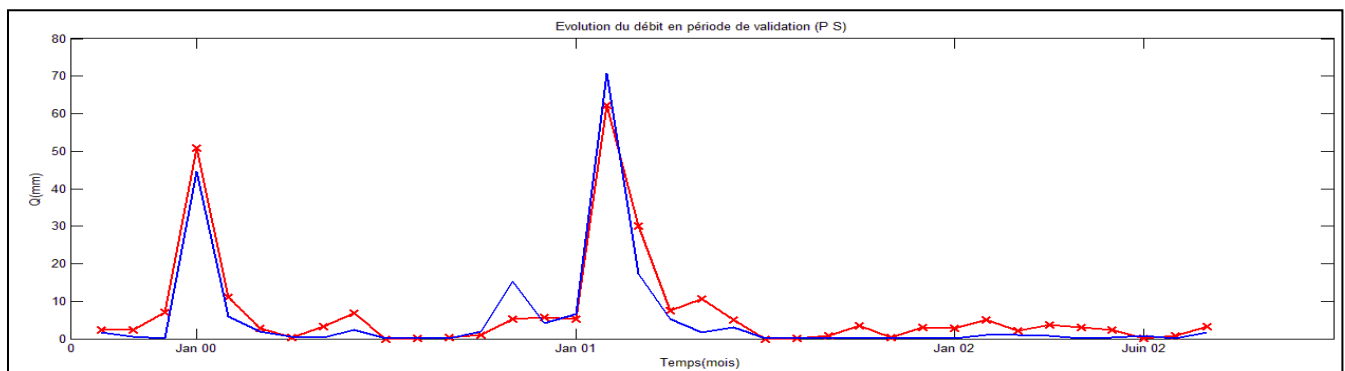


Figure 25: Evolution du débit dans le temps en période de validation du modèle neuro-flou à deux entrées (P et S) au pas de temps mensuel (GP)

L'évolution du débit simulé dans le temps indique que les grandes valeurs de la phase de calage sont bien simulées, et que les débits faibles de la phase validation ne sont plus excessivement surestimés, ce qui est confirmé par les indications du NSEm et du PBIAS.

Les critères d'efficacité indiquent une bonne à une très bonne simulation.

La "grid partition" donne toujours une meilleure simulation que l'autre méthode de partitionnement de l'espace des entrées.

Ce modèle à deux entrées (P et S), présente une meilleure simulation par rapport aux deux modèles précédents et par rapport au modèle conceptuel étudié, et ce pour un nombre de règles de 4.

3.1.3. Modèle à trois entrées

3.1.3.1. Introduction de l'ETP et du niveau du réservoir sol

Les résultats donnés par les deux derniers modèles nous ont mené à étudier un quatrième modèle combinant ces deux derniers, afin de prendre en compte la perte du système dans le milieu atmosphérique (ETP) et non atmosphérique (infiltration: perte dans le sol):

$$Q[mm] = F[P(t), ETP(t), S(t - 1)]$$

➤ Scatter partition

Tableau 20: Résultats des performances du modèle neuro-flou à trois entrées (P, E et S) au pas de temps mensuel (SP)

CALAGE					VALIDATION				
Période	NSE %	NSE m %	PBIAS %	RSR	Période	NSE %	NSE m %	PBIAS %	RSR
5/82 - 8/97	63,57	46,42	-9,67	0,6	9/97 - 8/02	56,36	39,21	-45,12	0,66
5/82 - 8/98	61,92	45,59	-8,82	0,62	9/98 - 8/02	77,85	54,89	-21,03	0,47
5/82 - 8/99	61,87	45,85	-8,69	0,62	9/99 - 8/02	85,87	56,76	-17,91	0,37
5/82 - 8/00	62,09	46,85	-9,13	0,61	9/00 - 8/02	87,47	58,97	-11,16	0,35

➤ Grid partition

Tableau 21: Résultats des performances du modèle neuro-flou à trois entrées (P, E et S) au pas de temps mensuel (GP)

	Calage	Validation	Calage	Validation
Nbre de règles	2 ³		3 ³	
NSE	88,12	88,56	97,36	-24,31
NSEm	66,79	56,36	83,08	5,13
RSR	0,35	0,34	0,16	1,11
PBIAS	-0,36	-28,28	-0,36	15,77

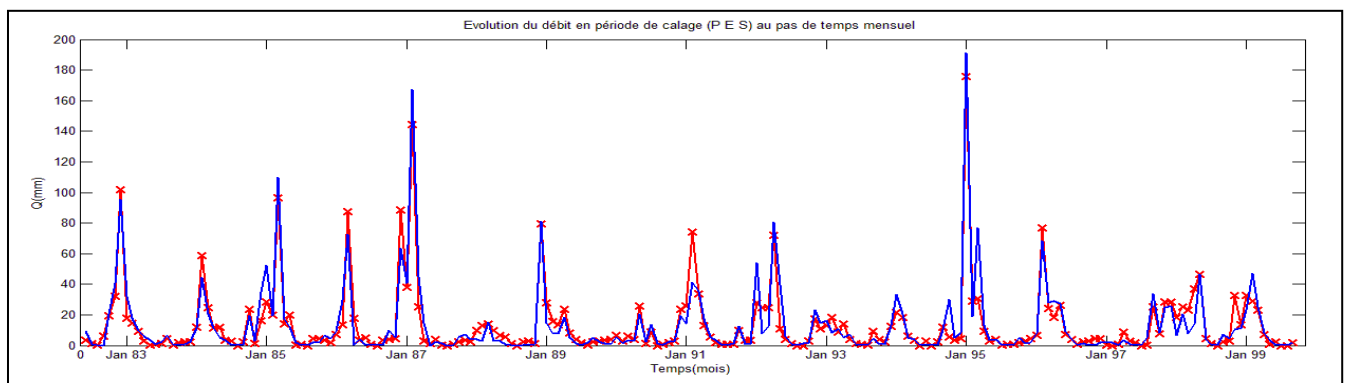


Figure 26: Evolution du débit dans le temps en phase de calage du modèle neuro-flou à trois entrées (P, E et S) au pas de temps mensuel (GP)

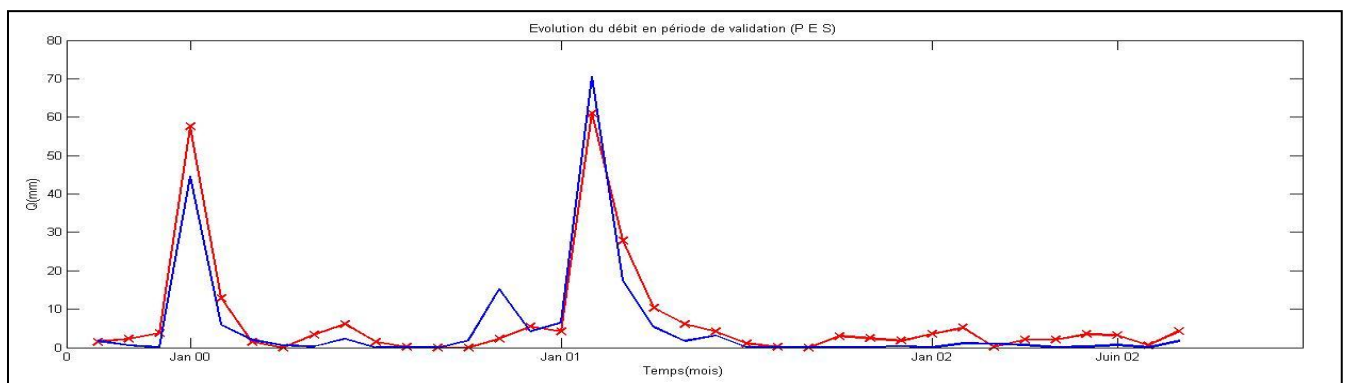


Figure 27: Evolution du débit dans le temps en phase de validation du modèle neuro-flou à trois entrées (P, E et S) au pas de temps mensuel (GP)

En comparant tous les modèles étudiés, on constate que le dernier est celui qui présente les meilleurs résultats en phase de calage et de validation. Les deux indicateurs statistique et graphique ont présenté une très bonne simulation, sans sous-estimations très importantes des grandes valeurs ni de surestimation des débits faibles, et ce pour la deuxième méthode de partitionnement (GP), et pour un nombre de règles de 8.

La première méthode de partitionnement indique toujours qu'à partir de 16 ans de calage, les résultats de simulation sont au moins satisfaisants. Toutefois, elle ne reste pas aussi performante que la méthode du "grid partition" surtout en présence des grandes valeurs à simuler.

L'augmentation du nombre de règles n'améliore pas forcément la simulation, tel que les résultats de la simulation s'améliorent jusqu'à un certain nombre de règles puis se détériorent en dépassant cette limite.

Ainsi le pouvoir prédictif du modèle neuro-flou au pas de temps mensuel est assez satisfaisant.

L'expertise humaine est toutefois nécessaire à l'application et à l'exploitation de ce modèle.

3.2. Modélisation pluie-débit au pas de temps journalier

Au pas de temps journalier, on a étudié le modèle à une et deux entrées: (P), (P et E), (P et S), comme pour le pas de temps mensuel. On verra que suite aux résultats donnés par ces trois variantes, on optera pour l'introduction d'une troisième variable d'entrée afin d'améliorer la modélisation de la relation pluie-débit. On étudiera donc le modèle à trois et quatre entrées selon les deux modes de partitionnement de l'espace des entrées.

3.2.1. Modèle à une entrée

Ce modèle se présente comme suit: $Q[mm] = F(P(t))$

➤ Scatter partition

Tableau 22: Résultats des performances du modèle Neuro-Flou à une entrée (P) au pas de temps journalier (SP)

CALAGE					VALIDATION				
Période	NSE %	NSE m %	PBIAS %	RSR	Période	NSE %	NSE m %	PBIAS %	RSR
1990 - 1994	-509,72	-148,26	-217,69	2,46	1995 - 1998	-321,14	-85,83	-142,59	2,05
1990 - 1995	-313,77	-100,12	-168,84	2,03	1996 - 1998	-719,57	-172,84	-261,57	2,86
1990 -1996	-328,6	-103,15	-167,62	2,07	1997- 1998	-1003,39	-214,26	-325,51	3,32
1990 - 1997	-338,57	-104,1	-169,27	2,09	1998	-1138,78	-189,65	-277,32	3,52

➤ Grid partition

Tableau 23: Résultats des performances du modèle Neuro-Flou à une entrée (P) au pas de temps journalier (GP)

	Calage	Validation	Calage	Validation	Calage	Validation	Calage	Validation	Calage	Validation
R	7		10		25		50		100	
NSE	10,17	13,77	11,39	18,51	18,04	-12,39	21,49	-20,31	31,4	3,28
NSEm	6,61	-2,74	7,02	1,2	9,84	-5,86	11,93	-8,13	16,64	2,88
RSR	0,95	0,93	0,94	0,9	0,91	1,06	0,89	1,09	0,83	0,98
PBIAS	-3,00E-01	-28,97	-0,02	-24,82	-0,27	-25,72	-0,28	-17,01	-0,47	6,81

Les résultats obtenus pour ce modèle sont très insatisfaisants pour les deux méthodes de partitionnement de l'espace des entrées, surtout pour la première méthode. Pour la deuxième méthode, la performance du modèle commence à s'améliorer à partir de 7 règles mais au bout de 10 règles, les résultats donnés en phase de validation commencent à se détériorer, et ce jusqu'au nombre de règles maximum à atteindre.

On introduira alors une seconde variable d'entrée afin d'améliorer la performance de ce modèle.

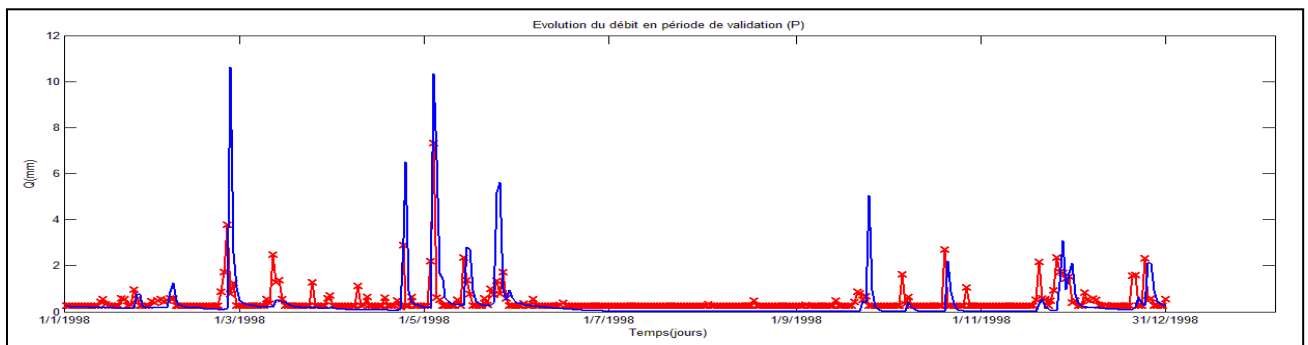


Figure 28: Evolution du débit dans le temps en phase de validation du modèle neuro-flou à une entrée(P) au pas de temps journalier(GP)

3.2.2. Modèle à deux entrées

on présentera deux modèles à deux variables d'entrées, par introduction de l'évapotranspiration, et par introduction de l'humidité du sol au jour précédent, ce qui conditionne la perte du système par infiltration. Cette dernière est calculée à partir du modèle conceptuel GR4J, étant donné que cette donnée n'est pas disponible:

$$Q[mm] = F(P(t), E(t))$$

$$Q[mm] = F(P(t), S(t - 1))$$

3.2.2.1. Introduction de l'ETP

➤ Scatter partition

Tableau 24: Résultats des performances du modèle Neuro-Flou à deux entrées (P et E) au pas de temps journalier (SP)

CALAGE					VALIDATION				
Période	NSE %	NSE m %	PBIAS %	RSR	Période	NSE %	NSE m %	PBIAS %	RSR
1990 - 1994	4,89	6,64	0,00	0,97	1995 - 1998	7,00	19,37	27,99	0,96
1990 - 1995	8,82	7,64	-1,01	0,95	1996 - 1998	-1,96	-4,28	-25,06	1,01
1990 -1996	8,16	8,1	-0,47	0,96	1997- 1998	-6,93	-15,52	-42,87	1,03
1990 - 1997	6,93	7,68	-0,14	0,96	1998	2,18	-4,32	-25,02	0,99

➤ Grid partition

Tableau 25: Résultats des performances du modèle Neuro-Flou à deux entrées (P et E) au pas de temps journalier (GP)

	Calage	Validation	Calage	Validation	Calage	Validation	Calage	Validation
R	2 ²		7 ²		11 ²		14 ²	
NSE	10,23	-22,11	23,03	-6295	27,87	-30,17	32,04	-94,87
NSEm	9,45	-12,84	16,95	-110,15	19,64	-7,01	21,51	-18,16
RSR	0,95	1,11	0,88	0,799	0,85	1,14	0,82	1,39
PBIAS	-0,25	-34,95	-0,66	-139,05	-1,19	-17,51	-1,71	-34,47

On constate pour ce modèle que l'introduction de l'ETP au pas de temps journalier n'as pas apporté une amélioration de la performance du modèle.

L'augmentation du nombre de règles pour la (GP) jusqu'au nombre maximum de règles, améliore la performance du modèle en phase de calage même si elle reste insatisfaisante, mais les résultats donnés en phase de validation se détériorent plus en augmentant le nombre de règles.

3.2.2.2. Introduction de l'humidité du sol (S)

➤ Scatter partition

Tableau 26: Résultats des performances du modèle Neuro-Flou à deux entrées (P et S) au pas de temps journalier (SP)

CALAGE					VALIDATION				
Période	NSE %	NSE m %	PBIAS %	RSR	Période	NSE %	NSE m %	PBIAS %	RSR
1990 - 1994	8,14	12,69	-4,42	0,96	1995 - 1998	13,02	30,91	-4,42	0,96
1990 - 1995	13,99	12,41	-11,33	0,93	1996 - 1998	4,83	1,66	-40,32	0,97
1990 -1996	14,04	14,68	-11,43	0,93	1997- 1998	-3,41	-20,77	-66,48	1,02
1990 - 1997	12,77	14,42	-10,76	0,93	1998	1,66	-28,58	-75,6	0,99

➤ Grid partition

Tableau 27: Résultats des performances du modèle Neuro-Flou à deux entrées (P et S) au pas de temps journalier (GP)

	Calage	Validation	Calage	Validation	Calage	Validation
R	3 ²		6 ²		12 ²	
NSE	29,53	-1,19	39,5	-5600900,84	50,42	-4552372,43
NSEm	25,78	7,49	34,99	-3031,04	36,52	-4045,8
RSR	0,84	1,01	-0,78	236,66	0,71	213,36
PBIAS	-0,49	-10,94	-0,27	-3734,54	-1,71	-4977,11

Les mêmes critiques que le modèle précédent sont portées sur ce modèle. Les résultats de calage donnent une meilleure indication que le modèle précédent, tel que le critère de NSE a touché la barre de 50% au bout de 144 règles.

Les résultats donnés par ces modèles au pas de temps journalier sont très insatisfaisants. Cela est dû principalement au temps de réponse du bassin versant qui a été estimé en moyenne à deux (2) jours, par les différentes relations empiriques du temps de concentration du bassin versant:

- Formule algérienne, USTHB (1992):

$$Tc = 0.0055 * S + 0.1657 * L + 0.0078 * \Delta H + 0.821$$

- Formule de Giandotti: Déterminée à partir de l'analyse des évènements "averse-crue" relevés sur 15 BV du Nord de l'Algérie:

$$Tc = \frac{4\sqrt{S} + 1,5 * L}{0,8\sqrt{\Delta H}}$$

- Formule de Kirpich:

$$Tc = 0,38 * \left(\frac{L}{\sqrt{I}}\right)^{0,77}$$

Avec: Tc : Temps de concentration du BV en heures,

S : Surface du BV en Km²,

L : Longueur du cours d'eau principal en Km,

ΔH : Différence entre l'altitude moyenne et l'altitude minimale du BV en m.

I : Pente moyenne du thalweg principal.

Selon le tableau 6, on trouve:

Tableau 28: Temps de réponse du bassin versant

Formule	Temps de concentration en jours
Formule Algérienne, USTHB (1992)	2,46
Formule de Giandotti	1.10
Formule de Kirpich	2,18
X4 (délai) du GR4J	1,98

On constate ainsi que quelle que soit la formule utilisée, le temps de réponse du bassin versant est toujours supérieur à un (1) jour. L'analyse visuelle de la série des données a permis de confirmer ces résultats. Et de là, une pluie forte ne correspond pas à un débit élevé, puisque le débit correspondant à cette pluie n'apparaît qu'après plus d'un jour, et que le débit de décrue correspond toujours à une pluviométrie nulle.

En conclusion, on dira que le modèle neuro-flou n'est applicable que si le temps de réponse du bassin versant est inférieur à 24heures.

C'est ce qui nous a mené à introduire le niveau du réservoir routage du modèle conceptuel étudié (GR4J), et ce pour prendre en compte la percolation, le temps de réponse du bassin versant, ainsi que l'échange souterrain: éventuel débit hypodermique.

3.2.2.3. Introduction de la fonction routage: Ecoulement de base et temps de réponse du bassin versant (R)

Ce modèle se présente comme suit: $Q[\text{mm}] = F(P(t), R(t))$

➤ Scatter partition

Tableau 29: Résultats des performances du modèle Neuro-Flou à deux entrées (P et R) au pas de temps journalier (SP)

CALAGE					VALIDATION				
Période	NSE %	NSE m %	PBIAS %	RSR	Période	NSE %	NSE m %	PBIAS %	RSR
1990 - 1994	14,29	12,13	-14,23	0,92	1995 - 1998	21,92	34,87	18,69	0,88
1990 - 1995	22,18	11,77	-22,01	0,88	1996 - 1998	12,6	-0,28	-57,76	0,93
1990 -1996	22,49	14,86	-21,55	0,88	1997- 1998	2,49	-23,3	-82,29	0,99
1990 - 1997	20,76	15,46	-19,41	0,89	1998	10,13	-37,61	-102,51	0,95

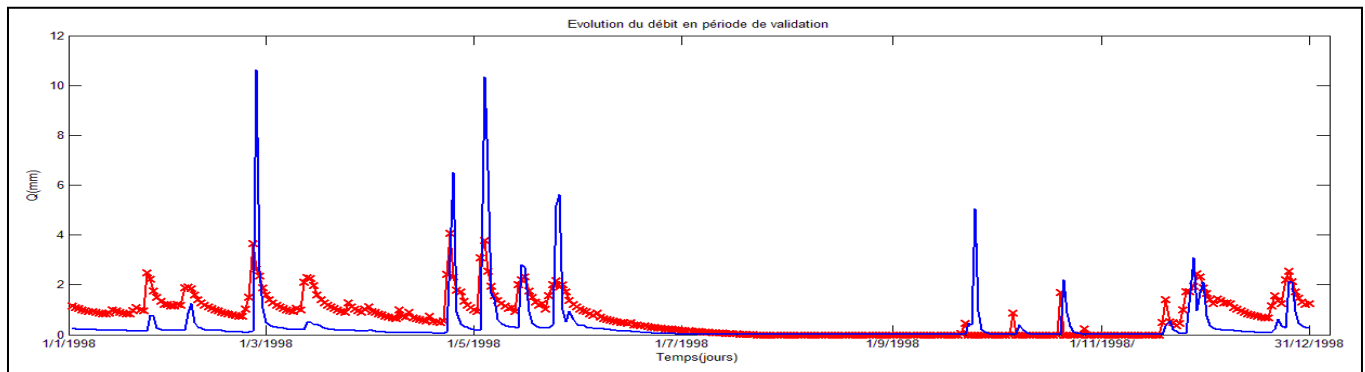


Figure 29: Evolution du débit dans le temps en phase de validation du modèle neuro-flou à deux entrées (P et R) au pas de temps journalier (SP)

➤ Grid partition

Tableau 30: Résultats des performances du modèle Neuro-Flou à deux entrées (P et R) au pas de temps journalier (GP)

	Calage	Validation	Calage	Validation	Calage	Validation	Calage	Validation	Calage	Validation
R	2 ²		3 ²		4 ²		9 ²		11 ²	
NSE	47,31	32,01	64,49	42,66	71,27	6,00	79,34	25,59	82,19	-18,02
NSEm	24,59	3,96	39,72	6,83	46,68	17,76	52,5	21,57	55,49	1,59
RSR	0,72	0,82	0,59	0,76	0,54	0,97	0,45	0,86	0,42	1,09
PBIAS	-6,07	-52,5	-0,51	-54,13	-0,01	-46,81	-0,2	-34,54	-0,46	-52,01

On constate que ce modèle donne des résultats nettement meilleurs que ceux des modèles précédents, surtout avec la méthode de partitionnement (GP). Le meilleur résultat est donné pour 9 règles. La performance de ce modèle s'améliore plus on augmente le nombre de règles, tel que le NSE touche la barre de 80% en phase de calage, mais n'atteint que 40% en phase de validation.

Ce qui fait que le pouvoir prédictif de ce modèle n'est pas très satisfaisant.

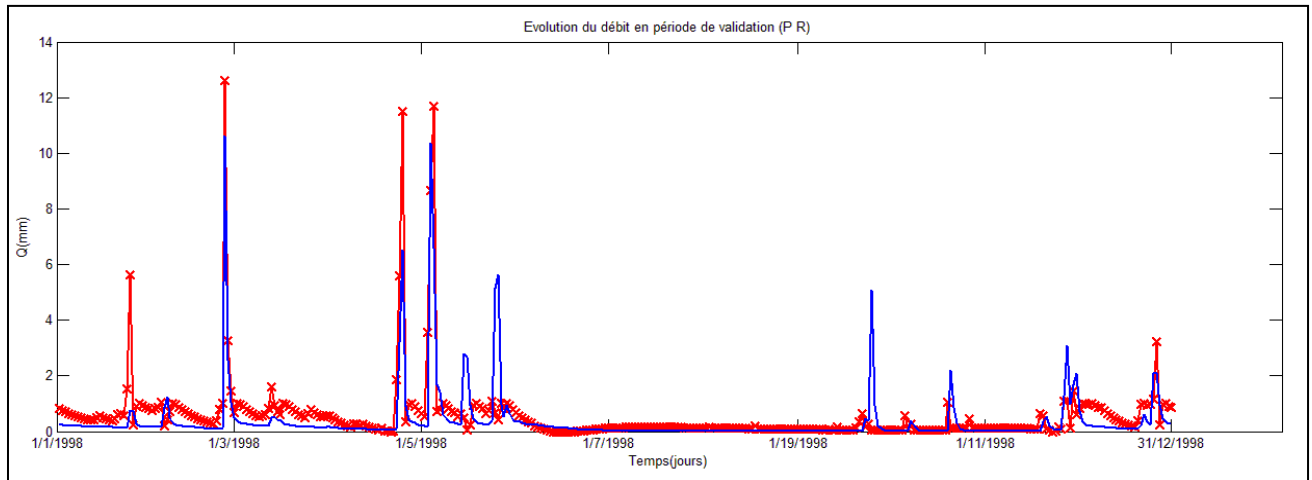


Figure 30: Evolution du débit dans le temps en phase de validation du modèle neuro-flou à deux entrées (P et R) - 9 règles au pas de temps journalier

3.2.3. Modèle à trois entrées

les résultats donnés précédemment par les modèles nous ont amené à tester la combinaison de ces modèles, et ce en introduisant trois entrées: (P, E et S), (P, S et R). Le premier prend en compte les deux pertes du système, et le second prend en compte l'infiltration et le temps de réponse du bassin versant.

3.2.3.1. Introduction de l'ETP et de l'humidité du sol

Ce modèle se présente comme suit: $Q[\text{mm}] = F(P(t), E(t), S(t-1))$

➤ Scatter partition

Tableau 31: Résultats des performances du modèle Neuro-Flou à trois entrées (P, E et S) au pas de temps journalier (SP)

CALAGE					VALIDATION				
Période	NSE %	NSE m %	PBIAS %	RSR	Période	NSE %	NSE m %	PBIAS %	RSR
1990 - 1994	9,35	12,19	-6,98	0,95	1995 - 1998	14,34	31,13	23,15	0,92
1990 - 1995	15,06	13,35	-11,48	0,92	1996 - 1998	5,71	1,69	-43,95	0,97
1990 - 1996	14,97	15,89	-11,31	0,92	1997- 1998	-2,13	-18,37	-65,21	1,01
1990 - 1997	13,87	15,9	-10,61	0,93	1998	1,28	-36,23	-87,93	0,99

➤ Grid partition

Tableau 32: Résultats des performances du modèle Neuro-Flou à trois entrées (P, E et S) au pas de temps journalier (GP)

	Calage	Validation	Calage	Validation	Calage	Validation	Calage	Validation
R	2^3		3^3		4^3		5^3	
NSE	31,42	-8,47	38,68	-454,95	48,58	-498743,97	60,65	-6946729,02
NSEm	25,38	-16,18	30,51	-33,81	37,58	-1108,16	42,87	-3787,48
RSR	0,82	1,04	0,78	2,36	0,72	70,63	0,62	263,57
PBIAS	-5,72	-71,25	-2,68	-56,87	-1,46	-1388,31	-2,86	-4654,76

On constate que ce modèle présente les mêmes résultats que les modèles à deux entrées (P et E) et (P et S) en phase de validation, même si les résultats de calage s'améliorent.

3.2.3.2. Introduction de l'humidité du sol et de la fonction routage

Ce modèle se présente comme suit: $Q[\text{mm}] = F(P(t), S(t-1), R(t))$

➤ Scatter partition

Tableau 33: Résultats des performances du modèle Neuro-Flou à trois entrées (P, S et R) au pas de temps journalier (SP)

CALAGE					VALIDATION				
Période	NSE %	NSE m %	PBIAS %	RSR	Période	NSE %	NSE m %	PBIAS %	RSR
1990 - 1994	22,95	6,82	-20,88	0,88	1995 - 1998	30,56	28,87	10,21	0,83
1990 - 1995	31,23	8,08	-24,76	0,81	1996 - 1998	18,82	-7,12	-76,48	0,9
1990 - 1996	31,19	11,77	-24,59	0,83	1997 - 1998	8,97	-26,65	-94,88	0,95
1990 - 1997	28,79	12,15	-22,68	0,84	1998	24,86	-29,53	-105,85	0,57

L'évolution du débit simulé dans le temps par cette méthode de partitionnement par rapport au débit observé, présente une surestimation des débits faibles et une sous-estimation des crues.

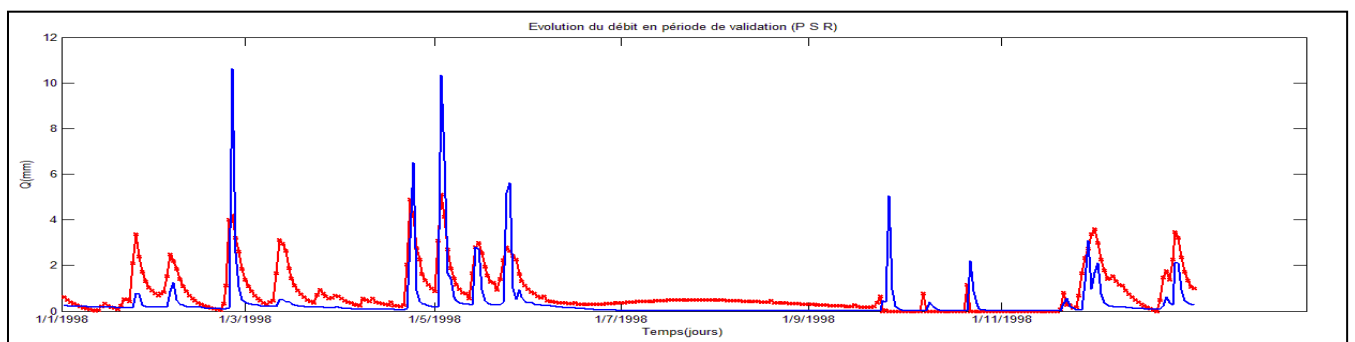


Figure 31: Evolution du débit dans le temps en phase de validation du modèle neuro-flou à trois entrées (P, S et R) au pas de temps journalier (SP)

➤ Grid partition

Tableau 34: Résultats des performances du modèle Neuro-Flou à trois entrées (P, S et R) au pas de temps journalier (GP)

	Calage	Validation	Calage	Validation	Calage	Validation
R	2^3		3^3		4^3	
NSE	55,77	46,36	70,11	-6633,49	77,67	-83766,55
NSEm	31,98	5,86	45,64	-94,37	52,32	-411,22
RSR	0,66	0,73	0,55	8,2	0,47	28,96
PBIAS	-6,87	-57,59	-0,85	-173,15	-0,81	-556,13

Ce modèle avec cette méthode de partitionnement présente des résultats semblables au modèle à deux entrées (P et R).

On remarque que l'évolution du débit simulé dans le temps par rapport au débit observé est satisfaisante pour 8 règles floues.

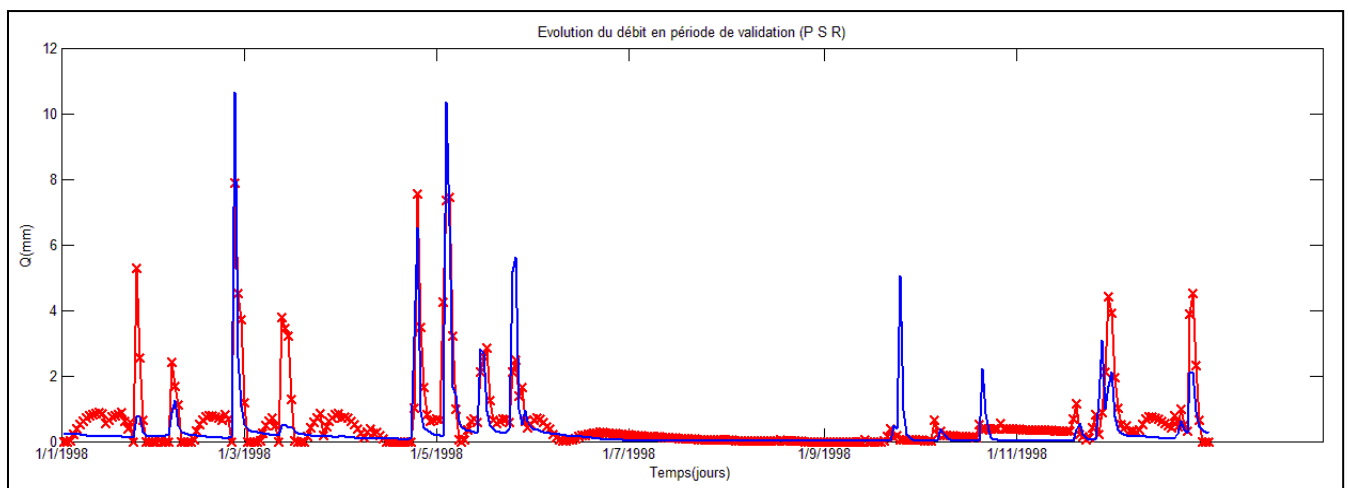


Figure 32: Evolution du débit dans le temps en phase de validation du modèle neuro-flou à trois entrées (P, S et R) au pas de temps journalier à 8 règles (GP)

Les modèles précédents n'ayant pas présenté de très bons résultats en phase de validation, on passe donc à une dernière variante qui combinera les quatre paramètres intervenant dans la génération du débit.

3.2.4. Modèle à quatre entrées

3.2.4.1. Introduction de l'ETP, l'humidité du sol, et la fonction routage

Ce modèle se présente comme suit: $Q[\text{mm}] = F(P(t), E(t), S(t-1), R(t))$.

Ce modèle fait intervenir en plus de la variable de forçage du système, les deux pertes (atmosphérique et non atmosphérique) et le temps de réponse du bassin versant.

➤ Scatter partition

Tableau 35: Résultats des performances du modèle Neuro-Flou à quatre entrées (P, E, S et R) au pas de temps journalier (SP)

CALAGE					VALIDATION				
Période	NSE %	NSE m %	PBIAS %	RSR	Période	NSE %	NSE m %	PBIAS %	RSR
1990 - 1994	23,29	6,84	-17,97	0,87	1995 - 1998	27,19	16,74	-20,49	0,85
1990 - 1995	31,79	8,04	-21,38	0,82	1996 - 1998	19,65	-3,18	-66,62	0,89
1990 -1996	32,06	11,55	-20,36	0,82	1997- 1998	8,28	-21,21	-86,78	0,96
1990 - 1997	29,46	12,19	-18,53	0,84	1998	27,53	-16,43	-88,21	0,85

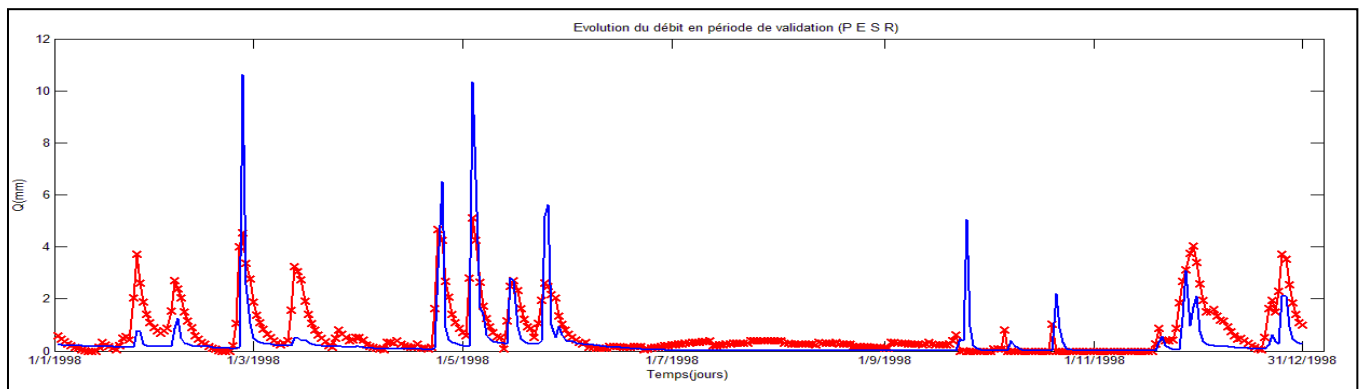


Figure 33: Evolution du débit dans le temps en phase de validation du modèle neuro-flou à quatre entrées (P, E, S et R) au pas de temps journalier (SP)

➤ Grid partition

Tableau 36: Résultats des performances du modèle Neuro-Flou à quatre entrées (P, E, S et R) au pas de temps journalier (GP)

	Calage	Validation	Calage	Validation
R	2^4		3^4	
NSE	60,41	-771,44	79,88	-36149,79
NSEm	35,55	-64,56	53,25	-374,7
RSR	0,63	2,95	0,45	19,04
PBIAS	-11,35	-156,85	-4,25	-519,95

Les résultats de la (SP) sont semblables à ceux du modèle précédent. De même pour les résultats de calage de la (GP), avec détérioration des résultats en phase de validation en atteignant le nombre de règles maximum. Et donc, cette dernière variante n'a pas apporté d'amélioration.

3.3. Optimisation du modèle neuro-flou au pas de temps journalier par les résultats du modèle GR4J

L'idée d'établir cette variante est venue du fait que le modèle conceptuel journalier présente déjà des résultats satisfaisants mais avec une certaine marge d'erreur. La variante étudiée précédemment en introduisant les deux entrées: pluie et niveau du réservoir routage, nous a permis d'aboutir aux meilleurs résultats par le modèle neuro-flou. On remplacera donc le débit observé de cette variante par le débit simulé par le modèle GR4J. On a eu recours à cette substitution parce que le niveau du réservoir routage nous permet d'avoir que le débit simulé par le GR4J et non pas la totalité des évènements observés.

Ce modèle se présente comme suit: $Q_{sim_GR4J}[mm]=F(P(t), R(t))$.

La période de calage/validation choisie est la même que pour le modèle conceptuel.

Les résultats de ce modèle sont présentés dans le tableau suivant:

Tableau 37: Résultats du modèle neuro-flou_GR4J

	Scatter Partition		Grid Partition							
	Calage	Validation	Calage	Validation	Calage	Validation	Calage	Validation	Calage	Validation
			2 ²		3 ²		4 ²		5 ²	
NSE	39,43	41,98	79,53	81,08	93,99	94,65	97,28	92,44	98,67	-729,75
NSEm	30,24	20,54	55,49	48,09	77,87	74,09	86,28	80,55	91,05	53,68
RSR	0,78	0,76	0,45	0,43	0,24	0,23	0,16	0,27	0,11	2,88
PBIAS	-36,44	-48,71	-11,08	-4,52	-3,9	-7,17	-0,79	-2,9	-0,12	-43,28

On constate que la substitution des Débits observés par les débits simulés a présenté le meilleur résultat, et ce par les deux méthodes de partitionnement, tel qu'on a obtenu une simulation très satisfaisante par la GP et les résultats se sont détériorés en dépassant la limite de 16 règles. On note aussi que les événements les plus importants n'ont pas été reproduits en phase de calage.

En dépit des résultats obtenus par ce modèle, on notera toujours que les débits simulés par le modèle GR4J sont déjà sous-estimés et que c'est la raison pour laquelle les critères d'efficacité se sont améliorés (sous-estimation par rapport aux débits observés réduite).

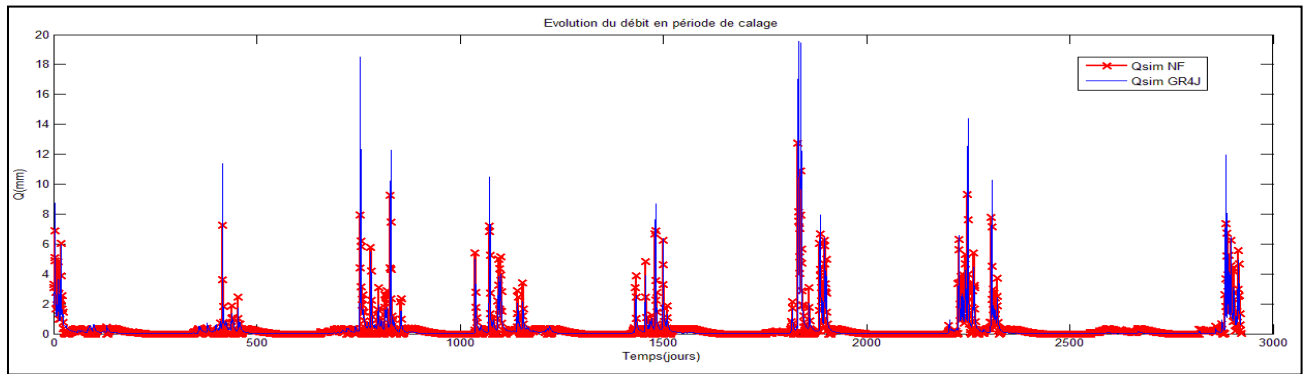


Figure 34: Evolution du débit dans le temps en phase de calage du modèle neuro-flou_GR4J à 9 règles (GP)

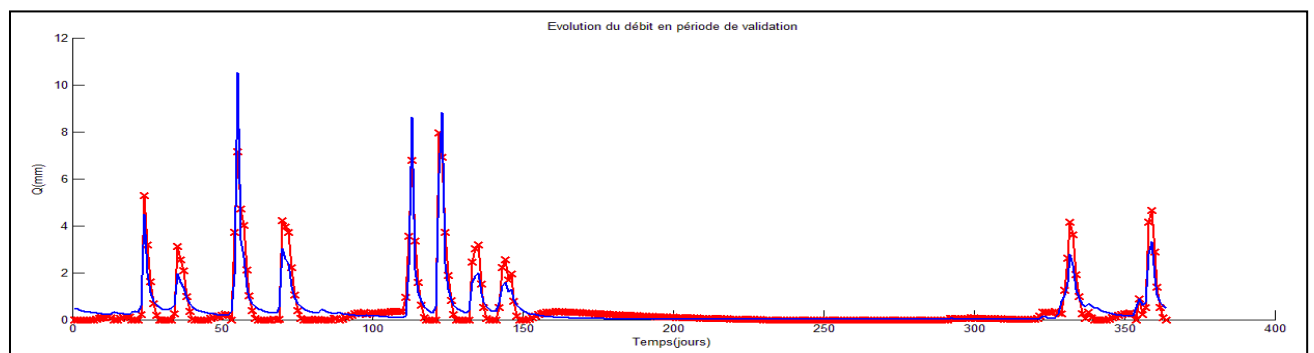


Figure 35: Evolution du débit dans le temps en phase de validation du modèle neuro-flou_GR4J (GP) à 9 règles

4. Conclusion

La modélisation conceptuelle a présenté de bons résultats pour les deux pas de temps mensuel et journalier avec quelques lacunes auxquelles on a tenté d'apporter une solution, en appliquant le modèle neuro-flou jugé performant en modélisation non-linéaire. Malgré cet inconvénient, les modèles conceptuels présentent une certaine robustesse. Cela a été vérifié au pas de temps mensuel en validant le modèle sur une deuxième période.

Le modèle neuro-flou a présenté des résultats assez bons au pas de temps mensuel, mais a présenté des résultats médiocres en modélisation journalière. Les meilleurs résultats donnés par ce modèle au pas de temps journalier étaient obtenus par l'introduction du niveau du réservoir routage. On a constaté que les variantes du modèle neuro-flou au pas de temps journalier qui ont présenté de bons résultats en phase calage, ont présenté une efficacité médiocre en phase de validation suite aux surestimations.

La substitution des débits observés par les débits simulés du modèle GR4J a montré que les débits simulés par le modèle neuro-flou sous-estime les débits simulés par le modèle conceptuel, et donc sous-estime encore plus les débits observés.

En comparant les deux méthodes de partitionnement de l'espace des entrées, on a constaté que la méthode du "grid partition" présente un meilleur résultat, tout d'abord parce qu'on atteint le résultat optimal pour un nombre de règles minimal, et aussi parce que c'est la méthode qui a permis la reconstitution des grandes valeurs. L'inconvénient de cette méthode est le choix du nombre de règles à appliquer.

La deuxième méthode de partitionnement utilisée "scatter partition" qui était censée présenter de meilleurs résultats, a présenté de plus mauvais résultats que ceux donnés par la GP.

On a constaté pour la GP que la fonction d'appartenance la mieux adaptée aux variables d'entrée est la fonction sigmoïde "dsigmf", et aussi que la fonction d'appartenance appliquée par défaut par la fonction "genfis3" de MATLAB est la fonction gaussienne "gaussmf" d'où les résultats insatisfaisants de la SP . Les résultats donnés par cette fonction en appliquant la "GP" étaient similaires à ceux donnés par la "SP" (un peu moins bon).

Conclusion générale

Les modèles hydrologiques conceptuels de la relation pluie-débit sont très performant en modélisation des débits moyens et faibles. Cependant, les débits forts (grands apports mensuels, débits de crues) ne sont que partiellement simulés.

On a opté au modèle neuro-flou comme premier remède à ce problème.

Au pas de temps mensuel, on a obtenu de bons résultats par le modèle neuro-flou tel qu'on est arrivé à combler l'inconvénient du modèle conceptuel étudié (GR2M). On pourra donc se limiter au modèle neuro-flou pour la prédiction, en introduisant trois entrées: la variable de forçage du système (la pluviométrie), les deux variables de pertes du systèmes (atmosphérique: l'évapotranspiration potentielle, et non atmosphérique: l'infiltration) ,mais le choix du nombre de règles à appliquer reste toujours assez délicat vu l'instabilité des résultats obtenus par application de la méthode de partitionnement jugée la plus performante à ce stade.

Quant au pas de temps journalier, l'application du modèle neuro-flou n'a pas abouti aux résultats souhaités. Le modèle conceptuel GR4J reste donc plus performant et présente une certaine stabilité comparé au modèle neuro-flou.

Une nouvelle approche est proposée afin de suivre l'évolution du processus de génération des débits dans le système qui représente le bassin versant, tout en minimisant l'erreur de la prédiction. Pour ce, des méthodes d'ajustement des modèles déterministes sont à appliquer. Ces méthodes consistent au couplage des modèles conceptuels qui ont déjà présenté des résultats satisfaisants mais avec une certaine erreur sur la prédiction qui est dans notre cas:

- la sous-estimation des grands apports au pas de temps mensuel,
- et la sous-estimation des évènements au pas de temps journalier en phase de validation.

Il existe deux catégories de ces méthodes d'ajustement: Les méthodes variationnelles, et les filtres. Une étude de ces méthodes est censée donner de meilleurs résultats, car elles appliquent une méthode de minimisation de l'erreur sur le modèle conceptuel étudié.

Bibliographie

1. Andréassian V., Michel C., Perrin C., Modèles hydrologiques du Génie Rural (GR), Cemagref, 2007.
2. Arnold J G., Bigner R L., Harmel R D., Moriasi D N., Van Liew M W., Veith T L., Model Evaluation Guidelines for Systematic Quantification of Accuracy in Watershed Simulation, American Society of Agricultural and Biological Engineers ISSN 0001-23351, Vol. 50(3): 885-900, 2007.
3. Bäse F., Boyle D P., Krausse P., Comparison of different efficiency criteria for hydrological model assessment, *Advances in Geosciences*, 5, 89-97, 2005, European Geosciences Union.
4. Benkaci T., 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, 2006.
5. Bermad A., Etude des crues, Cours d'hydrologie, Ecole Nationale Polytechnique, 2005/2006.
6. Gaume E., Cycle de l'eau et modélisation pluie-débit, Novembre 2000.
7. Haziza E., Modélisation mensuelle pluie-débit /apports de la spatialisation-cas des données de sols, DEA en science de l'eau et de l'environnement, Université de Montpellier II, 2003.
8. Hreiche A., Modélisation conceptuelle de la transformation pluie-débit dans le contexte méditerranéen, Thèse de doctorat, Université Montpellier et Université Saint-Joseph, 2003.
9. Lescieux M., Introduction à la logique floue.
10. Matlab's help, 2008b.
11. Perrin C., Vers une amélioration d'un modèle global pluie-débit au travers d'une approche comparative, Thèse de doctorat, de l'INPG, Institut National Polytechnique de Grenoble, Octobre 2000.
12. Perrin C., Michel C., Andréassian V., Modèles hydrologiques du Génie Rural (GR), Cemagref, Juin 2007.
13. Sétra, Calage et validation des modèles de trafic, Juillet 2010, Service d'études sur les transports, les routes et leurs aménagements.
14. Vasile O E., Contribution au pronostic de défaillances par réseau neuro-flou: Maîtrise de l'erreur de prédiction, Thèse de doctorat en automatique, Ecole Doctorale Sciences Physiques pour l'Ingénieur et Microtechniques, 2008.
15. http://fr.wikipedia.org/wiki/Mod%C3%A8le_math%C3%A9matique