

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Ecole Nationale Polytechnique
Département Hydraulique



Projet de fin d'études pour l'obtention du diplôme d'Ingénieur d'Etat en
HYDRAULIQUE

**Modélisation du transport
solide par les modèles
empirique et neuro-flou à
différents pas de temps**

Présenté par : BACHA Fella

Devant le jury :

Président : Mr M.Nakib

Examineur : Dr.A.Lefkir

Examineur : Mr A.Yahiaoui

Encadreur : Dr.A.Bermad

Juin 2012

Dédicace

À mes parents

À ma sœur

À mes frères

Remerciements

Je tiens à remercier en premier lieu le docteur Bermad qui m'a encadré, guidé tout en long de ce travail. Je remercie aussi le docteur Lefkir qui a fait partager son savoir et expérience de recherche.

Je tiens à remercier en particulier mes très chers parents pour leur soutien, leurs sacrifices et leur éducation, sans eux je ne serai arrivée là où je suis. Un grand merci à ma cher sœur et mes deux frères adorés.

Je tiens aussi à remercier ma camarade Amel Ouch. qui m'a vivement encouragé, soutenu et qui m'a était de très bon conseil (il n'existera jamais deux comme elle). Je remercie aussi mes autres amis Imen, Hayet, Naciba et Hamid sans oubliés les deux frères de guerre Hichem et Rami, qui ont eux j'ai trouvé toute l'aide et soutien pour accomplir ce travail.

Mes remerciement vont aussi vers tous les amis, camarades qui m'ont aidée, soutenue et encouragée de près comme de loin.

RESUME

L'étude consiste à modéliser le transport solide en suspension dans le bassin versant de l'oued Isser (Lakhdaria, Algérie). Les quantités de matières transportées sont très importantes et finissent par se sédimenter à l'exutoire dans le barrage de Beni Amrane. L'Algérie est très touchée par ce phénomène et se retrouve avec des retenues qui ne contiennent que la moitié de leurs capacités initiales. La modélisation de ce phénomène est une étape préliminaire pour toute étude de quantification du transport solide qui a pour intérêt l'évaluation de la grandeur du problème et de là envisager des solutions optimums de protections des bassins. Dans ce contexte, on tentera de trouver la meilleure échelle temporelle à adopter pour l'étude de la relation débit solide-débit liquide tout en cherchant un modèle optimale basé sur la statistique des échantillons qui représentera cette relation. Afin d'améliorer les résultats nous exploiterons un des modèles de l'intelligence artificielle: le modèle neuro-floue.

Mots clés : Transport solide, érosion, modèle empirique, modèle neuro-flou.

ABSTRACT

The study is about modeling the suspended sediment in the watershed of Oued Isser (Lakhdaria, Algeria). The quantities of materials being transported are very important and eventually settle at the outlet in the dam of Beni Amrane. Algeria is very affected by this phenomenon and ends up with water storages which contain only half their original capacity. Modeling of this phenomenon is a preliminary step for any study of quantification of sediment transport whose interest is the evaluation of the magnitude of the problem, to suggest solutions to optimal protection of watersheds. In this context, we try to find the best time scale to be adopted for the study of the relationship solid-liquid flow rate while seeking an optimal model based on statistical samples representing this relationship. To improve the results we will use one of the models of artificial intelligence: the neuronal-fuzzy model.

Key words: Suspended sediment, erosion, empirical model, neuronal-fuzzy model.

ملخص

إن الجزائر جد متأثرة من ظاهرتي إنجراف التربة و تطين السدود ولهذا تهدف هذه الدراسة إلى البحث عن أحسن تقنية تمثل الرواسب العالقة في مستجمعات المياه لواد إيسر (الأخضرية، الجزائر). الكميات من المواد التي يتم نقلها عبر المياه مهمة جدا وستستقر في مصبها في سد بني عمران. النماذج التي ستدرس لهذه الظاهرة تعتبر خطوة تمهيدية لأية دراسة تبحث عن تقييم الحجم الكمي لنقل الرواسب التي لها يهدف أساسي تقييم حجم المشكلة، ومن ثم النظر إلى حلول لحماية مستجمعات المياه و السدود. في هذا السياق، ونحن نحاول العثور على نطاق للدراسة يمكننا من مقارنة تقنيتين: طريقة العينات الاحصائيات الكلاسيكية وطريقة تعتمد في تحليلها على الذكاء الاصطناعي لتمثيل علاقة التدفق السائل مع المكونات الصلبة.

الكلمات المفتاحية : نقل الرواسب، إنجراف التربة، نموذج الاحصائيات الكلاسيكية، نموذج الذكاء الاصطناعي.

Table des matières

Introduction Générale.....	1
I. Chapitre: Théorie du transport solide	3
I.1 Introduction	4
I.2 L'érosion	4
I.2.1 Définition	4
I.2.2 Origine et mécanisme	4
I.2.3 Les formes d'érosion	5
I.2.4 Facteurs de l'érosion.....	6
I.2.5 Les types de dégât	7
I.2.6 Estimation des pertes de terres.....	8
I.3 Transport solide.....	13
I.3.1 Définition	13
I.3.2 Mode de transport solide	14
I.3.3 Mesure du transport solide.....	15
I.4 Méthodes utilisées dans l'étude de l'érosion hydrique [2]	18
I.4.1 Modélisation et mesures de flux en aval des bassins versants.....	18
I.4.2 Utilisation de l'imagerie satellitale	18
I.4.3 Utilisation des marqueurs radio-actifs	19
I.5 Envasement des barrages en Algérie	19
II. Chapitre: Théorie de modélisation du transport solide	20
II.1 Introduction	21
II.2 Quelques définition	21
II.3 Objectifs de la modélisation	22
II.4 Facteurs caractéristiques de la modélisation	22
II.5 Les grandes étapes de la modélisation	22
II.6 Définition de la simulation	23
II.7 Théories mathématiques du transport solide.....	23
II.7.1 Les modèles empiriques	23
II.7.2 Les modèles conceptuels	24
II.7.3 Les modèles physiques (mécanistes)	24

II.7.4	Modèles à boîte noire.....	25
II.8	Mise en œuvre d'un modèle	25
II.8.1	Paramètres des modèles	25
II.8.2	Calage du modèle	25
II.8.3	Validation du modèle.....	26
II.9	Critères d'évaluation d'un modèle.....	26
II.9.1	Principaux critères objectifs.....	26
II.9.2	Le taux de performance des critères.....	29
II.10	Conclusion.....	30
III.	Chapitre : Les systèmes neuro-flous	31
III.1	Introduction	32
III.2	Identification floue	32
III.3	Définitions de base	32
III.3.1	Les réseaux de neurones	32
III.3.2	La logique floue.....	33
III.3.3	Les sous-ensembles flous.....	33
III.3.4	La fonction d'appartenance	33
III.3.5	Les variables linguistiques.....	34
III.3.6	Le raisonnement en logique floue.....	34
III.3.7	Système d'inférence flou (SIF).....	35
III.3.8	Synoptique d'un système flou.....	36
III.3.9	Type des systèmes d'inférence	37
III.4	Système hybride neuro-flou [7]	38
III.4.1	Emergence des systèmes hybrides pour la prédiction	38
III.4.2	Architectures neuro-floues.....	40
III.4.3	Améliorations potentielles d'un système ANFIS	45
IV.	Chapitre : Présentation de la zone d'étude.....	48
IV.1	Introduction	49
IV.2	Situation géographique du bassin versant	50
IV.3	Caractéristiques morphométriques.....	51
IV.4	Le climat.....	51
IV.5	Caractéristiques du réseau hydrographique	51
IV.6	Caractéristiques géologiques et lithologiques	52
IV.6.1	Le socle cristallophyllien	52
IV.6.2	Les roches éruptives	53
IV.6.3	Les formations sédimentaires	53

IV.7	Caractéristiques du couvert végétal	54
IV.8	Etat d'envasement du barrage de Beni Amrane	55
IV.9	Présentation des données hydrométriques	55
IV.10	Paramètres statistiques des données.....	56
IV.11	Traitements statistiques des données	57
IV.11.1	Détection de valeur singulières Test de Grubbs et Beck	57
IV.12	Conclusion.....	58
V.	Chapitre : Modélisation par les modèles empirique et neuro-flou	59
V.1	Partie I.....	60
V.1.1	Modélisation par les modèles régressifs	60
V.1.2	Modélisation statistique avec données brutes	60
V.1.3	Conclusion de la première partie	84
V.2	Partie II.....	84
V.2.1	Simulation du transport solide par le modèle neuro-flou et empirique.....	84
V.2.2	Conclusion de la deuxième partie	110
	Conclusion Générale	111
	Références bibliographiques	113
	Annexe	115

Table des illustrations

Liste des tableaux

TABLEAU I.1 : LE TAUX D'EROSION EN FONCTION DE LA PERMEABILITE DU SOL.....	11
TABLEAU I.2 : EQUATIONS DES TAUX D'ABRASIONS.....	12
TABLEAU I.3 : VALEURS DU COEFFICIENT D'ERODABILITE EN FONCTION DU TYPE D'EROSION.	13
TABLEAU II.1: QUALITE DES MODELES EN FONCTION DES VALEURS DES DIFFERENTS CRITERES.....	30
TABLEAU IV.1 : TABLEAU COMPARATIF DU VOLUME A L'ANCIENNE COTE (RN=63M) (ANBT,2004).	55
TABLEAU IV.2 : RESULTATS DU TEST DE GRUBBS ET BECK.....	58
TABLEAU V.1 : CRITERE DE VALIDATION DE LA REGRESSION (C, Q _L) A PAS DE TEMPS ANNUEL.	62
TABLEAU V.2 : CRITERE DE VALIDATION DE LA REGRESSION (Q _S ,Q _L) A PAS DE TEMPS ANNUEL.	62
TABLEAU V.3 : CRITERE DE VALIDATION DE LA REGRESSION (C,Q _L) A PAS DE TEMPS JOURNALIER.....	64
TABLEAU V.4 : CRITERE DE VALIDATION DE LA REGRESSION (Q _S ,Q _L) A PAS DE TEMPS JOURNALIER.....	64
TABLEAU V.5 : CRITERE DE VALIDATION DE LA REGRESSION (Q _S ,Q _L) AU PAS DE TEMPS HORAIRE.....	66

TABLEAU V.6 : COEFFICIENT DE DETERMINATION EN (%) DU COUPLE (Q_s , Q_L) POUR LES DIFFERENTES SAISONS.....	68
TABLEAU V.7 : CRITERE DE VALIDATION DE LA REGRESSION (Q_s, Q_L) POUR LA SAISON D'HIVER.....	68
TABLEAU V.8 : CRITERE DE VALIDATION DE LA REGRESSION (Q_s , Q_L) POUR LA SAISON HUMIDE.....	69
TABLEAU V.9 : COEFFICIENT DE DETERMINATION EN (%) DU COUPLE (Q_s, Q_L) POUR LES DIFFERENTES SAISONS.....	70
TABLEAU V.10 : CRITERE DE VALIDATION DE LA REGRESSION (Q_s, Q_L) POUR LA SAISON D'HIVER.....	70
TABLEAU V.11 : CRITERE DE VALIDATION DE LA REGRESSION (Q_s, Q_L) POUR LA SAISON HUMIDE.....	71
TABLEAU V.12 : COEFFICIENT DE DETERMINATION EN (%) DU COUPLE (Q_s, Q_L) POUR LES DIFFERENTES SAISONS.....	72
TABLEAU V.13 : CRITERE DE VALIDATION DE LA REGRESSION (Q_s, Q_L) POUR LA SAISON D'HIVER.....	72
TABLEAU V.14 : CRITERE DE VALIDATION DE LA REGRESSION (Q_s, Q_L) POUR LA SAISON HUMIDE.....	73
TABLEAU V.15 : CRITERE DE VALIDATION DE LA REGRESSION (Q_s, Q_L) A UN PAS DE TEMPS MENSUELLE.....	74
TABLEAU V.16 : CRITERE DE VALIDATION DE LA REGRESSION (Q_s, Q_L) POUR LE MOIS DE JANVIER.....	75
TABLEAU V.17 : CRITERE DE VALIDATION DE LA REGRESSION (Q_s, Q_L) POUR LE MOIS DE JANVIER.....	77
TABLEAU V.18 : CRITERE DE VALIDATION DE LA REGRESSION (Q_s, Q_L) POUR LE MOIS DE JANVIER.....	78
TABLEAU V.19 : CRITERE DE VALIDATION DE LA REGRESSION (Q_s, Q_L) A PAS DE TEMPS HORAIRE.....	79
TABLEAU V.20 : COEFFICIENT DE DETERMINATION EN (%) DU COUPLE (Q_s, Q_L) POUR LES DIFFERENTES SAISONS.....	80
TABLEAU V.21 : CRITERE DE VALIDATION DE LA REGRESSION (Q_s, Q_L) POUR LA SAISON D'HIVER.....	80
TABLEAU V.22 : CRITERE DE VALIDATION DE LA REGRESSION (Q_s, Q_L) POUR LA SAISON HUMIDE.....	81
TABLEAU V.23 : CRITERE DE VALIDATION DE LA REGRESSION (Q_s, Q_L) POUR LE MOIS DE JANVIER.....	82
TABLEAU V.24 : CRITERE DE VALIDATION DE LA REGRESSION (Q_s, Q_L) POUR LE MOIS DE JANVIER.....	83
TABLEAU V.25 : CRITERE DE VALIDATION POUR LES DIFFERENTES SERIES CALAGE-VALIDATION DU MOIS DE JANVIER (MODELE PUISSANCE).....	86
TABLEAU V.26 : CRITERE DE VALIDATION POUR LES DIFFERENTES SERIES CALAGE-VALIDATION DU MOIS DE JANVIER (MODELE NEURO-FLOU).....	87
TABLEAU V.27 : CRITERE DE VALIDATION POUR LES DIFFERENTES SERIES CALAGE-VALIDATION DU MOIS DE JANVIER (MODELE PUISSANCE).....	89
TABLEAU V.28 : CRITERE DE VALIDATION POUR LES DIFFERENTES SERIES CALAGE-VALIDATION DU MOIS DE FEVRIER (MODELE NEURO-FLOU).....	90
TABLEAU V.29 : CRITERE DE VALIDATION POUR LES DIFFERENTES SERIES CALAGE-VALIDATION DU MOIS DE MARS (MODELE NEURO-FLOU).....	91
TABLEAU V.30 : CRITERE DE VALIDATION POUR LES DIFFERENTES SERIES CALAGE-VALIDATION DU MOIS DE MARS (MODELE NEURO-FLOU).....	92
TABLEAU V.31 : CRITERE DE VALIDATION POUR LES DIFFERENTES SERIES CALAGE-VALIDATION DU MOIS D'AVRIL (MODELE PUISSANCE).....	93

TABLEAU V.32 : CRITERE DE VALIDATION POUR LES DIFFERENTES SERIES CALAGE- VALIDATION DU MOIS D'AVRIL (MODELE NEURO-FLOU).....	95
TABLEAU V.33 : CRITERE DE VALIDATION POUR LES DIFFERENTES SERIES CALAGE- VALIDATION DU MOIS DE MAI (MODELE PUISSANCE).....	96
TABLEAU V.34 : CRITERE DE VALIDATION POUR LES DIFFERENTES SERIES CALAGE- VALIDATION DU MOIS DE MAI (MODELE NEURO-FLOU).....	97
TABLEAU V.35 : CRITERE DE VALIDATION POUR LES DIFFERENTES SERIES CALAGE- VALIDATION DES MOIS D'ETE (MODELE PUISSANCE).....	99
TABLEAU V.36 : CRITERE DE VALIDATION POUR LES DIFFERENTES SERIES CALAGE- VALIDATION DES MOIS D'ETE (MODELE NEURO-FLOU).....	99
TABLEAU V.37 : CRITERE DE VALIDATION POUR LES DIFFERENTES SERIES CALAGE- VALIDATION DU MOIS DE SEPTEMBRE (MODELE NEURO-FLOU).....	100
TABLEAU V.38 : CRITERE DE VALIDATION POUR LES DIFFERENTES SERIES CALAGE- VALIDATION DU MOIS DE SEPTEMBRE (MODELE NEURO-FLOU).....	101
TABLEAU V.39 : CRITERE DE VALIDATION POUR LES DIFFERENTES SERIES CALAGE- VALIDATION DU MOIS D'OCTOBRE (MODELE PUISSANCE).....	102
TABLEAU V.40 : CRITERE DE VALIDATION POUR LES DIFFERENTES SERIES CALAGE- VALIDATION DU MOIS D'OCTOBRE (MODELE NEURO-FLOU).....	103
TABLEAU V.41 : CRITERE DE VALIDATION POUR LES DIFFERENTES SERIES CALAGE- VALIDATION DU MOIS D'OCTOBRE (MODELE PUISSANCE).....	104
TABLEAU V.42 : CRITERE DE VALIDATION POUR LES DIFFERENTES SERIES CALAGE- VALIDATION DU MOIS D'OCTOBRE (MODELE NEURO-FLOU).....	105
TABLEAU V.43 : CRITERE DE VALIDATION POUR LES DIFFERENTES SERIES CALAGE- VALIDATION DU MOIS DE NOVEMBRE (MODELE PUISSANCE).....	106
TABLEAU V.44 : CRITERE DE VALIDATION POUR LES DIFFERENTES SERIES CALAGE- VALIDATION DU MOIS DE NOVEMBRE (MODELE NEURO-FLOU).....	107
TABLEAU V.45 : CRITERE DE VALIDATION POUR LE MOIS DE DECEMBRE POUR LES DIFFERENTES SERIES CALAGE-VALIDATION (MODELE PUISSANCE).....	108
TABLEAU V.46 : CRITERE DE VALIDATION POUR LE MOIS DE DECEMBRE POUR LES DIFFERENTES SERIES CALAGE-VALIDATION (MODELE PUISSANCE).....	109

Liste des figures

FIGURE III.1 : FONCTION D'APPARTENANCE CARACTERISANT LES SOUS ENSEMBLES DES VARIABLES D'ENTREES ET DE SORTIES.....	34
FIGURE III.2 : ARCHITECTURE D'UN SYSTEME FLOU.....	35
FIGURE III.3 : CALCUL D'UNE VALEUR DE MES PAR LA METHODE DU CENTRE DE GRAVITE... ..	36
FIGURE III.4 : APERÇU SYNOPTIQUE D'UN SYSTEME FLOU.....	37
FIGURE III.5 : VERS LES SYSTEMES HYBRIDES D'APRES GOURIVEAU ET AL.,2007.....	39
FIGURE III.6 : ARCHITECTURES DES SYSTEMES NEURO-FLOUS D'APRES (RACOCEANU, 2006)... ..	41
FIGURE III.7 : ARCHITECTURE DE L'ANFIS (JANG ET AL.,1997).....	43
FIGURE III.8 : ETAPE DE SYNTHESE D'UNE IDENTIFICATION FLOUE SOUS ANFIS DE MATLAB... ..	45
FIGURE III.9 : PARTITIONNEMENT DE L'ESPACE DES ENTREES.....	46
FIGURE IV.1 : GRANDS BASSINS VERSANTS DU NORD ALGERIEN.....	49
FIGURE IV.2 : SITUATION GEOGRAPHIQUE DU BASSIN VERSANT DE L'ISSER.....	50
FIGURE IV.3 : CARTES DES STATIONS HYDROCLIMATOLOGIQUES DU BASSIN VERSANT DE LA STATION DE LAKHDARIA.....	52
FIGURE IV.4 : CARTE SCHEMATIQUE DES FORMATIONS LITHOLOGIQUES DU BASSIN VERSANT DE L'OUED ISSER.....	53
FIGURE IV.5 : CARTE SCHEMATIQUE DE VEGETATION DU BASSIN VERSANT DE L'OUED ISSER.	54
FIGURE IV.6 : CARACTERISTIQUES STATISTIQUES DU DEBIT SOLIDE.....	56

FIGURE IV.7 : CARACTERISTIQUES STATISTIQUES DU DEBIT LIQUIDE.....	56
FIGURE IV.8 : CARACTERISTIQUES STATISTIQUES DE LA CONCENTRATION DES MES.	57
FIGURE V.1 : SCHEMA RECAPITULATIF DES DEUX APPROCHES ETUDIEES.....	61
FIGURE V.2 : REPRESENTATION DE LA CORRELATION (QS SIM-QS OBS) A PAS DE TEMPS ANNUEL DES DIFFERENTES REGRESSIONS (A) LINEAIRE, (B) POLYNOMIALE, (C) PUISSANCE.	63
FIGURE V.3 : REPRESENTATION DE LA CORRELATION (C SIM-C OBS) A PAS DE TEMPS ANNUEL DES DIFFERENTES REGRESSIONS (A) LINEAIRE, (B) POLYNOMIALE, (C) PUISSANCE.....	63
FIGURE V.4 : REPRESENTATION DE LA CORRELATION (QS SIM-QS OBS) A PAS DE TEMPS JOURNALIER DES DIFFERENTES REGRESSIONS (A) LINEAIRE, (B) POLYNOMIALE, (C) PUISSANCE.	65
FIGURE V.5 : REPRESENTATION DE LA CORRELATION (C SIM-C OBS) A PAS DE TEMPS JOURNALIER POUR LES DIFFERENTES REGRESSIONS (A) LINEAIRE, (B) POLYNOMIALE, (C) PUISSANCE.	66
FIGURE V.6 : REPRESENTATION DE LA CORRELATION (QS SIM-QS OBS) A UN PAS DE TEMPS HORAIRE DES DIFFERENTES REGRESSIONS (A) POLYNOMIALE, (B) PUISSANCE.....	67
FIGURE V.7 : REPRESENTATION DE LA CORRELATION (QS SIM-QS OBS) POUR LA SAISON D'HIVER DES DIFFERENTES REGRESSIONS (A) POLYNOMIALE, (B) PUISSANCE.....	69
FIGURE V.8 : REPRESENTATION DE LA CORRELATION (QS SIM-QS OBS) POUR LA SAISON HUMIDE DES DIFFERENTES REGRESSIONS (A) POLYNOMIALE, (B) PUISSANCE.	70
FIGURE V.9 : REPRESENTATION DE LA CORRELATION (QS SIM-QS OBS) POUR LA SAISON D'HIVER DES DIFFERENTES REGRESSIONS (A) POLYNOMIALE, (B) PUISSANCE.....	71
FIGURE V.10 : REPRESENTATION DE LA CORRELATION (QS SIM-QSOBS) POUR LA SAISON HUMIDE DES DIFFERENTES REGRESSIONS (A) POLYNOMIALE, (B) PUISSANCE.	72
FIGURE V.11 : REPRESENTATION DE LA CORRELATION (QS SIM-QS OBS) POUR LA SAISON D'HIVER DES REGRESSIONS (A) POLYNOMIALE, (B) PUISSANCE.	73
FIGURE V.12 : REPRESENTATION DE LA CORRELATION (QS SIM-QS OBS) POUR LA SAISON HUMIDE DES REGRESSIONS (A) POLYNOMIALE, (B) PUISSANCE.	74
FIGURE V.13 : REPRESENTATION DE LA CORRELATION (QS SIM-QS OBS) A UN PAS DE TEMPS MENSUELLE DES DIFFERENTES REGRESSIONS (A) POLYNOMIALE, (B) PUISSANCE.....	75
FIGURE V.14 : REPRESENTATION DE LA CORRELATION (QS SIM-QS OBS) POUR LE MOIS DE JANVIER DES DIFFERENTES REGRESSIONS (A) POLYNOMIALE, (B) PUISSANCE.....	76
FIGURE V.15 : REPRESENTATION DE LA CORRELATION (QS SIM-QS OBS) POUR LE MOIS DE JANVIER DES DIFFERENTES REGRESSIONS (A) POLYNOMIALE, (B) PUISSANCE.....	77
FIGURE V.16 : REPRESENTATION DE LA CORRELATION (QS SIM-QS OBS) POUR LE MOIS DE JANVIER DES REGRESSIONS (A) POLYNOMIALE, (B) PUISSANCE.	78
FIGURE V.17 : REPRESENTATION DE LA CORRELATION (QS SIM-QS OBS) A L'ECHELLE INTERANNUELLE POUR LA REGRESSION PUISSANCE.	80
FIGURE V.18 : REPRESENTATION DE LA CORRELATION (QS SIM-QS OBS) POUR LA SAISON D'HIVER POUR UN MODELE PUISSANCE.	81
FIGURE V.19 : REPRESENTATION DE LA CORRELATION (QS SIM-QS OBS) POUR LA SAISON HUMIDE POUR UN MODELE PUISSANCE.	81
FIGURE V.20 : REPRESENTATION DE LA CORRELATION (QS SIM-QS OBS) POUR LE MOIS DE JANVIER POUR UN MODELE PUISSANCE.	82
FIGURE V.21 : REPRESENTATION DE LA CORRELATION (QS SIM-QS OBS) POUR LE MOIS DE JANVIER POUR UN MODELE PUISSANCE.	83
FIGURE V.22 : SIMULATION DU MOIS DE JANVIER PAR LE MODELE PUISSANCE (CALAGE 200 JOURS- VALIDATION 51 JOURS).....	86
FIGURE V.23 : SIMULATION DU MOIS DE JANVIER PAR LE MODELE NEURO-FLOU (CALAGE 200 JOURS- VALIDATION 51 JOURS).....	87
FIGURE V.24 : SIMULATION DU MOIS DE JANVIER PAR LE MODELE NEURO-FLOU (CALAGE 228 JOURS- VALIDATION 23 JOURS).....	88

FIGURE V.25 : SIMULATION DU MOIS DE FEVRIER PAR LE MODELE PUISSANCE (CALAGE 191 VALEURS- VALIDATION 36 VALEURS).....	89
FIGURE V.26 : SIMULATION DU MOIS DE FEVRIER PAR LE MODELE NEURO-FLOU (CALAGE 191 JOURS- VALIDATION 36 JOURS).....	90
FIGURE V.27 : SIMULATION PAR LE MOIS DE FEVRIER PAR LE MODELE NEURO-FLOU (CALAGE 200 JOURS- VALIDATION 27 JOURS).....	91
FIGURE V.28 : SIMULATION DU MOIS DE MARS PAR LE MODELE PUISSANCE (CALAGE 139 JOURS- VALIDATION 51 JOURS).....	92
FIGURE V.29 : SIMULATION DU MOIS DE MARS PAR LE MODELE NEURO-FLOU (CALAGE 139 JOURS- VALIDATION 51 JOURS).....	93
FIGURE V.30 : SIMULATION DU MOIS D'AVRIL PAR LE MODELE PUISSANCE (CALAGE 80 JOURS- VALIDATION 27 JOURS).....	94
FIGURE V.31 : SIMULATION DU MOIS D'AVRIL PAR LE MODELE NEURO-FLOU (CALAGE 80 JOURS- VALIDATION 27 JOURS).....	95
FIGURE V.32 : SIMULATION DU MOIS D'AVRIL PAR LE MODELE NEURO-FLOU (CALAGE 87 JOURS- VALIDATION 20 JOURS).....	96
FIGURE V.33 : SIMULATION DU MOIS DE MAI PAR LE MODELE PUISSANCE (CALAGE 99 JOURS- VALIDATION 20 JOURS).....	97
FIGURE V.34 : SIMULATION DU MOIS DE MAI PAR LE MODELE NEURO-FLOU (CALAGE 92 JOURS- VALIDATION 27 JOURS).....	98
FIGURE V.35 : SIMULATION DES MOIS D'ETE PAR LE MODELE NEURO-FLOU (CALAGE 48 JOURS-VALIDATION 17 JOURS).	100
FIGURE V.36 : SIMULATION DU MOIS DE SEPTEMBRE PAR LE MODELE PUISSANCE (CALAGE 55 JOURS- VALIDATION 20 JOURS).....	101
FIGURE V.37 : SIMULATION DU MOIS DE SEPTEMBRE PAR LE MODELE NEURO-FLOU (CALAGE 55 JOURS- VALIDATION 20 JOURS).....	102
FIGURE V.38 : SIMULATION DU MOIS D'OCTOBRE PAR LE MODELE PUISSANCE (CALAGE 104 JOURS- VALIDATION 37 JOURS).....	103
FIGURE V.39 : SIMULATION DU MOIS D'OCTOBRE PAR LE MODELE NEURO-FLOU (CALAGE 94 JOURS- VALIDATION 47 JOURS).....	104
FIGURE V.40 : SIMULATION DU MOIS D'OCTOBRE PAR LE MODELE NEURO-FLOU (CALAGE 94 JOURS- VALIDATION 47 JOURS).....	105
FIGURE V.41 : SIMULATION DU MOIS DE NOVEMBRE PAR LE MODELE PUISSANCE (CALAGE 120 JOURS- VALIDATION 33 JOURS).....	106
FIGURE V.42 : SIMULATION DU MOIS DE NOVEMBRE PAR LE MODELE NEURO-FLOU (CALAGE 120 JOURS- VALIDATION 33 JOURS).....	108
FIGURE V.43 : SIMULATION DU MOIS DE DECEMBRE PAR LE MODELE PUISSANCE (CALAGE 169 JOURS- VALIDATION 51 JOURS).....	109
FIGURE V.44 : SIMULATION DU MOIS DE DECEMBRE PAR LE MODELE NEURO-FLOU (CALAGE 213 JOURS- VALIDATION 07 JOURS).....	110

Introduction Générale

Les barrages hydrauliques sont des aménagements réalisés en vue de servir de retenue principalement en temps de pluie. Ainsi, on évitera les inondations et on comblera le déficit d'eau enregistré dans différents secteurs. Malheureusement ces ouvrages ne sont pas toujours aisément exploités.

L'infrastructure hydraulique des pays du Maghreb est amputée annuellement d'un grand pourcentage de sa réserve globale. L'Algérie dispose de 98 ouvrages de retenues des eaux qui ne contiennent que la moitié de leur capacité initiale. Cette perte en volume total ne peut entraîner que la réduction de la durée de vie d'un barrage, et parfois, il peut même arriver à sa limite.

La limitation de la durée de vie de ces ouvrages est due au problème de sédimentation. Parfois, elle peut atteindre un taux de 90%. Devant cet état de fait la mesure de l'envasement des barrages présente un intérêt pour la quantification des sédiments.

La sédimentation est une conséquence du transport solide et de l'érosion hydrique. Cette dernière, impacte à son tour, la nature d'une manière désastreuse. Elle laisse les terres nues et les rend arides surtout en zone montagneuse à réseau d'écoulement dense. Ainsi, l'érosion affecte beaucoup les infrastructures hydro-agricoles, de telle sorte que parfois il est quasiment impossible d'y remédier. Avec une érosion moyenne annuelle variant entre 2000 et 4000 t/Km², l'Algérie se classe parmi les pays les plus érodables au monde (Demmak, 1982).

L'Algérie est connue pour son climat semi-aride qui est caractérisé par des précipitations rares mais agressives et très irrégulières. Dans les années 90, elle a connu une sécheresse qui a eu pour conséquence la diminution du couvert végétal et la dégradation des sols. Avec le retour des pluies, ces sols n'ont pas résisté à leur forte intensité causant une ablation des couches superficielles et favorisant l'érosion.

En conséquence, pour venir à bout du problème d'envasement, des études basées sur la quantification de l'érosion et du transport solide sont nécessaires. Cela nous permettra d'évaluer la grandeur du problème et d'arriver à des solutions optimales, ce qui permettra de préserver toute structure hydraulique se trouvant à l'aval.

Pour ce faire, nous nous sommes proposé d'approcher ce sujet à travers la modélisation du transport solide à l'aval de l'Oued Isser. Le modèle optimal retenu permettra dans le futur la prévision et donc par conséquent il servira à l'estimation du transport solide et le volume d'envasement.

L'approche méthodologique adoptée consiste à :

- Rechercher un modèle régressif qui nous permettra d'expliquer, au mieux, la relation débit liquide-débit solide (concentration-débit liquide). Par la même occasion, on essayera de trouver la meilleure échelle temporelle à adopter pour la suite du travail ;
- La robustesse du modèle choisi sera testée dans la prévision, c'est-à-dire qu'on aura à caler le modèle puis à le valider et ce en s'appuyant sur des évaluations graphiques et statistiques ;
- Faire varier le nombre de valeurs composant la série d'apprentissage et de validation, le but de cette approche est de trouver la taille optimale donnant les meilleurs résultats ;

Comme dernière étape nous allons reprendre le même travail appliqué sur le modèle empirique en utilisant un modèle de l'intelligence artificielle : Le NEURO-FLOU;

- Conclusion générale de notre étude après analyse des résultats trouvés.

I.Chapitre: Théorie du transport solide

I.1 Introduction

L'étude du débit solide occupe une place très importante et très vaste dans le domaine de l'hydrologie de surface et dans la régulation des débits (Touibia, 1996). La matière première du débit solide est principalement l'érosion continentale. Son étude doit être intégrée à l'ensemble du bassin versant. Ces derniers sont soumis à une forte érosion hydrique provoquant l'arrachement de grande quantité de terres. Ces sédiments sont transportés par les Oueds et se déposent à l'aval dans les barrages. Dans le présent chapitre nous allons présenter les deux notions suivantes : l'Erosion et le Transport Solide.

I.2 L'érosion

I.2.1 Définition

Dans les sciences de la terre, en géologie, elle est définie comme l'ensemble des facteurs agissant au voisinage de la surface terrestre et modelant son relief.

Donc le sol subit une perte graduelle de substance (ou élément du relief terrestre). Parmi les enjeux de l'érosion hydrique l'envasement, coulées boueuses, dépôts...donc il donne naissance au transport solide.

L'érosion agit à différents rythmes et peut, sur plusieurs dizaines d'années, araser des montagnes, creuser des vallées.

L'érosion provoque :

- une dégradation des terres qui deviennent moins productives.
- une dégradation de la qualité des eaux (pollution).

I.2.2 Origine et mécanisme

La pluie est la cause primaire de l'érosion, vient ensuite le ruissellement superficiel. Ils sont à l'origine de l'arrachement et le dépôt de la terre. L'arrachement se fait grâce aux gouttes d'eau par rejaillissement et aux eaux de ruissellement en même temps.

I.2.2.1 Impact des gouttes de pluie sur le sol

Le sol subit un martèlement considérable causé par les gouttes de pluie. Si le sol est de nature poreuse, les premières gouttes subiront une infiltration. Mais lorsque la couche superficielle s'humidifie, trois processus se développent simultanément :

- la dégradation de la structure ;
- la formation d'une pellicule de battance ;
- l'érosion par splash (par rejaillissement).

1.2.2.2 Le ruissellement

Lors du passage de l'eau, les grains se détachent et sont transportés, cela grâce à la vitesse de l'eau. On en conclue que la vitesse est un paramètre prépondérant de l'action érosive du ruissellement superficiel.

Réduire la vitesse de ruissellement revient à pratiquer des techniques anti-érosives, par exemple :

- d'aménagement fonciers réduisant la pente de la parcelle ;
- de techniques améliorant l'infiltration ;
- des techniques culturales augmentant la rugosité de la surface du sol.

1.2.3 Les formes d'érosion

1.2.3.1 L'érosion en nappe

Cette forme d'érosion est caractéristique des sommets de bassin versant. Le martèlement des pluies détache les particules et les maintient en suspension par turbulence, ces dernières grâce au ruissellement avec des vitesses accélérées, se déplacent et entraînent avec elles d'autres particules. Donc l'érosion en nappe est liée à deux mécanismes : l'effet splash et le ruissellement lorsque l'intensité devient supérieure à la vitesse d'infiltration.

1.2.3.2 L'érosion linéaire

Appelée aussi l'érosion en rigole ou micro-filet. Elle succède l'érosion en nappe par concentration du ruissellement dans les creux. A ce stade, les rigoles ne convergent pas mais forment des ruisselets parallèles.

1.2.3.3 L'érosion par ravinement

La ravine est une rigole approfondie où se concentrent les filets d'eau. Elle se transforme en ravine lorsque sa profondeur interdit son nivellement par des simples instruments.

Le ravinement constitue un stade avancé de l'érosion, elles peuvent atteindre des dimensions considérables.

1.2.3.4 L'affouillement des berges

Les berges aussi subissent un type d'érosion. La vitesse de l'écoulement de l'eau dans les rivières est le principal facteur de cette érosion, elle arrache des masses de matériaux qui seront emportés par la suite avec le cours d'eau.

I.2.3.5 La sédimentation

La sédimentation n'est pas considérée comme une forme d'érosion mais c'est l'étape finale que subissent les particules arrachées aux terres.

Les particules se déposent dans l'ordre suivant :

-sable ;

-sable fin ;

-limon.

Les argiles et l'humus colloïdal sont généralement transportés jusqu'à l'embouchure du cours d'eau où il se dépose soit après évaporation de l'eau, soit après floculation.

I.2.4 Facteurs de l'érosion

Un relief qui subit une érosion est appelé « relief d'érosion ». Les facteurs d'érosion sont principalement :

I.2.4.1 Le climat

La pluie est l'élément essentiel pour ce processus, c'est la cause primaire. Tout transport de terre nécessite une énergie. Pour l'érosion hydrique sur les versants de pente faible à moyenne, c'est l'énergie des gouttes des pluies qui déclenche le processus de destruction des agrégats du sol tandis que le ruissellement n'assure que le transport des particules détachées. Cependant lorsque la pente augmente, le ruissellement devient lui-même abrasif et son énergie dépasse celle de la pluie au-delà de 15% (C.M.Woodruff, 1948).

I.2.4.2 La pente

Elle joue un rôle très important sur le développement de l'érosion par sa longueur, forme et surtout inclinaison.

Mais il est à préciser qu'il n'est point besoin d'une forte pente pour déclencher ce processus. Des terres de pente de 2% peuvent subir l'érosion ainsi que le ruissellement.

La relation entre l'inclinaison de la pente et l'érosion est une relation de proportionnalité.

I.2.4.3 Le couvert végétal

Le facteur végétation est de loin le facteur le plus important, il sert de protection au sol. Lorsque le couvert végétal est continu, qu'il s'agisse de forêts, de fourrés, de savane ou d'un simple paillis, l'érosion et le ruissellement restent très faibles malgré l'agressivité des pluies et l'inclinaison de la pente (E.J.Roose, 1974).

La végétation interception les gouttes des pluies ce qui permet la dissipation de l'énergie cinétique et grâce à son système racinaire elle maintient le sol en place et favorise l'infiltration.

Classement par ordre décroissant de protection des principaux types de végétation :

Forêts > herbacés (savane) > culture > jachères nues.

1.2.4.4 Le sol

L'érodibilité d'un sol représente la sensibilité d'un sol à l'arrachement et au transport des particules qui le composent.

L'érodibilité est fonction de plusieurs paramètres :

La capacité d'infiltration, la stabilité structurale, la texture, la teneur en matière organique (l'apport en matières organiques améliore la structure du sol et sa cohésion).

1.2.4.5 L'homme

L'homme peut être à l'origine du déclenchement et de l'accélération de l'érosion par les actions suivantes :

- Défrichage de la forêt ;
- Incendies et surpâturages ;
- Techniques culturales.

1.2.5 Les types de dégât

On distingue deux groupes de dégâts :

1.2.5.1 Les dégâts en zone érodées

1.2.5.1.1 Dégradation du bilan hydrique

Une culture pluviale soumise à l'érosion voit son déficit hydrique s'accroître suite à :

- la réduction de la pluie efficace, cette dernière est perdue par ruissellement et n'est plus utilisable par la plante ;
- la réduction du volume de sol exploitable pour les racines (il représentait une réserve en eau indispensable).

1.2.5.1.2 Appauvrissement du sol

La capacité de rétention en eau du sol, la teneur en éléments nutritifs ainsi que la stabilité structurale du sol décroît par l'effet de décapage des horizons supérieurs, habituellement les plus fertiles.

La fraction du sol emportée par l'érosion est fréquemment plus riche que le sol dans son ensemble, donc le sol laissé sur place se désagrège et devient hostile.

I.2.5.1.3 Autres conséquences

- déchaussements, des plantes emportées ou recouvrement de la culture ;
- hétérogénéité croissante des parcelles ;
- diminution du drainage profond induisant une moindre réalimentation des nappes.

I.2.5.2 Les dégâts en zone de dépôts

La sédimentation et les transports solides sont gênants pour une majorité d'aménagement. Ils sont à l'origine de :

- L'envasement accéléré des fossés de drainage, des canaux d'irrigation et des réservoirs (bassins) ;
- Réduction de la capacité des lits de rivières et un risque d'inondation des terres voisines ;
- Augmentation du coût de traitement des eaux de consommation.

I.2.6 Estimation des pertes de terres

La quantification de l'érosion se fait par mesure des pertes de terres. Elle est estimée par :

- Mesures directes ;
- Des calculs à l'aide de formules existantes.

I.2.6.1 Mesures directes

Cette méthode utilise un dispositif expérimental qui se constitue de :

- Un limnigraphe qui donne la hauteur d'eau(m) ;
- Un moulinet donnant la vitesse de l'eau (m/s) ;
- Prélèvement d'eau à l'aide d'une bouteille à col large. Par évaporation de l'eau prélevée on détermine la charge C (g/m^3).

I.2.6.2 Formules existantes

Les formules permettent d'inclure dans les modèles des facteurs autres qu'hydrologiques et d'obtenir ainsi des modèles permettant l'estimation de l'érosion généralement pour des bassins versants ne possédant pas de station de mesures.

I.2.6.2.1 Equation universelle (modèle de Wischmeier, 1960)

L'équation universelle de pertes des terres est un modèle empirique basé sur l'analyse statistique de 100 parcelles expérimentales.

Elle permet de prédéterminer les pertes en terre annuelles moyennes pour une parcelle donnée, dans des conditions bien définies.

Cette équation se présente sous la forme d'un produit de cinq facteurs indépendants, chacun représente une équation paramétrique à plusieurs variables.

Sous sa forme simplifiée, ce modèle s'écrit :

$$A = R \times K \times L_s \times C \times P$$

A : perte en terres en tonne/ha ;

R : facteur d'agressivité climatique : érosivité de la pluie ;

K : facteur d'érosibilité du sol ;

L : facteur pente ;

C : facteur agronomique ;

P : facteur des aménagements antiérosifs (protection du sol).

Ce modèle présente un certain nombre de points faibles :

Inaptitude à estimer les pertes en terre sur une courte période (saison ou épisode pluvieux isolé) .

Il considère les facteurs de l'érosion comme indépendants, alors qu'il existe des nombreuses interactions entre ceux-ci.

Limites et intérêt de l'équation universelle des pertes en terre :

▪ Limites

Cette équation empirique demande l'exploitation de nombreux résultats. Il est donc nécessaire, pour fixer les valeurs des différents facteurs de posséder un grand nombre de résultats expérimentaux.

Les résultats obtenus sur parcelles ne peuvent être transposés sur des vastes surfaces dans le cadre des programmes généraux de lutte contre l'érosion.

▪ Intérêts

L'équation de WISCHMEIER permet de juger de l'intérêt des actions à mener.

-Pour diminuer l'érosion (A), une action peut-être menée pour réduire l'indice (K) en améliorant la structure et la perméabilité.

-On peut agir sur le facteur C en faisant en sorte que le sol soit couvert pendant les périodes critiques (fortes pluies).

-On peut agir sur le facteur P en préconisant des cultures en courbes de niveau, ou en bandes alternées.

C'est seulement lorsqu'on aura épuisé ces trois possibilités de lutte qu'il sera nécessaire d'agir sur les facteurs de pente, par des travaux anti-érosifs appropriés.

1.2.6.2.2 Formule de Henin(1950)

Elle donne l'érosion E_s (tonne/an) en fonction de différents facteurs, les uns favorables, les autres défavorables.

$$E_s = \frac{I S I_p}{K V_e}$$

I_p : Intensité des précipitations (mm) ;

I : Pente du terrain(BV) ;

S : Susceptibilité du sol ;

K : Perméabilité ;

V_e : Végétation.

Pour diminuer l'érosion et la ramener à une valeur compatible avec la vitesse de pédogenèse, on peut agir sur :

- la pente du sol I , au moyen d'ouvrage anti-érosifs (terrasses, banquettes, etc...);
- la nature du sol S, K par des moyens biologiques ;
- la couverture végétale V_e (gazonnement, boisement).

1.2.6.2.3 Formule de Tixeront (1960)

Calcul de l'érosion :

$$E_s = K L_e^{0.15}$$

K : Coefficient de perméabilité du bassin versant ;

L_e : Lamme d'eau moyenne interannuelle écoulée en mm.

L'expérience a montré la validité de ces formules proposées par Tixeront, leur domaine d'application dépend de l'état de perméabilité du bassin versant ;

$E_s = 75 L_e^{0.15}$ Valable pour les bassins versants à perméabilité moyennement élevée ;

$E_s = 350 L_e^{0.15}$ Valable pour les bassins versants à perméabilité moyennement faible ;

$E_s = 1440 L_e^{0.15}$ Valable pour les bassins versants à perméabilité faible ;

$E_s = 3200 L_e^{0.15}$ Valable pour les terrains imperméables ;

$E_s = 8,5 L_e^{0.15}$ Perméabilité élevée.

L'érosion étant déterminée, on peut déterminer par exemple le volume mort réservé aux atterrissements dans les retenues tels que les barrages et cela pour assurer une longévité adéquate des réservoirs.

Tixeront a proposé pour l'Algérie un modèle basé sur deux équations reliant l'érosion spécifique E_s à l'écoulement annuel total R selon la position géographique (A.Lefkir, 2009) :

$$\text{Pour l'est de l'Algérie } A = 92 R^{0.21}$$

$$\text{Pour le centre } A = 2000$$

1.2.6.2.4 Formule de Fournier (1960)

La formule de Fournier permet d'évaluer l'érosion globale à l'exutoire d'un cours d'eau. Il a proposé une formule en prenant compte des précipitations et la morphologie du bassin versant. Elle est décrite par :

$$E_s = \frac{1}{36} \left(\frac{P_m^2}{P_{an}} \right)^{2,65} \left(\frac{h^2}{S} \right)^{0,46}$$

S : Superficie du bassin (km²) ;

P_m : Pluie du mois le plus chargé de l'année (mm) ;

P_{an} : Pluie moyenne annuelle (mm) ;

h : Dénivelée moyenne (m) ;

E_s : Apport solides spécifiques moyens annuels (t/km²/an).

1.2.6.2.5 Formule de Sogreah (1969)

Cette formule permet d'avoir l'apport solide transportés par ruissellement direct résultent de l'action érosive :

$$A = K \times R^{0.15}$$

K : représente le coefficient de perméabilité ;

R : étant le ruissellement annuel de crue (mm) ;

A : l'apport exprimé en (t/km²/an).

Tableau I.1 : Le taux d'érosion en fonction de la perméabilité du sol.

Perméabilité	Coefficient K
Elevée	8,5
Moyenne à élevée	75
Faible à moyenne	350
Faible	1400
Imperméable	3200

I.2.6.2.6 Formule de l'ANRH (1982)

La formule suivante a été établie par A.Demmak en s'intéressant à l'aspect de la lithologie. Il a étudié 30 bassins versants (Nord Algerien) sur une période de plus de dix ans. Ce modèle donne le transport solide spécifique moyen annuel pour des bassins versants de 100 à 3000Km².

$$TS_s = 26,62 * IL + 5,07 * IP + 9,77 * CT + 593,56$$

TS : Transport solide spécifique moyen annuel ;

IL : Indice lithologique ;

IP : Indice de précipitations érosives = produit du pourcentage et de la fréquence des précipitations annuels en considérant uniquement les événements supérieurs à 20mm ;

CT : Coefficient de torrentialité.

I.2.6.2.7 Formule de Kassoul et al (1997)

Kassoul et son équipe ont examiné 19 barrages algériens et ont proposé les trois équations suivantes pour estimer le taux d'abrasion :

Tableau I.2 : Equations des taux d'abrasions.

Superficie	Indice d'altitude	Equation
S<1000	<1	$T_a = 1433 * S^{0,43} - 15,24$
S>1000	1 à 2	$T_a = 1846 * S^{0,15} - 360$
S<1000	1,5 à 2	$T_a = 0,463 * S - 2026$

I.2.6.2.8 Formule de Touibia et Achit (2003)

La formule est la suivante :

$$E_s = 34,12 * S^{-0,164} * D_d^{-284} * C_e^{0,563} * C^{-0,329}$$

E_s : Erosion spécifique en (t/ha) ;

S : Superficie du bassin versant ;

D_d : Densité de drainage ;

C_e : Coefficient d'écoulement ;

C : Pourcentage du bassin possédant un couvert végétal.

I.2.6.2.9 Formule de Gavilovic (1992)

Gavilovic a appliqué une équation qu'il a développée en Yougoslavie et a été utilisée au Nord Algérien.

$$W_{an} = T * H_{an} * \pi * \sqrt{Z^3 F}$$

W_{an} : Production moyenne annuelle de sédiments ;

$$T = \sqrt{\frac{t^\circ}{10} + 0,1} \quad \text{avec } t^\circ : \text{Température moyenne annuelle ;}$$

H_{an} : Pluviométrie moyenne annuelle ;

F : Superficie du bassin versant ;

Z : coefficient d'érodabilité.

Cette équation nécessite une excellente connaissance du bassin versant car le choix de la valeur du coefficient (Z) tient compte de l'état actuel d'érosion du BV.

Tableau I.3 : Valeurs du coefficient d'érodabilité en fonction du type d'érosion.

Erosion	Z
Extrêmement sensible	1,00 à 1,50
Très sensible	0,70 à 1,00
Moyennement sensible	0,40 à 0,70
Sensible	0,20 à 0,40
Peu sensible	0,10 à 0,20

Certaines méthodes de calcul des apports solides ont été exposées, mais il existe d'autres méthodologies se basant sur l'utilisation des cartes topographiques et des photos aériennes.

I.3 Transport solide

I.3.1 Définition

Les barrages hydrauliques sont généralement alimentés par des rivières, le mouvement du cours d'eau donne naissance à un mouvement qui est celui des particules. On peut comprendre par là que le transport solide est l'action de transporter des matériaux granulaires et solides par un cours d'eau.

Donc la question du transport solide ne peut être écartée et on peut tirer des conclusions sur ce phénomène qu'à partir d'une étude hydraulique.

Ainsi, de plus le rôle de stockage de l'ouvrage, l'exploitant doit aussi prendre en considération le transport solide, c'est-à-dire :

Minimiser le dépôt : Afin d'éviter les curages répétés et de garantir un volume efficace en toutes circonstances.

Maximiser le dépôt : Vu l'importante pollution portée en temps de pluie par les particules, l'ouvrage servira de bassin de décantation (Chebbo et Bachoc, 1993).

I.3.2 Mode de transport solide

Il existe deux modes de transport qui dépendent de la morphologie du cours d'eau et des berges :

- Le charriage
- La suspension

I.3.2.1 Cas de matériaux de fond uniformes

Le charriage est le déplacement des matériaux solides sur le fond en :

- roulant ;
 - en glissant ;
 - ou en effectuant des bonds successifs (appelés saltation) ;
- pour des vitesses élevées du cours d'eau.

La vitesse des grains est nettement inférieure à celle de l'eau.

Le charriage concerne plus particulièrement : les sables, graviers, galets et blocs.

Pour des vitesses encore plus élevées (pour une turbulence d'écoulement forte), les matériaux prélevés sur le fond sont emportés par le courant : le phénomène est appelé transport en suspension.

Les grains se déplacent à la vitesse de l'eau (G.Degoutte, 2004).

La suspension concerne plus particulièrement les sables, les limons et les argiles.

I.3.2.2 Cas de matériaux de fond non uniformes

Pour les berges et fond non uniforme constituées de matériaux de tailles différentes, il y'a simultanément transport par charriage des matériaux les plus lourds et transport en suspension des matériaux plus légers.

Un grain déjà mis en mouvement par charriage passe en suspension lorsque la composante de la vitesse turbulente est supérieure à sa vitesse de chute (G.Degoutte, 2004).

I.3.3 Mesure du transport solide

I.3.3.1 La mesure du charriage

I.3.3.1.1 La mesure par échantillons

Cette mesure a été mise au point pour l'hydraulique fluviale, elle consiste à mettre des nasses dans le courant. Cette méthode semble peu adaptable aux torrents autant à cause des contraintes subies que des quantités et de la taille des éléments transportés.

Une autre technique qui s'apparente dans son esprit à la précédente est celle du marquage des sédiments par un traceur radioactif. On injecte à un endroit précis du lit des sédiments marqués et on relève leur dispersion par les crues.

I.3.3.1.2 La mesure globale

C'est la méthode la plus ancienne et la plus simple à mettre en œuvre dans les torrents.

On utilise soit une fosse dans laquelle les sédiments se déposent, soit une plage de dépôts avec un barrage filtrant en travers du lit.

La fosse à sédiments est utilisée lorsque les quantités transportées sont faibles et que la nature géologique du lit le permet. Sa forme géométrique facilite la mesure des dépôts.

Le mode d'emploi est simple. Après chaque crue on procède à une mesure de la qualité de sédiments déposés. Lorsque la capacité de remplissage du piège est atteinte on procède à un curage, opération plus ou moins complexe suivant les quantités à évacuer.

I.3.3.1.3 La mesure en continu

Il existe deux systèmes qui permettent de mesurer en continu le charriage.

I.3.3.1.3.1 La pesée quasi continue

Ce système est implanté dans une partie canalisée à l'amont d'un seuil. Sur le fond bétonné du canal une saignée oblique recueille les matériaux. L'ouverture d'une vanne latérale crée un vortex qui entraîne les matériaux en contrebas sur une trémie qui les sépare de l'eau. Un tamis assure une dernière réparation où n'est conservée que la fraction de dimension supérieure à 4mm. Un tapis roulant achemine les graviers vers une balance enregistreuse puis, après pesée, ils sont rejetés dans la rivière en aval du seuil.

I.3.3.1.3.2 Le couplage hydrophone

Ce système a été essayé avec succès en canal expérimental à l'Institut Hydraulique de Zurich où il a donné satisfaction (RAEMY et JAEGGI : Symposium de Florence, 1981).

Principe : Deux hydrophones sont placés à distance connue dans le fond du canal.

Les sons caractéristiques qu'ils transmettent au moment du charriage et leur décalage permettent d'estimer la vitesse du transport de fond. Une table de pression située entre les

limniphones donne le poids du mélange. Connaissant la hauteur d'eau, on peut déduire le débit solide.

I.3.3.1.4 La mesure des suspensions

On retrouve pour les suspensions les mêmes principes de mesure que pour le charriage.

Il existe trois grands principes de mesures :

I.3.3.1.4.1 La mesure globale

Elle consiste à recueillir soit la totalité soit une fraction connue (à l'aide d'un partiteur) de l'écoulement et à faire une mesure globale des matières solides apportées par chaque évènement climatique.

I.3.3.1.4.2 La mesure discontinue et ponctuelle

Elle permet la prise d'échantillons dans une section de cours d'eau. Le principe est simple, il consiste à prélever à un instant t une certaine quantité de liquide (en général 0,5 l) dans la section d'écoulement. On détermine ensuite la concentration de matières solides de l'échantillon et on attribue cette valeur au débit qui est passé à cet instant, ce qui donne le flux de matières en suspension. En répétant cette mesure à intervalles adéquats, on arrive à suivre les variations de flux de matières en suspension avec le régime du cours d'eau.

Pour que cette méthode donne des résultats représentatifs il faut :

- que la répartition des matières en suspension soit homogène dans la section de prélèvement ;
- que l'instant de prélèvement soit déterminé précisément pour pouvoir être mis en relation avec le débit liquide ;
- que le nombre d'échantillons prélevés soit suffisamment important pour suivre les variations de régime du cours d'eau ;
- et surtout que le flux de suspension ne soit pas modifié localement par la prise d'échantillons.

Il existe différents procédés pour cette mesure :

I.3.3.1.4.2.1 Les prélèvements manuels

C'est la méthode la plus ancienne. Le matériel consiste en bouteilles type « bouteille de lait », fermées par un clapet. La bouteille est positionnée dans la section mouillée à l'aide d'une perche, l'opérateur ouvre le clapet à l'aide d'un fil et retire la bouteille quand elle est pleine.

Avantage de la méthode :

- Il est possible de faire des prélèvements en différents points de la section au même instant ou à des instants très proches.
- Il est possible de multiplier les points de prélèvements et de changer de section facilement.

Inconvénients :

-Le principal est la nécessité d'avoir des opérateurs sur place aux moments les plus intéressants, c'est-à-dire les crues.

1.3.3.1.4.2 Les prélèvements automatiques

Le plus simple consiste à implanter un ou des pylons dans le lit et d'accrocher des bouteilles (type « bouteille de lait ») à entrée calibrée à différentes hauteurs. Les bouteilles se remplissent au fur et à mesure de la montée de l'eau. On change les bouteilles pleines après chaque crue.

Avantage de la méthode :

-Théoriquement, peut permettre de suivre plusieurs points d'une section en multipliant les implantations.

Inconvénients :

-Inutilisable dans les zones à fort charriage à cause des chocs de pierres ;

-Perturbe fortement l'écoulement à son voisinage ;

-Ne permet de suivre que la montée en crue. Aucune information sur la décrue et les régimes quasi stationnaires ;

-Les bouteilles peuvent être colmatées par des transports végétaux ;

-Le point de prélèvement varie avec la hauteur d'eau et ne concerne que la partie superficielle de l'écoulement.

1.3.3.1.4.3 La mesure en continu

Elle se fait à travers une section ou partie de section soit du cours d'eau, soit d'une dérivation du débit à l'aide d'un partiteur. Deux systèmes peuvent être utilisés pour suivre la teneur en MES dans les cours d'eau : les systèmes optiques (néphélomètres, turbidimètres) d'une part et l'absorption de rayonnement γ d'autre part.

-Les systèmes optiques se composent d'une source de lumière et d'une cellule photo-électrique qui mesure soit la lumière diffusée (néphélométrie) soit la lumière absorbée (turbidimétrie) par le liquide. Un enregistreur-amplificateur recueille le courant produit par la cellule photo-électrique.

Ces appareils sont souvent utilisés et mis au point pour la chimie et la surveillance des MES dans les stations d'épuration.

L'avantage de ces appareils c'est qu'on a la possibilité d'avoir un suivi en continu des transports en suspension.

-Le principe de mesure avec une source radioactive artificielle est de mesurer l'atténuation du rayonnement γ émis par une source radioactive à travers le liquide. Le matériel se compose d'une source radioactive (en général un radio-isotope artificiel) et d'un détecteur à scintillation avec amplificateur.

L'avantage de cette mesure est que l'analyse peut se faire sur pratiquement la totalité de l'écoulement en combinant plusieurs sondes si nécessaire.

1.3.3.1.4.4 Méthode de mesure en Algérie

En Algérie, la méthode d'échantillonnage systématique du transport solide sur la plupart des cours d'eau est l'échantillonnage uni-ponctuel. Le prélèvement d'un échantillon se fait par l'observateur à l'aide de bouteilles de 0,5 à 1 litre de contenance. Les échantillons prélevés sont analysés par les procédés classiques (filtrage sur filtre millipore et la charge en suspension est mesurée par pesée des filtres). Pour les débits liquides, les lectures de hauteur d'eau effectuées sont transformées en débits liquides grâce aux courbes d'étalonnage établies par les services de l'Agence Nationale des Ressources Hydrauliques. Ces courbes sont valables pour une période donnée dite période de validité.

Quant au transport solide, l'évaluation durant une crue est effectuée de la même façon que pour les débits liquides, sur la base d'un dépouillement des lectures. Avant le tracé du turbidigramme, l'opération de report sur le limnigramme. Le nombre de prélèvements et leur échelonnement correct dans le temps conditionnent la fiabilité et la précision des graphes temporels de la concentration des sédiments en suspension. [1]

I.4 Méthodes utilisées dans l'étude de l'érosion hydrique [2]

I.4.1 Modélisation et mesures de flux en aval des bassins versants

Pour les études à l'échelle des bassins versants, on assiste au niveau mondial depuis le début des années 90 à un essor de modèles (empiriques et/ou déterministes). Ces modèles requièrent de nombreuses données d'entrées, parfois difficile à acquérir, et parfois leur validation sur le terrain se fait généralement sur des périodes trop courtes pour intégrer l'évolution temporelle des différents facteurs. Les principales variables à expliquer sont bien entendu les flux de matières en suspension.

Les mesures hydrométriques à l'exutoire doivent porter sur plusieurs années pour avoir une représentativité temporelle, malheureusement on ne peut pas se contenter de la mesure des exportations à l'exutoire, car la seule connaissance de cette donnée ne permet ni de localiser les zones sources de sédiment, ni d'évaluer la nuisance « perte en terre » que subit le sol.

I.4.2 Utilisation de l'imagerie satellitale

L'intérêt grandissant des études à échelle pluri-Kilométrique et les problématiques environnementales associées ont stimulé l'utilisation de la télédétection en pédologie. La tendance actuelle est d'utiliser l'imagerie satellitale comme source de données d'entrée, et de

coupler celles-ci à l'aide de SIG (système d'information géographique). La spatialisation des modèles de pertes des sols dans un SIG avec l'aide de la télédétection nécessite de faire de nombreuses hypothèses (continuité du paysage, propagation des erreurs, distribution spatiale des pluies intenses, précision des cartes pédologiques, effet des interventions humaines) et la validation sur le terrain n'est vraiment pas aisée.

I.4.3 Utilisation des marqueurs radio-actifs

Le marqueur le plus utilisé est le césium 137, c'est un radio-isotope anthropique qui permet de quantifier les déplacements de sol à des échelles spatiales variant de la parcelle au bassin versant. On procède à des prélèvements ponctuels de sol, pour déterminer l'activité spécifique en ^{137}Cs . Ces valeurs sont comparées à celles établies dans un site témoin considéré comme stable vis-à-vis de l'érosion hydrique. La différence d'activité entre les sites de prélèvements et la valeur du site référentiel permet, via une relation mondialement reconnue, d'estimer les mouvements des sols. Cette méthode permet d'établir la cartographie des mouvements des sols (bilan interne) et les sorties nettes de sédiment à l'exutoire (bilan externe) du bassin versant.

I.5 Envasement des barrages en Algérie

Une des conséquences du transport solide en aval est l'envasement des barrages hydrauliques. En Algérie, les barrages souffrent énormément de ce problème chaotique. La raison principale de cette calamité revient à la mauvaise quantification du transport solide résultant du manque de données ainsi qu'à la fiabilité de celles déjà existante.

En 1957, les barrages avaient une capacité totale de 900 million m^3 , dont 200 déjà par la sédimentation. En 1962, les 16 grands barrages en exploitation représentaient une capacité de 1,3 Gm^3 et un envasement de 240 Mm^3 . En 2006, ils ont atteint un envasement de 492 Mm^3 soit une perte de 38% (Remini, 2009). Depuis lors, l'envasement n'a cessé d'augmenter, certains barrages ont enregistré un doublement à plus des taux d'envasement.

Une actualisation des anciennes estimations révèle qu'en 2005 et en 2006 sur les 57 grands barrages des bassins hydrographiques Algérien le volume total de vase a été estimé à 1,1 Gm^3 , soit un comblement de 16% de la capacité totale de 6,8 Gm^3 . L'envasement moyen est donc de 45 Mm^3/an , ce qui correspond à une perte de capacité de 0,65% par an. [3]

II. Chapitre: Théorie de modélisation du transport solide

II.1 Introduction

Le premier pas de toute démarche scientifique consiste à observer et à identifier un ensemble de variables susceptibles de décrire le phénomène ou le processus étudié. Cette connaissance demeure encyclopédique et de peu d'intérêt tant qu'un lien ou une relation n'est pas établi entre un premier ensemble de variables (entrées) et un autre ensemble de variables assujetties aux premières (sorties). Le langage mathématique permet de formaliser cette relation et d'intégrer et de synthétiser les informations. Le modèle mathématique, en tant que représentation du phénomène étudié, peut alors fournir un ensemble de réponses qu'il est ensuite possible de soumettre à l'observation.

Le système qui intéresse particulièrement la modélisation hydrologique se rapporte à la phase terrestre du cycle de l'eau, avec ses principaux processus physiques : précipitation, interception, ruissellement, évaporation, le transport... Quand à la modélisation de l'érosion hydrique des sols, elle s'intéresse à la prédiction et à la gestion des pertes de productivité des sols et d'usage des eaux de surface engendrées par la dégradation de la couche terrestre.

II.2 Quelques définitions

-D'après le Dictionnaire de l'Environnement, le modèle est "*une représentation simplifiée, relativement abstraite, d'un processus, d'un système, en vue de le décrire, de l'expliquer ou de le prévoir*".

-Un modèle est une simplification de la réalité car s'il en avait tous les attributs, il s'agirait non plus d'un modèle mais de la réalité;

-La modélisation, n'est rien d'autre que la pensée organisée en vue d'une finalité pratique. Modèle est synonyme de théorie, mais avec une connotation pratique : modèle, c'est une théorie orientée vers l'action qu'elle doit servir ;

- La modélisation est une technique de création d'une représentation standard. Ainsi, elle permet d'établir un modèle explicatif d'un phénomène ou comportement en recensant les variables ou facteurs explicatifs et l'importance relative de chacune de ces variables ;

-Représentation mathématique de la relation qui lie les entrées et les sorties d'un processus par des équations.

Si les équations du modèle sont algébriques, on parlera de modèle *statistique*. Si ces équations sont des équations différentielles ou des équations aux différences récurrentes, le modèle est dit *dynamique*.

II.3 Objectifs de la modélisation

Pourquoi modéliser ?

Cette question doit avoir une réponse, non seulement pour justifier la démarche, mais aussi pour sélectionner l'approche modélisatrice la plus appropriée.

La modélisation peut avoir trois objectifs :

- **Décrire** (résumer) les données ;
- **Prédire** (simuler), c'est-à-dire utiliser le système pour générer de nouvelles valeurs,
- **Expliquer** (comprendre) c'est-à-dire comprendre la réalité.

Selon que l'on souhaite parvenir à l'un ou l'autre de ces objectifs, la modélisation sera réalisée selon des modalités différentes.

II.4 Facteurs caractéristiques de la modélisation

Les champs d'application de la modélisation sont aussi divers que les champs de la connaissance. Parmi les facteurs caractéristiques de la modélisation hydrologique, mentionnons :

- La diversité des processus en jeu (physiques et chimiques).
- La complexité des systèmes étudiés.
- La présence de multiples échelles tant spatiales que temporelles.
- La difficulté de procéder à des mesures extensives et dans des conditions variées.

Cette complexité inhérente à la modélisation hydrologique implique qu'il n'existe pas une mais de multiples modélisations possibles et que le lien entre le modèle et l'objectif de son application est particulièrement important. Autrement dit, il n'existe pas de modèle universel applicable sans discernement. [5]

II.5 Les grandes étapes de la modélisation

Elle se déroule en 5 grandes étapes :

- on se fixe les objectifs de la modélisation ;
- on fait l'inventaire des informations (données externes : axiomes, loi, hypothèses, théorie...données expérimentales) ;
- on réalise un modèle (construction en fonction des axiomes et hypothèses) ;
- on identifie les paramètres du modèle ;
- on valide en confrontant le modèle à la réalité ;
- on tire des conclusions.

II.6 Définition de la simulation

La simulation est une méthode de mesure et d'étude consistant à remplacer un phénomène, un système par un modèle plus simple mais ayant un comportement analogue (Larousse).

Grâce à la simulation de plus en plus détaillée, on peut prédire le comportement des systèmes complexes, de simuler des phénomènes naturels...

L'objectif d'un modèle de simulation peut être simplement descriptif : étudier le comportement d'un système sous différentes hypothèses d'évolution de l'environnement, ou aussi décisionnel : en simulant plusieurs décisions envisagées afin de choisir la meilleure ou la moins mauvaise.

II.7 Théories mathématiques du transport solide

La formulation du modèle pourra se réaliser selon quatre approches :

II.7.1 Les modèles empiriques

Ces modèles reprennent la relation qui lie le flux de sédiments avec les différentes variables explicatives climatiques ou hydrologiques, comme le débit liquide par exemple. Ils sont généralement utilisés pour une estimation globale des pertes de terre.

On citera comme exemple des modèles empiriques :

- L'équation universelle de perte en sol de WISCHMEIER et SMITH, 1978.

-Les modèles régressifs débit-MES comme les modèles de WALLING et WEBB, 1981.

Parfois les modèles empiriques ne postulent aucune connaissance concernant la structure interne (réelle) du modèle. Ils ne prennent en compte que de l'entrée et la sortie et ils tentent de les relier entre elles, ainsi, on peut dire qu'ils sont tout simplement *des modèles descriptifs*.

Dans notre étude, on exploitera le modèle empirique afin de trouver une corrélation entre le débit solide-le débit liquide.

Ce modèle de corrélation est basé sur l'analyse de régression, cette dernière peut être définie comme la recherche de la relation stochastique qui lie deux ou plusieurs variables.

Relation entre deux variables :

Considérons deux variables X et Y et cherchons à étudier la relation qui les lie. Pour ce faire, nous mesurons les deux variables afin d'obtenir des observations paires. La méthode la plus simple pour observer la relation qui lie les deux variables est de présenter ces points de coordonnées (x_i, y_i) dans un graphe à deux dimensions. A partir de là, il est possible d'observer quel genre de relation existe entre X et Y.

Dans notre étude la relation qui lie les deux variables Q_s - Q_l est une relation déterministe, c'est à dire que la relation est déterminée par un principe de causalité (cause, effet).

En Algérie beaucoup de chercheur ont utilisé les modèles empiriques dans l'analyse de la relation débit liquide-débit solide et la quantification du transport solide.

II.7.2 Les modèles conceptuels

Ils prennent en considération la dynamique de l'érosion, ont l'avantage d'estimer des flux à différents pas de temps, mais nécessitent une période de calage relativement longue, et les pics de concentrations des MES sont généralement sous-estimés.

Exemple :

-Le modèle de VAN SICKLE et BESCHTA, 1983 : Le modèle est une approche pour estimer l'apport en matières en suspension durant un événement de crue. Ce modèle peut être à la fois déterministe, conceptuel et dynamique. Comme le type du modèle l'indique, un modèle conceptuel est un modèle dont la structure est définie par son concepteur, le paramétrage des relations qu'il comporte est déterminé grâce aux chroniques passées. Ainsi, nos données de sorties sont en relation avec les données d'entrées par une simple équation décrivant le processus du transport solide dans l'eau et les paramètres empiriques sont déterminés par calibrage des mesures prélevés in situ.

II.7.3 Les modèles physiques (mécanistes)

Ils explorent des lois de la physique et permettent d'étudier la variabilité spatiale de l'érosion, et d'explorer différents endroits du bassin. Cependant, ils nécessitent l'introduction d'un nombre élevé de paramètres et incorporent un ensemble de sous modèles simulant les divers processus physiques.

Ces modèles ont été développés comme une alternative aux modèles conceptuels, à des fins de recherche parallèlement aux progrès de l'informatique. D'après leurs concepteurs, ils sont censés rendre compte des problèmes pour lesquels les modèles conceptuels sont à priori jugés inadéquats, tels que :

- La prévision des effets des changements naturels ou anthropiques des caractéristiques du bassin versant ;
- La variabilité spatiale des entrées et des sorties ;
- Le mouvement des sédiments ;
- La prévision des réponses pour des bassins non jaugés.

Exemple :

-L'équation de SAINT VENANT pour la phase liquide et les équations de transport pour la phase solide.

II.7.4 Modèles à boîte noire

Ces modèles sont beaucoup plus compliqués que les précédents. Leur objectif essentiel est de réaliser des simulations. Ils sont un outil privilégié pour réaliser des extrapolations ou encore pour anticiper des événements futurs sans se soucier de l'analyse du fonctionnement interne du bassin versant.

Dans une telle modélisation les bassins versants sont considérés comme des boîtes noires qui essaient de représenter théoriquement le prototype hydrologique en utilisant le système matriciel pour modéliser certains mécanismes.

Exemple :

Nous citerons ici des modèles propres à l'intelligence artificielle, ils ont vu le jour grâce à l'apparition des algorithmes d'apprentissage par adaptation des poids et face à la non-linéarité de certain phénomène. Les recherches se sont approfondies vers de nouvelles approches stochastiques (non déterministe) et ont ouvert la voix à une catégorie de modèles comme :

- Les réseaux de neurones artificiels ;
- La logique floue ;
- Le neuro-flou.

L'étude d'un phénomène physique complexe tel que le transport solide nécessite une précision considérable, car les erreurs d'imprécision de ce phénomène pourraient avoir des conséquences néfastes sur l'environnement. La logique floue permet d'évaluer l'imprécision, en décomposant le processus modélisé en plusieurs processus plus simples (sous-ensembles flous) par des règles floues (Benkaci, 2004). En ce contexte là le modèle neuro-flou ANFIS sera utilisé dans notre étude.

II.8 Mise en œuvre d'un modèle

II.8.1 Paramètres des modèles

La première étape consiste à établir une relation entre les variables d'entrée et les variables de sortie et estimer tous les paramètres qui rentrent en jeux s'il y'a lieu de le faire.

II.8.2 Calage du modèle

Le calage est l'opération où l'on ajuste les entrées afin d'obtenir les sorties (observations). Lors du calage, le problème qui se pose est le nombre de données à caler, à ce propos il n'existe pas une règle commune entre tous les bassins, en générale, la calibration se fait sur les deux tiers de la série des observées.

II.8.3 Validation du modèle

Cette période permet de vérifier la robustesse du calage en terme d'indépendance du jeu de paramètres vis-à-vis des données d'entrées et donc l'aptitude du modèle à fournir des simulations (ou des prévisions) dans diverses situations hydrologiques (Quesney, 1999).

Cependant, il est important de distinguer le calage de la validation. La première opération assurant l'adéquation des paramètres alors que la seconde évalue l'adéquation du modèle tout entier (Fortin 1989, V.Rakem 1999).

II.9 Critères d'évaluation d'un modèle

Pour analyser la performance et la fiabilité d'un modèle, plusieurs critères d'évaluation (validation) ont été développés. Ils peuvent être utilisés aussi bien pour la calibration qu'en validation.

Une simple visuelle des résultats d'une simulation ne représente pas une évaluation complète d'un modèle. En effet, l'œil humain n'est pas capable de voir toutes les différences qui peuvent exister entre deux courbes d'allure similaire. Ainsi, nous avons besoin en plus de l'analyse graphique de nous doter de critères objectifs (dénommés aussi fonctions objectives) pour comparer les simulations aux observations et pour hiérarchiser des simulations qui ont l'air équivalentes. Plusieurs critères objectifs mathématiques existent pour quantifier la distance entre les observations et la simulation.

II.9.1 Principaux critères objectifs

Les principaux critères objectifs utilisés en hydrologie sont :

II.9.1.1 Le critère de Nash Sutcliffe (Nash et Sutcliffe, 1970)

Utilisé surtout en hydrologie, il donne une indication sur la robustesse (pouvoir prédictif) des modèles utilisés. Ainsi, il est utilisé comme un outil d'aide à la décision.

Le critère est le suivant :

$$E = 1 - \frac{\sum_{t=1}^T (Q_0^t - Q_m^t)^2}{\sum_{t=1}^T (Q_0^t - \overline{Q_0})^2}$$

Où Q_0 représente les valeurs observées ;

Q_m sont les valeurs simulées et Q_0^t est l'observé à l'instant t ;

$\overline{Q_0}$ est la moyenne des valeurs observées.

(E est aussi connu sous le symbole de NSE)

La valeur de E varie de « $-\infty$ » à « 1 » et est généralement présenté en pourcentage.

- Une efficacité de $E=1$ correspond à une modélisation parfaite où les simulées = les observées.
- Une efficacité de $E=0$ indique que les prédictions du modèle sont aussi précises que la moyenne des données observées.
- Une efficacité de $E<0$ indique que les valeurs simulées conduisent à de moins bons résultats et que la moyenne observée est meilleur prédicateur que le modèle.

Le critère de Nash a pour inconvénient de surestimer l'erreur des grandes valeurs (pics) contrairement aux petites valeurs qui sont négligées.

II.9.1.2 Nash modifié

II.9.1.2.1 Le logarithmique de Nash

Le Nash modifié est la version modifiée du critère E, par introduction du logarithme aux variables de la loi. Le Nash modifié a été établi afin de mettre fin au problème qu'on rencontre avec le critère de Nash à savoir l'importance qu'il donne aux extrêmes par rapport aux étiages. Ainsi, en introduisant le « ln » cette sensibilité aux extrêmes sera réduite.

II.9.1.2.2 Le Nash modifié

Ce critère utilise la forme puissance 1 et absolue au lieu de la forme quadratique, le but est de mettre fin au problème de sensibilité aux extrêmes.

$$E = 1 - \frac{\sum_{t=1}^T |Q_0^t - Q_m^t|}{\sum_{t=1}^T |Q_0^t - \bar{Q}_0|}$$

II.9.1.3 Index of agreement d

L'indice d a été proposé par Willmot en 1981 afin de standardiser l'erreur de prédiction des modèles. Il est défini comme le rapport de l'erreur quadratique moyenne par l'erreur potentielle qui représente la valeur supérieure que peut atteindre l'erreur quadratique moyenne (Willmot, 1984) :

$$d = 1 - \frac{\sum_{t=1}^T (Q_0^t - Q_m^t)^2}{\sum_{t=1}^T (|Q_m^t - \bar{Q}_m| + |Q_0^t - \bar{Q}_0|)^2}$$

L'inconvénient de ce critère est qu'il peut atteindre la valeur de « 0,65 » du fait de son insensibilité aux valeurs sous-estimés et surestimés.

Il existe aussi le d modifié tout comme E modifié où l'on introduit soit le logarithme au variable soit utilisé la forme puissance 1.

II.9.1.4 L'erreur quadratique moyenne (RMSE: Root Mean Square Error)

La mesure de l'erreur quadratique moyenne est aussi un critère souvent utilisé pour mesurer l'écart entre la simulation et l'observation, en donnant notamment une idée de la dispersion entre les deux et cela dans l'unité des variables étudiées. Plus le RMSE sera faible et plus l'écart entre la simulation et les observations sera faible.

Le critère est le suivant :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n_o} \sum_{t=1}^T (Q_m^t - Q_0^t)^2}$$

Le RMSE est couramment utilisé pour d'écrire l'erreur statistique. Bien que la performance du modèle est retenue selon une valeur minimale du RMSE, mais des études statistique (établies par SINGH et al, 2004) l'ont normalisé et ont développé le **RSR (ratio of the root mean square error to the standard deviation of measured)**. Il est calculé comme le rapport entre l'erreur quadratique moyenne et l'écart type des données mesurées comme le montre l'équation :

$$RSR = \frac{RMSE}{STDEV_{obs}} = \frac{\sqrt{\sum_{t=1}^T (Q_m^t - Q_0^t)^2}}{\sqrt{\sum_{t=1}^T (Q_0^t - \bar{Q}_0)^2}}$$

Le RSR varie de la valeur optimale qui est de zero jusqu'à un nombre très grand.

II.9.1.5 Percent bias PBIAS

Le pourcentage du bias mesure la tendance moyenne des données simulées à être plus grandes ou plus petites que leurs homologues observées. Le PBIAS prend sa valeur optimale quand il est égal à zéro.

Si le **PBIAS <0** il indique que les valeurs simulées sont plus élevés que ceux observés, ainsi on peut dire qu'il y'a une surestimation des valeurs.

Si le **PBIAS >0** il indique que les valeurs simulées sont inférieurs à ceux observés, ainsi on peut dire qu'il y'a une sous-estimation des valeurs par le modèle.

$$PBIAS = \frac{\sum_{t=1}^T (Q_0^t - Q_m^t) * 100}{\sum_{t=1}^T Q_0^t}$$

II.9.1.6 Le coefficient de détermination

Il est défini comme étant la valeur élevée au carré du coefficient de corrélation de Pearson. Donc il estime la dispersion entre la série des observées et des simulées, plus il sera important plus l'accord entre les deux séries de valeurs le sera aussi.

Il nous informe également sur le degré de corrélation entre deux variables à étudier (pour notre cas entre le débit liquide et le débit solide), si sa valeur est égale à « 0 » cela signifie qu'il n'y a aucune corrélation entre les deux variables.

La valeur maximale est de « 1 » et elle représente la valeur optimale.

Le R^2 est donné par la relation :

$$R^2 = \left[\frac{\sum_{t=1}^T (Q_0^t - \bar{Q}_0) * (Q_m^t - \bar{Q}_m)}{\sqrt{\sum_{t=1}^T (Q_0^t - \bar{Q}_0)^2} * \sqrt{\sum_{t=1}^T (Q_m^t - \bar{Q}_m)^2}} \right]^2$$

L'inconvénient du R^2 est qu'il quantifie la dispersion des points "observés-simulés" et ne donne aucune information sur la qualité du modèle, donc même si les valeurs simulées sont sous-estimées ou surestimées mais que leur dispersion est identique à celle des observées, on aura un R^2 proche de « 1 ». Comme solution à ce problème on définit ci-dessous le coefficient de détermination pondéré.

II.9.1.7 Le coefficient de détermination pondéré wr^2

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

Où b représente la pente de la droite de corrélation entre les valeurs simulées et les observées. La valeur de wr^2 varie de « 0 » à « 1 » (valeur optimale), elle est généralement donnée en pourcentage.

Ainsi le wr^2 prend en compte la surestimation et la sous-estimation des valeurs simulées.

II.9.2 Le taux de performance des critères

Selon une étude sur l'évaluation de modèles pour la quantification systématique de la précision dans les simulations de bassins versants (Model Evaluation Guidelines for Systematic Quantification of Accuracy in Watershed Simulations) les critères définis ci-dessus sont les meilleurs critères pour juger de la performance d'un modèle. Ainsi, ils seront tous retenus pour valider les modèles utilisés dans notre travail.

Un modèle est jugé satisfaisant si :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{NASH} > 50\% \\ \text{RSR} \leq 0,70 \\ \text{wr}^2 > 50\% \text{ et PBIAS} < \pm 55\% \end{array} \right.$$

sont réunis à la fois. Cela reste valide pour n'importe quel pas de temps excepté pour un pas de temps mensuel. Le tableau suivant indique les valeurs des critères NASH, RSR et PBIAS correspondant à différents degré de performance pour le cas du transport solide.

Tableau II.1: Qualité des modèles en fonction des valeurs des différents critères pour un pas de temps mensuel.

	NASH(%)	RSR	PBIAS(%)
Très bon	$75 < \text{NASH} \leq 100$	$0,00 \leq \text{RSR} \leq 0,50$	$\text{PBIAS} < \pm 15$
Bon	$65 < \text{NASH} \leq 75$	$0,50 < \text{RSR} \leq 0,60$	$\pm 15 \leq \text{PBIAS} < \pm 30$
Satisfaisant	$50 < \text{NASH} \leq 65$	$0,60 < \text{RSR} \leq 0,70$	$\pm 30 \leq \text{PBIAS} < \pm 55$
insatisfaisant	$\text{NASH} \leq 50$	$\text{RSR} > 0,70$	$\text{PBIAS} \geq \pm 55$

II.10 Conclusion

Dans les chapitres suivants nous allons utiliser deux modèles mathématiques à savoir le modèle empirique, où la statistique descriptive sera prédominante et un des modèles à boîte noire qui utilise l'intelligence artificielle : le modèle neuro-flou. L'étude de ces deux modèles à pour but d'arriver à représenter la relation qui lie le débit solide au débit liquide (le transport solide) de manière optimale. La performance des deux modèles reposera sur l'analyse des critères utilisés pour la validation de ces derniers.

III. Chapitre : Les systèmes neuro-flous

III.1 Introduction

Ces dernières années, le nombre et la variété des applications de la logique floue ont augmenté de façon significative, elle a connu un succès remarquable dans la description des systèmes complexes. Ces applications vont des produits de consommation à la reproduction des phénomènes naturels ...

Pour les phénomènes naturels la problématique de prédiction peut être formalisée de la manière suivante : étant donnée une situation caractérisée à l'instant « t » (entrée), l'outil de prédiction choisi doit prédire l'évolution de cette situation à l'instant « t+prévision » (sortie). Des développements actuels sur ce type de problématique montrent que les performances des neuro-flous dépassent celles d'autres méthodes aussi bien en terme de précision des résultats que d'efficacité d'apprentissage (Wang W.Q.et al.,2004) surtout pour les systèmes complexes à comportement non stationnaire et non linéaire.

Dans cet ensemble, notre travail traite plus spécifiquement du système ANFIS (Adaptative Neuro-Fuzzy Inference System) proposé par (Jang, 1993).

III.2 Identification floue

L'identification floue est un domaine extrêmement vaste, où chaque jour ou presque, une nouvelle approche est proposée. Certaines approches confinent à la théorie des réseaux de neurones.

L'idée générale d'un modèle neuro-flou est d'intégrer dans un seul concept les avantages des deux domaines : Logique floue et Réseaux de neurones.

- De la logique floue : Introduction de connaissances *a priori* afin de réduire l'espace des paramètres à optimiser ;
- Des réseaux de neurones : utilisation de la capacité d'apprentissage afin d'améliorer les performances.

Ainsi, nous sommes dans l'obligation de présenter dans ce qui suit plusieurs définitions qui nous aiderons à la compréhension du système ANFIS.

III.3 Définitions de base

III.3.1 Les réseaux de neurones

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique du réseau est évidemment un réseau, elle est dotée d'une fonction particulière.

Chaque neurone des différents réseaux reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones amont. A chacune de ces entrées est associé un poids w représentatif de la force de connexion. Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique, qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones aval.

III.3.2 La logique floue

La logique floue est une extension de la logique booléenne par Lofti Zadeh en 1965, donc elle représente une généralisation des ensembles classiques. En introduisant la notion de degré dans la vérification d'une condition, permettant ainsi d'avoir un état que vrai ou faux. La logique floue confère une flexibilité appréciable aux raisonnements de l'utilisateur, ce qui rend possible la prise en compte des imprécisions et des incertitudes.

- **Imprécisions** désigne les connaissances qui ne sont pas perçues ou définies nettement.
- **Incertaines** désigne les connaissances dont la validité est sujette à question.

Un des intérêts de la logique floue pour formaliser le raisonnement humain est que les règles sont énoncées en langage naturel.

III.3.3 Les sous-ensembles flous

La logique floue repose sur la théorie des ensembles flous, qui est une généralisation de la théorie des ensembles classiques [Zadeh, 1965]. Par abus de langage, suivant les us de la littérature, nous utiliserons indifféremment les termes sous-ensembles flous et ensembles flous.

Soit x un ensemble. Un sous-ensemble flou A de x est caractérisé par une fonction d'appartenance. $f^A = x \rightarrow [0,1]$. La fonction d'appartenance est notée μ_A

Cette fonction d'appartenance est l'équivalent de la fonction caractéristique d'un ensemble classique.

Le sous-ensemble flou est défini sur un univers de discours X . L'univers de discours est l'ensemble des valeurs que peut prendre la variable floue x et $\mu_A(x)$ est le degré d'appartenance de l'élément x à l'ensemble flou A . [17]

III.3.4 La fonction d'appartenance

La fonction d'appartenance représente le degré d'appartenance d'une valeur à un état donné, elle peut avoir différentes formes (en triangle, en trapèze...). Afin de mieux expliciter ces deux dernières définitions nous allons introduire l'exemple suivant :

Exemple :

Nous allons définir des fonctions d'appartenance pour chaque sous-ensemble flou des deux variables d'étude :

- Entrée : Débit liquide. Sous ensembles : faible, moyen, fort.
- Sortie : Débit solide ou concentration en MES. Sous ensembles : faible, moyen, fort.

La forme de la fonction d'appartenance est choisie arbitrairement en suivant les conseils de l'expert ou en faisant des études statistiques : forme sigmoïde, tangente hyperbolique, exponentielle, gaussienne, triangulaire, trapézoïdale... [11]

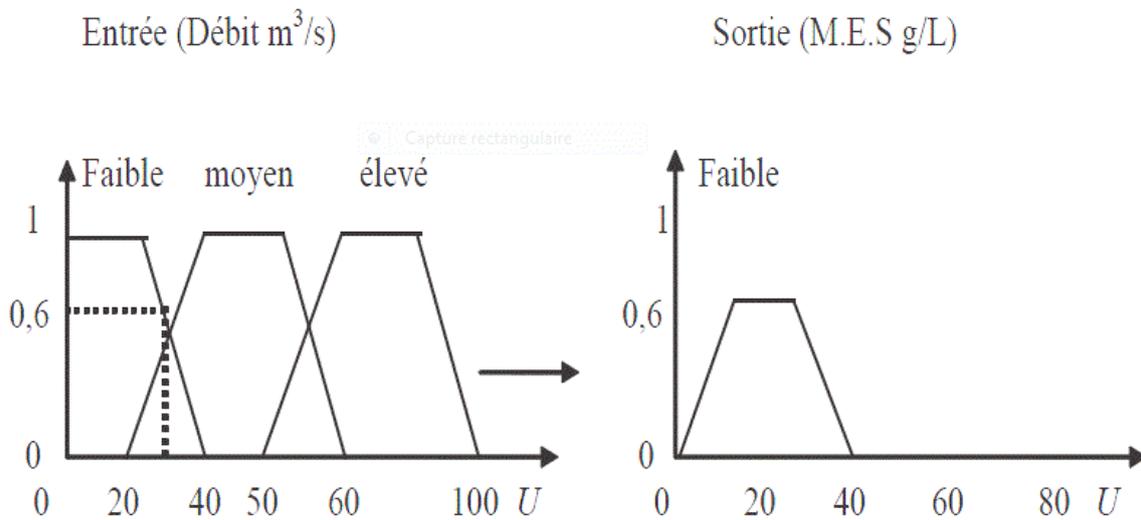


Figure III.1 : Fonction d'appartenance caractérisant les sous ensembles des variables d'entrées et de sorties.

III.3.5 Les variables linguistiques

Soit x une variable (débit solide), X la plage de valeur de la variable et A_x un ensemble fini ou infini de sous-ensembles flous. Une variable linguistique correspond au triplet (x, X, A_x) .

III.3.6 Le raisonnement en logique floue

En logique classique, les raisonnements sont de la forme :

$$\begin{cases} \text{Si } p \text{ alors } q \\ p \text{ vrai alors } q \text{ vrai} \end{cases}$$

En logique floue, le raisonnement flou, également appelé raisonnement approximatif, se base sur des *règles floues* qui exprimées en langage naturel en utilisant les variables linguistiques.

Une règle floue aura cette forme :

Si $x \in A$ *et* $y \in B$ *alors* $z \in C$, avec A , B et C des ensembles flous.

Par exemple :

Si (le débit liquide est élevé), alors (le débit solide est élevé).

La variable « débit solide » appartient à l'ensemble flou « élevé » à un degré qui dépend du degré de validité de la prémisse, autrement dit du degré d'appartenance de la variable « débit liquide » à l'ensemble flou « élevé ». L'idée sous-jacente est que plus les propositions en prémisse sont vérifiées, plus l'action préconisée pour les sorties doit être respectée.

III.3.7 Système d'inférence flou (SIF)

Une simple règle floue ne suffit pas à elle seule de représenter un problème complexe. Un ensemble de règles doivent être établies pour bien décrire notre système et simplifier son utilisation. L'association de ces ensembles de règles avec des mécanismes de décision permettent de déduire de nouvelles connaissances, elles constituent des systèmes d'inférences floues.

Un système d'inférence flou est essentiellement composé de deux blocs fonctionnels différents :

- Une base de connaissance constituée d'une base de règles floues et d'une base de données définissant les fonctions d'appartenance des ensembles flous ;

- Un mécanisme d'inférence flou qui détermine la sortie du système sous la forme d'un ensemble flou.

On y ajoute deux blocs :

- Une interface de fuzzification qui transforme des entrées ponctuelles en ensembles flous ;

- Une interface de défuzzification qui transforme la sortie floue en sortie ponctuelle.

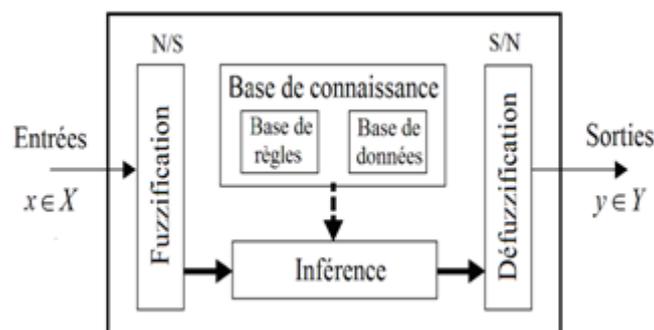


Figure III.2 : Architecture d'un système flou.

III.3.7.1 La fuzzification

C'est la première étape du traitement flou, les variables d'entrées se trouvent caractérisés à l'aide des sous-ensembles flous. La fuzzification est l'étape où les variables d'entrées « physiques » subissent une conversion artificielle et se transforment en des variables « linguistique ou floues ».

III.3.7.2 La défuzzification

La dernière étape est celle de la défuzzification, elle transforme la partie floue résultant de l'inférence en une valeur numérique. Le but de cette étape est de transformer l'ensemble flou en valeurs non floues et de trouver une sortie précise correspondant le mieux à la caractérisation floue.

La technique la plus utilisée est celle du centre de gravité. Dans notre cas la valeur simulée (concentration en MES) correspond à la projection du centre de gravité (défuzzification centroïde) de la surface d'inférence sur l'abscisse de la série des concentrations observées (Lefkir et al, 2006).

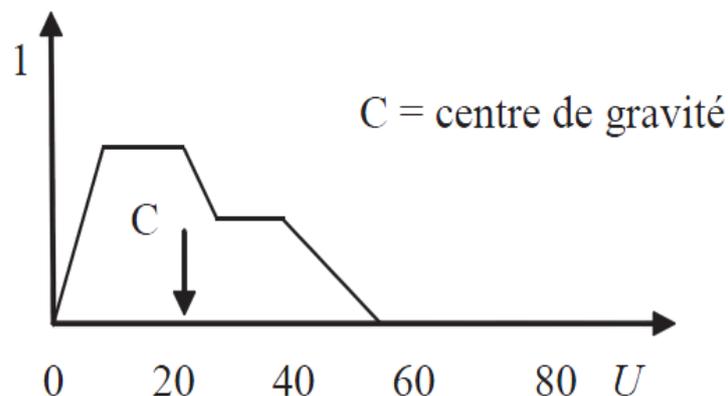


Figure III.3 : Calcul d'une valeur de MES par la méthode du centre de gravité.

III.3.8 Synoptique d'un système flou

- les **inputs** sont le taux des débits liquides : $15\text{m}^3/\text{s} \dots$;
- la **fuzzification** elle correspond aux deux variables linguistiques : « débit liquide », « débit solide »;
- le **moteur d'inférence** est constitué du choix des opérateurs flous;
- la **base de connaissances** floues est l'ensemble des règles floues;
- la **défuzzification**;
- les **outputs** correspondent à la décision finale : « le débit solide est 1500Kg/s ».

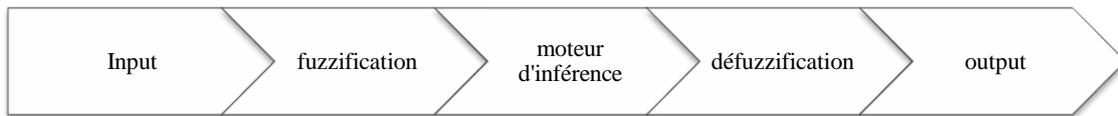


Figure III.4 : Aperçu synoptique d'un système flou.

Ainsi, la logique floue permet de mettre en place des systèmes d'inférence dont les décisions sont sans discontinuités, flexibles et non linéaires, plus proche du comportement humain que ne l'est la logique classique.

III.3.9 Type des systèmes d'inférence

Les systèmes flous sont classés selon la nature de leur structure. Il existe deux types de système d'inférence flou :

III.3.9.1 Système d'inférence de type Mamdani (linguistique)

Les modèles de Mamdani permettent une description linguistique du système par une base des règles floues de la forme :

$$\text{Si } x_1 \text{ est } A_1 \text{ et } x_2 \text{ est } A_2 \text{ et ... et } x_n \text{ est } A_n$$

$$\text{Alors } y_1 \text{ est } B_1 \text{ et } y_2 \text{ est } B_2 \text{ et ... et } y_m \text{ est } B_m$$

Où x_i et y_j sont respectivement les variables d'entrées et de sorties linguistiques et A_i et B_j sont des ensembles linguistiques flous. Ces modèles nécessitent un grand nombre de règles pour approcher le comportement global d'un système : ils possèdent une capacité de représentation limitée. Les modèles linguistiques ne permettent pas d'intégrer directement des connaissances objectives sur le système qui ne sont pas exprimées par des sous-ensembles flous. Ainsi des connaissances exprimées sous forme analytiques décrivant la structure physique du système ne peuvent pas être pris en compte directement. Sugeno et ses collaborateurs ont proposé une classe de modèles appelés modèles (TSK) qui permet de représenter ce type d'information [8].

III.3.9.2 Système d'inférence de type Takagi Sugeno Kang (TSK)

Le système d'inférence de Sugeno est identique à celui de Mamdani, tous deux sont construits à partir d'une base de règles. Mais ils diffèrent sur la partie défuzzification. En effet, Sugeno propose de remplacer la défuzzification des variables de sortie par une combinaison linéaire (polynomiale ou constante) des variables d'entrée.

Soit un système à r entrées et une sortie, le modèle TSK est constitué d'une base de règles de la forme :

$$\text{Si } x_1 \text{ est } A_1^{i_1} \text{ et } x_2 \text{ est } A_2^{i_2} \text{ et } \dots \text{ et } x_r \text{ est } A_r^{i_r}$$

$$\text{Alors } y = f_i = (x_1, x_2, \dots, x_r)$$

Où x_1, x_2, \dots, x_r sont les variables numériques d'entrée du modèle flou et f_i est une fonction numérique de l'univers d'entrée. Chaque règle représente un modèle local sur une région floue d'entrée, ou sur un sous-espace d'entrée. Dans chaque région, le modèle flou est défini par la fonction f_i qui relie les entrées à la sortie numérique. Le même modèle global est constitué par interpolation des modèles locaux.

Dans la littérature, les f_i sont souvent des fonctions linéaires, soit :

$$f_i(x_1, x_2, \dots, x_r) = b_{i_0} + b_{i_1}x_1 + b_{i_2}x_2 + \dots + b_{i_r}x_r$$

Où $b_{i_0}, b_{i_1}, \dots, b_{i_r}$ sont des coefficients constants. Chaque règle peut être vue comme un modèle local, linéaire selon les variables d'entrées x_1, x_2, \dots, x_r .

Ces modèles permettent d'approcher le comportement d'un système complexe par une collection de modèles locaux. Ils ont une capacité de représentation importante. En effet, le nombre de règles nécessaires pour approcher un système à un certain degré de précision est généralement réduit.

Le paramétrage d'un SIF de type Sugeno se limite généralement à la définition des éléments suivants :

- le nombre de fonctions d'appartenance sur chaque domaine d'entrée ;
- le placement de ces fonctions d'appartenance ;
- la valeur numérique des conclusions. [8]

III.4 Système hybride neuro-flou [7]

Nous aborderons maintenant une méthode d'optimisation du modèle TSK qui est l'apprentissage par approche neuro-floue. Le système étudié est le système ANFIS, dans tout ce qui suit nous le détaillerons de point de vue fonctionnement (algorithmes d'apprentissage...).

III.4.1 Emergence des systèmes hybrides pour la prédiction

L'utilisation des réseaux de neurones pour la prédiction date de 1964 par le chinois Hu. Il utilisa le réseau adaptatif de Widrow afin de réaliser des prédictions climatologiques. Le manque d'algorithmes d'apprentissage limita la poursuite de ce type d'étude.

Depuis les années 80, la recherche dans le domaine est relancée. La figure ci-dessous retrace l'évolution des réseaux de neurones.

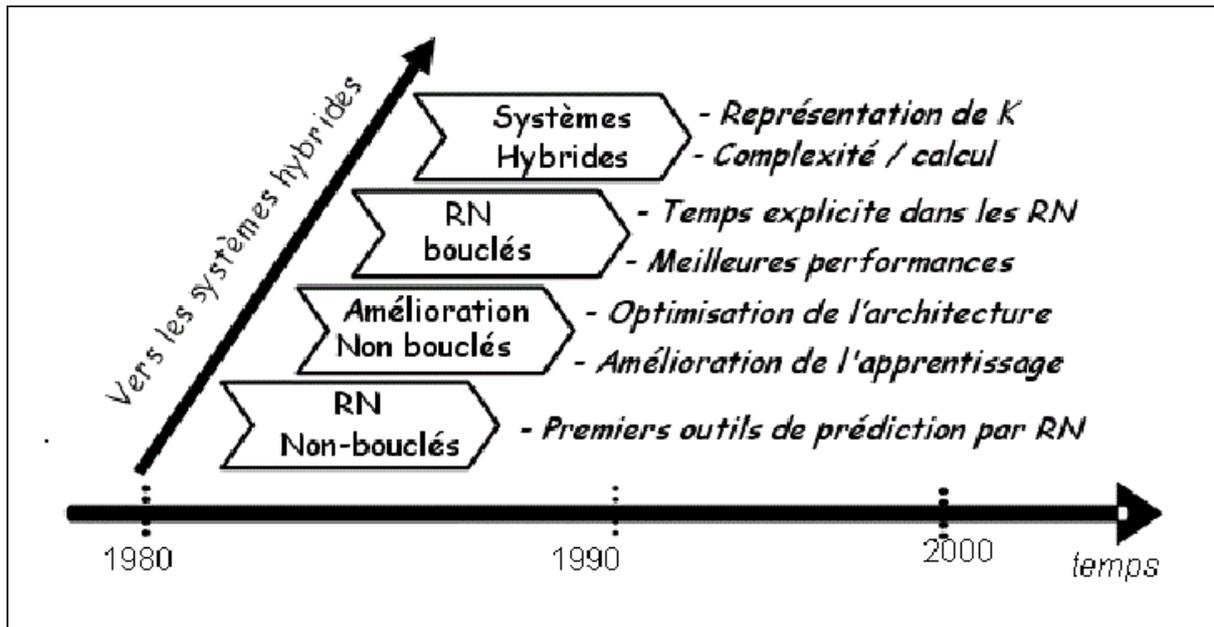


Figure III.5 : Vers les systèmes hybrides d'après Gouriveau et al.,2007

Etape 1 : La première application des réseaux de neurones pour la prédiction s'est faite en 1987. Par la suite, les réseaux de neurones non bouclés se montrèrent plus performants que les modèles classiques d'auto régression pour la prédiction de séries temporelles non linéaires.

Etape2 : Amélioration de l'apprentissage et du paramétrage des réseaux de neurones où beaucoup de facteurs sont mis en jeu.

Dès les années 90, beaucoup de développements sont menés pour améliorer la précision des prédictions réalisées par des réseaux de neurones tout en diminuant la complexité des modèles et le temps de calcul.

Etape3 : Les réseaux récurrents : Afin de prendre en compte de manière explicite le temps, les architectures de réseaux récurrents ont été développées et comparés aux autres techniques de prédiction de série temporelles non linéaires. Les résultats montrent que ces réseaux de neurones présentent de meilleurs performances que celles des méthodes classiques et plus encore, que celles des réseaux non bouclés.

Etape4 : Les réseaux de neurones ont été utilisés avec succès pour supporter l'activité de prédiction. Cependant, certains auteurs restent sceptiques :

- l'optimisation d'un réseau de neurone est considéré comme un art plus qu'une science.

- les réseaux de neurones sont une boîte noire et il n'est pas possible d'expliquer et d'analyser les relations entre entrées et sorties.

Afin de pallier cette faiblesse des réseaux de neurones, des travaux insistent sur l'intérêt de systèmes combinant l'aspect connexionniste des réseaux de neurones à des techniques de raisonnement.

Ainsi, les systèmes neuro-flous ont vu le jour pour répondre à ces exigences. L'utilisation conjointe des réseaux de neurones et de la logique floue, permet de tirer les avantages des deux méthodes : les capacités d'apprentissage de la première et la lisibilité et la souplesse de la seconde.

Pour résumer l'apport du neuro-flou, le tableau suivant regroupe les avantages et inconvénients de la logique floue et des réseaux de neurones.

RESEAUX DE NEURONES	LOGIQUE FLOUE
AVANTAGES	
Modèle à base de données	Pas de modèles mathématique
Pas de règles linguistiques	Intérprétabilité
Algorithmes d'apprentissage	...
INCONVENIENTS	
Modèle boîte noire	Ajustement par tâtonnement
...	Pas d'apprentissage
...	Nécessité de posséder les règles

Une définition des systèmes neuro-flous est donnée dans (Nauck et al., 1997) et reprise dans (Rococeanu, 2006) 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» (Otilia, 2008).

Donc, l'intérêt est de construire un système prédictif qui s'appuie sur l'intégration des réseaux de neurones et des systèmes d'inférence floue (SIF) à cause de leur complémentarité. Les SIF exploitent des 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.

Très généralement, les réseaux neuro-flous remplacent les différentes couches cachées des réseaux de neurone par des règles floues (i.e règles linguistique). Ils utilisent ensuite des algorithmes d'apprentissage pour définir et optimiser ces paramètres.

III.4.2 Architectures neuro-floues

Divers associations des méthodes et architectures neuro-floues ont été développées depuis 1988.

(Rococeanu, 2006) a recensé plusieurs architectures de systèmes neuro-flous. La figure ci-dessous montre les différentes architectures des systèmes neuro-flous. **FALCON**, **GARIC** interprètent la règle floue avec une structure à 5 couches, **NEFCLASS** interprète la règle

floue avec une structure à 3 couches et **ANFIS** interprète la règle floue avec une structure à 6 couches.

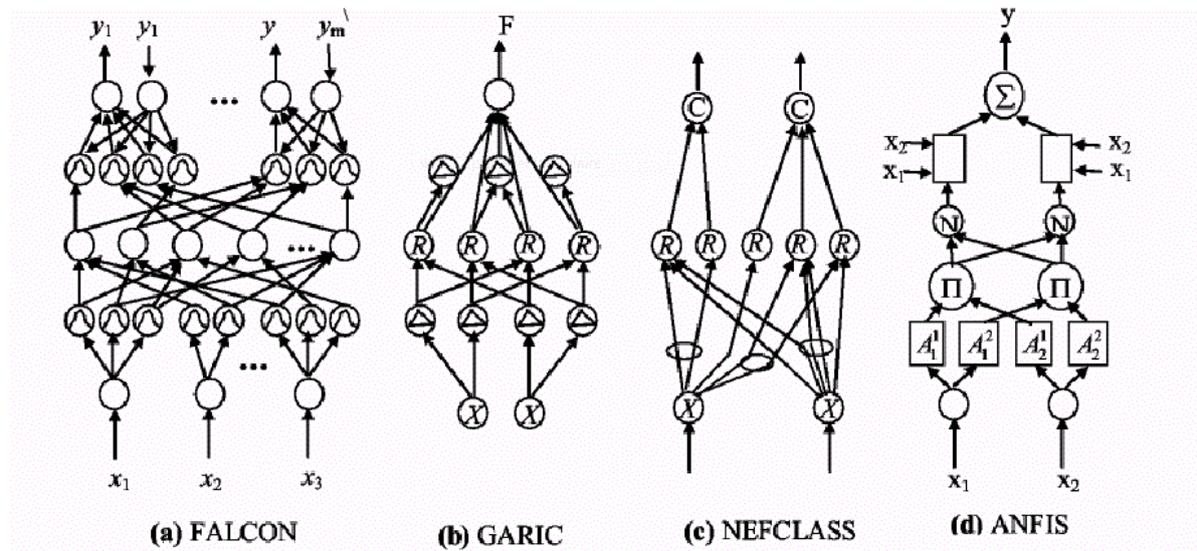


Figure III.6 : Architectures des systèmes neuro-flous d'après (Racoceanu, 2006).

- **FALCON et GARIC**

Il s'agit de modèles à 5 couches, utilisant la fuzzyfication en entrée et la defuzzyfication en sortie. Ceci correspond à l'interprétation juste de la technique de Mamdani. La précision accrue des résultats provoque une lenteur dans l'exécution du système. Ce modèle est rarement utilisé en pratique mais il reste le meilleur pour la commande.

- **NEFCLASS**

Modèle utilisé généralement en classification, il est constitué de 3 couches : une couche d'entrée avec les fonctions d'appartenance, une couche cachée représentée par des règles et une couche de sortie définissant les classes.

Ce modèle est facile à mettre en application, il évite l'étape de défuzzyfication, tout en étant précis dans le résultat final, avec une rapidité bien supérieure aux autres architectures.

- **NEFCON**

Modèle formé de 3 couches. Une couche cachée formée par des règles, une couche d'entrée incluant les nœuds d'entrée avec les sous-ensembles flous d'antécédentes et une couche de sortie avec un nœud de sortie et les sous-ensembles des conséquents.

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

Modèle obtenu par l'association des deux architectures NEFCLASS et NEFCON, il est utilisé dans différentes applications comme la classification et l'approximation de fonctions. NEFCLASS utilise un algorithme supervisé pour définir les règles floues, le NEFCON utilise un algorithme d'apprentissage non supervisé avec le calcul de l'erreur de sortie. Les deux modèles emploient la rétropropagation afin de définir les sous-ensembles flous. Comparé au modèle ANFIS, NEFPROX est beaucoup plus rapide, mais ANFIS donne de meilleurs résultats en approximation. Le NEFPROX est le premier système interprétable et lisible, dédié à l'approximation de fonction. Néanmoins, ses résultats en classification restent moins bons que ceux donnés par le NEFCLASS.

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

ANFIS représente un système à inférence floue mis en application dans le cadre des réseaux adaptatifs. Il utilise la procédure d'apprentissage hybride. Cette 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.

- **SANFIS**

Une autre structure connexionniste basée sur la fonction de base (FBF), a été développée récemment. Trois types de réseaux SANFIS peuvent être identifiés.

Pour ces 3 les entrées sont les mêmes mais les sorties sont différentes. Ils sont utilisés selon le type d'applications.

III.4.2.1 L'outil hybride ANFIS

Le système ANFIS est une classe de réseau adaptatif. Il peut être vu comme un réseau de neurones non bouclé pour lequel chaque couche est un composant d'un système neuro-flou et, à ce titre, c'est un "approximateur" universel. Il est utilisé dans différentes applications de prédictions.

Un système ANFIS réalise une approximation linéaire de la variable de sortie en décomposant l'espace des entrées en différents espace flous.

Dans ce qui suit, nous nous intéresserons à décrire l'architecture du système ANFIS et le mécanisme de son système d'inférence. Nous allons utiliser pour cela la figure ci-dessous :

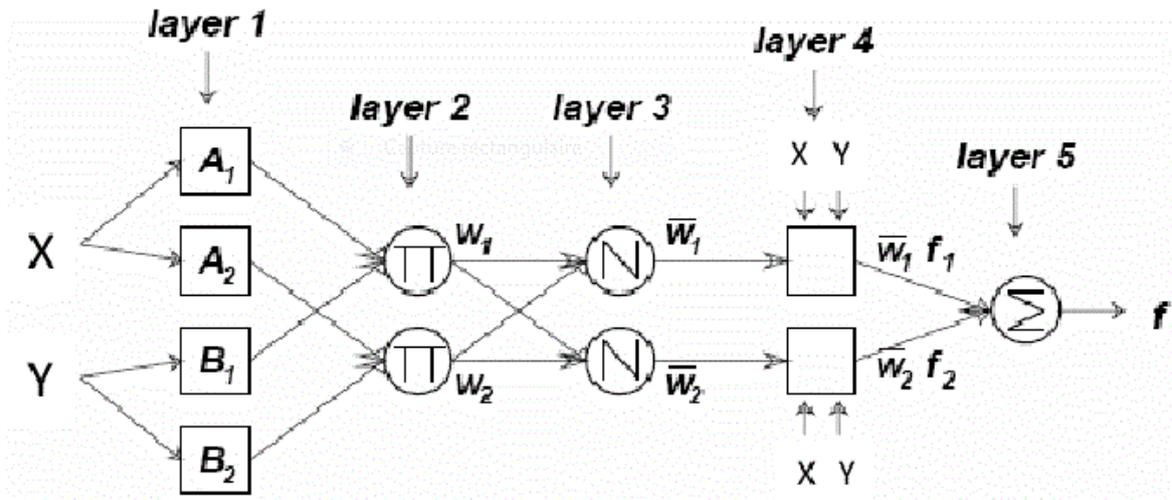


Figure III.7 : Architecture de l'ANFIS (Jang et al.,1997).

Le réseau possède deux entrées et un système à 5 couches. Chaque couche comprend différents nœuds.

- **Couche1 (Layer1):** La première couche permet une **fuzzification** des variables X et Y. La sortie du nœud k de la couche 1 $x_{1,k}$, désigne la fonction d'appartenance du nœud ξ (présent en indice). Les paramètres utilisés dans les fonctions d'activations (classiquement, il s'agit de gaussiennes ou de sigmoïdes) sont appelés paramètres 'prémises'. La valeur alors obtenue $\mu_{A1}(X)$ représente le degré d'appartenance de la valeur X à l'ensemble A1.
- **Couche2 (Layer2) :** Chaque nœud correspond à une T-Norme floue (l'opérateur T-Norme permet de réaliser l'équivalent d'un "ET" booléen). Il reçoit la sortie des nœuds de fuzzification et calcule sa valeur de sortie grâce à l'opérateur produit) (Cet opérateur est généralement utilisé mais il en existe d'autres : max, min...).

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

- **Couche3 (Layer3) :** 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.

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

- **Couche4(Layer4) :** Chaque nœud de cette couche est relié aux entrées initiales. On calcule le résultat 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”.

- **Couche5(Layer5)** : La couche de sortie est constituée d’un unique neurone. Où n est le nombre de règles floues.

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

En supposant des ensembles flous du type gaussien, le réseau ANFIS décrit ci avant comporte 14 paramètres devant être optimisés (8 inhérents aux fonctions gaussiennes et 6 à la linéarisation des sorties des règles). A cette fin, une base d’apprentissage est nécessaire. L’apprentissage consiste en la correction des paramètres (prémises et conséquents) du réseau afin de généraliser une fonction de transfert (inconnue a priori) entre les entrées et la sortie du réseau. Celle-ci constituée d’un ensemble de couples “entrées/sortie” connus. Le déploiement des algorithmes d’apprentissage sur cette base de données permet de construire **une fonction d’approximation** de la sortie à partir des nouveaux vecteurs d’entrée.

En général, des algorithmes hybrides sont utilisés. Plus particulièrement, des travaux montrent que la combinaison de l’algorithme de descente du gradient et de l’algorithme LSE (Least Square Estimate : estimation des moindres carrés) permet de réduire la complexité de l’apprentissage et d’en améliorer l’efficacité.

III.4.2.2 Modélisation

Le problème de modélisation floue ou de construction de modèles flous peut être vu comme un processus d’identification de système. Ce processus est composé de trois phases :

- *Phase d’identification de la structure du modèle*

Cette phase se base sur la détermination de la structure de la base des règles, du nombre de symboles et de la structure des conclusions des règles.

- *Phase d’identification des paramètres du modèle*

L’identification des paramètres d’un modèle se fait à partir d’un ensemble de données appelé ensemble d’apprentissage. Cette phase permet l’identification des paramètres d’entrée, des paramètres de sortie et de la base des règles ou de la relation floue sous-jacente.

- *Phase de validation du modèle*

Cette phase sert à tester la validité du modèle d’abord par rapport à l’ensemble d’apprentissage, puis sur de nouvelles données de test.

Sous Matlab l’identification de systèmes à l’aide d’ANFIS s’effectue en suivant l’organigramme présenté ci dessous:

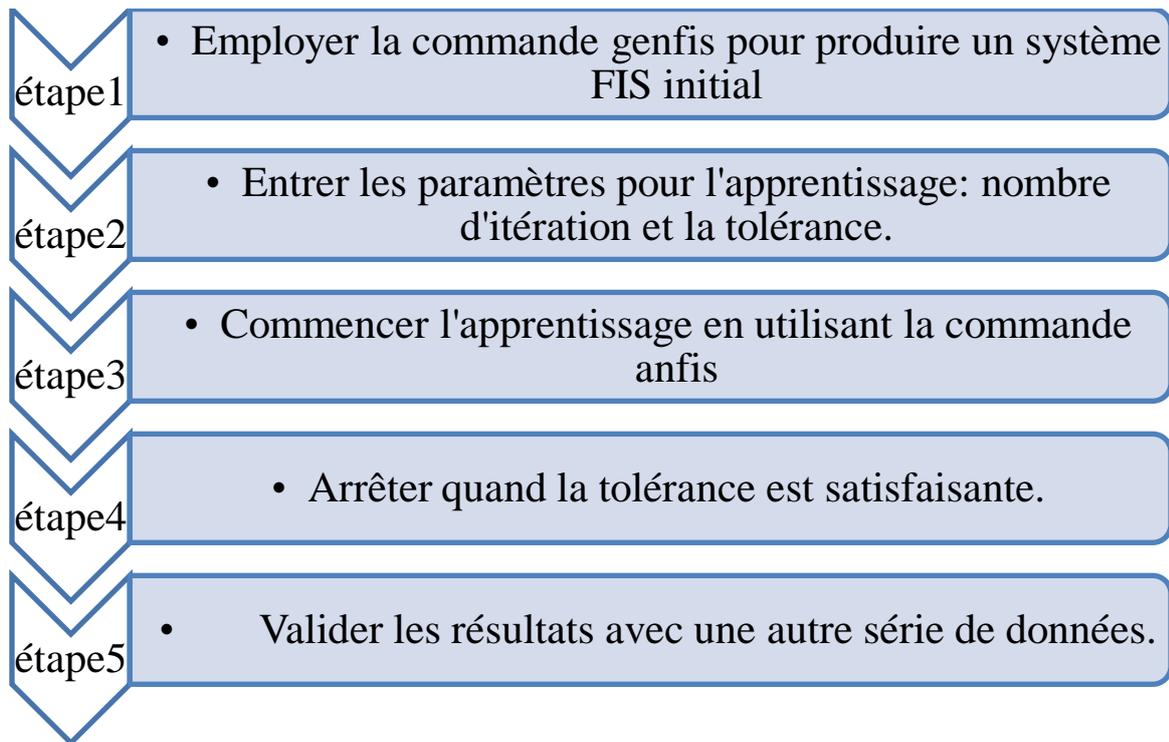


Figure III.8 : Etape de synthèse d'une identification floue sous ANFIS de Matlab.

III.4.3 Améliorations potentielles d'un système ANFIS

Les réseaux neuro-flous sont connus pour leur rapidité et précision. Nous présenterons ci-dessous un inventaire des leviers permettant d'améliorer les performances des réseaux de neuro-flou. [7]

III.4.3.1 Architecture du réseau

Une des plus importantes étapes pour la génération de la structure des réseaux neuro-flous est l'établissement des règles d'inférence. En utilisant un certain mécanisme d'inférence, les règles sont définies comme combinaisons des fonctions d'appartenance pour chaque variable d'entrée. Les variables d'entrée sont divisées en un nombre limité de fonctions d'appartenance (et leurs combinaisons mènent à beaucoup de règles d'inférence différentes).

III.4.3.1.1 Structure du réseau

(Rui et al., 1995), a montré qu'il n'y a pas de structure du réseau idéal a priori. Celle-ci est à définir au cas par cas selon le problème. 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. Aussi, un compromis simplicité/ généralisation doit être trouvé : il n'est pas concevable de construire un système ANFIS trop complexe, la base d'apprentissage étant, elle, limitée.

III.4.3.1.2 Partitionnement de l'espace des entrées

Dans le même cadre, il existe aussi des discussions sur les méthodes de partitionnement de l'espace des entrées (grid, tree and scatter partitioning).

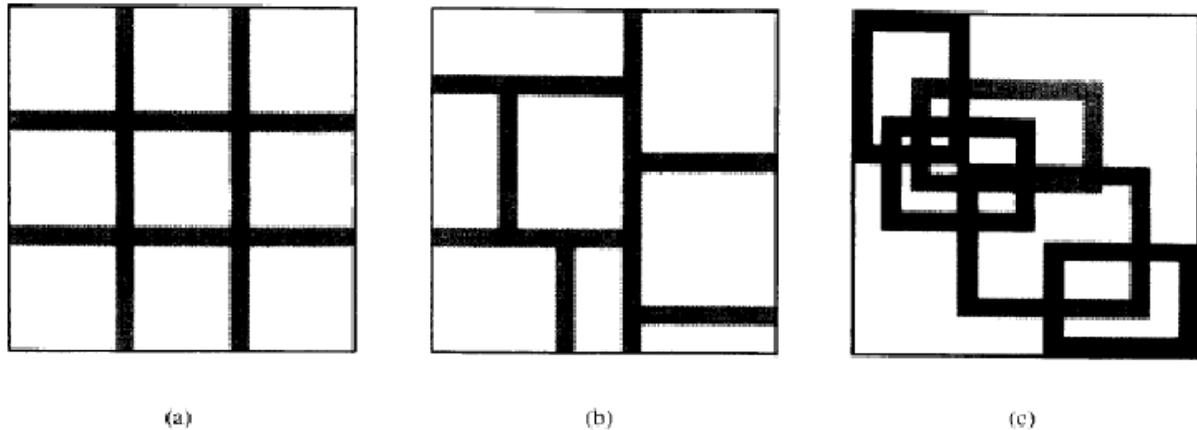


Figure III.9 : Partitionnement de l'espace des entrées.

La figure (a) illustre la « grid partition » dans un espace des entrées bidimensionnel. Cette stratégie a besoin seulement d'un nombre restreint de fonctions d'appartenance (MF) pour chaque entrée. Cependant, elle rencontre des problèmes quand nous avons un nombre modérément grand d'entrées. Par exemple, un modèle flou avec 10 entrées et 02 MF's sur chaque entrée aurait en conséquence $2^{10}=1024$ règles de type si-alors ce qui est prohibitivement grand. Ce problème, habituellement désigné sous le nom du problème de la dimensionnalité, peut être allégé par les autres stratégies de partage de l'espace des entrées.

La figure (b) montre une partition arborescente « tree partition », dans laquelle chaque région peut être univoquement indiquée par un arbre de décision. Cette partition soulage le problème d'une augmentation exponentielle du nombre de règles. Cependant, davantage de MF's pour chaque entrée sont nécessaires pour définir les régions floues, et ces MF's ne correspondent plus à des significations linguistiques claires telles que 'petit' ou 'grand'.

La figure (c) montre un sous ensemble de l'espace d'entrée qui caractérise une région de l'occurrence possible de l'entrée, scatter partition approche peut également limiter le nombre de règles à une quantité raisonnable.

III.4.3.2 Base d'apprentissage

L'ensemble d'apprentissage disponible impacte bien entendu la qualité de généralisation du système ANFIS. Il est nécessaire de disposer d'une base d'apprentissage de taille 5 fois supérieure au nombre de paramètres à optimiser (prémises et conséquents). Cependant, au-delà de la taille de cet ensemble d'apprentissage, c'est également la pertinence des données qu'il contient qui se révèle critique.

Le numéro d'époques choisit doit être assigné pour surmonter le problème de paramétrisation (overfitting et underfitting), elle comprend une propagation en avant et une rétro-propagation. Durant la propagation en avant, les variables d'entrée servent à déterminer les sorties des neurones couche par couche, permettant de déterminer les valeurs des paramètres des conséquents. Durant la phase de rétro-propagation, l'algorithme de rétro-propagation d'erreur est appliqué pour optimiser les poids des différentes couches. Les époques dans l'apprentissage dépendent également de l'erreur d'apprentissage.

Le processus d'apprentissage se termine lorsque l'erreur d'apprentissage est réduite à un niveau de tolérance indiqué.

III.4.3.3 Algorithme d'apprentissage

L'apprentissage consiste en la correction des paramètres (prémises et conséquents) du réseau afin de généraliser une fonction de transfert (inconnue a priori) entre les entrées et la sortie du réseau. A cette fin, une base d'apprentissage est nécessaire, elle sera constituée des entrées/sorties. Le déploiement des algorithmes d'apprentissage sur cette base de données permet de construire une fonction d'approximation (appelée aussi prédiction) de la sortie désirée à partir des nouveaux vecteurs d'entrée.

En général, des algorithmes hybrides sont utilisés. Une combinaison entre l'algorithme de descente du gradient qui permet l'estimation des poids du réseau et de l'algorithme d'estimation des moindres carrés qui permet d'estimer des paramètres des conséquents réduisent la complexité de l'apprentissage est réduite et l'efficacité se trouve améliorer (Riedmiller et al., 1993) proposent de modifier l'algorithme d'apprentissage afin d'en accélérer la convergence. (Yaam et al., 2000) proposent d'optimiser l'initialisation des poids d'apprentissage. La modification des pas d'apprentissage peut aussi être envisagée.

IV. Chapitre :

Présentation de la zone

d'étude

IV.1 Introduction

Dans l'hydrologie l'Algérie est divisée en 09 bassins versants tributaires de la Méditerranée et 08 bassins endoréiques et sahariens.

Le Nord est dévisé en 04 bassins hydrographiques : 1 : Oranie- 2 : Cheliff –Zahrez- 3 : Algérois- 4 : Constantinois. Chaque bassin versant est subdivisé en sous-bassins versants. Les grands fleuves sont connus par leur écoulement permanent contrairement aux affluents qui sont connus pour leur écoulement faible et temporaire.

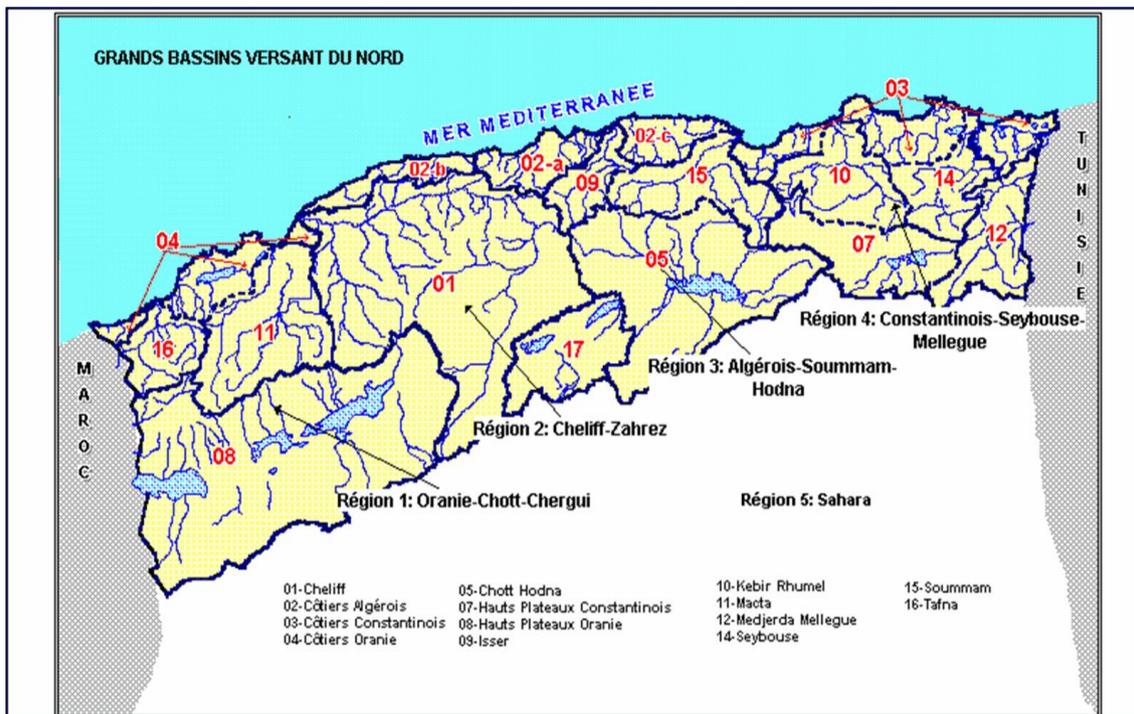


Figure IV.1 : Grands bassins versants du Nord Algérien.

Le constantinois est connu pour être le plus riche en eau, il reçoit près de 39% des écoulements annuels en eau de surface du pays. En revanche, la région de l'Oranie, bien que plus étendue en termes de superficie, ne reçoit que 8% des écoulements de surface totaux.

Les cours d'eau au Nord des montagnes Telliennes se jettent majoritairement à la mer, alors que des lacs, ou chott, recueillent l'eau des Hauts Plateaux, au Sud de l'Atlas Tellien. En effet, près de 10 700Km³ d'eau se jettent dans la mer méditerranéenne, représentant plus de 90% des ressources hydriques de l'Algérie du Nord. Le reste se perd dans les lacs et les chotts, ou traverse les frontières marocaine ou tunisienne.

Le bassin versant que nous allons présenter ci-dessous est le bassin versant de l'Isser (09).

IV.2 Situation géographique du bassin versant

Le bassin versant de l'Oued Isser est situé à environ 70Km au Sud Est d'Alger. Il occupe une superficie de 3615 km² et est localisé entre les 35°90' et 36°85' Nord et les méridiens 2°88' et 3°95' Est (figure2). Ce bassin versant est considéré comme l'unité fonctionnelle idéale pour évaluer l'érosion (Horton, 1945). Il se situe à l'amont du barrage de Béni Amrane et présente une forme allongée sur l'axe sud-ouest (Ain Boucif/Beni Slimane) à nord-est (mer Méditerranée). Il est limité au Nord par la mer et le bassin du Sebbaou, au sud par le bassin de Chott Hodna, à l'Est par le grand bassin du Cheliff. Une partie du bassin est drainée par l'Oued Mellah et l'Oued Hammam, les deux oueds constituent l'Oued Isser.

Le bassin versant, de type montagneux, se trouve à une altitude moyenne de 750m.

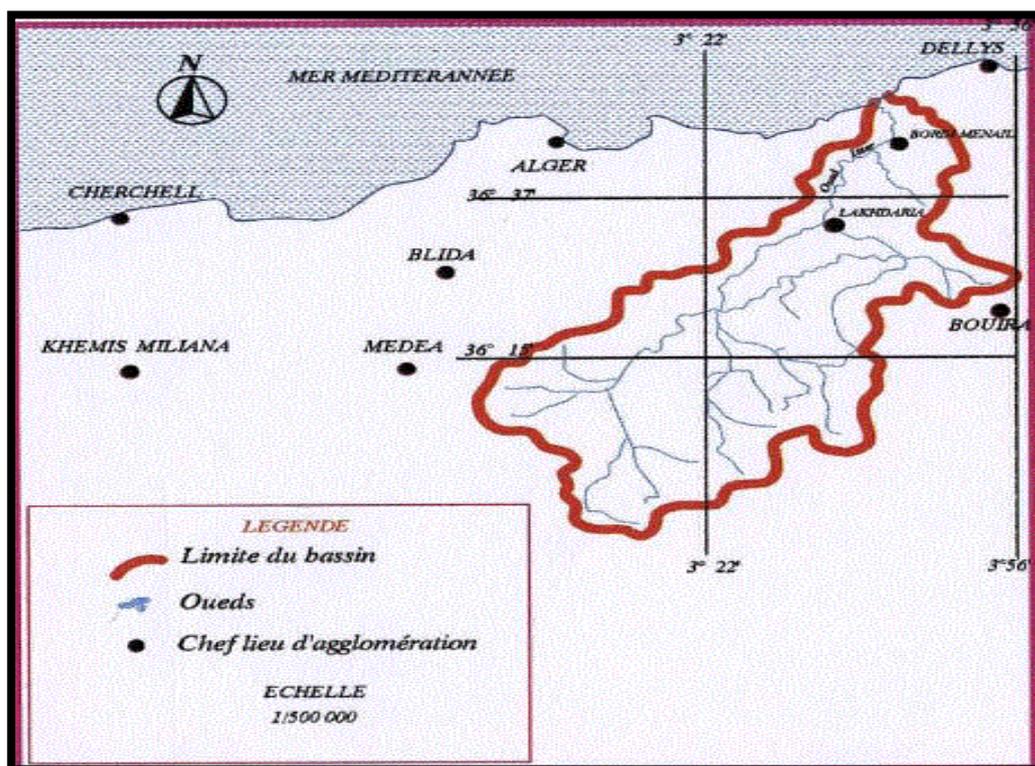


Figure IV.2 : Situation géographique du bassin versant de l'Isser.

IV.3 Caractéristiques morphométriques

Bassin versant	<i>Isser</i>
Station	<i>Lakhdaria mise en servie 01/01/1969</i>
Cordonnées Lambert de la station	<i>X :579,10 – Y :368,75</i>
Oued	<i>Isser</i>
Surface	<i>3615Km²</i>
Périmètre	<i>270Km²</i>
Altitude max	<i>1810m</i>
Altitude moyenne	<i>750m</i>
Altitude min	<i>90m</i>
Apport	<i>198,7 Hm³/an</i>
Densité de drainage	<i>3.60</i>
Indice d'érosivité	<i>150-300</i>

IV.4 Le climat

Ce bassin est connu pour avoir un climat méditerranéen où l'on observe une pluviométrie plutôt abondante mais qui tend à diminuer au printemps et atteint quelques millimètres par mois en été. Ainsi, le régime d'écoulement est très variable à l'échelle interannuelle.

Les mois les plus froids sont le mois de Janvier et Février tandis que les plus chauds sont ceux de la saison d'été.

IV.5 Caractéristiques du réseau hydrographique

Le bassin est caractérisé par l'irrégularité du régime pluviométrique. Il est drainé par deux principaux cours d'eau : *Oued Isser et Oued Mellah*. Il dispose d'un réseau hydrographique assez dense et couvrant une très grande partie du bassin. Cette caractéristique favorise le phénomène du transport solide. Sur le cours d'eau supérieur, en amont de la station de Lakhdaria, la pente moyenne de l'oued est de 4m/Km.

Les Oueds sont en crue durant la période des pluies (pluviométrie entre 700 et 800mm annuels) et diminuent presque régulièrement au printemps puis deviennent inactifs dès que

s'annonce la saison sèche. L'Oued Isser est principalement contrôlé par deux stations hydrométriques : pont de Latraille à l'amont et la station de Lakhdaria vers l'aval (figure 3).

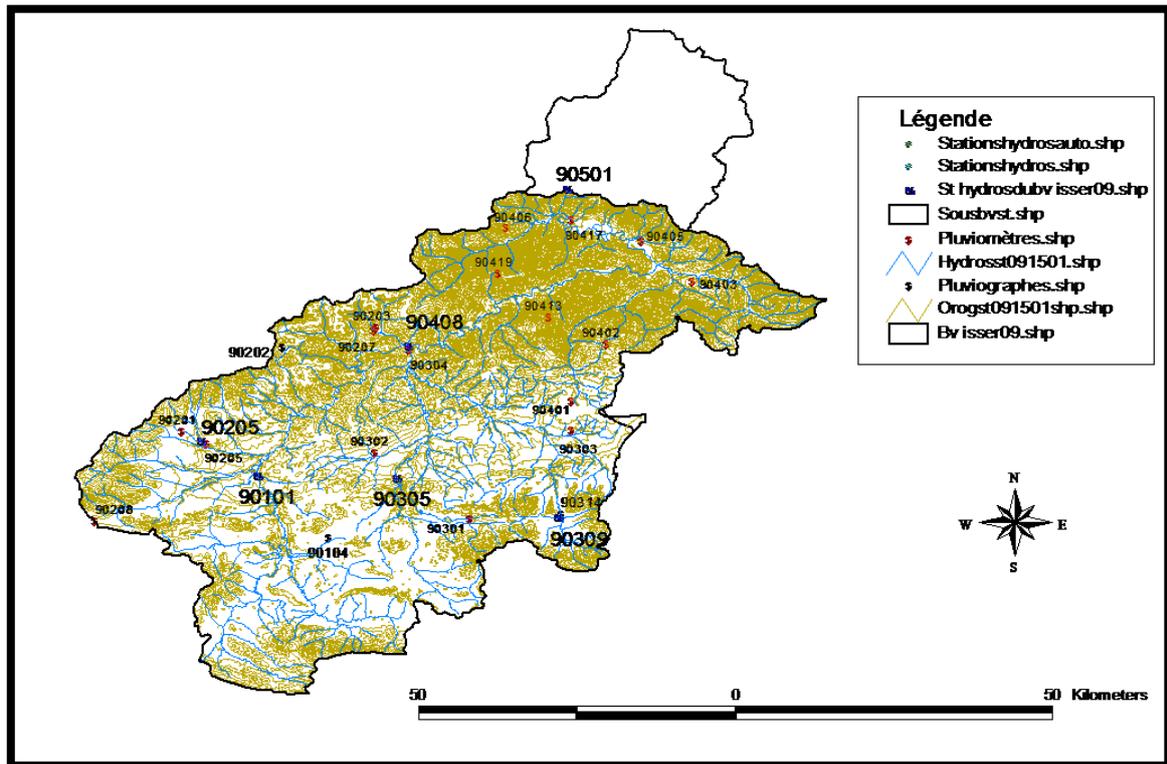


Figure IV.3 : Cartes des stations hydroclimatologiques du bassin versant de la station de Lakhdaria.

IV.6 Caractéristiques géologiques et lithologiques

Du nord vers le sud, le relief prend de l'ampleur où l'on note une cote maximale de 1810m. Le bassin versant de l'Isser est formé en majeure partie de roches tendres : marnes et argiles (figure 4). Ces formations tendres, situées en pente, sont facilement érodables. Au regard des valeurs importantes des coefficients de territorialité ainsi que les fortes densités de drainage obtenues au niveau des stations (Pont de Latraille, Lakhdaria et à l'embouchure), le bassin versant est vulnérable aux fortes crues et à l'érosion. [4]

La géologie du bassin est constituée à partir de plusieurs formations:

IV.6.1 Le socle cristallophyllien

Il est constitué de deux assises :

L'une inférieure formée de schistes cristallophylliens (micaschistes à biotites à teinte verte et schistes à deux micas de teinte plus claire, avec lentilles de gneiss à biotite et de marbre) ;

L'autre supérieure formée de phyllades (schistes satinés de teinte avec de nombreuses lentilles de marbre encaissées dans ces phyllades). Elle constitue le cœur du synclinal, dans la région du Djebel Amour. Ces assises sont attribuées au Précambrien.

IV.6.2 Les roches éruptives

Elles sont d'âge pré tertiaire et tertiaire. Les premières sont fréquentes, apparemment sous formes de filons de pegmatite ou de granite, tandis que celles d'âge tertiaire sont, d'une part, représentées par les épointements de roches granodioritiques dans le massif de Thenia, et de l'autre par des formations volcaniques.

IV.6.3 Les formations sédimentaires

Elles vont du Crétacé au Quaternaire passant par Oligocène. Les lithofaciès sont, selon leur âge, inégalement répartis dans l'espace. De bas en haut, on distingue : Le crétacé inférieur- Flyschs Albo-Aptiens, Le Crétacé supérieur-Cénonien, Oligocène inférieur et moyen, le quaternaire.

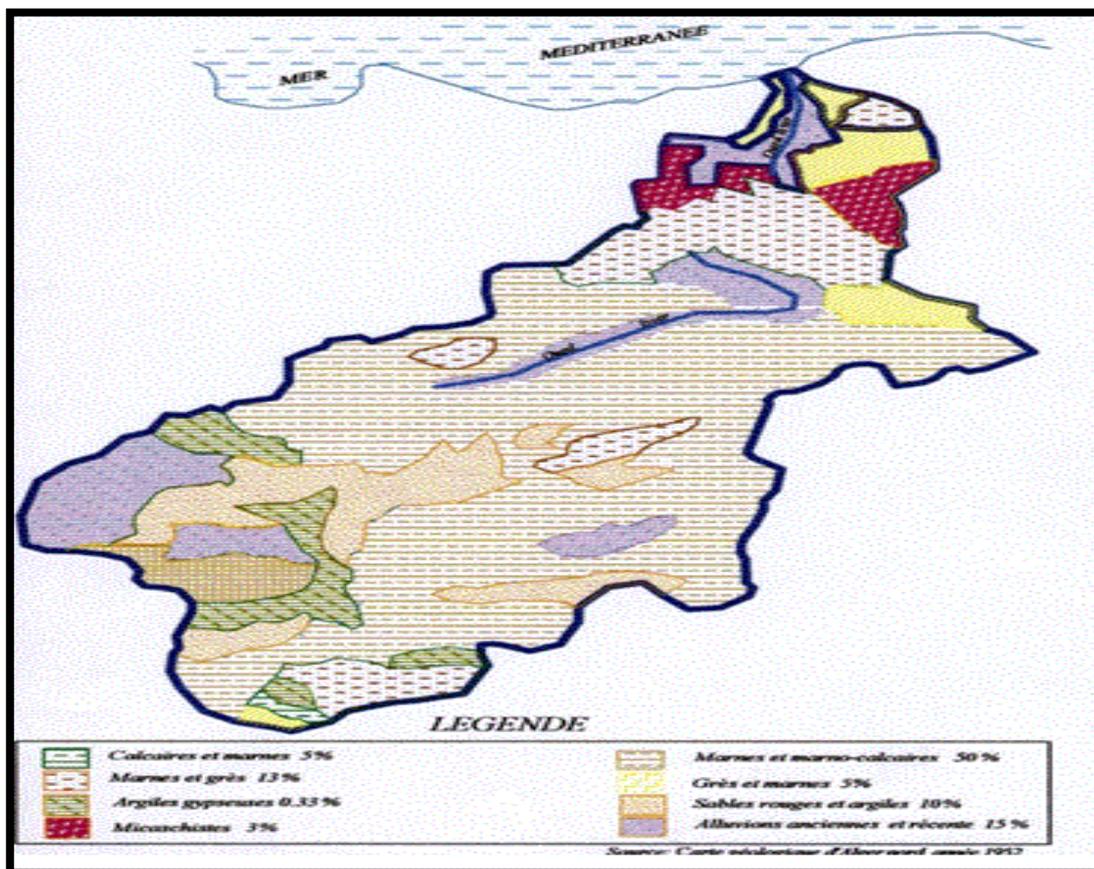


Figure IV.4 : Carte schématique des formations lithologiques du bassin versant de l'Oued Isser.

IV.7 Caractéristiques du couvert végétal

Le bassin se caractérise par un couvert végétal peu dense localisé au centre et représente 20% de la superficie totale, ce qui accélère le phénomène de l'érosion. Le reste de la surface, soit 80%, est occupé par des cultures essentiellement céréalières et fourragères. Au bas Isser, on rencontre essentiellement les cultures annuelles, et sur des superficies réduites, les cultures et l'arboriculture (PNUD., 1987) (figure 5). La nature tendre des matériaux (marnes et argiles) et le régime hydrique irrégulier ont contribué à la formation d'un réseau hydrographique dense de type arborescent.

Le couvert végétal (bois et broussaille) étant peu répandu et souvent dégradé, l'érosion est particulièrement active en présence de matériaux lithologiques tendres et un régime hydrique défavorable (pluies irrégulières, ruissellement). Les formes et les intensités diffèrent selon la pente, la nature lithologique des sols et l'action anthropique (déboisement, pâturage excessif, agriculture dégradante), (Rais et Abid, 1989). [6]

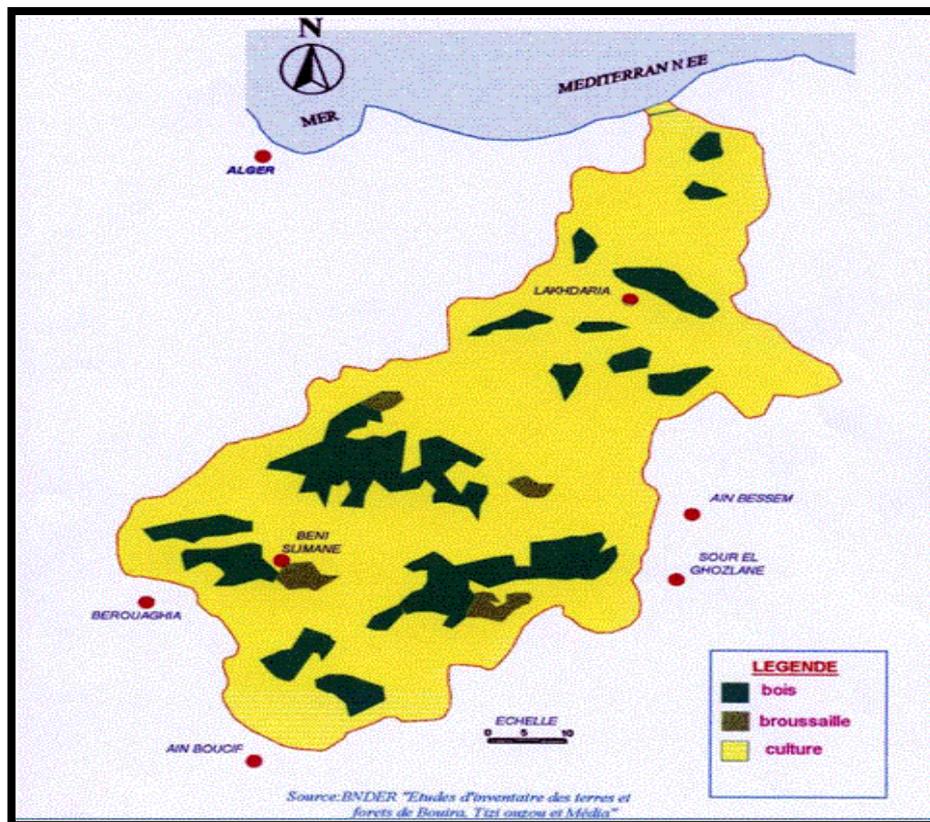


Figure IV.5 : Carte schématique de végétation du bassin versant de l'Oued Isser.

IV.8 Etat d'envasement du barrage de Beni Amrane

Le barrage de Beni Amrane a été mis en service en 1988. Il a été surélevé en Juillet 2003, la cote de retenue normale initiale était de 63m.

Lors d'une campagne de levés bathymétriques des barrages en exploitation, initiée par l'ANBT en 2004, le volume d'eau, pour la retenue normale était de $11,85\text{Hm}^3$, tandis que la surface de la retenue était estimée à 202,5ha. Pour la cote des plus hautes eaux exceptionnelle le volume était estimé à $35,17\text{Hm}^3$ tandis que la surface était de 303,3ha.

Le tableau suivant met à l'évidence la diminution de la capacité de stockage du barrage dans le temps, la capacité a atteint $0,18\text{Hm}^3/\text{an}$ avec un taux d'envasement de 63,65%. [4]

Tableau IV.1 : Tableau comparatif du volume à l'ancienne cote (RN=63m) (ANBT,2004).

Année du levé	1988	1996	2004
Capacité (Hm^3)	15,6	7,08	5,67
Perte de capacité (Hm^3)	0	8,52	1,41
Nombre d'année	0	8	8
Perte de capacité annuelle (Hm^3)	0	1,06	0,18

IV.9 Présentation des données hydrométriques

Le bassin versant de l'Oued Isser contient un réseau hydrométrique implanté par l'ANRH équipé de 07 stations de jaugeage :

El Omaria (091205);
 Dechmia (090309);
 Beni Slimane (090305);
 Mezahim (030191);
 Aomar Gare (090416);
 Pont de la trailla (090408) ;
 Lakhdaria (090501).

L'objectif de notre travail est d'arriver à modéliser le transport solide de la manière la plus optimale, pour cela les données hydrométriques utilisés sont généralement le débit liquide, le débit solide.

Dans notre cas nous disposons d'une série de données assez importante (8816 valeurs instantanées) composée de débits solides (Q_s en Kg/s), concentrations (C en g/l) et de hauteurs d'eau (H en m) s'étalant de la période 1971 jusqu'à 2009 [station Lakhdaria, code : 090501]. Cette série nous a été gracieusement fournie par l'ANRH.

On rajoutera juste comme remarque que la mesure des sédiments charriés est inexistante dans L'oued. Ainsi, pour des études qui sont orientés vers la quantification, le charriage est généralement estimé à 30% de la suspension.

IV.10 Paramètres statistiques des données

La station de Lakhdaria contrôle l'Oued Isser qui parcourt la partie Nord-Ouest de la wilaya de Bouira. Elle se situe aux milieux des gorges de Beni Amrane à environ 10Km au nord-ouest de la ville de Lakhdaria.

La série de données est composée de débits instantanés (liquide et solide) ainsi que la concentration en MES. Les variations statistiques de ces données sont représentées dans les figures suivantes :

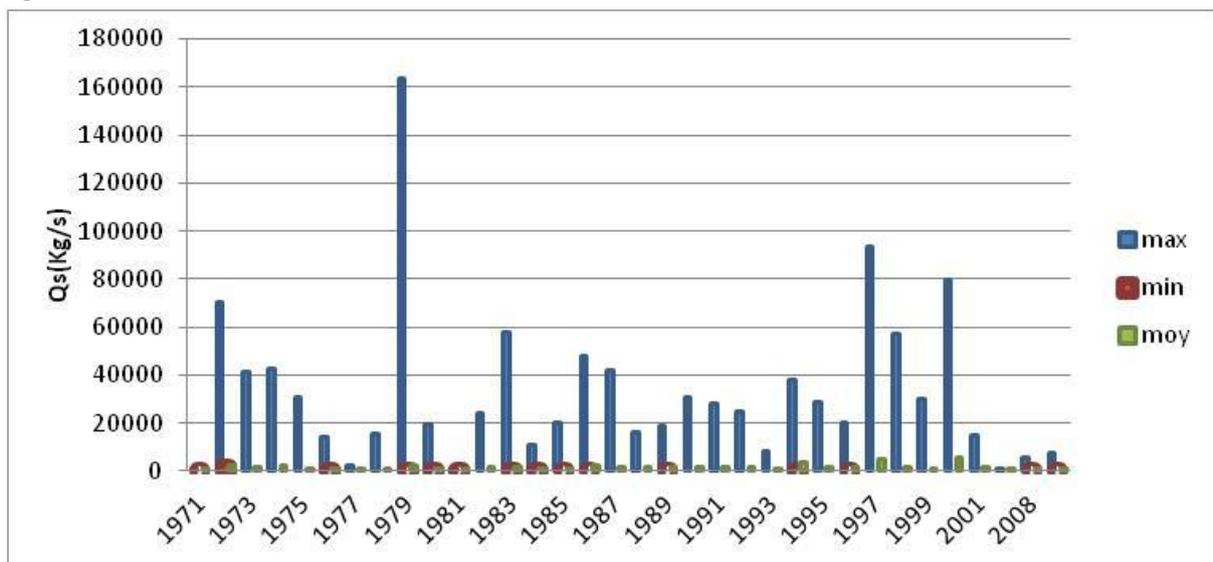


Figure IV.6 : Caractéristiques statistiques du débit solide.

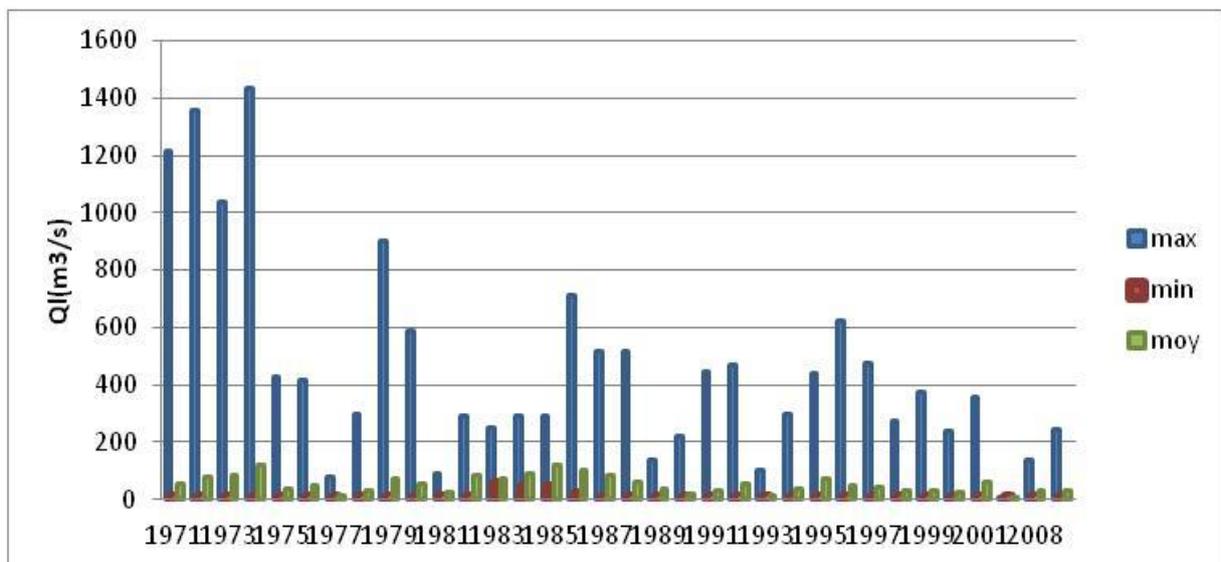


Figure IV.7 : Caractéristiques statistiques du débit liquide.

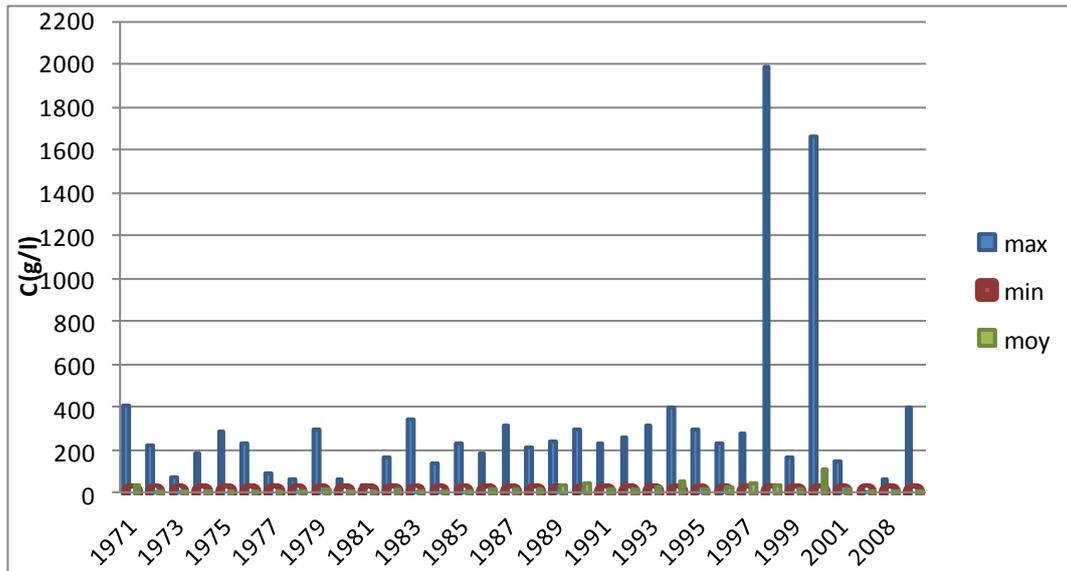


Figure IV.8 : Caractéristiques statistiques de la concentration des Mes.

IV.11 Traitements statistiques des données

Lors de la phase de mesure ou de récupération de données, des erreurs peuvent être commises.

Ces erreurs (valeurs) sont appelées valeurs aberrantes. Pour ne pas perturber l'adéquation de notre modèle, il faut les éliminer.

Pour cela, plusieurs tests statistiques existent dans l'hydrologie, parmi eux le test de Grubbs et Beek.

IV.11.1 Détection de valeur singulières Test de Grubbs et Beck

Connue pour sa puissance ce test est utilisé pour la détection des valeurs aberrantes et est recommandé par le United States Water Resources Council (1981). A partir des données mesurées la statistique de Grubbs est calculée pour chaque valeur extrême (min, max).

$$X_{min} = e^{(\bar{x} - k_n * s)}$$

$$X_{max} = e^{(\bar{x} + k_n * s)}$$

Où : \bar{x} et s sont respectivement la moyenne et l'écart type des logarithmes naturels des éléments constituant l'échantillon.

K_n représente une valeur statistique de Grubbs et Beck, tabulée pour différentes tailles d'échantillons et de niveaux de signification.

Au niveau de risque de 10%, l'approximation polynomiale suivante a été proposée par Pilon et Harvey (1992) :

$$K_n = -3,62201 + 6,28446 * n^{\frac{1}{4}} - 2,49835 * n^{\frac{1}{2}} + 0,491436 * n^{\frac{3}{4}} - 0,037911 * n$$

Où n représente la taille de l'échantillon.

Ainsi, toutes valeurs supérieures à Xmax et inférieures à Xmin seront considérées comme des valeurs aberrantes.

Pour $5 \leq n \leq 150$, K_n peut être calculé à partir de l'équation suivante (Stedinger et al., 1993) :

$$K_n = -0,9043 + 3,345 * \sqrt{\log(n)} - 0,4046 * \log(n)$$

Les résultats du test sont les suivants :

Tableau IV.2 : Résultats du test de Grubbs et Beck.

Paramètres	n	\bar{x}	s	K_n	X_{max}	X_{min}
Débit liquide	8816	2,955	1,715	-64,38	$1,673^E+49$	$2,203^E-47$
Débit solide	8816	3,979	3,381	-64,38	$1,785^E+96$	$1,599^E-93$
Concentration	8816	1,024	2,280	-64,38	$1,571^E+64$	$4,935^E-64$

Le résultat du test confirme qu'il n'y a pas de valeurs singulières.

Pour notre part les valeurs nulles des débits solides et liquides ont été rejetées.

Cependant, si on procède à une analyse visuelle des figures représentant les variations des caractéristiques statistiques des débits solides, on remarque que pour l'année 1978 la valeur max a atteint 160 000Kg/s, cette valeur est classée comme valeur douteuse ainsi que d'autres valeurs dépassant les 80 000Kg/s pour le débit solide et des valeurs dépassant les 1600 g/l pour la concentration en MES.

IV.12 Conclusion

Après une vérification statistique les données fournies par l'ANRH de la station hydrométrique 090501 seront utilisés pour permettre l'étude de la modélisation du transport solide du bassin versant de l'Isser.

V.Chapitre : Modélisation

par les modèles

empirique et neuro-flou

V.1 Partie I

L'ampleur de l'érosion et du transport solide dans les bassins versants des zones semi-arides méditerranéennes a suscité l'intérêt d'un grand nombre de chercheurs, qui ont multiplié cette dernière décennie les études pour comprendre et expliquer les mécanismes, les causes et les conséquences.

Dans ce contexte, on tentera de montrer à partir de données mesurées in situ la relation entre débits liquides et solides, mais aussi entre débits liquides et concentrations. Des modèles basés sur des statistiques des échantillons ont été réalisés à partir des débits liquides bruts et ceux des crues sélectionnées.

V.1.1 Modélisation par les modèles régressifs

La modélisation par régression est une technique statistique permettant de modéliser la relation qui existe entre une variable explicative (notée X) et une variable à expliquer (notée Y).

Pour cela cinq modèles classiques sont généralement utilisés :

- Régression linéaire ;
- Régression puissance ;
- Régression polynomiale ;
- Régression logarithmique ;
- Régression exponentielle.

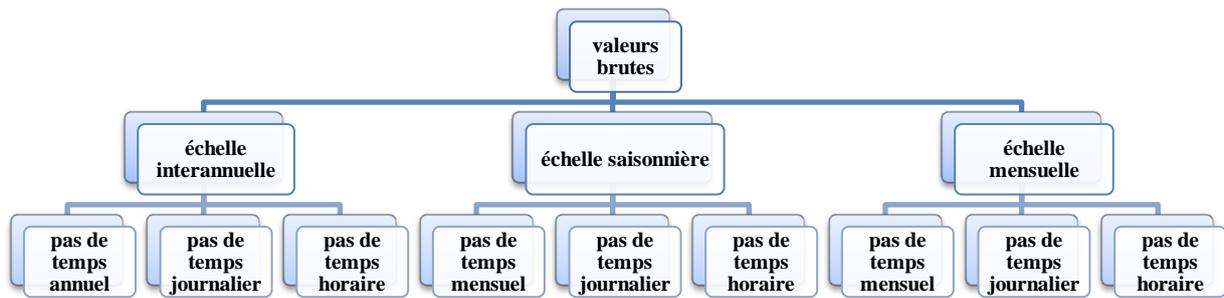
Ces modèles là sont toujours accompagnés d'une analyse visuelle où l'on représente la tendance qui lie les deux variables étudiées avec le coefficient de détermination R^2 qui indique le taux de corrélation entre les deux variables: débits liquides et débits solides (débits liquides-concentrations), donc plus ce coefficient est important, plus la liaison entre les deux séries de valeur l'est aussi.

V.1.2 Modélisation statistique avec données brutes

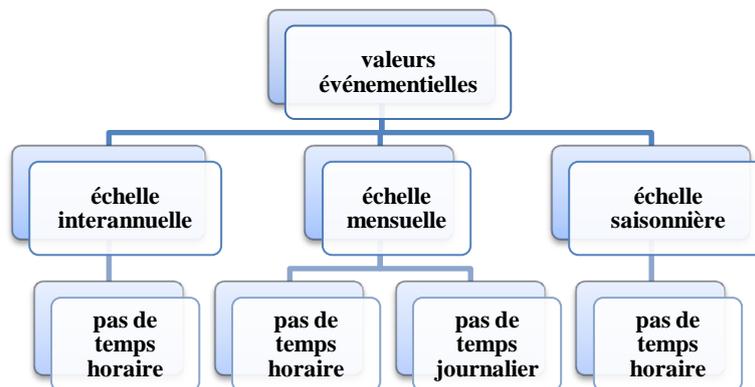
Les données recueillies auprès de l'ANRH sont des données « brutes » horaires (débit liquide Q_l (m^3/s), débit solide Q_s (Kg/s) et la concentration des matières en suspension C (g/l)) de la station de Lakhdaria s'étalant de 1971 à 2009, ce qui représente un bon échantillon pour la modélisation et par conséquent pour la prévision aussi, ainsi on a plus de chance pour normaliser les erreurs et valider nos modèles.

Les approches adoptées dans notre étude sont représentées dans les schémas ci-dessous, le but de toutes ces démarches est de trouver le meilleur modèle représentant la relation débit solide-débit liquide. L'étude va se faire pour différentes échelles et pas de temps.

Nous présentons ci-dessous le schéma récapitulatif des approches à étudier :



« Schéma récapitulatif de la première approche »



« Schéma récapitulatif de la deuxième approche »

Figure V.1 : Schéma récapitulatif des deux approches étudiées.

V.1.2.1 Première approche

Dans cette approche, nous allons démarrer du fichier de données globales (brutes horaires).

Cette série est utilisée afin d'extraire les données des différentes échelles temporelles.

Afin de trouver une formulation mathématique, nous avons testé les cinq modèles de régression sur les deux couples de variables. Les modèles retenus sont les modèles de puissance ($Q_s = a * Q_1^b$), polynomial ($Q_s = a * Q_1^2 + b * Q_1 + c$) et linéaire ($Q_s = a * Q_1 + b$) qui donnent les meilleurs coefficients de corrélation.

V.1.2.1.1 Echelle interannuelle

➤ *Pas de temps annuel*

Les deux séries de données sont représentées par des valeurs annuelles.

L'application des trois régressions retenues donne les résultats suivants :

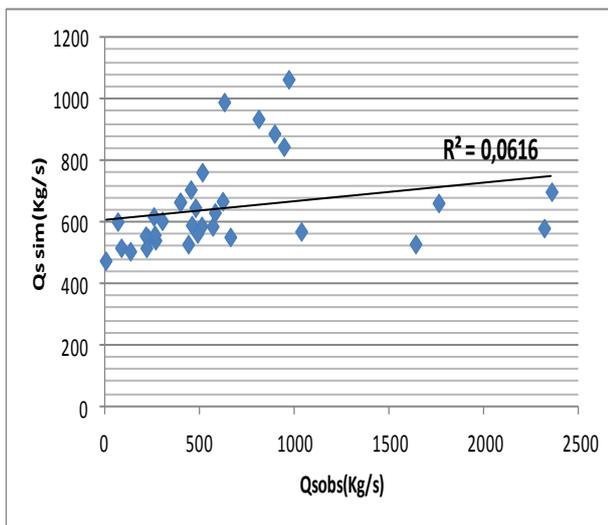
Tableau V.1 : Critère de validation de la régression (C, Q_i) à pas de temps annuel.

	Linéaire	Polynomial	Puissance
NASH (%)	5,95	6,44	2,01
RSR	0,96	0,96	0,98
wr ² (%)	0,35	0,41	0,04
PBIAS (%)	0,01	0,01	-0,23
R ² (%)	5,96	6,45	2,02

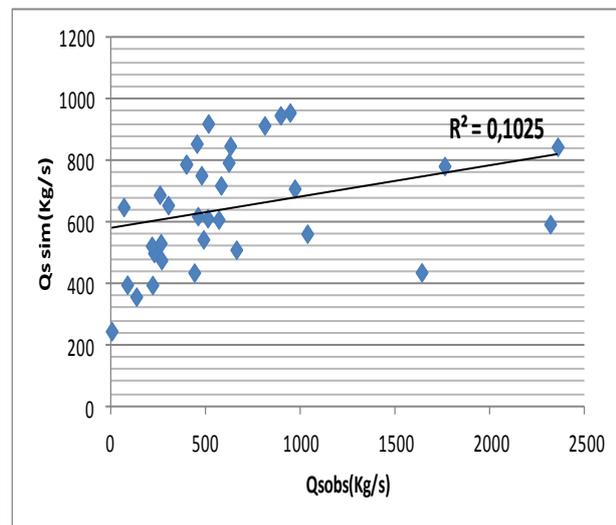
Tableau V.2 : Critère de validation de la régression (Q_s, Q_i) à pas de temps annuel.

	Linéaire	Polynomial	Puissance
NASH (%)	6,16	10,25	9,32
RSR	0,96	0,94	0,95
wr ² (%)	0,37	1,05	0,80
PBIAS (%)	0,005	-0,01	-0,55
R ² (%)	6,16	10,25	9,33

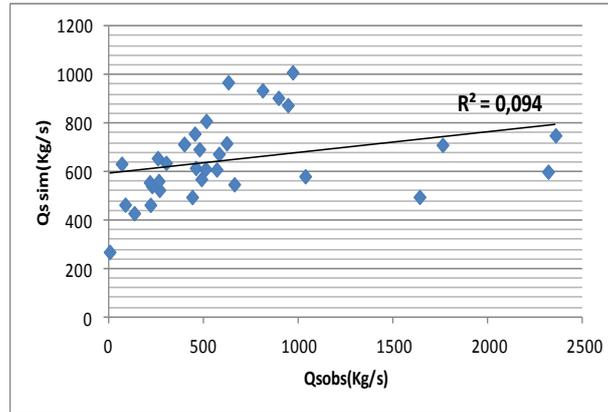
Le degré de corrélation entre la variable observée et simulée est représenté graphiquement comme suit :



(a)

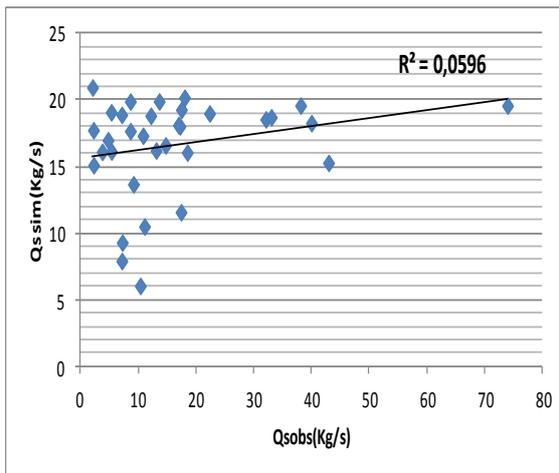


(b)

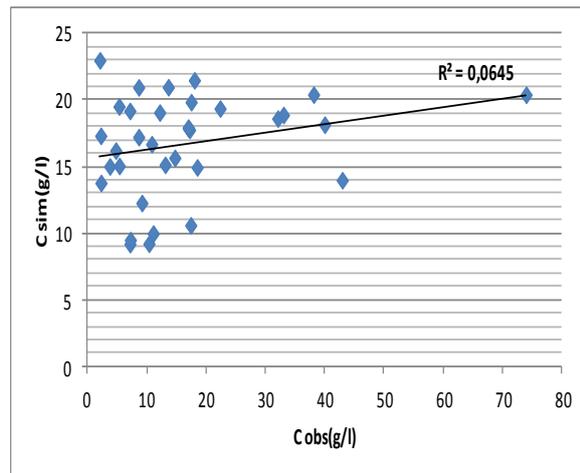


(c)

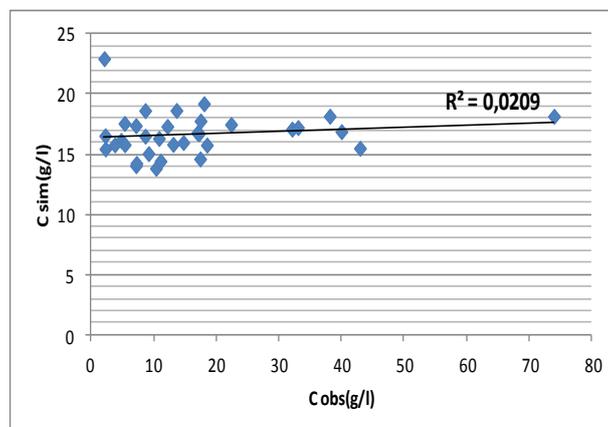
Figure V.2 : Représentation de la corrélation ($Q_s \text{ sim} - Q_s \text{ obs}$) à pas de temps annuel des différentes régressions (a) linéaire, (b) polynomiale, (c) puissance.



(a)



(b)



(c)

Figure V.3 : Représentation de la corrélation ($C \text{ sim} - C \text{ obs}$) à pas de temps annuel des différentes régressions (a) linéaire, (b) polynomiale, (c) puissance

Interprétation des résultats :

Le coefficient de détermination est meilleur pour la relation reliant le débit solide avec le débit liquide que celle avec la concentration, mais l'écart entre ces valeurs n'est pas vraiment important.

En ce qui concerne les critères de validation, on a obtenu un Nash <10% et un RSR >0,90 ce qui représente un résultat médiocre, idem pour le wr^2 où la valeur ne dépasse pas 1%.

On en conclut que pour des études futures : la quantification par exemple, l'utilisation d'un débit liquide moyen annuel dans l'un de ces modèles donnera des résultats erronés.

➤ *Pas de temps journalier*

Pour ce pas de temps nous avons utilisé toute la série de données, les couples (Q_s , Q_l) et (C , Q_l) sont exprimés en moyenne journalière.

Les résultats présentés dans les tableaux suivants représentent les valeurs des différents critères de validation utilisés dans notre étude.

Tableau V.3 : Critère de validation de la régression (C , Q_l) à pas de temps journalier.

	Linéaire	Polynomial	Puissance
NASH (%)	0,98	1,03	0,77
RSR	0,99	0,99	0,99
wr^2 (%)	0,009	0,01	0,006
PBIAS (%)	0,003	0,003	0,39
R^2 (%)	0,98	1,03	0,77

Tableau V.4 : Critère de validation de la régression (Q_s , Q_l) à pas de temps journalier.

	Linéaire	Polynomial	Puissance
NASH (%)	39,34	43,99	44,95
RSR	0,77	0,74	0,74
wr^2 (%)	15,47	19,35	19,98
PBIAS (%)	-0,02	0,01	-4,44
R^2 (%)	39,34	43,99	44,96

Ajoutons à cela une simple analyse visuelle des résultats graphiques obtenus à partir des valeurs simulés-observés pour chaque type de régression.

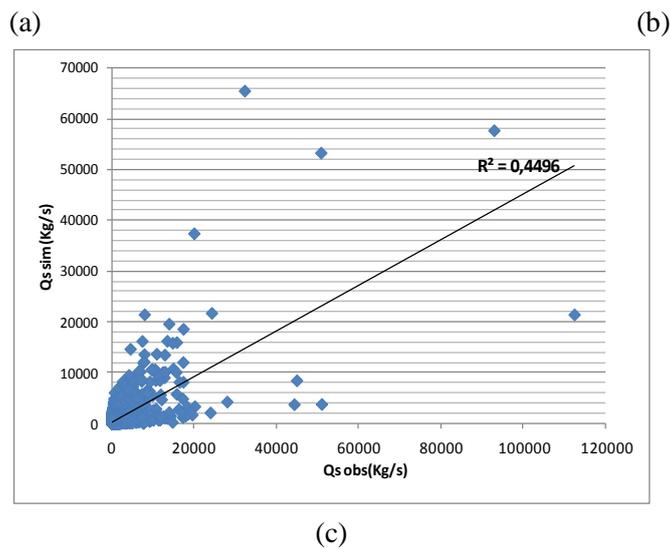
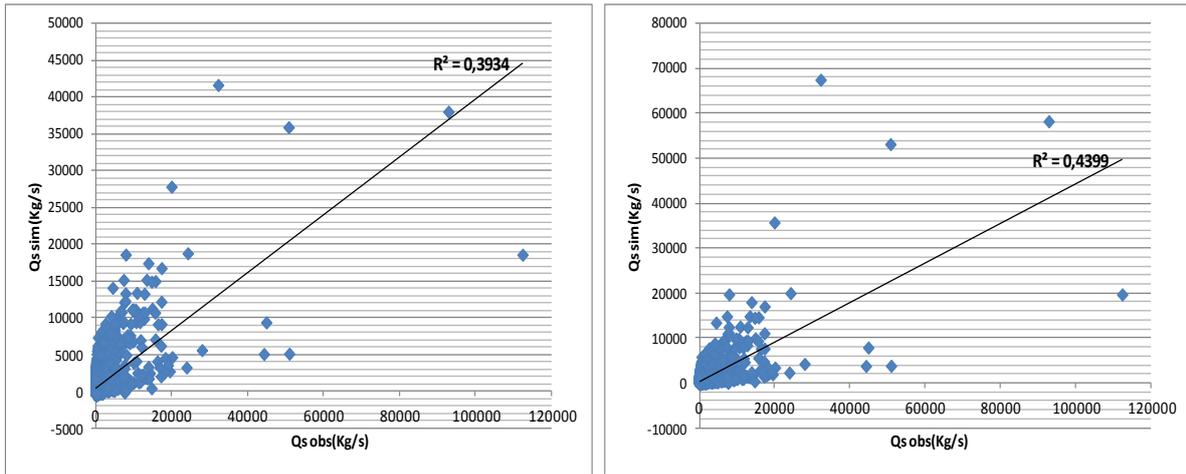
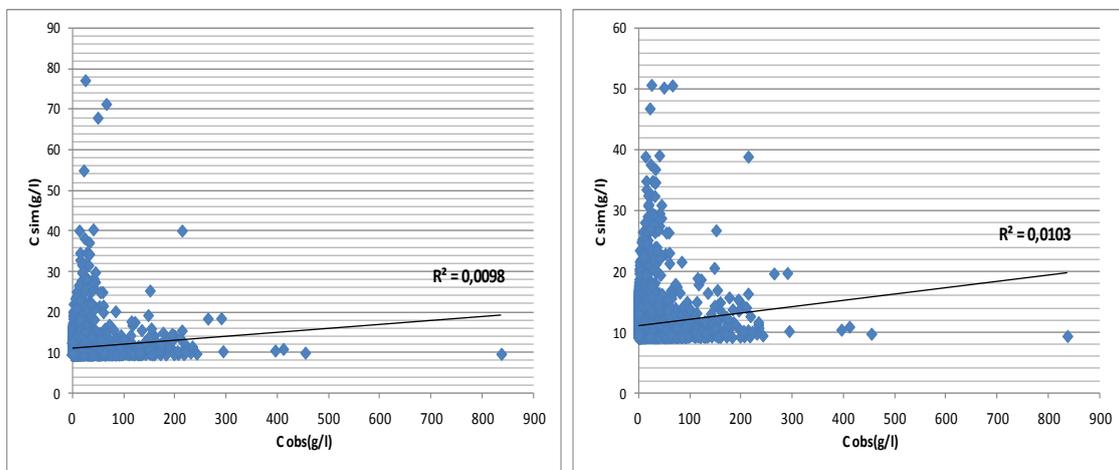
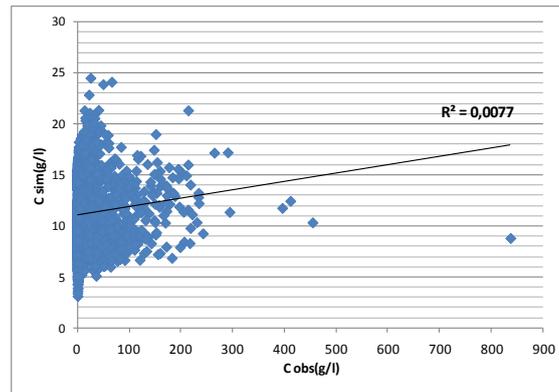


Figure V.4 : Représentation de la corrélation ($Q_s \text{ sim} - Q_s \text{ obs}$) à pas de temps journalier des différentes régressions (a) linéaire, (b) polynomiale, (c) puissance.



(a) (b)



(c)

Figure V.5 : Représentation de la corrélation (C sim-C obs) à pas de temps journalier pour les différentes régressions (a) linéaire, (b) polynomiale, (c) puissance.

Interprétation des résultats :

Les résultats de la corrélation permettent clairement de se prononcer sur le choix de la variable qui explique le mieux notre phénomène, à savoir le débit solide. En ce qui concerne les modèles étudiés on peut conclure que la relation qui lie Q_s et Q_l est non linéaire. Ainsi, pour la suite des tests la variable « concentration en MES » et le « modèle linéaire » seront rejetés.

En ce qui concerne la validation des modèles, on remarque que les résultats sont mauvais, un pouvoir prédictif de Nash qui ne dépasse pas les 50%, un RSR dépassant la valeur satisfaisante qui est de 0,70 et un critère PBIAS qui évalue la tendance des modèle tantôt à la surestimation, tantôt à la sous-estimation. Le R^2 pondéré quant à lui donne aussi des valeurs très faibles surtout pour la relation concentration-débit liquide ($< 0,1\%$).

Les quatre critères n'étant pas satisfaits, on peut juger que le pas de temps journalier à cette échelle est à rejeter car les modèles reproduisent mal la relation qui lie le débit liquide à la concentration et au débit solide.

➤ Pas de temps horaire

Pour cette échelle nous avons utilisé toute la série brute horaire.

Les résultats présentés dans le tableau suivant représentent les valeurs des différents critères de validation utilisés dans notre étude.

Tableau V.5 : Critère de validation de la régression (Q_s , Q_l) au pas de temps horaire.

	Polynomial	Puissance
NASH (%)	46,30	46,62
RSR	0,73	0,73
wr^2 (%)	20,19	20,35
PBIAS (%)	2,07	-5,96
R^2 (%)	43,95	44,10

Ajoutons à cela une simple analyse visuelle des résultats graphiques obtenus à partir des valeurs simulées-observées pour chaque type de régression.

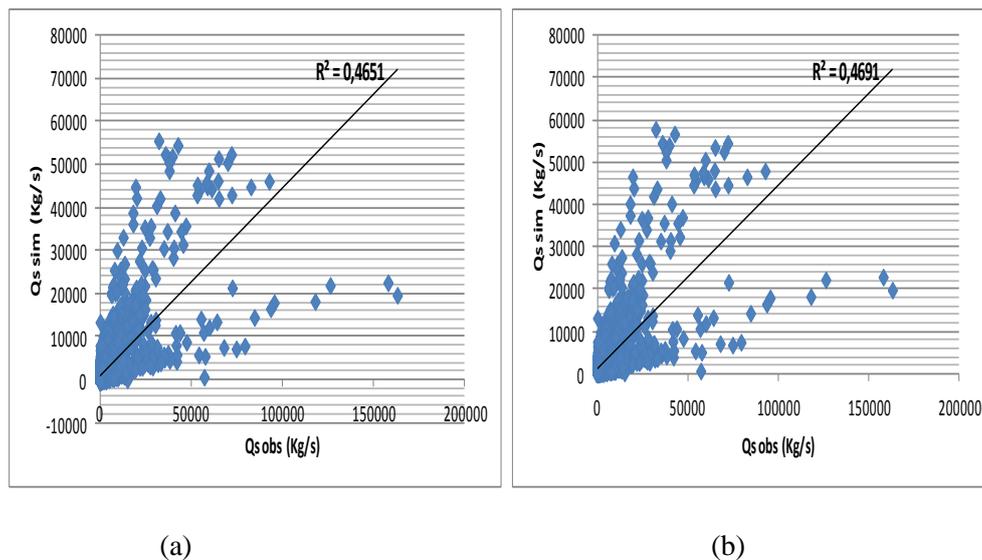


Figure V.6 : Représentation de la corrélation ($Q_s \text{ sim} - Q_s \text{ obs}$) à un pas de temps horaire des différentes régressions (a) polynomiale, (b) puissance.

Interprétation des résultats :

Les résultats obtenus ne sont pas satisfaisants, toutes les valeurs des critères utilisés dépassant les limites acceptables, cela peut être expliqué par l'irrégularité des apports. Les graphes des $Q_s \text{ sim} - Q_s \text{ obs}$, montrent bien que la simulation des débits solides est mauvaise.

V.1.2.1.2 Echelle saisonnière

Les séries de données des quatre saisons sont établies comme suit :

- Automne : Septembre, Octobre, Novembre.
- Hiver : Décembre, Janvier, Février.
- Printemps : Mars, Avril, Mai.
- Eté : Juin, Juillet, Août.

Toujours à échelle saisonnière, nous nous sommes intéressés à deux saisons : Saison sèche et Saison humide.

Afin de déterminer les mois constituant chaque saison, nous avons procédé comme suit :

- A partir du fichier des données mensuelles, nous avons calculé la moyenne du débit liquide de chaque mois ;
- Les douze moyennes ainsi établies, on calcule alors une valeur moyenne pour ces 12 mois ;

-Cette dernière représente le seuil qui sépare les mois secs des mois humides, c'est à dire que tous les débits liquides se trouvant en dessus de ce seuil, correspondent à un mois humide et ceux en dessous représentent les mois secs.

Les saisons sont les suivantes :

S.Humide : Décembre, Janvier, Février, Mars, Avril.

S.Sèche : Mai, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre.

➤ *Pas de temps mensuel*

Les résultats obtenus sont résumés dans les tableaux suivants :

Tableau V.6 : Coefficient de détermination en (%) du couple (Q_s , Q_i) pour les différentes saisons.

	Polynomial	Puissance
Automne	29,44	29,86
Hiver	41,07	41,28
Printemps	19,31	19,60
Eté	36,39	36,56
S.Humide	36,39	36,20
S.Sèche	25,27	25,31

La validation des différents modèles utilisés ont donné les résultats suivants :

Tableau V.7 : Critère de validation de la régression (Q_s , Q_i) pour la saison d'Hiver.

	Polynomial	Puissance
NASH (%)	41,06	41,27
RSR	0,76	0,76
wr^2 (%)	16,86	17,00
PBIAS (%)	-0,014	-0,152

Les résultats des autres saisons sont présentés en annexe, veuillez vous y référer.

Les graphes de corrélation entre les valeurs observées et simulées sont représentés comme suit :

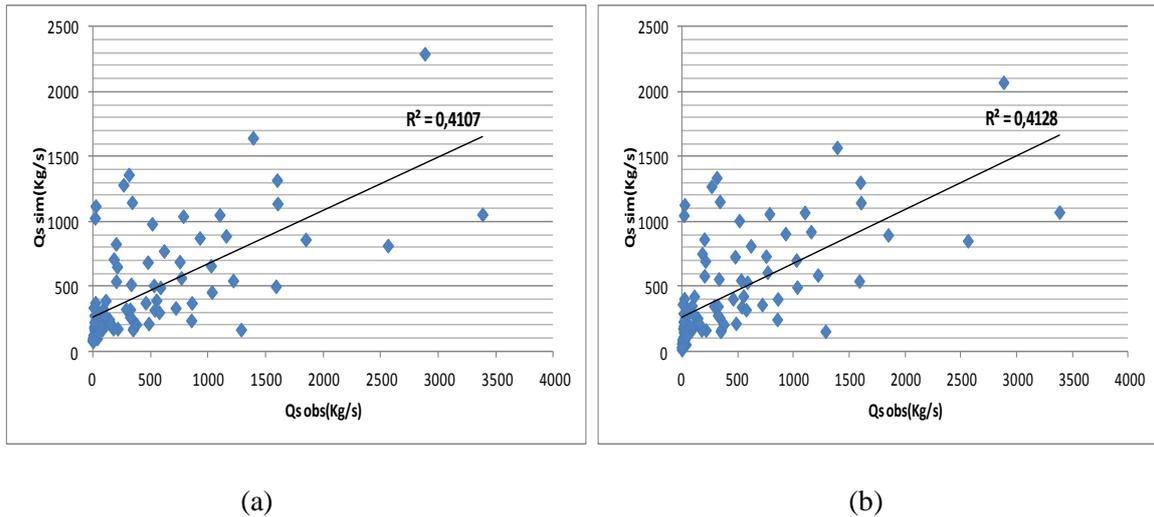


Figure V.7 : Représentation de la corrélation ($Q_s \text{ sim} - Q_s \text{ obs}$) pour la saison d'hiver des différentes régressions (a) polynomiale, (b) puissance.

Interprétation des résultats :

Les différents critères de validation sont jugés insatisfaisants vu qu'ils n'atteignent pas le seuil de performance. Ainsi, le pas de temps mensuel est à rejeter.

La validation des différents modèles utilisés pour la saison humide ont donné les résultats suivant :

Tableau V.8 : Critère de validation de la régression (Q_s , Q_l) pour la saison humide.

	Polynomial	Puissance
NASH (%)	36,38	36,19
RSR	0,79	0,79
wr^2 (%)	13,24	13,31
PBIAS (%)	0,0005	1,192

Les résultats de la saison sèche sont présentés en annexe.

Les graphes de corrélation entre les valeurs observées et simulées de la saison humide sont représentés comme suit :

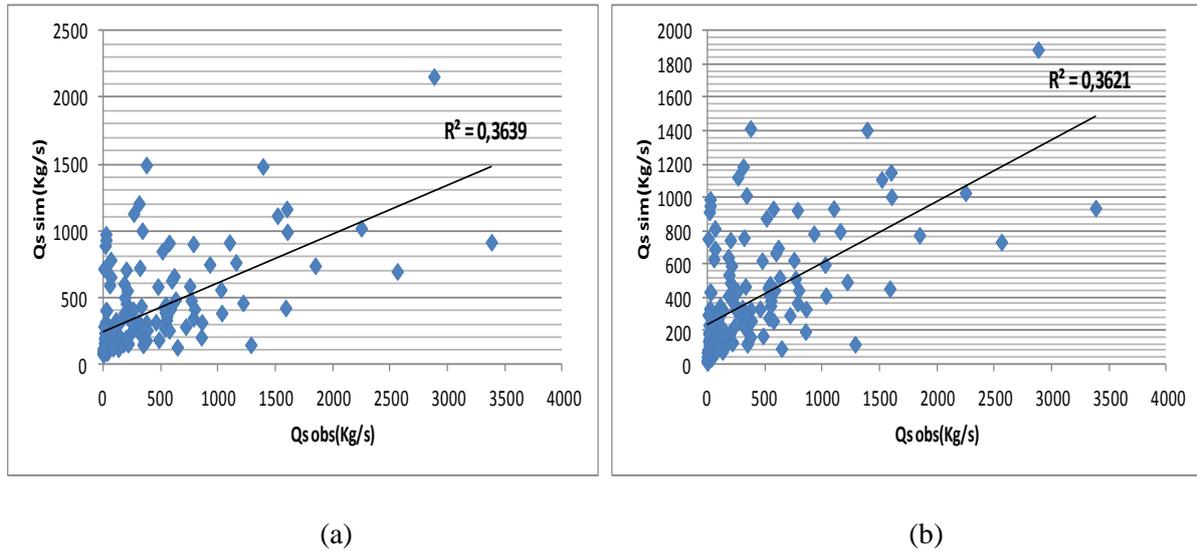


Figure V.8 : Représentation de la corrélation ($Q_s \text{ sim}-Q_s \text{ obs}$) pour la saison humide des différentes régressions (a) polynomiale, (b) puissance.

Interprétation des résultats :

L'interprétation n'est pas loin de ce qu'on a vu pour les quatre saisons. Les résultats obtenus pour la relation Q_s-Q_i sont jugés mauvais, les coefficients de Nash sont $<40\%$, $RSR>0,70$ et $wr^2 <14\%$, tandis que le PBIAS tend à sous-estimer les valeurs pour les deux modèles.

➤ Pas de temps journalier

Les résultats obtenus sont résumés dans les tableaux suivants :

Tableau V.9 : Coefficient de détermination en (%) du couple (Q_s, Q_i) pour les différentes saisons.

	Polynomial	Puissance
Automne	62,43	64,33
Hiver	77,83	78,91
Printemps	70,84	72,75
Été	73,67	75,69
S.Humide	74,61	76,57
S.Sèche	76,57	59,65

La validation des différents modèles utilisés ont donné les résultats suivants :

Tableau V.10 : Critère de validation de la régression (Q_s, Q_i) pour la saison d'Hiver.

	Polynomial	Puissance
NASH (%)	77,83	78,91
RSR	0,47	0,46
wr^2 (%)	60,58	62,00
PBIAS (%)	-0,03	-11,44

Les résultats des autres saisons sont présentés en annexe.

Les graphes de corrélation entre les valeurs observées et simulées sont représentés comme suit :

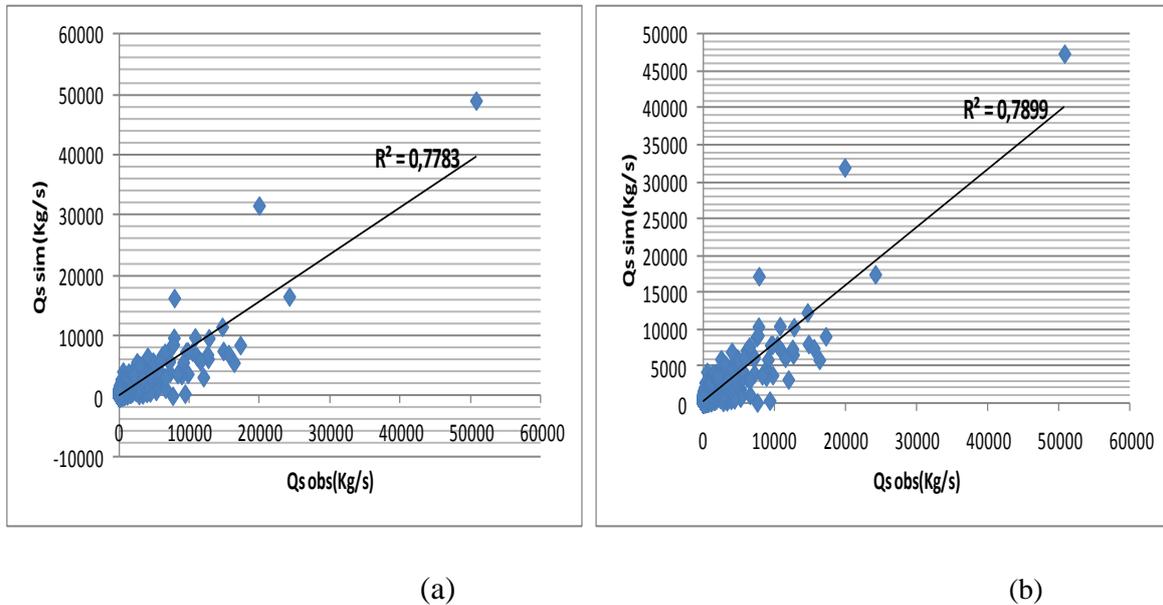


Figure V.9 : Représentation de la corrélation ($Q_s \text{ sim} - Q_s \text{ obs}$) pour la saison d'hiver des différentes régressions (a) polynomiale, (b) puissance.

Interprétation de résultats :

L'approche saisonnière pour un pas de temps journalier est satisfaisante, les valeurs des critères sont jugés satisfaisantes.

La validation des différents modèles utilisés pour la saison humide ont donné les résultats suivant :

Tableau V.11 : Critère de validation de la régression (Q_s , Q_t) pour la saison humide.

	Polynomial	Puissance
NASH (%)	74,61	76,57
RSR	0,50	0,48
wr^2 (%)	55,65	57,87
PBIAS (%)	0,007	-21,62

Les graphes de corrélation entre les valeurs observées et simulées de la saison humide sont représentés comme suit :

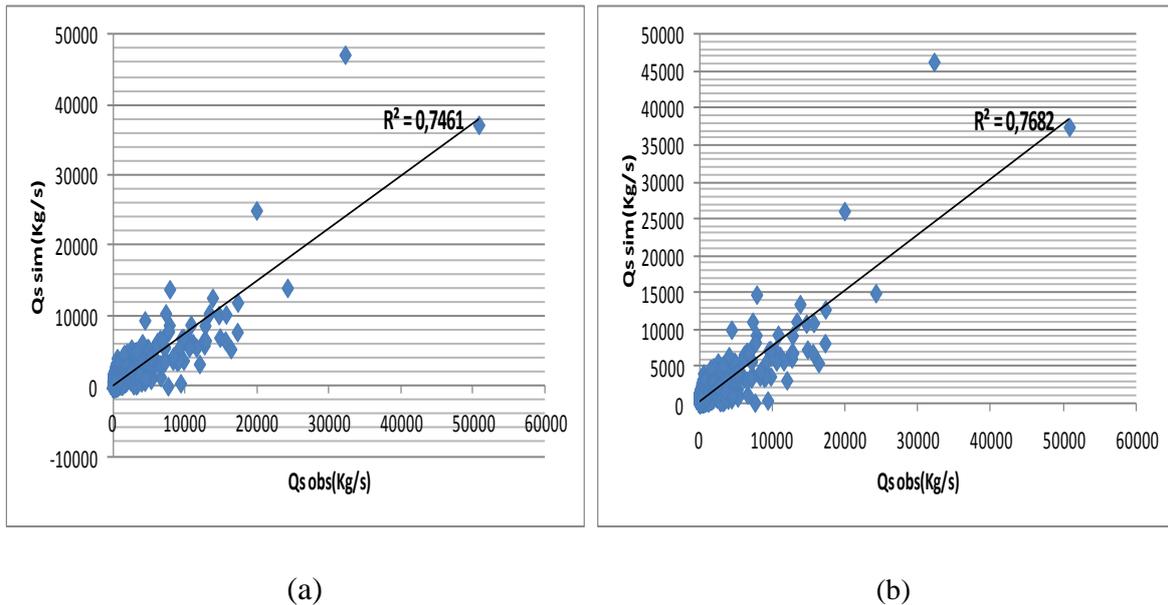


Figure V.10 : Représentation de la corrélation ($Q_s \text{ sim}-Q_s \text{ obs}$) pour la saison humide des différentes régressions (a) polynomiale, (b) puissance.

Interprétation des résultats :

La saison humide donne de bons résultats, tous les critères sont satisfaisants, les Nash atteignent les 70% et la valeur du RSR est assez satisfaisante.

➤ *Pas de temps horaire*

Les résultats sont les suivants :

Tableau V.12 : Coefficient de détermination en (%) du couple (Q_s , Q_i) pour les différentes saisons.

	Polynomial	Puissance
Automne	57,05	58,04
Hiver	82,65	82,82
Printemps	75,01	75,30
Été	65,96	67,05
S.Humide	78,16	78,80
S.Sèche	53,11	54,21

La validation des différents modèles utilisés pour la saison d'hiver ont donné les résultats suivants :

Tableau V.13 : Critère de validation de la régression (Q_s , Q_i) pour la saison d'Hiver.

	Polynomial	Puissance
NASH (%)	85,87	85,95
RSR	0,37	0,37
wr^2 (%)	72,44	72,05
PBIAS (%)	0,44	-2,72

Les résultats des autres saisons sont présentés en annexe, veuillez vous y référer.

Les graphes de corrélation entre les valeurs observées et simulées sont représentés comme suit :

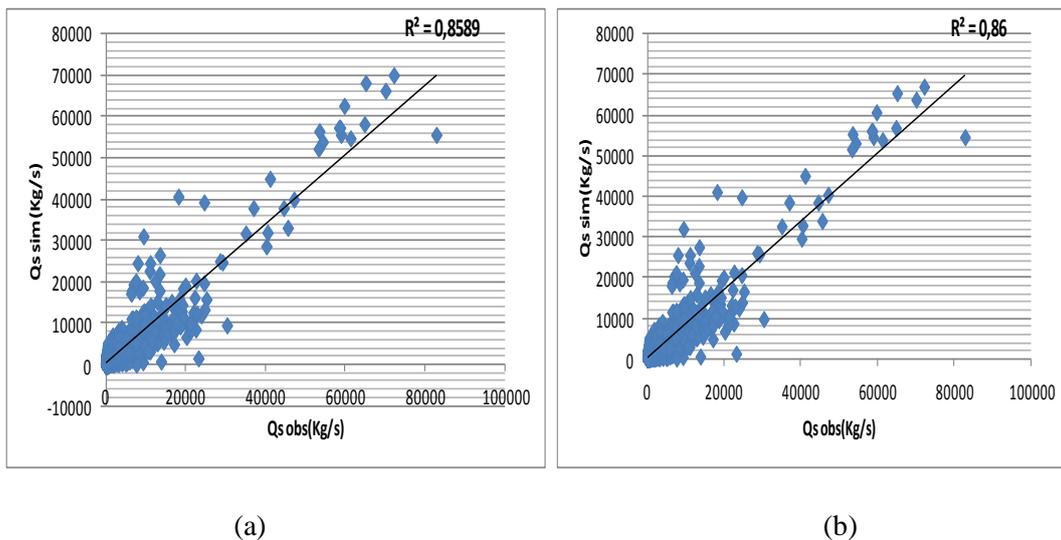


Figure V.11 : Représentation de la corrélation (Q_s sim- Q_s obs) pour la saison d'hiver des régressions (a) polynomiale, (b) puissance.

Tableau V.14 : Critère de validation de la régression (Q_s , Q_I) pour la saison humide.

	Polynomial	Puissance
NASH (%)	80,20	80,78
RSR	0,44	0,43
wr^2 (%)	61,33	61,66
PBIAS (%)	1,27	-9,19

Les résultats de la saison sèche sont présentés en annexe.

Les graphes de corrélation entre les valeurs observées et simulées de la saison humide sont représentés ci-dessous.

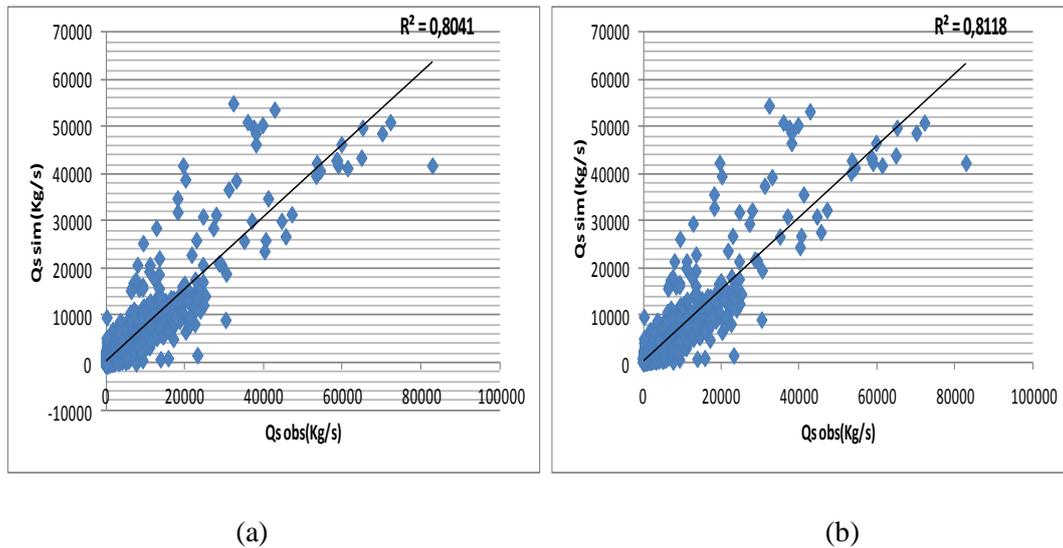


Figure V.12 : Représentation de la corrélation ($Q_s \text{ sim} - Q_s \text{ obs}$) pour la saison humide des régressions (a) polynomiale, (b) puissance.

Interprétation des résultats :

Les coefficients de corrélation obtenus pour la saison d'hiver et de printemps montrent que ces mois sont ceux qui participent le plus au transport solide. La simulation des valeurs (comme le montre les graphes ci-dessus) est très satisfaisante, le nuage de point est assez bien répartie au centre, aussi notons qu'une nette amélioration de tous les critères est observée.

V.1.2.1.3 Echelle mensuelle

➤ Pas de temps mensuel

La série de valeurs utilisée est exprimée en moyenne mensuelle. La corrélation entre le couple de variable Q_s , Q_1 est exprimée pour les différentes régressions retenues, dans les tableaux suivants.

La validation des différents modèles utilisés ont donné les résultats suivants :

Tableau V.15 : Critère de validation de la régression (Q_s , Q_1) à un pas de temps mensuelle.

	Polynomial	Puissance
NASH (%)	12,59	12,38
RSR	0,93	0,93
wr^2 (%)	1,58	1,54
PBIAS (%)	-0,016	-3,00
R^2 (%)	12,60	12,39

Les graphes de corrélation entre les valeurs observées et simulées sont représentés comme suit :

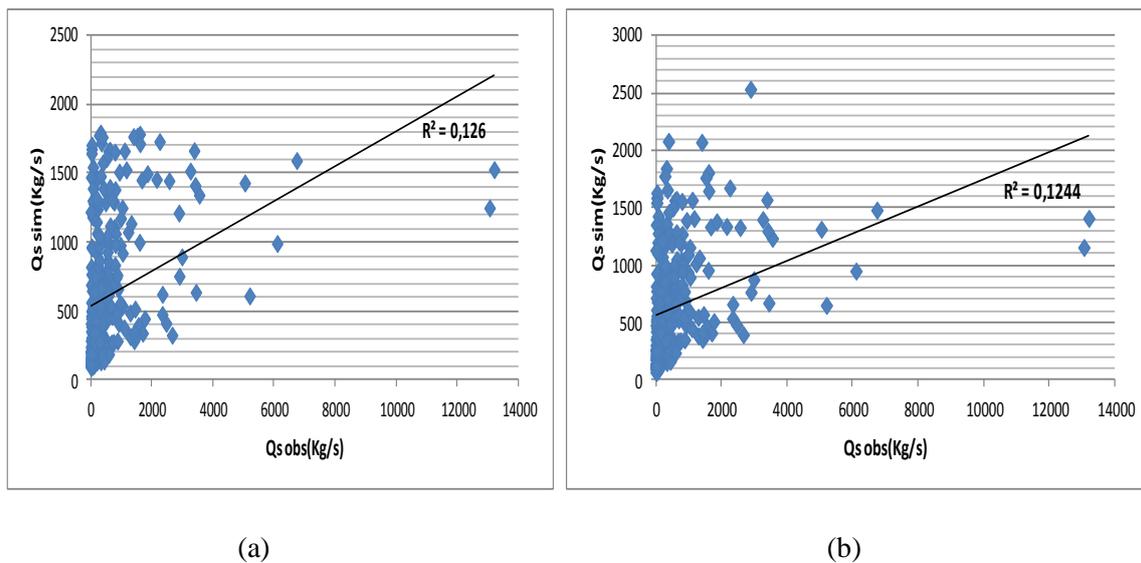


Figure V.13 : Représentation de la corrélation (Q_s sim- Q_s obs) à un pas de temps mensuelle des différentes régressions (a) polynomiale, (b) puissance.

Dans ce qui suit, nous avons traité les données par mois séparés c'est à dire qu'à partir du fichier des données mensuel utilisé pour l'approche précédente, nous avons extrait et traité chaque mois séparément.

La validation des différents modèles utilisés ont donné les résultats suivants :

Tableau V.16 : Critère de validation de la régression (Q_s , Q_i) pour le mois de Janvier.

	Polynomial	Puissance
NASH (%)	33,66	32,09
RSR	0,81	0,82
wr^2 (%)	18,20	9,92
PBIAS (%)	0,039	-3,40
R^2 (%)	33,67	32,09

Les graphes de corrélation entre les valeurs observées et simulées sont représentés comme suit :

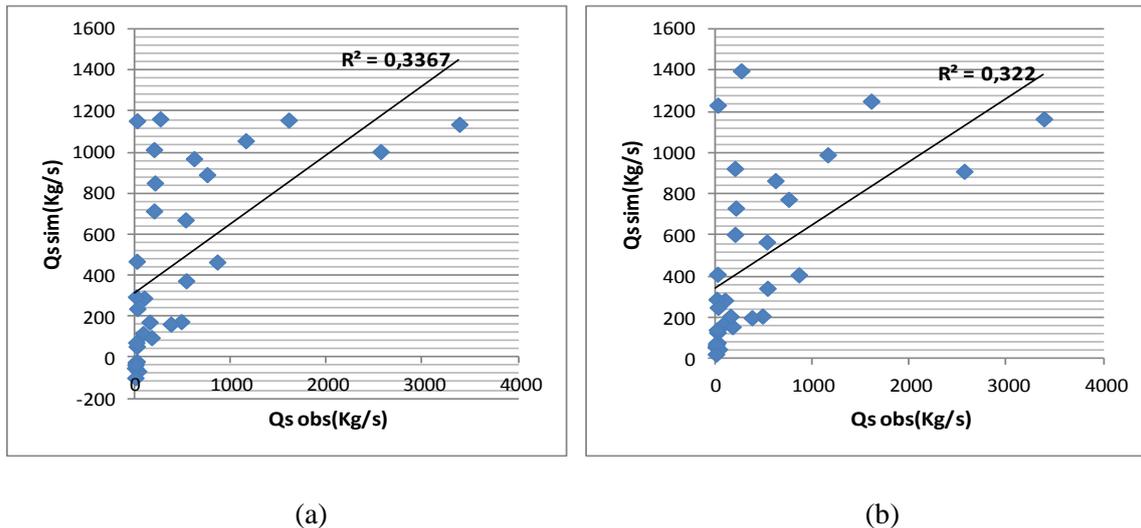


Figure V.14 : Représentation de la corrélation ($Q_s \text{ sim}-Q_s \text{ obs}$) pour le mois de Janvier des différentes régressions (a) polynomiale, (b) puissance.

Les valeurs des coefficients de détermination entre la variable explicative et celle à expliquer pour le reste des mois de l'année ainsi que les résultats des différents critères de validation seront présentés en annexe.

Interprétation des résultats :

La première approche mensuelle où tous les mois sont réunis en un seul paquet a donné de mauvais résultats pour la relation Q_s-Q_l . De ce fait, on peut conclure que cette approche est non efficace. Les graphes de corrélation entre les variables simulées et observées confirment les résultats trouvés, les R^2 sont inférieurs à 1%.

Quant à la deuxième approche, son choix est justifié par le souci d'étudier le transport solide généré mensuellement sachant que chaque mois est caractérisé par un climat particulier.

La corrélation entre Q_s-Q_l des différents mois est plus ou moins bonne par rapport à celle trouvée précédemment mais reste toujours insatisfaisante.

Pour le mois de Janvier, la corrélation entre débit solide-débit liquide donne des résultats médiocres. Ils sont jugés insatisfaisants et cela est bien indiqué par les graphes de corrélation entre les variables simulées et observées.

➤ *Pas de temps journalier*

Maintenant, intéressons-nous au pas de temps journalier. En effet, on a établi la corrélation entre les deux variables Q_s, Q_l . Les résultats sont exprimés dans les tableaux suivants pour les différentes régressions retenues.

La validation des différents modèles utilisés ont donné les résultats suivants :

Tableau V.17 : Critère de validation de la régression (Q_s , Q_i) pour le mois de Janvier.

	Polynomial	Puissance
NASH (%)	90,34	91,41
RSR	0,31	0,29
wr^2 (%)	81,62	83,08
PBIAS (%)	0,01	-17,97
R^2 (%)	90,35	91,41

La suite des résultats pour les autres mois est présentée en annexe.

Les graphes de corrélation entre les valeurs observées et simulées sont représentés comme suit :

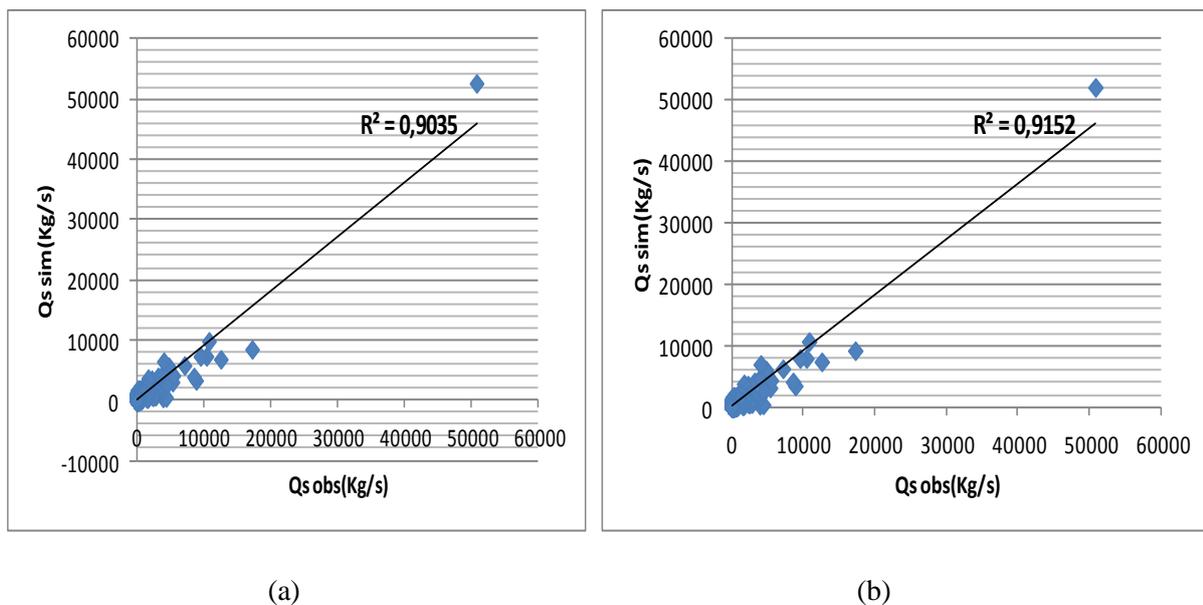


Figure V.15 : Représentation de la corrélation ($Q_s \text{ sim}$ - $Q_s \text{ obs}$) pour le mois de Janvier des différentes régressions (a) polynomiale, (b) puissance.

Interprétation des résultats :

En diminuant le pas de temps de la moyenne mensuelle à la moyenne journalière, on remarque une nette amélioration dans les critères pour les deux modèles. On a obtenu des Nash satisfaisant $>70\%$, $RSR < 0,70$ et un wr^2 aussi satisfaisant pour le modèle puissance que pour le modèle polynomiale. Par contre en analysant les graphiques de corrélation entre les variables simulées et observées on remarque que le modèle polynomiale tend à donner des résultats négatifs de ce fait le modèle polynomiale sera rejeté devant le modèle puissance.

Par conséquent, on peut dire que plus le pas de temps diminue, meilleur est le résultat. Quant à la corrélation des différents mois, les valeurs qui sont inférieures à 50% peuvent s'expliquer par l'irrégularité du climat ou il y'a de très grande variation des apports.

➤ *Pas de temps horaire*

Dans ce qui suit, chaque mois est étudié séparément.

La validation des différents modèles utilisés ont donné les résultats suivants :

Tableau V.18 : Critère de validation de la régression (Q_s , Q_l) pour le mois de Janvier.

	Polynomiale	Puissance
NASH (%)	95,45	95,98
RSR	0,21	0,20
wr^2 (%)	94,45	94,52
PBIAS (%)	-1,14	-11,85
R^2 (%)	94,08	94,84

La suite des résultats est présentée en annexe.

Les graphes de corrélation entre les valeurs observées et simulées sont les suivants :

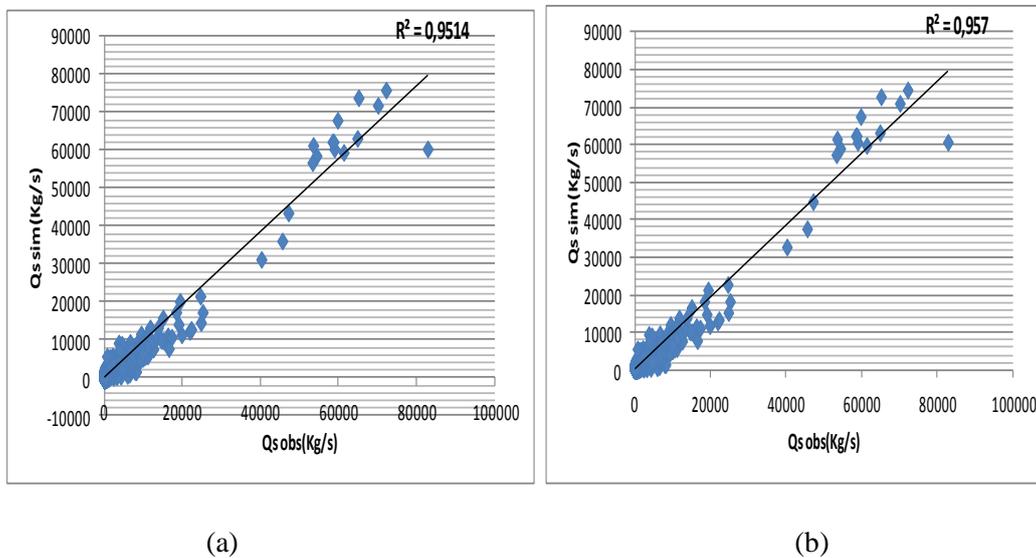


Figure V.16 : Représentation de la corrélation (Q_s sim- Q_s obs) pour le mois de Janvier des régressions (a) polynomiale, (b) puissance.

Interprétation des résultats :

On remarque que la corrélation entre le débit solide et le débit liquide est bonne et que les critères de validation sont satisfaisants, des Nash $>90\%$, RSR de 0,20. La simulation des valeurs est reproduite correctement, on obtient un $wr^2 > 90\%$. Pour le modèle polynomiale et comme nous l'avons vu précédemment il donne des résultats négatifs donc pour la suite de l'étude il sera rejeté.

Conclusion de la première approche

La corrélation entre le débit solide et le débit liquide est toujours plus importante que celle obtenue avec la concentration des MES. Ainsi, la variable à utiliser est le débit solide.

En ce qui concerne les trois modèles étudiés, on a conclu que la relation qui lie Q_s et Q_l n'est pas linéaire. Les meilleurs résultats obtenus sont pour les modèles : polynomial et puissance, sauf que le modèle polynomial est à rejeter car la simulation des débits solides donnent parfois des résultats négatifs. Ainsi le modèle puissance sera retenu pour le reste de notre étude.

Pour ce qui est de l'échelle des temps, l'échelle jugée satisfaisante était « l'échelle mensuelle » à « pas de temps journalier » et « horaire » ou chaque mois est étudié séparément, ainsi, afin d'affiner nos résultats et en considérant qu'on a transport solide que pour des apports importants de débit liquide on aura à étudier une deuxième approche ou l'on s'intéressera aux événements instantanées.

V.1.2.2 Deuxième approche

A partir de la série des valeurs brutes horaires, nous avons extrait un autre fichier comportant les crues bien observées.

Pour ce faire, on étudie, à partir de ces différents épisodes de crue, la relation entre les débits solides Q_s et les débits liquides Q_l où nous appliquerons une régression de type puissance pour les différentes échelles temporelles vu précédemment.

V.1.2.2.1 Echelle interannuelle

➤ Pas de temps horaire

Pour cette échelle nous avons utilisé toute la série de données événementielles à pas de temps horaire. Les résultats présentés dans le tableau suivant représentent les valeurs des différents critères de validation utilisés dans l'étude de notre modèle.

Tableau V.19 : Critère de validation de la régression (Q_s , Q_l) à pas de temps horaire.

	Puissance
NASH (%)	46,02
RSR	0,73
wr^2 (%)	20,94
PBIAS (%)	-3,63
R^2 (%)	46,03

Le résultat graphique obtenu à partir des valeurs simulées-observées est le suivant :

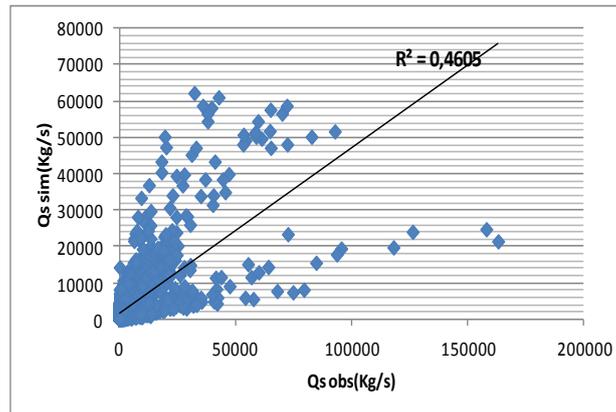


Figure V.17 : Représentation de la corrélation ($Q_s \text{ sim} - Q_s \text{ obs}$) à l'échelle interannuelle pour la régression puissance.

Interprétation des résultats :

Le coefficient de corrélation n'est toujours pas important pour cette échelle de temps, cela s'explique par l'irrégularité des apports pour toute la période étudiée.

Les critères de validation obtenus ne sont pas satisfaisants : le Nash est inférieur à 50%, le RSR $> 0,70\%$ et $wr^2 < 20\%$. On peut juger que cette échelle ne pourra jamais être utilisée pour l'étude du transport solide.

V.1.2.2.2 Echelle saisonnière

Les résultats obtenus sont résumés dans les tableaux suivants :

Tableau V.20 : Coefficient de détermination en (%) du couple (Q_s, Q_i) pour les différentes saisons.

	Puissance
Automne	56,81
Hiver	85,87
Printemps	75,11
Eté	67,16
S.Humide	80,74
S.Sèche	53,29

Tableau V.21 : Critère de validation de la régression (Q_s, Q_i) pour la saison d'Hiver.

	Puissance
NASH (%)	85,87
RSR	0,37
wr^2 (%)	73,58
PBIAS (%)	-0,52

Le graphe de corrélation entre les valeurs observées et simulées est représenté comme suit :

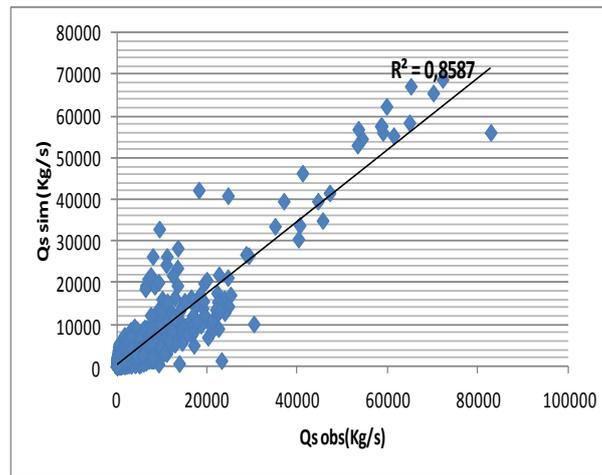


Figure V.18 : Représentation de la corrélation ($Q_s \text{ sim} - Q_s \text{ obs}$) pour la saison d’hiver pour un modèle puissance.

La validation du modèle utilisé pour la saison humide a donné les résultats suivants :

Tableau V.22 : Critère de validation de la régression (Q_s, Q_l) pour la saison humide.

	Puissance
NASH (%)	80,86
RSR	0,43
wr^2 (%)	64,79
PBIAS (%)	-6,46

Les résultats de la saison sèche sont présentés en annexe.

Le graphe de corrélation entre les valeurs observées et simulées de la saison humide est représenté ci-dessous.

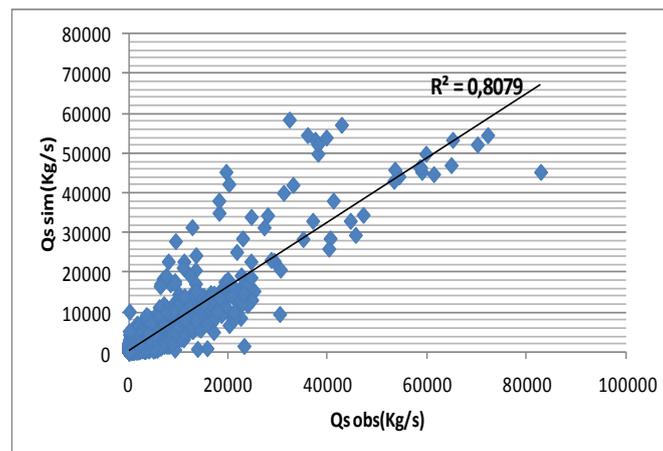


Figure V.19 : Représentation de la corrélation ($Q_s \text{ sim} - Q_s \text{ obs}$) pour la saison humide pour un modèle puissance.

Interprétation des résultats :

La corrélation est meilleure pour la saison d'hiver et de printemps ce qui signifie que le transport solide est important pour ces deux saisons. Les résultats démontrent aussi l'influence de chaque saison sur le phénomène.

En ce qui concerne la différence des résultats obtenus entre la saison humide et la saison sèche cela se traduit clairement par l'irrégularité des apports pour ces deux saisons.

V.1.2.2.3 Echelle mensuelle

➤ Pas de temps horaire

Dans ce qui suit, nous avons traité les données par mois séparés.

La validation du modèle utilisé a donné les résultats suivants :

Tableau V.23 : Critère de validation de la régression (Q_s , Q_i) pour le mois de Janvier.

	Puissance
NASH (%)	95,65
RSR	0,20
wr^2 (%)	91,07
PBIAS (%)	-7,24
R^2 (%)	95,66

La suite des résultats est présentée en annexe.

Le graphe de corrélation entre les valeurs observées et simulées est représenté comme suit :

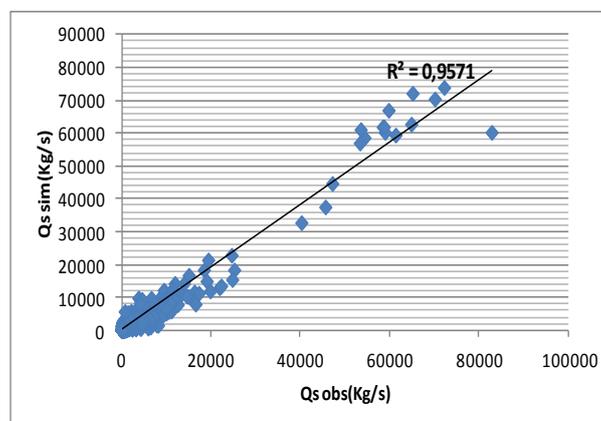


Figure V.20 : Représentation de la corrélation ($Q_s \text{ sim} - Q_s \text{ obs}$) pour le mois de Janvier pour un modèle puissance.

Interprétation des résultats :

La variation des débits liquides n'est pas importante durant le mois de Janvier ce qui explique les résultats obtenus. Un Nash de 95,65% et un RSR de 0,20 représentent de très bons résultats, le wr^2 aussi est très satisfaisant. La valeur négative de PBIAS montre que le modèle tend en moyenne à surestimer les valeurs.

Ainsi tous les critères étant satisfaits, on peut juger qu'à ce pas de temps le modèle puissance est très bon.

➤ *Pas de temps journalier*

Dans la pratique il est plus acceptable d'utiliser un pas de temps journalier plutôt qu'horaire, exemple d'un cas pratique : la quantification du transport solide.

La validation du modèle utilisé a donné les résultats suivants :

Tableau V.24 : Critère de validation de la régression (Q_s , Q_i) pour le mois de Janvier.

	Puissance
NASH (%)	93,16
RSR	0,26
wr^2 (%)	86,50
PBIAS (%)	-4,58
R^2	93,17

La suite des résultats est présentée en annexe.

Le graphe de corrélation entre les valeurs observées et simulées est représenté comme suit :

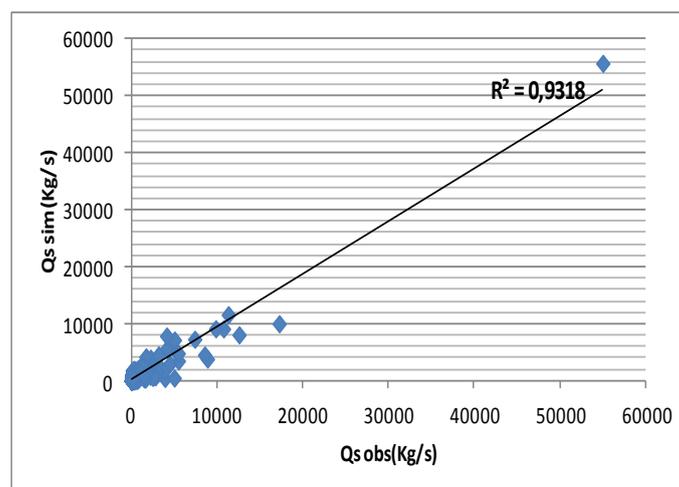


Figure V.21 : Représentation de la corrélation (Q_s sim- Q_s obs) pour le mois de Janvier pour un modèle puissance.

Interprétation des résultats :

Le pas de temps journalier a donné de bons résultats pour la première approche mais en sélectionnant que les épisodes de crues les résultats se sont améliorés d'avantage. Tous les critères sont jugés très bons.

Ainsi tous les critères sont réunis, on peut juger qu'à ce pas de temps le modèle puissance est très performant.

Conclusion de la deuxième approche

Les résultats obtenus sont tous significatifs, ce qui permet de conclure que cette dernière approche est celle à adopter pour toute étude du phénomène.

V.1.3 Conclusion de la première partie

On considère qu'il y'a transport solide lors d'événements importants, cela est justifié par les résultats satisfaisants obtenus.

L'utilisation d'un pas de temps mensuel ou annuel donne des résultats insatisfaisants, ces derniers sont donc à rejeter. Physiquement ou bien même mathématiquement l'utilisation de la moyenne fait perdre une partie de l'information ; aussi, plus le pas de temps est grand plus la valeur de la variable n'est pas significative (elle perd de son efficacité).

Le but de cette étude (tests) étant de trouver le bon modèle avec la meilleure échelle de temps et pas de temps pouvant reproduire la relation qui lie le débit solide avec le débit liquide. Nous sommes arrivés à conclure que le modèle puissance est le meilleur à adopter pour reproduire cette relation et cela à un pas de temps horaire et journalier pour l'échelle mensuelle. Le choix de cette échelle nous intéresse lors d'une étude de quantification du transport solide.

Pour juger de la robustesse du modèle puissance dans la prévision, nous allons procéder à une étude sur les périodes calages-validations. Les résultats de cette étude seront présentés dans la partie II afin de permettre la comparaison avec le deuxième modèle utilisé.

V.2 Partie II

V.2.1 Simulation du transport solide par le modèle neuro-flou et empirique

La simulation, dans notre étude, est utilisée à des fins décisionnelles. On aura à étudier et choisir entre deux modèles (modèle empirique et modèle neuro-flou) mettant en avant la relation débit solide-débit liquide. Le modèle retenu sera celui qui présentera le meilleur résultat, donc celui possédant un pouvoir prédictif élevé.

L'échelle étudiée est l'échelle mensuelle à un pas de temps journalier, donc chaque mois est étudié séparément. Les résultats de la simulation des deux modèles seront présentés simultanément afin de permettre la comparaison.

Le choix du modèle performant se fera par le biais de plusieurs simulations dans lesquelles les périodes de calages et de validations sont modifiées, ainsi on aura à parler de taille optimale.

Démarche à suivre

- La démarche à adopter pour le modèle puissance :

-On procédera à un tâtonnement sur la taille des séries de calage et de validation ;

-A l'aide des différents critères objectifs, le modèle retenu sera celui présentant un très bon résultat en calage mais surtout en validation.

- Démarche à adopter pour le modèle neuro-flou :

-Comme pour le modèle puissance, on aura à tâtonner sur la taille des séries de calage et validation ;

-Pour chaque tâtonnement, on aura à changer et tester les différents paramètres du modèle à savoir le nombre de règles floues, le nombre d'époques et le moteur d'inférence (genfis1 et genfis3) tout en respectant la qualité de généralisation du système ANFIS;

-La simulation s'arrêtera à l'obtention des meilleurs critères de validation et lorsque certains pics seront atteints.

Ainsi, les paramètres des modèles seront estimés durant la période de calage et la performance du modèle sera étudiée en validation.

En plus de l'évaluation graphique, les critères utilisés et qui représentent un outil d'aide à la décision sont NASH, RSR, PBIAS et le R^2 calculé entre les valeurs simulées et observées.

V.2.1.1 Mois de Janvier

La série du mois de Janvier contient 251 valeurs journalières de débit solide-débit liquide (des crues bien observées).

Dans ce qui suit, le nombre de valeurs composant la série d'apprentissage (calage) et de validation sera à chaque fois changé de même que le nombre de règles floues et ce, selon que le modèle s'améliore ou non.

Modèle puissance

Tableau V.25 : Critère de validation pour les différentes séries calage-validation du mois de Janvier (modèle puissance).

Calage	190	200	215	218	228	238	241	244
NASH(%)	94,71	94,56	94,25	94,25	94,12	93,52	93,52	93,22
RSR	0,23	0,23	0,24	0,24	0,24	0,25	0,25	0,26
PBIAS(%)	-9,52	-8,39	-5,55	-5,55	-4,15	-4,09	-4,09	-4,14
R ² (%)	94,75	94,6	94,27	94,27	94,14	93,53	93,54	93,23

Validation	61	51	36	33	23	13	10	07
NASH(%)	78,83	79,10	61,94	61,69	63,02	71,20	69,06	-54,72
RSR	0,46	0,46	0,62	0,62	0,60	0,54	0,56	1,24
PBIAS(%)	9,95	5,28	41,82	43,37	37,40	14,22	14,23	-93,60
R ² (%)	79,18	79,23	83,67	83,79	85,59	83,85	83,97	95,91

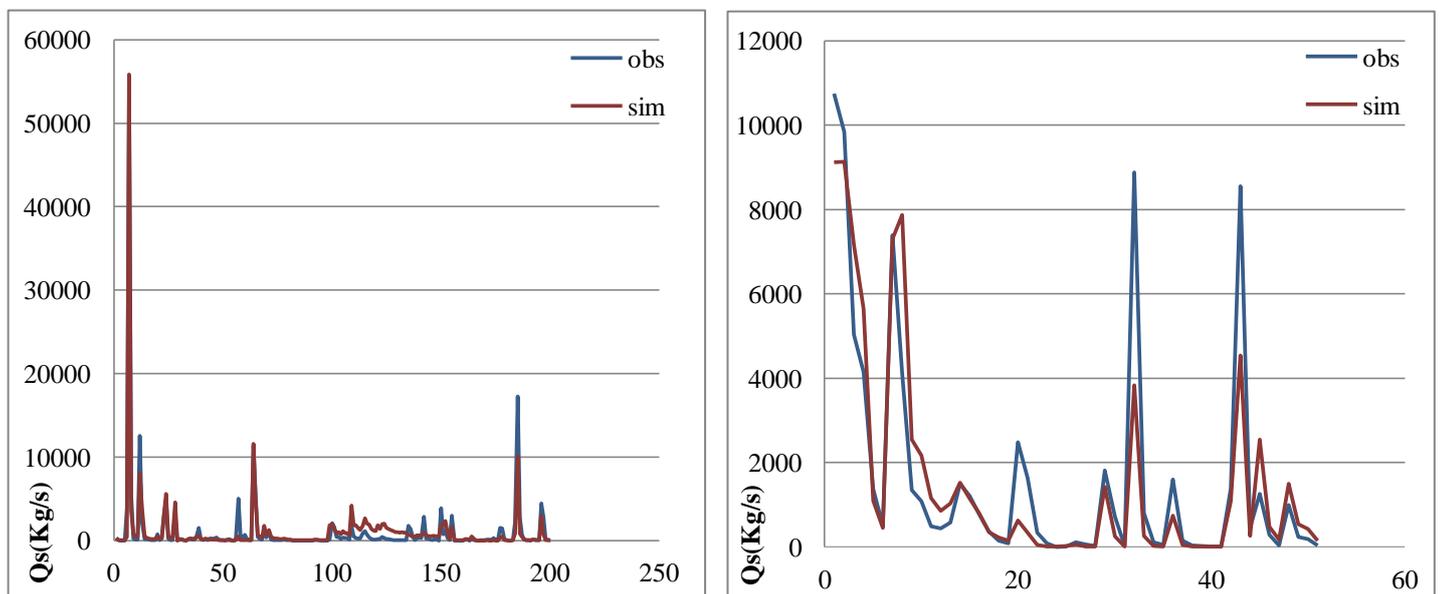


Figure V.22 : Simulation du mois de Janvier par le modèle puissance (Calage 200 jours- Validation 51 jours).

Interprétation des résultats :

Après analyse des résultats nous concluons que le meilleur modèle est obtenu pour une période de calage de 200 jours et validation de 51 jours. En validation, les valeurs simulées reprennent la tendance des valeurs observées mais pour les pics de plus de 8000Kg/s le modèle n'arrive pas à les atteindre.

Les résultats sont assez satisfaisants en majorité, on voit bien que le modèle puissance est assez performant en calage avec des Nash compris entre 93% à 94% et un RSR compris entre 0,23 à 0,26. Le PBIAS montre que le modèle tend en moyenne à la surestimation des valeurs, et à la sous-estimation en validation.

Modèle neuro-flou (07 règles flous)

Tableau V.26 : Critère de validation pour les différentes séries calage-validation du mois de Janvier (modèle neuro-flou).

Calage	190	200	215	218	228	238	241	244 (10règles)
NASH(%)	83,55	83,20	81,00	80,99	80,52	80,35	80,25	95,56
RSR	0,40	0,41	0,44	0,44	0,44	0,44	0,44	0,21
PBIAS(%)	-51,65	-50,76	-41,08	-40,94	-40,61	-38,68	-39,16	-0,29
R ² (%)	85,54	85,16	82,87	82,84	82,31	82,06	81,97	95,56

Validation	61	51	36	33	23	13	10	07
NASH(%)	52,31	49,58	78,04	78,13	79,74	73,28	71,24	58,14
RSR	0,69	0,71	0,47	0,47	0,45	0,52	0,54	0,65
PBIAS(%)	-41,93	-17,72	10,79	11,98	-1,07	-35,57	-36,55	-51,46
R ² (%)	78,98	78,43	78,47	78,66	80,07	76,39	75,33	83,51

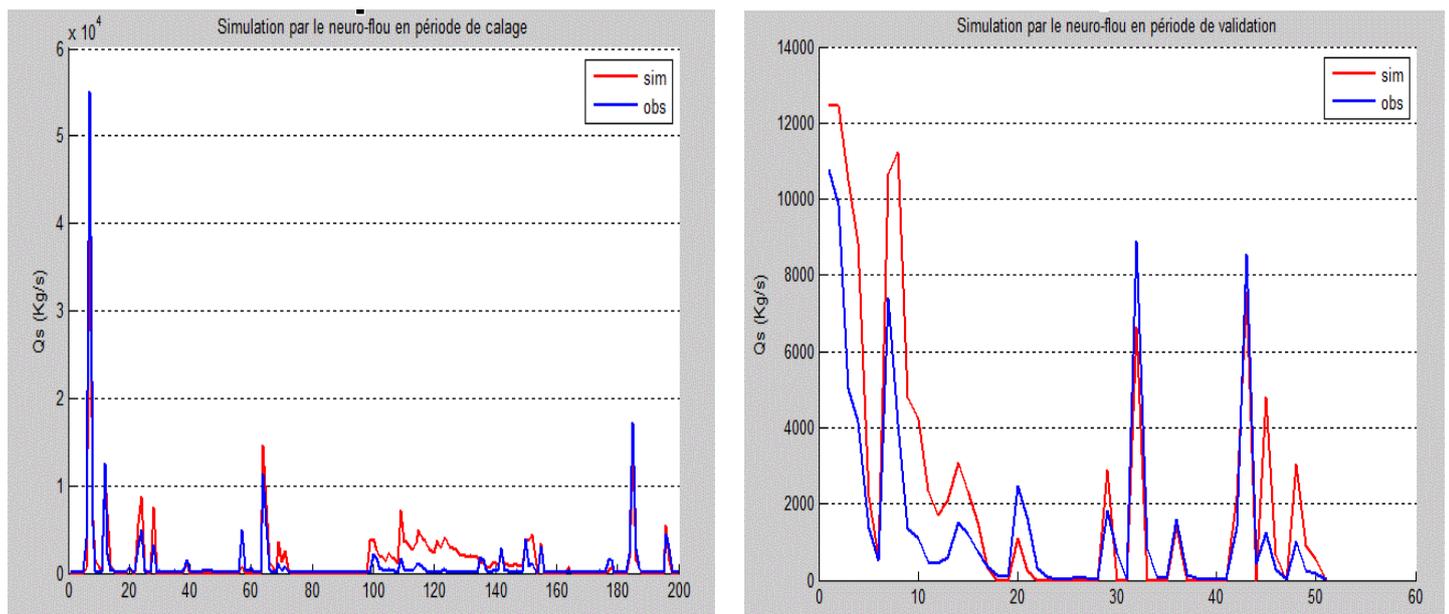


Figure V.23 : Simulation du mois de Janvier par le modèle neuro-flou (Calage 200 jours- Validation 51 jours).

Les figures ci-dessus représentent la simulation par neuro-flou du modèle retenu par la simulation empirique. On remarque que le modèle neuro-flou arrive à atteindre certains pics contrairement au modèle puissance mais pour cette taille d'échantillon le modèle surestime les valeurs simulées.

Le modèle retenu par neuro-flou est représenté dans les figures suivantes :

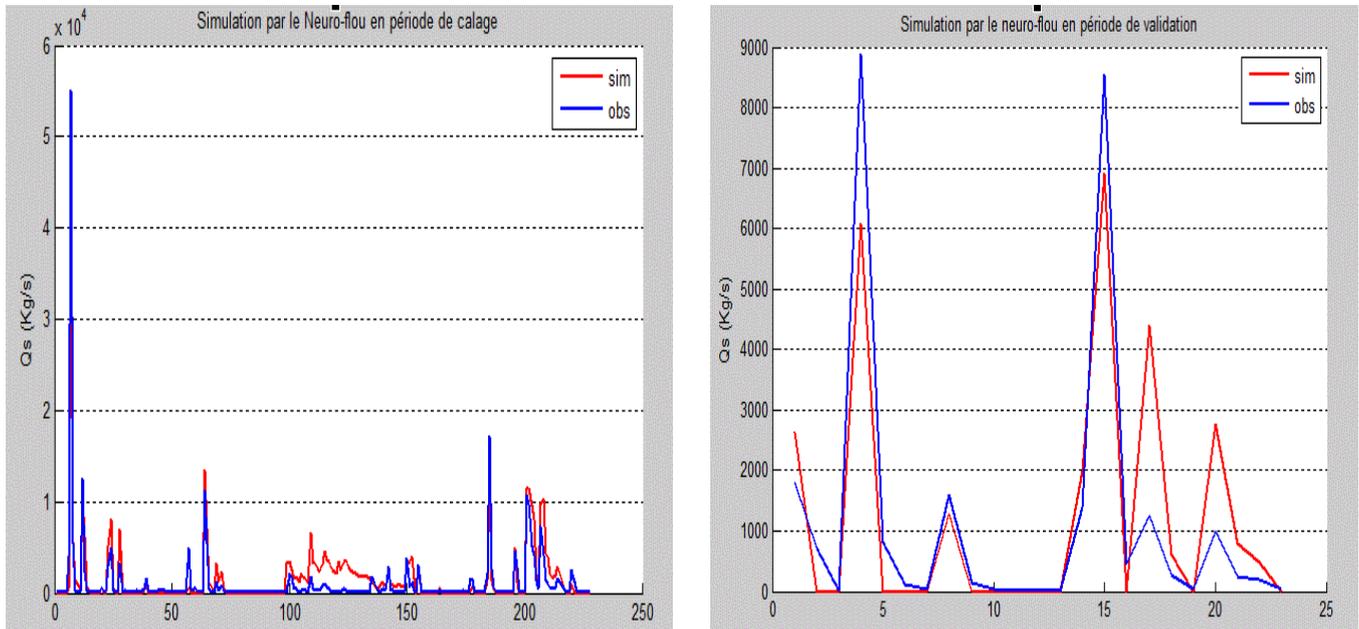


Figure V.24 : Simulation du mois de Janvier par le modèle neuro-flou (Calage 228 jours- Validation 23 jours).

Interprétation des résultats :

A partir des simulations observées nous remarquons que le modèle neuro-flou optimale n'est pas forcément le même que celui observé par le modèle empirique. Mais grâce au neuro-flou on arrive presque à atteindre les deux pics de plus de 8000 Kg/s.

De manière générale en période de calage les résultats sont bons, la variation des critères n'est pas importante contrairement aux résultats de la validation. Le coefficient de détermination est assez important, il nous renseigne sur le taux de corrélation entre les valeurs simulées et observées.

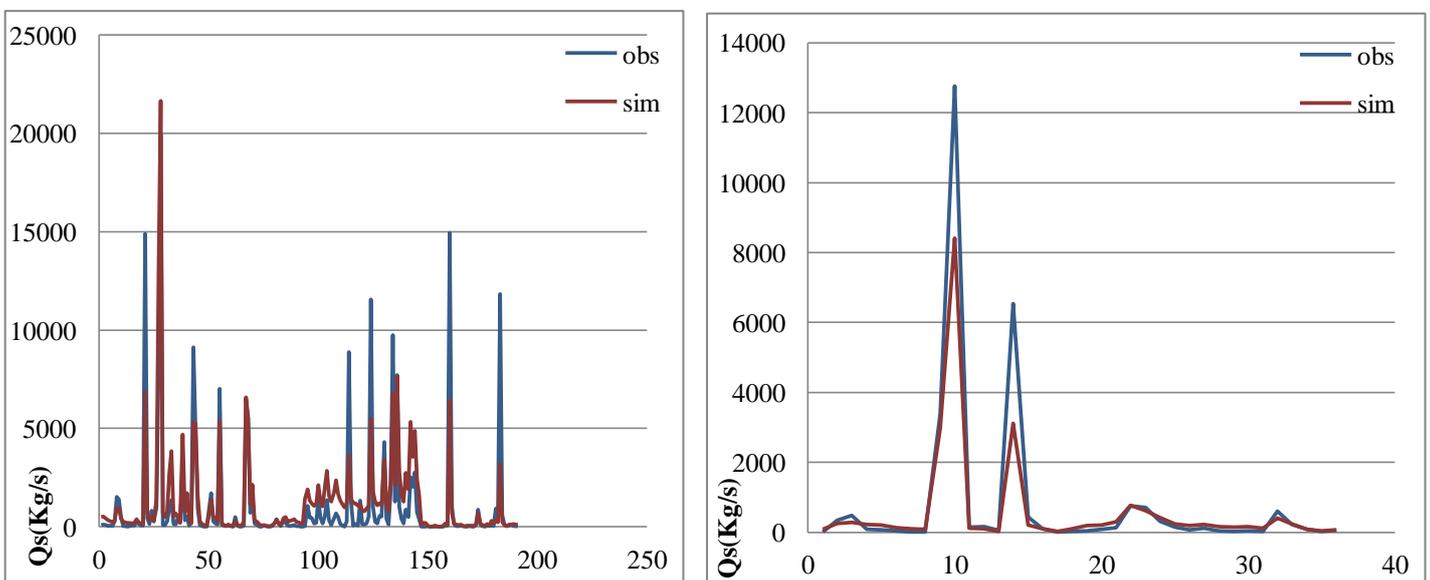
V.2.1.2 Mois de Février

La série du mois de Février contient 227 moyennes journalières de débit solide- débit liquide, le même travail fait précédemment pour le mois de Janvier sera refait pour ce mois ci.

Modèle puissance**Tableau V.27 : Critère de validation pour les différentes séries calage-validation du mois de Janvier (modèle puissance).**

Calage	140	166	176	191	194	200	207	214	217	220
NASH(%)	78,32	74,90	75,08	72,10	72,13	72,31	73,40	73,49	73,52	73,57
RSR	0,47	0,50	0,50	0,53	0,53	0,53	0,52	0,51	0,51	0,51
PBIAS(%)	-16,59	-15,91	-16,09	-15,27	-15,33	-15,31	-15,34	-15,14	-15,60	-15,57
R ² (%)	78,90	75,42	75,56	72,57	72,55	72,75	73,86	73,94	73,97	74,02

Validation	87	61	51	36	33	27	20	13	10	07
NASH(%)	62,13	66,06	65,67	84,24	84,23	83,58	75,42	51,96	61,61	78,11
RSR	0,62	0,58	0,58	0,40	0,40	0,41	0,49	0,69	0,62	0,47
PBIAS(%)	23,20	40,07	41,08	24,73	24,62	28,76	-45,07	-54,92	-48,70	-17,97
R ² (%)	70,76	84,50	84,30	97,44	97,45	98,08	87,93	74,64	80,48	88,83

**Figure V.25 : Simulation du mois de Février par le modèle puissance (Calage 191 valeurs- Validation 36 valeurs).****Interprétation des résultats :**

Pour le mois de Février les deux modèles à 191 et 194 valeurs de calage représentent les meilleurs modèles de toute la série, le modèle à 200 valeurs, aussi, est proche de ces deux derniers. Ces résultats nous donnent une idée sur la plage de valeurs « calage et de validation » à prendre afin d'optimiser le résultat de la relation débit liquide-débit solide.

On remarque que le modèle à 191 valeurs calage reprend la tendance des valeurs observées en validation mais n'arrive pas à atteindre les deux pics les plus importants. Cela peut être expliqué en analysant le calage on remarque que le modèle n'arrive pas à reproduire tous les pics.

Modèle Neuro-flou (06 règles flous)

Tableau V.28 : Critère de validation pour les différentes séries calage-validation du mois de Février (modèle neuro-flou).

Calage	140	166	176	191	194	200	207	214	217	220
NASH(%)	88,42	85,76	85,84	80,83	80,84	80,92	85,80	85,84	85,95	85,94
RSR	0,34	0,38	0,38	0,44	0,44	0,44	0,38	0,38	0,37	0,37
PBIAS(%)	1,59	-1,02	-1,07	1,04	1,01	-1,01	-1,71	-1,50	-1,53	-1,57
R ² (%)	88,42	85,76	85,84	80,83	80,84	80,92	85,80	85,85	85,95	85,95

Validation	87	61	51	36	33	27	20	13	10	07
NASH(%)	66,42	62,81	64,32	89,60	89,56	90,10	71,17	67,09	72,98	81,00
RSR	0,58	0,61	0,60	0,32	0,32	0,31	0,54	0,57	0,52	0,44
PBIAS(%)	22,70	49,13	45,60	31,01	29,90	30,10	-12,61	-23,89	-8,34	18,92
R ² (%)	67,87	67,66	69,41	92,87	92,75	93,41	73,89	71,37	74,42	85,75

La série retenue par le modèle empirique sera testée par le modèle neuro-flou, les résultats sont améliorés, comme le montre les figures ci-dessous le modèle arrive à reproduire le pic de 12 000Kg/s.

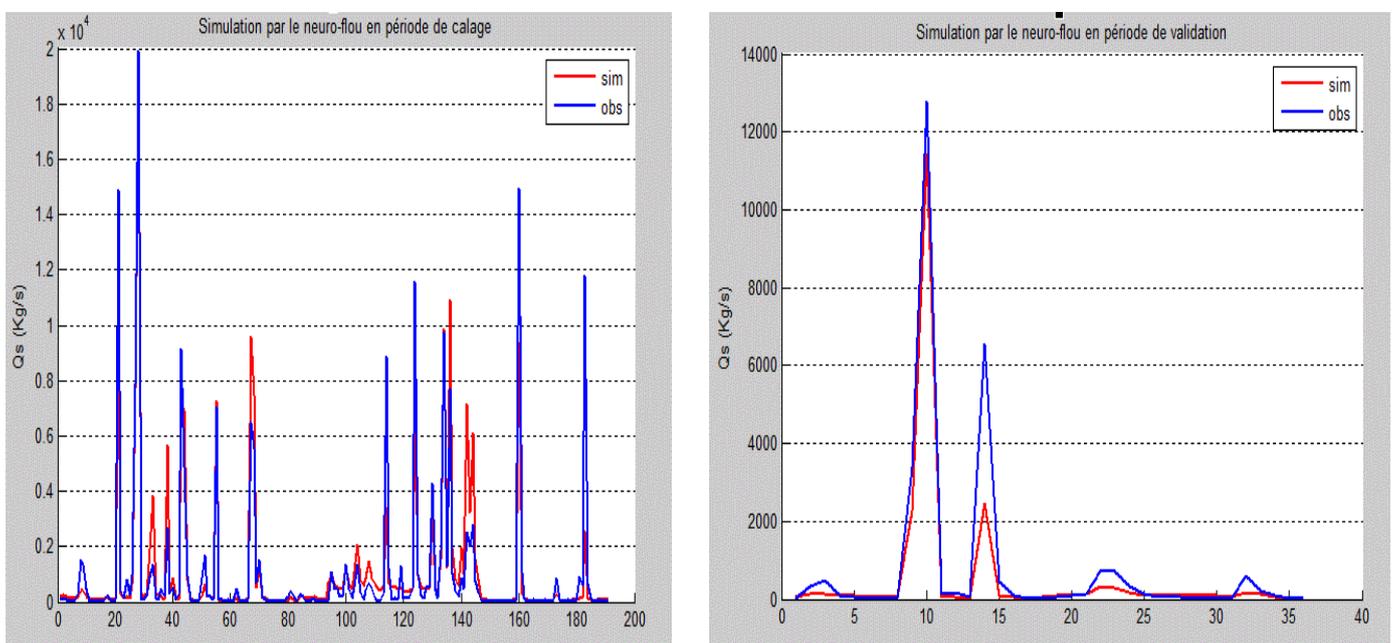


Figure V.26 : Simulation du mois de Février par le modèle neuro-flou (Calage 191 jours- Validation 36 jours).

La meilleur simulation présentée par le modèle neuro-flou est la suivante :

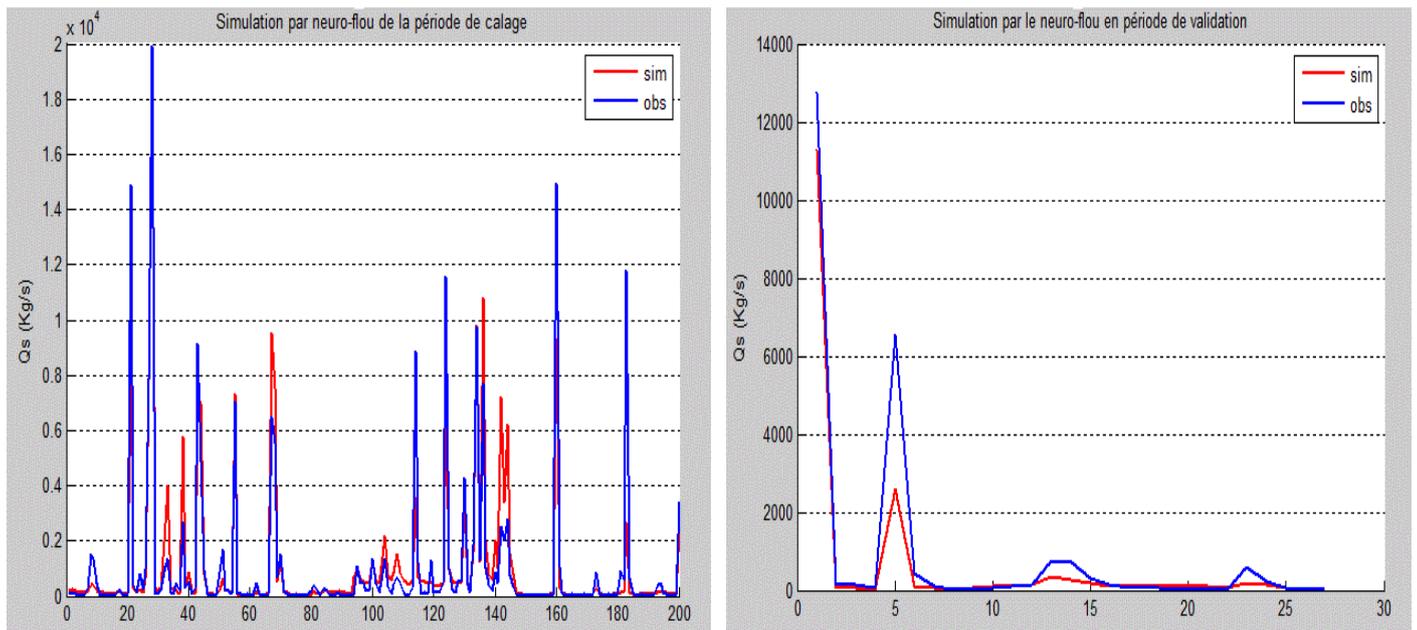


Figure V.27 : Simulation par le mois de Février par le modèle neuro-flou (Calage 200 jours- Validation 27 jours).

Interprétation des résultats :

En analysant les différents critères on remarque que le modèle neuro-flou arrive à améliorer les résultats tant en calage qu'en validation.

Le modèle retenu est celui à 200 jours en calage, les critères obtenus sont très bon, le modèle arrive à reproduire certains pics tant en calage qu'en validation.

V.2.1.3 Mois de Mars

La série du mois de Mars contient 190 moyennes journalières de débit solide- débit liquide.

Modèle puissance

Tableau V.29 : Critère de validation pour les différentes séries calage-validation du mois de Mars (modèle neuro-flou).

Calage	126	139	150	157	163	170	175	180
NASH(%)	88,34	87,96	87,41	87,40	87,41	87,44	87,48	87,48
RSR	0,34	0,34	0,35	0,35	0,35	0,35	0,35	0,35
PBIAS(%)	-22,40	-19,38	-18,18	-17,58	-17,71	-17,59	-17,60	-16,72
R ² (%)	88,97	88,39	87,82	87,78	87,78	87,81	87,83	87,81

Validation	64	51	40	33	27	20	15	10
NASH(%)	88,34	87,96	87,41	87,40	87,41	87,45	87,48	87,48
RSR	0,34	0,35	0,35	0,35	0,35	0,35	0,35	0,35
PBIAS(%)	-22,40	-19,38	-18,18	-17,58	-17,71	-17,59	-17,60	-16,72
R ² (%)	75,47	83,70	70,61	28,40	22,99	58,14	57,62	53,95

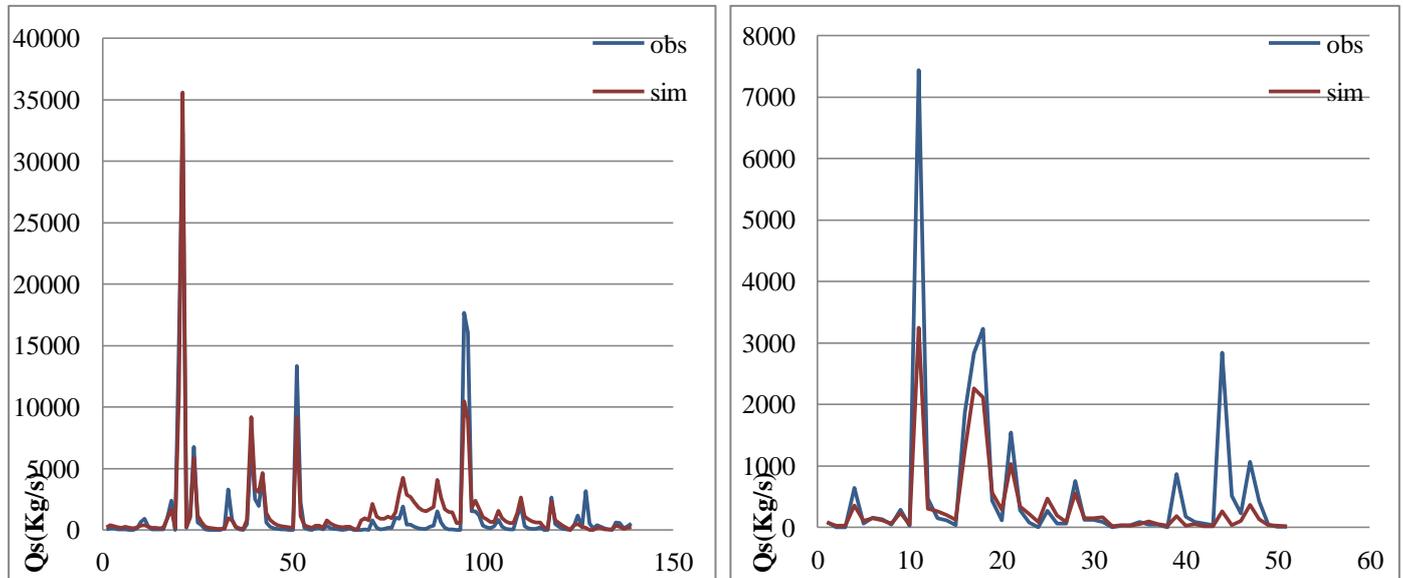


Figure V.28 : Simulation du mois de Mars par le modèle puissance (Calage 139 jours- Validation 51 jours).

Interprétation des résultats :

Pour le mois de Mars la simulation est plutôt constante. Les critères de validation ne nous renseignent pas sur le choix du modèle optimal, que se soit en calage ou en validation la variation est presque la même. Seul le R² diminue en validation pour les différentes séries de validation. Les valeurs du PBIAS montrent que le modèle tend à surestimer les valeurs simulées.

La simulation représentée ci-dessus est celle du modèle à 139 valeurs en calage et 51 valeurs en validation. Comme pour les mois précédents, les pics ne sont pas atteints en validation mais la tendance entre les simulées et observées y est toujours.

Modèle Neuro-flou (07 règles flous)

Tableau V.30 : Critère de validation pour les différentes séries calage-validation du mois de Mars (modèle neuro-flou).

Calage	126	139	150	157	163	170	175	180
NASH(%)	88,61	87,34	86,69	86,63	86,56	86,46	86,33	86,14
RSR	0,34	0,34	0,36	0,36	0,37	0,37	0,37	0,37
PBIAS(%)	-20,50	-21,04	-19,66	-19,47	-19,47	-19,61	-20,33	-20,58
R ² (%)	89,30	88,00	87,32	87,23	87,14	87,03	86,92	86,73

Validation	64	51	40	33	27	20	15	10
NASH(%)	57,83	70,16	56,83	-4,34	-22,23	-26,32	-34,91	-37,81
RSR	0,65	0,55	0,66	1,02	1,11	1,12	1,16	1,17
PBIAS(%)	65,50	53,86	81,27	80,20	93,15	-	99,69	98,99
R ² (%)	73,02	81,64	66,05	16,45	1,89	-	5,58	4,64

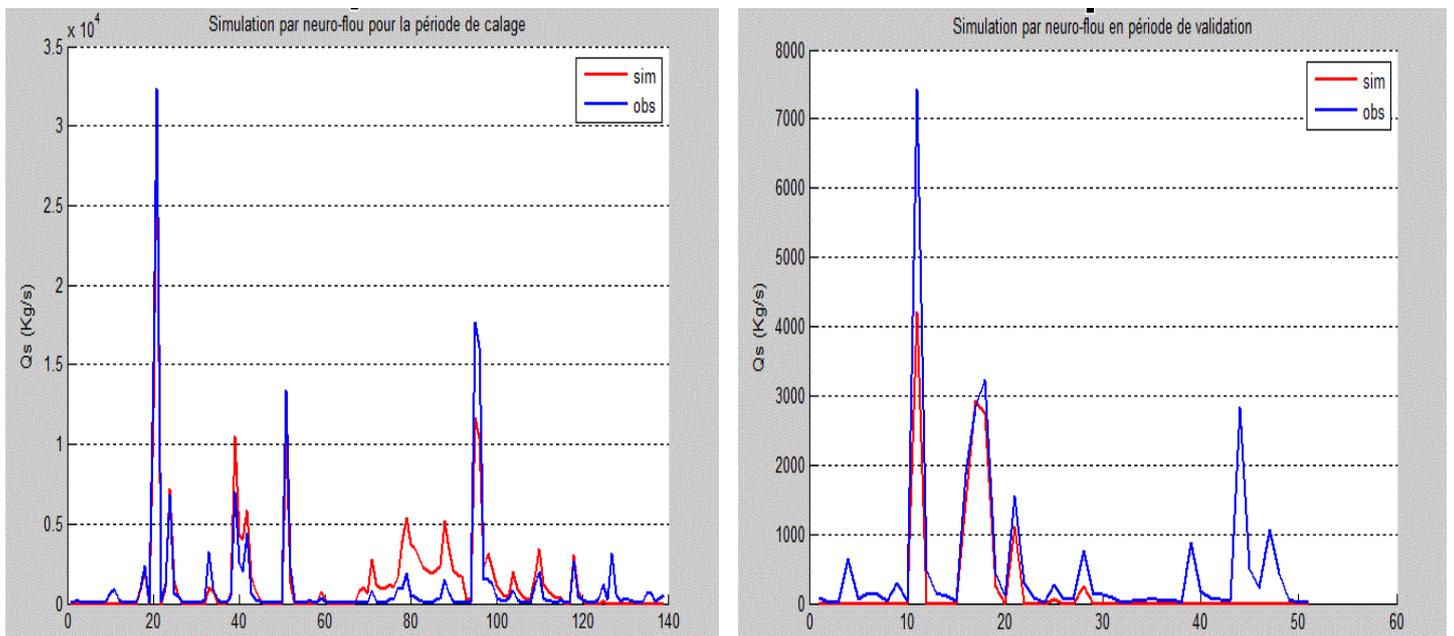


Figure V.29 : Simulation du mois de Mars par le modèle neuro-flou (Calage 139 jours- Validation 51 jours).

Interprétation des résultats :

Pour le mois de Mars la simulation n'est pas satisfaisante. Le modèle n'améliore pas les résultats pour toutes les séries surtout en validation. Le seul modèle retenu est le même que celui retenu par le modèle puissance. Le neuro-flou arrive à améliorer la simulation des pics mais pas ceux inférieurs à 1000Kg/s ce qui explique les valeurs des critères observés en validation.

V.2.1.4 Mois d'Avril

La série du mois d'Avril contient 107 valeurs journalières de débit solide-débit liquide.

Modèle puissance

Tableau V.31 : Critère de validation pour les différentes séries calage-validation du mois d'Avril (modèle puissance).

Calage	67	70	74	80	87	92	97
NASH(%)	73,26	73,30	71,09	70,86	75,86	76,04	76,18
RSR	0,52	0,52	0,54	0,54	0,49	0,49	0,49
PBIAS(%)	-19,90	-18,96	-16,95	-15,34	-13,32	-13,73	-12,78
R ² (%)	74,14	74,15	71,87	71,60	76,40	76,57	76,70

Validation	40	37	33	27	20	15	10
NASH(%)	76,06	75,96	81,47	82,73	79,81	80,74	51,60
RSR	0,49	0,49	0,43	0,42	0,45	0,44	0,69
PBIAS(%)	29,48	30,27	19,49	13,77	-30,08	-21,09	-9,89
R ² (%)	87,35	87,36	89,87	90,22	84,69	84,62	57,96

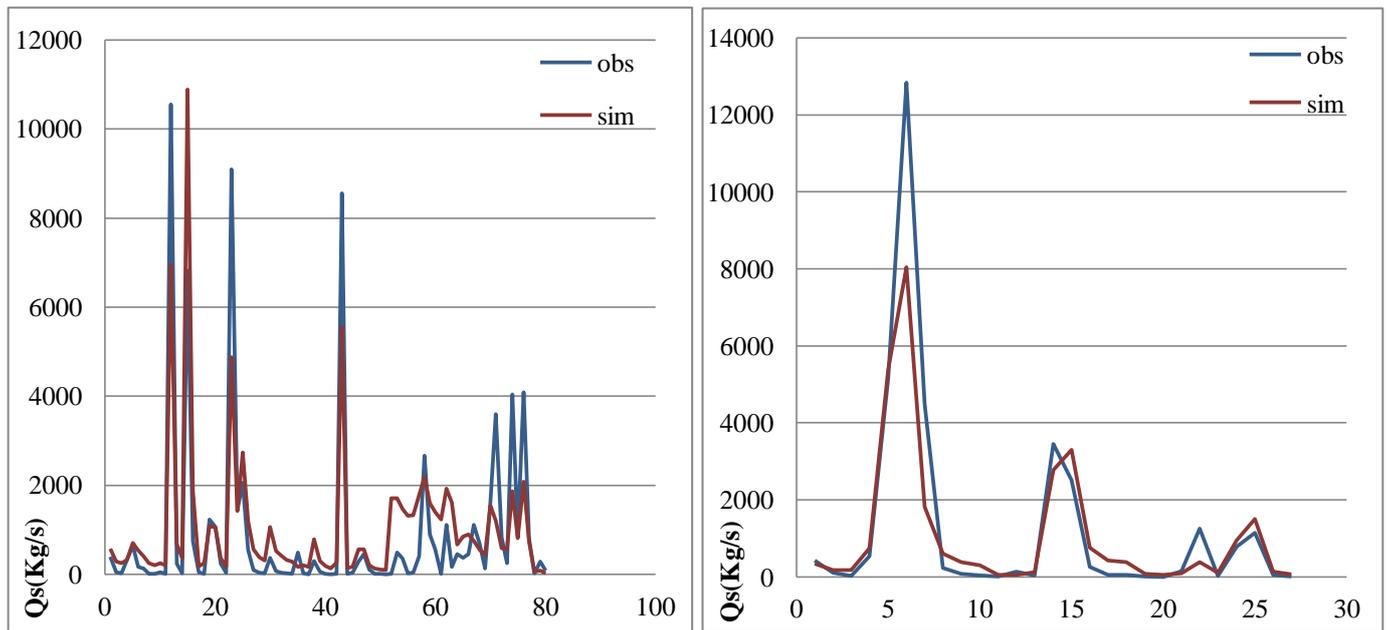


Figure V.30 : Simulation du mois d'Avril par le modèle puissance (Calage 80 jours- Validation 27 jours).

Interprétation des résultats :

Le meilleur modèle retenu est celui de la série de 80 jours en calage et 27 jours en validation. La simulation en validation est plutôt satisfaisante même si la valeur du pic n'est pas reproduite.

La valeur positive du PBIAS montre que le modèle sous-estime en moyenne les valeurs simulées cela se confirme en analysant le graphique de la validation. Mais de manière générale, les critères sont satisfaisants.

Modèle Neuro-flou (05règles flous)

Calage	67	70	74	80(04règles)	87	92	97
NASH(%)	97,94	97,47	94,55	90,27	90,66	90,76	90,14
RSR	0,14	0,16	0,23	0,31	0,31	0,30	0,31
PBIAS(%)	-0,44	-0,33	-1,07	-0,82	-0,28	-0,43	-0,20
R ² (%)	97,94	97,47	94,55	90,27	90,66	90,76	90,14

Validation	40	37	33	27	20	15	10
NASH(%)	72,23	74,23	76,89	83,04	91,21	86,86	49,21
RSR	0,53	0,51	0,48	0,42	0,30	0,36	0,71
PBIAS(%)	24,28	23,98	13,56	-9,91	7,73	18,31	34,43
R ² (%)	77,58	78,16	81,54	87,93	91,47	88,78	55,58

Tableau V.32 : Critère de validation pour les différentes séries calage-validation du mois d'Avril (modèle neuro-flou).

Le modèle neuro-flou améliore la simulation du modèle puissance retenu. En calage ou en validation les résultats sont très satisfaisants, les critères sont jugés très bons et l'analyse graphique montre que les pics sont atteints.

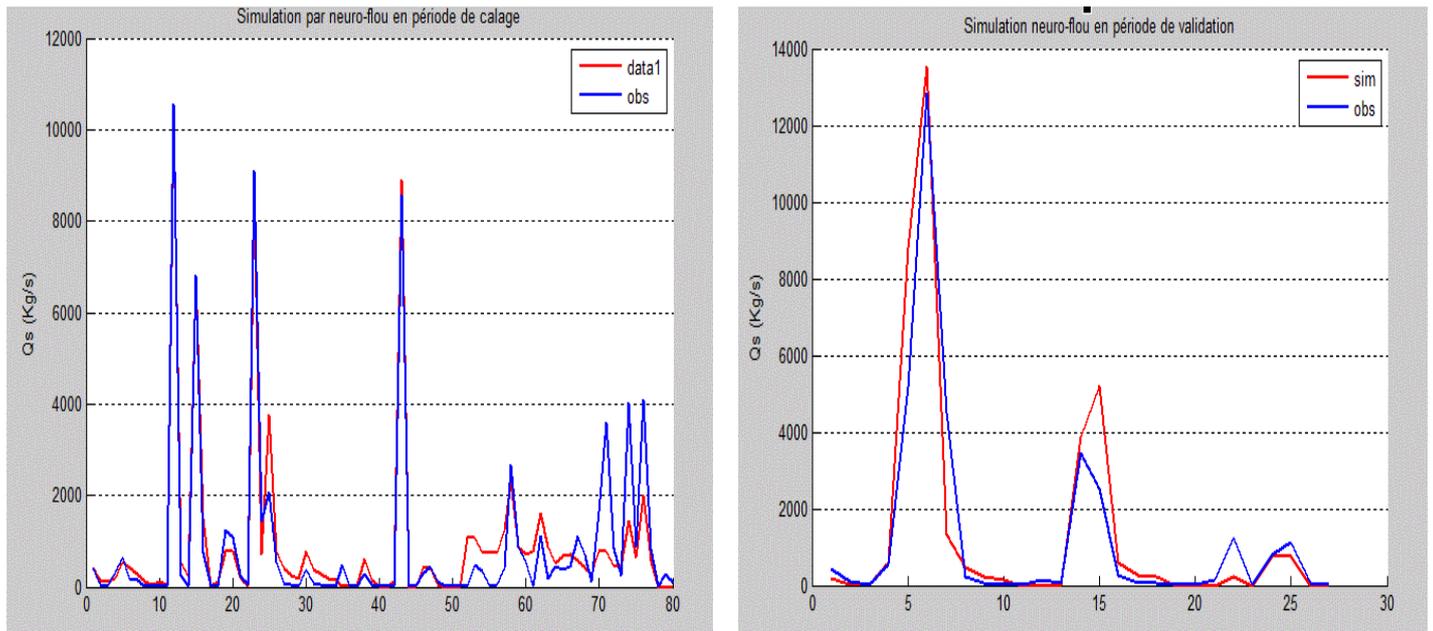


Figure V.31 : Simulation du mois d'Avril par le modèle neuro-flou (Calage 80 jours- Validation 27 jours).

Le meilleur modèle de la simulation neuro-flou est le suivant :

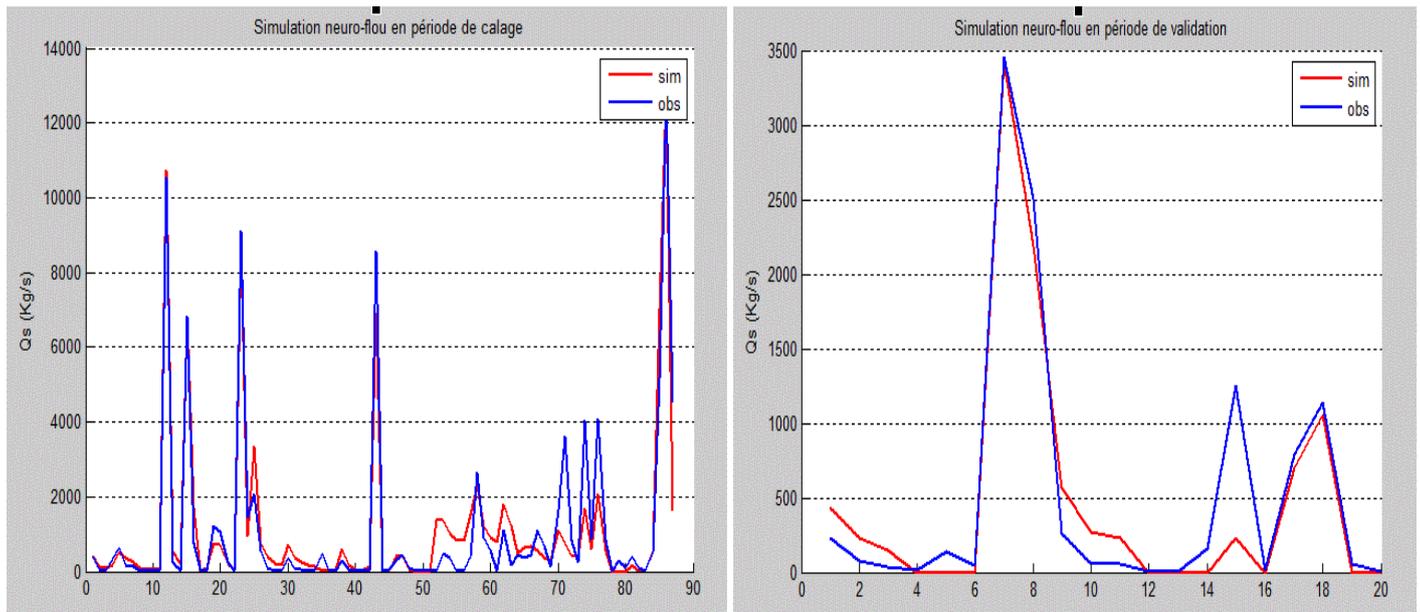


Figure V.32 : Simulation du mois d'Avril par le modèle neuro-flou (Calage 87 jours- Validation 20 jours).

Interprétation des résultats :

Les résultats présentés par le modèle neuro-flou sont très satisfaisants, on remarque une nette amélioration sur la période d'apprentissage par rapport au modèle puissance avec des Nash dépassant les 90% et des RSR inférieur à 0,30.

Le meilleur modèle retenu par le neuro-flou est celui à 87 jours en calage, comme le montre le graphique les extrêmes sont correctement reproduits.

V.2.1.5 Mois de Mai

La série du mois de Mai contient 119 valeurs journalières de débit solide-débit liquide.

Modèle puissance

Tableau V.33 : Critère de validation pour les différentes séries calage-validation du mois de Mai (modèle puissance).

Calage	72	82	86	92	99	104	109	112
NASH(%)	49,18	49,41	49,71	49,78	48,95	49,04	49,05	49,23
RSR	0,71	0,71	0,71	0,71	0,71	0,71	0,71	0,71
PBIAS(%)	0,96	0,30	-0,12	-0,35	1,87	2,27	1,75	1,37
R ² (%)	49,19	49,41	49,71	49,78	48,96	49,05	49,06	49,24

Validation	47	37	33	27	20	15	10	07
NASH(%)	37,75	25,64	22,76	22,62	47,54	46,85	-12,45	-23,11
RSR	0,79	0,86	0,88	0,88	0,72	0,73	1,06	1,11
PBIAS(%)	6,58	-6,80	-2,93	0,16	23,80	44,60	28,44	36,45
R ² (%)	44,91	50,10	49,14	49,31	51,08	68,73	4,10	2,36

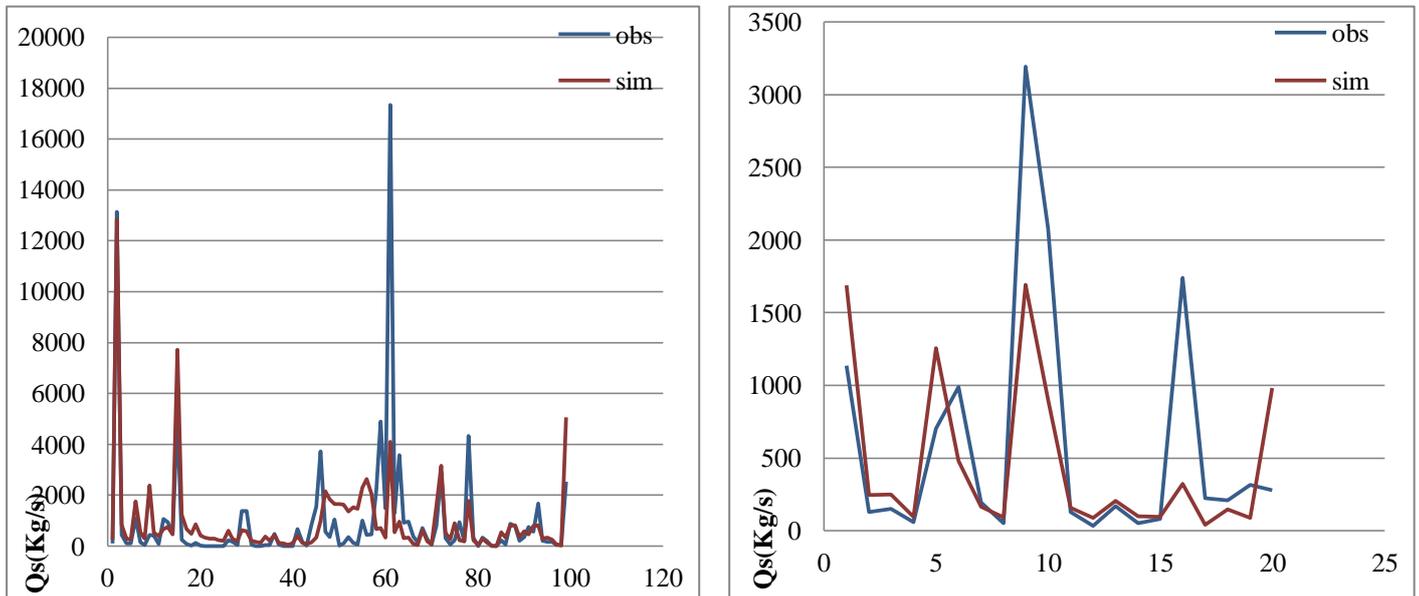


Figure V.33 : Simulation du mois de Mai par le modèle puissance (Calage 99 jours- Validation 20 jours).

Interprétation des résultats :

Les graphiques ci-dessus représentent le meilleur modèle puissance de toutes les séries calage-validation. Toutefois les résultats restent mauvais.

De manière générale les résultats du calage sont insatisfaisants, les différents critères sont à la limite du seuil acceptable.

Ainsi le modèle puissance ne reproduit pas correctement le débit solide du mois de Mai que l'on considère comme un mois sec.

Modèle Neuro-flou (15 règles flous)

Tableau V.34 : Critère de validation pour les différentes séries calage-validation du mois de Mai (modèle neuro-flou).

Calage	72	82	86	92	99	104	109	112
NASH(%)	92,89	90,04	89,82	89,33	89,45	89,47	88,70	88,75
RSR	0,27	0,32	0,32	0,33	0,32	0,32	0,34	0,34
PBIAS(%)	0,016	0,05	-0,07	-0,01	0,03	-0,01	0,01	-0,01
R ² (%)	92,89	90,04	89,82	89,33	89,45	89,48	88,70	88,75

Validation	47	37	33	27	20	15	10	07
NASH(%)	-8,65	28,44	33,99	52,68	34,11	29,89	-43,09	-56,81
RSR	1,04	0,85	0,81	0,68	0,81	0,84	1,20	1,25
PBIAS(%)	-13,29	-21,17	-2,93	24,45	32,12	38,84	17,16	23,05
R ² (%)	19,87	47,69	39,19	57,86	41,03	38,80	1,92	0,67

On présentera ci-dessous la simulation du meilleur modèle retenu :

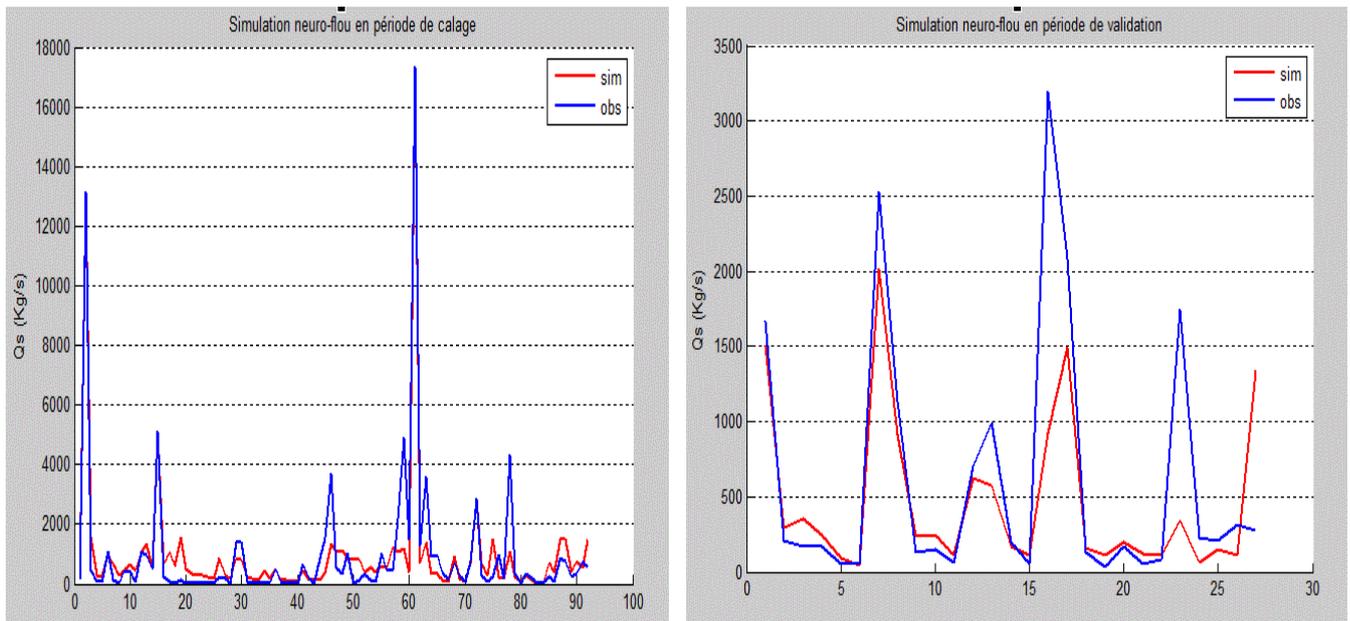


Figure V.34 : Simulation du mois de Mai par le modèle neuro-flou (Calage 92 jours- Validation 27 jours).

Interprétation des résultats :

On remarque que le modèle neuro-flou améliore les résultats du calage, les Nash arrivent à atteindre les 90%, tandis que pour la validation les résultats ne s'améliorent pas pour toutes les séries. On ne présentera pas la simulation du modèle puissance retenu puisque le neuro-flou n'améliore pas ses résultats, mais on présentera celui à 92 valeurs calage jugé comme meilleur modèle de toute la série malgré que ses critères restent insatisfaisants.

V.2.1.6 Mois d'été

La série des mois d'été contient 65 valeurs journalières. On a regroupé le mois de Juin, Juillet et Août en un seul paquet car le nombre de crues observées n'est pas assez important vu que se sont des mois secs.

Modèle puissance**Tableau V.35 :** Critère de validation pour les différentes séries calage-validation des mois d'été (modèle puissance).

Calage	40	42	48	50	55	60
NASH(%)	56,22	56,58	61,50	61,50	58,33	56,08
RSR	0,66	0,66	0,62	0,62	0,65	0,66
PBIAS(%)	2,97	3,51	-4,72	-6,34	-7,33	-5,66
R ² (%)	36,17	56,65	61,62	61,72	58,49	56,19

Validation	25	23	17	15	10	05
NASH(%)	14,44	11,30	31,55	33,41	20,97	34,27
RSR	0,92	0,94	0,83	0,82	0,89	0,81
PBIAS(%)	63,97	63,93	49,42	45,74	-5,66	62,88
R ² (%)	71,91	71,31	72,76	71,25	21,87	98,56

Interprétation des résultats :

Les résultats obtenus ne sont pas satisfaisant cela revient à dire que le modèle puissance n'arrive pas à reproduire les flux observés pour les crues de l'été. Ainsi, aucune simulation ne sera présentée.

Modèle neuro-flou (03 règles)**Tableau V.36 :** Critère de validation pour les différentes séries calage-validation des mois d'été (modèle neuro-flou).

Calage	40	42	48	50	55	60
NASH(%)	84,69	84,26	78,71	75,54	91,76	91,03
RSR	0,39	0,40	0,46	0,49	0,29	0,30
PBIAS(%)	-5,73	-5,55	-3,10	-2,83	-1,93	-1,47
R ² (%)	84,94	84,49	78,76	75,59	91,77	91,033

Validation	2	23	17	15	10	05
NASH(%)	-18,26	-23,63	72,27	62,53	24,92	15,18
RSR	1,09	1,12	0,53	0,61	0,87	0,92
PBIAS(%)	84,55	84,56	42,24	43,03	37,12	69,62
R ² (%)	49,14	43,90	90,06	90,22	45,45	95,68

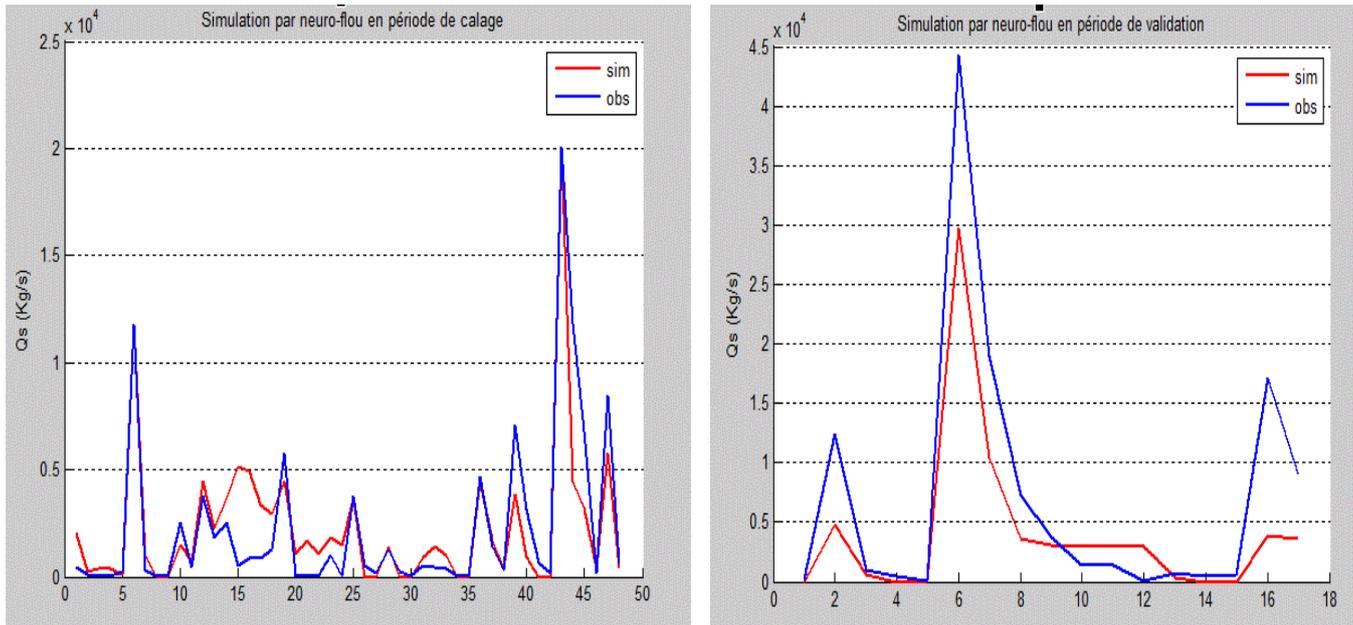


Figure V.35 : Simulation des mois d'été par le modèle neuro-flou (Calage 48 jours-Validation 17 jours).

Interprétation des résultats :

Contrairement au modèle puissance, le modèle neuro-flou donne de très bons résultats en calage et de bonnes en validation comme le montrent les valeurs des différents critères objectifs.

La simulation présentée ci-dessus est satisfaisante en calage les pics sont atteints, en validation la tendance y est mais le pic n'a pas pu être atteint.

V.2.1.7 Mois de Septembre

La série du mois de Septembre contient 75 valeurs journalières.

Modèle puissance

Tableau V.37 : Critère de validation pour les différentes séries calage-validation du mois de Septembre (modèle neuro-flou).

Calage	42	48	55	65	68
NASH(%)	36,17	40,28	85,87	86,51	86,62
RSR	0,80	0,77	0,38	0,37	0,37
PBIAS(%)	0,40	-1,97	5,77	5,31	5,30
R ² (%)	36,17	40,31	85,95	86,58	86,69

Validation	33	27	20	10	07
NASH(%)	55,64	57,88	87,47	19,84	6,13
RSR	0,66	0,65	0,35	0,90	0,97
PBIAS(%)	50,11	48,05	36,10	41,73	43,43
R ² (%)	97,11	97,14	94,35	29,05	19,16

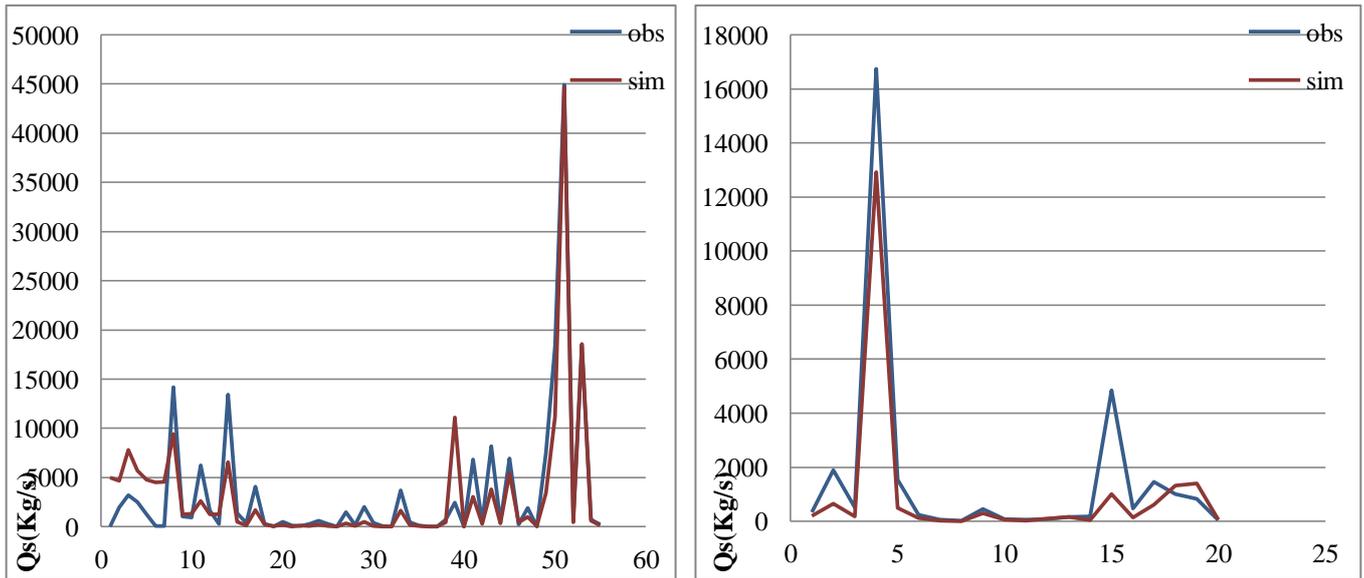


Figure V.36 : Simulation du mois de Septembre par le modèle puissance (Calage 55 jours- Validation 20 jours).

Interprétation des résultats :

En analysant les résultats obtenus on remarque que les critères s'améliore en période de calage quand la taille des échantillons augmente, tandis qu'en validation cela ne s'applique pas, les résultats différent.

Le meilleur modèle est obtenu pour une période de calage de 55 valeurs et 20 valeurs en validation. Le PBIAS est positif donc le modèle tend à sous-estimer les valeurs simulés tant en calage qu'on validation. Les valeurs de Nash et RSR sont assez bonnes ainsi que le coefficient de détermination qui a atteint un taux de 94%.

Modèle Neuro-flou (07 règles)

Tableau V.38 : Critère de validation pour les différentes séries calage-validation du mois de Septembre (modèle neuro-flou).

Calage	42	48	55	65	68
NASH(%)	36,05	39,75	83,01	84,04	84,15
RSR	0,80	0,77	0,41	0,40	0,40
PBIAS(%)	0,10	0,10	-5,47	-4,51	-4,63
R ² (%)	36,05	39,75	83,10	84,10	84,21

Validation	33	27	20	10	07
NASH(%)	65,13	70,64	91,25	24,28	11,99
RSR	0,59	0,54	0,30	0,87	0,94
PBIAS(%)	45,98	42,23	30,47	30,17	26,78
R ² (%)	97,97	98,16	94,16	28,78	18,95

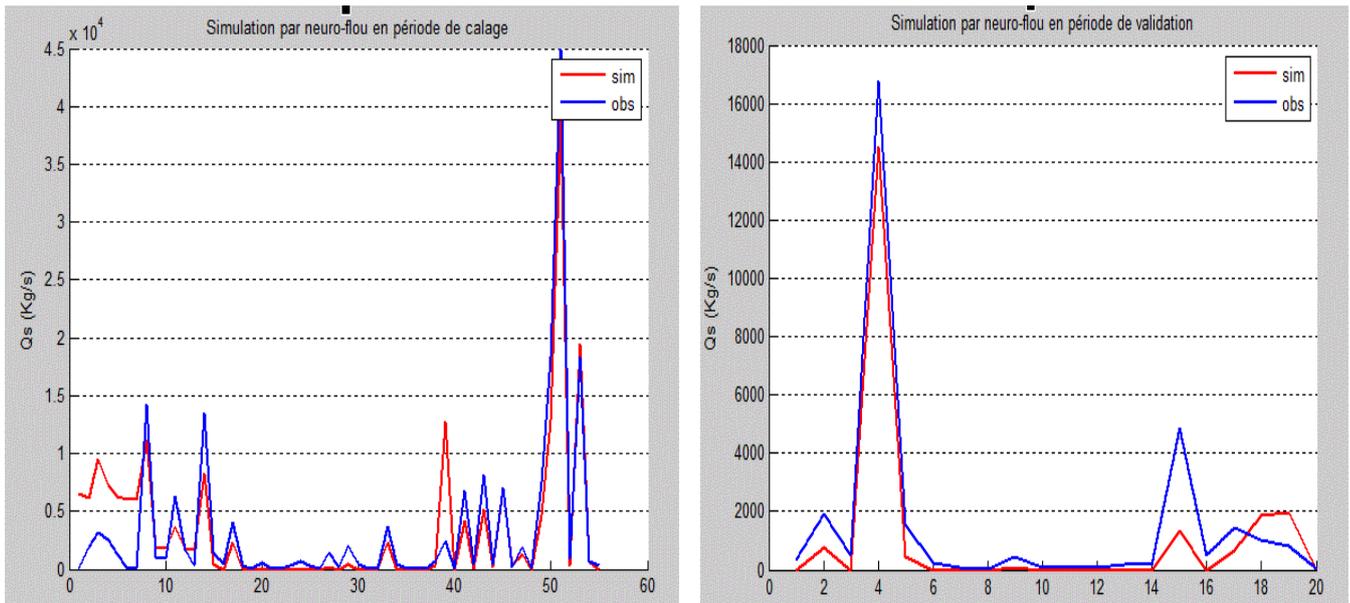


Figure V.37 : Simulation du mois de Septembre par le modèle neuro-flou (Calage 55 jours- Validation 20 jours).

Interprétation des résultats :

Les résultats montrent que le modèle neuro-flou n'est pas assez performant en calage par rapport au modèle puissance par contre en validation les résultats s'améliorent comme le montrent les différents critères de validation.

Le modèle à 55 jours en calage arrive à reproduire le pic jusqu'à une valeur de plus de 14000Kg/s ce qui est satisfaisant comparé au résultat du modèle puissance.

V.2.1.8 Mois d'Octobre

La série du mois d'Octobre contient 141 valeurs journalières de débit solide- débit liquide.

Modèle puissance

Tableau V.39 : Critère de validation pour les différentes séries calage-validation du mois d'Octobre (modèle puissance).

Calage	87	94	104	108	114	121	126	131	134
NASH(%)	52,63	52,52	52,01	52,53	52,09	52,74	53,12	53,55	53,82
RSR	0,69	0,69	0,69	0,69	0,69	0,69	0,68	0,68	0,68
PBIAS(%)	3,03	2,77	-0,75	-1,16	-1,21	-0,95	-1,06	-1,05	-1,05
R ² (%)	52,68	52,56	52,01	52,53	52,09	52,75	53,12	53,55	53,82

Validation	54	47	37	33	27	20	15	10	07
NASH(%)	35,17	35,47	35,59	34,90	35,10	33,43	31,49	27,33	20,32
RSR	0,80	0,80	0,80	0,81	0,81	0,82	0,82	0,85	0,89
PBIAS(%)	42,78	39,64	15,25	16,14	6,14	5,90	8,69	10,38	10,14
R ² (%)	39,78	39,68	35,87	35,22	35,14	33,50	31,62	27,57	20,70

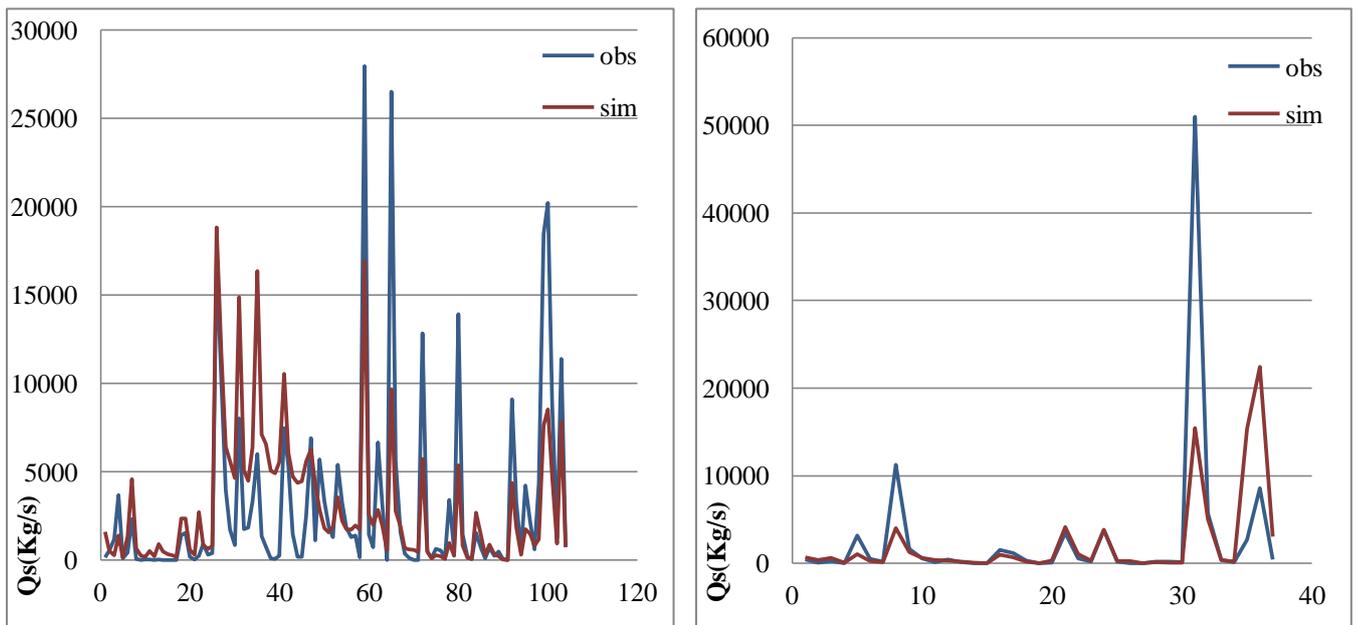


Figure V.38 : Simulation du mois d'Octobre par le modèle puissance (Calage 104 jours- Validation 37 jours).

Interprétation des résultats :

Le modèle choisi est le meilleur modèle de toute la série mais on remarque bien qu'il n'est pas performant, en calage le modèle surestime les valeurs contrairement à la validation où on a une sous-estimation. Aussi, faisant le point sur les critères objectifs en calage les valeurs sont moyennement satisfaisantes mais en validation les critères se détériorent et le modèle est jugé insatisfaisant.

Modèle Neuro-flou (04 règles flous)

Tableau V.40 : Critère de validation pour les différentes séries calage-validation du mois d'Octobre (modèle neuro-flou).

Calage	87	94	104	108	114	121	126	131	134
NASH(%)	69,84	68,96	71,70	71,99	70,67	71,07	71,30	71,56	71,72
RSR	0,55	0,56	0,53	0,53	0,54	0,54	0,54	0,53	0,53
PBIAS(%)	-0,005	-0,02	-0,006	-0,009	0,002	-0,002	0,001	-0,004	-0,004
R ² (%)	69,84	68,96	71,70	71,99	70,67	71,07	71,30	71,56	71,72

Validation	54	47	37	33	27	20	15	10	07
NASH(%)	34,46	35,05	24,28	23,06	22,94	21,33	18,87	13,97	5,50
RSR	0,81	0,81	0,87	0,88	0,88	0,89	0,90	0,93	0,92
PBIAS(%)	50,49	47,36	55,68	57,69	52,94	54,25	59,29	63,98	64,46
R ² (%)	45,45	44,88	48,28	47,59	43,56	42,40	42,35	40,93	35,17

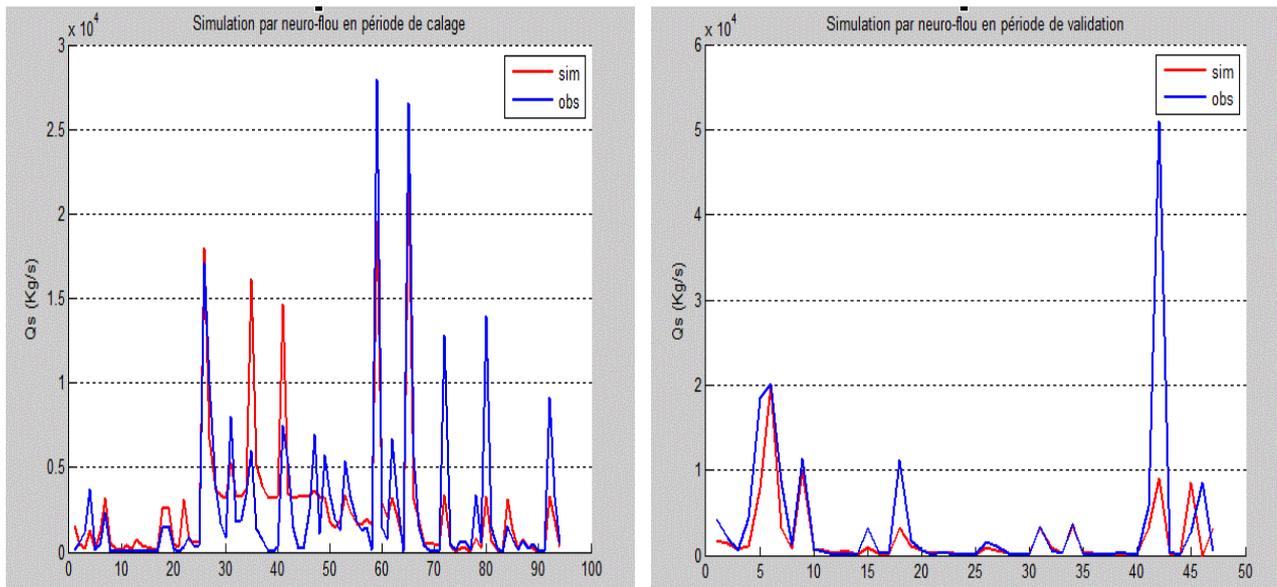


Figure V.39 : Simulation du mois d'Octobre par le modèle neuro-flou (Calage 94 jours- Validation 47 jours).

Interprétation des résultats :

Le modèle neuro-flou est connu pour ses performances, mais pour le mois d'Octobre les résultats restent médiocres ainsi en analysant la série de donnée nous avons décidé de supprimer la valeur à 50 000Kg/s qui est jugée comme valeur douteuse.

Les résultats sont les suivants :

Modèle puissance

Tableau V.41 : Critère de validation pour les différentes séries calage-validation du mois d'Octobre (modèle puissance).

Calage	87	94	104	108	114	121	126	131	134
NASH(%)	52,63	52,52	52,01	52,53	52,09	52,74	53,12	53,55	53,82
RSR	0,69	0,69	0,69	0,69	0,69	0,69	0,69	0,68	0,68
PBIAS(%)	3,03	2,77	-0,75	-1,16	-1,21	-0,95	-1,06	-1,05	-1,05
R ² (%)	52,68	52,56	52,01	52,53	52,09	52,75	53,12	53,55	53,82

Validation	54	47	37	33	27	20	15	10	07
NASH(%)	20,08	21,08	-92,04	-99,10	-231,4	-248,9	-290,3	-369,8	-495,1
RSR	0,88	0,89	0,89	1,39	1,82	1,87	1,98	2,17	2,44
PBIAS(%)	31,81	26,09	-41,98	-40,95	-100,3	-114,4	-128,7	-153,7	-159,4
R ² (%)	32,89	32,38	42,28	41,39	70,31	69,78	69,64	69,98	62,67

Modèle Neuro-flou (04 règles flous)

Tableau V.42 : Critère de validation pour les différentes séries calage-validation du mois d'Octobre (modèle neuro-flou).

Calage	87	94	104	108	114	121	126	131	134
NASH(%)	69,84	68,96	71,70	71,99	70,66	71,07	71,30	71,56	71,72
RSR	0,55	0,56	0,53	0,53	0,54	0,54	0,54	0,53	0,53
PBIAS(%)	-0,005	0,02	-0,006	-0,009	0,002	-0,002	0,001	-0,004	-0,004
R ² (%)	69,84	68,96	71,70	71,99	70,67	71,07	71,30	71,56	71,72

Validation	54	47	37	33	27	20	15	10	07
NASH(%)	61,45	63,27	14,81	12,97	-9,69	-17,22	-29,68	-56,40	-97,10
RSR	0,62	0,60	0,92	0,93	1,05	1,08	1,14	1,25	1,40
PBIAS(%)	38,18	32,61	26,89	30,30	2,02	-0,22	5,38	10,56	10,83
R ² (%)	66,95	67,05	20,70	19,98	15,91	13,06	8,19	2,00	0,70

Interprétation des résultats :

Après avoir supprimé la valeur douteuse on remarque que les résultats du modèle puissance se sont détériorés par contre pour le modèle neuro-flou on arrive à avoir un bon résultat pour la série à 94 valeurs calage et 47 valeurs validation. La simulation est présentée ci-dessous :

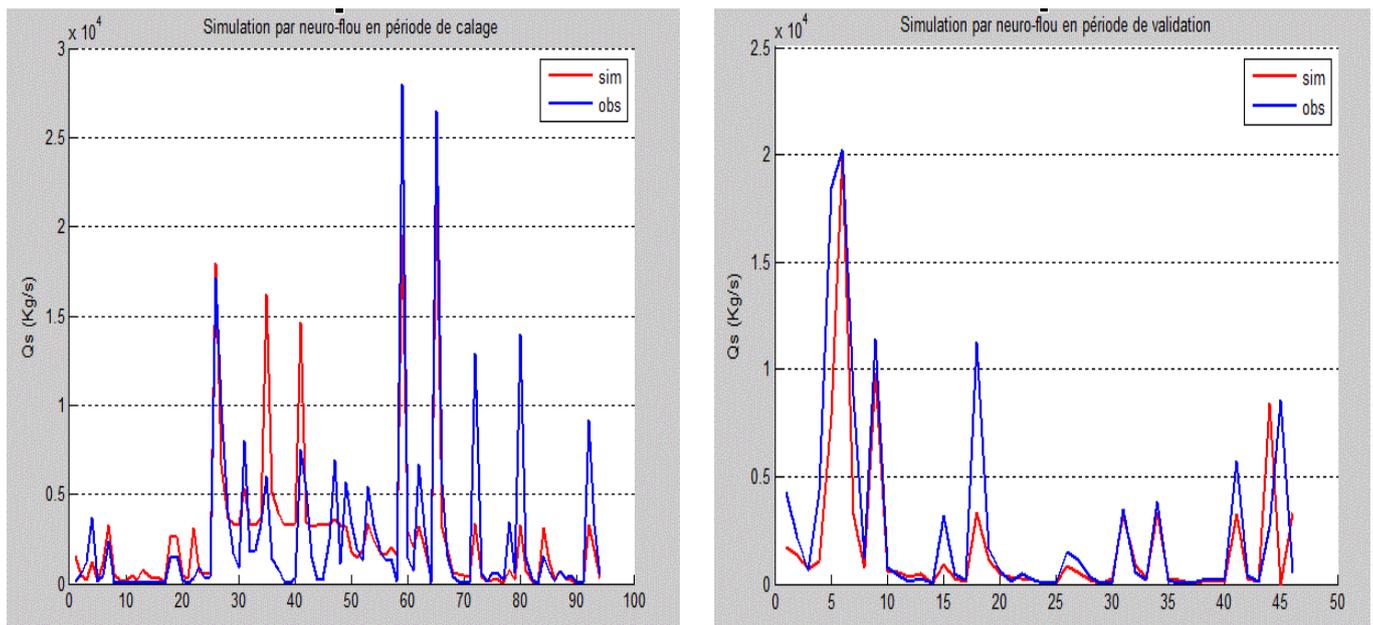


Figure V.40 : Simulation du mois d'Octobre par le modèle neuro-flou (Calage 94 jours- Validation 47 jours).

V.2.1.9 Mois Novembre

La série du mois de Novembre contient 153 valeurs journalières de débit solide- débit liquide.

Modèle puissance

Tableau V.43 : Critère de validation pour les différentes séries calage-validation du mois de Novembre (modèle puissance).

Calage	92	103	120	126	133	140	143
NASH(%)	94,31	94,21	94,20	93,94	93,95	93,94	93,94
RSR	0,24	0,24	0,24	0,25	0,25	0,25	0,25
PBIAS(%)	-1,55	-1,30	-1,79	-1,91	-1,86	-1,14	-1,05
R ² (%)	94,31	94,21	94,17	93,94	93,95	93,94	93,95

Validation	61	50	33	27	20	13	10
NASH(%)	83,54	86,11	87,33	35,94	27,86	38,92	42,75
RSR	0,41	0,37	0,36	0,80	0,85	0,78	0,76
PBIAS(%)	45,69	36,82	33,91	27,12	24,03	-16,20	-30,15
R ² (%)	97,57	99,16	99,27	41,92	31,40	45,83	50,39

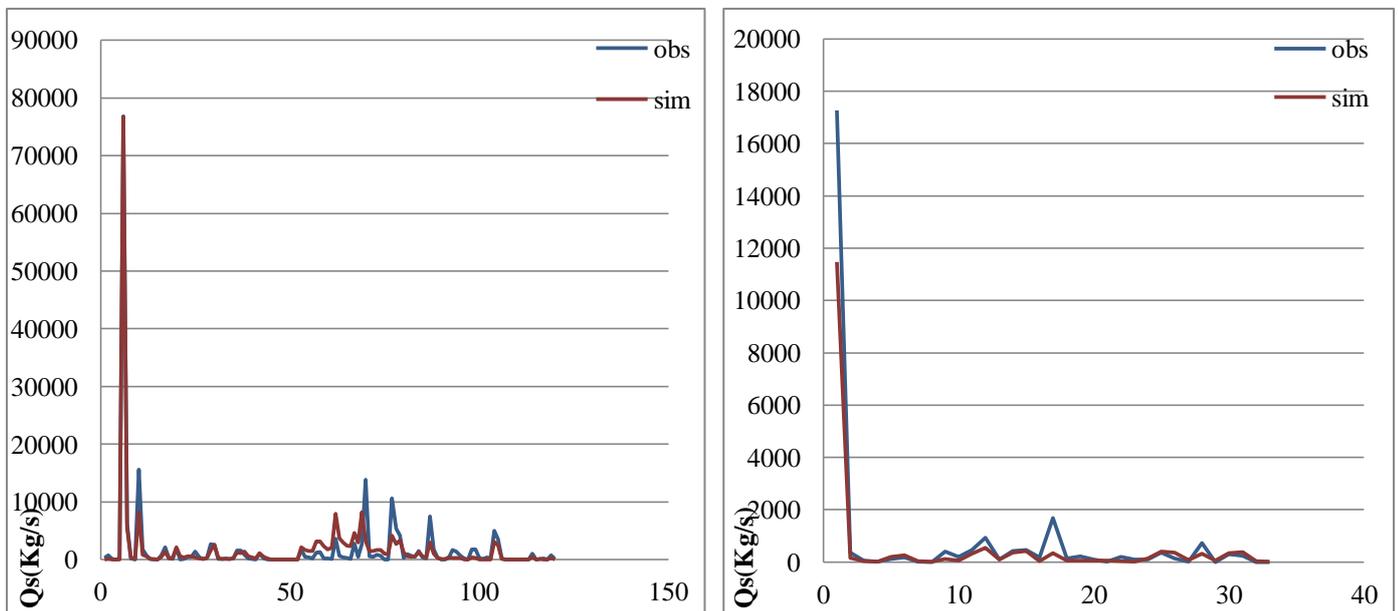


Figure V.41 : Simulation du mois de Novembre par le modèle puissance (Calage 120 jours- Validation 33 jours).

Interprétation des résultats :

En calage le modèle donne de très bons résultats, de très bonnes valeurs de Nash ainsi que le RSR. La tendance des modèles obtenues pour les différentes séries tend vers la surestimation. Le coefficient de détermination aussi est très bon ce qui prouve que les valeurs simulées suivent la tendance des valeurs observées. Pour la validation les résultats changent, lorsque la taille de l'échantillon diminue en validation les critères se détériorent donc on conclue que pour obtenir le modèle optimal il faut déterminer la bonne taille d'échantillon calage-validation.

Le modèle retenue pour le mois de Novembre est le modèle à 120 valeurs en calage et 33 valeurs en validation avec des critères jugés très bons.

Modèle neuro-flou (07 règles flous)

Tableau V.44 : Critère de validation pour les différentes séries calage-validation du mois de Novembre (modèle neuro-flou).

Calage	92	103	120	126	133	140	143
NASH(%)	91,59	90,95	90,58	90,82	90,71	90,55	90,50
RSR	0,29	0,30	0,31	0,30	0,30	0,31	0,31
PBIAS(%)	-24,36	-23,68	-25,32	-23,88	-24,22	-23,91	-24,37
R ² (%)	92,07	91,39	91,06	91,28	91,16	90,98	90,93

Validation	61	50	33	27	20	13	10
NASH(%)	93,40	97,22	97,87	-37,40	-42,82	-38,51	-30,48
RSR	0,26	0,17	0,15	1,17	1,20	1,18	1,14
PBIAS(%)	44,63	29,80	34,16	90,62	91,96	81,60	72,47
R ² (%)	95,57	98,06	98,90	14,28	1,67	9,61	8,28

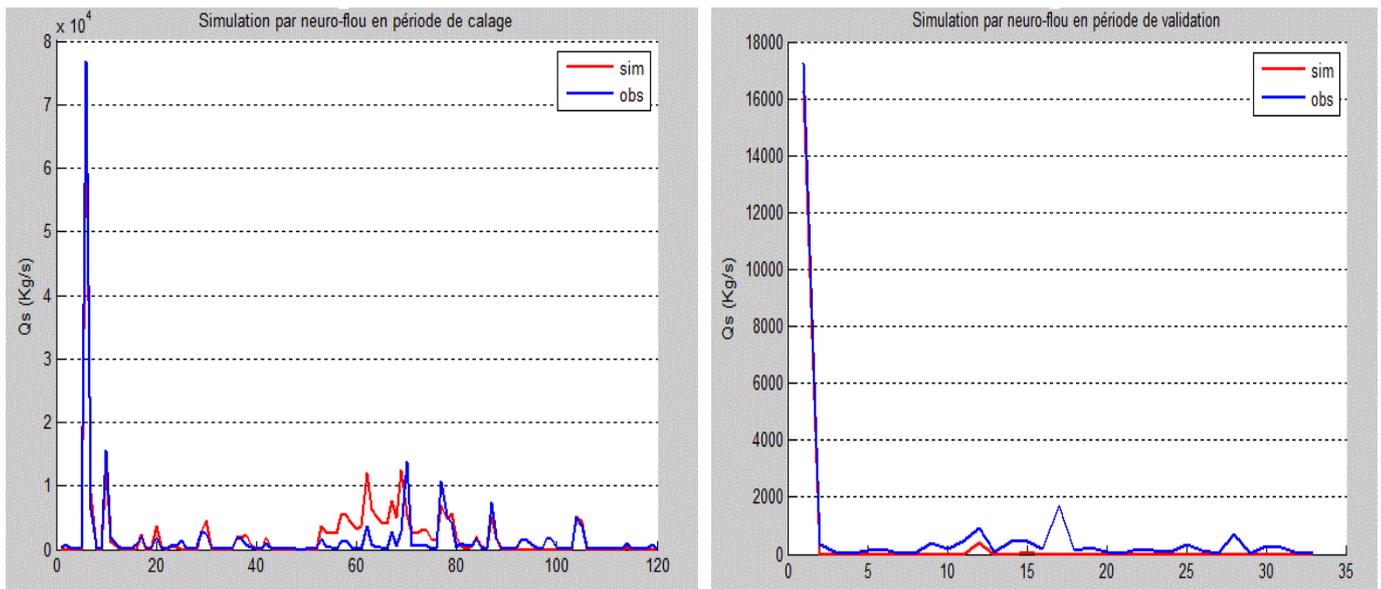


Figure V.42 : Simulation du mois de Novembre par le modèle neuro-flou (Calage 120 jours- Validation 33 jours).

Interprétation des résultats :

Le modèle neuro-flou donne de très bons résultats en calage de même pour la validation mais cela s'applique que pour certaines tailles des séries. En validation le modèle arrive à reproduire le pic mais pas les valeurs inférieures à 2000Kg/s.

V.2.1.10 Mois de Décembre

La série du mois de Décembre contient 220 valeurs journalières.

Modèle puissance

Tableau V.45 : Critère de validation pour le mois de Décembre pour les différentes séries calage-validation (modèle puissance).

Calage	146	159	169	184	187	193	200	210	213
NASH(%)	82,08	80,37	79,18	79,36	79,29	79,30	79,50	74,13	73,82
RSR	0,42	0,44	0,46	0,45	0,46	0,45	0,45	0,51	0,51
PBIAS(%)	6,37	7,60	9,21	9,54	9,89	9,91	10,28	7,98	8,62
R ² (%)	82,19	80,51	79,37	79,56	79,51	79,61	79,71	74,27	73,99

Validation	74	61	51	36	33	27	20	10	07
NASH(%)	44,26	47,60	50,69	49,30	49,38	47,73	44,13	14,40	41,79
RSR	0,75	0,72	0,70	0,71	0,71	0,72	0,75	0,93	0,69
PBIAS(%)	70,65	68,20	65,06	64,56	63,98	63,91	64,36	60,88	46,97
R ² (%)	72,93	74,37	76,04	75,43	75,34	74,75	73,72	81,39	91,41

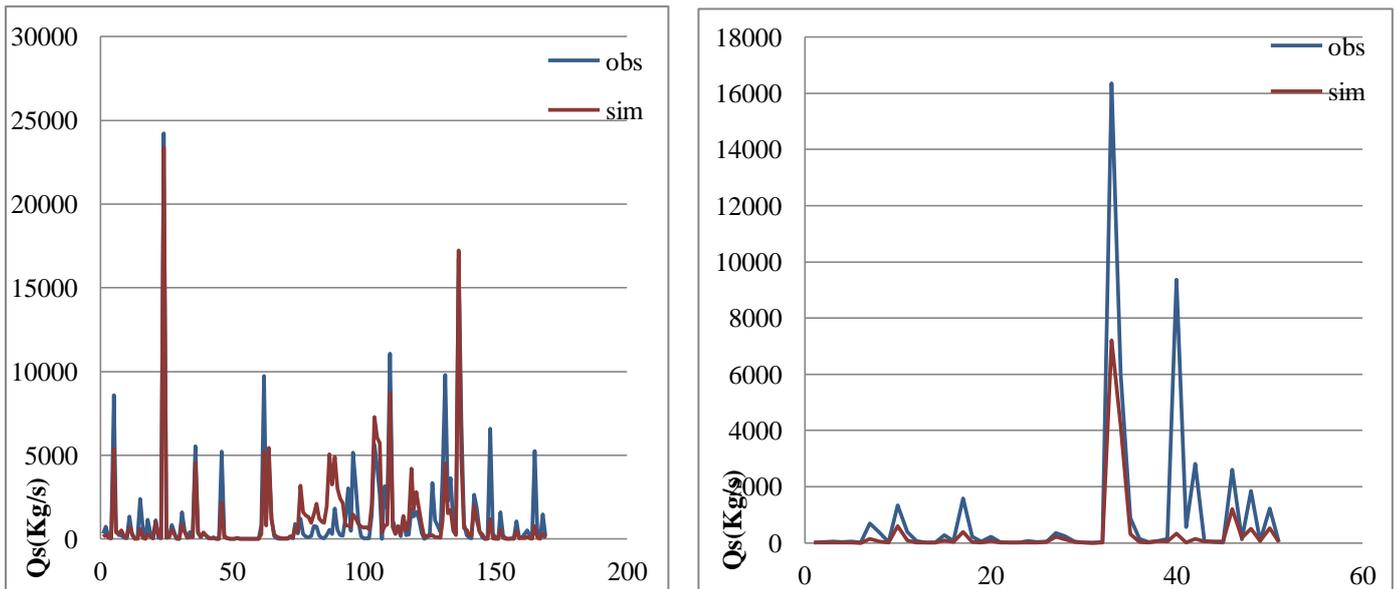


Figure V.43 : Simulation du mois de Décembre par le modèle puissance (Calage 169 jours- Validation 51 jours).

Interprétation des résultats :

Le modèle retenu est celui à 169 valeurs en calage et 51 valeurs en validation. Pour le choix on s'est basé sur les valeurs des critères en calage et en validation.

Le Nash atteint les 50% qui est une valeur moyennement satisfaisante tandis que le RSR atteint le seuil acceptable qui est de 0,70, le PBIAS montre que le modèle tend à sous-estimer les valeurs (cela est confirmé graphiquement). Ainsi on peut dire que la validation est à la limite de l'acceptable.

Modèle neuro-flou (07 règles flous)

Tableau V.46 : Critère de validation pour le mois de Décembre pour les différentes séries calage-validation (modèle puissance).

Calage	146	159	169	184	187	193	200	210	213
NASH(%)	70,07	70,85	69,87	69,84	69,77	69,81	69,87	66,68	69,34
RSR	0,53	0,54	0,55	0,55	0,55	0,55	0,55	0,58	0,58
PBIAS(%)	-13,29	-12,82	-11,67	-12,14	-11,93	-12,32	-12,65	-10,72	-10,14
R ² (%)	72,75	71,45	70,35	70,31	70,23	70,27	70,33	67,02	66,64

Validation	74	61	51	36	33	27	20	10	07
NASH(%)	50,92	52,56	54,57	53,37	53,30	51,81	48,69	38,03	90,21
RSR	0,70	0,69	0,67	0,68	0,68	0,69	0,72	0,79	0,31
PBIAS(%)	64,78	62,92	58,97	57,38	57,00	56,27	56,33	41,52	15,66
R ² (%)	73,51	73,44	73,86	73,70	73,57	72,89	71,56	49,46	93,99

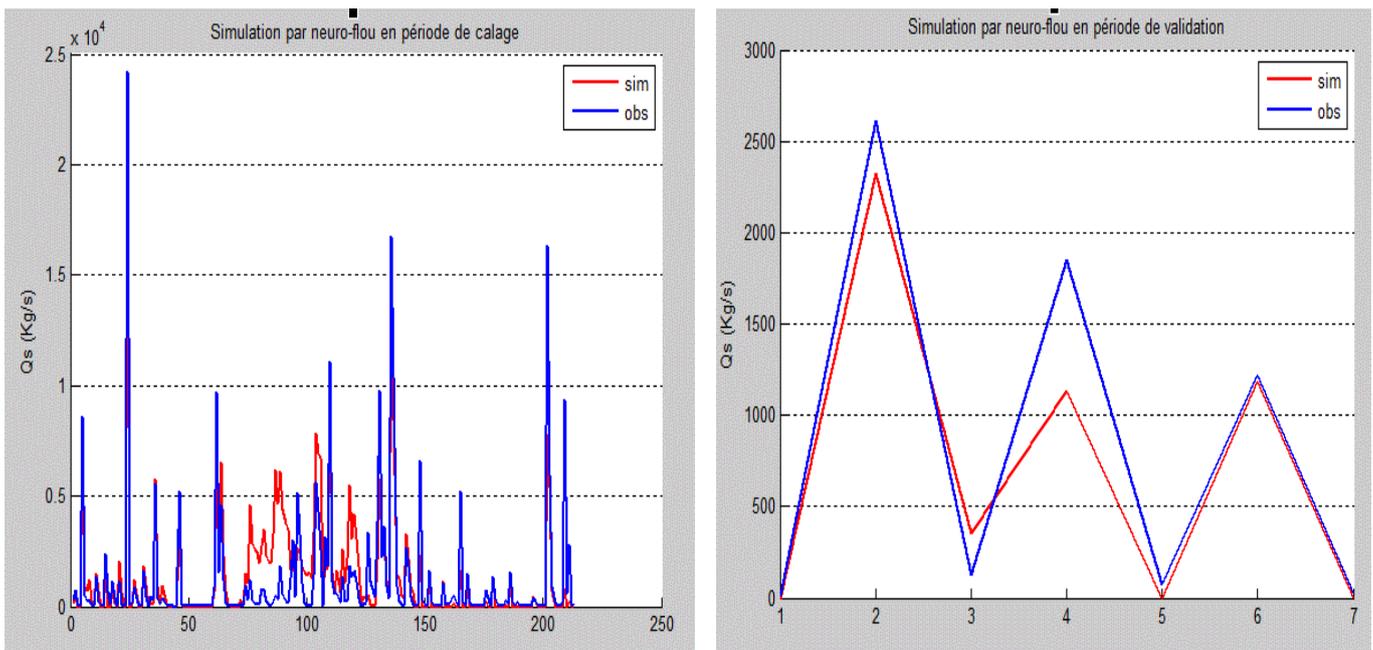


Figure V.44 : Simulation du mois de Décembre par le modèle neuro-flou (Calage 213 jours- Validation 07 jours).

Interprétation des résultats :

Les résultats obtenus par neuro-flou montrent qu'il y'a une amélioration en validation mais pas en calage. Le modèle retenu est celui où tous les critères sont réunis, ainsi, comme le montre la simulation ci-dessus le modèle arrive à reprendre tendance des valeurs observées et atteint même certains pics.

V.2.2 Conclusion de la deuxième partie

Après analyse de tous les résultats, on peut se prononcer sur le modèle à adopter pour la modélisation du transport solide. Le modèle retenu est le modèle neuro-flou connu pour sa grande robustesse dans la prédiction des systèmes non linéaires.

De manière générale, le modèle neuro-flou arrive à améliorer les résultats du modèle puissance, il présente des résultats satisfaisants ou bien même très bons contrairement au modèle puissance qui sous-estime les pics et n'arrive pas à les reproduire.

Le modèle neuro-flou a une capacité d'apprentissage très performante, mais pour la validation, la taille de l'échantillon est importante, car comme on l'a constaté il améliore les résultats pour un certain nombre de valeurs en validation. Par contre, pour le modèle puissance, on obtient les meilleurs résultats pour une taille de calage comprise entre 75-80% de la taille totale de l'échantillon.

Conclusion Générale

L'information hydrologique recueillie ne représente qu'un flash correspondant à une situation, à un moment donné. La quantification des écoulements sur un bassin versant est une étape déterminante pour tout projet s'y rapportant ; aménagement, prévision et gestion sont les principaux objectifs.

L'une des situations étudiées dans notre cas est le processus du transport des matières solides en suspension, il se fait principalement en période de crue et il est étroitement lié à l'intensité des précipitations. Ainsi, ce travail consiste en une contribution à l'analyse du phénomène du transport solide qui, précisons-le, est un phénomène de grande complexité, de par l'influence que porte sur lui les différents paramètres climatiques et hydrologiques mais aussi l'influence du temps écoulé entre le passage d'une crue et le début du transport solide.

Généralement l'étude de ce phénomène a pour intérêt la protection des bassins versants et des retenus existantes contre l'envasement, donc l'étude a un aspect préventif beaucoup plus que curatif. On peut aussi à travers cette étude répondre à un souci pratique qui touche beaucoup le domaine de l'hydrologie en Algérie et qui est le comblement de données.

L'objectif de notre travail est d'arriver à une représentation optimale du phénomène de transport solide sur l'Oued Isser, ce qu'on entend par là, c'est l'établissement d'une relation représentant la liaison débit solide - débit liquide.

Concernant les méthodes approchées, notre étude s'est basée en un premier temps sur l'utilisation de la statistique régressif, on retiendra dans notre cas que le modèle puissance était le modèle le plus satisfaisant. Son utilisation pour de futures prévisions est possible mais la simplicité de son apprentissage laisse un doute sur son taux de performance. Ce dernier est optimisé pour une certaine taille d'échantillon en calage-validation (une plage en calage évaluée à 70-80% de la taille de la série) où les critères objectifs utilisés étaient très satisfaisants mais la simulation des extrêmes ne l'était pas, ce qui nous pousse à étudier une deuxième approche afin d'affiner les résultats.

La seconde étude est basée sur l'utilisation d'un des modèles à boîte noire. Le choix d'un des modèles utilisant l'intelligence artificielle (modèle ANFIS), est basé sur sa capacité de minimiser l'erreur de prédiction.

Le modèle neuro-flou a démontré sa performance en reproduisant quelques pics extrêmes ce qui représente un net avantage par rapport au modèle empirique.

Lors de l'apprentissage les résultats étaient tous très satisfaisants, tandis qu'en validation le résultat le plus performant était obtenu pour une et une seule période de calage. Le taux de performance du modèle neuro-flou n'étant pas excellent cela remet en question la fiabilité des données utilisées.

Pour conclure, on rajoutera que l'étude du transport solide doit se faire à une échelle événementielle à apprentissage mensuel où le phénomène d'érosion est bien observé. Le choix d'un apprentissage mensuel est justifié par le souci d'étudier le transport solide généré mensuellement sachant que chaque mois est caractérisé par un climat particulier.

Références bibliographiques

- [1] : El Amine Cherif et al. Modélisation statistique du transport solide du bassin versant de l'Oued Mekerra en zone semi aride méditerranéenne. Hydrological Sciences Journal, 54(2). Avril 2009.
- [2] : Lionel Mabit et al. L'érosion hydrique : méthodes et études de cas dans le Nord de la France. Cahier Agricultures. Volume 11, Numéro 3, 195-206. Mai-Juin 2002.
- [3] : Ouldrebai Abdelkarim. Etude des transports solides dans le bassin versant de l'Oued Lardjem, impact de l'envasement du barrage de Sidi Yacoub sur l'irrigation à l'aval. Mémoire en vue de l'obtention du diplôme d'ingénieur d'Etat en Agronomie. 2009/2010.
- [4] : Lefkir.A Modélisation du transport solide par les modèles neuro-flous. Thèse en vue de l'obtention du titre de doctorat en hydraulique. ENP .2009.
- [5] : J.P.Villeneuve. La modélisation hydrologique et la gestion de l'eau. Revue Scientifique Eau. 1998.
- [6] : Larfi et al.,. Le transport solide dans le bassin versant de l'Oued Isser, Impact sur l'envasement du barrage de Beni Amrane. Larhyss Journal. ISSN1112-3680, n°05 ,pp63673. Juin 2006.
- [7] : Otilia Elena Vasile. Contributon au pronostic de défaillances par réseaneuro-flou: maîtrise de l'erreur de prédiction. 2008.
- [8]: S.Zribi Boujelbene et al.,. Système à inférences floues pour la classification phonémique. 4th international conference: Sciences of Electonic, Technologie of Information and Telecommunications. 2007.
- [9]: Commande et identification floue, Ecole Nationale Supérieure de Mécanique et des Microtechniques.
- [10]: Modèles et modélisation. Diplôme Universitaire de Pharmacocinétique de Toulouse. 2007.
- [11]: A. Lefkir et al., Quantification du transport solide par la technique floue, application au barrage de Beni Amrane (Algérie). Revue des Sciences de l'Eau. 19(3) 247-257. 2006.
- [12]: P.Krause. Comparison of different efficiency criteria for hydrological model assessment, Advanced in Geosciences. 5,89-97.2005.
- [13]: D.N.Moriassi. Model Evaluation Guidelines for Systematic Quantification of Accuracy in Watershed Simulation. American Society of Agricultural and Biological Engineers ISSN001-2351. Vol 50(3):885-900.2007.

[14]: Modélisation pluie-débit journalière par des modèles conceptuels et “boite noire” ; test d’un modèle neuro-flou. Journal des Sciences Hydrologiques. 49(5). Octobre2004.

[15] : Y.Dodge.V.Rousson. Analyse de régression appliquée. Manuel et exercice corrigés. 2^{ème} édition Dunod.

[16]: A new approach for estimating suspended sediment yield. Hydrology and Earth System Sciences. 3(2), 285-294. 1999.

[17]: Franck Deroncourt. La logique floue: entre raisonnement humain et intelligence artificielle. Mémoire de FCS2. Janvier 2011.

[18] : E.J. Roose et F. Lelong. Les facteurs de l'érosion hydrique en Afrique tropicale, études sur petites parcelles expérimentales de sol. Revue de géographie physique et de géologie dynamique.1976.

Annexe

Première approche :

1/Echelle saisonnière

➤ Pas de temps mensuel

	<i>Automne</i>		<i>Printemps</i>		<i>Eté</i>		<i>S.Sèche</i>	
	<i>Polynomial</i>	<i>Puissance</i>	<i>Polynomial</i>	<i>Puissance</i>	<i>Polynomial</i>	<i>Puissance</i>	<i>Polynomial</i>	<i>Puissance</i>
NASH(%)	29,44	29,86	19,31	19,60	36,39	36,43	25,27	25,30
RSR	0,83	0,83	0,89	0,89	0,79	0,79	0,86	0,86
wr ² (%)	8,66	8,73	3,72	3,86	13,24	12,65	6,38	6,40
PBIAS(%)	-0,003	-1,35	0,002	0,14	0,001	3,88	0,001	-0,008

Tableau 47 : Critères de validation de la régression (Q_s, Q_i) pour les différentes saisons.

➤ Pas de temps journalier

	<i>Automne</i>		<i>Printemps</i>		<i>Eté</i>		<i>S.Sèche</i>	
	<i>Polynomial</i>	<i>Puissance</i>	<i>Polynomial</i>	<i>Puissance</i>	<i>Polynomial</i>	<i>Puissance</i>	<i>Polynomial</i>	<i>Puissance</i>
NASH(%)	62,43	64,32	70,83	72,75	75,69	75,69	57,35	59,65
RSR	0,61	0,59	0,54	0,52	0,49	0,49	0,65	0,63
wr ² (%)	38,97	40,93	50,19	52,37	57,85	57,85	32,89	35,20
PBIAS(%)	0,004	-20,58	-0,009	-21,01	14,79	14,79	-0,01	-23,64

Tableau 48 : Critères de validation de la régression (Q_s, Q_i) pour les différentes saisons.

➤ Pas de temps horaire

	<i>Automne</i>		<i>Printemps</i>		<i>Eté</i>		<i>S.Sèche</i>	
	<i>Polynomial</i>	<i>Puissance</i>	<i>Polynomial</i>	<i>Puissance</i>	<i>Polynomial</i>	<i>Puissance</i>	<i>Polynomial</i>	<i>Puissance</i>
NASH(%)	57,78	57,45	74,94	74,94	65,98	67,08	54,32	54,80
RSR	0,65	0,65	0,50	0,50	0,58	0,57	0,67	0,67
wr ² (%)	34,55	35,44	54,97	54,77	43,43	44,39	30,42	31,51
PBIAS(%)	0,79	-10,33	1,67	-10,91	0,95	-7,19	0,85	-10,04

Tableau 49 : Critères de validation de la régression (Q_s, Q_i) pour les différentes saisons.

2/Echelle mensuelle

➤ Pas de temps mensuel

	<i>Fév</i>	<i>Mars</i>	<i>Avr</i>	<i>Mai</i>	<i>Juin</i>	<i>Juil</i>	<i>Août</i>	<i>Sep</i>	<i>Oct</i>	<i>Nov</i>	<i>Déc</i>
	<i>Poly.</i>										
NASH(%)	70,32	31,36	30,93	14,09	9,81	74,53	98,83	62,82	37,50	35,50	44,62
RSR	0,54	0,82	0,83	0,92	0,94	0,50	0,10	0,60	0,79	0,80	0,74
wr ² (%)	49,46	9,83	9,56	1,98	0,96	55,54	97,65	39,45	7,21	12,60	19,92
PBIAS(%)	-0,005	0,007	0,04	-0,01	-0,008	0,007	0,05	0,02	0,01	0,002	-0,02
R ² (%)	70,33	31,37	30,93	14,09	9,82	74,53	98,84	62,82	37,50	35,51	44,63

	<i>Fév</i>	<i>Mars</i>	<i>Avr</i>	<i>Mai</i>	<i>Juin</i>	<i>Juil</i>	<i>Août</i>	<i>Sep</i>	<i>Oct</i>	<i>Nov</i>	<i>Déc</i>
	<i>Puissance.</i>										
NASH(%)	65,93	31,03	19,65	10,34	13,01	72,56	70,64	65,24	32,37	35,18	40,46
RSR	0,58	0,83	0,89	0,94	0,93	0,52	0,54	0,58	0,82	0,80	0,77
wr ² (%)	48,42	9,83	3,46	0,95	1,54	57,52	47,89	62,02	2,04	12,70	15,51
PBIAS(%)	11,82	1,46	-3,10	-1,74	-2,45	16,62	-14,97	51,82	-5,83	3,25	-3,30
R ² (%)	65,94	31,03	19,66	10,34	13,01	72,57	70,65	65,24	32,37	35,18	40,47

Tableau 50 : Critères de validation de la régression (Q_s, Q_i) pour tous les mois de l'année.

➤ Pas de temps journalier

	<i>Fév</i>	<i>Mars</i>	<i>Avr</i>	<i>Mai</i>	<i>Juin</i>	<i>Juil</i>	<i>Août</i>	<i>Sep</i>	<i>Oct</i>	<i>Nov</i>	<i>Déc</i>
	<i>Poly.</i>										
NASH(%)	70,01	84,94	61,52	45,78	13,43	70,66	89,74	91,85	41,37	92,20	73,61
RSR	0,54	0,38	0,62	0,73	0,93	0,54	0,32	0,28	0,76	0,27	0,51
wr ² (%)	53,91	72,16	37,85	20,95	1,08	49,94	80,54	84,38	17,11	85,02	54,18
PBIAS(%)	-0,02	-0,01	-0,02	-0,001	-0,01	-0,008	-0,02	-0,005	0,003	0,003	-0,002
R ² (%)	70,02	84,94	61,53	45,78	13,44	70,67	89,74	91,86	41,38	92,21	73,61

	<i>Fév</i>	<i>Mars</i>	<i>Avr</i>	<i>Mai</i>	<i>Juin</i>	<i>Juil</i>	<i>Août</i>	<i>Sep</i>	<i>Oct</i>	<i>Nov</i>	<i>Déc</i>
	<i>Puissance.</i>										
NASH(%)	70,01	86,80	63,03	46,01	11,10	70,62	89,45	92,01	42,18	92,58	73,72
RSR	0,54	0,36	0,60	0,73	0,94	0,54	0,32	0,28	0,76	0,27	0,51
wr ² (%)	53,91	74,73	39,17	21,45	1,14	49,94	79,95	84,79	17,72	86,02	54,58
PBIAS(%)	-0,02	-32,24	-28,13	7,04	-11,06	4,28	-1,11	7,24	-1,90	-0,08	2,97
R ² (%)	71,63	86,80	63,04	46,02	11,10	70,63	89,45	92,02	42,19	92,59	73,73

Tableau 51 : Critères de validation de la régression (Q_s, Q_i) pour tous les mois de l'année.

➤ Pas de temps horaire

	<i>Fév</i>	<i>Mars</i>	<i>Avr</i>	<i>Mai</i>	<i>Juin</i>	<i>Juil</i>	<i>Août</i>	<i>Sep</i>	<i>Oct</i>	<i>Nov</i>	<i>Déc</i>
	<i>Poly.</i>										
NASH(%)	71,52	87,70	69,56	56,13	20,45	79,05	87,66	88,08	47,58	77,84	78,18
RSR	0,53	0,35	0,55	0,66	0,89	0,45	0,35	0,34	0,72	0,47	0,46
wr ² (%)	50,57	74,91	59,44	29,78	3,87	62,50	76,84	75,32	22,46	68,81	61,27
PBIAS(%)	0,57	2,88	-3,31	3,86	6,35	0,007	0,01	1,98	0,39	-4,23	-0,87
R ² (%)	72,16	88,07	78,68	55,35	19,57	79,00	87,67	84,26	47,34	70,10	78,30

	<i>Fév</i>	<i>Mars</i>	<i>Avr</i>	<i>Mai</i>	<i>Juin</i>	<i>Juil</i>	<i>Août</i>	<i>Sep</i>	<i>Oct</i>	<i>Nov</i>	<i>Déc</i>
	<i>Puissance.</i>										
NASH(%)	71,55	88,27	71,26	56,41	20,01	79,71	87,65	87,47	47,74	78,30	78,71
RSR	0,53	0,34	0,53	0,66	0,89	0,45	0,35	0,35	0,72	0,46	0,46

wr ² (%)	49,38	75,01	59,87	29,72	3,54	62,70	77,07	73,77	22,15	70,02	61,81
PBIAS(%)	-11,22	-10,25	-8,41	-3,03	-2,07	-7,70	0,71	9,72	-6,67	-5,97	-3,18
R ² (%)	72,19	88,66	79,02	55,58	18,85	79,66	87,66	83,94	47,49	71,11	78,82

Tableau 52 : Critères de validation de la régression (Q_s , Q_i) pour tous les mois de l'année.

Deuxième approche :

1/Echelle saisonnière

➤ *Pas de temps horaire*

	<i>Automne</i>	<i>Printemps</i>	<i>Eté</i>	<i>S.Sèche</i>
	<i>Puissance</i>	<i>Puissance</i>	<i>Puissance</i>	<i>Puissance</i>
NASH(%)	56,80	75,10	67,16	53,28
RSR	0,65	0,49	0,57	0,68
wr ² (%)	31,41	55,54	64,79	27,67
PBIAS(%)	-9,57	-7,46	-2,31	-9,31

Tableau 53 : Critères de validation de la régression (Q_s , Q_i) pour les différentes saisons.

2/Echelle mensuelle :

➤ *Pas de temps journalier*

	<i>Fév</i>	<i>Mars</i>	<i>Avr</i>	<i>Mai</i>	<i>Juin</i>	<i>Juil</i>	<i>Août</i>	<i>Sep</i>	<i>Oct</i>	<i>Nov</i>	<i>Déc</i>
	<i>Puissance</i>										
NASH(%)	73,65	87,19	76,28	49,10	56,58	95,78	88,54	86,28	44,41	93,95	73,75
RSR	0,51	0,35	0,48	0,71	0,65	0,20	0,33	0,37	0,74	0,24	0,51
wr ² (%)	52,93	75,10	56,57	24,35	32,78	90,20	80,50	75,65	19,39	88,02	55,70
PBIAS(%)	-15,58	-15,01	-12,50	2,44	3,51	-2,25	4,90	0,37	0,74	0,24	0,51
R ² (%)	73,66	87,19	76,29	49,11	56,85	95,78	88,54	86,29	44,42	93,96	73,75

➤ *Pas de temps horaire*

	<i>Fév</i>	<i>Mars</i>	<i>Avr</i>	<i>Mai</i>	<i>Juin</i>	<i>Juil</i>	<i>Août</i>	<i>Sep</i>	<i>Oct</i>	<i>Nov</i>	<i>Déc</i>
	<i>Puissance</i>										
NASH(%)	70,48	88,24	74,13	55,82	25,34	81,14	83,16	87,25	45,50	90,38	78,33
RSR	0,54	0,34	0,50	0,66	0,86	0,43	0,40	0,35	0,73	0,31	0,46
wr ² (%)	48,27	76,89	53,85	30,68	6,00	63,55	71,39	75,82	20,15	81,02	44,52
PBIAS(%)	-10,32	-10,69	-8,13	-5,06	-3,84	-3,74	4,04	-1,11	-5,03	-4,76	0,29
R ² (%)	70,48	88,24	74,14	55,82	25,34	81,15	83,16	57,26	45,51	90,39	78,33

Tableau 54 : Critères de validation de la régression (Q_s , Q_i) pour tous les mois de l'année.