

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Ecole Nationale Polytechnique



Département Hydraulique

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

---

---

# Modélisation du transport solide par régression, Neuro Flou et Réseau de Neurones de l'Oued Isser

---

---

Réalisé par : Zahia MAKKEB

Sous la direction de Mr. BERMAD Prof. à l'ENP (Alger)

Présenté et soutenu publiquement le 20/06/2016, devant le Jury composant de :

Président :  
Promoteur :  
Examineurs :

Mr. LEFKIR  
Mr. BERMAD  
Mme. HAMRICHE  
Mr. KHEMISSI  
Mr. ZABOT

Docteur à l'ENSTP  
Professeur à l'ENP (Alger)  
Docteur à l'ENP (Alger)  
Docteur à Univ Boumerdes  
Docteur. à l'USTHB

ENP 2016

# *Dédicaces*

*Je dédie ce modeste travail :*

*À la mémoire de mon père que je n'ai jamais connu.*

*À ma très chère mère qui a si souffert pour me soutenir.*

*À ma très chère sœur qui a été comme une seconde mère.*

*À mes trois frères qui n'ont jamais réservé leurs efforts pour mon bien être.*

*À ma nièce Alicia et mes deux neveux Yanis et Nassim.*

*À Sofiane qui m'a beaucoup encouragé.*

*À toute ma famille du petit au grand ainsi que ma belle-famille.*

*À tous ceux qui m'ont connu de près ou de loin*

## **Remerciements**

Ce travail est le fruit de la collaboration de plusieurs personnes que je tiens à remercier.

Mes vifs remerciements s'adressent à mon encadreur Pr. BERMAD. Pour sa disponibilité, sa rigueur, ses encouragements et ses critiques ainsi que pour ses conseils constructifs afin de mener à terme de ce travail.

Mes vifs remerciements vont également au Pr. LEFKIR, professeur agrégée à l'École Nationale Supérieur des Travaux Publics. Pour son soutien, sa patience et de m'avoir fait bénéficier de ses compétences scientifiques et pratiques.

J'exprime ma profonde reconnaissance à tous les membres du Jury pour l'honneur qu'ils m'ont accordé en acceptant de lire et examiner mon travail.

Mes gratitude vont aussi à tous mes enseignants et enseignantes, pour leurs disponibilités et leurs sacrifices, durant tous mon cursus d'études et pour tout le savoir qu'ils m'ont fidèlement transmis.

Enfin, mes sincères remerciements s'adressent à tous ceux qui m'ont apporté leur aide, de près ou de loin, en particulier mon camarade HOCINI, que ce soit par leur amitié, leurs conseils ou leur soutien moral pour mener à bien ce travail.

## ملخص

في المناطق الجافة وشبه الجافة، المياه نادرة جدا مما يستلزم توفير المياه السطحية عن طريق إقامة المشاريع المائية، ولكن هذه المشاريع تخضع للعائق الرئيسي الذي هو نقل المواد الصلبة التي تستقر في مصبات الأودية وبالتحديد في مواقع السدود. هذا العائق مترتب عن الأمطار الفجائية العاصفة إضافة الى ندرة وعدم وجود محطات قياس المواد الصلبة العالقة. لحل مشكلة اطماء سد بني عمران في حوض الصرف "إيسر" المهدة بظاهرة نقل المواد الصلبة، أجري بحث عن نموذج لتقدير حمولة الرواسب العالقة. باستغلال معطيات القياس المتوفرة تم تطبيق عدة نماذج، بدءا من نموذج الانحدار التجريبي، ثم النماذج القائمة على الذكاء الاصطناعي التي تتمثل في نموذج الشبكة العصبية الغامضة والشبكة العصبية الاصطناعية. يستند اختيار النموذج في المقام الأول على قيم معامل التحديد  $R^2$ ، Nash، PBIAS ونسبة الخطأ

**الكلمات المفتاحية:** انجراف التربة، نقل الرواسب، ايسر، سد بني عمران، نموذج الاحصائيات الكلاسيكية، الذكاء الاصطناعي، نموذج الشبكة العصبية الغامضة، الشبكة العصبية الاصطناعية.

## Abstract

In arid and semi-arid areas, water is very rare which requires the mobilization of surface water by building hydraulic structures, but these are subject to a major constraint which is the transport of materials that settles in outfall of wadis and more precisely where the dams are located. This constraint is imposed by a brutal storm events and a lack of monitoring stations. In order to overcome the problem of siltation of the dam at Beni Amrane in Isser catchment which is threatened by this phenomenon, a search for a model to estimate the suspended sediment load is conducted. The provided data led us to the application of various models, starting with the empirical regression model, then models based on artificial intelligence such as the neuro-fuzzy model and neural network. The choice of the model is based primarily on the values of the coefficient of determination  $R^2$ , the Nash, the PBIAS and error.

**Key words:** erosion, suspended sediment, Isser, Beni Amrane dam, empirical model, artificial intelligence, neuronal-fuzzy model, artificial neural networks

## Résumé

Dans les zones arides et semi-arides, les eaux se font très rares ce qui conduit à la mobilisation des eaux de surface par les ouvrages hydrauliques, mais ces derniers sont soumis à une contrainte majeure qui est le transport de matières qui se sédimentent à l'exutoire des Oueds et plus précisément là où les barrages sont implantés. Cette contrainte est imposée par une brutalité des événements orageux et un manque de stations de mesure. En vue de palier au problème d'envasement du barrage de Beni Amrane au niveau du sous bassin versant Isser qui est menacé par ce phénomène, une recherche d'un modèle d'estimation du transport solide en suspension est menée. L'exploitation des données de mesures nous a conduit à l'application de divers modèles, à commencer par le modèle empirique de régression, ensuite les modèles basés sur l'intelligence artificielle qui sont, le modèle neuro-flou et réseau de neurone. Le choix du modèle se base en premier lieu sur les valeurs du coefficient de détermination  $R^2$ , du Nash, du PBIAS et de l'erreur.

**Mots clés :** érosion, transport solide, Isser, barrage Beni Amrane, modèle empirique, intelligence artificielle, neuro-flou, réseaux de neurones artificiels.

# Table des matières

Liste des tableaux.

Liste des figures.

<b>Introduction générale .....</b>	<b>10</b>
<b>Chapitre I: Généralités sur le transport solide.....</b>	<b>12</b>
<b>I.1. Erosion hydrique et ses formes : .....</b>	<b>13</b>
<b>I.2. Principaux facteurs de l'érosion hydrique :.....</b>	<b>14</b>
I.2.1. Les facteurs climatiques : .....	14
I.2.2. Facteurs topographiques : .....	14
I.2.3. Facteurs géologiques et pédologiques : .....	15
I.2.4. La biomasse végétale : .....	15
I.2.5. Occupation des terres : .....	16
<b>I.3. Différents modes de transport solide : .....</b>	<b>17</b>
I.3.1. Transport par charriage : .....	17
I.3.2. Transport par saltation : .....	17
I.3.3. Transport par suspension : .....	17
<b>I.4. Impacte de l'érosion sur l'environnement : (GUESMIA 2015).....</b>	<b>18</b>
<b>I.5. Le transport solide en Algérie : .....</b>	<b>18</b>
<b>I.6. Méthodes de mesure du transport solide (BACHA 2011-2012),.....</b>	<b>19</b>
I.6.1. Mesure du charriage.....	19
I.6.2. La mesure des suspensions.....	20
I.6.3. Méthodes de mesure en Algérie.....	22
<b>Chapitre II: État de connaissance sur l'étude du transport solide .....</b>	<b>23</b>
<b>II.1. Introduction.....</b>	<b>24</b>
<b>II.2. Typologie des modèles de quantification de transport solide .....</b>	<b>24</b>
<b>II.3. Modèles d'estimation de la charge sédimentaire .....</b>	<b>25</b>
II.3.1. Étude sur un seul bassin versant .....	25
II.3.2. Etude sur plusieurs bassins versants .....	25
II.3.3. Modèle d'estimation du taux d'abrasion .....	29
<b>Chapitre III: Présentation du site d'étude.....</b>	<b>31</b>
<b>III.1. Géographie:.....</b>	<b>32</b>
<b>III.2. Bassin hydrographique :.....</b>	<b>33</b>
<b>III.3. Climat : .....</b>	<b>34</b>
<b>III.4. Géologie : .....</b>	<b>36</b>
<b>III.5. Végétations :.....</b>	<b>37</b>
<b>III.6. Etat d'envasement du Barrage de Beni Amrane : .....</b>	<b>37</b>
<b>III.7. Base de données : .....</b>	<b>38</b>
<b>Chapitre IV: Théorie sur la modélisation.....</b>	<b>39</b>
<b>Partie 1 : Généralités sur la modélisation.....</b>	<b>40</b>
<b>IV.1. Introduction : .....</b>	<b>40</b>
<b>IV.2. Quelques définitions .....</b>	<b>40</b>
<b>IV.3. Objectifs de la modélisation.....</b>	<b>40</b>

<b>IV.4.</b>	<b>Facteurs caractéristiques de la modélisation .....</b>	<b>41</b>
<b>IV.5.</b>	<b>Les grandes étapes de la modélisation.....</b>	<b>41</b>
<b>IV.6.</b>	<b>Définition de la simulation.....</b>	<b>41</b>
<b>IV.7.</b>	<b>Théories mathématiques du transport solide.....</b>	<b>41</b>
<b>IV.8.</b>	<b>Mise en œuvre d'un modèle.....</b>	<b>43</b>
<b>IV.9.</b>	<b>Critères d'évaluation d'un modèle .....</b>	<b>44</b>
IV.9.1.	Principaux critères objectifs .....	44
IV.9.1.	Le taux de performance des critères.....	46
<b>IV.10.</b>	<b>Conclusion.....</b>	<b>47</b>
<b>Partie 2 : Modélisation par Intelligence artificielle. ....</b>		<b>48</b>
<b>IV.11.</b>	<b>Introduction .....</b>	<b>48</b>
<b>IV.12.</b>	<b>Identification flou .....</b>	<b>48</b>
<b>IV.13.</b>	<b>Définitions de base .....</b>	<b>48</b>
IV.13.1	Les réseaux de neurones.....	48
IV.13.2	La logique floue.....	49
IV.13.3	Les sous-ensembles flous .....	49
IV.13.4	La fonction d'appartenance .....	49
IV.13.5	Les variables linguistiques .....	50
IV.13.6	Le raisonnement en logique floue .....	50
IV.13.7	Système d'inférence flou (SIF).....	50
IV.13.8	La fuzzification.....	51
IV.13.9	La défuzzification .....	51
IV.13.10	Type des systèmes d'inférence .....	52
<b>IV.14.</b>	<b>Système hybride neuro-flou.....</b>	<b>54</b>
<b>Chapitre V: Analyses et interprétations des résultats.....</b>		<b>63</b>
<b>V.1.</b>	<b>Introduction .....</b>	<b>64</b>
<b>V.2.</b>	<b>Détection des valeurs singulières (Test Grubbs et Beeck) .....</b>	<b>64</b>
<b>V.3.</b>	<b>Modélisation avec données brutes .....</b>	<b>65</b>
<b>V.4.</b>	<b>Confirmation du modèle optimal .....</b>	<b>84</b>
<b>V.5.</b>	<b>Application de la variable centrée et réduite .....</b>	<b>87</b>
<b>Conclusion générale.....</b>		<b>90</b>
<b>Référence bibliographique .....</b>		<b>92</b>
<b>Annexes .....</b>		<b>94</b>

## Liste des tableaux

<b>Tableau II. 1:</b> K en fonction de la perméabilité du sol .....	27
<b>Tableau II. 2:</b> Equation du taux d'abrasions .....	28
<b>Tableau II. 3:</b> Valeurs du coefficient d'érodabilité en fonction du type d'érosion.....	29
<b>Tableau III. 1:</b> Tableau comparatif du volume à l'ancienne cote (RN=63.0 m) (ANB 2004)	38
<b>Tableau IV. 1</b> Qualité des modèles en fonction des valeurs des différents critères pour un pas de temps mensuel .....	47
<b>Tableau V. 1:</b> Critères de validation pour les trois modèles (Qs, Ql), pour la série Calage-Validation à pas de temps annuel.....	65
<b>Tableau V. 2:</b> Critères de validation pour les trois modèles (C, Ql), pour la série Calage-Validation à pas de temps annuel.....	68
<b>Tableau V. 3:</b> Critères de validation pour les trois modèles (Qs, Ql), pour la série Calage-Validation à pas de temps journalier .....	70
<b>Tableau V. 4:</b> Critères de validation pour les trois modèles (C, Ql), pour la série Calage-Validation à pas de temps journalier .....	72
<b>Tableau V. 5:</b> Critères de validation pour les trois modèles (Qs, Ql), pour la série calage-Validation à pas de temps mensuel .....	73
<b>Tableau V. 6:</b> Critères de validation pour les trois modèles (C, Ql), pour la série Calage-Validation à pas de temps mensuel .....	75
<b>Tableau V. 7:</b> Critères de validation pour les trois modèles pour la série Calage-Validation pour la saison d'hiver .....	78
<b>Tableau V. 8:</b> Critères de validation des trois modèles pour la série Calage-Validation pour la saison humide.....	80
<b>Tableau V. 9:</b> Critères de validation des trois modèles pour la série Calage-Validation pour le mois de Septembre .....	82
<b>Tableau V. 10:</b> Critères de validation du modèle neuro-flou à différentes échelles pour la série confirmation.....	84
<b>Tableau V. 11:</b> Critères de validation du modèle neuro-flou à l'échelle mensuelle et saisonnière pour la série confirmation avec les variables centrées et réduites .....	88

## Liste des figures

<b>Figure I. 1:</b> Érosion hydrique.....	13
<b>Figure I. 2:</b> Facteurs d'érosion.....	16
<b>Figure I. 3:</b> modes du transport solide.....	18
<b>Figure III. 1:</b> Bassin versant de l'Oued Isser.....	32
<b>Figure III. 2:</b> Plan de situation du BV de Isser.....	33
<b>Figure III. 3:</b> Réseau Hydrographique du BV d'Isser.....	34
<b>Figure III. 4:</b> Caractéristiques de l'humidité à la station de Dar el Beïda (ONM 1975-94).....	35
<b>Figure III. 5:</b> La Température mensuelle à la station de Dar el Beïda (ONM 1975-94).....	35
<b>Figure III. 6:</b> Carte lithologique du bassin versant Isser.....	36
<b>Figure III. 7:</b> Carte schématique de végétation du bassin versant de l'Oued Isser.....	37
<b>Figure III. 8:</b> Situation des barrages dans le BV de Isser.....	38
<b>Figure IV. 1:</b> Fonction d'appartenance caractérisant les sous-ensembles des variables d'entrée et de sortie.....	50
<b>Figure IV. 2:</b> Architecture d'un système flou.....	51
<b>Figure IV. 3:</b> Calcul d'une valeur de MES par la méthode du centre gravité.....	52
<b>Figure IV. 4:</b> Aperçu synoptique d'un système flou.....	52
<b>Figure IV. 5:</b> Vers les systèmes hybrides d'après Gouriveau et al.,2007.....	54
<b>Figure IV. 6:</b> Architectures des systèmes neuro-flous d'après (Racoceanu, 2006).....	56
<b>Figure IV. 7:</b> Architecture de l'ANFIS (Jang et al, 1997). .....	58
<b>Figure IV. 8:</b> Étape de synthèse d'une identification floue sous ANFIS de Matlab.....	60
<b>Figure IV. 9:</b> Partitionnement de l'espace des entrées.....	61
<b>Figure V. 1:</b> Simulation interannuelle au pas de temps annuel par le modèle linéaire Qs, Ql (Calage (a) 23 années - Validation 11 années (b)).....	66
<b>Figure V. 2:</b> Simulation interannuelle au pas de temps annuel par le modèle Neuro-Flou (calage 23 années(a), validation 11 années (b)).....	66
<b>Figure V. 3:</b> Simulation interannuelle au pas de temps annuel par le modèle Neuro-Flou (calage 23 années(a), validation 11 années (b)).....	66
<b>Figure V. 4:</b> Simulation interannuelle au pas de temps annuel par le modèle de puissance C, Ql (Calage (a) 23 années - Validation (b) 11 années).....	68
<b>Figure V. 5:</b> Simulation interannuelle au pas de temps annuel par le modèle neuro-flou C, Ql (calage 23 années (a), validation 11 années(b)).....	69
<b>Figure V. 6:</b> Simulation interannuelle au pas de temps annuel par le modèle réseaux de neurones C, Ql (calage 23 années (a), validation 11 années(b)).....	69
<b>Figure V. 7:</b> Simulation interannuelle à pas de temps journalier par un modèle de puissance Qs, Ql (calage 1057 jours (a), validation 529 jours(b)).....	70
<b>Figure V. 8:</b> Simulation interannuelle à pas de temps journalier par le modèle neuro-flou Qs, Ql (calage 1057 jours (a), validation 529 jours(b)).....	71
<b>Figure V. 9:</b> Simulation interannuelle à pas de temps journalier par le modèle réseaux de neurones Qs, Ql (calage 1057 jours (a), validation 529 jours(b)).....	71
<b>Figure V. 10:</b> Simulation interannuelle à pas de temps journalier par le modèle polynomiale C, Ql (validation 529 jours (a), calage 1057jours (b)).....	72
<b>Figure V. 11:</b> Simulation interannuelle à pas de temps journalier par le modèle neuro-flou C, Ql (validation 529 jours (a), calage 1057 jours(b)).....	73

<b>Figure V. 12:</b> Simulation interannuelle à pas de temps journalier par le modèle réseaux de neurones C, QI (validation 529 jours (a), calage 1057 jours (b)).....	73
<b>Figure V. 13:</b> Simulation interannuelle à pas de temps mensuel par le modèle polynomial Qs, QI (validation 80 mois, calage 160 mois (b)) .....	74
<b>Figure V. 14:</b> Simulation interannuelle à pas de temps mensuel par le modèle neuro-flou Qs, QI (validation 80 mois (a), Calage 160 mois(b)) .....	74
<b>Figure V. 15:</b> Simulation interannuelle à pas de temps mensuel par le modèle réseaux de neurones Qs, QI (validation 80 mois (a), calage 160 mois (b)) .....	75
<b>Figure V. 16:</b> Simulation interannuelle à pas de temps mensuel par le modèle polynomial C, QI (validation 80 mois (a), calage 160 mois (b)) .....	76
<b>Figure V. 17:</b> Simulation interannuelle à pas de temps mensuel par le modèle neuro-flou C, QI (validation 80 mois (a), calage 160 mois (b)) .....	76
<b>Figure V. 18:</b> Simulation interannuelle à pas de temps mensuel par le modèle réseaux de neurones C, QI (validation 80 mois (a), calage 160 mois (b)) .....	77
<b>Figure V. 19:</b> Simulation de la saison d'hiver par le modèle polynomial (validation 233 jours (a), calage 465 jours (b)).....	78
<b>Figure V. 20:</b> Simulation de la saison d'hiver par le modèle neuro-flou (validation 233 jours (a), calage 465 jours (b)).....	79
<b>Figure V. 21:</b> Simulation de la saison d'hiver par le modèle réseaux de neurones (validation 233 jours (a), calage 465 jours (b)) .....	79
<b>Figure V. 22:</b> Simulation de la saison humide par le modèle polynomial (validation 233 jours (a), calage 465 jours (b)).....	80
<b>Figure V. 23:</b> Simulation de la saison humide par le modèle neuro-flou (validation 233 j (a), calage 465 j (b)).....	81
<b>Figure V. 24:</b> Simulation de la saison humide par le modèle réseau de neurones (validation 233 jours (a), calage 465 jours (b)) .....	81
<b>Figure V. 25:</b> Simulation du mois de Septembre par le modèle polynomial (validation 23 jours (a), calage 91 jours (b)) .....	82
<b>Figure V. 26:</b> Simulation du mois de Septembre par le modèle neuro-flou (validation 23 jours (a), calage 91 jours (b)).....	83
<b>Figure V. 27:</b> Simulation du mois de Septembre par le modèle réseaux de neurones (validation 23 jours (a), calage 91 jours (b)).....	83
<b>Figure V. 28:</b> Comparaison entre l'échelle saisonnière et mensuelle pour la série confirmation .....	85
<b>Figure V. 29:</b> Comparaison entre l'échelle interannuelle et S. humide-sèche pour la série confirmation .....	85
<b>Figure V. 30:</b> Corrélacion Qs sim Qs obs pour, (a) saisons, (b) mois, (c) S. humide et sèche, (d) interannuelle .....	86
<b>Figure V. 31:</b> Comparaison entre l'échelle mensuelle et saisonnière avec la variable centrée et réduite .....	88
<b>Figure V. 32:</b> Corrélacion Qs sim Qs obs à l'échelle mensuelle (a) et saisonnière (b) en utilisant les variables centrées et réduites. ....	88

## **Introduction générale**

L'eau et le sol sont deux composantes vitales pour l'existence humaine. D'ailleurs, la plupart des civilisations antiques étaient développées au bord des grands fleuves (Nile, Tigre et l'Euphrate). Cependant, les ressources hydriques sont caractérisées par leurs répartitions inégales dans le temps et dans l'espace, et par conséquent cette ressource arrive à peine à satisfaire les besoins de la population surtout en zone aride et semi-aride, tel que l'Algérie où l'eau est au cœur des préoccupations de la société et des pouvoirs publics. Cela a poussé les ingénieurs et les décideurs de se diriger vers le stockage des eaux superficielles par la réalisation des barrages hydrauliques. Cependant, cette tentative n'a pas résolu le problème et au lieu d'emmagasiner l'or bleu, ces réservoirs se trouvent brusquement comblés de vase. L'estimation des volumes de la vase décantée au fond des barrages et la durée de vie de ces derniers nécessitent une bonne connaissance des apports solides. Ces derniers dépendent aussi bien des conditions d'écoulement au niveau des cours d'eau que de la nature et du volume des apports liquides générés par le bassin versant.

L'Algérie, située en zone du climat semi-aride qui est caractérisé par des précipitations rares mais agressives et très irrégulières, elle est menacée par l'érosion des terres agricoles qui occasionne l'intensification du transport solide et l'envasement des barrages n'est qu'une des circonstances de pertes de sols des versants en amont de ces infrastructures.

La nécessité et la complexité de la quantification des apports solides accentuées par la contrainte liée au manque de données, ont poussé plusieurs chercheurs à essayer d'exploiter les données disponibles en vue d'étudier le phénomène du transport solide en suspension dans nos bassins versant afin d'obtenir des modèles de prévision pour l'estimation de la charge en suspension qui est indispensable au projet, de planification et de gestion.

Ce travail s'inscrit dans ce contexte. Il s'intéresse au bassin versant de l'Oued Isser où se situe le barrage de Beni Amrane qui est touché par le problème d'envasement. Pour venir à bout du problème, il devient indispensable de développer un modèle spécifique à la région qui aide à la prévision du transport solide et par conséquent au volume d'envasement dans le futur.

Le présent mémoire consiste à la recherche du meilleur modèle, entre empirique et intelligence artificielle, qui représentera au mieux la relation débit liquide-débit solide et/ou débit liquide-concentration en matière en suspension au niveau du bassin versant de l'Oued Isser, tout en évaluant la représentativité de la relation par l'estimation de sa précision et par la suite établir des modèles propres à la région d'étude, qui est le bassin Isser.

Cette étude se divise donc en cinq chapitres.

Le premier chapitre, décrit le phénomène d'érosion et ses principaux facteurs, le mode du transport solide et son impact sur l'environnement.

Le deuxième chapitre, est une présentation de l'état de connaissance sur les différents modèles pouvant être appliqués dans le domaine du transport solide.

Le troisième chapitre, s'intéresse à la zone d'étude, on y trouve les caractéristiques hydrologiques, climatologiques et géologiques du bassin versant du barrage de Beni Amrane.

Le quatrième chapitre aborde le concept de la modélisation ainsi que sa théorie.

Enfin, le cinquième chapitre est consacré à l'analyse et l'interprétation des résultats après l'application des modèles aux données disponibles au niveau de la station de Lakhdaria du bassin versant Isser.

Ce mémoire est entamé par une introduction générale et se termine par une conclusion générale.

---

---

**Chapitre I:**

**Généralités sur le transport solide**

---

---

### I.1. Érosion hydrique et ses formes :

L'étude du débit solide des cours d'eau constitue sans doute la branche la plus difficile de l'hydrologie de surface.

La matière première du débit solide est l'érosion continentale, c'est-à-dire la désagrégation, sous toutes ses formes. D'une manière générale, l'érosion des sols correspond au détachement et au transport des particules de sol par différents agents (gravité, eau, vent, glace), et de leur emplacement d'origine à un endroit de dépôt à l'aval. Cependant, il est à signaler que la pluie et le ruissellement superficiel sont à l'origine du détachement, du transport et du dépôt des particules du sol arrachées, on parle alors d'érosion hydrique (Neboit 1991).

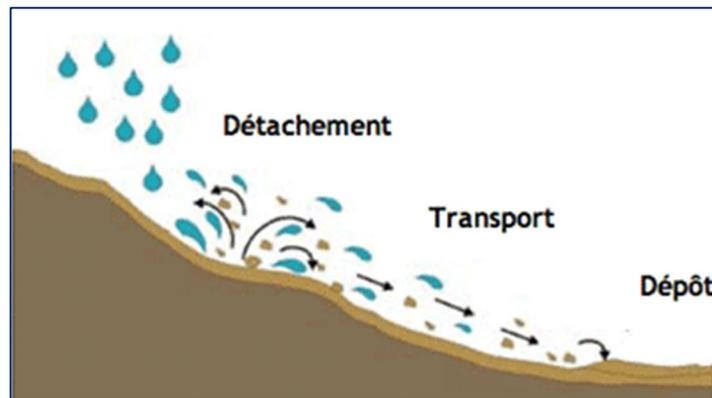


Figure I. 1: Érosion hydrique

L'érosion hydrique est un phénomène largement répandu et dont les conséquences peuvent entraîner des pertes de terre irréversibles et une diminution des capacités de stockage des barrages.

L'érosion hydrique se présente sous deux principales formes, liées à deux grands types de ruissellement :

- a. L'érosion diffuse. La lame d'eau qui ruisselle est de faible épaisseur avec une vitesse d'écoulement faible. Cette lame d'eau n'est pas capable d'arracher des particules de terre, seules les particules issues de la désagrégation due aux gouttes de pluie sont entraînées. C'est une érosion qui concerne les grandes surfaces (Leguédois 2003).
  - L'érosion en nappe (laminaire) : c'est une forme d'érosion diffuse. De ce fait, elle est peu visible d'une année à l'autre car les sols perdent une mince couche de façon plus ou moins uniforme.
- b. L'érosion concentrée. Si la vitesse du ruissellement est forte, des incisions se forment dans le sol. Les particules de sol sont arrachées par cette lame d'eau concentrée, et forment des rigoles, voire des ravines (Leguédois 2003).
  - L'érosion en rigole : Il est possible de niveler les rigoles par le travail du sol (pratiques agricoles) du fait qu'elles sont peu profondes.

- L'érosion en ravine : des ravins se forment aux confluent des rigoles, ce qui se traduit par un écoulement plus concentré qui s'incruste plus profondément dans le sol et contrairement aux rigoles, les pratiques agricoles ne peuvent effacer les traces.

Les deux types d'érosion peuvent se rencontrer dans un même bassin versant.

- c. 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 ils se déposent soit après évaporation de l'eau, soit après floculation.

L'érosion ne dépend pas que d'un seul facteur mais résulte plutôt d'un grand nombre de facteurs (intensité et agressivité des précipitations, caractéristiques du sol, pentes et longueur de pente, le couvert végétal et l'état hydrique initial) et de mécanismes affectant la relation « chute de pluie – ruissellement- entraînement des terres ».

## **I.2. Principaux facteurs de l'érosion hydrique :**

### **I.2.1. Les facteurs climatiques :**

Le climat constitue la cause et la source d'énergie érosive. La pluie et l'écoulement sont les deux phénomènes hydrologiques qui ont le plus d'importance pour l'érosion des sols. Hauteur de pluie et forme des averses sont, ensemble, des facteurs clefs de l'érosion.

La pluie est essentiellement à l'origine de l'érosion par son impact sur les particules de sols qu'elle détache ainsi des matériaux de surface. Il s'ensuit par conséquent que l'intensité de la pluie est un facteur clé pour déterminer la quantité de sédiments arrachés au sol. Une fois les particules détachées, la quantité de pluie qui ruisselle détermine le mouvement de sédiments des interfluves vers le réseau de drainage. Elle exerce sur le sol une force de cisaillement qui arrache les particules puis les transporte. Les conditions d'arrachement, du transport et finalement de dépôt dépendent de la vitesse du courant et de la taille des particules. Il existe ainsi, pour un sol donné, une vitesse critique d'arrachement et une vitesse limite au-dessous de laquelle les particules sédimentent.

Les autres facteurs climatiques exerçant une influence sur l'érosion des sols sont la température, les variations saisonnières des orages, leur localisation, leur fréquence et le régime des vents.

### **I.2.2. Les facteurs topographiques :**

Les paramètres topographiques sont fondamentaux pour expliquer le phénomène d'érosion. La déclivité de la pente est facteur important d'érosion, car le plus souvent cette dernière augmente avec la pente.

Egalement, la perméabilité des sols est acteur déterminant. En effet, si les sols sont absolument imperméables, le ruissellement de la pluie sera total et ne dépendra, pour une surface de pente donnée, que de l'intensité de la pluie. Par contre, si les sols sont relativement perméables, la pente aura une influence certaine sur l'infiltration et donc sur le ruissellement.

En principe, plus la pente est longue, plus le ruissellement s'accumule, prend de la vitesse et de l'énergie et plus l'érosion s'intensifie. Il semble que son influence dépend de diverses interactions avec la rugosité et la perméabilité du sol, le type et l'abondance du couvert végétal.

### **I.2.3. Les facteurs géologiques et pédologiques :**

Ce sont les facteurs géologiques relatifs aux roches de surface qui sont importants en matière d'érosion. Dans certaines régions, toutes les formations géologiques peuvent être recouvertes d'alluvions ou de roches altérées qui sont des matériaux sensibles à l'érosion.

La répartition granulométrique est une caractéristique fondamentale pour l'érosion de tous les sols : il s'agit de la composition en argile, limon et sable. Outre la répartition granulométrique des sols, leur perméabilité, la présence de certains éléments chimiques et de matière organique conditionnent l'érodibilité des sols. L'entraînement des particules du sol est facilité par les caractères du sol comme sa texture, sa minéralogie, sa stabilité structurale et la matière organique qu'il contient. Les sols limoneux sont les plus sensibles à l'érosion et à la battance, alors que les sols argileux plus fins résistent mieux à l'action du cisaillement par l'eau de ruissellement.

Tous les chercheurs ont mis en évidence les trois propriétés essentielles des sols pour déterminer l'érodibilité :

- la teneur en limon et en argile, surtout en argile;
- la matière organique qui assure la cohésion du sol;
- les caractéristiques minéralogiques et chimiques des sols qui ont un rapport avec la cohésion du sol.

### **I.2.4. La biomasse végétale :**

Un bon couvert végétal limite l'érosion en dissipant l'énergie de la pluie, favorise l'infiltration et s'oppose à toutes les formes d'érosion, que ce soit celle de l'eau, celle du vent ou celle due à la gravité.

Les arbres forestiers ou les plantes cultivées protègent le sol contre l'érosion hydrique. En effet, celles-ci protègent le sol de l'action des gouttes de pluie et les racines maintiennent en place les particules emprisonnées dans un réseau racinaire dense qui accroît ainsi la résistance du sol au cisaillement et limite l'incision.

En fait, un couvert végétal bien développé protège le sol de l'action des pluies de diverses manières :

- L'interception des gouttes de pluies permet la dissipation de l'énergie cinétique ;
- Les plantes ralentissent les eaux de ruissellement par la rugosité qu'elles donnent au terrain ;
- Sons système racinaire maintient le sol en place et y favorise l'infiltration ;

- L'apport en matière organique suite à l'activité microbienne dans la zone racinaire améliore la structure du sol et sa cohésion et par suite diminue les risques d'érosion.

### I.2.5. Occupation des terres :

L'occupation, sauf en des lieux éloignés et inhabités, est en rapport direct avec les activités humaines. Les activités qui ont la plus grande influence sur l'érosion des sols sont l'agriculture, l'élevage, les exploitations minières, l'abattage du bois, la construction de routes et l'urbanisation. Dans une zone de sols érodibles, la suppression de la végétation ou toute autre activité qui entraîne une modification de la densité du couvert végétal agira sur les phénomènes d'érosion. Les activités de construction peuvent avoir l'effet le plus important à cause à la fois de la suppression de la végétation, des modifications topographiques et de la destruction de l'équilibre du sol. Certaines modifications de l'occupation des terres peuvent ne pas modifier l'érosion ou même la réduire comme l'aplanissement d'une zone fortement ravinée.

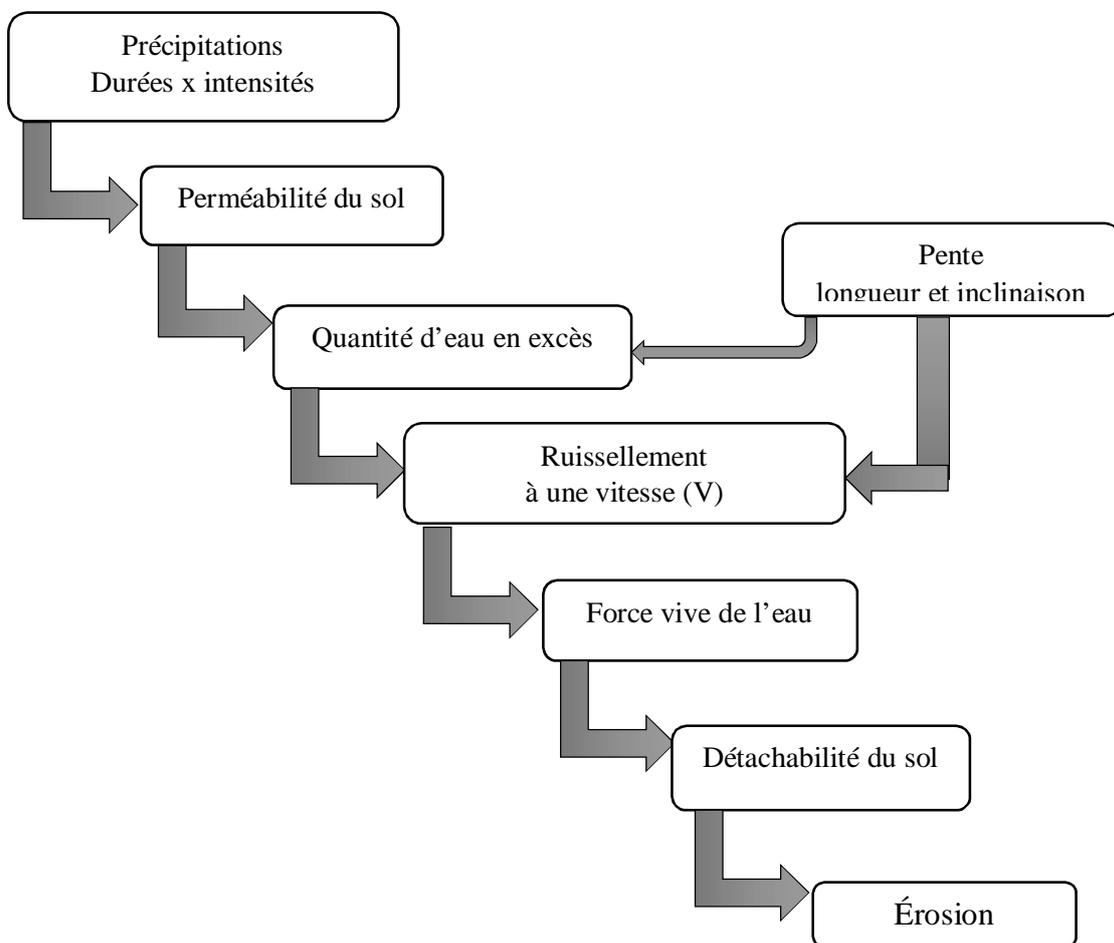


Figure I. 2: Facteurs d'érosion

### **I.3. Différents modes de transport solide :**

Le transport solide représente l'entraînement de granulats sous l'action d'un écoulement fluide. Le transport solide dans les cours d'eau constitue la seconde phase de l'érosion. Il relève essentiellement du ruissellement et met en jeu diverses formes d'écoulement de l'eau dans la nature (Hug, M. 1975).

Le mode de transport dépend essentiellement d'un paramètre fondamental : la taille du sédiment transporté et de ce fait on peut distinguer trois types de transport solide pourront être observés dans les bassins versant :

#### **I.3.1. Transport par charriage :**

Le transport solide par charriage, représente la progression de sédiments grossiers (sables, gravier, galets et blocs), qui se déplacent par roulement ou glissement, au voisinage immédiat du fond du cours d'eau, et parcourent des distances relativement petites et discontinues dans le temps et dans l'espace (Neboit 1991).

Les interactions avec le lit sont alors prépondérantes et ce type de transport est directement lié à la morphologie du lit. D'autre part, il est nécessaire que les contraintes hydrauliques soient suffisamment élevées pour pouvoir assurer le transport des cailloux sur le fond, ce mécanisme est principalement régi par les forces de gravités (Bourouba, 1997).

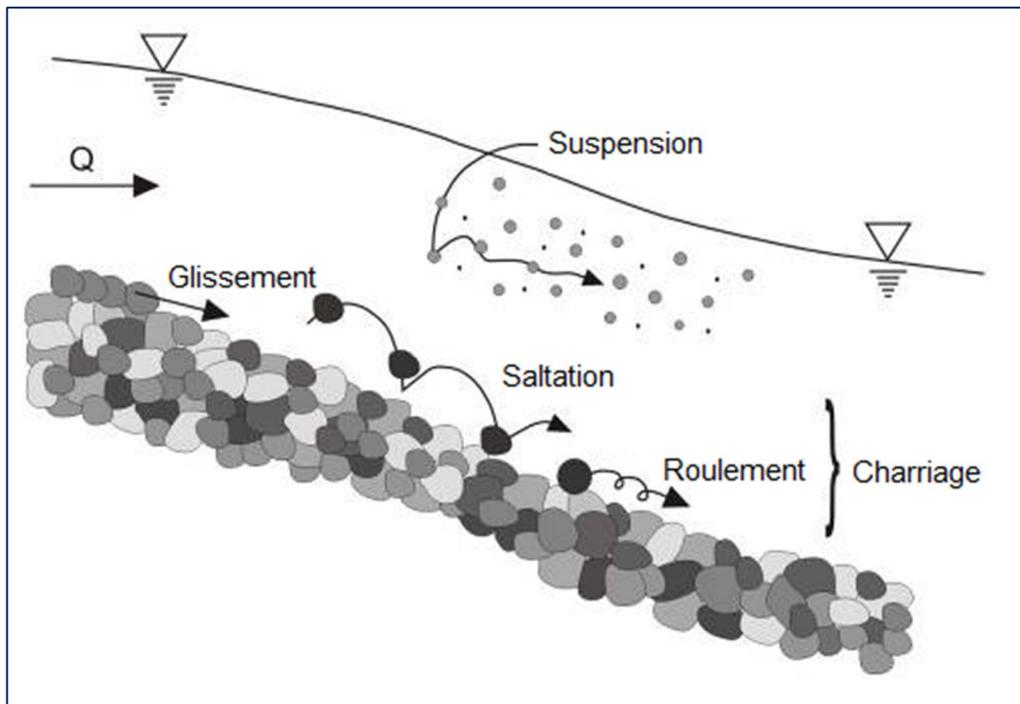
#### **I.3.2. Transport par saltation :**

Il correspond à des matériaux assez fins pour que les interactions avec le fond ne soient pas prépondérantes mais trop grossiers pour que les matériaux restent durablement dans l'écoulement. Dans les rivières, il s'agit essentiellement de sables. Dans le cas d'un bassin versant granitique, c'est ce type de transport qui est prépondérant (Neboit 1991).

#### **I.3.3. Transport par suspension :**

Le transport solide en suspension représente le transport de sédiments fins (argiles, limons, sables fins), maintenues en suspension sur toute la hauteur de la masse liquide du cours d'eau, sous l'action des fluctuations turbulentes de l'écoulement.

Les matériaux fins n'ont donc pas d'influence prépondérante sur le comportement de l'écoulement et la morphologie du lit mineur. Par contre, ils peuvent jouer un rôle prépondérant pour le développement des terrasses élevées ou l'envasement des retenues (Bourouba, 1997).



**Figure I. 3:** modes du transport solide

#### **I.4. Impacte de l'érosion sur l'environnement :** (GUESMIA 2015)

Actuellement, l'érosion participe à plusieurs grands problèmes environnementaux qui perturbent la planète. On peut citer :

- Perte de sol arable, qui est un milieu vivant où sa dégradation provoquerait une perte d'espèces (bactéries, champignons, insectes...etc.) et qui a pour conséquence de réduire sa fertilité et donc sa productivité ainsi que sa capacité d'emménagement.
- La désertification, la perte du sol dans les milieux semi-arides conduit à la création de vastes zones « stériles » et des conditions de sécheresse aggravée par une augmentation du ruissellement et par la diminution de la réserve hydrique du sol.
- Des conséquences hors site d'érosion tel que le recouvrement de fossés et routes.
- Envasement des ouvrages hydrauliques tels que les barrages.

#### **I.5. Le transport solide en Algérie :**

L'Algérie est située dans une région où règne un climat semi-aride à aride, ses bassins versants sont caractérisés par une pluviométrie saisonnière et interannuelle irrégulière. Cette irrégularité a un impact direct sur l'action érosive et par conséquent sur le transport solide en suspension. Ces pluies sont nettement fréquentes en automne lorsque le couvert végétal est absent et le sol ameubli par les labours, le transport solide atteint donc ces valeurs maximales.

L'intensité de l'érosion en Algérie varie d'un bassin à un autre et d'une région à l'autre. La partie Ouest, où l'érosion touche 47 % de l'ensemble des terres, est la région la plus érodée du pays, viennent ensuite les régions du Centre (27%) et de l'Est (26%) (Ministère de l'environnement et l'aménagement du territoire, 2000). En Algérie le taux d'érosion spécifique atteint la valeur de 5000 t/km<sup>2</sup>.an sur le bassin versant de l'Oued Agrioum (*Demmak*, 1982)

L'Algérie est classée parmi les pays aux sols les plus érodibles et cela est dû à la composition lithologique de la région, qui est principalement formée de plus de 75% des argiles et des limons. Ces deux matériaux sont les plus sensibles à l'arrachement par le ruissellement et leur transport s'effectue facilement, même pour de faibles vitesses de l'écoulement.

L'érosion des bassins versants est très répandue dans la région du Maghreb, puisque toutes les conditions sont réunies pour déclencher et développer un tel processus : les irrégularités climatiques, la faible densité du couvert végétale, la nature des sols qui est peu résistante à l'écoulement et la violence des crues. En effet, la région enregistre les valeurs les plus élevées de la planète.

Au début des années quatre-vingt, environ 120 millions de tonnes de sédiments arrachés annuellement au niveau des bassins versant du Nord Algérien (*Demmak*, 1982). Une partie de cette masse se dépose dans les 57 grands barrages que détenait l'Algérie. Le dépôt sédimentaire annuel dans ces barrages est évalué à 45 millions de m<sup>3</sup> (*Remini et Hallouche*, 2007).

Le volume de la vase déposée dans les 57 grands barrages en exploitation avoisine la valeur de 1,1 milliards de m<sup>3</sup>, soit une perte de capacité de 16% de la réserve totale dans les années 2000 (*LARFI* Juin 2006).

## **I.6. Méthodes de mesure du transport solide** (BACHA 2011-2012),

(BALOUL 2012)

### **I.6.1. Mesure du charriage**

#### a. 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.

#### b. 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.

#### c. La mesure en continu

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

- 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.

- 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.6.2. 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 :

- a. 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 événement climatique.

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

Il existe différents procédés pour cette mesure :

- 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.

➤ Les prélèvements automatiques

Le plus simple consiste à implanter un ou plusieurs pylons dans le lit et d'accrocher des bouteilles (type « bouteille de lait ») à entrer 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.

### c. 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  $\gamma$  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 que nous avons 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  $\gamma$  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.

### **I.6.3. Méthodes 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

---

## **Chapitre II:**

# **État de connaissance sur l'étude du transport solide**

---

## II.1. Introduction

Plusieurs travaux de recherche ont traité l'étude des modèles qui permettent la quantification et la prévision du transport solide. Dans ce cadre, on cite les travaux de Walling D.E. *et al.* (1983), Demmak A. (1982), Megnounif A. *et al.* (2000, 2003), Katlan Z. *et al.* (1987), Probst J.L. *et al.* (1992), Terfous A. *et al.* (1999, 2001, 2003), Ghenim A., (2001), Achit M. (2002) Benkaled A. *et al.* (2003). . . etc.

L'objectif de ces études est d'expliquer les phénomènes de l'écoulement et du transport solide et de mettre en évidence des relations susceptibles d'être appliquées à des régions ou des bassins versants où les mesures sont rares ou inexistantes.

Les caractéristiques climatiques, morphométriques et morphologiques diffèrent d'une région à une autre ou d'un bassin à un autre. Aussi, il est admis aujourd'hui que les fluctuations climatiques sont des phénomènes quasi-cycliques (Kayzer N. *et al.*, 1990 ; Tardy Y., 1994). En effet, du siècle écoulé, le climat du monde a changé. La pluviosité sur les continents, le débit des cours d'eau, la température ont augmenté dans plusieurs régions du monde et diminuer dans d'autres (Tardy Y., *et al.* 1992 et 1995).

Tous ces paramètres font que les modèles diffèrent d'un auteur à un autre. Chacun tente de caractériser la région ou le bassin étudié par le modèle le plus représentatif et le plus fiable. Dans ce qui suit, nous allons donner un aperçu sur quelques études menées par différents auteurs et les différentes approches adoptées dans l'établissement de leurs modèles.

## II.2. Typologie des modèles de quantification de transport solide

Il existe trois types de modèles mathématiques permettant de quantifier et prévoir la quantité des solides transportés dans un cours d'eau. Des modèles dits *Empiriques*, *Conceptuels* et *Physique distribués*.

- Les modèles *Empiriques* : Ces modèles consistent à mettre une relation entre le flux de sédiments à l'exutoire et les différentes variables explicatives climatiques et biophysiques du bassin qui est considéré comme une entité unique. Ces modèles donnent donc une estimation globale (ex. : modèle de WISCHMEIER et SMITH (1960)).
- Les modèles *Conceptuels* : Ces modèles prennent en compte les différents mécanismes et processus élémentaires (tels que le détachement de sédiments) et considère le bassin versant comme un ensemble de réservoirs interconnectés (ex. : Modèle de VAN SICKLE et BESCHTA, 1983).
- Les modèles *physiques distribués* : Ces modèles explorent des lois physiques et prennent explicitement la variabilité spatiale de l'érosion et des caractéristiques du bassin versant. Cependant, ils nécessitent l'introduction d'un nombre élevé de paramètres.

On distingue deux approches pour l'estimation des apports solides dans un cours d'eau :

- Une première approche qui vise à prédire la charge sédimentaire à l'exutoire ;

- Une seconde approche qui estime les taux de production de sédiments à la source.

Les études sur le transport solide peuvent être examinées en travaillant uniquement sur un seul bassin versant pour obtenir des relations spécifiques à celui-ci ou en travaillant dans plusieurs oueds pour ainsi obtenir une équation reliant le transport solide à diverses caractéristiques d'un bassin versant.

### II.3. Modèles d'estimation de la charge sédimentaire

#### II.3.1. Étude sur un seul bassin versant

A l'échelle de l'événement, Demmak (1982), après l'étude de 34 crues dans le bassin de l'oued Allalah, a constaté un faible lien entre les concentrations de sédiments en suspension et les débits et il a estimé que 80% des apports annuels de sédiments étaient associés à des crues supérieures à 30 m<sup>3</sup>/s.

A l'échelle de la saison, Bourouba (1997), Bourouba (1998) a observé que l'érosion minimale survient de l'hiver au printemps. Alors que, de l'été à l'automne, l'érosion est maximale en raison des pluies torrentielles. Pour un autre bassin versant, Bourouba (1998) a cependant observé que l'hiver et le printemps sont également des périodes de forte érosion.

Pour le bassin versant de l'Oued Mouilah, Terfous et *al.* (2001) ont constaté que les saisons de forte érosion sont l'automne et le printemps car les sols sont très arables en raison des cycles gel-dégel qui déstabilisent leur structure.

Megnounif et *al.* (2003) ont également démontré l'effet de la saison sur la charge sédimentaire, et ils ont remarqué que, pour le bassin versant de la Haute-Tafna, le flux de la charge en suspension a été plus important en automne qu'au printemps et ce malgré des crues printanières plus importantes. Les auteurs ont attribué ceci à la plus grande violence des orages qui génèrent alors une charge élevée de sédiments avec un faible apport en eau par rapport à la force érosive limitée de l'eau de fonte de la neige au printemps.

A l'échelle mensuelle, Touaïbia et *al.* (2001) ont étudié les relations reliant les débits solides  $Q_s$  aux débits liquides  $Q$  pour deux bassins versants. Ils ont constaté que le modèle de puissance  $Q_s = aQ^b$  est le plus performant avec des valeurs des coefficients  $a$  et  $b$  fluctuant selon le mois et le bassin versant.

Benkhaled et Remini (2003) ont examiné attentivement les fluctuations des paramètres  $a$  et  $b$  de cette dernière relation à diverses échelles temporelles pour le bassin versant de l'oued Wahrane. Leur étude a démontré qu'entre les saisons le paramètre «  $a$  » est relié à la pluviométrie moyenne et qu'à l'intérieur d'une saison, ce même paramètre est relié à l'état du sol avec les valeurs les plus faibles lorsque les sols sont saturés. Pour sa part, le coefficient  $b$  est relié aux caractéristiques de l'écoulement tel que le débit maximal quel que soit l'échelle temporelle.

#### II.3.2. Étude sur plusieurs bassins versants

En incluant des facteurs physiques, l'étude de l'érosion sur plusieurs bassins permet d'élaborer des modèles applicables pour les bassins ne possédant pas de station de mesure.

- Formule de Fournier (1960)

Dans cette optique, en utilisant les données de 104 bassins versants provenant de différentes régions du globe, Fournier (1960) a développé un modèle global applicable quel que soit la situation géographique du bassin, et ça nous permet d'évaluer l'érosion globale à l'exutoire d'un cours d'eau en tenant compte des précipitations et la morphologie du bassin versant. Elle est décrite par:

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

Avec :

$E$  : Apport solide spécifique moyen annuel (t/km<sup>2</sup>/an);

$P_m$ : Pluie mensuelle moyenne du mois le plus pluvieux (mm);

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

$h$  : Dénivelé moyen (m);

$S$  : Superficie du bassin (km<sup>2</sup>).

L'application de la formule de Fournier (1960) sur des bassins versants algériens a donné des résultats médiocres (P.N.U.D. et O.P.E. 1987). Ceci démontre bien l'importance de la prise en compte des conditions propres (physiographie, relief,...) du pays.

#### – Influence de l'emplacement géographique

- Formule de Tixeront (1960)

En travaillant sur des bassins versants magrébins, Tixeront (1960) a proposé pour l'Algérie un modèle basé sur deux équations reliant les apports solides ( $A$  en t/km<sup>2</sup>/an) à l'écoulement annuel total ( $R$  en mm) selon la position géographique (A.Lefkir, 2009):

Pour l'est de l'Algérie  $A = 92R^{0,21}$

Pour le centre :  $A = 2000$

- Formule de Sogreah (1969)

La firme française SOGREAH a développé un modèle inspiré de l'équation de Tixeront, il est basé sur cinq équations qui sont en fonction de la perméabilité et il permet d'avoir l'apport solide transporté par ruissellement direct résultant de l'action érosive. La formule est comme suit :

$$A = KR^{0,15}$$

Où,

$K$  : représente le coefficient de perméabilité ;

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

$A$  : l'apport exprimé en (t/km<sup>2</sup>/an).

Tableau II. 1: K 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

Toutefois, Abdelali *et al.*(2003) ont démontré la faible performance de ce type de modèle en comparant les mesures réelles d'apports spécifiques avec ceux obtenues par le modèle de SOGREA pour trois bassins versants dans le Nord-Ouest de l'Algérie. Ils ont démontré que ce dernier modèle sous estimait jusqu'à 34 fois les mesures réelles.

#### – Influence de la lithologie

Heusch et Milliès-Lacroix (1971), en étudiant l'influence de la lithologie sur les équations décrivant le transport solide pour une vingtaine de bassins versants maghrébins, et ont constaté que les bassins constitués de grès, calcaire et limons possédaient des faibles concentrations de sédiments relativement aux bassins constitués de roches tendres (marne et schiste).

##### ▪ Formule de l'ANRH (1982)

La formule suivante a été établie par A. Demmak en s'intéressant à l'aspect de la lithologie en Algérie, il a proposé un modèle statistique pour prédire le transport solide spécifique moyen annuel ( $TS_s$ ) pour des bassins versants variant de 100 à 3000 km<sup>2</sup>, en étudiant 30 bassins versants (Nord Algérien) sur une période de plus de dix ans.

L'équation est la suivante :

$$TS_s = 26,62 IL + 5,07 IP + 9,77 CT + 593,56; \quad IL > 10\% \text{ et } Pan > 300mm \quad (1.2)$$

Avec:

$TS_s$ : Transport solide spécifique moyen annuel;

$IL$ : Indice lithologique;

$Pan$ : Pluviométrie moyenne annuelle;

$IP$ : Indice d'énergie du ruissellement qui est le produit du pourcentage et de la fréquence des précipitations annuelles en considérant uniquement les événements supérieurs à 20 mm;

$CT$ : Coefficient de torrentialité qui est une mesure de l'intensité du chevelu hydrographique.

Le coefficient de torrentialité est le produit de la densité de drainage  $D_d$ , par la fréquence des talwegs d'ordre 1  $F_1$ . (Husson 1975).

$$CT = D_d F_1 = \frac{\sum L N_1}{A A}$$

Où,

$\sum L$ : Longueur totale de tous les talwegs;

$N_1$ : Nombre de talwegs d'ordre 1;

$A$ : Surface du bassin versant;

$L_1$ : Longueur des talwegs d'ordre 1.

- Formule de Saidi

Saidi (1991) a lié l'érosion spécifique mesurée à 18 barrages algériens en étudiant uniquement des données hydrologiques et climatiques :

$$E_s = 29.9 M_0^{1.2} C_e^{-0.732}$$

Avec,

$M_0$ : Module spécifique ;  $M_0 = Q_{\text{moy}}/S$ .

$C_e$ : Coefficient de ruissellement.

- 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 II. 2:** Equation du 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	$T_a = 0.463 S - 2026$

- Formule de Gavrilovic (1992)

Gavrilovic (1992) a appliqué une équation développée en Yougoslavie au Nord Algérien pour prédire la production moyenne annuelle de sédiments  $W_{an}$ , il a intégré la température moyenne annuelle  $t$ , la pluviométrie moyenne annuelle  $H_{an}$ , la superficie du bassin  $F$  et un coefficient d'érodabilité  $Z$ .

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

Avec,

$$T = \sqrt{\frac{t}{10} + 0.1}$$

$$Z = Y X a (\varphi + \sqrt{J_{sr}})$$

Où :

$Y$  : Valeur réciproque du coefficient de résistance du sol à l'érosion;

$X$  : Coefficient de protection naturelle des sols (végétation);

$a$  : Coefficient de protection anthropique des sols (pratiques antiérosives);

$\varphi$  : Équivalent numérique des processus d'érosion visibles et distincts;

$J_{sr}$  : Pente moyenne du bassin.

Toutefois, cette équation nécessite à priori une excellente connaissance du bassin versant car le choix de la valeur du coefficient d'érodabilité ( $Z$ ) tient compte de l'état actuel d'érosion du bassin versant.

Tableau II. 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

- Formule de Touïbia et Achit (2003)

Touaïbia et Achite (2003) ont également étudié statistiquement le lien entre les taux d'érosion spécifique ( $E_s$  en  $t/ha$ ) et près d'une dizaine de facteurs favorisant ou limitant l'érosion pour 16 sous bassins versants du bassin versant de l'Oued Mina. Ils ont trouvé que l'érosion spécifique pouvait être estimée par une simple équation utilisant la superficie du bassin versant ( $S$ ) et le couvert végétal (%).

La formule est la suivante :

$$E_s = 34.12 S^{-0.164} D_d^{-284} C_e^{0.563} C^{-0.329}$$

Avec,

$E_s$  : 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.

Ramdane (1989) et Smati (1996) ont tous les deux souligné le problème d'extrapolation de modèles présentés dans la présente section pour estimer la charge sédimentaires dans d'autres bassins versants dans le but de faire un tri des bassins selon le degré de gravité du problème de transport solide.

Cela revient au fait que les bassins étudiés ne sont pas toujours représentatifs de l'ensemble des bassins du pays mais aussi ces modèles ne sont pas adéquates pour des bassins de plus de  $100km^2$  (Smati (1996)).

Pour pallier à ce problème, Touaïbia et Achitte (2003) proposent de cibler prioritairement les zones à fort taux d'ablation au lieu de considérer l'ensemble d'un bassin comme étant homogène.

### II.3.3. Modèle d'estimation du taux d'abrasion

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 :

$$A = R.K.L_s.C.P$$

Avec :

*R* :Facteur d'érosivité de la pluie ;

*K* :Facteur d'érodabilité du sol

*L<sub>s</sub>* :Facteur topographique intégrant la dénivelée et la longueur du versant ;

*C* :Facteur de protection du sol par le couvert végétal ;

*P* :Facteur de protection du sol par les pratiques agricoles.

Dans le cadre d'une thèse de doctorat, Arabi (1991) a examiné la relation entre les différents paramètres de l'équation universelle et l'érosion des sols mesurée pour 15 parcelles combinant trois types de sol (vertisol, fersiallitique et brun calcaire) et quatre systèmes de production (agro-pastoral, vigne, arboriculture et sylvo pastoral) et il a tiré les conclusions suivantes :

- Pour le facteur d'érosivité (*R*), il a distingué deux types de pluie :
  - Automnale d'intensité élevée et de faible fréquence ;
  - Hivernale et printanière moins intenses mais plus fréquentes.
- Pour le facteur d'érodabilité du sol (*K*), il a déduit que les vertisols sont les sols les plus résistants.
- Pour le facteur agronomique (*C*), il a observé que l'érosion est faible dans un milieu cultivé et naturel comparativement aux sols nus.

Concernant les facteurs *R* et *L<sub>s</sub>*, Arabi (1991) n'a pas observé de liens significatifs entre l'érosion et ces deux facteurs. Par contre, Brahamia (1993) qui a également travaillé en parcelles a démontré que l'érosion est sensible à l'augmentation de la pente et à la longueur du versant.

Brahamia (1993) et Touaïbia et al. (1999) ont appliqué l'équation universelle sur une partie de leurs parcelles et ils ont jugé que cette équation sous-estime le taux d'abrasion ; les valeurs estimées étaient nettement inférieures à celles mesurées.

Les auteurs attribuent cette différence au fait que d'autre forme d'érosion se présentent en passant à l'échelle du bassin versant, Il est donc important d'étudier l'érosion à grande échelle.

A l'échelle de bassin versant, l'érosion a été cartographiée qualitativement en utilisant des méthodes qui reposent sur la télédétection et le traitement des images satellitaires (Guettouche, 1991) et grâce au développement des systèmes d'information géographique SIG au cours de la dernière décennie, il est maintenant possible de modéliser quantitativement l'érosion des sols dans les champs à l'échelle des bassins versants

---

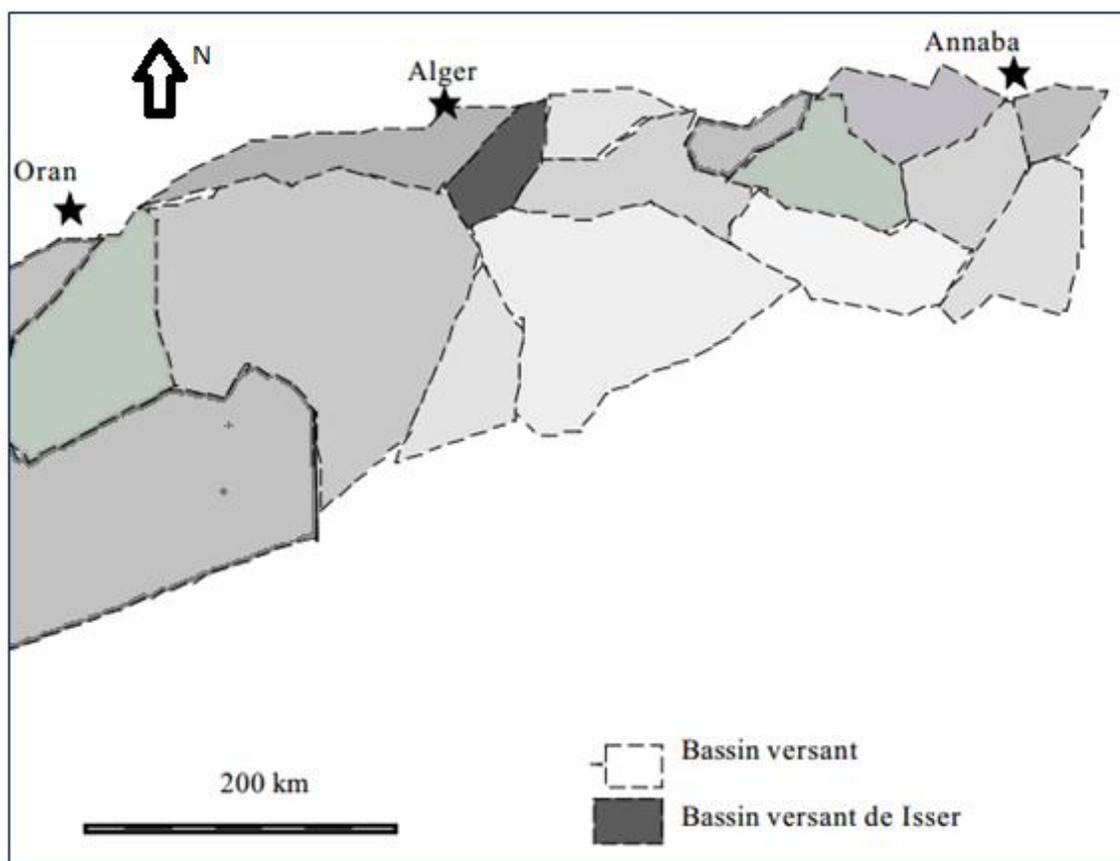
## **Chapitre III:**

### **Présentation du site d'étude**

---

### III.1. Géographie:

Le bassin de l'Isser est situé au Centre - Nord de l'Algérie à environ 70 Km au Sud Est d'Alger, il occupe une superficie totale de 4 149 Km<sup>2</sup>, et est localisé entre les 35°90' et 36°85' Nord et les méridiens 2°88' et 3°95' Est. Il est limité à l'Est par le bassin de la Soummam, au Sud par le bassin du Hodna et à l'Ouest et au Nord par le bassin du Côtier-Algérois. Il présente sensiblement la forme d'un quadrilatère d'orientation Sud –Ouest /Nord-Est.



**Figure III. 1:** Bassin versant de l'Oued Isser (LARFI Juin 2006)

Le bassin versant de l'Oued Isser au droit du barrage de Beni Amrane draine une superficie de 4126 km<sup>2</sup>. Le cours d'eau principal parcourt une distance de 98,2 km.

Le bassin versant, de type montagneux, se trouve à une altitude moyenne de 750 m. L'altitude à l'exutoire, où se situe la station de Lakhdaria, est de 90m. Du Nord vers le Sud, le relief prend de l'ampleur où l'on note une côte maximale de 1810m.

En relation avec le contexte géologique et structural, on distingue le Haut et Moyen Isser d'une part, et le Bas Isser d'autre part.

Le Bas Isser est situé à 60 Km à l'Est d'Alger et limité au Nord par la mer Méditerranée, au Sud par le contrefort de la dorsale Kabyle et Djebel Ahmed, au Nord-Est par le Massif de Cap Djinet, à l'Est par les Massifs Raicha et Chender et à l'Ouest par les Massifs de Thénia.

La plaine du Haut et Moyen Isser est limitée au Nord par le Massif de Beni Amrane, à l'Est par l'oligocène de Drâa El Mizane et à l'Ouest par les formations oligocènes du Djebel Bou Zegza.

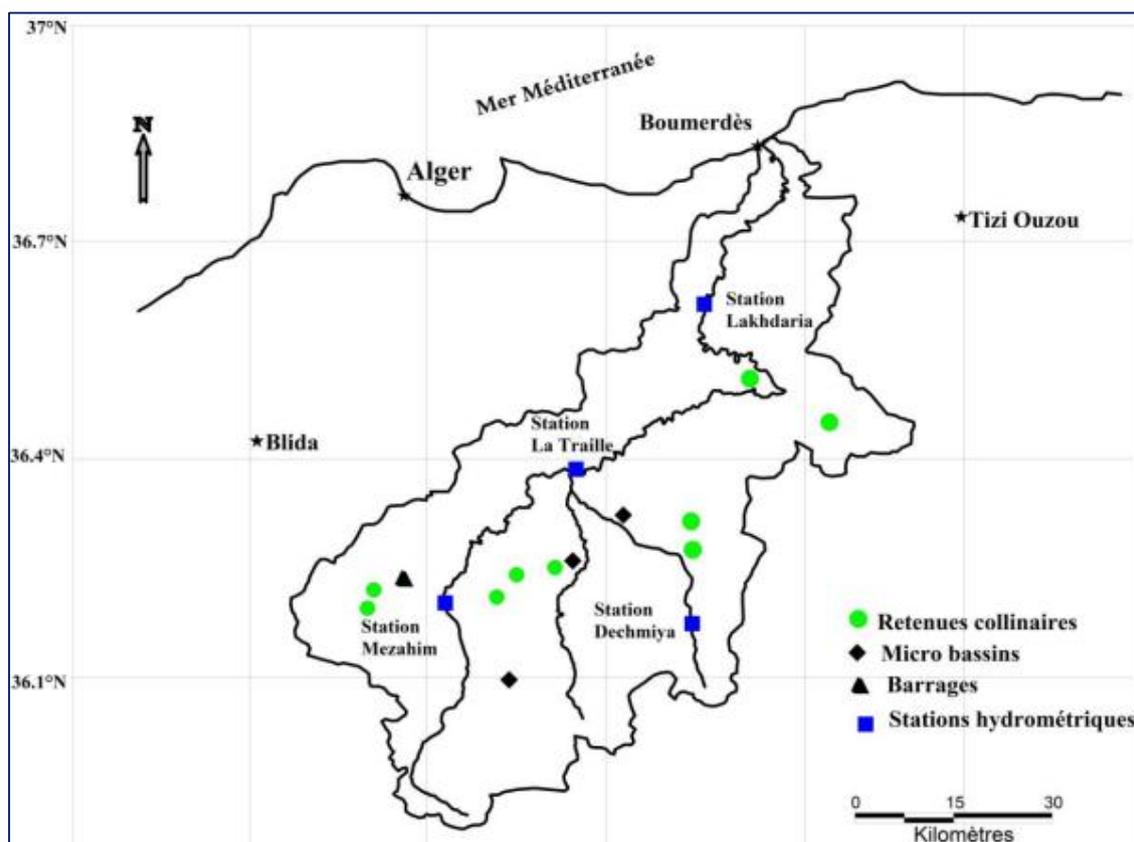


Figure III. 2: Plan de situation du BV de Isser (BOUSSAID 2014)

### III.2. Bassin hydrographique :

Le réseau hydrographique se définit comme l'ensemble des cours d'eau naturels ou artificiels, permanents ou temporaires, qui participent à l'écoulement. Le réseau hydrographique est l'une des plus importantes caractéristiques d'un bassin versant.

Le réseau hydrographique peut prendre une multitude de formes. La différenciation du réseau hydrographique d'un bassin est due à quatre facteurs principaux, que sont :

- **La géologie** : qui de par sa plus ou moins grande sensibilité à l'érosion, la nature du substratum influence la forme du réseau hydrographique. La structure de la roche, sa forme, ses failles, ses plissements, forcent le courant à changer de direction.
- **Le climat** : le réseau hydrographique est dense dans les régions montagneuses très humides et tend à disparaître dans les régions désertiques.
- **La pente du terrain**: elle détermine si les cours d'eau sont en phase érosive ou sédimentaire. Dans les zones plus élevées, les cours d'eau participent souvent à l'érosion de la roche sur laquelle ils s'écoulent. Au contraire, en plaine, les cours d'eau s'écoulent sur un lit où la sédimentation prédomine.
- **La présence humaine** : le drainage des terres agricoles, la construction de barrages, l'endiguement, la protection des berges et la correction des cours d'eau modifient continuellement le tracé originel du réseau hydrographique.

On y trouve deux principaux cours, l'Oued MELLAH et l'Oued ISSER au niveau du Haut ISSER. L'Oued ISSER est formé par la réunion de l'Oued EL HAMMAM issu de calcaires

marneux de crétacé inférieur de BERROUGHIA et de l'Oued MELLAH qui draine 1/3 de la superficie de ce bassin.

Le Moyen ISSER est drainé par les Oueds DJEMAA à l'Est, BOU-HAMMOUD à l'Ouest et ISSER au milieu. Le bas ISSER est traversé par l'Oued ISSER et quelques affluents à l'Est et à l'Ouest de celui-ci. Le réseau hydrographique est présenté sur la figure III.3. Il dispose d'un réseau hydrographique assez dense et couvrant une très grande partie du bassin. Cette caractéristique favorise le phénomène du transport solide.

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 (BOUSSAID 2014).

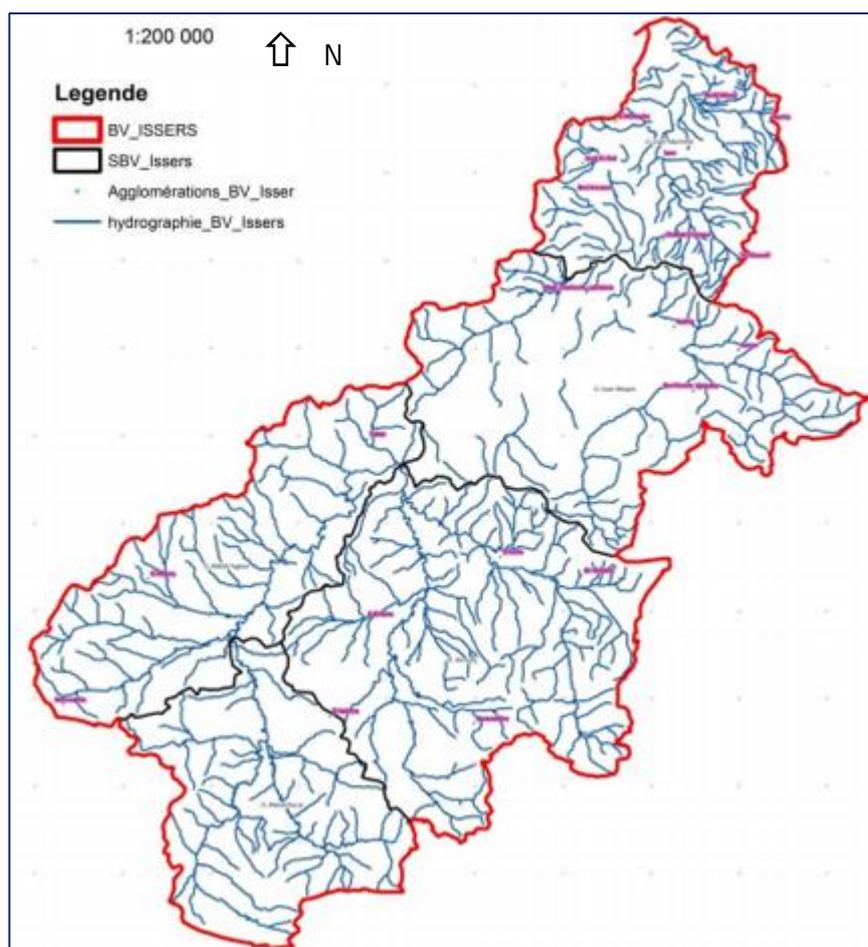


Figure III. 3: Réseau Hydrographique du BV d'Isser (BOUSSAID 2014)

### III.3. Climat :

Le bassin est soumis à un climat méditerranéen intermédiaire. Entre le climat de l'Atlas Tellien de montagne pluvieux et des chutes de neige avec une amplitude thermique faible, et le climat Tellien de plaine plus sec relativement chaud et présentant de forts écarts de température.

Le régime pluviométrique (entre 700 et 800 mm annuel) se caractérise par des pluies abondantes, concentrées surtout en hiver (140 mm en décembre), qui diminuent presque régulièrement au printemps et atteignent en été quelques millimètres par mois.

La température moyenne annuelle est de 17°C, pour les mois les plus froids, elle varie entre 5°C et 6°C, et entre 27°C et 31°C pour les mois chauds.

L'humidité est modérée pendant toute l'année, avec des valeurs d'environ 70% le matin et le soir en été et de 80% en hiver; les valeurs à midi sont d'environ 57% en avril et octobre, 60% en été et 64% en hiver. L'humidité moyenne de l'air varie entre 72% en été et 80% en hiver.

Ce bassin est caractérisé par une irrégularité du régime pluviométrique et le climat y est considéré comme semi-aride.

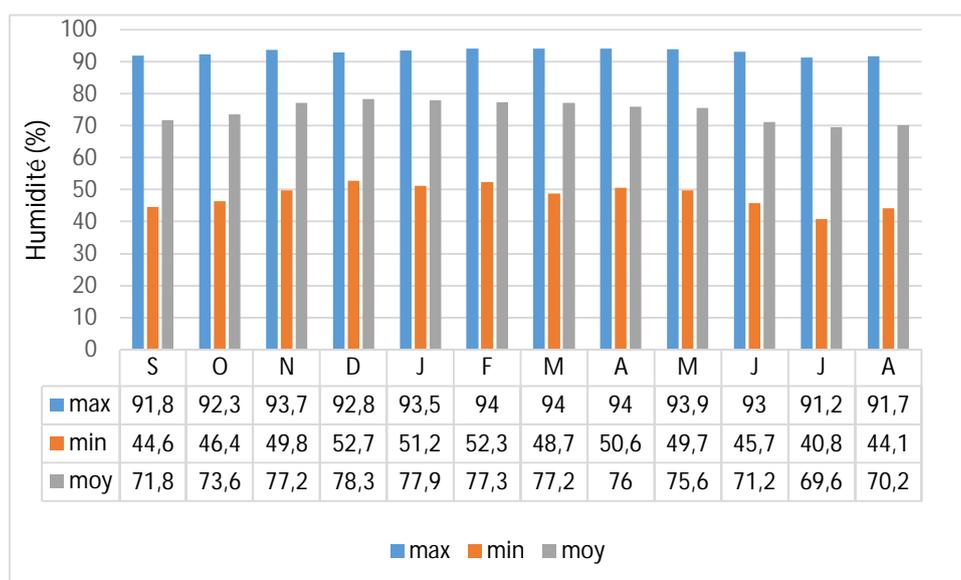


Figure III. 4: Caractéristiques de l'humidité à la station de Dar el Beïda (ONM 1975-94)

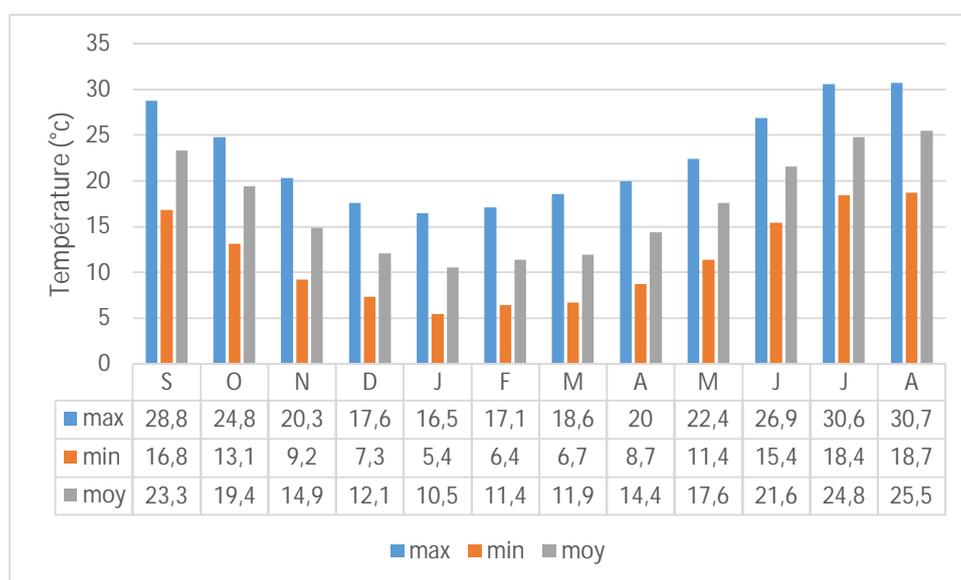


Figure III. 5: La Température mensuelle à la station de Dar el Beïda (ONM 1975-94)

### III.4. Géologie :

Pour l'étude géologique, on se limitera à une description lithologique du bassin versant afin de connaître le degré d'érodabilité et de dégradation.

Le haut ISSER est constitué à 69 % de formation marneuse de la superficie totale. Ces marnes se fissurent et craquent par déshydratation pendant la saison sèche. Elles s'altèrent sur plusieurs centimètres en formant un tapis des gravillons mêlé de poussière argilo-calcaire qui partent en débâcle aux premières averses orageuses de la saison de pluie. Ces formations sont assez facilement érodables.

Les schistes argileux, les marnes grises et schisteuses avec des couches de grès occupent 70 % du moyen ISSER. Ce dernier présente en général des formations meubles, facilement érodables.

Le bas ISSER est constitué de 43.15% des formations marneuses des grès et des conglomérats, appartenant à l'oligocène marin. Le miocène inférieur marin dont les formations sont des grès et des marnes constituant 14,91% du bas ISSER. Les schistes cristallins et micacés sont respectivement des schistes à chlorite et à séricine et quartz à biotite, formant 19,84% de la superficie totale. Les alluvions de quaternaire continentales occupent 18.6 % du bas ISSER. On y trouve des granites formant 1.93 % de la superficie totale. Ces formations dures « conglomérats et granites » donnent au bas ISSER, la caractéristique du moins érodable en comparaison avec le haut ISSER. (BOUSSAID 2014), (Lefkir 2009).

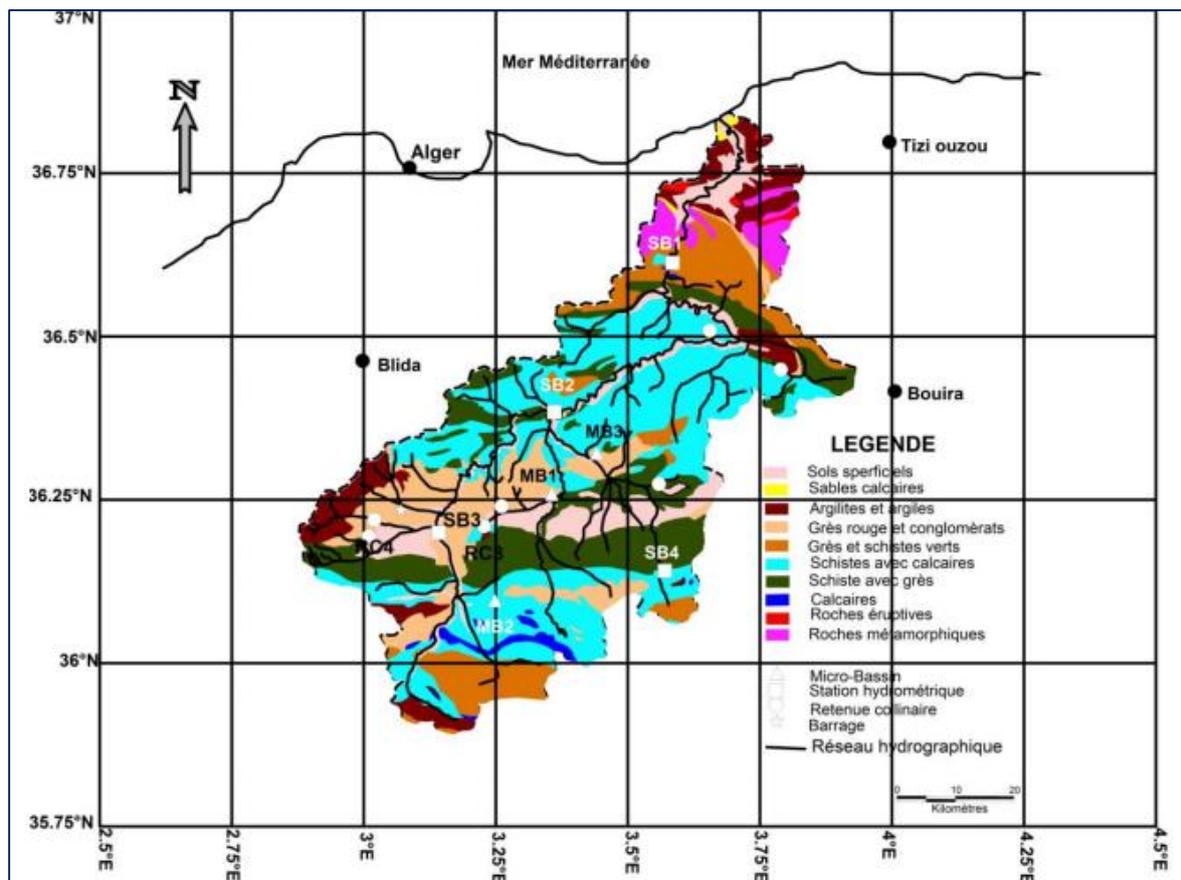


Figure III. 6: Carte lithologique du bassin versant Isser (BOUSSAID 2014)

### III.5. Végétations :

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 (LARFI Juin 2006).

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).

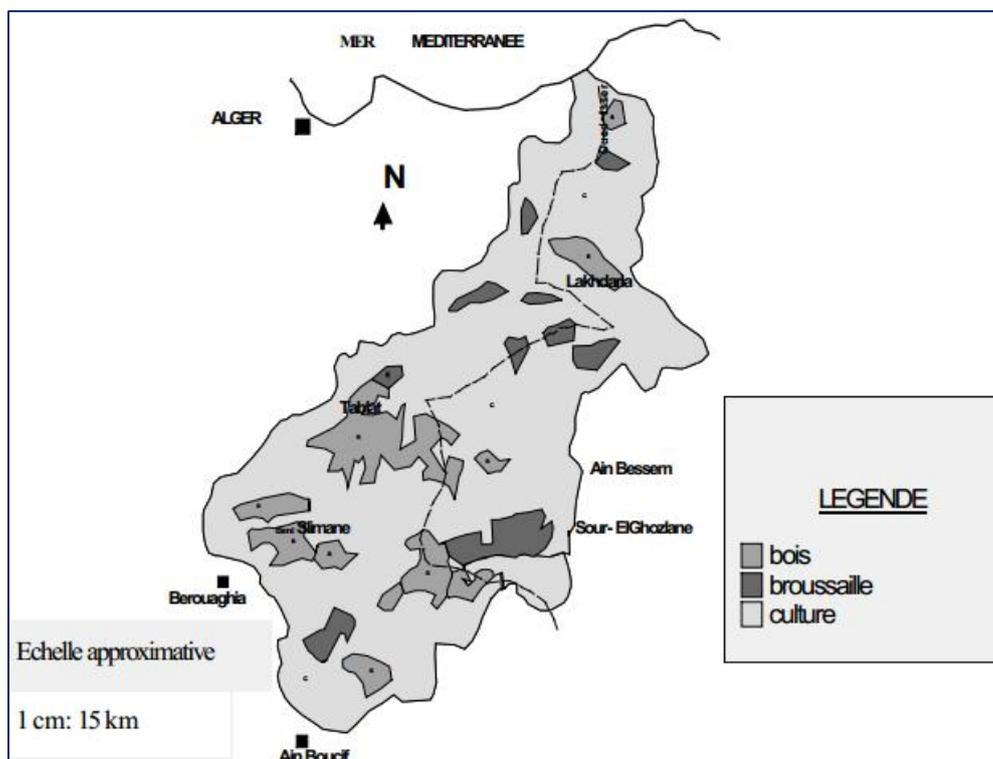


Figure III. 7: Carte schématique de végétation du bassin versant de l'Oued Isser (LARFI Juin 2006)

### III.6. Etat d'envasement du Barrage de Beni Amrane :

Le barrage de Beni Amrane a été mis en service en 1988 et la cote de retenue normale était fixée à 63 m, par la suite il a été surélevé en juillet 2003 à une cote de retenue normale de 67 m pour un volume d'eau de  $11.85 \text{ Hm}^3$ , et pour le niveau des plus hautes eaux exceptionnelles (PHE) qui est de l'ordre de 76.1 m le volume d'eau était estimé à  $35.17 \text{ Hm}^3$ .

Le barrage de Beni Amrane est construit au niveau de l'Oued Isser et il est destiné à transférer ses eaux au barrage de Keddara dans le but d'alimenter la ville d'Alger en eau potable.

D'après les levés bathymétriques effectués par l'ANBT en 2004, la perte de capacité annuelle des 8 dernières années est de  $0.18 \text{ Hm}^3/\text{an}$  avec un taux d'envasement de 63.65%.

**Tableau III. 1:** Tableau comparatif du volume à l'ancienne cote (RN=63.0 m) (ANB 2004)

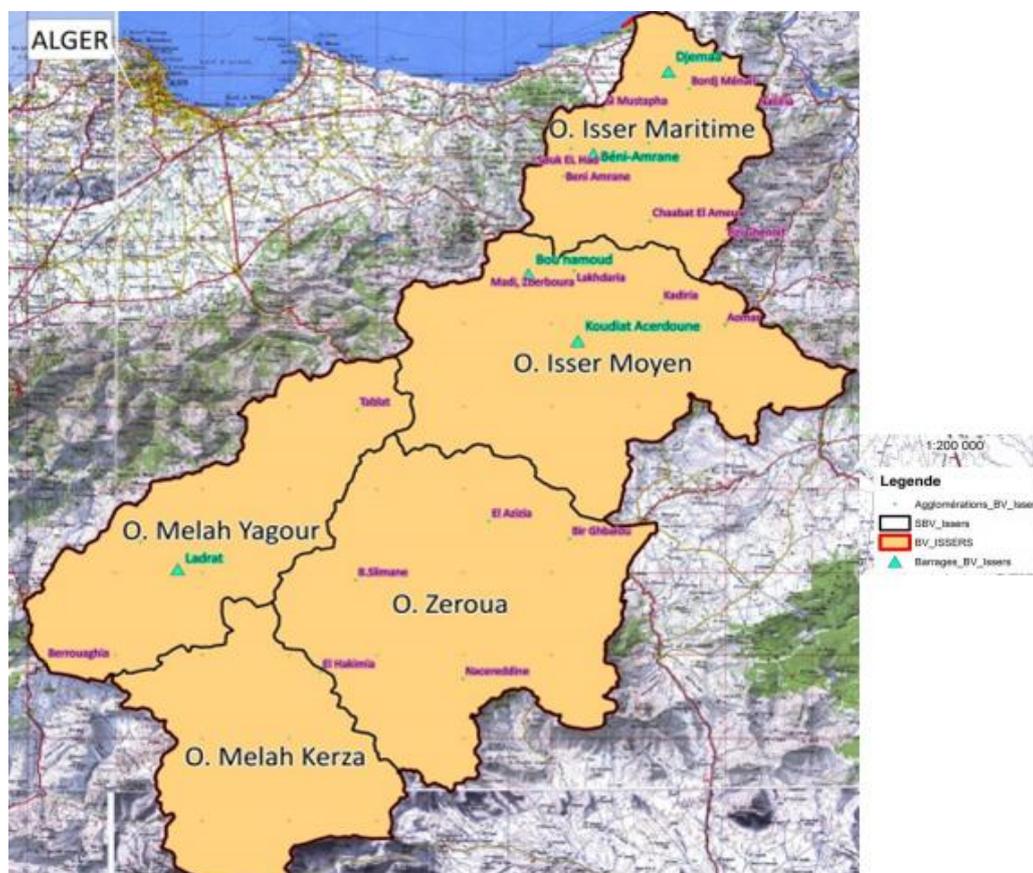
Année du levé	1988	1996	2004
Capacité (Hm <sup>3</sup> )	15.6	7.08	5.67
Perte de capacité (Hm <sup>3</sup> )	0	8.52	1,41
Nombre d'année	0	8	8
Perte de Capacité annuelle (Hm <sup>3</sup> )	0	1.06	0.18

### III.7. Base de données :

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 traile (090408) ; Lakhdaria (090501).

Dans cette étude, nous avons utilisé les données de la station de Lakhdaria (Code : 090501) qui parcourt la partie Nord-Ouest de la wilaya de Bouira et qui draine un bassin versant de 3620 km<sup>2</sup> et qui présente une qualité de mesure raisonnable.

Les données de cette station, fournies par l'ANRH, sont composées de deux séries de mesure, celle des débits moyens liquides instantanés et celle des concentrations solides instantanés s'étendant sur une période allant 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..



**Figure III. 8:** Situation des barrages dans le BV de Isser (BOUSSAID 2014)

---

---

## **Chapitre IV:**

# **Théorie sur la modélisation**

---

## Partie 1 : Généralités sur la modélisation.

### IV.1. Introduction :

Toute démarche scientifique commence par l'observation et l'identification d'un ensemble de variables capables de décrire le phénomène étudié. Cette connaissance reste encyclopédique et de peu d'intérêt tant qu'une relation ou un lien n'est pas établi entre le premier ensemble de variables (entrées) et le deuxième ensemble de variables assujetties aux premières (sorties). Le langage mathématique nous permet de formaliser cette relation et de synthétiser les informations quant au modèle mathématique considéré comme une représentation du phénomène étudié, il permet de fournir un ensemble de réponses qu'il faut soumettre à l'observation.

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 ;

### IV.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 est donc la pensée organisée en vue d'une finalité pratique. Un modèle est un synonyme de la théorie, mais avec un sens pratique autrement dit le modèle est une théorie orientée vers l'action qu'elle doit servir ;
- La modélisation est la technique qui permet la création d'une représentation standard. Elle donne la *possibilité* 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*

### IV.3. Objectifs de la modélisation

Pourquoi modéliser ?

La réponse à cette question est très importante non seulement parce qu'elle nous permet de justifier la démarche ,mais aussi son importance réside dans le choix de l'approche modélisatrice la plus appropriée.

La modélisation a trois objectifs :

- Décrire les données ;
- Prédire (simuler), autrement dit ; utiliser le système pour engendrer de nouvelles valeurs.

- Expliquer (comprendre) c'est-à-dire comprendre le phénomène.

#### IV.4. Facteurs caractéristiques de la modélisation

Les champs d'application de la modélisation sont très vastes tout comme les champs de la connaissance. Parmi les facteurs caractéristiques de la modélisation hydrologique, citons :

- La variété des processus (physiques et chimiques).
- La complexité des systèmes étudiés.
- La présence de différentes échelles spatiales et 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.

#### IV.5. Les grandes étapes de la modélisation

La modélisation se déroule en 6 principales étapes :

- Fixer les objectifs de la modélisation ;
- Faire l'inventaire des informations (données externes : axiomes, hypothèses, théories...etc ainsi que les données expérimentales) ;
- construire un modèle (en fonction des axiomes et hypothèses) ;
- Identifier les paramètres de ce modèle ;
- valider le modèle en le confrontant à la réalité ;
- Tirer des conclusions.

#### IV.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).

La simulation nous permet de prédire le comportement des systèmes complexes c'est le cas des phénomènes naturels par exemple.

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 ;
- décisionnel : en simulant plusieurs décisions envisagées afin de choisir la meilleure ou la moins mauvaise.

#### IV.7. Théories mathématiques du transport solide

La formulation du modèle peut se faire selon quatre approches :

##### a. Les modèles empiriques

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

Nous citerons l'exemple des modèles empiriques suivants :

- L'équation universelle de perte en sol de WISCHMEIER et SMITH, 1978.
- Les modèles régressifs débits-MES comme les modèles de WALLING et WEBB, 1981.

Dans certains cas, les modèles empiriques ne postulent aucune connaissance concernant la structure interne (réelle) du modèle. Ils ne prennent en considération que l'entrée et la sortie et ils essaient de les relier entre elles, ainsi, on se permet de dire qu'on a affaire à *des modèles descriptifs*.

Dans notre étude, et pour trouver une corrélation entre le débit solide et le débit liquide nous allons faire appel à un modèle empirique.

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 Qs-Ql est une relation déterministe, c'est à dire que la relation est déterminée par un principe de causalité (cause, effet).

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

#### **b. Les modèles conceptuels**

En plus du fait que ces modèles prennent en considération la dynamique de l'érosion, ils permettent d'estimer des flux à différents pas de temps, mais nécessitent une période de calage relativement longue, et dans la majorité des cas, les pics de concentrations des MES sont sous-estimés.

Exemple :

Le modèle de VAN SICKLE et BESCHTA, 1983 : Ce modèle est une approche pour estimer l'apport en matières en suspension durant un événement de crue. Il 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.

#### **c. Les modèles physiques (mécanistes)**

Ces modèles exploitent les lois de la physique et offrent la possibilité d'étudier la variabilité spatiale de l'érosion, et de fouiller différents endroits du bassin. Cependant, ils exigent

l'introduction d'un nombre important de paramètres et incorporent un ensemble de sous modèles simulant les divers processus physiques.

Ces modèles sont considérés comme une alternative aux modèles conceptuels, à des fins de recherche parallèlement aux progrès de l'informatique. D'après leurs concepteurs, ils sont censés être utilisés là où 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 :

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

#### **d. Modèles boîte noire**

Ce sont les modèles les plus compliqués parmi tous ceux que nous avons cités. Leur objectif principal est de réaliser des simulations. C'est l'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 modélisation pareille, les bassins versants sont considérés comme des boîtes noires qui tentent de représenter théoriquement le prototype hydrologique en utilisant le système matriciel dans le but de modéliser certains mécanismes.

Exemple :

Prenons le cas des modèles propres à l'intelligence artificielle, ils sont venus au monde grâce à l'apparition des algorithmes d'apprentissage après avoir adapté des poids et face à la non-linéarité de certains phénomènes. Les recherches se sont penchées vers de nouvelles approches stochastiques (non déterministes) et ont ouvert la voie à une catégorie de modèles comme :

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

L'étude d'un phénomène physique complexe comme le transport solide demande une précision considérable, car les erreurs d'imprécision peuvent avoir des conséquences néfastes sur l'environnement. La logique floue est capable d'évaluer l'imprécision, par la décomposition du processus modélisé en plusieurs processus plus simples (sous-ensembles flous) par des règles floues (Benkaci, 2004). Dans ce contexte-là, le modèle neuro-flou ANFIS sera utilisé dans notre étude ainsi que les réseaux de neurones.

### **IV.8. Mise en œuvre d'un modèle**

#### **a. Paramètres des modèles**

La première étape étant d'établir une relation entre les variables d'entrée et les variables de sortie puis estimer tous les paramètres susceptibles d'entrer en jeu s'il y a moyen de le faire.

#### **b. Calage du modèle**

Le but de cette opération est d'ajuster les entrées afin d'obtenir les sorties (observations). Lors du calage, le problème réside dans le nombre de données à caler, à ce propos nous n'avons pas

de règle commune entre tous les bassins, généralement, la calibration se fait sur les deux tiers de la série observée (cours Prof. BERMAD), (BACHA 2011-2012) .

### c. Validation du modèle

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

Il est donc important de faire la différence entre le calage et la validation. La première opération assure l'adéquation des paramètres tandis que la seconde évalue l'adéquation du modèle tout entier (Fortin 1989, V.Rakem 1999).

## IV.9. Critères d'évaluation d'un modèle

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

Une simple visualisation des résultats d'une simulation ne représente en aucun cas une évaluation complète d'un modèle. En effet, l'œil humain est incapable 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 outiller de critères objectifs (dénommés aussi fonctions objectives) pour établir une comparaison entre les simulations et les observations, aussi pour hiérarchiser des simulations qui ont l'air équivalentes. Beaucoup de critères objectifs mathématiques existent pour évaluer la distance entre les observations et la simulation.

### IV.9.1. Principaux critères objectifs

Les principaux critères objectifs utilisés en hydrologie sont :

#### ➤ Le critère de Nash Sutcliffe (Nash et Sutcliffe, 1970)

Utilisé en hydrologie, il fournit une indication sur la robustesse (pouvoir prédictif) des modèles utilisés. Ce qui nous permet de l'utiliser comme un outil d'aide à la décision. Le critère est le suivant :

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

Avec :

$Q_0$  : représente les valeurs observées ;

$Q_m$  : sont les valeurs simulées

$Q_0^t$  : 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 présentée 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 la surestimation de l'erreur des grandes valeurs (pics) contrairement aux petites valeurs qui sont négligées.

#### – Le Nash modifié

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

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

#### ➤ L'erreur quadratique moyenne (RMSE: Root Mean Square Error)

Nous utilisons souvent la mesure de l'erreur quadratique moyenne comme 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 :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n_0} \sum_{t=i}^T (Q_m^t - Q_0^t)^2}$$

Le RMSE est généralement utilisé pour décrire l'erreur statistique. Bien que la valeur minimale du RMES retienne la performance du modèle, mais des études statistiques (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 par le rapport entre l'erreur quadratique moyenne et l'écart type des données mesurées comme le montre l'équation :

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

Le RSR varie entre la valeur optimale qui est égale à zéro et un nombre très grand.

➤ **Percent bias (PBIAS)**

Le pourcentage du bias (PBIAS) 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 élevées que celle 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 celle observées, ainsi on peut dire qu'il y'a une sous-estimation des valeurs par le modèle.

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

➤ **Le coefficient de détermination R<sup>2</sup>**

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<sup>2</sup> 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<sup>2</sup> 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-estimés ou surestimés mais que leur dispersion est identique à celle des observées, on aura un R<sup>2</sup> proche de « 1 ».

#### IV.9.1. 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 :

$$\left\{ \begin{array}{l} NASH \geq 50\% \\ RSR \leq 0.70 \\ R^2 \geq 50\% \text{ et } PBIAS < \pm 55\% \end{array} \right\}$$

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 IV. 1** Qualité des modèles en fonction des valeurs des différents critères pour un pas de temps mensuel

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

#### IV.10. Conclusion

Dans la partie suivante nous allons utiliser trois modèles mathématiques à savoir le modèle empirique, où la statistique descriptive sera prédominante et deux modèles boîtes noire qui utilisent l'intelligence artificielle : le modèle neuro-flou et réseaux de neurones. L'étude de ces trois modèles a 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 trois modèles reposera sur l'analyse des critères utilisés pour la validation de ces derniers.

## Partie 2 : Modélisation par Intelligence artificielle.

### IV.11. 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).

### IV.12. Identification flou

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.

### IV.13. Définitions de base

#### IV.13.1 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 avals (Lefkir 2009), (Albert 1992).

#### IV.13.2 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.
- **Incertitudes** 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.

#### IV.13.3 Les sous-ensembles flous

La logique floue repose sur la théorie des ensembles flous, qui sont 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 :  $\mu_A$

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  $A$ . (Dernoncourt, 2011).

#### IV.13.4 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 :

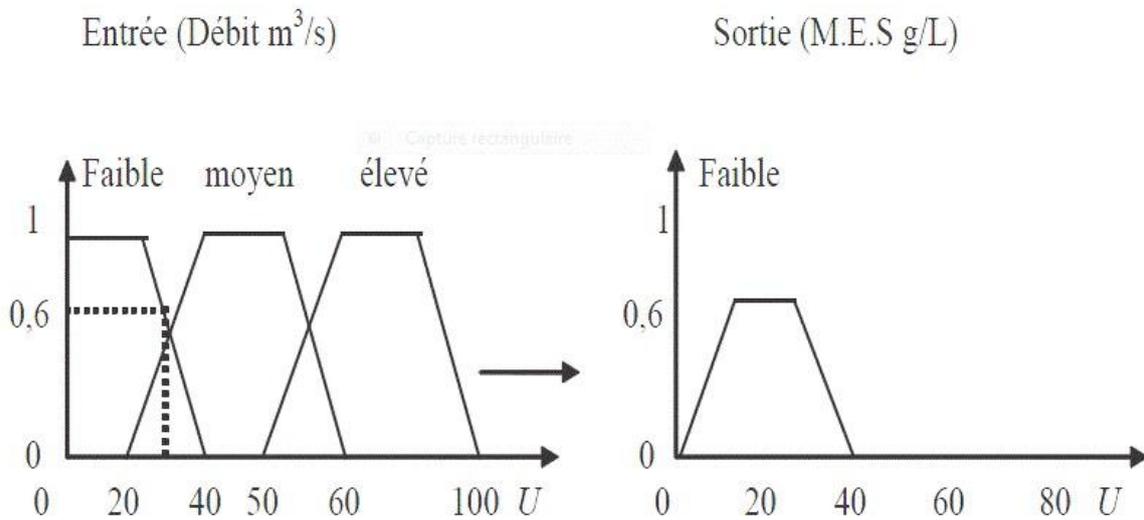
Exemple :

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... [Lefkir et al, 2006]



**Figure IV. 1:** Fonction d'appartenance caractérisant les sous-ensembles des variables d'entrée et de sortie

#### IV.13.5 Les variables linguistiques

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

#### IV.13.6 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.

#### IV.13.7 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 ;
- Une interface de fuzzification qui transforme des entrées ponctuelles en ensembles flous;
- Une interface de défuzzification qui transforme la sortie floue en sortie ponctuelle.

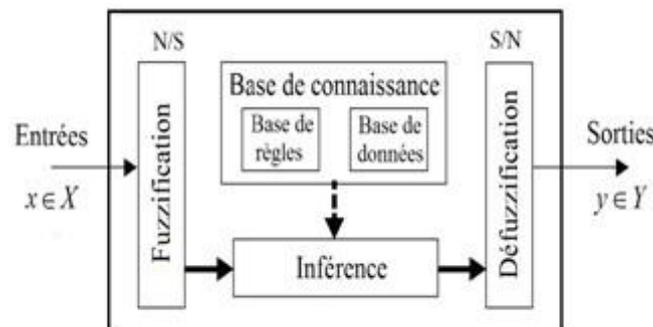


Figure IV. 3: Architecture d'un système flou

#### IV.13.8 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 ».

#### IV.13.9 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 utilisé 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).

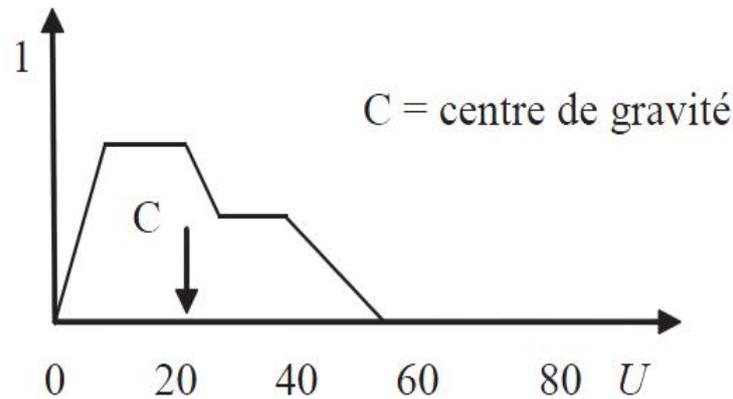


Figure IV. 4: Calcul d'une valeur de MES par la méthode du centre de gravité

### 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  $1500\text{Kg/s}$  ».

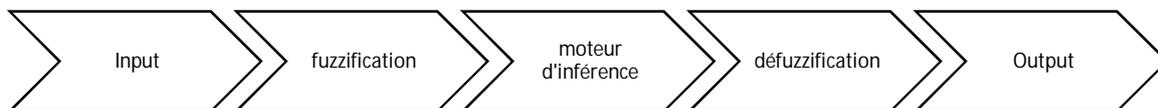


Figure IV. 5: Aperçu synoptique d'un système flou.

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.

#### IV.13.10 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 :

##### a. *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 :

$$\begin{aligned} & \text{Si } x_1 \text{ est } A_1 \text{ et } x_2 \text{ est } A_2 \text{ et } \dots \text{ et } x_n \text{ est } A_n \\ & \text{Alors } y_1 \text{ est } B_1 \text{ et } y_2 \text{ est } B_2 \text{ et } \dots \text{ et } y_m \text{ est } B_m \end{aligned}$$

Où  $x_i$  et  $y_j$  sont respectivement les variables d'entrées et de sorties linguistiques et 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 [Zribi Boujelbene et al, 2007].

### b. 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'entrées, ou sur un sous-espace d'entrées. 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. [Zribi Boujelbene et al, 2007]

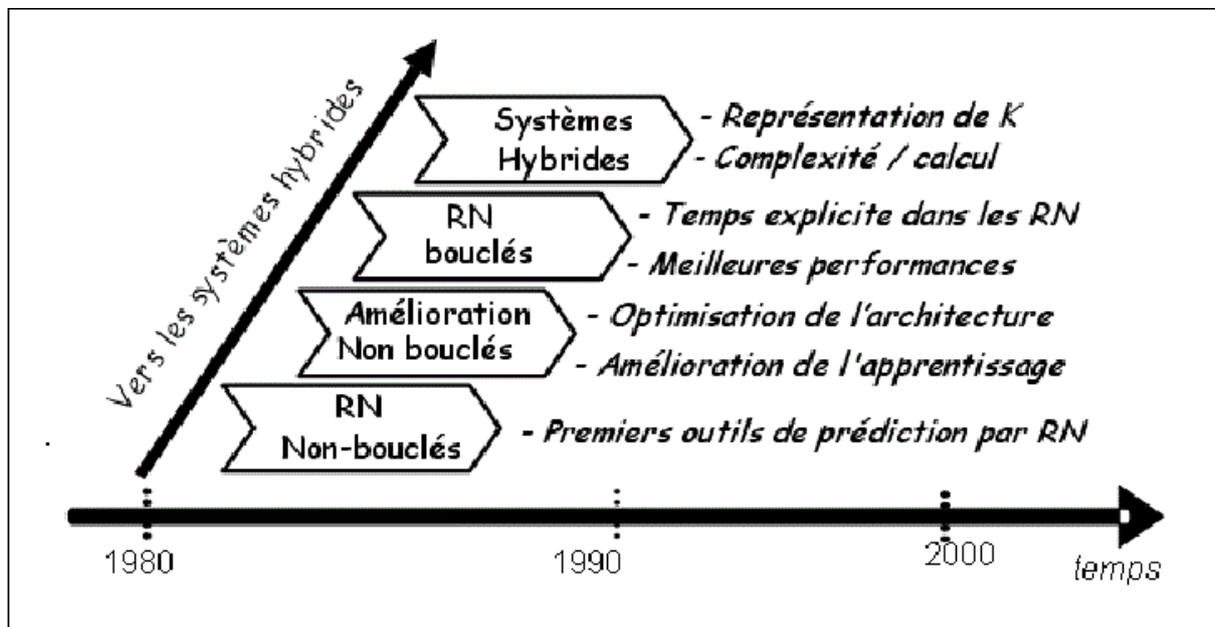
#### IV.14. Système hybride neuro-flou [Otilia Elena Vasile, 2008]

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...).

##### ➤ 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 IV. 6:** 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 meilleures 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.

### ➤ Architectures neuro-floues

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

(Racoceanu, 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.

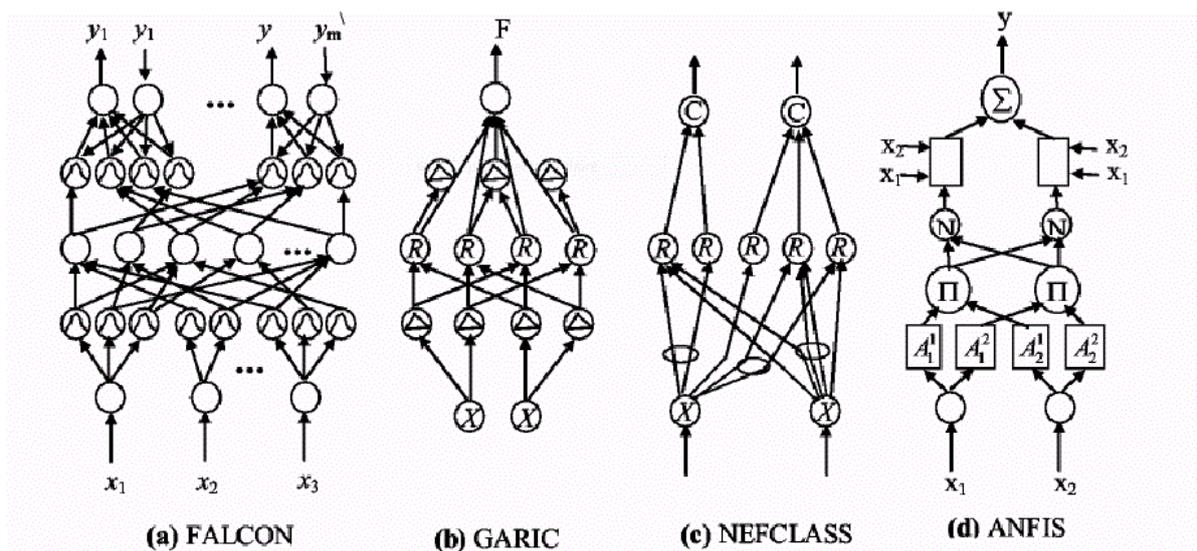


Figure IV. 7: Architectures des systèmes neuro-flous d'après (Racoceanu, 2006).

#### ▪ **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 conséquent.

- **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 rétro propagation 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.

- ***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 :

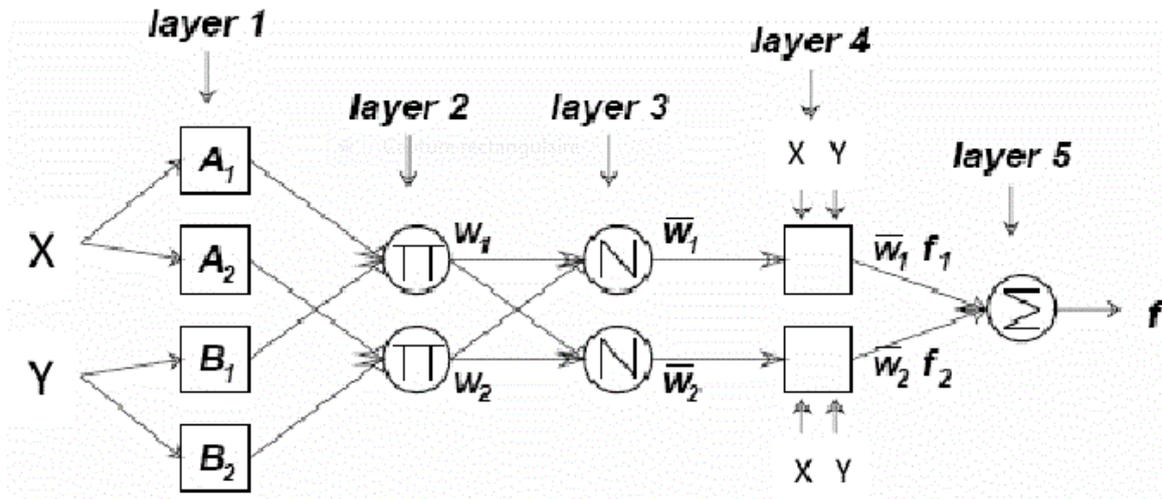


Figure IV. 8: Architecture de l'ANFIS (Jang et al, 1997).

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  $\xi$  (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.

#### ➤ *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.

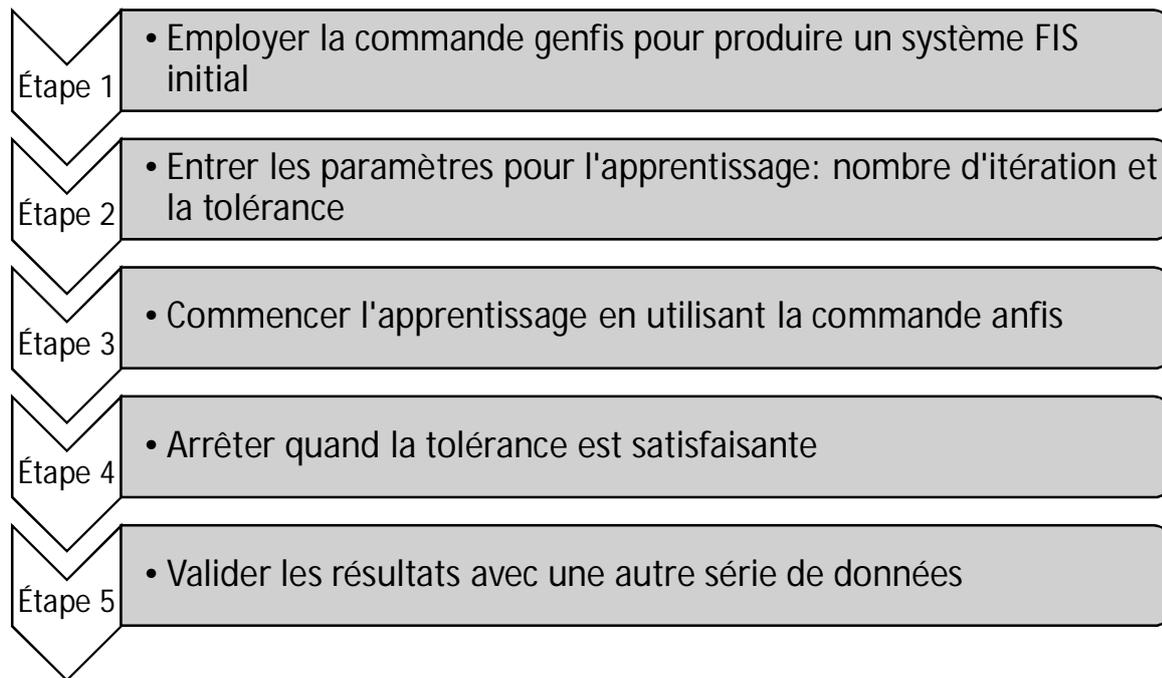
- *Phase d'identification des paramètres du modèle*

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 IV. 9:** Étape de synthèse d'une identification floue sous ANFIS de Matlab

### c. 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. [Otilia Elena Vasile, 2008]

#### ➤ *Architecture du réseau*

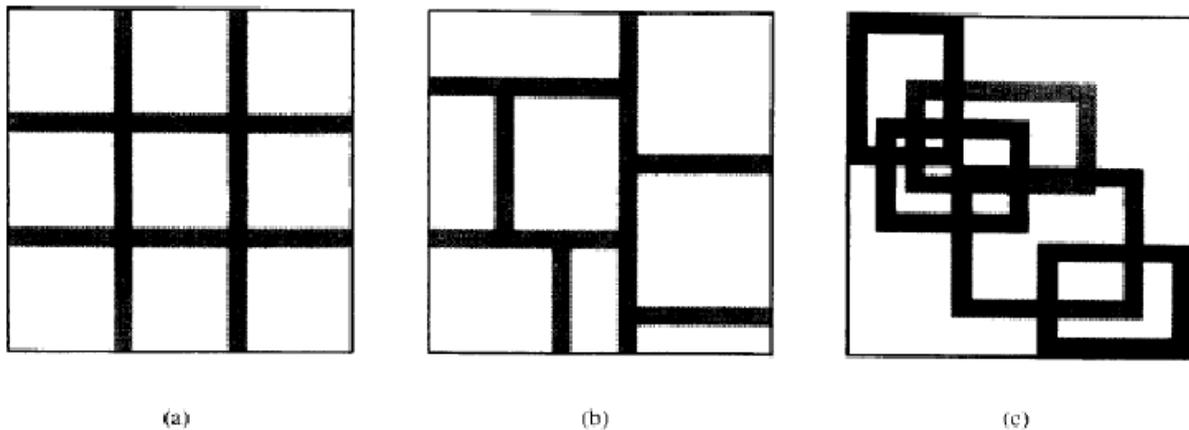
Une des plus importantes étapes pour la génération de la structure des réseaux neuro- flous est l'établissement des règles d'inférence. En utilisant un certain mécanisme d'inférence, les règles sont définies comme combinaisons des fonctions d'appartenance pour chaque variable d'entrée. Les variables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

##### – 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.

##### – 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 prtioning).



**Figure IV. 10:** 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.

#### ➤ *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.

➤ *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.

---

---

## **Chapitre V:**

# **Analyses et interprétations des résultats**

---

## V.1. Introduction

Dans ce chapitre, on procédera à la modélisation du transport solide par deux types de modèles qui sont, les modèles empiriques et les modèles de l'intelligence artificielle. Pour ce dernier, nous avons opté pour le modèle neuro flou et le modèle réseau de neurone artificiel.

En premier lieu, on va entamer la modélisation par régression qui est une technique statistique permettant de dégager la relation existant entre une variable explicative (dans notre cas c'est le débit liquide) et une variable à expliquer (le débit solide et/ou la concentration). Par la même occasion, on procédera de la même façon pour les deux modèles de l'intelligence artificielle et pour ce faire nous allons adopter différentes clustérisations, interannuelle, mensuelle et saisonnière, de plus à différents pas de temps, annuel, mensuel et journalier pour nos modèles.

Entre autre, on aura à étudier et à choisir entre les modèles (empirique et intelligence artificielle) en 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.

En dernier lieu, on prendra une année significative avec laquelle nous testerons le modèle optimal pour les différentes échelles temporelles. Ensuite, on répliquera la même procédure citée ci-dessus mais cette fois-ci en utilisant des variables centrées et réduites.

Cependant, les données dont nous disposons sont des données brutes, par conséquent notre échantillon contient des valeurs aberrantes (erreurs) qui sont commises lors de la phase de mesure ou de récupération de données, donc pour ne pas perturber l'adéquation de notre modèle, il faudra les éliminer. Pour cela, plusieurs tests statistiques existent en hydrologie, parmi eux le test de Grubbs et Beeck.

## V.2. Détection des valeurs singulières (Test Grubbs et Beeck)

Recommandé par le United States Water Resources Council (1981) et connue pour sa puissance ce test est utilisé pour la détection des valeurs aberrantes. 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) :

$$k_n = -3,6221 + 6,28446 n^{\frac{1}{4}} - 2,49835 n^{\frac{1}{2}} + 0,491436 n^{\frac{3}{4}} - 0,037911 n$$

Où  $n$  représente la taille de l'échantillon.

Ainsi, toutes valeurs supérieures à  $X_{max}$  et inférieures à  $X_{min}$  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 présentés dans le tableau suivant :

Paramètres	n	$\bar{x}$	s	$k_n$	Xmax	Xmin
Débit liquide	5288	3,31	3,83	-27,44	1,27 <sup>E</sup> +47	5,95 <sup>E</sup> -45
Débit solide	5288	2,705	8,07	-27,44	2,42 <sup>E</sup> +97	9,25 <sup>E</sup> -96
Concentration	5288	4,43	4,904	-27,44	2,28 <sup>E</sup> +60	3,08 <sup>E</sup> -57

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

Dans tout ce qui suit le choix des données à caler et à valider se fait d'une façon aléatoire, en outre la calibration se fait sur les deux tiers de la série des observées et la validation se fait sur le tiers restant.

### V.3. Modélisation avec les données brutes

#### V.3.1. Clustérisation interannuelle

- Pas de temps annuel

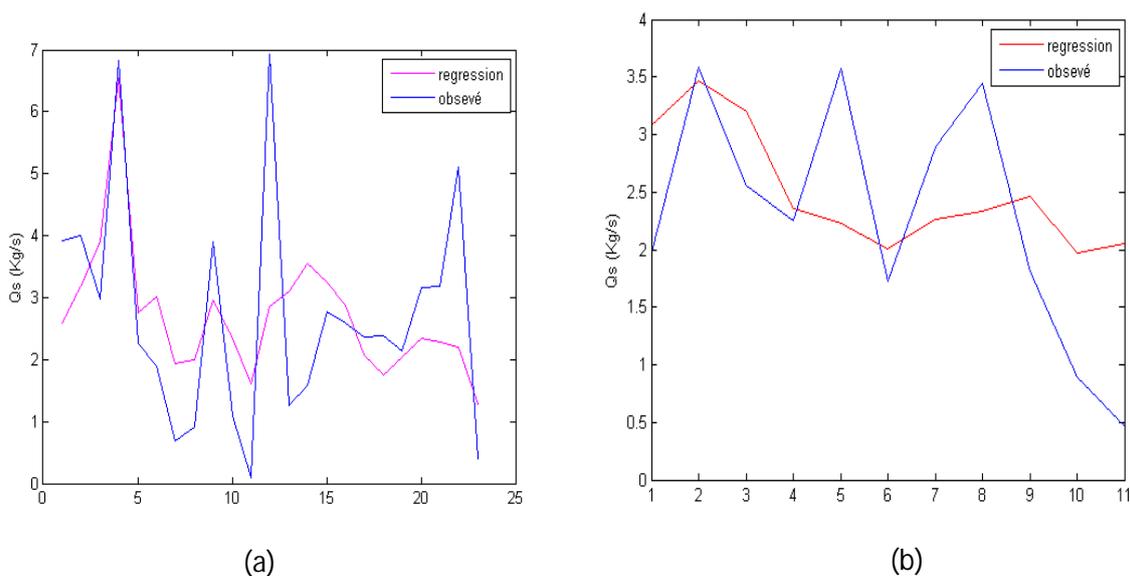
Pour ce pas de temps les données sont représentées par des moyennes annuelles.

L'application des trois modèles nous donne les résultats suivants :

**Tableau V. 1:** Critères d'évaluation pour les trois modèles (Qs, Ql), pour la série Calage-Validation au pas de temps annuel

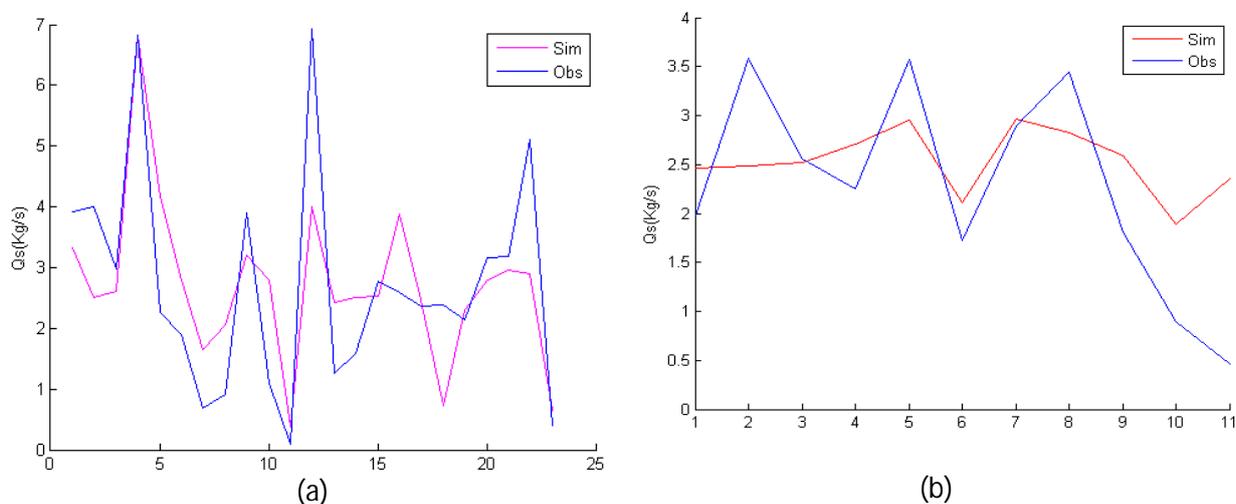
		Régression	Neuro-Flou	Réseaux Neurones
Calage	NASH (%)	33,9086	54,0131	66,81
	RSR	0,83212887	0,6632	0,56
	PBIAS (%)	6,22E-15	-9,02E-04	-0,0984
	R <sup>2</sup> (%)	33,91	54,02	66,84
validation	NASH (%)	15,2408	29,5965	59,6125
	RSR	0,8778	0,8	0,61
	PBIAS (%)	-8,9245	-10,7563	-6,9971
	R <sup>2</sup> (%)	19,63	51,41	62,34

**Simulation du transport solide par régression (Qs, QI)**



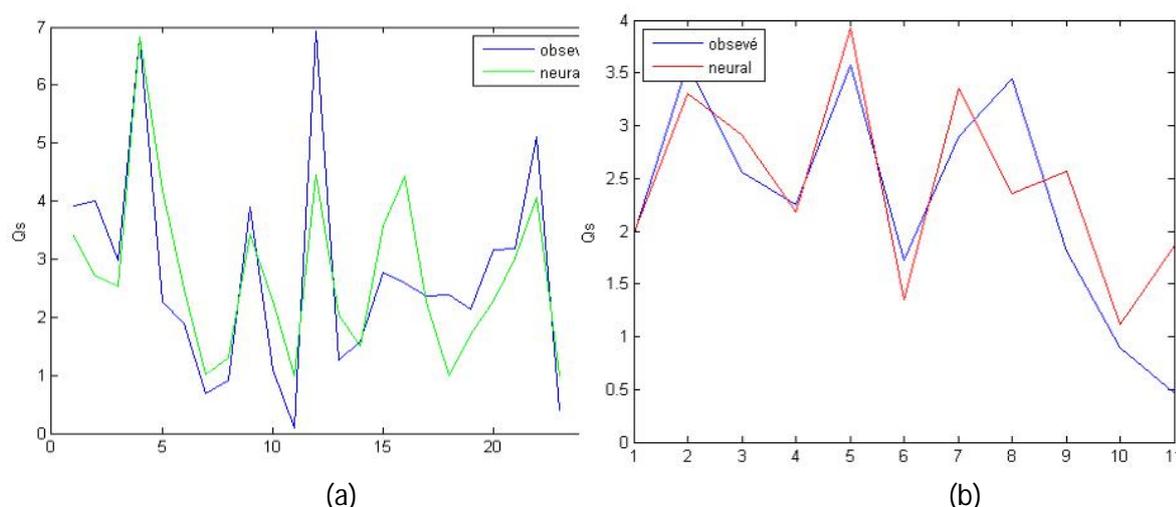
**Figure V. 1:** Simulation interannuelle au pas de temps annuel par le modèle linéaire Qs, QI (Calage (a) 23 années - Validation 11 années (b))

**Simulation du transport solide par Neuro-Flou (Qs, QI), avec 3 règles floues**



**Figure V. 2:** Simulation interannuelle au pas de temps annuel par le modèle Neuro-Flou (calage 23 années(a), validation 11 années (b))

### Simulation du transport solide par Réseaux de Neurones (Qs, Ql)



**Figure V. 3:** Simulation interannuelle Qs, Ql au pas de temps annuel par le modèle Réseau de Neurones (calage 23 années (a), validation 11 années(b))

#### Interprétation des résultats (Qs, Ql):

D'après le Tableau V.1, on remarque qu'en période de calage les critères d'évaluation du modèle de régression sont mauvais, en effet, le Nash ne dépasse pas les 35 % et un RSR dépassant la valeur satisfaisante qui est 0,7 et un critère du PBIAS qui sous-estime ou surestime le modèle avec un coefficient de détermination est très faible.

La Figure V.1 (a) explique bien les résultats obtenus vu que les pics sont mal reproduits.

Le modèle neuro-flou donne des résultats satisfaisants, que ça soit pour le Nash ou pour le RSR, de même que pour le coefficient de détermination ainsi que le PBIAS. La Figure V.2 (a) illustre les résultats obtenus en remarquant que le modèle reproduit moyennement l'allure de la série observée en calage mais n'arrive pas à reproduire les pics.

Par ailleurs, le modèle réseau de neurones a donné des résultats meilleurs et qui sont plus au moins acceptables, comme on peut le voir aussi sur la Figure V.4 (a) où les pics ont la même allure mais ils ne sont pas reproduits correctement.

En ce qui concerne la période de validation, les modèles de régressions et de neuro-flou leurs résultats sont médiocres, le Nash varie respectivement entre 15 % et 30 % avec un RSR de 0,9 et un PBIAS qui surestime le modèle, ainsi que le  $R^2$  qui est respectivement de 19 % à 51 %. De plus, les Figures (V.1 (b) et V.2 (b)) explicitent bien les résultats en remarquant que les courbes ne sont pas du tout reproduites.

Quant au modèle réseaux de neurones les résultats obtenus sont satisfaisants avec un pouvoir prédictif supérieur à 50 %, un RSR ne dépassant pas les 0,7 et un PBIAS qui surestime les valeurs. Selon la Figure V.3 (b) les valeurs du débit solide reproduites sont tantôt surestimées, tantôt sous-estimées.

Les quatre critères n'étant pas satisfaits, on peut dire que pour le pas de temps annuel à cette échelle est à rejeter pour les modèles de régression et neuro-flou car ils n'arrivent pas à reproduire la relation qui lie le débit liquide au débit solide.

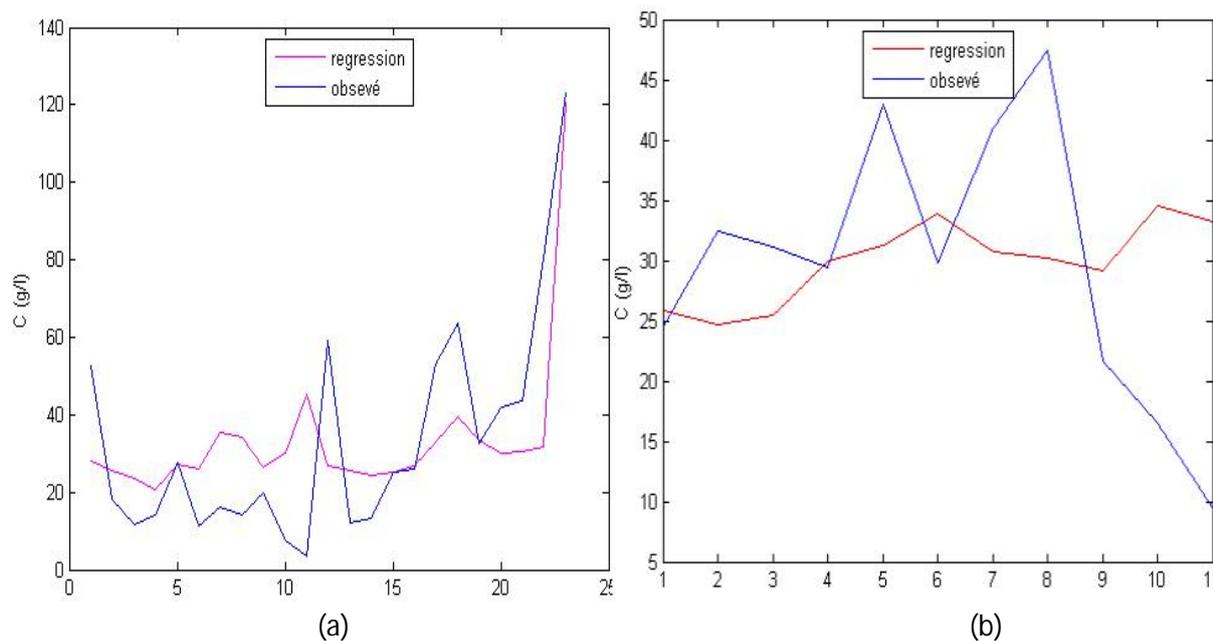
Nous avons obtenu des résultats acceptables pour le modèle réseaux de neurones comparés aux deux autres modèles.

L'application des trois modèles nous donne les résultats suivants pour la partie (C, QI):

**Tableau V. 2:** Critères d'évaluation pour les trois modèles (C, QI), pour la série Calage-Validation au pas de temps annuel

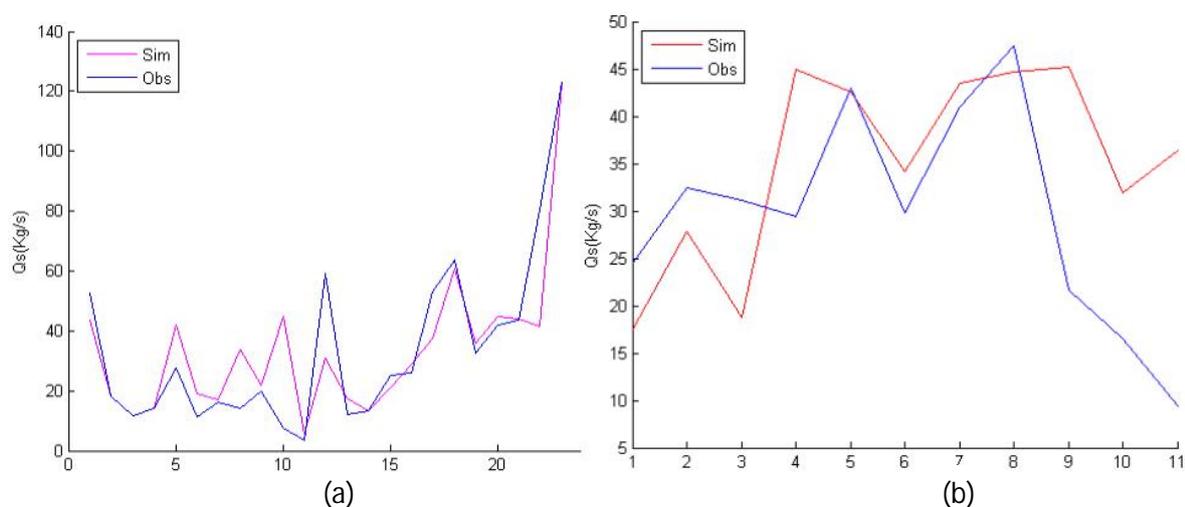
		Régression	Neuro-Flou	Réseaux Neurones
Calage	NASH (%)	48,48	73,17	31.2628
	RSR	7,53 <sup>E</sup> -5	0,51	0.8109
	PBIAS (%)	-4,62 <sup>E</sup> -15	-0,0033	10,6391
	R <sup>2</sup> (%)	48,48	73,19	34,02
validation	NASH (%)	-22,62	-54,0909	-62.9055
	RSR	1,056	1,1836	1.2169
	PBIAS (%)	-0,7739	-18,7	-2,5796
	R <sup>2</sup> (%)	5,3	8,67	15,40

**Simulation du transport solide par régression (C, QI)**



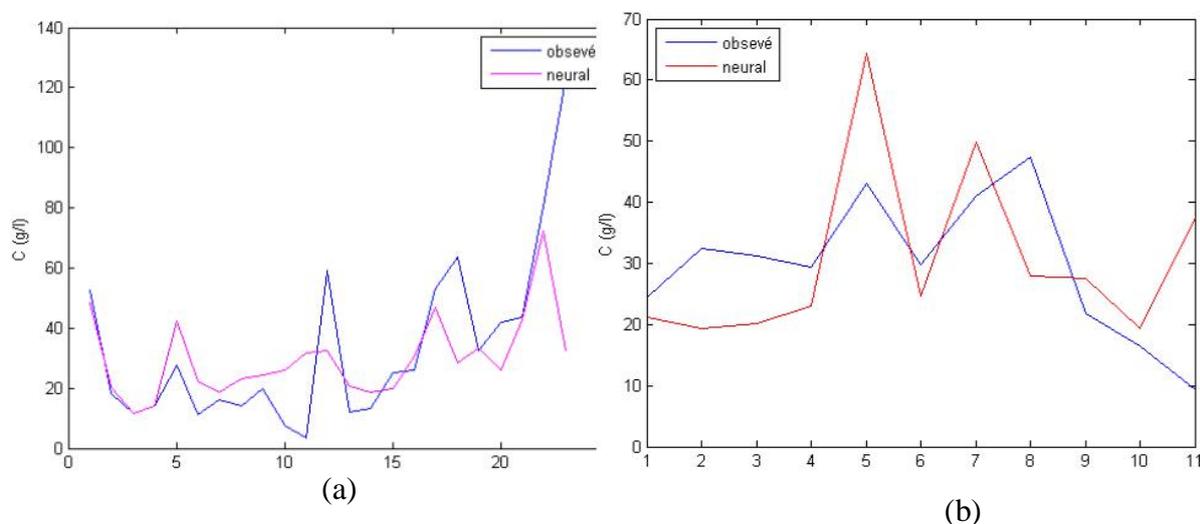
**Figure V. 4:**Simulation interannuelle au pas de temps annuel par le modèle de puissance C, QI (Calage (a) 23 années - Validation (b) 11 années)

### Simulation du transport solide par Neuro-Flou (C, QI), avec 9 règles floues



**Figure V. 5:** Simulation interannuelle au pas de temps annuel par le modèle neuro-flou C, QI (calage 23 années (a), validation 11 années(b))

### Simulation du transport solide par Réseaux de Neurones (C, QI)



**Figure V. 6:** Simulation interannuelle au pas de temps annuel par le modèle réseaux de neurones C, QI (calage 23 années (a), validation 11 années(b))

#### Interprétation des résultats (C, QI):

Selon le Tableau V.2, les résultats obtenus pour les trois modèles sont médiocres en période de calage ainsi qu'en période de validation, à l'exception du modèle neuro-flou où l'on obtient en période d'apprentissage des résultats satisfaisant avec un Nash qui dépasse les 73 %, un RSR inférieur à 0,6 et un coefficient de détermination d'une grandeur supérieur à 73 %. Par ailleurs, les Figures (V.4, V.5, V.6) montrent que les valeurs simulées ne sont pas reproduites et ne suivent pas du tout l'allure du graphe à l'exception du modèle neuro-flou en période

d'apprentissage mais les pics sont surestimés pour les valeurs de concentration inférieure à 40 g/l et sous-estimés pour les valeurs supérieures à cette valeur.

En conclusion, le pas annuel à clustérisation interannuelle pour la relation concentration – débit liquide est à exclure pour les trois modèles du fait que les critères d'évaluation ne sont pas satisfaisants.

➤ Pas de temps journalier

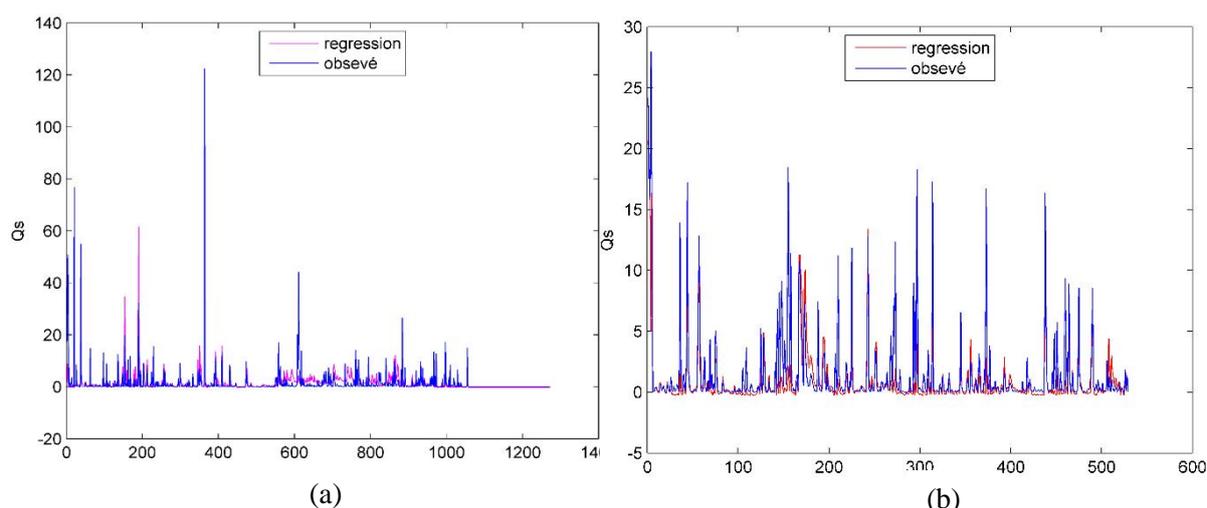
Pour ce pas de temps nous avons utilisé toute la série de données, les couples (Qs, Ql) et (C, Ql) sont exprimés en moyenne journalière.

Les résultats présentés dans les tableaux suivants représentent les valeurs des différents critères d'évaluation.

**Tableau V. 3:** Critères d'évaluation pour les trois modèles (Qs, Ql), pour la série Calage-Validation à pas de temps journalier

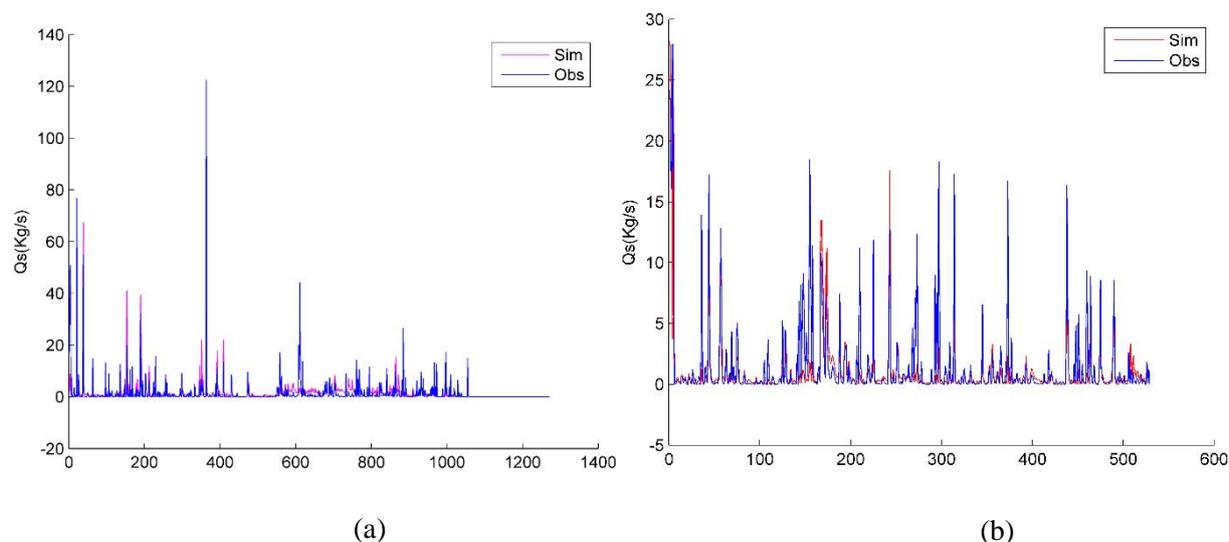
		Régression	Neuro-Flou	Réseaux Neuronnes
Calage	NASH (%)	40,8644	44,6149	25,2791
	RSR	0,76959205	0,7439	0,7896
	PBIAS (%)	-1,84E-13	-9,76E-05	-19,8707
	R <sup>2</sup> (%)	40,77	44,61	38,1
validation	NASH (%)	53,8806	48,9053	52,01
	RSR	0,6785	0,7141	0,7
	PBIAS (%)	40,0443	2,96E+01	21,6
	R <sup>2</sup> (%)	56,94	51,37	53,41

**Simulation du transport solide par régression (Qs, Ql)**



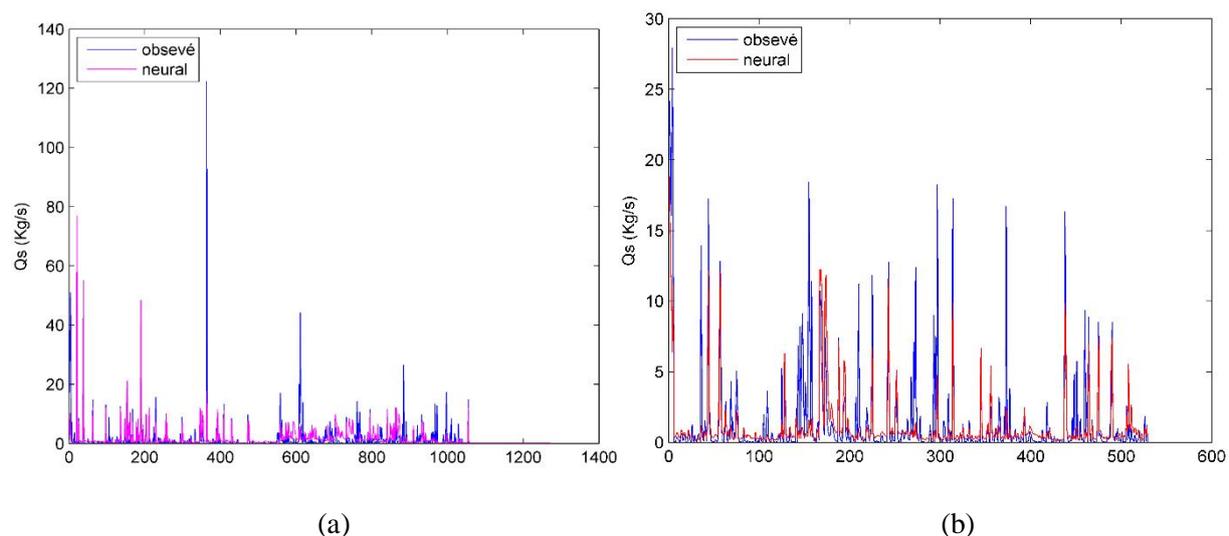
**Figure V. 7:** Simulation interannuelle au pas de temps journalier par un modèle de puissance Qs, Ql (calage 1057 jours (a), validation 529 jours(b))

### Simulation du transport solide par Neuro-Flou (Qs, QI), avec 3 règles floues



**Figure V. 8:** Simulation interannuelle au pas de temps journalier par le modèle neuro-flou Qs, QI (calage 1057 jours (a), validation 529 jours(b))

### Simulation du transport solide par Réseaux de Neurones (Qs, QI)



**Figure V. 9:** Simulation interannuelle au pas de temps journalier par le modèle réseaux de neurones Qs, QI (calage 1057 jours (a), validation 529 jours(b))

### Interprétation des résultats (Qs, QI):

Les résultats obtenus au pas de temps journalier sont mauvais pour les trois modèles, plus particulièrement en période d'apprentissage où aucun critère n'a été satisfait comme le montre le Tableau V.3 ainsi que les Figures (V.7, V.8, V.9) où l'on voit les pics et l'allure des graphes qui ne sont pas reproduits.

Néanmoins, en période de validation le modèle empirique et les réseaux de neurones ont donné des résultats moyens avec un Nash dépassant les 50 % et l'erreur au-dessous de 0,7 mais un PBIAS tantôt sous-estimant, tantôt surestimant les valeurs. De plus le coefficient de

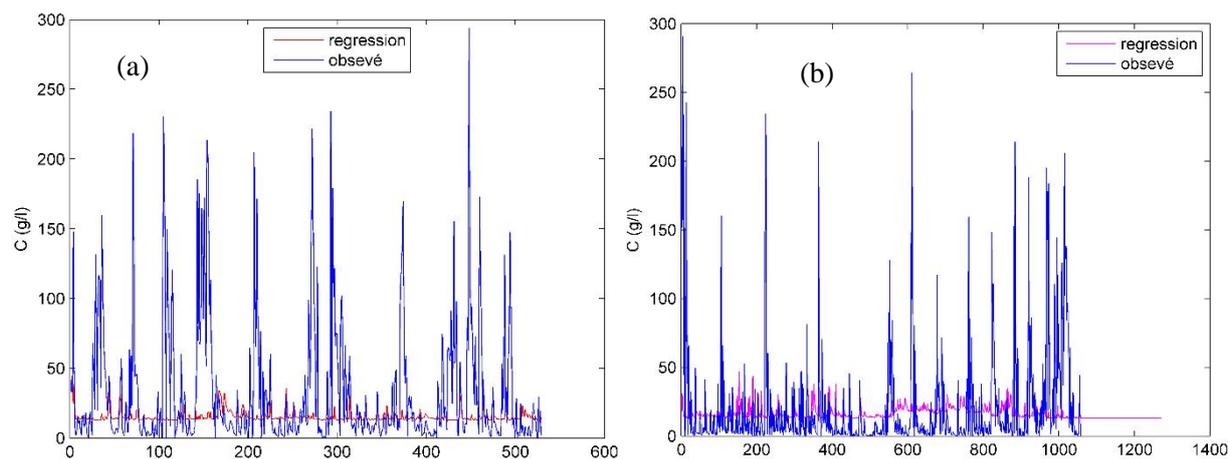
détermination est supérieur à 50 % pour les trois modèles, ce qui est assez moyen comme le montre la Figure V.7 pour le modèle empirique.

Les résultats obtenus pour la partie (C,QI) sont résumés dans le tableau suivant :

**Tableau V. 4:** Critères d'évaluation pour les trois modèles (C, QI), pour la série Calage-Validation à pas de temps journalier

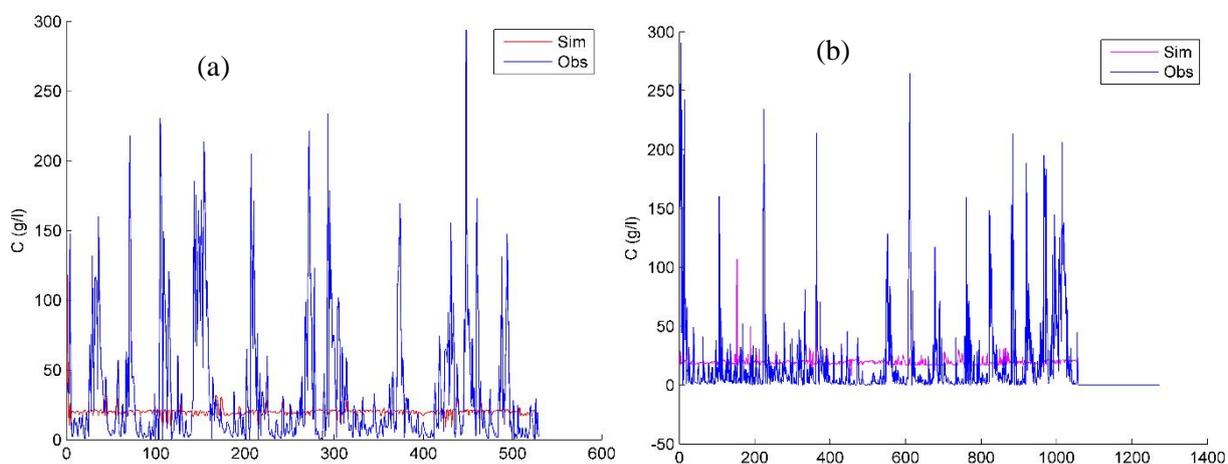
		Régression	Neuro-Flou	Réseaux Neurones
Calage	NASH (%)	1,7643	6,3667	0,22
	RSR	0,992	0,9673	0,9985
	PBIAS (%)	3,51E-13	-5,64E-04	-16,25
	R <sup>2</sup> (%)	1,76	6,37	0,82
validation	NASH (%)	-14,0812	-8,2469	-8,18
	RSR	1,0671	1,0394	1,04
	PBIAS (%)	52,4136	3,76E+01	38,93
	R <sup>2</sup> (%)	0,08	1,33E-03	7,26E-02

**Simulation du transport solide par régression (C, QI)**



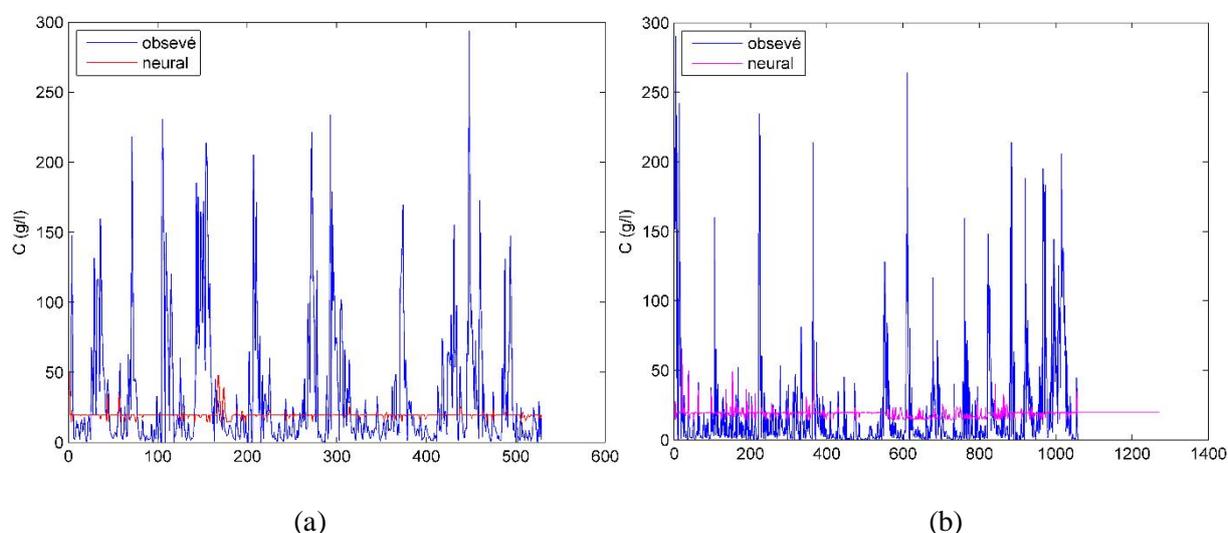
**Figure V. 10:** Simulation interannuelle à pas de temps journalier par le modèle polynomiale C, QI (validation 529 jours (a), calage 1057jours (b))

**Simulation du transport solide par Neuro-Flou (C, QI), avec 7 règles floues**



**Figure V. 11:** Simulation interannuelle à pas de temps journalier par le modèle neuro-flou C, QI (validation 529 jours (a), calage 1057 jours(b))

### Simulation du transport solide par Réseaux de Neurones (C, QI)



**Figure V. 12:** Simulation interannuelle à pas de temps journalier par le modèle réseaux de neurones C, QI (validation 529 jours (a), calage 1057 jours (b))

### Interprétation des résultats (C, QI):

Les différents critères d'évaluations sont jugés insatisfaisants vu qu'ils n'atteignent pas les seuils de performance. Ainsi le pas de temps journalier est à rejeter.

En conclusion, la clustérisation interannuelle au pas de temps journalier, dans ce cas les modèles élaborés sont à exclure.

- Pas de temps mensuel

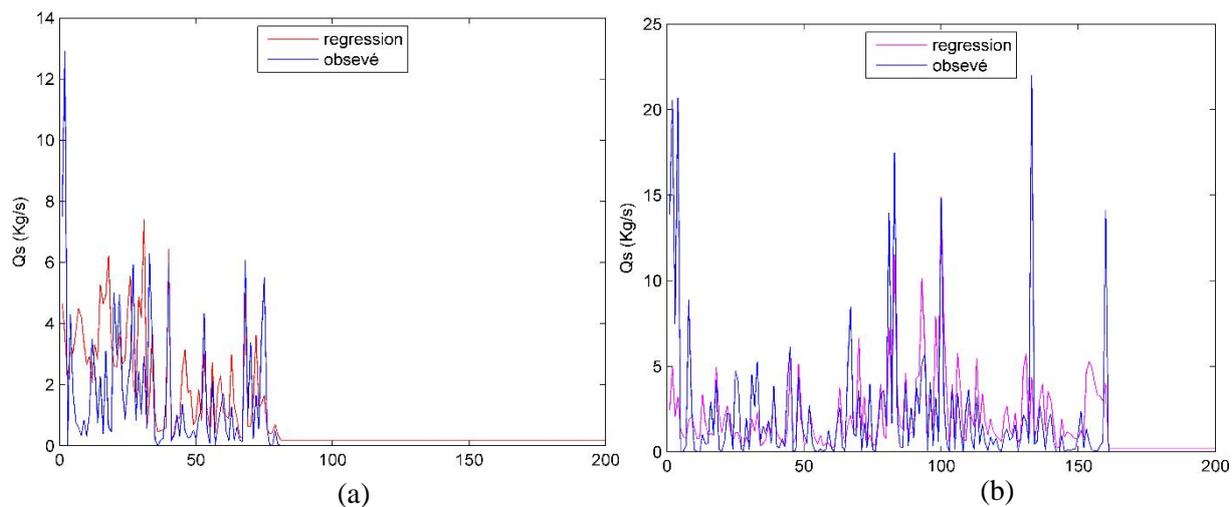
Dans cette partie, la série de données utilisée des couples (Qs, QI) et (C, QI) est exprimée en moyenne mensuelle.

Les Tableaux ci-dessous représentent les valeurs des différents critères d'évaluation utilisés dans le cadre de cette étude.

**Tableau V. 5:** Critères d'évaluation pour les trois modèles (Qs, QI), pour la série calage-Validation au pas de temps mensuel

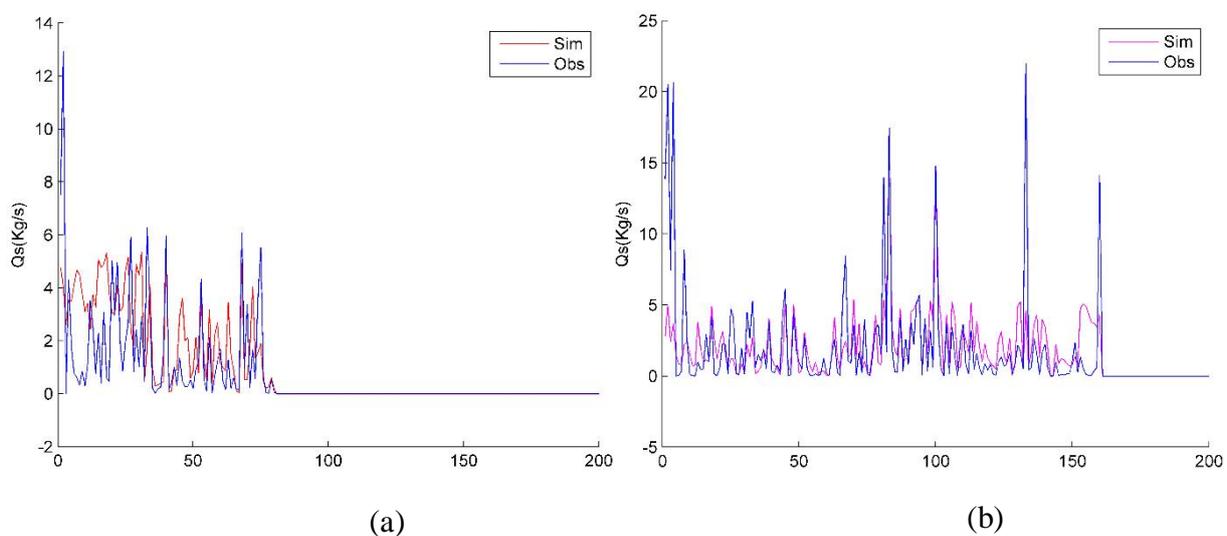
		Régression	Neuro-Flou	Réseaux Neurones
Calage	NASH (%)	34,5016	37,8901	-12,2
	RSR	0,8134	0,7861	0,81
	PBIAS (%)	3,04E-14	-1,54E-04	19,0683
	R <sup>2</sup> (%)	34,5	37,89	35,89
validation	NASH (%)	24,1722	25,6275	39,26
	RSR	0,86124	0,8602	0,7774
	PBIAS (%)	-48,3742	-3,63E+01	8,0834
	R <sup>2</sup> (%)	37,71	40,06	40,67

**Simulation du transport solide par régression (Qs, QI)**



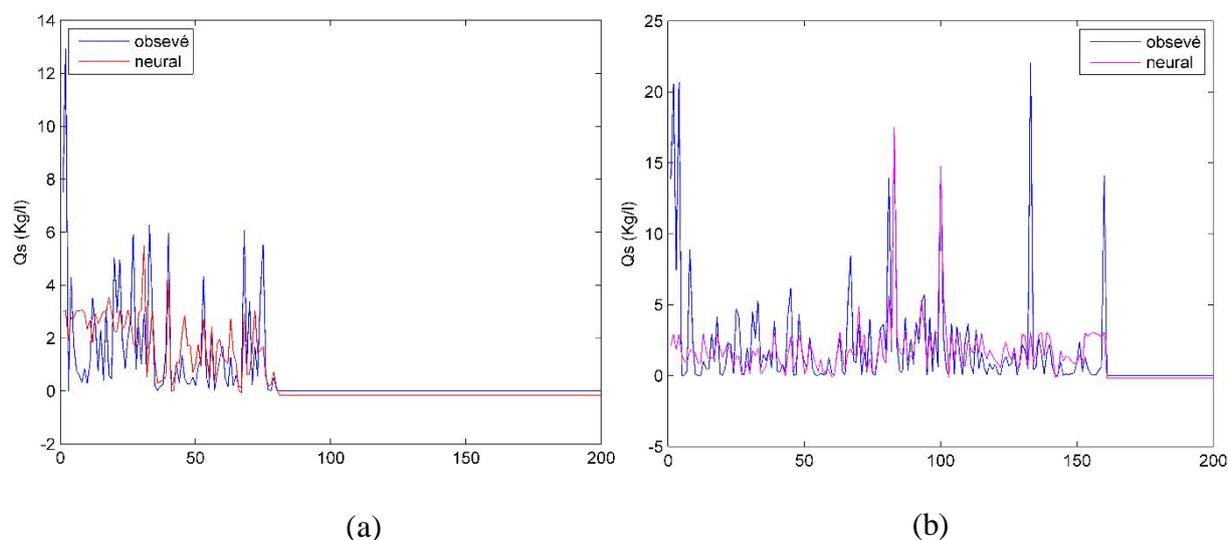
**Figure V. 13:** Simulation interannuelle à pas de temps mensuel par le modèle polynomial Qs, QI (validation 80 mois, calage 160 mois (b))

**Simulation du transport solide par Neuro-Flou (Qs, QI), avec 3 règles floues**



**Figure V. 14:** Simulation interannuelle à pas de temps mensuel par le modèle neuro-flou Qs, QI (validation 80 mois (a), Calage 160 mois(b))

### Simulation du transport solide par Réseaux de Neurones (Qs, Ql)



**Figure V. 15:** Simulation interannuelle à pas de temps mensuel par le modèle réseaux de neurones Qs, Ql (validation 80 mois (a), calage 160 mois (b))

#### Interprétation des résultats (Qs, Ql):

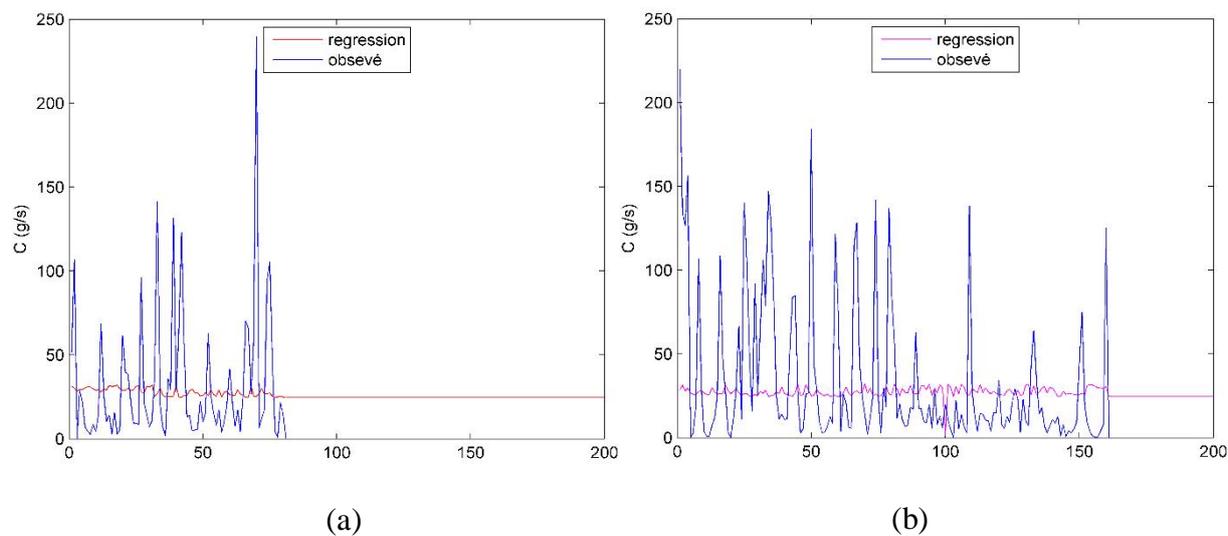
D'après les résultats du Tableau V.5 aucun critère d'évaluation ne présente un intérêt significatif que ce soit pour le calage ou la validation. Les Figures (V.13, V.14, V.15) confirment les mauvais résultats puisqu'on remarque que ni les pics ni l'allure ne sont reproduits. Les trois modèles élaborés dans ce cas pour le pas de temps mensuel sont à l'écart de l'étude.

Les résultats des critères d'évaluation pour la partie (C, Ql) sont résumés dans le tableau ci-dessous :

**Tableau V. 6:** Critères d'évaluation pour les trois modèles (C, Ql), pour la série Calage-Validation au pas de temps mensuel

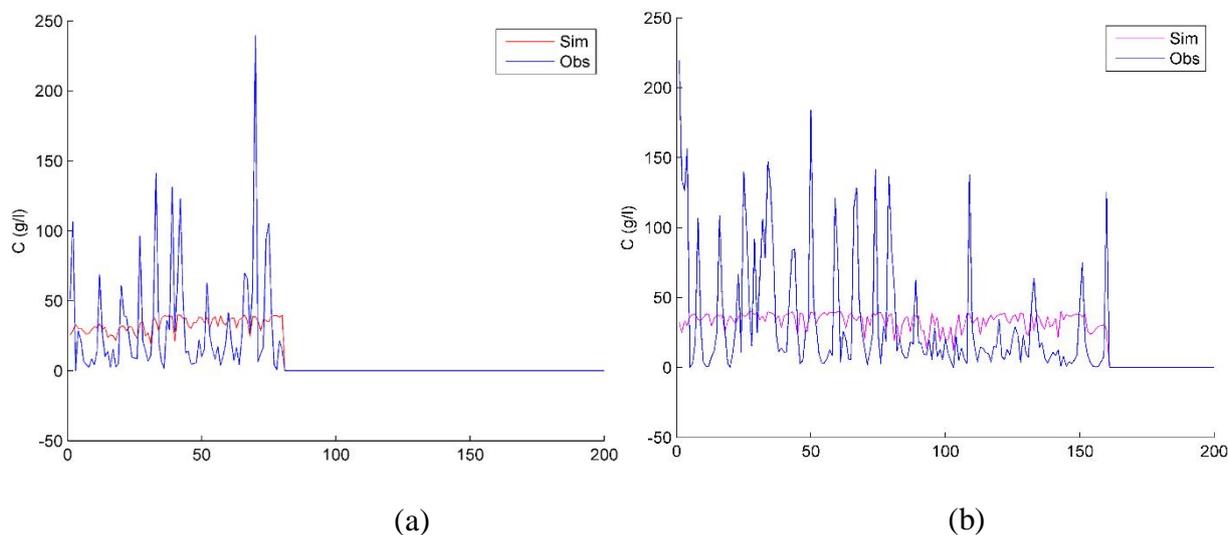
		Régression	Neuro-Flou	Réseaux Neurones
Calage	NASH (%)	0,5158	12,6072	-19,3378
	RSR	1,0025	0,9325	1,0937
	PBIAS (%)	2,00E-15	3,47E-04	-29,75
	R <sup>2</sup> (%)	0,52	12,61	2,14
validation	NASH (%)	-16,5096	31,976	-132,5576
	RSR	1,0767	0,8227	1,5583
	PBIAS (%)	-102,3743	-2,63E+00	-230,95
	R <sup>2</sup> (%)	5,74	31,99	10,94

**Simulation du transport solide par régression (C, QI)**



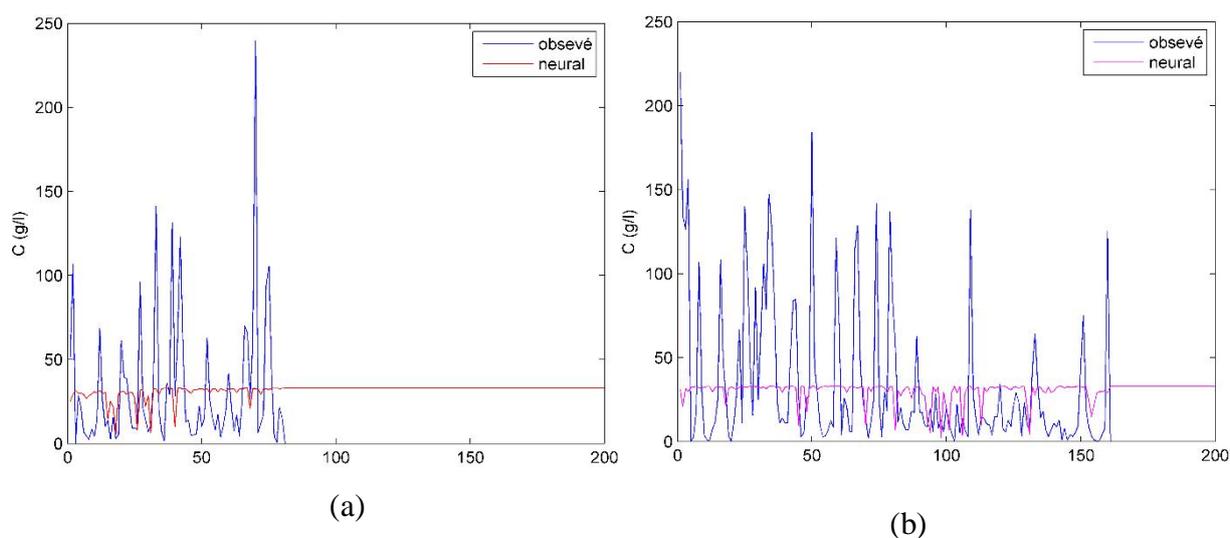
**Figure V. 16:** Simulation interannuelle à pas de temps mensuel par le modèle polynomial C, QI (validation 80 mois (a), calage 160 mois (b))

**Simulation du transport solide par Neuro-Flou (C, QI), avec 3 règles floues**



**Figure V. 17:** Simulation interannuelle à pas de temps mensuel par le modèle neuro-flou C, QI (validation 80 mois (a), calage 160 mois (b))

### Simulation du transport solide par Réseaux de Neurones (C, QI)



**Figure V. 18:** Simulation interannuelle à pas de temps mensuel par le modèle réseaux de neurones C, QI (validation 80 mois (a), calage 160 mois (b))

#### Interprétation des résultats (C, QI):

Nous avons les mêmes résultats et constatations pour les modèles représentant la concentration et le débit liquide. Donc ces modèles sont à rejeter aussi.

#### Conclusion des interprétations

A travers cette première partie de résultats. On peut dire que la corrélation entre la concentration des MES et le débit liquide est très médiocre comparée à celle obtenue entre le débit solide et le débit liquide pour les différents pas de temps étudiés, ce qui nous amène à l'exclure de notre étude.

Dans ce qui suit, nous allons adopter la variable débit solide-débit liquide et ce au pas de temps journalier pour toute l'étude du phénomène pour les trois modèles. La simulation des débits solides en suspension au pas de temps journalier présente un grand intérêt du fait qu'elle permet d'anticiper l'évolution de l'envasement des barrages à partir des données hydrométriques journalières.

##### V.3.2. Clustérisation saisonnière

Nous allons travailler avec deux approches la première concernera les quatre saisons et la seconde va porter sur deux saisons l'une humide et l'autre sèche.

Les saisons adoptées sont :

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

Les mois constituant les saisons humide et sèche sont :

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

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

➤ La saison d'hiver

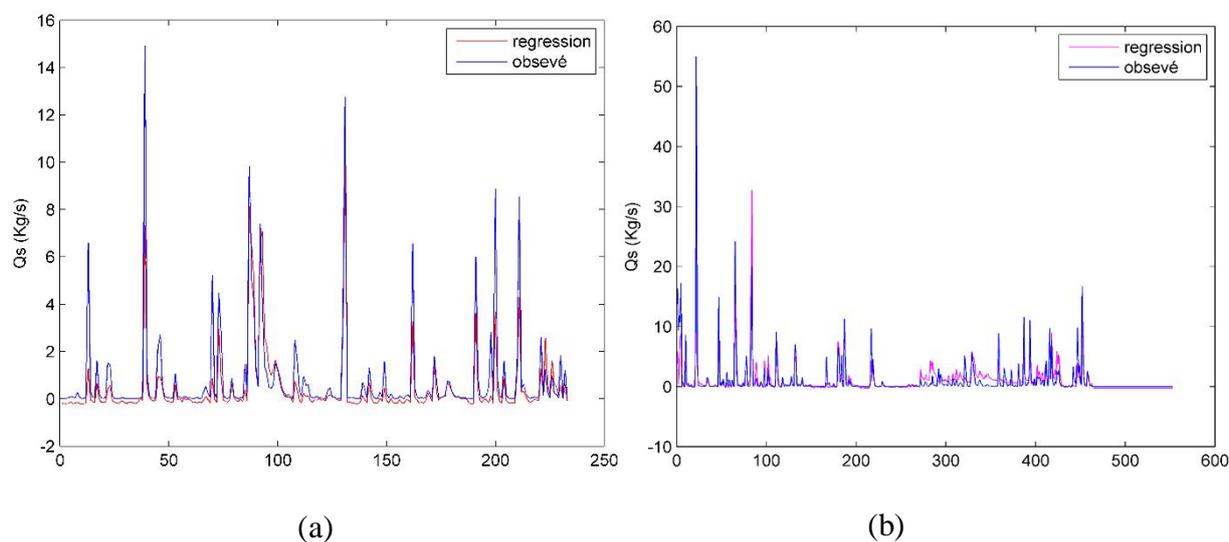
Dans ce qui suit, nous allons présenter les résultats de la saison d'hiver. Les résultats des autres saisons seront présentés en annexe A.

Les résultats obtenus sont résumés dans le tableau suivant :

**Tableau V. 7:** Critères d'évaluation pour les trois modèles pour la série Calage-Validation pour la saison d'hiver

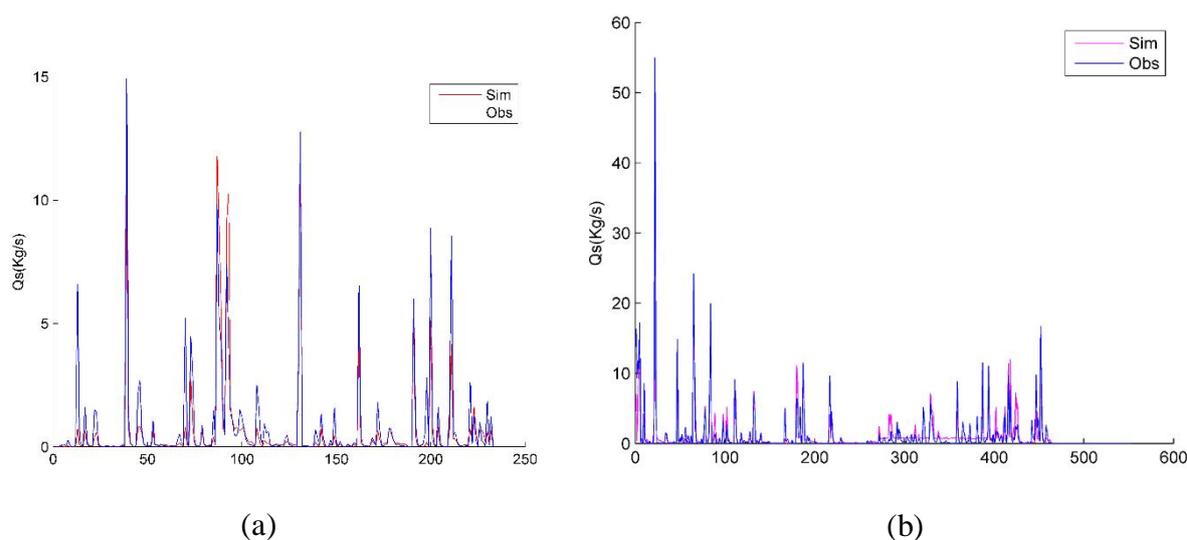
		Régression	Neuro-Flou	Réseaux Neurones
Calage	NASH (%)	80,8699	75,7581	85,22
	RSR	0,4382	0,3338	0,38
	PBIAS (%)	-3,12E-13	-0,0014	16,96
	R <sup>2</sup> (%)	80,87	76,81	85,45
validation	NASH (%)	73,1409	88,8366	75,27
	RSR	0,5171	0,4913	0,496
	PBIAS (%)	44,1679	23,9593	-11,65
	R <sup>2</sup> (%)	78,79	88,84	76,37

### Simulation du transport solide par régression



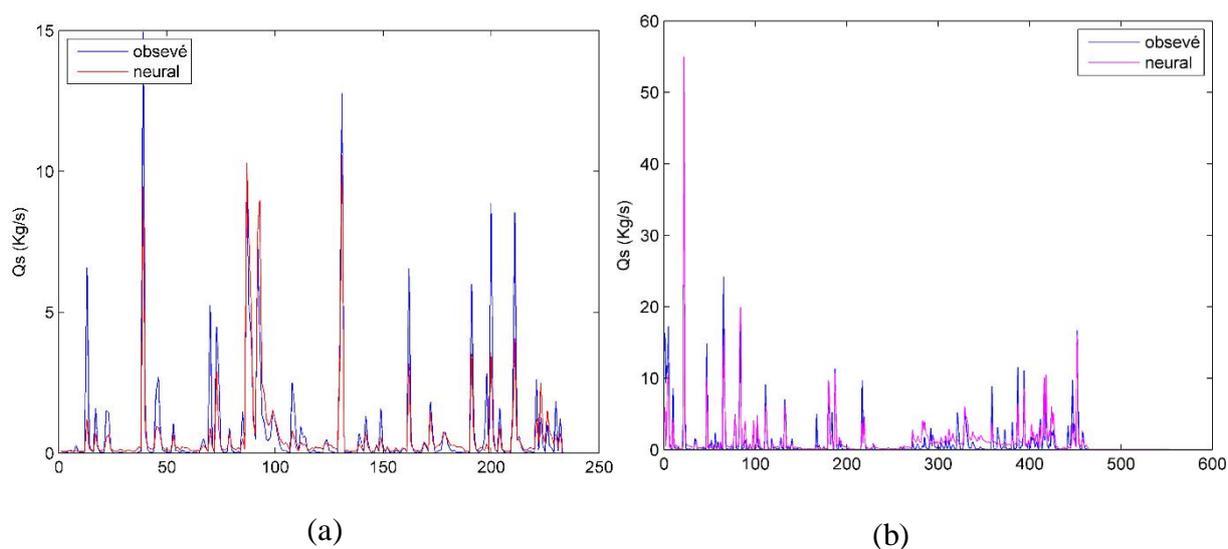
**Figure V. 19:** Simulation de la saison d'hiver par le modèle polynomial (validation 233 jours (a), calage 465 jours (b))

### Simulation du transport solide par Neuro-Flou (9 règles floues)



**Figure V. 20:** Simulation de la saison d'hiver par le modèle neuro-flou (validation 233 jours (a), calage 465 jours (b))

### Simulation du transport solide par Réseaux de Neurones



**Figure V. 21:** Simulation de la saison d'hiver par le modèle réseaux de neurones (validation 233 jours (a), calage 465 jours (b))

### Interprétation des résultats :

Les résultats obtenus pour la saison d'hiver sont très satisfaisants comme le montre le Tableau V.7 où le Nash est compris entre 75 % et 85 % en période de calage et entre 73 % et 88 % en période de validation, concernant l'erreur, elle est en générale inférieure à 0,5 ce qui est jugé acceptable. Par comparaison des résultats des trois modèles on peut dire que ceux obtenus par le neuro flou sont jugés les meilleurs en période de calage et de validation.

D'après les Figures (V.19 (a), V.20 (a), V.21 (a)), on remarque que le modèle empirique reproduit mal les pics et l'allure du phénomène contrairement au modèle neuro flou où celle-ci est bien reproduite.

Après analyse des résultats obtenus pour les quatre saisons nous avons remarqué que les meilleurs sont ceux des saisons d'hiver et du printemps, elle s'explique par le fait que les mois de ces saisons sont ceux qui participent le plus au transport solide

➤ La saison humide

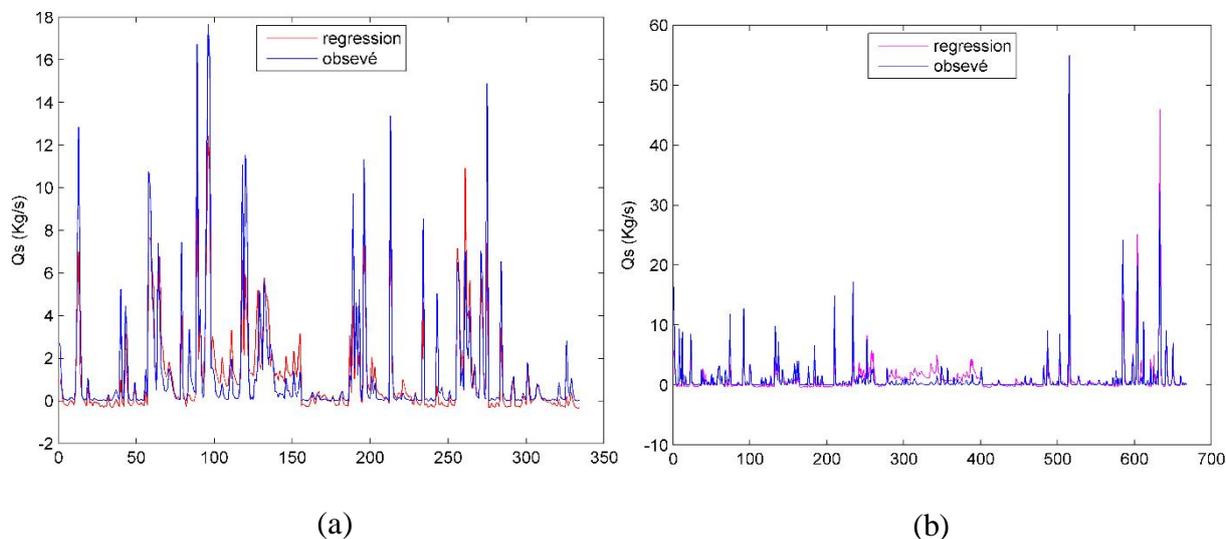
Les résultats obtenus sont résumés dans le tableau suivant :

Les résultats de la saison sèche seront présentés en annexe A.

**Tableau V. 8:** Critères d'évaluation des trois modèles pour la série Calage-Validation pour la saison humide

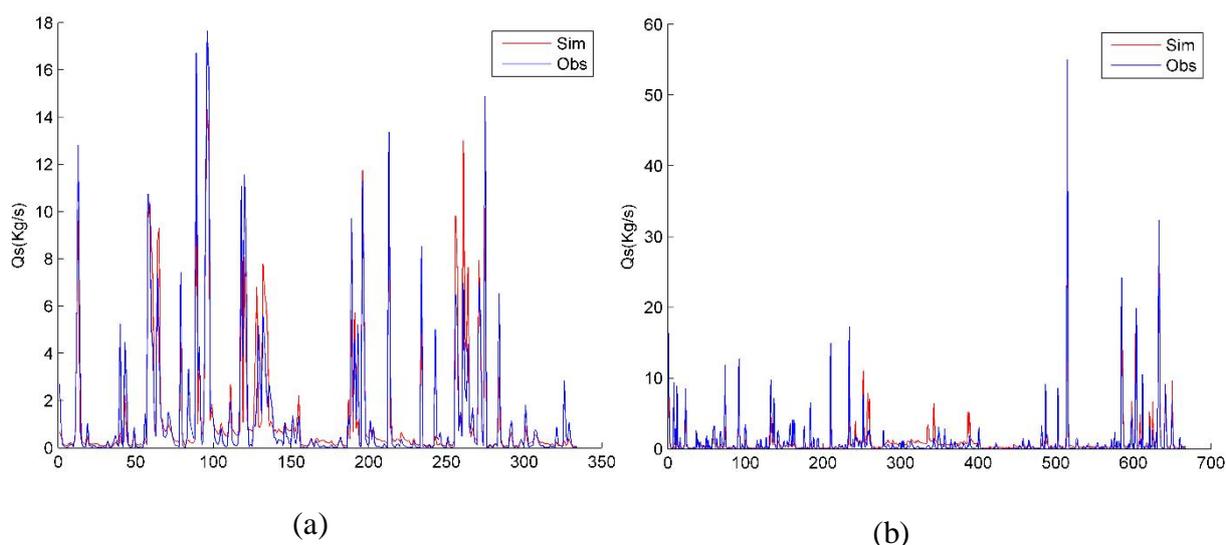
		Régression	Neuro-Flou	Réseaux Neurones
Calage	NASH (%)	75,67	86,03	85,94
	RSR	0,49399283	0,3735	0,37
	PBIAS (%)	2,22E-14	-7,06E-04	3,64
	R <sup>2</sup> (%)	75,6	86,03	85,99
validation	NASH (%)	78,0846	81,1801	82,04
	RSR	0,4674	0,4332	0,42
	PBIAS (%)	15,164	3,27	8,12
	R <sup>2</sup> (%)	80,39	81,27	82,22

### Simulation du transport solide par régression



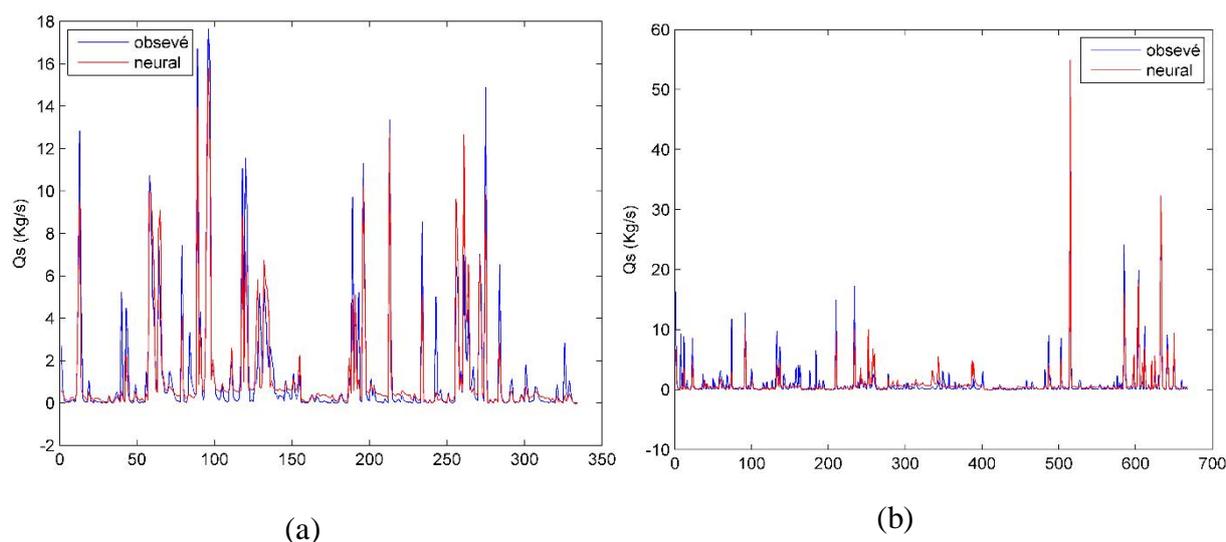
**Figure V. 22:** Simulation de la saison humide par le modèle polynomial (validation 233 jours (a), calage 465 jours (b))

### Simulation du transport solide par Neuro-Flou (3 règles floues)



**Figure V. 23:** Simulation de la saison humide par le modèle neuro-flou (validation 233 j (a), calage 465 j (b))

### Simulation du transport solide par Réseaux de Neurones



**Figure V. 24:** Simulation de la saison humide par le modèle réseau de neurones (validation 233 jours (a), calage 465 jours (b))

### Interprétation des résultats :

Les résultats obtenus par la saison humide sont très satisfaisant comme le montre le Tableau V.8, tous les critères d'évaluation sont satisfaits pour les trois modèles, sauf pour le PBIAS qui tantôt surestime ou sous-estime les valeurs simulées. Ces résultats sont confirmés par les Figures (V.22 (a), V.23 (a), V.24 (a)) où on voit bien que les allures sont bien reproduits mais qu'il y a à chaque fois soit une surestimation ou une sous-estimation des valeurs simulées.

Avec la saison sèche nous avons obtenus des résultats médiocres en période de validation et acceptable en période d'apprentissage et surtout pour le modèle neuro-flou où le Nash dépasse les 83 %. La détérioration de ces résultats est peut-être due à l'irrégularité des apports pour ces deux saisons.

## V.3.3. Clustérisation mensuelle

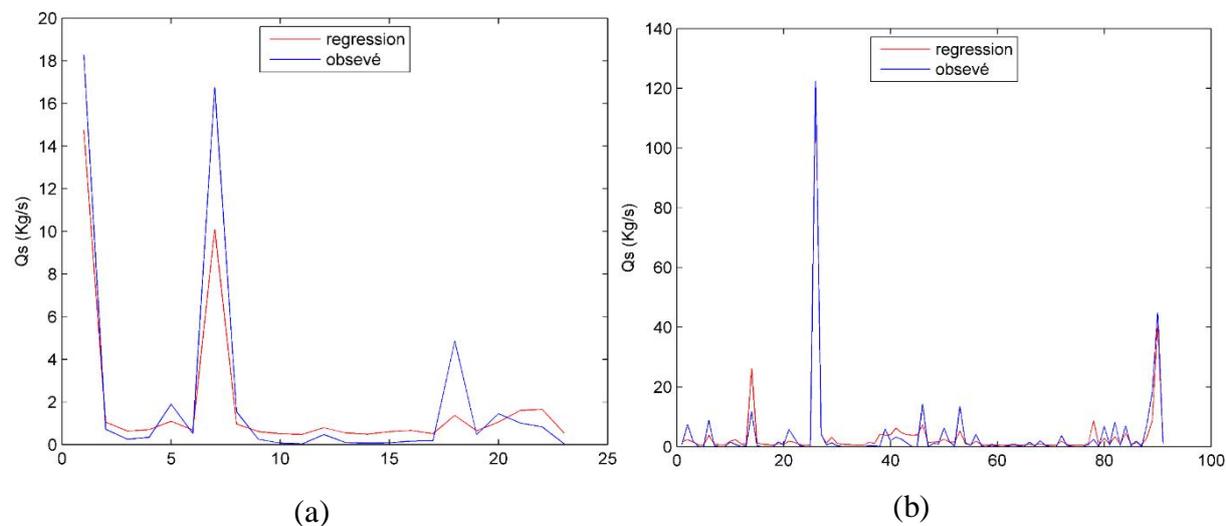
Dans cette partie, nous avons traité les données par mois séparément. Nous allons présenter seulement les résultats du mois de Septembre, les résultats des autres mois seront donnés en annexe B.

Les résultats obtenus sont résumés dans le tableau suivant :

**Tableau V. 9:** Critères d'évaluation des trois modèles pour la série Calage-Validation pour le mois de Septembre

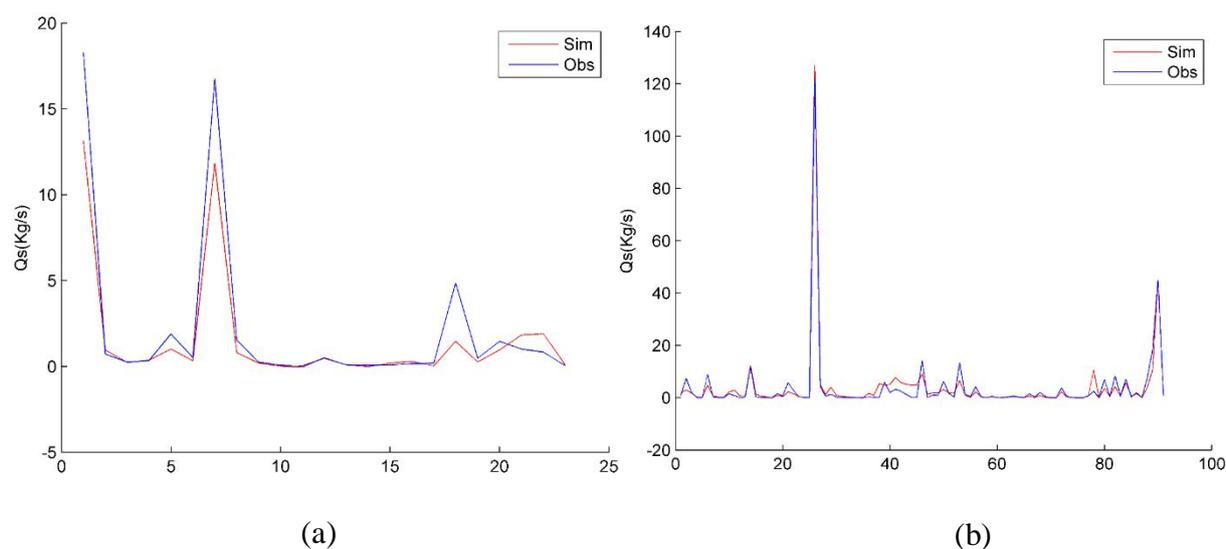
		Régression	Neuro-Flou	Réseaux Neurones
Calage	NASH (%)	95,7329	97,1682	97,37
	RSR	0,2089	0,1674	0,1612
	PBIAS (%)	6,00E-14	-1,3268	-0,05
	R <sup>2</sup> (%)	95,73	97,27	97,37
validation	NASH (%)	86,3511	87,826	92,81
	RSR	0,3613	0,3412	0,2623
	PBIAS (%)	16,5931	2,76E+01	8,6959
	R <sup>2</sup> (%)	94,80	97,28	93,1

## Simulation du transport solide par régression



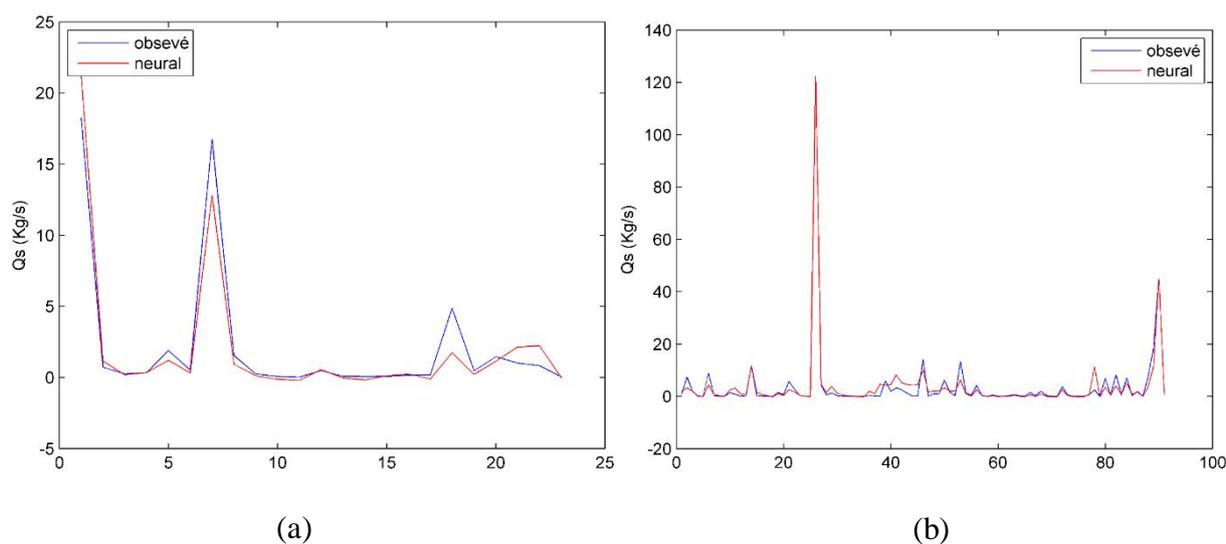
**Figure V. 25:** Simulation du mois de Septembre par le modèle polynomial (validation 23 jours (a), calage 91 jours (b))

### Simulation du transport solide par Neuro-Flou (3 règles floues)



**Figure V. 26:** Simulation du mois de Septembre par le modèle neuro-flou (validation 23 jours (a), calage 91 jours (b))

### Simulation du transport solide par Réseaux de Neurones



**Figure V. 27:** Simulation du mois de Septembre par le modèle réseaux de neurones (validation 23 jours (a), calage 91 jours (b))

### Interprétation des résultats :

Nous remarquons que d'après les résultats du Tableau V.9 que tous les critères d'évaluation sont très bons pour les trois modèles et que le modèle réseau de neurone est le meilleur que ce soit en calage ou en validation, avec un pouvoir prédictif supérieur à 97 % en calage et à 92 % en validation mais aussi l'erreur est admissible du fait qu'elle est inférieure à 0,3, par contre le PBIAS est positif en période de validation ce qui tend à sous-estimer les valeurs telle qu'on le remarque dans la Figure V.26 (a), où les pics ne sont pas atteints mais la tendance est bien reproduite. Toutefois le modèle est acceptable.

Le modèle Neuro-flou a donné des résultats très performants à l'échelle mensuelle (voir annexe B). En effet, en période d'apprentissage, le critère de Nash est souvent supérieur à 70 % sauf

pour le mois d'octobre où le critère est de 46 %. Le RSR ne dépasse 0,5 excepté le mois d'octobre qui dépasse 0,7. En période de validation, le critère de Nash est supérieur à 63 % sauf pour le mois de mai où il est négatif. Le RSR est relativement faible excepté pour le mois de mai où il atteint 5. Le coefficient de détermination pour la majorité des mois dépasse les 80 % à l'exception du mois de mai et d'octobre, ceci est peut-être dû à l'irrégularité des apports pour ces deux mois.

Nous avons regroupé le mois de Juin, Juillet et Août en un seul paquet pour le mois d'été car le nombre de crues observées n'est pas assez important vu que ce sont des mois secs.

On remarque donc, que pour les mois où la fluctuation journalière du débit solide est très importante, le modèle neuro-flou donne de meilleurs résultats des critères d'évaluation.

### Conclusion

L'utilisation des pas de temps mensuel et annuel donne des résultats médiocres, les modèles élaborés dans ce cas sont à rejeter. Physiquement ou bien même mathématiquement l'utilisation de la moyenne fait perdre une partie de l'information. En outre, plus le pas de temps est grand plus la valeur de la variable n'est pas significative (elle perd de son efficacité).

Au terme de cette analyse, la clustérisation jugée convenable est celle du mensuelle au pas de temps journalier où chaque mois est étudié séparément et ceci est justifié par le fait que chaque mois est caractérisé par un climat particulier. Ainsi nous sommes arrivés à conclure que le modèle Neuro-Flou est le meilleur à adopter pour reproduire la relation liant le débit solide avec le débit liquide au pas de temps journalier, en raison de sa grande robustesse dans la prédiction des systèmes non linéaires, de plus il a une capacité d'apprentissage et de validation très performante et par conséquent il présente des résultats très bons contrairement au modèle empirique.

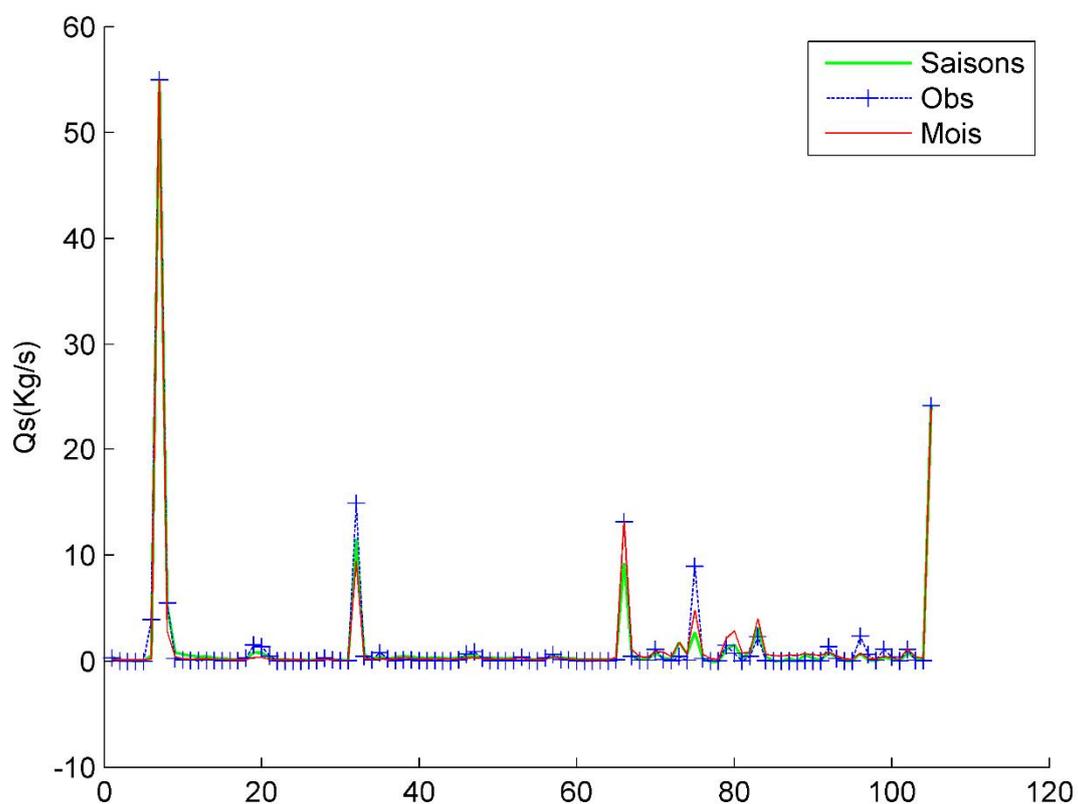
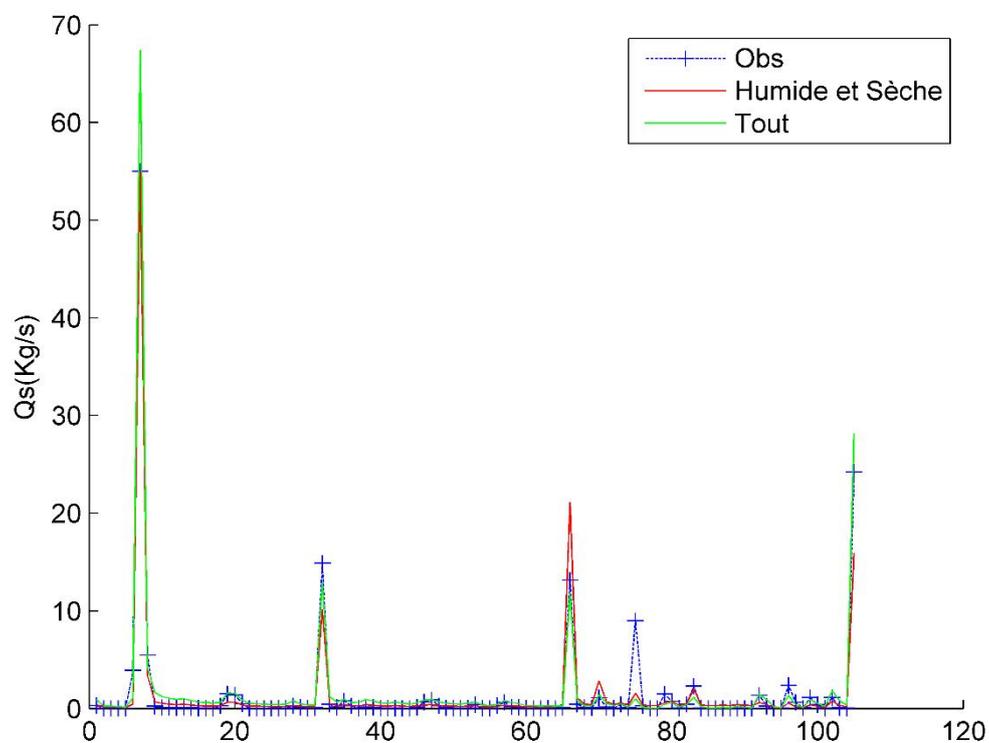
### V.4. Confirmation du modèle optimal

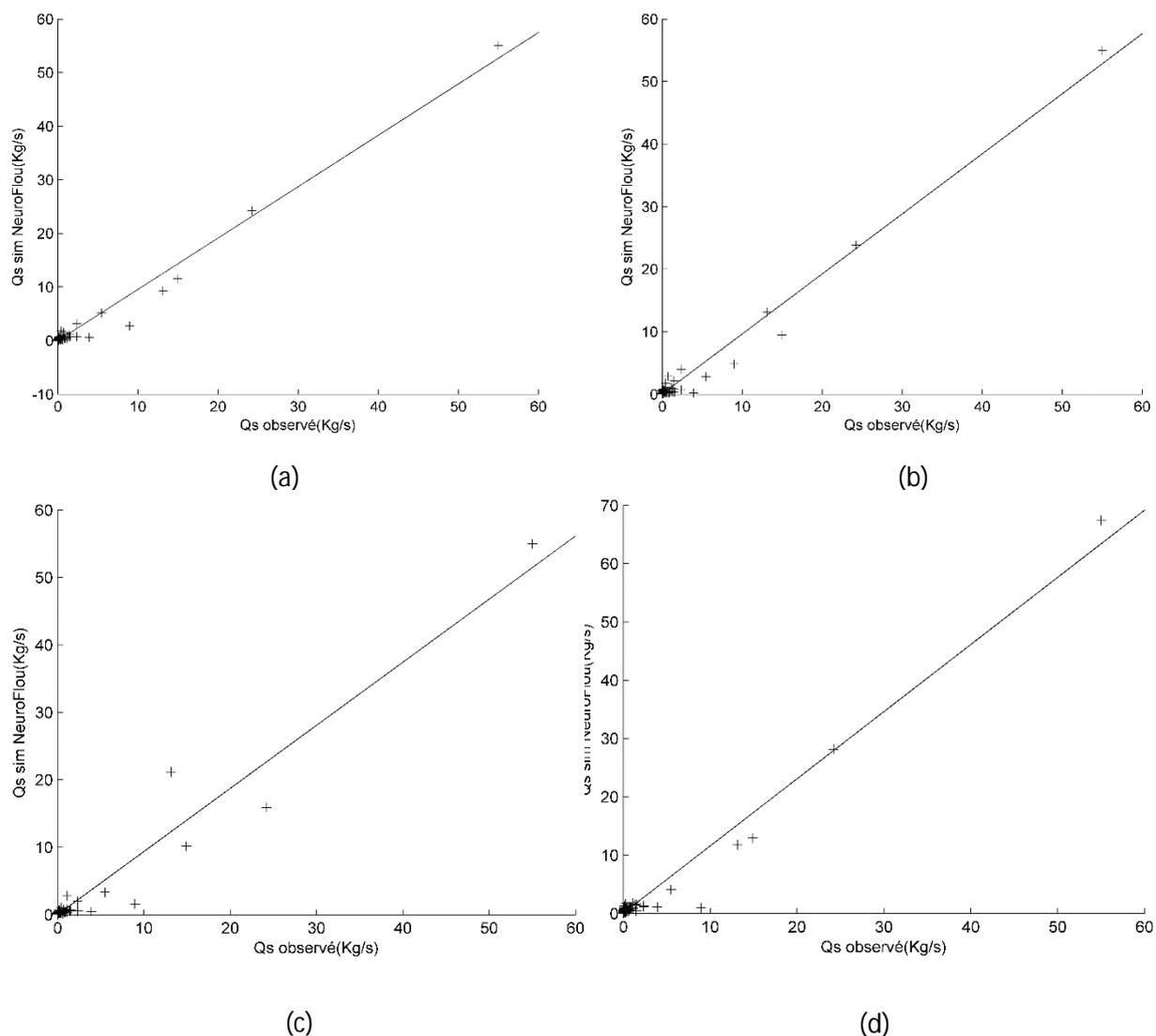
La confirmation du modèle Neuro-Flou se fait avec l'année 1972 qui a été choisi en raison de la taille de son échantillon mais aussi pour la régularité de ses valeurs.

Les modèles obtenus à différentes échelles ont fourni les résultats énumérés dans le tableau ci-dessous :

**Tableau V. 10:** Critères d'évaluation du modèle neuro-flou à différentes échelles pour la série confirmation

	Saisons	Humide-sèche	Mois	Interannuelle
NASH (%)	97,7	93,86	97,7	93,11
RSR	0,15	0,25	0,15	0,26
PBIAS (%)	5,75	5,95	1,64	-18,95
R <sup>2</sup> (%)	97,79	93,88	97,72	96,81

**Simulation du transport solide par Neuro-Flou****Figure V. 28:** Comparaison entre l'échelle saisonnière et mensuelle pour la série confirmation**Figure V. 29:** Comparaison entre l'échelle interannuelle et S. humide-sèche pour la série confirmation



**Figure V. 30:** Corrélation  $Q_s \text{ sim}$   $Q_s \text{ obs}$  pour, (a) saisons, (b) mois, (c) S. humide et sèche, (d) interannuelle

### Interprétation des résultats :

A partir du Tableau V.10 on remarque que tous les critères d'évaluation sont très bons, et la clustérisation qui donne les meilleurs résultats est belle et bien la clustérisation mensuelle ce qui confirme la conclusion précédente. Comme on peut le voir dans les Figures (V.28, V.29) le modèle neuro-flou à l'échelle mensuelle au pas de temps journalier reproduit bien les pics et suit l'allure du phénomène élaboré, de plus la Figure V.30 illustre très bien la corrélation qu'il y a entre le débit solide simulé et le débit solide observé, on remarque bien que la Figure V.30 (b) donne la meilleure corrélation.

### V.5. Application de la variable centrée et réduite

Concernant cette partie, nous avons gardé la même année de confirmation qui est l'année 1972 pour les mêmes raisons citées au paravent. En revanche, nous avons centrés et réduits nos données pour le modèle optimal à l'échelle mensuelle et saisonnière.

En statistique, une variable centrée réduite est une variable aléatoire dont on a modifié les valeurs afin de fixer sa moyenne et sa variance.

- **Centrer** une variable consiste à soustraire son espérance à chacune de ses valeurs initiales, soit retrancher à chaque donnée la moyenne. Elle constitue simplement un changement d'origine, qui place la moyenne de la distribution au point 0 de l'axe des abscisses.

En ce qui nous concerne, pour l'échelle mensuelle nous avons centré la série de calage et de validation par la moyenne de l'échantillon considéré et nous avons fait de même pour l'échelle saisonnière.

- **Réduire** une variable consiste à diviser toutes ses valeurs par son écart type.

Concernant cette étape, nous l'avons fait par l'écart type de l'échantillon considéré que ça soit pour l'échelle mensuelle ou l'échelle saisonnière.

Une variable centrée réduite a :

- une espérance nulle ;
- un écart type égal à 1.

Ainsi l'on obtient :

- des données indépendantes de l'unité ou de l'échelle choisie ;
- des variables ayant même moyenne et même dispersion.

On peut alors comparer plus aisément les variations.

Centrer-réduire les variables est très utile en analyse de données :

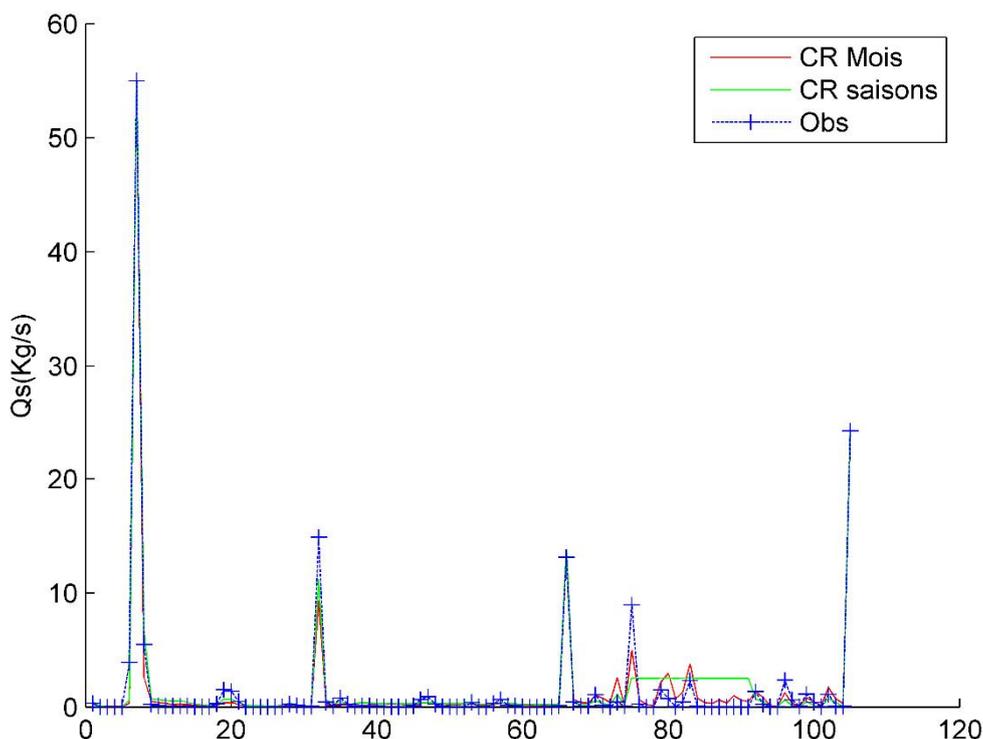
- Cela équivaut à un *changement d'unité*, et n'a pas d'incidence sur les profils de variation.
- Les valeurs des coefficients de corrélation entre variables centrées réduites demeurent identiques à ce qu'elles étaient avant l'opération de centrage et réduction.

En définitive, après l'application du modèle aux données centrées réduites, nous avons obtenus les résultats résumés dans le Tableau V.11 :

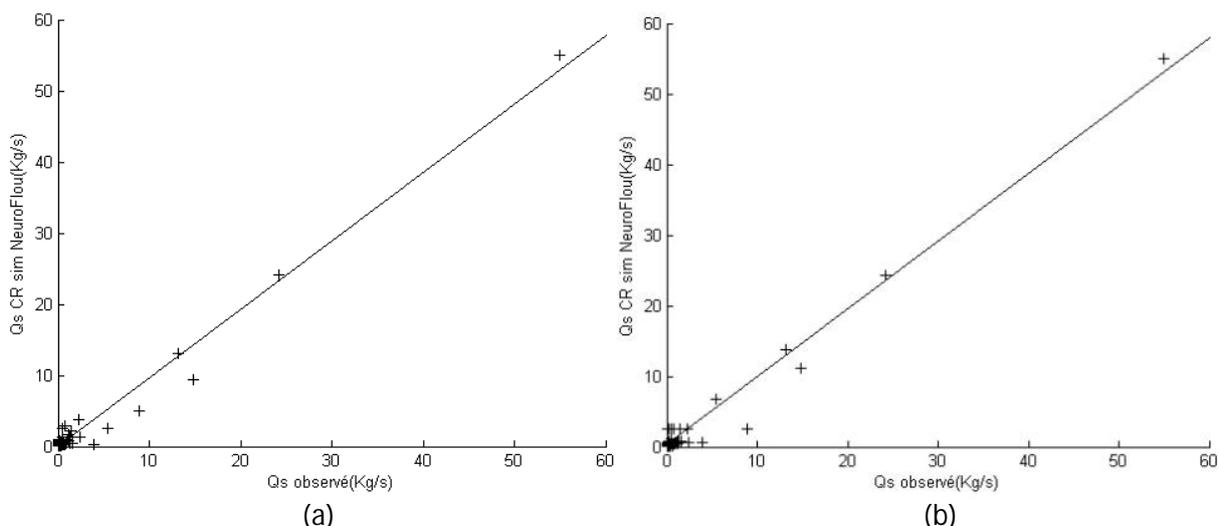
**Tableau V. 11:** Critères de validation du modèle neuro-flou à l'échelle mensuelle et saisonnière pour la série confirmation avec les variables centrées et réduites

	C.R mois	C.R saisons
NASH (%)	97,68	95,96
RSR	0,1517	0,2001
PBIAS (%)	-0,4043	-17,8397
R <sup>2</sup> (%)	97,7	96,14

**Simulation du transport solide par Neuro-Flou**



**Figure V. 31:** Comparaison entre l'échelle mensuelle et saisonnière avec la variable centrée et réduite



**Figure V. 32:** Corrélation Qs sim Qs obs à l'échelle mensuelle (a) et saisonnière (b) en utilisant les variables centrées et réduites.

**Interprétation des résultats :**

Comme prévue, c'est la clustérisation mensuelle qui l'emporte avec de meilleurs résultats selon le Tableau V.11 où tous les critères sont très bons. La Figure V.31 illustre bien les résultats obtenus avec quelques pics qui sont bien reproduits et d'autres sont acceptables, concernant la corrélation la Figure V.32 (a) confirme la bonne corrélation qui existe entre le  $Q_s$  observé et le  $Q_s$  simulé. Cependant, les résultats obtenus avec les variables brutes sont bien meilleurs que ceux obtenus avec les variables centrées et réduite.

## Conclusion générale

Le barrage de Beni Amrane, qui se trouve à 20 km de la côte East d'Alger, fait partie du système Isser – Keddara – Boudouaou - Alger. Cet aménagement est destiné à satisfaire les besoins en eau potable, non seulement du grand Alger, mais aussi des villes se trouvant dans la zone Est de la Mitidja, entre Alger et l'Oued Boudouaou (A.N.B., 1997). Lors des levés bathymétriques des barrages en exploitation, initiée par l'ANBT en 2004, indiquent que la cuvette est envasée à 64 %.

Ce bassin versant se caractérise par l'importance des apports liquides hivernaux et printaniers suite à l'importance des précipitations surtout celle du mois de Mars, et par conséquent les volumes les plus importants en transport solide se concentrent durant la période allant de Décembre à Avril suite à la présence des conditions favorables.

Devant l'importance du phénomène du transport solide, qui est un phénomène de grande complexité, sa quantification précise est devenue une nécessité pour les projets de planification et de gestion. La non disponibilité des mesures fréquentes surtout celle de la concentration en matière en suspension au niveau des cours d'eau de cette région, fait appel à la modélisation afin d'établir une relation liant le débit solide au débit liquide. Nous avons testé les modèles Neuro-Flous, réseaux de neurones et empiriques au niveau du bassin versant Isser à différents clustérisations et pas de temps. Une comparaison entre ces modèles s'est faite à base du coefficient de détermination qui attribut uniquement une appréciation sur le degré de relation entre les variables simulées et observées. Cependant, c'est la précision d'estimation du modèle qui juge son application, cette précision dans notre cas a été évaluée par le critère de Nash qui livre une appréciation des valeurs simulées pour chaque donnée, mais aussi le critère d'erreur (RSR).

L'analyse des résultats des coefficients de détermination comme premier indicateur de choix du modèle opte pour les deux modèles Neuro-Flous et réseau de neurone et par la suite en tenant compte du Nash, RSR et le PBIAS l'analyse indique le modèle Neuro-Flou.

Le modèle Neuro-Flou a donné des résultats performants en clustérisation mensuelle au pas de temps journalier, le critère de Nash est généralement plus élevé que celui du modèle réseaux de neurones que ce soit en calage ou en validation, contrairement au modèle empirique qui a donné des résultats satisfaisants mais moins bons par rapport aux deux autres. En effet, l'apprentissage mensuel permet de bien observé le phénomène d'érosion et permet aussi d'atténuer les effets saisonniers du fait que chaque mois est caractérisé par un climat particulier.

A l'échelle annuelle pour différents regroupements temporels, les trois modèles ont donné des résultats inacceptables, du fait que certains détails et informations seront dissimulés par l'assemblage des données de l'année toute entière.

Un nouveau concept a été introduit, dans le cadre de valoriser le modèle Neuro-Flou à apprentissage mensuel, qui consiste à transformer des variables brutes d'entrées et de sortie en variables centrées et réduites, les variables ainsi obtenues ont été modélisé par un modèle neuro-flou à apprentissage mensuel, ensuite une transformation inverse a été effectué sur les variables centrées et réduites simulées pour retrouver des variables brutes. Cette approche nous a fourni des résultats légèrement améliorés, ceci nous permet de conclure que la modélisation avec le modèle neuro-flou à échelle mensuel, avec les variables brutes ou les variables centrées et

réduites est similaire, mais c'est préférable de modéliser en manipulant des variables centrées et réduites afin de réduire les effets de distorsion quelconque et de ne pas avoir d'incidence sur les profils de variation.

Ce travail n'est qu'une contribution à la modélisation du phénomène du transport solide au niveau du bassin versant Isser qui nécessite d'être complété en intervenant sur la qualité et la longueur de la série de données pour tirer des interprétations plus fondées afin d'aboutir à un modèle global représentant au mieux le processus du transport solide au niveau de ce bassin versant.

---

## Référence bibliographique

- Achitte, Touaïbia et. 2003. "Contribution à la cartographie de l'érosion spécifique du bassin versant de l'Oued Mina en zone semi-aride de l'Algérie septentrionale." *Hydrological Sciences - Journal* pp 235-242.
- Albert, M. 1992. "Les réseaux de neurones comme outils d'aide à la décision floue,." *rapport de D.E.A, Ingénierie Informatique I.N.S.A de Lyon* pp 64.
- BACHA. 2011-2012. *Modélisation du transport solide par les modèles empirique et neuro-flou à différents pas de temps*. Mémoire de fin d'étude en Hydraulique (ENP).
- BALOUL, D. 2012. "Développement, interprétation et évaluation de la précision de la relation entre la concentration des sédiments en suspension et le débit liquide." Thèse en vue de l'obtention du titre de Magister Hydraulique, Univ. ABOU BEKR BELKAID-TLEMCEN-.
- BOUANANI, A. n.d. "Hydrologie, transport solide et modélisation." Thèse pour l'obtention du titre de doctorat en hydrogéologie, Univ. Abou Bekr Belkaid, Tlemcen.
- Bourouba, M. 1998. "Contribution à l'étude de l'érosion et des transports solides de l'Oued Medjerda supérieur (Algérie orientale)." *Bulletin de l'ORSTOM 18*: pp 76-97.
- Bourouba, M. 1997. "Les variations de la turbidité et leurs relations avec les précipitations et les débits des oueds semi-arides d'Algérie orientale." *Bulletin de l'ORSTOM 17*: pp 345-360.
- BOUSSAID, A. 2014. "Étude des hydrogrammes des crues du bassin versant Isser, Algérie." Thèse en vue de l'obtention du diplôme de Master en Hydraulique, Univ. Kasdi Merbah, Ouargla.
- Corsini, M.M. 2005. "Introduction aux réseaux de neurones, ." *Université Victor Segalen France*.
- Coulibaly, FRANCOIS & BERNARD. 1999. "Prévision Hydrologique par Réseaux." *état de l'art. Can.J.Civ.Eng. 26* pp 293-304.
- Demmak A. 1982. *Contribution à l'étude de l'érosion et des transports solides en Algérie septentrionale*. Th. Docteur-Ingénieur Univ. paris, France.
- GUESMIA, K. 2015. "Analyse spectrale de transport solide par suspension dans le bassin versant de Beni Amrane." Mémoire pour l'obtention du Master, ENP.
- HALLOUCHE, REMINI et. 2007. "Studying Sediment." *Revue International Water Power et Dam construction*.
- Hug, M. 1975. *Mécanique des fluides appliquée*. Éditions Eyrolles.
- Jaeggi, Raemy and. 1981. "Some problems related to sediment transport measurement in steep mountain streams." *Erosion and Sediment Transport Measurement, Proc. Florence Symp., IAHS Publ. No. 133* pp 231-239.

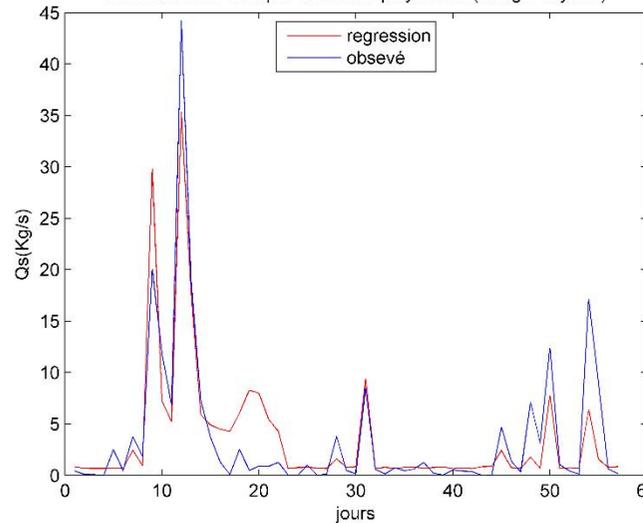
- 
- Jang, J-S. R. and Sun, C-T. 1995. "Neuro-fuzzy modelling and control." *Proc. of the IEEE*, 83(3) pp 378-406.
- LARFI, B. REMINI et B. Juin 2006. "Le transport solide dans le bassin versant de l'Oued Isser, Impact sur l'envasement du barrage de Beni Amrane." *Larhyss Journal*, ISSN 1112-3680, n° 05. pp 63-67.
- Lefkir, A. 2009. "Modélisation du transport solide par les modèles neuro-flous." Thèse en vue de l'obtention du titre de doctorat en hydraulique. ENP.
- LEFKIR, BENKACI ET DECHEMI. 2006. "Quantification du transport solide par la technique floue, application au barrage de Beni Amrane(Algérie)." *Revue des Sciences de l'Eau* 19 PP 247-257.
- Leguédois, S. 2003. "Mécanismes de l'érosion diffuse des sols. Modélisation du transfert et de l'évolution granulométrique des fragments de terre érodés." *tel.archives-ouvertes.fr*.
- MARC, P. 2004. "Réseaux de Neurones,." *Université de l'AVAL*.
- Neboit, Rene. 1991. *L'érosion des sols dans le monde*. Clermond-Ferrand: Presse Universitaire Blaise Pascal.
- Organisation des Nations Unies pour l'éducation. 1986. *Problèmes d'érosion, transport solide et sédimentation dans les bassins versants*. la science et la culture, Paris, France.
- REMINI, BENKHALED ET. 2003. "Analyse de la relation de puissance: débit solide-débit liquide à l'échelle du bassin versant de l'oued Wahrane (Algérie)." *Revue des sciences de l'eau*,.
- Terfous, Megnouif et Bouanani. 2001. "Étude du transport solide en suspension dans l'Oued Mouilah (Nord-Ouest Algérien)." *Revue des sciences de l'eau* 14(2) pp 173-185.
- Vasile., Otilia Elena. 2008. "Contributon au pronostic de défaillances par réseaneuro-flou:."
- VAUCLIN, M. 1994. "Modeling of solute transport in the vadose zone." *Journal of Water Science* pp 81-102.
- Walling, DE. 1983. "The sediment delivery problem." *Journal of hydrology* 65 (1) pp 209-237.

## Annexes

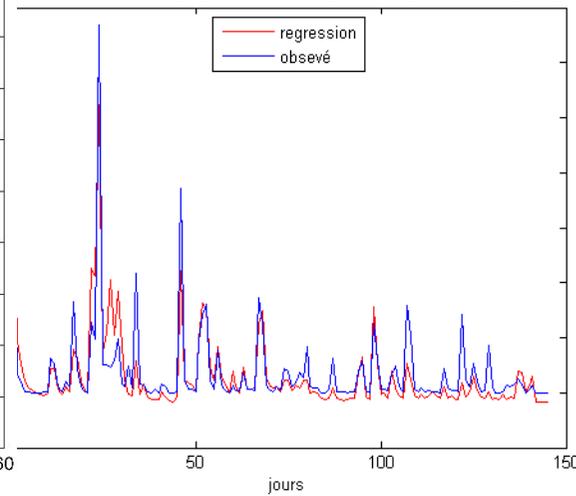
**Annexe A :** Critères d'évaluation des trois modèles (Qs, Ql) pour les différentes saisons ainsi que leurs graphes de comparaison de l'observé et du simulé

		Printemps			Été			Automne			S. Sèche		
		Reg	NF	RN	Reg	NF	RN	Reg	NF	RN	Reg	NF	RN
Calage	NASH (%)	74,24	77,87	78,28	78,64	93,52	91,25	62,22	85,78	83,02	59,2	83,77	78,92
	RSR	0,51	0,4697	0,4654	0,4706	0,2523	0,2931	0,61656797	0,3766	0,4114	0,639482	0,4025	0,4586
	PBIAS (%)	6,82 <sup>-14</sup>	-1,51 <sup>-05</sup>	-0,8751	-1,81 <sup>-14</sup>	0,0076	15,15	-1,99 <sup>-13</sup>	-0,0021	53,93	-2,17 <sup>-15</sup>	9,26 <sup>-04</sup>	-30,8
	R <sup>2</sup> (%)	74,24	77,49	78,32	78,64	93,52	91,86	62,22	85,78	84,98	59,2	83,77	79,67
validation	NASH (%)	74,1	76,54	73,64	88,9	94,55	88,44	47,33	40,08	8,5	48,85	44,23	45,55
	RSR	0,51	0,4826	0,5117	0,3243	0,2272	0,3309	0,723	0,7712	0,953	0,7134	0,7449	0,736
	PBIAS (%)	20,05	16,3	14,05	-12,82	8,66	19,26	56,37	39,6	95,88	47,19	40,84	13,41
	R <sup>2</sup> (%)	75,25	77,87	74,63	89,61	95,03	91,67	58,93	45,38	35,75	54,08	47,57	46

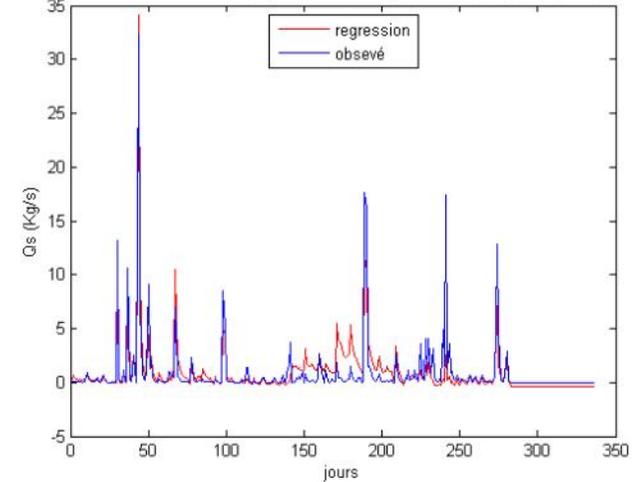
Simulation de l'ÉTÉ par le modèle polynomial (calage 45 jours)

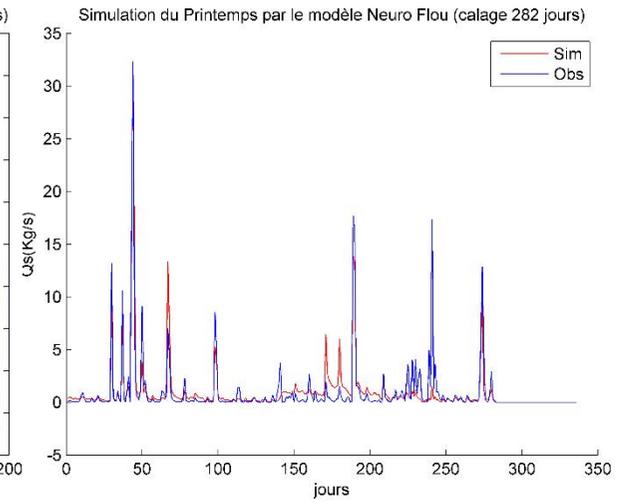
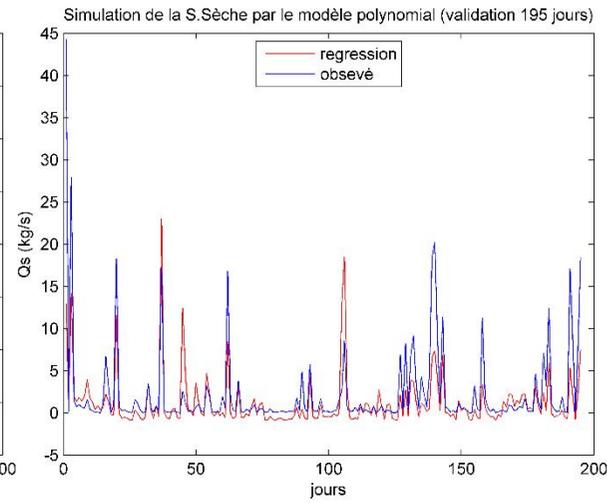
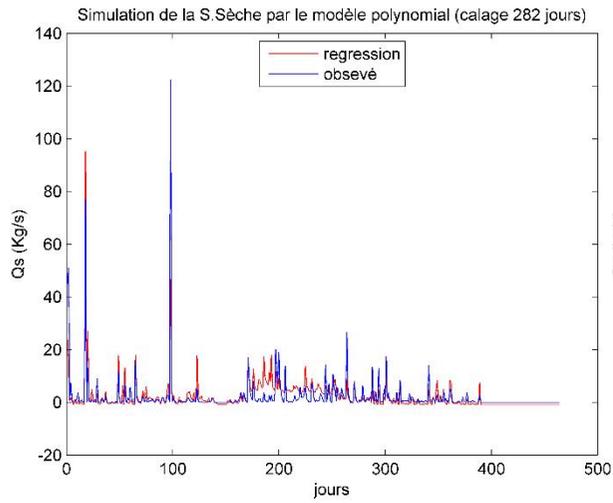
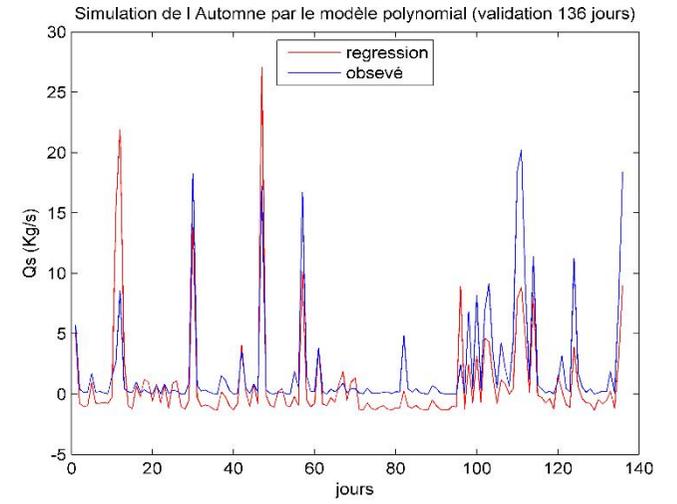
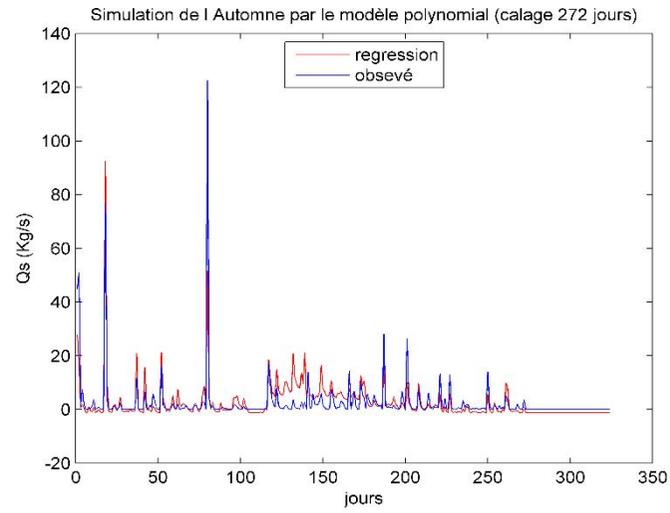
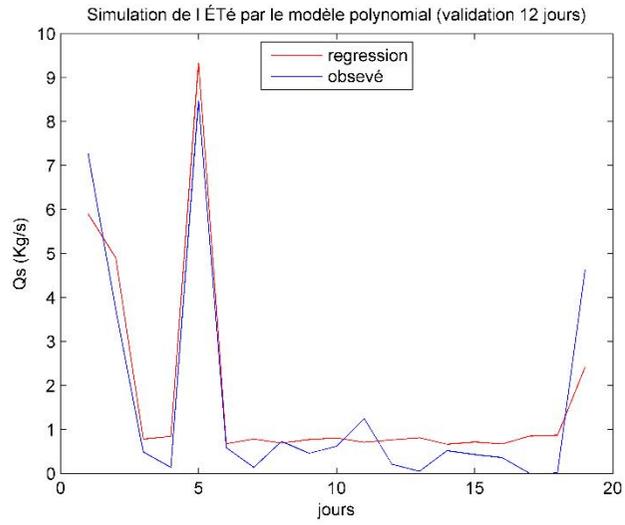


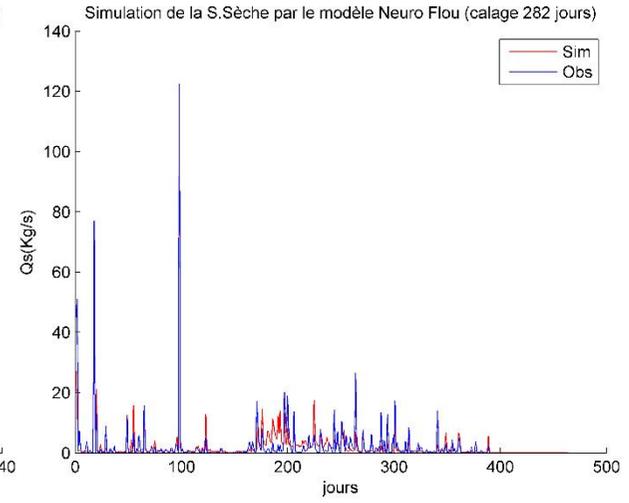
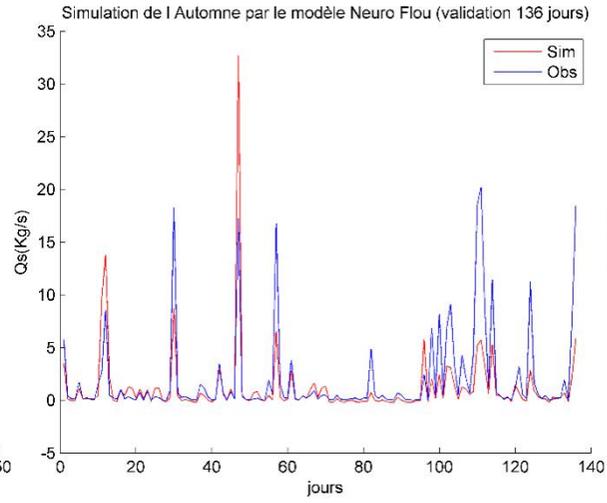
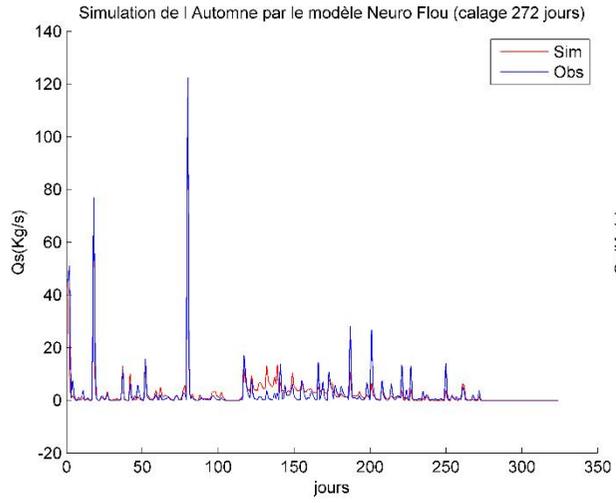
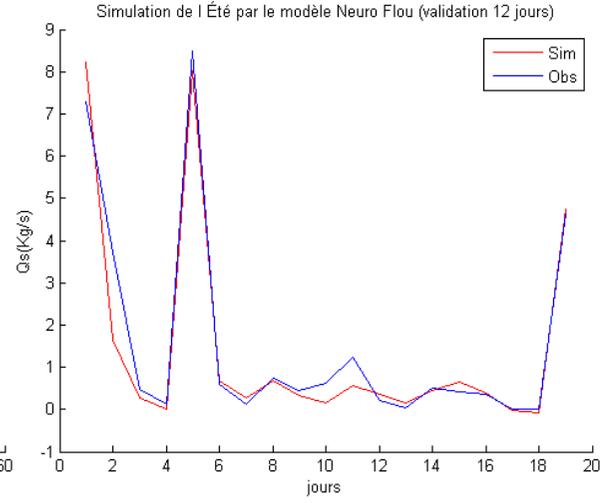
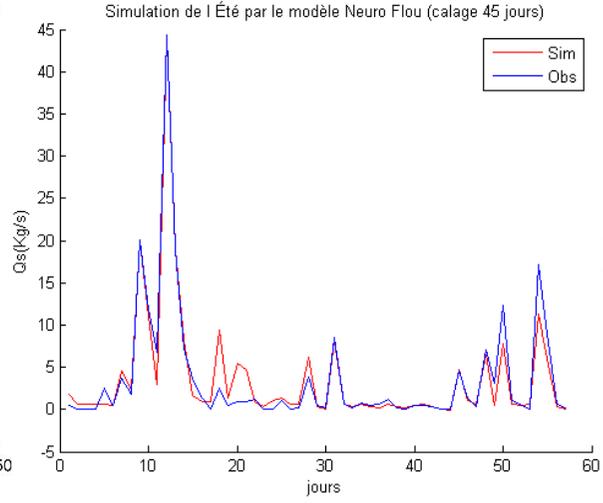
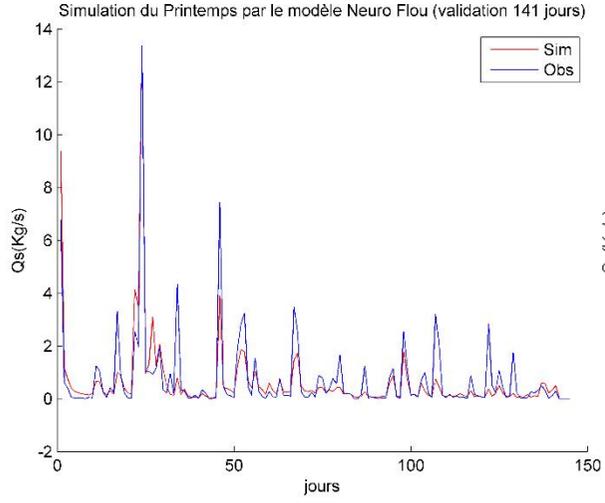
Simulation du Printemps par le modèle de puissance (validation 141 jours)

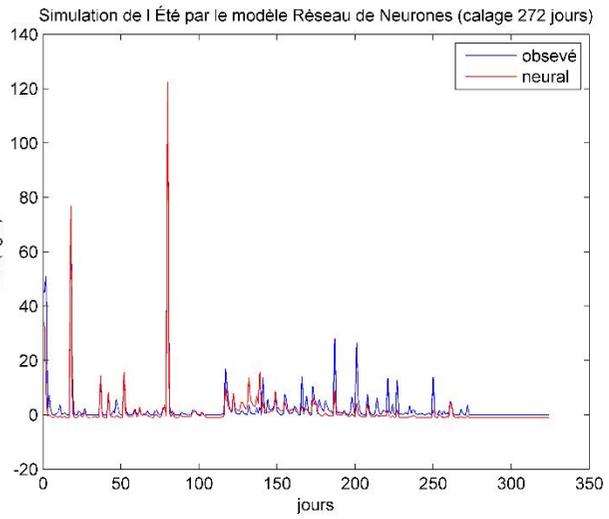
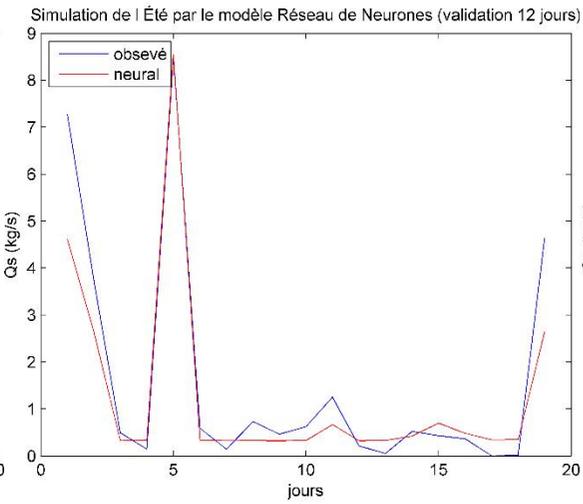
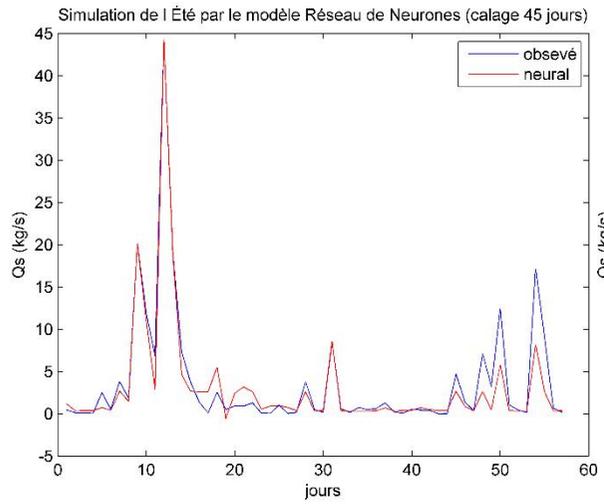
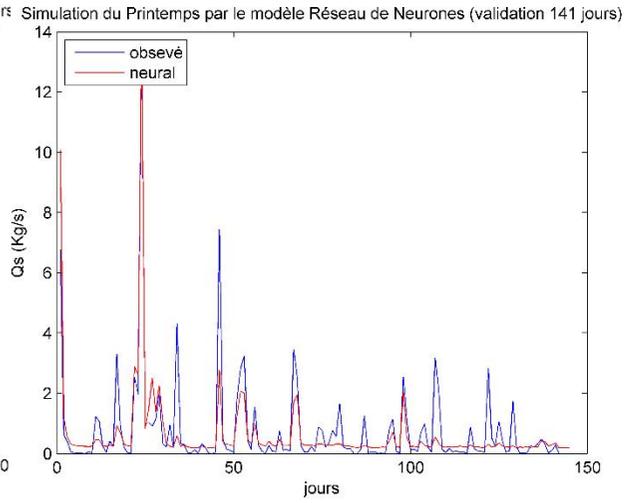
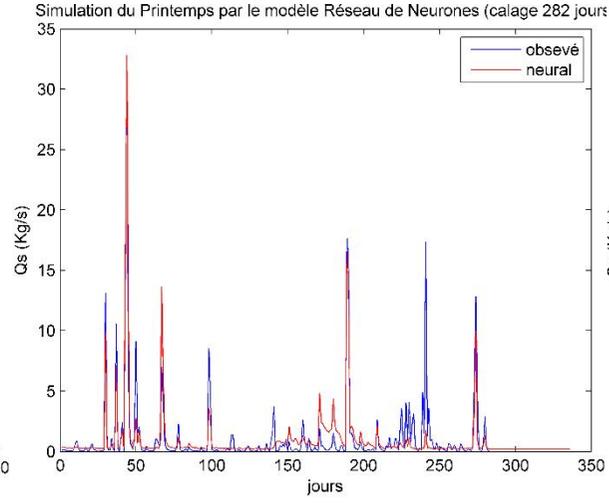
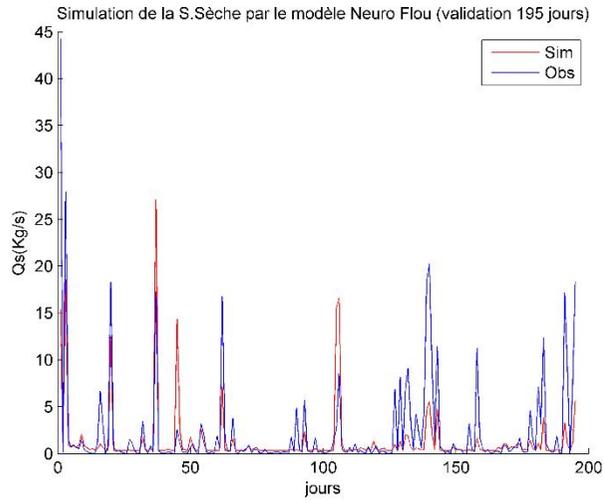


Simulation du Printemps par le modèle de puissance (calage 262 jours)

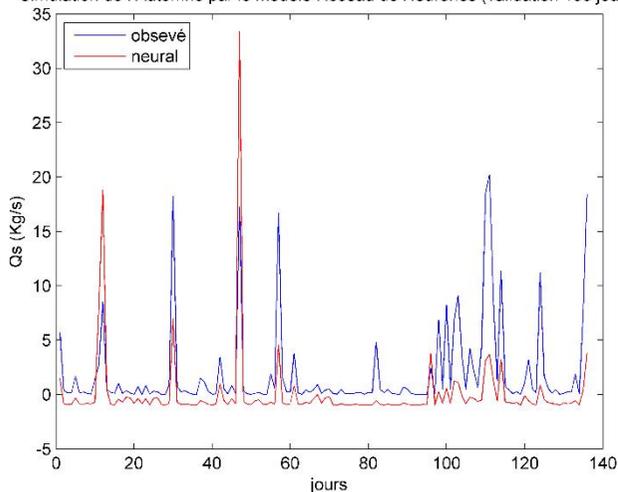




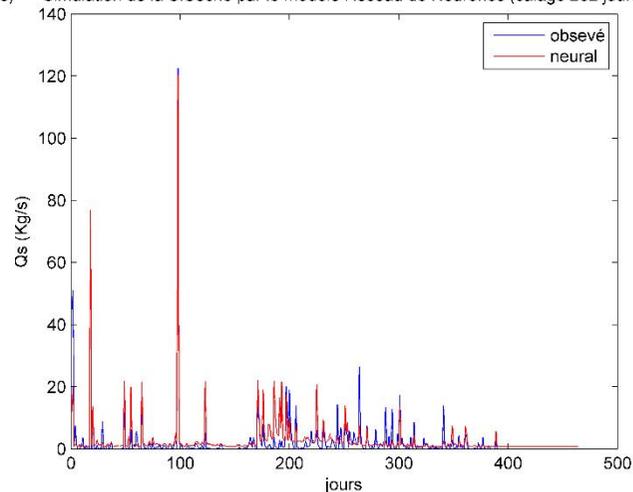




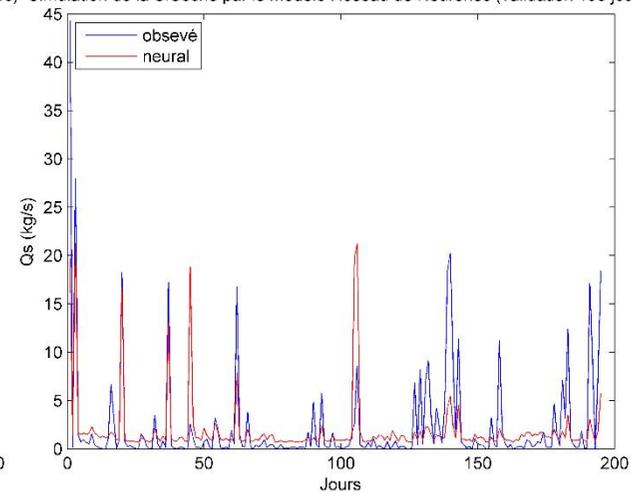
Simulation de l'Automne par le modèle Réseau de Neurones (validation 136 jours)



Simulation de la S. Sèche par le modèle Réseau de Neurones (calage 282 jours)



Simulation de la S. Sèche par le modèle Réseau de Neurones (validation 195 jours)



**Annexe B :** Critères d'évaluation des trois modèles (Qs, Ql) pour les mois ainsi que leurs graphes de comparaison de l'observé et du simulé.

		Janvier			Février			Mars			Avril		
		Reg	NF	RN	Reg	NF	RN	Reg	NF	RN	Reg	NF	RN
Calage	NASH (%)	96,03	96,72	94,15	77,08	86,28	88,76	88,12	92,43	89,77	75,44	91,01	88,39
	RSR	0,2	0,1805	0,2411	0,4819	0,3692	0,3341	0,3466	0,2744	0,3189	0,4989	0,2979	0,3385
	PBIAS (%)	-1,04 <sup>-13</sup>	0,0117	-73,51	4,27 <sup>-14</sup>	-3,26 <sup>-04</sup>	0,1418	6,59 <sup>-15</sup>	-8,64 <sup>-04</sup>	-35,59	-6,93 <sup>-14</sup>	4,68 <sup>-05</sup>	1,18
	R <sup>2</sup> (%)	96	96,72	96,52	77,08	86,28	88,76	88,11	92,43	90,64	75,11	91,01	88,52
validation	NASH (%)	72,39	92,44	70,02	61,12	72,01	77,03	76,71	94,70	90,1	82,31	92,52	92,69
	RSR	0,5222	0,4677	0,5442	0,6194	0,5256	0,4761	0,4788	0,2284	0,3122	0,415	0,2699	0,2669
	PBIAS (%)	38,1273	24,8	-22,06	95,2286	43,7	42,23	-21,0796	-6,45	-10,4	41,1938	12,8	16,6
	R <sup>2</sup> (%)	81	79,91	71,72	89,3	81,94	89,85	87,54	97,79	96,64	86,2	94	93,56

		Mai			Été			Octobre			Novembre		
		Reg	NF	RN	Reg	NF	RN	Reg	NF	RN	Reg	NF	RN
Calage	NASH (%)	49,47	87,53	88,49	53,31	93,52	91,25	40,74	45,99	38,72	94,25	94,32	94,16
	RSR	0,71875	0,3512	0,3375	0,4706	0,2523	0,2931	0,7769	0,7316	0,7793	0,2422	0,2371	0,2405
	PBIAS (%)	3,35 <sup>-14</sup>	-0,0015	-2,98	-1,81E-14	0,0076	15,15	-1,12 <sup>-14</sup>	2,58 <sup>-05</sup>	14,84	3,69 <sup>-14</sup>	-0,0014	14,06
	R <sup>2</sup> (%)	49,47	87,53	88,5	78,64	93,52	91,86	40,74	45,99	39,21	94,25	94,32	94,29
validation	NASH (%)	36,0237	-2,78 <sup>+03</sup>	11,33	65,6647	94,5535	88,44	52,1608	64,66	89,6	79,6892	86,753	88,47
	RSR	0,7898	5,2967	0,9298	0,3243	0,2272	0,3309	0,6792	0,5838	0,3167	0,4463	0,3604	0,3363
	PBIAS (%)	16,4606	-76,8924	-6,44	-12,8172	8,66	19,26	5,5674	28,3	4,8	44,7687	31,2	63,58
	R <sup>2</sup> (%)	57,85	27,3	43,94	89,61	95,03	91,67	67,41	77,35	92,52	98,15	97,94	97,28

		Décembre		
		Reg	NF	RN
Calage	NASH (%)	74,24	74,42	74,67
	RSR	0,5098	0,5046	0,5021
	PBIAS (%)	3,64 <sup>-14</sup>	-2,29 <sup>-04</sup>	-11,66
	R <sup>2</sup> (%)	0,7424	0,7442	74,98
validation	NASH (%)	79,95	80,99	76,75
	RSR	0,4426	0,431	0,4767
	PBIAS (%)	6,2719	4,80	-14,74
	R <sup>2</sup> (%)	86,32	85,55	81,92

