

Higher National School of Hydraulic

The Library

Digital Repository of ENSH



المدرسة الوطنية العليا للري

المكتبة

المستودع الرقمي للمدرسة العليا للري



The title (العنوان):

Modélisation du transport solide couplée avec des modèles hydrologiques Application au bassin versant à l'amont du barrage de Foug El Gherza.

The paper document Shelf mark (الشفرة) : 8-0007-22

APA Citation (توثيق APA):

Bougamouza, Adel. (2022). Modélisation du transport solide couplée avec des modèles hydrologiques Application au bassin versant à l'amont du barrage de Foug El Gherza [Thèse de doctorat, ENSH].

The digital repository of the Higher National School for Hydraulics "Digital Repository of ENSH" is a platform for valuing the scientific production of the school's teachers and researchers.

Digital Repository of ENSH aims to limit scientific production, whether published or unpublished (theses, pedagogical publications, periodical articles, books...) and broadcasting it online.

Digital Repository of ENSH is built on the open DSpace software platform and is managed by the

Library of the National Higher School for Hydraulics. <http://dspace.ensh.dz/jspui/>

المستودع الرقمي للمدرسة الوطنية العليا للري هو منصة خاصة بتقييم الإنتاج العلمي لأساتذة و باحثي المدرسة.

يهدف المستودع الرقمي للمدرسة إلى حصر الإنتاج العلمي سواء كان منشورا أو غير منشور (أطروحات، مطبوعات، مذكرات، مقالات، دوريات، كتب...) و بثه على الخط.

المستودع الرقمي للمدرسة مبني على المنصة المفتوحة DSpace و يتم إدارته من طرف مديرية المكتبة للمدرسة العليا للري.

كل الحقوق محفوظة للمدرسة الوطنية العليا للري.



**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE**  
**Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche**  
**Scientifique**  
**Ecole Nationale Supérieure de l'Hydraulique**



ENSH- (n° d'ordre)

**THESE DE DOCTORAT EN SCIENCE DE L'ECOLE NATIONALE SUPERIEURE**  
**D'HYDRAULIQUE**

Présentée par

**Monsieur BOUGAMOUZA Adel**

Pour obtenir le grade de

**DOCTEUR DE L'ECOLE NATIONALE SUPERIEURE D'HYDRAULIQUE**

Sujet de la thèse :

**MODELISATION DU TRANSPORT SOLIDE COUPLEE**  
**AVEC DES MODELES HYDROLOGIQUES**  
**Application au bassin versant à l'amont du barrage**  
**de Foug El Gherza**

Thèse présentée et soutenue à Blida le 20/11/2022 devant le jury composé de :

|                      |                                  |                    |
|----------------------|----------------------------------|--------------------|
| M. MEDDI Mohamed     | Professeur, ENSH Blida           | Président          |
| M. REMINI Boualem    | Professeur, Université de Blida  | Directeur de thèse |
| M. AMMARI Abdelhadi  | MCA, ENSH Blida                  | Examineur          |
| M. BERREKSI Ali      | Professeur, Université de Bejaia | Examineur          |
| M. TOUMI Abdelouaheb | MCA, Université de Guelma        | Examineur          |
| M. ZEROUAL Ayoub     | MCA, ENSH Blida                  | Examineur          |

Année Universitaire 2022/2023

## DÉDICACE

*Tout d'abord, je dédie ce travail à mes chers parents sans qui je ne me serais jamais rendu là où je suis, aujourd'hui. Ils m'ont continuellement soutenu, encouragé et ont cru en moi depuis ma naissance, et le plus important ils m'ont fait confiance pour tous les choix que j'ai dû faire au cours de ma vie.*

*A toute ma famille sans exception.*

*A Tous mes amis.*

## REMERCIEMENTS

Avant tout, je remercie Dieu, le tout puissant, pour m'avoir donné la santé, la volonté et la patience pour accomplir cette thèse.

Je voudrais remercier, mon directeur de thèse Pr. Boualem REMINI, pour m'avoir encadré, orienté, aidé et conseillé, tout au long de la réalisation de ce travail.

Je tiens également à remercier monsieur Feteh SAKHRAOUI de l'ANBT de Biskra pour m'avoir fourni l'ensemble des données importantes et pour m'avoir accompagné sur le terrain.

Une pensée particulière est adressée à Dr Abdelhadi AMMARI, qui m'a guidé dans ce travail et surtout ses judicieux conseils, qui ont contribué à alimenter ma réflexion et à mener à bien ce travail, ainsi que la documentation importante qu'il m'a fournis pour commencer mon travail de recherche.

Je remercie tous les membres du jury : Pr. Mohamed MEDDI, Dr. Abdelhadi AMMARI, Pr. Ali BERREKSI, Dr. Abdelouaheb TOUMI, et Dr. Ayoub ZEROUAL pour l'honneur qu'ils nous ont fait en acceptant de juger cette thèse.

Mes remerciements vont également à mes parents et mes frères et sœurs qui m'ont supporté durant toutes ces années. Je les remercie pour leur soutien inconditionnel et leur encouragement.

Je voudrais exprimer ma reconnaissance envers les amis et collègues qui m'ont apporté leur soutien moral et intellectuel tout au long de ma démarche.

Je remercie également toute l'équipe pédagogique de l'Ecole Nationale Supérieure de l'Hydraulique (ENSH) et l'équipe du Laboratoire Génie de l'Eau et Environnement (GEE), ainsi que les intervenants professionnels (ANBT et ANRH), pour m'avoir donné accès aux données nécessaires pour la réalisation de ce travail.

# Sommaire

|   |    |
|---|----|
| <b>DÉDICACE</b> .....   | 2  |
| <b>REMERCIEMENTS</b> .....  | 3  |
| <b>INTRODUCTION GENERALE</b> .....  | 8  |
| <b>CHAPITRE I : PROCESSUS DE SEDIMENTATION</b> .....  | 11 |
| <b>1.1 INTRODUCTION</b> .....   | 11 |
| <b>1.2 EROSION</b> .....  | 11 |
| <b>1.2.1 Les modèles de quantification des taux d'érosion</b> .....   | 12 |
| <b>1.2.2 Les effets et les conséquences de l'érosion</b> .....  | 13 |
| <b>1.3 TRANSPORT SOLIDE</b> .....   | 15 |
| <b>1.3.1 Propriétés des matériaux</b> .....   | 15 |
| <b>1.3.3 Quantification de transport solide</b> .....   | 23 |
| <b>1.3.4 Entraînement des sédiments</b> .....   | 26 |
| <b>1.4 DEPOT DES MATERIAUX</b> .....  | 28 |
| <b>1.5 ENVASEMENT DU BARRAGE FOUM EL GHERZA</b> .....   | 28 |
| <b>1.5.1 Evolution de l'envasement du barrage</b> .....   | 28 |
| <b>1.5.2 Analyse de l'envasement inter-annuel</b> .....   | 29 |
| <b>1.5.3 Relation débit de la crue et envasement</b> .....  | 31 |
| <b>1.5.4 Extraction des sédiments dans le barrage</b> .....   | 33 |
| <b>1.6 CONCLUSION</b> .....   | 34 |
| <b>CHAPITRE II : RESEAUX DE NEURONES</b> .....  | 36 |
| <b>2.1 INTRODUCTION</b> .....   | 36 |
| <b>2.2 HISTORIQUE</b> .....   | 36 |
| <b>2.3 NEURONE BIOLOGIQUE</b> .....   | 39 |
| <b>2.4 NEURONE ARTIFICIEL</b> .....   | 40 |
| <b>2.4.1 Fonctions de transfert</b> .....   | 42 |
| <b>2.4.2 Architecture de réseaux de neurones</b> .....  | 44 |
| <b>2.4.2.1 Réseaux statiques</b> .....  | 44 |
| <b>2.4.2.2 Réseaux dynamiques</b> .....   | 51 |
| <b>2.4.3 L'apprentissage des réseaux de neurones pour la modélisation</b> .....                                       | 52 |
| <b>2.5 QUELQUES TRAVAUX RECENTES D'APPLICATIONS DES RESEAUX DE NEURONES EN MODELISATION DE TRANSPORT SOLIDE</b> ..... | 53 |
| <b>2.6 CONCLUSION</b> .....   | 60 |
| <b>CHAPITRE III : PRESENTATION DE LA ZONE D'ETUDE</b> .....   | 62 |
| <b>3.1 INTRODUCTION</b> .....   | 62 |

|   |     |
|---|-----|
| <b>3.2 BARRAGE DE FOU M EL GHERZA</b> .....   | 63  |
| 3.2.1 <i>Historique</i> .....   | 63  |
| 3.2.2 <i>Caractéristiques du Barrage</i> .....  | 63  |
| 3.2.3 <i>État du barrage</i> .....  | 64  |
| <b>3.3 BASSIN VERSANT D'OUED EL ABIOD</b> .....   | 66  |
| 3.3.1 <i>Situation géographique</i> .....   | 66  |
| 3.3.2 <i>Caractéristiques physiques du bassin</i> .....   | 67  |
| 3.3.3 <i>Pédologie</i> .....  | 73  |
| 3.3.4 <i>Végétation et cultures</i> .....   | 75  |
| 3.3.5 <i>Caractéristiques climatiques</i> .....   | 76  |
| 3.3.6 <i>Caractéristiques morphométries et hydrographique</i> .....   | 85  |
| <b>3.4 CONCLUSION</b> .....   | 86  |
| <b>CHAPITRE IV : MODELISATION DE L'ECOULEMENT PAR SWAT</b> .....  | 88  |
| <b>4.1 INTRODUCTION</b> .....   | 88  |
| <b>4.2 MISE EN ŒUVRE DU MODELE SWAT</b> .....   | 89  |
| 4.2.1 <i>Délimitation des sous bassins versants</i> .....   | 89  |
| 4.2.2 <i>Intégration des données sol et occupation du sol</i> .....   | 90  |
| 4.2.3 <i>Distribution des HRU</i> .....   | 91  |
| 4.2.4 <i>Intégration des données météorologiques</i> .....  | 91  |
| <b>4.3 CRITERES DE PERFORMANCE DU MODELE</b> .....  | 92  |
| 4.3.1 <i>Le critère de coefficient de corrélation</i> .....   | 92  |
| 4.3.2 <i>Le critère de Nash Sutcliffe</i> .....   | 92  |
| 4.3.3 <i>Le critère de Percent Bias PBIAS</i> .....   | 93  |
| 4.3.4 <i>Le criteria de RSR (ratio of the root mean square error to the standard deviation of measured)</i> ..... | 93  |
| 4.3.5 <i>Le taux de performance des critères</i> .....  | 94  |
| <b>4.4 SIMULATION, CALIBRAGE ET VALIDATION</b> .....  | 94  |
| 4.4.1 <i>Simulation</i> .....   | 94  |
| 4.4.2 <i>Calibrage</i> .....  | 95  |
| 4.4.3 <i>Validation du modèle</i> .....   | 98  |
| <b>4.5 RESULTATS ET DISCUSSION</b> .....  | 99  |
| 4.5.1 <i>Résultats de calibrage</i> .....   | 99  |
| 4.5.2 <i>Résultats de validation</i> .....  | 100 |
| 4.5.3 <i>Bilan hydrique</i> .....   | 102 |
| <b>4.6 CONCLUSION</b> .....   | 103 |

|  |     |
|--|-----|
| <b>CHAPITRE V : MODELISATION DU TRANSPORT SOLIDE PAR DES RESEAUX DE NEURONES</b> ..... | 105 |
| <b>5.1 INTRODUCTION</b> .....  | 105 |
| <b>5.2 BASE DE DONNEES</b> .....   | 105 |
| <b>5.3 APPLICATION DU MODEL DE RESEAUX DE NEURONES</b> .....                           | 106 |
| <b>5.3.1 Variation de type de Réseaux de neurones</b> .....                            | 107 |
| <b>5.3.1.1 Réseau FeedForward</b> .....  | 107 |
| <b>5.3.1.2 Réseau Generalized Regression</b> .....                                     | 109 |
| <b>5.3.1.3 Réseau Radial Basis</b> .....   | 111 |
| <b>5.3.1.4 Conclusion</b> .....  | 113 |
| <b>5.3.2 Variation d'algorithmes d'entrainement</b> .....                              | 114 |
| <b>5.3.3 Variation de volume des données initiales</b> .....                           | 122 |
| <b>5.3.4 Variation de nombre de neurones cachés</b> .....                              | 124 |
| <b>5.4 CONCLUSION</b> .....  | 131 |
| <b>CONCLUSION GENERALE</b> .....   | 134 |
| <b>Références</b> .....  | 138 |

## المخلص

مدى التعرية وانتقال الرواسب في تجمعات المياه بالمناطق شبه القاحلة اجتذب اهتمام عدد كبير من الباحثين. من بين هذه التجمعات المائية وادي البيوض الذي يعاني من مشكلة كبيرة بسبب الترسبات، ولمعالجة هذه المشكلة، أصبح التحكم في نقل الرواسب وديناميكيات الرواسب خطوة ضرورية. مساهمتنا في هذا المجال الواسع من خلال استغلال الأساليب العلمية المحسنة بواسطة الذكاء الاصطناعي. في هذا السياق، سنحاول أن نظهر من البيانات المقاسة في الموقع العلاقة بين التدفقات السائلة والصلبة، ولكن أيضًا بين التدفقات السائلة والتركيزات. بعد تحليل جميع النتائج التي تم الحصول عليها، يمكن استنتاج أن نماذج الذكاء الاصطناعي مناسبة لنموذج نقل الرواسب وتعطي أداءً جيدًا لمقاييس زمنية مختلفة.

**الكلمات المفتاحية:** تجمعات المياه، وادي البيوض، ذكاء اصطناعي، تدفق سائل، تدفق صلب، تركيز، برنامج SWAT، نقل الرواسب.

## RESUME

L'ampleur de l'érosion et du transport solide dans les bassins versants des zones semi-arides a suscité l'intérêt d'un grand nombre de chercheurs. Parmi ces bassins versant « Oued El Abiod » qui subit un grand problème à cause de l'envasement. Pour remédier à ce problème, la maîtrise du transport solide et de la dynamique sédimentaire devient une étape nécessaire. Notre contribution dans ce vaste domaine consiste à l'exploitation des méthodes scientifiques optimisées par l'intelligence artificielle. Dans ce contexte, on tentera de montrer à partir des données mesurées, la relation entre débits liquides et solides, mais aussi entre débits liquides et concentrations. Après l'analyse de tous les résultats obtenus, on peut conclure que les modèles de l'intelligence artificielle sont adéquats pour la modélisation du transport solide et donnent des bonnes performances de différentes échelles temporelles.

**Mots clés :** Bassin versant, Oued El Abiod, Intelligence artificielle, Débit liquide, débit solide, concentration, SWAT, transport solide.

## ABSTRACT

The extent of erosion and sediment transport in watersheds of semi-arid areas has attracted the interest of a large number of researchers. Among these watersheds "Oued El Abiod" which suffers a great problem because of siltation; To remedy this problem, the control of solid transport and sedimentary dynamics becomes a necessary step. Our contribution in this vast field by the exploitation of scientific methods optimized by artificial intelligence. In this context, we will try to show from data measured, the relationship between liquid and solid flows, but also between liquid flows and concentrations. After analyzing all the results obtained, it can be concluded that the artificial intelligence models are adequate for solid transport modeling and give good performance for different time scales.

**Key Words:** Watershed, Oued El Abiod, Artificial intelligence, Liquid flow, Solid flow, Concentration, SWAT, Sediment transport.



## ***INTRODUCTION GENERALE***

En construisant les barrages sur des cours d'eau naturels, l'homme modifie le transit des particules solides, qui vont se déposer au fond des retenues créées par ces ouvrages, réduisant ainsi progressivement leur capacité, et il arrive même un moment où l'ouvrage ne sera plus efficient. Toutes les retenues à travers le monde sont plus au moins exposées au phénomène de l'envasement mais avec des vitesses de sédimentation qui diffèrent d'une région à une autre. Les dommages causés par ce phénomène (Réduction de la capacité, obturation des pertuis de vidange...) peuvent être importants et il peut s'avérer extrêmement difficile, voir même impossible d'y remédier particulièrement dans les régions arides et semi-arides (Remini, 2017). Le taux d'érosion est généralement élevé et les quantités transportées sont extrêmement variables suivant les dispositions du bassin versant, les pentes des rives, l'état de la végétation. Selon Demmak (1982), le taux d'érosion peut atteindre 4000 t/km<sup>2</sup>.an sur la chaîne du côtier de Dahra. Il atteint par contre 62 t/km<sup>2</sup> .an sur certains bassins de la Chine et de l'île de Java en Inde. Des quantités considérables de sédiments sont transportées par les oueds Algériens pendant les crues, variant de 50 à 150 g/l avec des valeurs maximales dépassant même 500 à 600 g/l puisque des valeurs de 650 g/l ont été enregistrées sur certaines rivières. Par contre dans les rivières Françaises la concentration en sédiments est de 20 g/l et elle peut atteindre la valeur maximale de 256 g/l en période de crue (Remini & Hallouche, 2005). Ainsi, des quantités importantes de particules solides se déposent annuellement dans les réservoirs de barrages dans l'ensemble du monde, le phénomène ayant été largement signalé aux Etats Unis, la Tunisie, le Taiwan, la Chine, l'Iran, Soudan et dans les barrages du Maghreb (l'Algérie, le Maroc et la Tunisie). Défavorisé sous le rapport du régime des rivières, défavorisé sous le rapport des possibilités de régularisation, l'Algérie a en outre le douloureux honneur de figurer parmi les contrées les plus dangereusement menacées par l'érosion et l'envasement des retenues. Certains barrages ont été complètement abandonnés tels que ceux de Sig, de Fergoug II et des Cheurfas I, d'autres donnent des inquiétudes telles que ceux de Oued El Fodda, Ghrib et Foug El Gherza et finiront par périr si des solutions ne sont pas prises à court terme. Actuellement, sur les 70 barrages qui sont en exploitation en Algérie, plus de 50 millions des m<sup>3</sup> de vase se déposent annuellement au fond de ces barrages (Remini, Leduc, & Halouche, 2009). Pour remédier à ce problème, la maîtrise du transport solide et de la dynamique sédimentaire deviennent une étape nécessaire. Notre contribution dans ce vaste domaine par l'exploitation des méthodes scientifiques optimisées par l'intelligence artificielle (Bougamouza et al., 2022). L'application

sera faite sur le bassin versant du barrage de Foug El Gherza. Le choix du site peut être justifié par l'importance du phénomène de l'envasement. D'une capacité de 47 millions de m<sup>3</sup>, le barrage de Foug El Gherza est envasé à plus de 60% de sa capacité (Remini & Hallouche, 2007).

Cette étude de modélisation s'effectuera à différentes échelles temporelles pour une modélisation débit liquide-concentrations MES et débit liquide-débit solide en suspension. Une bonne connaissance des processus est en effet indispensable en vue d'améliorer la structure et la qualité des modèles. Une fois calibrés et validés, ils deviendront une aide précieuse à la gestion.

Ce travail de thèse s'inscrit dans cette démarche et se décompose en cinq chapitres :

Dans le premier chapitre nous présentons l'historique des réseaux de neurones, ainsi nous rappellerons la définition et les propriétés des réseaux de neurones, avant de décrire les architectures neuronales les plus utilisées, à savoir les modèles statiques et dynamiques. Nous poursuivons en exposant les différents types d'apprentissage. Ensuite, nous présentons des exemples concrets d'applications des réseaux de neurones dans le domaine du transport solide.

Le deuxième chapitre est un état de l'art sur une description générale de l'érosion et le transport de sédiments et leur impact physique.

Le troisième chapitre donne une description complète du site de notre travail. Il s'agit du bassin versant de l'Oued El Abiod situé au nord de Biskra. Il retrace en particulier ses caractéristiques géomorphologiques, climatiques et hydrologiques et leur importance quant aux processus à modéliser.

Dans le quatrième chapitre s'attache la procédure de création et de préparation des différentes données d'entrée du modèle SWAT. Il présente ainsi leur structuration et leur intégration dans le modèle. Également, se consacrer à l'élaboration, le calage et la validation du modèle SWAT. Finalement il décrit les sorties de la modélisation hydrologique du bassin versant de l'Oued El Abiod, il inclut également les interprétations des résultats de modélisation discutent ainsi la performance du modèle SWAT sur la zone d'étude.

Le cinquième chapitre détaille le modèle de transport solide utilisé et les améliorations apportées par notre étude. Les résultats du modèle scientifique en calage et validation sont présentés, ainsi que la performance de ce modèle.

Le cinquième chapitre est consacré à l'application des modèles et la présentation des résultats de la modélisation du transport solide par modèles réseaux de neurones pour le bassin versant d'Oued El Abiod.

Une conclusion générale est présentée à la fin de ce travail, après l'application des modèles réseaux de neurones et SWAT présentées dans les deux chapitres quatrième et cinquième.

## ***CHAPITRE I : PROCESSUS DE SEDIMENTATION***

### ***1.1 INTRODUCTION***

Les processus de l'érosion, le transport et le dépôt de sédiments, collectivement appelés sédimentation, sont des processus naturels. L'étude de sédimentation demande de s'intéresser aux processus intervenants en amont des barrages. Pour cela, les études de transport solide est indispensable.

L'étude du transport sédimentaire reste un domaine complexe et vaste mais certains travaux de recherche permettent de comprendre ce processus de sédimentation.

Chang (1988) a étudié le transport sédimentaire basant sur l'aspect quantitatif des processus fluviaux et sur la morphologie de chenaux alluviaux. Yang (1996) fait une comparaison entre la théorie et les équations concernant le transport sédimentaire. Cependant, Julien (1995) présente un tableau des équations fondamentales et de leurs applications pour estimer la sédimentation. Simons & Senturk (1992) donne des approches générales dans le thème de la sédimentation. Ainsi, certains chercheurs concentrent particulièrement sur l'origine des sédiments qui se déposent dans les lacs de barrages.

Les sédiments sont souvent considérés comme une composante de l'eau en transfert. Il apparaît aussi qu'une distinction s'opère entre les processus érosifs et les processus sédimentaires et que peu d'études lient les deux phénomènes (Boun Heng, 2013).

### ***1.2 EROSION***

L'érosion, le processus qui contribue au détachement de matériaux du sol par les agents atmosphériques : le gel qui fait éclater les roches par congélation de l'eau absorbée, soit dans la structure de la pierre, soit dans les fissures, l'impact des gouttes de pluie, le vent, les variations brutales de température, les actions chimiques de l'eau et de l'air, le ruissellement et enfin l'érosion fluviale.

Dans cette partie, on présente les modèles actuels de calcul des pertes en sol et des rendements en sédiments, ainsi de rendre compte des facteurs intervenants les plus importants (climat,

topographie, sol etc.) et les processus à l'origine de cette perte de sols ainsi que les conséquences de ces derniers.

### *1.2.1 Les modèles de quantification des taux d'érosion*

De nombreuses recherches ont tenté de quantifier l'érosion des sols à travers le développement de modèles à partir des paramètres réunis sur le terrain.

- Universal Soil Loss Equation (USLE)

La modélisation USLE mise en œuvre par Wischmeier & Smith (1978) permet d'apporter une estimation des particules de sol susceptibles d'être arrachées et de spatialiser les zones les plus sensibles à l'érosion en nappe, sans prise en compte des dynamiques de transport/sédimentation des matières terrigènes (Payet, Dumas, & Pennober, 2011). L'équation de base d'USLE est une simple multiplication d'un certain nombre de paramètres que sont l'érosivité des pluies et des sols, la topographie et le couvert végétal. Cette équation empirique développée à partir de vingt années de données d'essais d'érosion en parcelles et sur de nombreux bassins versants aux États-Unis. Elle est fondée sur un grand nombre de mesures de terrain et prévoit alors l'érosion annuelle moyenne pour des parcelles de terrain ou des champs mais en négligeant la sédimentation.

- Revised Universal Soil Loss Equation (RUSLE)

L'équation Revised Universal Soil Loss Equation est basée sur la même formule qu'USLE, mais présente plusieurs améliorations dans la détermination des paramètres. Elle inclut une approche variable dans le temps pour le facteur d'érodibilité des sols ; une approche comportant des sous-facteurs pour évaluer le facteur d'occupation des sols ; une nouvelle équation pour refléter la longueur et le degré de pente ; et de nouvelles valeurs concernant les pratiques agricoles (Renard & Freimund, 1994).

- Agricultural Non Point Source Pollution Model (AGNPS)

Ce modèle a été développé par Young et al. (1987) pour but d'analyser de la pollution des sources dans les champs agricoles. Il analysé la qualité de l'écoulement d'eau en surface et la

compare à la qualité prévue par d'autres stratégies de gestion des sols. AGNPS est un modèle basé sur des événements simples, bien que des versions fondées sur des simulations continues soient en cours de développement. AGNPS emploie un ensemble d'équations modifiées d'USLE dans la détermination des facteurs d'érosion.

- Areal Nonpoint Source Watershed Environment Response Simulation ANSWERS

Le modèle ANSWERS est un modèle hydrologique conçu pour simuler les processus d'érosion, de transport des sédiments et d'écoulement dans un bassin versant agricole. Le modèle définit successivement l'interception de la pluie par la végétation, l'infiltration et la rétention superficielle, le ruissellement en nappe et, enfin, l'écoulement concentré dans le réseau hydrographique (Beasley, 1977).

- Water Erosion Prediction Project (WEPP)

WEPP est un modèle continu de simulations qui peut également être employé pour des événements simples sur de grandes surfaces (Nearing, Foster, Lane, & Finkner, 1989).

### ***1.2.2 Les effets et les conséquences de l'érosion***

Les effets et les conséquences de l'érosion des terres sont multiples et touchent à tous les aspects de la vie aussi bien sur le milieu physique que sur le milieu socio - économique. Il engendre la dégradation de l'écosystème par la désertification des milieux naturels fragiles et par la “ défiguration ” du milieu physique (les bad-lands sont le résultat du stade ultime de l'érosion hydrique et offrent des paysages squelettiques et désolants), ainsi qu'à ses conséquences sur l'envasement des barrages et des ports, destruction des ponts des routes et des voies ferrées et les équipements socio-économiques.

Selon F.A.O, à cause de la dégradation des terres 4 à 5 millions d'hectares de bonne terre sont perdues chaque année à cause de la dégradation (Figure 1.1).

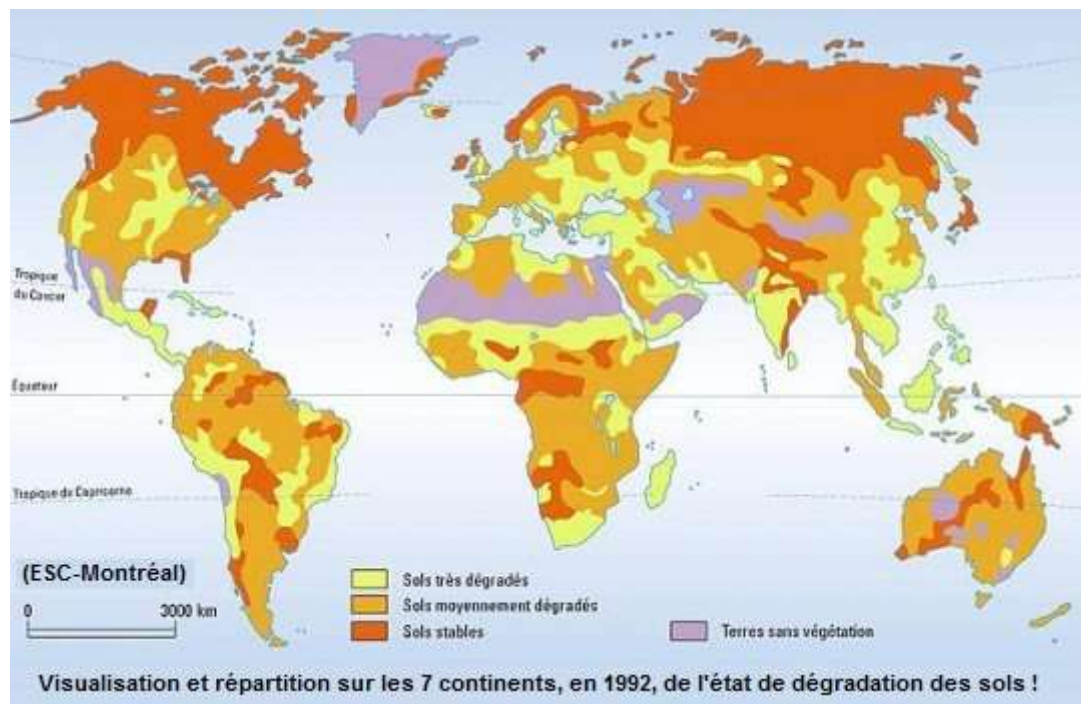


Figure (1.1) : L'état de dégradation des sols. (Boun Heng, 2013)

En Algérie, l'érosion provoque une perte en terre estimée entre 10 à 16 t/ha/an, soit environ 30 à 50 fois plus qu'en Europe (Herrada, 1989). Des estimations faites d'après l'ANRH donnaient une perte de sols pour la période comprise entre 1985 à 1988 de :

- 152 000 ha pour les terres agricoles
- 364 000 ha pour les terres alfatières
- 444 000 ha pour terres forestières.

L'érosion hydrique affecte 45% des zones telliennes soit 12 millions d'hectares en raison du surpâturage, des incendies de forêt et des pratiques culturales inadaptées. Le phénomène est d'autant plus grave lorsque l'on sait que 85% des surfaces cultivées (soit 6 millions d'hectares) sont situées dans les zones les plus sensibles à l'érosion. (Voir figure 1.2)

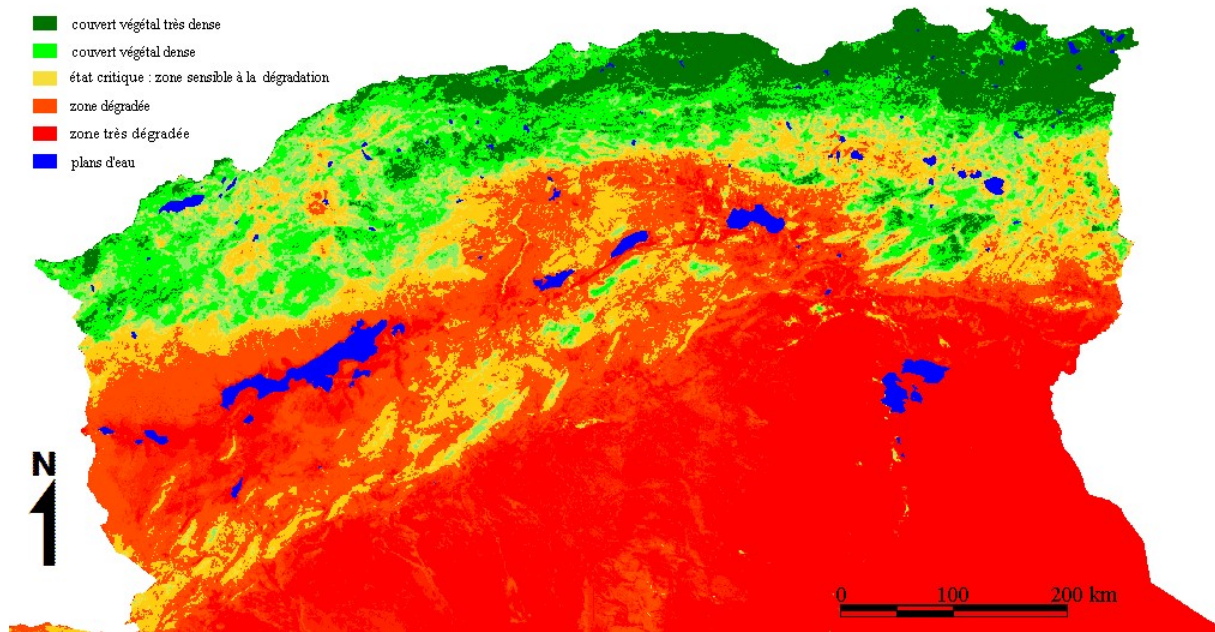


Figure (1.2) : L'état de dégradation des sols en Algérie. (Benslimane & Al, 2008)

Au cours de la dernière décennie, une quinzaine de barrages ont été mis en service en Algérie. Ces derniers sont dangereusement menacés par l'envasement ; car il semble que le taux d'érosion spécifique se situe entre 2000 et 4000 t /km<sup>2</sup> plaçant l'Algérie parmi les pays dont les terrains sont les plus érodables du monde (Demmak, 1982).

Pour mieux lutter ce phénomène, Il s'agira de comprendre comment le milieu réagit face à ces perturbations croissantes (naturelles et anthropiques) et d'élaborer les outils permettant de faire de la « prévision ».

### ***1.3 TRANSPORT SOLIDE***

Avant de donner un bref aperçu des théories échafaudées pour les modes de Transport solide, il est indispensable d'exposer quelques définitions concernant les propriétés des matériaux.

#### ***1.3.1 Propriétés des matériaux***

Après la phase de détachement des matériaux sur les versants, ces derniers sont pris en charge par les cours d'eau qui les transportent vers l'aval. Les propriétés de ces sédiments qui jouent un rôle dans le processus de transport comprennent principalement la taille et la forme des particules. Le quartz est le type de roche le plus commun rencontré dans la rivière. D'autres types de roches communs incluent le basalte, le granit, le calcaire, et la magnétite.



*Forme des particules*

Un deuxième élément concerne les caractéristiques des sédiments transportés c'est la forme des particules (Figure I.3). En fonction de la taille, de l'arrondi et du tri de ces derniers, la vitesse de déplacement s'en trouvera plus ou moins accélérée. Les matériaux fraîchement érodés ont une structure anguleuse prononcée et deviendront plus arrondis au fil de leur parcours vers l'aval. Cette donnée est importante notamment pour déterminer l'abrasion que connaîtront les équipements hydrauliques.

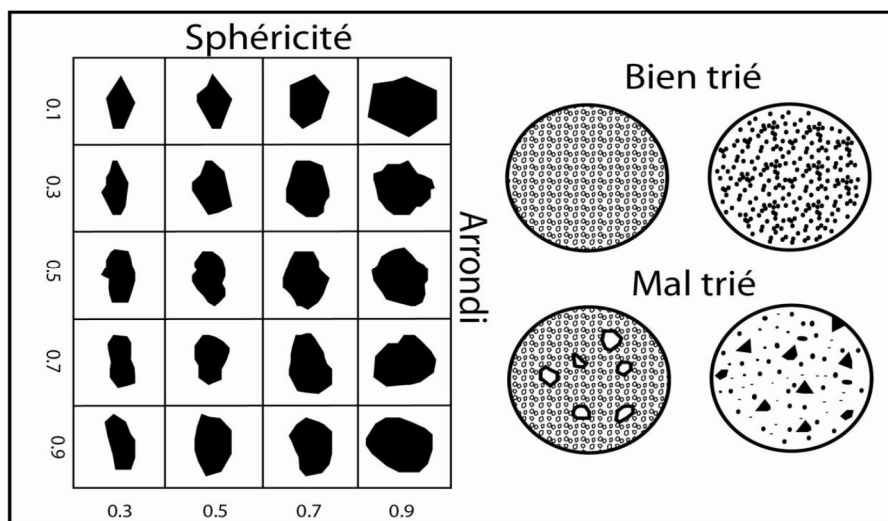


Figure (1.3) : Sphéricité, arrondi et tri des sédiments (Morris S. C., 1997).

*La taille des particules*

La distribution granulométrique des sédiments transportés par les rivières peut être très large. L'unité la plus couramment utilisée pour décrire la taille des sédiments,  $D$ , est mm. Naturel les particules de sédiments sont de forme irrégulière et, par conséquent, la définition de la taille par une seule dimension peut être incomplète. Pour les particules plus grossières,  $D$  représente l'axe intermédiaire de la particule idéalisée en ellipsoïde. Pour les sédiments taille allant de 0,0625 mm à 16 mm,  $D$  désigne la plus petite taille de tamis à travers lequel la particule passera à peine. Pour les particules plus fines que 0,0625 mm,  $D$  représente un équivalent du diamètre de sédimentation obtenu à la décantation ou la vitesse de chute. Pour des raisons de commodité, Parker & Andrews (1985) a utilisé  $\psi$  pour décrire la taille des sédiments. L'équation suivante décrit la relation entre  $\psi$  et  $D$  (mm) :

$$\psi = \log_2(D) = \frac{\ln(D)}{\ln(2)} \quad (1.1)$$

Selon la taille, les sédiments peuvent être classés comme argile, limon, sable, gravier, cailloux, et rocher et on peut définir le mode transport solide (figure 1.4 & figure 1.5).

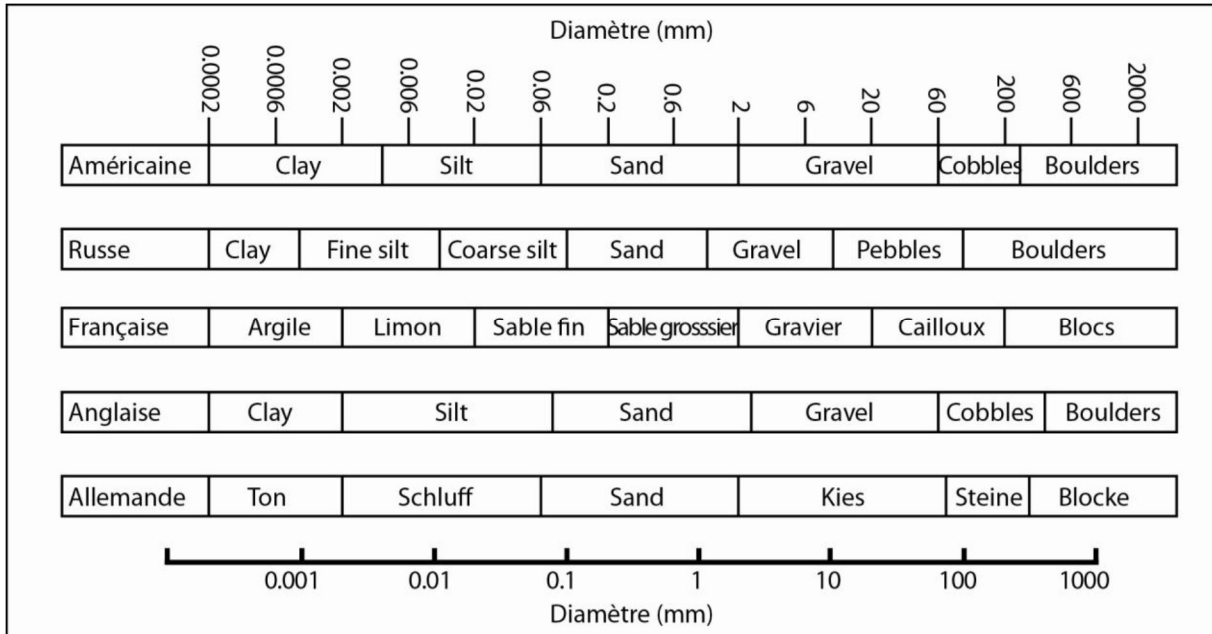


Figure (1.4) : Comparaison des classifications nationales de tailles des particules (Morris, 1997).

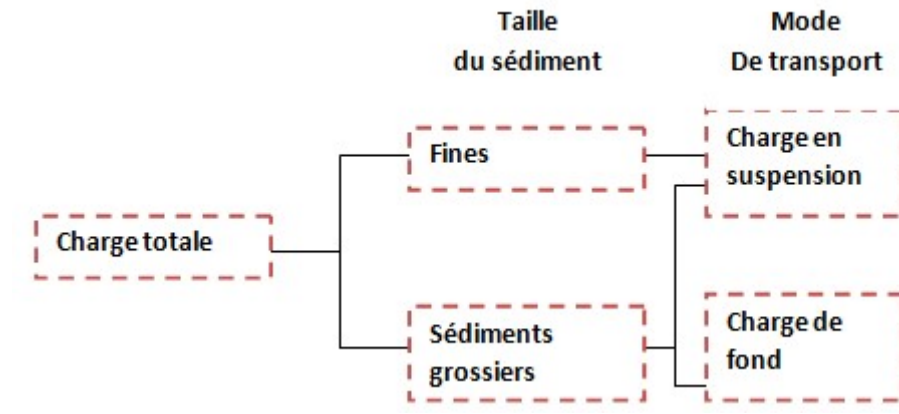


Figure (1.5) : Mode de transport en fonction de taille des sédiments. (Morris, 1997)

### 1.3.2 Modes de transport solide

La charge sédimentaire d'une rivière est transportée de diverses manières bien que ces distinctions soient dans une certaine mesure arbitraire et pas toujours très pratique en ce sens que pas tous les composants peuvent être séparés dans la pratique :

1. Charge dissoute
2. charge de lavage
3. Suspension intermittente
4. Charge suspendue
5. Charge de fond

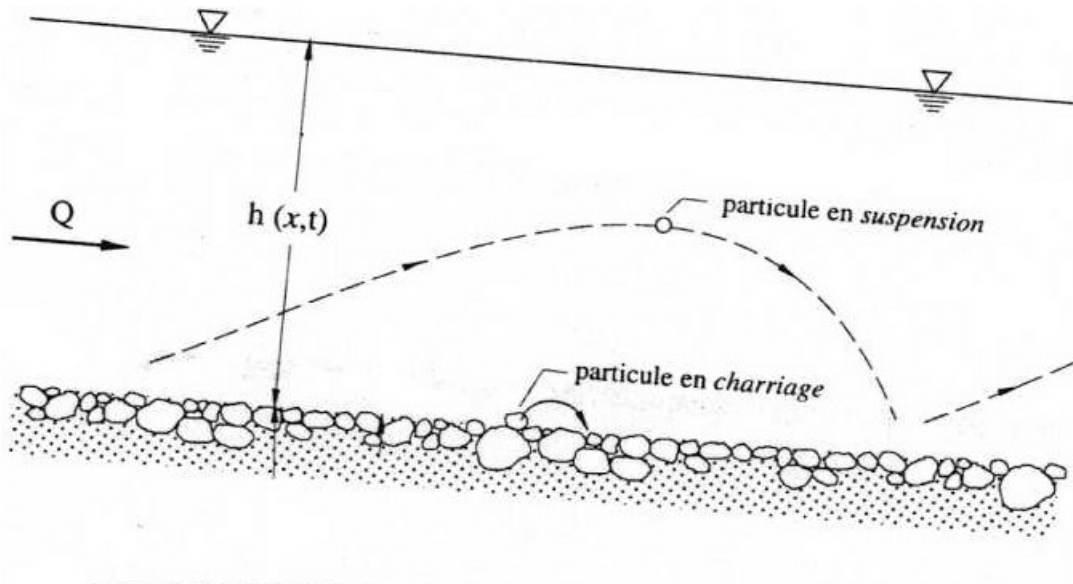


Figure (1.6) : Mode de transport solide. (Graf & Altinakar, 1993)

**a. Charge dissoute**

La charge dissoute est un matériau qui est entré dans la solution et fait partie du fluide se déplaçant à travers le canal. Comme il est dissous, il ne dépend pas des forces dans le flux pour le maintenir dans l'eau colonne. (Figure 1.7)

Le transport total de matières dissoutes,  $Q(d)$  (kg / s), dépend de la concentration de la charge dissoute (kg / m<sup>3</sup>), et le débit du cours d'eau,  $Q$  (m<sup>3</sup> /s) :

$$Q_s(d) = C_o Q \quad (1.2)$$

Dans la théorie du transport des sédiments, une distinction importante est faite entre les matériaux dissous et matériau clastique. Le matériau clastique est toute la matière particulaire (matière non dissoute) portée par une rivière indépendamment de la taille des grains. Le matériau clastique comprend des rochers et de l'argile. La charge clastique d'une rivière est déplacée par plusieurs mécanismes qui sont à la base de la reconnaissance des deux principaux modes de transport des sédiments : charge de sédiments en suspension et charge de fond.

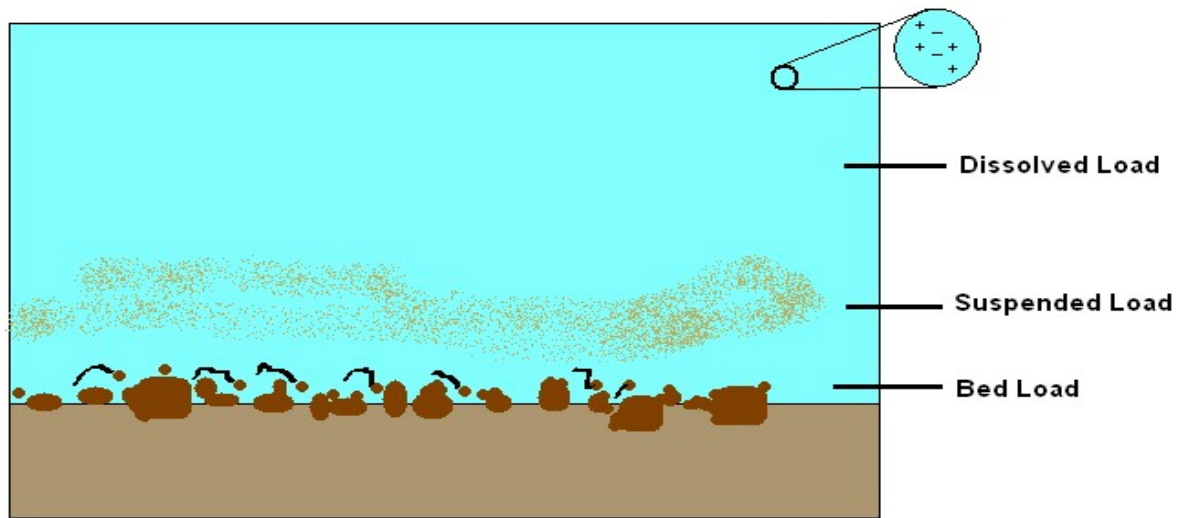


Figure (1.7) : charge dissoute. (Alexandrov & al, 2009)

### b. Charge de lavage 'wash-load'

Dans la plupart des problèmes qu'ils résolvent, les ingénieurs et les géomorphologues négligent le transport en suspension : malgré des flux considérables, les échanges avec le fond sont généralement très faibles. Les matériaux proviennent de l'amont et transitent dans la rivière sans dépôt ni suspension notable. C'est ce que l'on nomme le 'wash-load' (Figure 1.8).

Bien que wash-load fasse partie de la charge de sédiments en suspension, il est utile ici de faire une distinction. Contrairement à la plupart des sédiments en suspension, la charge de lavage ne dépend pas de la force de turbulence mécanique générée par l'écoulement de l'eau pour le maintenir en suspension. C'est tellement bien, qu'il est maintenu en suspension par agitation moléculaire thermique (parfois appelée Mouvement brownien, nommé pour le botaniste du début du 19ème siècle qui a décrit le mouvement aléatoire de spores de pollen microscopiques et poussière). Parce que ces argiles sont toujours en suspension, la charge de lavage est la composante de la charge particulaire ou clastique qui est « lavée » dans le réseau hydrographique.

Contrairement aux sédiments en suspension plus grossiers, la charge de lavage tend à être uniformément répartie colonne d'eau. Autrement dit, contrairement à la charge plus grossière, elle ne varie pas avec la hauteur au-dessus du lit.

Parce que tous les sédiments clastiques dans la colonne d'eau sont mesurés simultanément avec un matériau en suspension échantillonneur, dans la pratique il n'est pas possible de distinguer entre la charge de lavage et le reste de la charge suspendue.

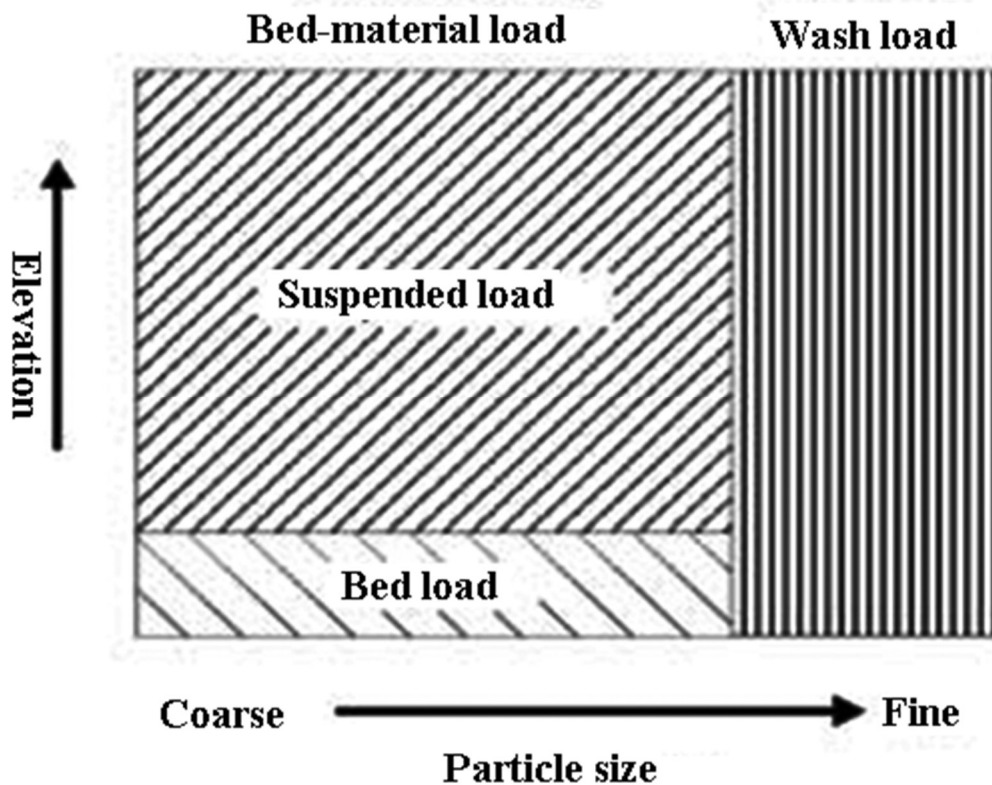


Figure (1.8) : Wash load. (Barendra, 2015)

**c. Charge suspendue intermittente (Saltation)**

Le terme de saltation est parfois employé pour désigner un type de transport intermédiaire. Certaines particules se rebondissent le long du canal, en partie soutenues par la turbulence dans le flux et en partie par le fond. Ils suivent une trajectoire distinctement asymétrique (voir figure 1.9). La charge de salaison peut être mesurée comme charge suspendue (dans la colonne d'eau) ou comme charge de fond (quand sur le lit). Bien que la distinction entre la saltation et d'autres types de transport solide peuvent être importants pour ceux qui étudient la physique de mouvement des grains, la plupart des géomorphologues contenu pour l'ignorer comme un cas particulier. Il est considéré avec le charriage (Recking, Richard, & Degoutte, 2013).

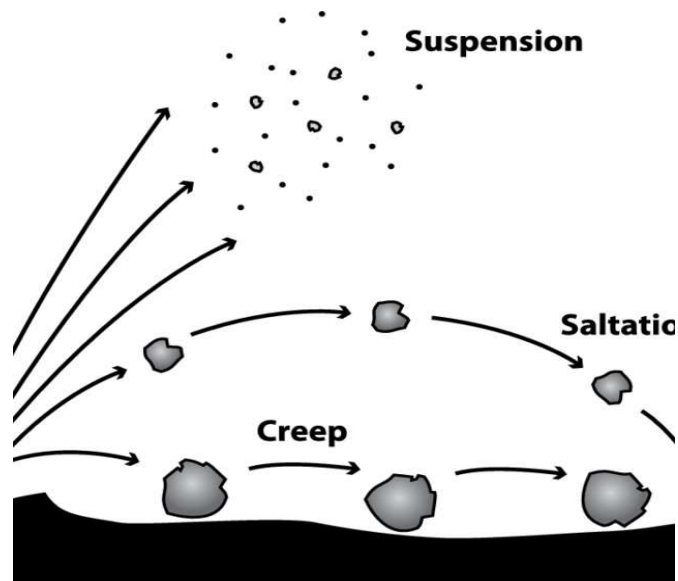


Figure (1.9) : Saltation. (Grsic & al, 2010)

#### d. Charge suspendue (Transport en suspension)

Ces particules sont entraînées par le courant sans jamais se déposer sur le fond (Navarro, Peress, & Malavoi, 2012). Elles se déplacent à la vitesse du courant ont beaucoup moins d'échanges avec les matériaux du fond. La suspension est un état d'équilibre purement mécanique entre les forces de gravité qui ont tendance à entraîner les particules vers le fond de la rivière, suivant la loi de chute, et l'action de l'agitation turbulente (De Linares, 2007). Les courants ascendants doivent être égaux ou dépasser la vitesse de chute des particules (figure 1.10) pour que la charge de sédiments en suspension soit maintenue.

Ce mode de transport concerne les particules relativement fines (argiles, limons et sables fins, etc...).

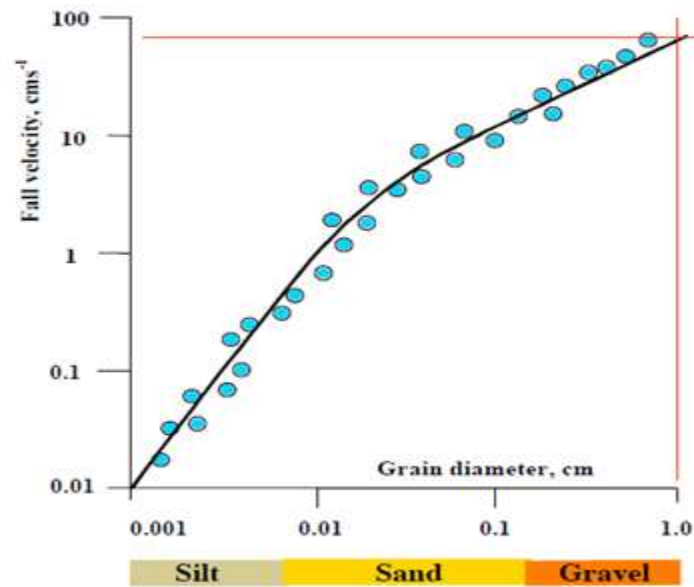


Figure (1.10) : Vitesse de chute des particules suspension (particules de quartz). De Linares, 2007)

#### e. Charge de fond (charriage)

En ce qui concerne le transport par charriage, il est directement lié aux matériaux du fond. Ces matériaux sont exposés à un ensemble de forces exercées par le fluide, elles se déplacent en glissant, roulant ou sautant par des petits bonds à proximité du fond. Les poussées hydrodynamiques deviennent juste suffisantes pour commencer à entraîner le matériau de fond, la force tractrice critique est atteinte. Dès que cette valeur de force est dépassée, le mouvement de charriage commence (De Linares, 2007). Ce mode de transport concerne les particules relativement grandes (sables, graviers, galets et blocs, etc.).

Il est important de connaître les forces qui s'exercent sur les particules au fond du cours d'eau, pour pouvoir appréhender ensuite les formules de capacité de transport par charriage en fonction des grandeurs hydrauliques. Les trois forces principales qui agissent sont : la gravité, la pression et la contrainte de cisaillement exercée par l'écoulement sur le fond. La gravité ( $g$ ) vaut environ  $9,81 \text{ m/s}^2$ , est un champ attractif auquel sont soumis tous les corps matériels au voisinage de la Terre. Dans le cas des cours d'eau, c'est une partie de la pesanteur qui fait couler l'eau de l'amont vers l'aval. La pression est la force verticale exercée par la colonne d'eau sur une unité de surface du fond du cours d'eau. La contrainte de cisaillement est la force d'attrition entre l'écoulement et la surface du fond qui créent une résistance à l'écoulement et au transport

solide. La relation résultant de ces forces détermine la capacité de l'écoulement à éroder et transporter les sédiments.

### *1.3.3 Quantification de transport solide*

Plusieurs chercheurs ont investigué à établir des relations pour quantifier le transport solide. Parmi les méthodes trouvées dans la littérature, on a des méthodes purement empiriques jusqu'à des modèles numériques.

#### *Mesure de MES*

Des mesures prises à différents endroits d'une même rivière peuvent donner des concentrations en sédiments différentes. Pour les matières en solution et en suspension on utilise des mesures de concentration, soit une masse de solides rapportée à un volume d'eau (généralement exprimée en milligrammes par litre). Pour une description détaillée des méthodes et protocoles de mesure employés on peut consulter le manuel de techniques de l'United States Geological Survey (USGS) d' (Edwards, Glysson, Guy, & Norman, 1999). Parmi les méthodes de prélèvement de MES, ou échantillonneurs, utilisés, nous citerons :

#### *La méthode traditionnelle*

La méthode de mesure la plus simple est de prélever des échantillons d'eau en différents endroits du cours d'eau défini par ses coordonnées y, profondeur, et x, distance à une des rives prise comme origine, puis après évaporation on pèse le résidu solide.

#### *La méthode Optique*

Cette méthode est basée à mesurer le degré de turbidité de l'eau et ainsi évaluer indirectement la teneur en solides en suspension. Cette mesure de turbidité peut être faite grâce à un néphélomètre (« Optical Back-Scatter » OBS) qui va mesurer la réfraction d'un rayon lumineux dans l'eau et ainsi évaluer sa turbidité. Ces dispositifs automatiques permettent de réduire les coûts (Ongley & al, 1992).



### *Echantillonneur DH48*

Parmi les instruments de mesure de concentration de sédiments en suspension dans rivières le DH48 en suspension-sédiment échantillonneur (figure 1.11). L'échantillonneur se compose d'un boîtier en fonte avec une buse à l'avant qui permet à l'eau entrer et remplir une bouteille d'échantillon. L'air entrant dans la bouteille d'échantillon est purgé à travers une petite valve sur le côté du boîtier. L'échantillonneur peut être abaissé à travers la colonne d'eau sur un câble ou il peut être attaché à une tige tenue dans la main si le ruisseau est assez petit. L'instrument doit être plongé dans l'eau à un taux constant de sorte que la bouteille d'échantillon sera presque remplie au moment où il retourne à la surface. La bouteille d'échantillon est ensuite retirée et fermée, après le retour au laboratoire, le volume de fluide et la masse de sédiments est déterminée pour le calcul de la concentration de sédiments en suspension.

Ces mesures sont requises afin d'établir des estimations et modélisations fiables des taux de sédimentation.



Figure (1.11) : Échantillonneur DH48. (Hickin, 1995)

La méthode du prélèvement traditionnelle est utilisée pour la mesure de MES dans le bassin de Oued El Abiod (faites par les agents de l'ANRH et l'ANBT). C'est aussi la méthode la plus onéreuse en termes de ressources car elle nécessite des visites quotidiennes sur les sites de mesure.

## Mesure de charriage

La charge au fond est extrêmement difficile à mesurer directement du fait de leur déplacement en fond de lit. De nombreux moyens existent pour échantillonner la charge de fond, chacun ayant un degré d'efficacité propre en fonction de la condition du lit et du débit. Aussi, certains matériaux peuvent être collectés par inadvertance. Un des méthodes appliquées pour déterminer le transport solide de charriage consiste à utiliser des pièges à sédiments (Helley & Smith, 1971 ; Ryan & Porth, 1999). Dans cette méthode, le volume de matériel transporté par l'eau est déterminé en fonction de la relation entre la quantité de sédiment capturé dans le piège pendant une période donnée ou un événement, ce qui permet d'effectuer des mesures directes de flux sédimentaires. Pour obtenir la quantité de matériel transporté, les matériaux accumulés dans les trappes doivent être séchés et pesés, ce qui permet un calcul du flux sédimentaire moyen par unité de temps. La figure 1.12 présente différents modèles servant à échantillonner la charge de fond. De nombreux ouvrages traitent de la question et s'interrogent sur les différentes méthodes de prélèvement (Van Rijn, 2007 ; Kondolf, Piégay, & Sear, 2003).

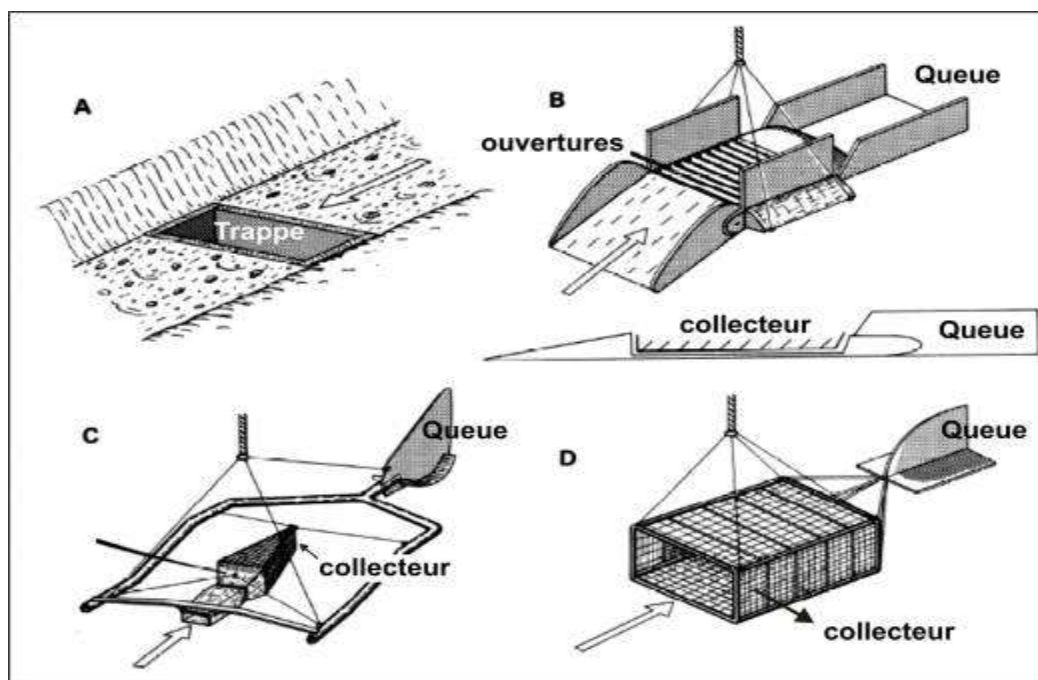


Figure (1.12) : Présentation des modèles servant à échantillonner la charge de fond. (Morris & Fan, 1997)

### *1.3.4 Entraînement des sédiments*

Si on regarde l'équilibre des forces qui s'exercent sur une particule, on voit qu'il faut que l'écoulement génère une force d'entraînement assez grande pour mettre en mouvement une particule. Les propriétés de ce déplacement sont liées principalement aux caractéristiques du fluide (vitesse et viscosité) et de l'écoulement (pente et profondeur) et de celles des éléments eux-mêmes (taille, forme, densité). Aussi, la charge solide transportée par l'eau, en suspension ou sur le fond, est le produit des interactions entre la masse liquide en mouvement, la surface du lit et les propriétés des sédiments. Pour une vitesse donnée, il y a simultanément transport par charriage des matériels les plus lourds et transport en suspension des matériaux les plus légers. Lorsque la vitesse augmente, les matériaux qui étaient simplement charriés peuvent à son tour être mis en suspension. Dans les cours d'eau à graviers, le transport par suspension peut constituer la quasi-totalité du transport, tandis que dans les lits sableux le transport par charriage représente un pourcentage important du total.

La mise en mouvement des particules peut être résumée par différentes approches : Diagramme de Hjulstrom qui a été proposé en 1935, et le diagramme de Shields.

#### *Le diagramme de Hjulström*

Le diagramme de Hjulstrom (1935) illustre bien le comportement des particules en fonction de leur taille et de la vitesse du courant (Figure 1.13). Ce diagramme a été basé sur des expériences en laboratoire afin de déterminer la vitesse minimale d'un courant nécessaire pour mobiliser, transporter et déposer des grains (aussi connue comme vitesse critique de mise en mouvement). Plus les particules sont grossières, plus grande est la vitesse nécessaire pour leur transport ; pour les particules moyennes à grossières (sable fin à galets), la vitesse du flux nécessaire pour mobiliser les grains augmente donc avec leur granulométrie. Pour les particules fines, la courbe démontre la nécessité d'une forte vitesse du flux pour les mobiliser. Ce comportement paradoxal est la conséquence de la grande force de cohésion qui existe entre les particules les plus fines. Quand ces particules sont déjà arrachées, elles sont peu être transportées à des vitesses nettement plus faibles.

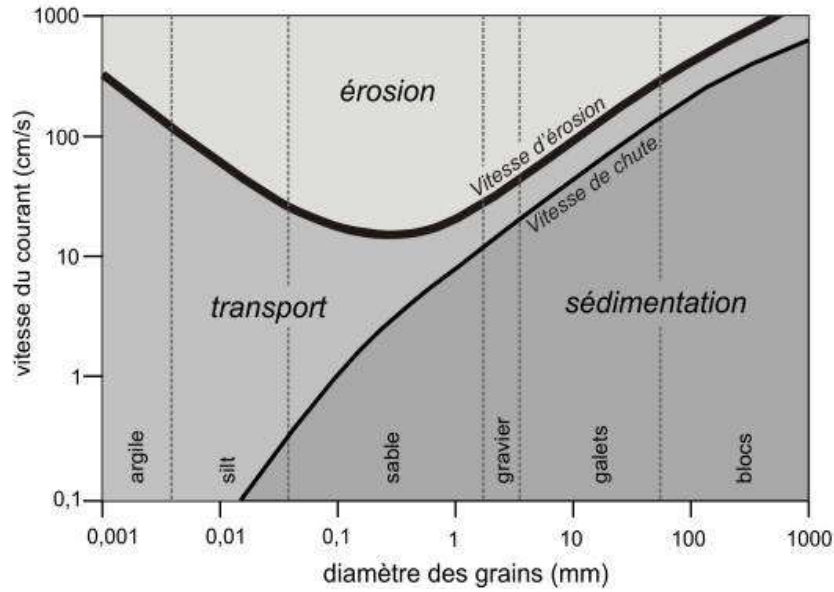


Figure (1.13) : Diagramme classique de Hjulstrom. (Hjulstrom, 1935)

*La courbe de Shields*

La courbe de Shields a été établie à partir des expérimentations faites en chenal à fond plat avec des particules de taille homogène à partir de mesures systématiques du débit solide en fonction des contraintes hydrodynamiques. Le début de mise en mouvement correspond à un déplacement significatif des particules (Figure 1.14).

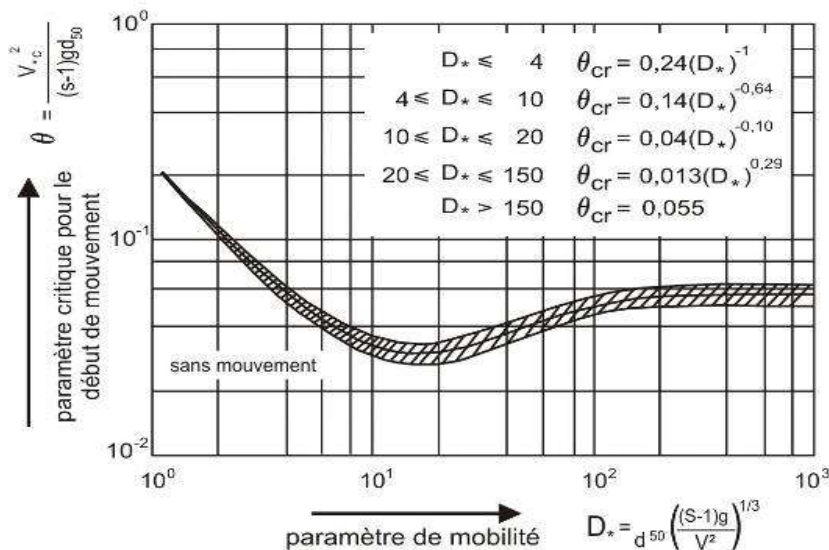


Figure (1.14) : Diagramme de Shields. (Degoutte, 2003)

Le critère de Shields (tension adimensionnelle de frottement) définit que les forces tractrices (frottement) doivent être supérieures aux poids spécifiques. Ce critère varie entre 0,03 et 0,06 en

fonction des conditions hydrauliques et de sédiment, en général on considère cette variable égale à 0.047.

### ***1.4 DEPOT DES MATERIAUX***

L'évolution morphologique des rivières est principalement due au transport sédimentaire avec les processus d'érosion et de dépôt (Bigot & Rome, 2012). Une analyse de cette évolution montre qu'il existe des zones préférentielles d'érosion et de dépôt (Rodrigues & Gautier, 2007). Le fonctionnement d'équilibre dynamique des cours d'eau est caractérisé par une interaction permanente entre ces deux processus (Gharbi, 2016).

Le phénomène de dépôt de matériaux apparaît quand l'écoulement dans le cours d'eau perd de « l'énergie » :

- pour un débit liquide faible
- ou une faible pente du cours d'eau
- ou pour des cours d'eau méandriformes au niveau de la rive intérieure (convexe).

Les éléments en transport dans les cours d'eau, en fonction des obstacles rencontrés (naturels ou anthropiques) sont amenés à soit se déposer temporairement avant une remobilisation ultérieure, soit définitivement lors d'une phase d'accumulation ce qui est généralement le cas dans les réservoirs.

### ***1.5 ENVASEMENT DU BARRAGE FOUM EL GHERZA***

#### ***1.5.1 Evolution de l'envasement du barrage***

Nous nous intéresserons aux pertes en volume pour obtenir une bonne quantification des volumes de sédiments arrivant dans le lac du barrage.

À partir des données disponibles, La figure 1.15 représente l'évolution du volume de la vase du barrage entre sa mise en service et le dernier relevé connu. Le graphe (a) permet d'illustrer la différence entre le volume initial du barrage qui est de 46.844 Hm<sup>3</sup> et le volume de la vase, on observe que les volumes perdus sont très importants. Toutefois, son interprétation nécessite une autre présentation. En effet, le graphe (b) représente l'ajustement de l'évolution du volume de

vase, alors que la pente est importante (0,55) présente la forte vitesse de l'évolution de la vase dans le barrage.

On note que la capacité se réduit fortement chaque année. Il est donc nécessaire de s'interroger sur les causes d'un comblement aussi rapide mettant en péril le fonctionnement du barrage.

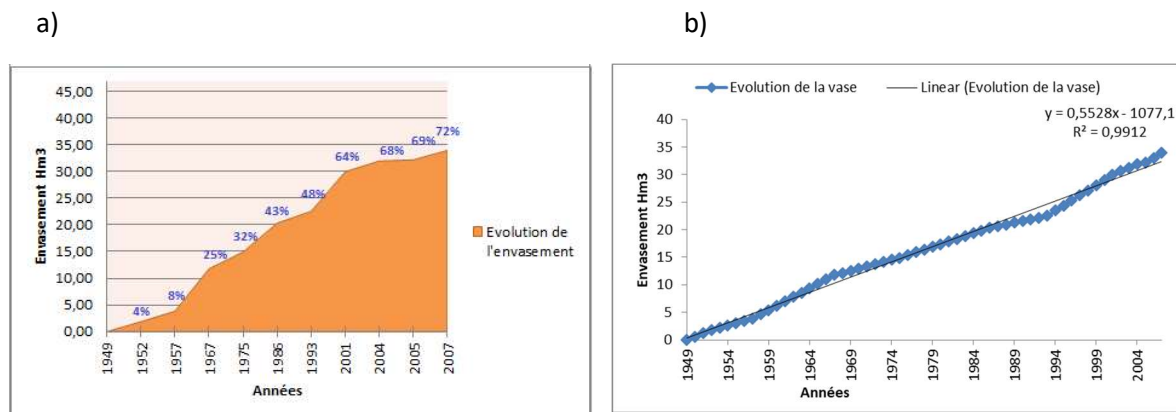


Figure (1.15) : Envasement pour le barrage Fom El Gherza depuis son mise en service, a) Évolution de taux d'envasement b) linéaire d'évolution de la vase.

### 1.5.2 Analyse de l'envasement inter-annuel

S'intéresser aux volumes sédimentaires entrant dans le lac du barrage permet de rendre compte de la production sédimentaire dans la partie du bassin en amont de l'ouvrage. Le barrage est fonction comme un piège à sédiments, donc, c'est un bon indicateur de la dégradation des sols du bassin-versant.

Le tableau 1.1 montre l'état de l'envasement en présentant l'envasement moyen annuel pour des périodes représente l'intervalle annuel entre deux levées bathymétriques ainsi que le volume d'envasement moyen annuel pour toute la période étudiée de 1949 à 2007 qui est de 0,585 Hm<sup>3</sup> et avec un taux d'envasement total de 72,47 %. On note ainsi les volumes de la vase sont très hétérogènes variant entre 0,22 Hm<sup>3</sup> à 0,927 Hm<sup>3</sup>.

Les valeurs de taux d'envasement sont ici échelonnées de 1,48 % pour la période 2004-2005 à près de 30,51 % pour la période 1993-2001. Or les pertes dans les réservoirs mondiaux présentés dans la littérature sont de l'ordre de 0,2% (pour les réservoirs américains et dans la région du Maghreb) et 2 à 3% pour les réservoirs chinois (Mc Cully, 2001; Remini et al., 2009) cela montre bien les vitesses extrêmement rapides de l'envasement du barrage Fom el Gherza.

Tableau (1.1) : Taux d'envasement moyen du barrage Foum El Gherza (Source ANBT).

| Période étudiée        | Capacité Initiale Hm <sup>3</sup> | Apport moyen Annuel Hm <sup>3</sup> | Envasement de la période Hm <sup>3</sup> | Taux d'envasement % | Envasement moyenne annuelle Hm <sup>3</sup> |
|------------------------|-----------------------------------|-------------------------------------|--|---------------------|---|
| 1949 (mise en service) | 46,844                            | 6,161                               | 0  | 0                   | 0   |
| 1949-1952              | 44,995                            | 20,547                              | 1,849                                    | 3,95                | 0,616                                       |
| 1952-1957              | 43,008                            | 13,805                              | 1,988                                    | 4,42                | 0,398                                       |
| 1957-1967              | 35,068                            | 30,305                              | 7,940                                    | 18,46               | 0,794                                       |
| 1967-1975              | 31,925                            | 19,416                              | 3,143                                    | 8,96                | 0,393                                       |
| 1975-1986              | 26,519                            | 19,412                              | 5,405                                    | 16,93               | 0,491                                       |
| 1986-1993              | 24,313                            | 20,245                              | 2,206                                    | 8,32                | 0,315                                       |
| 1993-2001              | 16,896                            | 15,629                              | 7,417                                    | 30,51               | 0,927                                       |
| 2001-2004              | 14,893                            | 44,469                              | 2,003                                    | 11,85               | 0,668                                       |
| 2004-2005              | 14,673                            | 40,536                              | 0,220                                    | 1,48                | 0,220                                       |
| 2005-2007              | 12,904                            | 22,009                              | 1,769                                    | 12,06               | 0,885                                       |
| 1949-2007              | <b>12,904</b>                     |                                     | <b>33,940</b>                            | <b>72,45</b>        | <b>0,585</b>                                |

La figure 1.16 met en relation la capacité initiale du barrage et les taux d'envasements moyens annuels pour chaque période étudiée. On s'aperçoit alors de la forte perte annuelle de capacité pour la période 1993-2001 avec un taux d'envasement élevé de 30,51%.

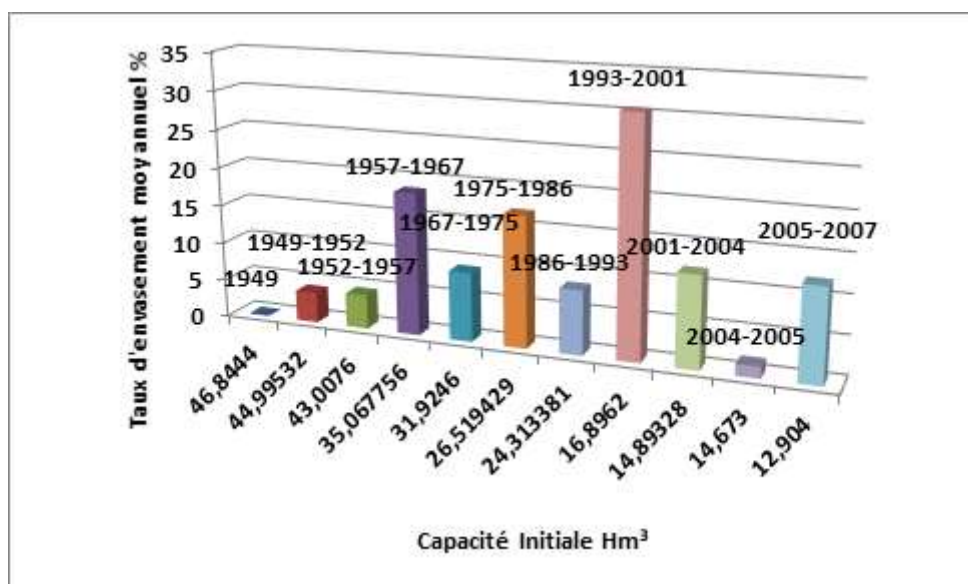


Figure (1.16) : Relation entre la capacité initiale et taux d'envasement moyen annuel. (Source des données : ANBT)

La représentation de la capacité initiale et l'envasement moyenne annuel ne permet pas d'arbitrer la répartition hétérogène des volumes perdus pour les différentes périodes les uns par rapport aux autres, pour cette raison, on met une relation entre l'apport moyen annuel et l'envasement moyen annuel pour les périodes étudiées.

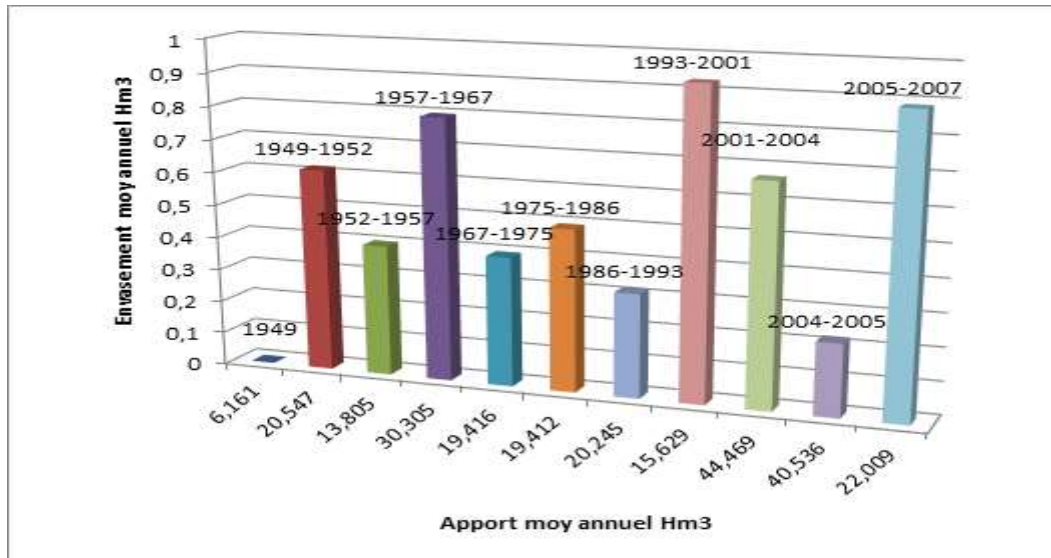


Figure (1.17) : Relation entre l'Apport moyen annuel et l'envasement moyen annuel. (Source des données : ANBT)

La figure 1.17, qui dresse la relation entre l'apport moyen annuel et l'envasement moyen annuel du barrage (Bougamouza, 2020). On peut établir le constat suivant :

- Une période avec un envasement moyen annuel égal à 0,22 Hm<sup>3</sup> pour un apport important par rapport aux autres périodes (40,536 Hm<sup>3</sup>) : 2004-2005 ;
- Une période avec un envasement moyen annuel très élevé égal à 0,927 Hm<sup>3</sup> pour un apport moins important par rapport aux autres périodes (15,629 Hm<sup>3</sup>) : 1993-2001 ;
- Cinq (5) périodes ont un envasement moyen annuel inférieur à 0,616 Hm<sup>3</sup> pour des apports entre (13,805-20,245 Hm<sup>3</sup>) : 1949-1952, 1952-1957, 1967-1975, 1975-1986, 1986-1993 ;
- Enfin trois (3) périodes ont des valeurs d'envasement moyen annuel situées entre 0,668 et 0,885 Hm<sup>3</sup> pour des apports entre (22,009 et 44,469 Hm<sup>3</sup>) : 1957-1967, 2001-2004, 2005-2007.

### 1.5.3 Relation débit de la crue et envasement



Après avoir décrit l'évolution globale de la sédimentation dans le barrage Foum el Gherza permettant de mettre en lumière les grandes tendances, en plus, L'apport de la crue représente 29% à 75% de l'apport du barrage pour les différentes périodes étudiées (voir figure 1.18). Donc, cette partie s'intéresse de manière plus précisée à l'étude des variations des taux de sédimentation en fonction de débit de la crue. L'analyse se fonde sur les données des différents levés bathymétriques réalisés et les données des débits de la crue enregistrées au niveau du barrage, permettra de déterminer la relation entre la perte de volume du barrage en fonction de débit de la crue.

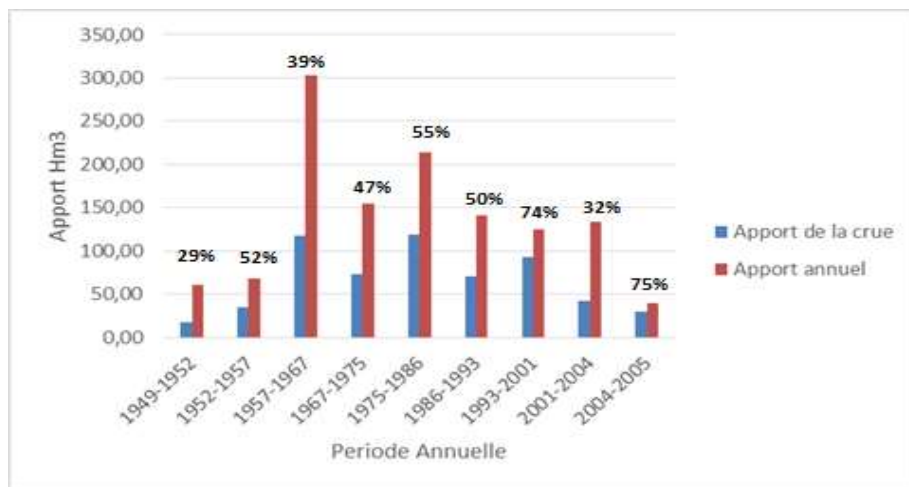


Figure (1.18) : Relation entre l'apport de la crue et l'apport annuel par périodes. (Source des données : ANBT)

La figure 1.19, qui dresse la relation entre le volume de l'envasement et le débit de la crue, montre l'augmentation de volume d'envasement en fonction du débit de la crue par périodes plus ou moins régulière. Pour les périodes 1952-1957, 2001-2004, 2004-2005, 1949-1952, 1967-1975, 1975-1986 et 1993-2001, On s'aperçoit alors de la forte corrélation entre les volumes d'envasement et les débits de la crue. Par contre, pour la période 1986-1993 avec ce débit moyen de la crue  $68,56 \text{ m}^3/\text{s}$ , le volume d'envasement plus faibles par rapport au période 1967-1975 ayant le débit de la crue de  $47,37 \text{ m}^3/\text{s}$ . De plus, on note que pour la période 1975-1967 connaît un volume d'envasement plus élevé que les autres (Bougamouza, 2020).

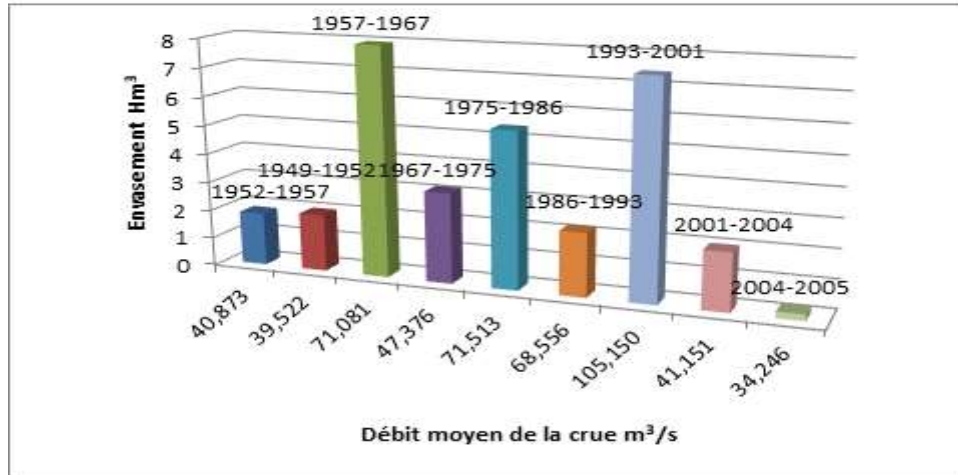


Figure (1.19) : Relation entre le débit de la crue et l'envasement par périodes. (Source des données : ANBT)

#### 1.5.4 Extraction des sédiments dans le barrage

L'enlèvement de la vase est une opération délicate et difficile, qui bien souvent exige que la retenue soit hors-service, ce qui est pratiquement impossible. Dans le cas du barrage Foug el Gherza l'extraction des sédiments est effectuée par deux méthodes : le dragage et la vidange de fond. Nous pouvons voir, d'après la figure 1.21 que de nombreuses vidanges de fond ont été effectuées afin de réduire le volume de sédiments déposé dans le lac de barrage, grâce à la vanne de fond 23,663 Hm<sup>3</sup> de vase ont été évacuées de 1949 jusqu'en 2007. Malheureusement que la vanne a été bloquée par la vase pour certains périodes, on cite, pour la période 1982 jusqu'en 1989, la vanne a été bloquée (Remini, 2010). Malgré que l'opération de dragage soit excessivement longue et coûteuse, l'Algérie a mené deux opérations de dragage du barrage Foug el Gherza, la première à eu lieu de 2002 à 2009 et la deuxième qui a été démarrée pratiquement en 2016.

a)



b)



Figure (1.20) : Extraction des sédiments dans le barrage Foug el Gherza

Par dragage, b) par vidange de fond. (Source ANBT)

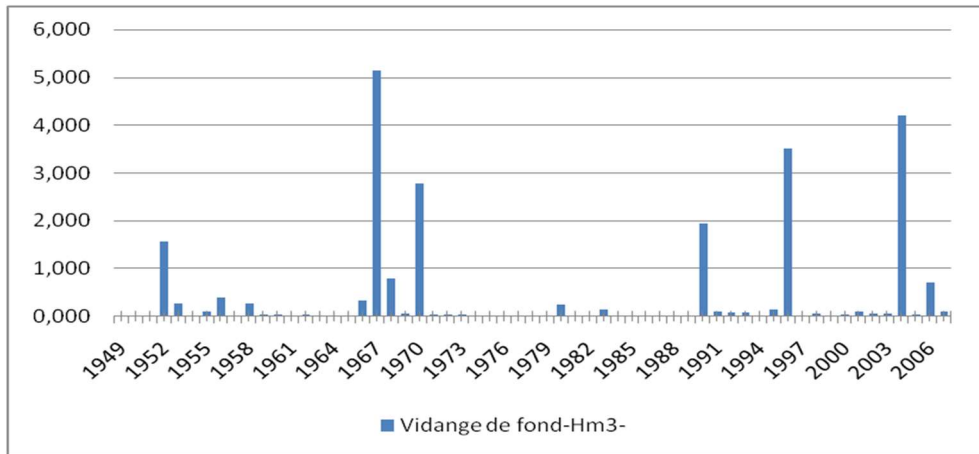


Figure (1.21) : Extraction des sédiments par vidange de fond dans le barrage Foug el Gherza. (Source des données : ANBT)

## 1.6 CONCLUSION

Cette étude nous a donné une analyse et illustration pour l'évolution de taux d'envasement au niveau du lac du barrage Foug el Gherza durant la période 1949 (mise en service) jusqu'au 2007. Cette recherche s'est appuyée sur la collecte de données principales quant aux volumes sédimentaires déposés dans le lac du barrage, les apports annuels et les apports de la crue afin de pouvoir en analyser les taux et les rythmes de dépôts des sédiments. Ces données ont également permis d'observer l'évolution des tendances sur cinquante-huit ans.

Cette étude illustre que le barrage Foug el Gherza connaît des rythmes de sédimentation très élevés dans son ensemble. Il s'agit alors de comprendre ce qui explique ces variations élevées. L'analyse des données récoltées montre de manière quantitative la relation des débits de la crue et le volume de la vase dans le lac du barrage. Les taux d'envasement peuvent être encore plus importants lorsque des débits de la crue importantes, ces crues modifient sensiblement le milieu naturel portant importantes quantités de sédiments qui sont déposés à l'exutoire (lac du barrage).

Même si les causes de la forte sédimentation du barrage Foug el Gherza sont bien connues (déforestation du bassin versant, morphologie du bassin et actions climatiques), les responsables n'ont pas procédé pour les bonnes solutions. En effet, les procédures techniques

appliquées pour dégager les sédiments déposés au niveau du lac du barrage sont le dragage et vidange de fond qui ne sont pas efficaces à mettre fin de cet énorme problème de sédimentation. Ces techniques sont des solutions temporaires, ou encore, le dragage c'est une technique coûteuse et prend beaucoup de temps et le vidange de fond n'est pas possible en cas la vanne bloque. Ces solutions peuvent concentrer à résoudre le problème au niveau de l'aval du bassin versant seulement. Il s'agit de trouver des solutions entières qui permettront de gérer de façon harmonieuse le réservoir dans les décennies à venir en tenant compte en même temps de la protection des sols, des ressources en eau. Les résultats de cette recherche pourront encore être utiles comme base de travail pour les futurs barrages en construction.

## ***CHAPITRE II : RESEAUX DE NEURONES***

### ***2.1 INTRODUCTION***

En raison de propriétés mathématiques qui sont maintenant bien comprises, et grâce au développement de méthodologies rigoureuses pour la conception de modèles, les réseaux de neurones sont devenus des outils de modélisation puissants dont les domaines d'application sont multiples. Ils permettent de réaliser, de manière simple et efficace, des modèles précis, statiques ou dynamiques. Contrairement à une idée répandue, ils ne sont pas nécessairement des « boîtes noires » sans signification physique : la méthode de modélisation semi-physique permet de tirer le meilleur parti possible des données expérimentales disponibles et des connaissances avérées, sous forme d'équations algébriques ou différentielles, qui peuvent résulter d'une étude physique du processus que l'on cherche à modéliser.

Les réseaux de neurones artificiels constituent l'une des approches d'intelligence artificielle dont le développement se fait à travers les méthodes par lesquelles l'homme essaye toujours d'imiter la nature et de reproduire des modes de raisonnement et de comportement qui lui sont propres. Nous présentons donc dans ce chapitre l'histoire des réseaux de neurones. Ainsi nous rappellerons la définition et les propriétés des réseaux de neurones, avant de décrire les architectures neuronales les plus utilisées, à savoir les modèles statiques et dynamiques. Nous poursuivrons en exposant les différents types d'apprentissage. Ensuite, nous présentons des exemples concrets d'applications des réseaux de neurones dans le domaine du transport solide. Enfin, nous choisissons un modèle de réseau de neurones pour la modélisation de débit liquide-débit solide et débit liquide-concentration pour le bassin versant Oued El Abiod.

### ***2.2 HISTORIQUE***

L'histoire des réseaux de neurones a progressé à travers des innovations conceptuelles et des développements d'implémentation. Ces progrès, cependant, semblent avoir expéditif plutôt que par une évolution constante.

Quelques recherches pour le domaine des réseaux neuronaux ont eu lieu à la fin du 19ème et au début du 20ème siècle. Il s'agissait principalement de travaux en physique, en psychologie et en neurophysiologie par des scientifiques tels qu'Hermann Von Helmholtz, Ernst Mach et

Ivan Pavlov. Ce premier travail mettait l'accent sur les théories générales de l'apprentissage, de la vision, du conditionnement, etc., et n'incluait pas de modèles mathématiques spécifiques de l'opération des neurones.

La vision moderne des réseaux de neurones a débuté dans les années 1940 avec les travaux de Pitts & McCulloch (1947), qui ont montré que les réseaux de neurones artificiels pouvaient en principe calculer toute fonction arithmétique ou logique. Leur travail est souvent reconnu comme l'origine du domaine du réseau neuronal. À la fin des années 1950, que la première application pratique des réseaux de neurones artificiels, avec la création du réseau perceptron et de la règle d'apprentissage associée par (Rosenblatt, 1958). Rosenblatt et ses collègues ont construit un réseau perceptron et prouvé sa capacité à effectuer la reconnaissance de formes. Ce succès a suscité un grand intérêt dans la recherche sur les réseaux neurones. Malheureusement, il a été montré plus tard que le réseau perceptron de base ne pouvait résoudre qu'une classe limitée de problèmes. À peu près à la même époque, Widrow et Hoff (1960) ont introduit un nouvel algorithme d'apprentissage et l'ont utilisé pour former des réseaux neuronaux linéaires adaptatifs, dont la structure et la capacité étaient semblables au perceptron de Rosenblatt. La règle d'apprentissage Widrow-Hoff est toujours utilisée aujourd'hui.

Malheureusement, les réseaux de Rosenblatt et Widrow souffraient des mêmes limitations inhérentes, largement publiées dans un livre de Minsky et Seymour (2017). Rosenblatt et Widrow étaient conscients de limites de ces réseaux et ont proposé de nouveaux réseaux. Cependant, ils n'ont pas réussi à modifier leurs algorithmes d'apprentissage pour former les réseaux les plus complexes. Beaucoup de personnes, influencées par Minsky et Seymour, croyaient que la poursuite des recherches sur les réseaux neuronaux était une impasse. Ceci, combiné au fait qu'il n'y avait pas d'ordinateurs numériques puissants sur lesquels expérimenter, a poussé de nombreux chercheurs à abandonner les recherches sur les réseaux de neurones. Cependant, quelques travaux importants, a continué pendant les années 1970. Kohonen (1972) et Anderson (1972) développent de nouveaux réseaux de neurones qui pourraient agir comme des mémoires. Grossberg (1976) a également été très actif durant cette période dans l'étude des réseaux auto-organisés.

A la fin des années 1960, les recherches dans le domaine des réseaux de neurones ont été reculées en raison du manque de nouvelles idées et d'ordinateurs puissants pour expérimenter.

Cependant, pendant les années 1980, ces deux obstacles ont été maîtrisés et la recherche dans les réseaux de neurones a augmenté de façon spectaculaire. De plus, deux nouveaux concepts importants ont été introduits. Ces deux nouveaux concepts étaient les plus responsables de la renaissance des réseaux neuronaux. La première était l'utilisation de la mécanique statistique pour expliquer le fonctionnement d'une certaine classe de réseau récurrent, qui pourrait être utilisée comme mémoire associative (Hopfield, 1982). Le deuxième en 1980 était l'algorithme de rétro-propagation (back-propagation) pour la formation de réseaux de perceptrons multicouches, découverte indépendamment par plusieurs chercheurs différents. La publication la plus influente de l'algorithme de rétro-propagation était décrite par Rumelhart et McClelland (1986).

Ces nouveaux développements ont redynamisé le domaine des réseaux neuronaux. Depuis les années 1980, des milliers de communications ont été rédigées, les réseaux de neurones ont trouvé d'innombrables applications et le domaine a été animé de nouveaux travaux théoriques et pratiques. Un grand nombre des avancées des réseaux de neurones ont eu à voir avec de nouveaux concepts, tels que des architectures innovantes et des règles de formation. Tout aussi important a été la disponibilité de nouveaux ordinateurs puissants sur lesquels tester ces nouveaux concepts.

Les réseaux de neurones ont clairement pris une place permanente en tant qu'importants outils mathématiques / d'ingénierie. Ils ne fournissent pas de solutions à chaque problème, mais ils sont des outils essentiels à utiliser dans des situations appropriées. En outre, rappelez-vous que nous savons encore très peu de choses sur le fonctionnement du cerveau. Les progrès les plus importants dans les réseaux de neurones sont certainement dans l'avenir. Le grand nombre et la grande variété d'applications de cette technologie sont très encourageants.

La section suivante ne vise pas à identifier tous les principaux chercheurs, mais simplement à donner au lecteur une idée de certaines applications de réseaux de neurones dans le domaine de quantification de transport solide.

### 2.3 NEURONE BIOLOGIQUE

Les réseaux de neurones artificiels discutés dans ce chapitre ne sont que très liés à leurs homologues biologiques. Dans ce paragraphe, nous allons décrire brièvement les caractéristiques de la fonction cérébrale qui ont inspiré le développement de réseaux neuronaux artificiels. Le cerveau est constitué d'environ mille milliards de neurones, avec 1000 à 10000 synapses (connexions). Ces neurones ont trois composantes principales : les dendrites, le corps cellulaire et l'axone. Les dendrites sont des réseaux réceptifs de fibres nerveuses qui transportent des signaux électriques dans le corps cellulaire. Le corps cellulaire additionne et limite efficacement ces signaux entrants. L'axone est une seule fibre longue qui transporte le signal du corps cellulaire vers d'autres neurones. Le point de contact entre un axone d'une cellule et une dendrite d'une autre cellule est appelé synapse. C'est l'arrangement des neurones et les forces des synapses individuelles, déterminées par un processus chimique complexe, qui établit la fonction du réseau neuronal.

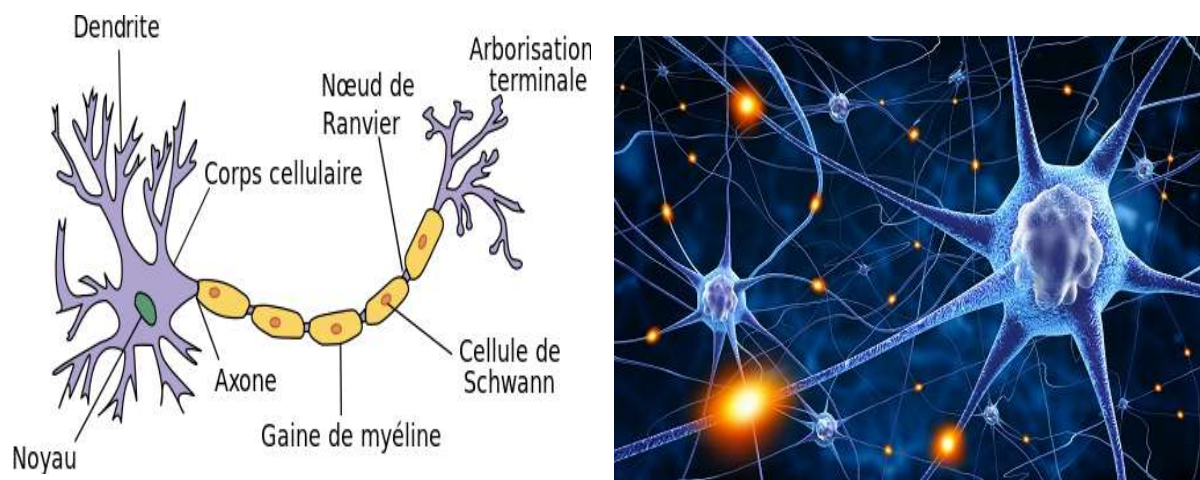


Figure (2.1) : Schéma de neurone biologique. (Source Wikipedia, the free encyclopedia, [https://fr.wikipedia.org/wiki/Mod%C3%A8les\\_du\\_neurone\\_biologique](https://fr.wikipedia.org/wiki/Mod%C3%A8les_du_neurone_biologique))

Une partie de la structure neurale est définie à la naissance. D'autres parties sont développées grâce à l'apprentissage, car de nouvelles connexions sont faites et d'autres sont gaspillées. Ce développement est plus perceptible dans les premiers stades de la vie. Par exemple, il a été démontré que si un jeune chat se voit refuser l'utilisation d'un œil pendant une période critique, il ne développera jamais une vision normale dans cet œil. Les linguistes ont découvert que les nourrissons de plus de six mois ne peuvent plus discriminer certains sons de la parole, à moins



qu'ils n'aient été exposés plus tôt dans la vie. Les structures neuronales continuent de changer tout au long de la vie. Ces changements ultérieurs ont tendance à consister principalement en un renforcement ou un affaiblissement des jonctions synaptiques. Par exemple, on pense que de nouveaux souvenirs sont formés par la modification de ces forces synaptiques. Ainsi, le processus d'apprentissage du visage d'un nouvel ami consiste à modifier diverses synapses. Les neuroscientifiques ont découvert, par exemple, que les hippocampes des chauffeurs de taxi londoniens sont nettement plus grands que la moyenne. C'est parce qu'ils doivent mémoriser une grande quantité d'informations de navigation, un processus qui prend plus de deux ans. Les réseaux neuronaux artificiels n'approchent pas la complexité du cerveau. Le cerveau est capable d'effectuer de nombreuses tâches beaucoup plus rapidement que n'importe quel ordinateur conventionnel. Ceci est en partie dû à la structure massivement parallèle des réseaux neuronaux biologiques ; tous les neurones fonctionnent en même temps. Les réseaux de neurones artificiels partagent cette structure parallèle.

### ***2.4 NEURONE ARTIFICIEL***

Malheureusement, il n'existe pas de notation de réseau neuronal unique universellement. Les articles et les livres sur les réseaux de neurones proviennent de nombreux domaines, dont l'ingénierie, la physique, la psychologie et les mathématiques, et de nombreux auteurs ont tendance à utiliser un vocabulaire propre à leur spécialité. De ce fait, de nombreux livres et articles dans ce domaine sont difficiles à lire et les concepts semblent plus complexes qu'ils ne le sont en réalité.

Dans cette partie, nous avons essayé d'utiliser la notation standard dans la mesure du possible pour clarifier et simplifier la compréhension du réseau de neurones et ses fonctionnements.

Un réseau de neurones est la composition des fonctions non linéaires réalisées par chacun des neurones qui le constituent. On distingue deux principaux types de réseaux : les réseaux de neurones à une couche (monocouche) et les réseaux à plusieurs (couches multicouches). Lorsque les sorties des neurones ne sont pas reliées à des neurones de couches précédentes, le réseau est non bouclé c'est-à-dire qu'il réalise une fonction indépendante du temps (fonction statique). Le réseau est alors appelé réseau statique, contrairement aux réseaux comportant des bouclages et permettant de réaliser des fonctions dynamiques.

En général, un réseau neuronal artificiel peut être divisé en trois parties, appelées couches, qui sont :

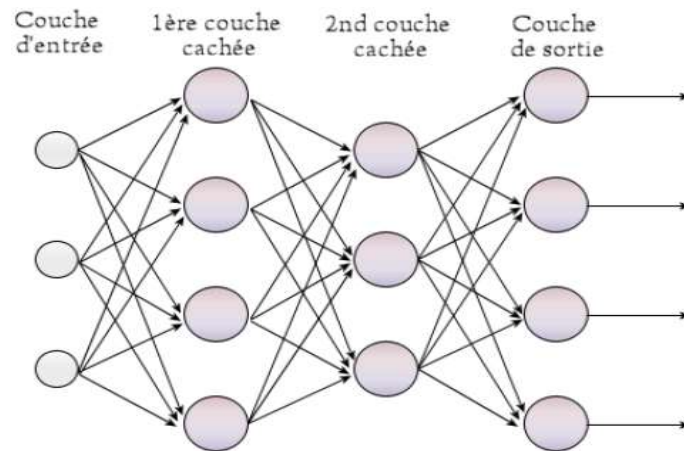


Figure (2.2): présentation générale des composants de réseaux de neurones. (Source : Wikipédia, [https://fr.wikipedia.org/wiki/Perceptron\\_multicouche](https://fr.wikipedia.org/wiki/Perceptron_multicouche))

- **Couche d'entrée** : cette couche est responsable de la réception des informations (données), des signaux, des caractéristiques ou des mesures à partir de l'environnement externe. Ces entrées (échantillons ou motifs) sont habituellement normalisées dans les limites des valeurs générées par les fonctions d'activation. Cette normalisation aboutit à une meilleure précision numérique pour les opérations mathématiques réalisées par le réseau.
- **Couches cachées, intermédiaires ou invisibles** : ces couches sont composées de neurones qui sont responsables de l'extraction des motifs associés au processus ou au système analysé. Ces couches exécutent la majeure partie du traitement interne à partir d'un réseau.
- **Couche de sortie** : cette couche est également composée de neurones, et est donc responsable de la production et de la présentation des sorties du réseau final, résultant du traitement exécuté par les neurones dans les couches précédentes. La topologie des réseaux de neurones nous permet de les classer en trois types d'architectures globale ; les réseaux neurones statiques, les réseaux neurones dynamiques et les réseaux neurones maillés.

2.4.1 Fonctions de transfert

La fonction de transfert peut être une fonction linéaire ou non linéaire. Une fonction de transfert particulière est choisie pour satisfaire certaines spécifications du problème que le neurone tente de résoudre. Différentes fonctions de transfert pouvant être utilisées comme fonctions d'activation du neurone sont résumées dans le tableau suivant :

Tableau (2.1) : Fonction de transfert.(Source : <http://informatique.coursgratuits.net/methodes-numeriques/reseaux-de-neurones-formels.php>)

| Nom de la fonction          | Relation d'entrée/sortie  | Icône |
|-----------------------------|---|-------|
| seuil                       | $a = 0$ si $n < 0$<br>$a = 1$ si $n \geq 0$                                 |       |
| seuil symétrique            | $a = -1$ si $n < 0$<br>$a = 1$ si $n \geq 0$                                |       |
| linéaire                    | $a = n$   |       |
| linéaire saturée            | $a = 0$ si $n < 0$<br>$a = n$ si $0 \leq n \leq 1$<br>$a = 1$ si $n > 1$    |       |
| linéaire saturée symétrique | $a = -1$ si $n < -1$<br>$a = n$ si $-1 \leq n \leq 1$<br>$a = 1$ si $n > 1$ |       |
| linéaire positive           | $a = 0$ si $n < 0$<br>$a = n$ si $n \geq 0$                                 |       |
| sigmoïde                    | $a = \frac{1}{1+\exp^{-n}}$   |       |
| tangente hyperbolique       | $a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$                                     |       |
| compétitive                 | $a = 1$ si $n$ maximum<br>$a = 0$ autrement                                 |       |

Trois des fonctions les plus couramment utilisées sont discutées ci-dessous :

a- La fonction seuil :

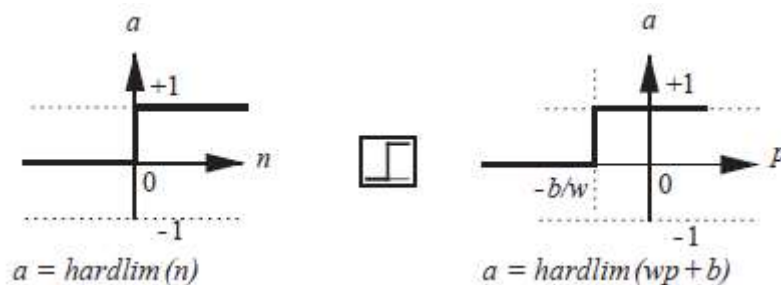


Figure (2.3) : Fonction de transfert seuil. (Touzet, 1992)

La fonction de transfert seuil, indiquée à la gauche de la figure 2.3, définit la sortie du neurone sur 0 ou 1, une entrée négative ne passe pas le seuil, la fonction retourne alors la valeur 0 (on peut interpréter ce 0 comme signifiant faux), alors qu'une entrée positive ou nulle ne dépasse le seuil, et la fonction retourne 1 (vrai). L'objet d'utilisation de cette fonction pour créer des neurones qui classent les entrées en deux catégories distinctes. Le graphique à droite de la figure 2.3 illustre la caractéristique d'entrée / sortie d'un neurone à Entrée unique qui utilise une fonction de transfert de seuil. Ici, nous pouvons voir l'effet du poids et du biais. Notez qu'une icône pour la fonction de transfert de seuil est affichée entre les deux figures. Ces icônes aperçus dans les diagrammes de réseau pour montrer la fonction de transfert particulière utilisée.

b- La fonction linéaire :

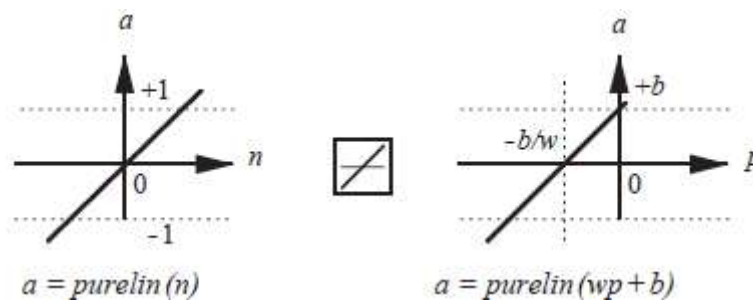


Figure (2.4) : Fonction de transfert linéaire. (Touzet, 1992)

La fonction linéaire est très simple, comme illustré à la gauche de la figure 2.4. La caractéristique output (a) versus input (p) d'un neurone linéaire à une entrée unique avec un biais est indiquée à droite de la figure 2.4. Les neurones avec cette fonction de transfert sont utilisés dans les réseaux ADALINE.

c- La fonction sigmoïde :

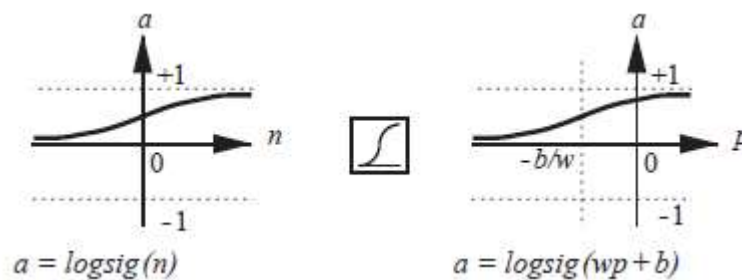


Figure (2.5) : Fonction de transfert sigmoïde. (TOUZET, 1992)

Cette fonction de transfert prend l'entrée (qui peut avoir n'importe quelle valeur entre plus et moins infini) et écrase la sortie dans la plage de 0 à 1, selon l'expression :

$$a = \frac{1}{1+e^{-n}} \quad (2.1)$$

La fonction de transfert log-sigmoïde est couramment utilisée dans les réseaux multicouches formés à l'aide de l'algorithme de rétro-propagation, parce que cette fonction est différentielle.

### 2.4.2 Architecture de réseaux de neurones

Les réseaux de neurones peuvent être classés en catégories statiques (non bouclé ou Feedforward) et dynamiques (bouclé, récurrent ou Feedback). Le réseau multicouche perceptron et RBF (Radial basis Function) qui sont des réseaux statiques seront discutés et appliqués pour la modélisation du transport solide. Cela signifie que la sortie (débit solide) peut être calculée directement à partir de l'entrée (débit liquide) via des connexions directes. Dans les réseaux dynamiques, la sortie dépend non seulement de l'entrée actuelle du réseau, mais aussi des entrées, sorties ou états actuels ou précédents du réseau.

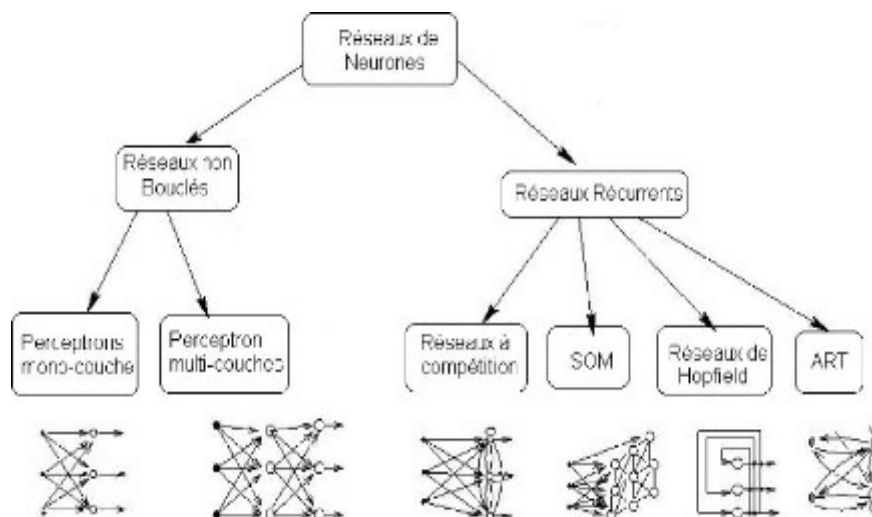


Figure (2.6) : Différentes architectures de réseaux de neurones. (KOFFI, 2007)

#### 2.4.2.1 Réseaux statiques

Ce type de réseaux est utilisé pour effectuer des tâches d'approximation de fonction non linéaire, de la classification ou de la modélisation de processus statiques non linéaires.

### *a- Réseaux multicouches (ou Perceptron Multi Couche PMC)*

« Le perceptron : un modèle probabiliste pour le stockage et l'organisation de l'information dans le cerveau ». Rosenblatt présente le premier réseau neuronal artificiel pratique - le perceptron.

À la fin des années 1950, Frank Rosenblatt et plusieurs autres chercheurs ont développé une classe de réseaux neuronaux appelés perceptrons. Les neurones de ces réseaux étaient semblables à ceux de McCulloch et Pitts. La contribution clé de Rosenblatt a été l'introduction d'une règle d'apprentissage pour la formation des réseaux perceptron afin de résoudre les problèmes de reconnaissance des formes. Il a prouvé que sa règle d'apprentissage convergera toujours vers les poids de réseau corrects, s'il existe des poids qui résolvent le problème. L'apprentissage était simple et automatique.

En 1980 les perceptrons améliorés (multicouches) et des règles d'apprentissages associés. Aujourd'hui, le perceptron est toujours considéré comme un réseau important. Il reste un réseau rapide et fiable pour la classe de problèmes qu'il peut résoudre. De plus, une compréhension des opérations du perceptron fournit une bonne base pour comprendre des réseaux plus complexes. Ainsi, le réseau perceptron et sa règle d'apprentissage associée valent la peine d'être discutés ici.

#### *- Principe*

Considérons un réseau avec plusieurs couches. Chaque couche a sa propre matrice de poids  $W$ , son propre vecteur de polarisation  $b$ , un vecteur d'entrée  $n$  et un vecteur de sortie  $a$ . Nous utiliserons des indices supérieurs pour identifier les couches. Spécifiquement, nous ajoutons le numéro de la couche en tant qu'exposant aux noms de chacune de ces variables. Ainsi, la matrice de poids pour la première couche est écrite comme  $W^1$ , et la matrice de poids pour la deuxième couche est écrite comme  $W^2$ . Cette notation est utilisée dans le réseau à trois couches de la figure 2.7.

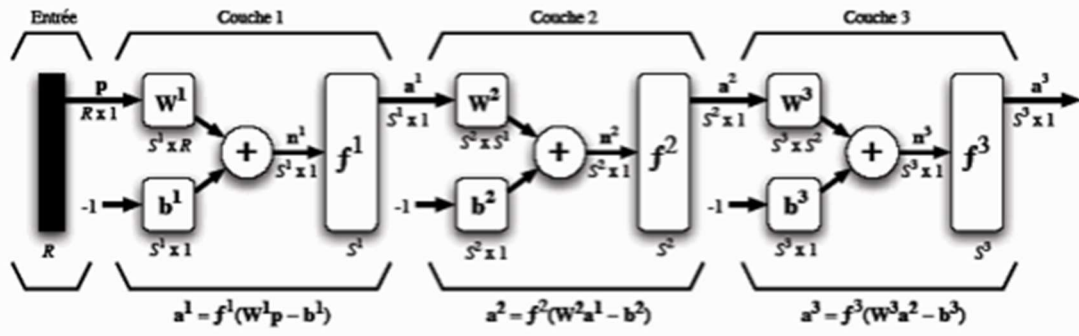


Figure (2.7) : Perceptron Multicouche. (Source : <http://informatique.coursgratuits.net/methodes-numeriques/reseaux-de-neurones-formels.php>)

Le réseau montré ci-dessus a une couche de sortie (couche 3) et deux couches cachées (couches 1 et 2).

Les réseaux multicouches sont plus puissants que les réseaux monocouches. Par exemple, un réseau à deux couches ayant une première couche sigmoïde et une seconde couche linéaire peut être apprendre pour approcher de manière arbitraire la plupart des fonctions. Les réseaux monocouches ne peuvent pas le faire. Rappelons d'abord que le nombre d'entrées sur le réseau et le nombre de sorties du réseau sont définis par des spécifications de problèmes externes. Donc, s'il y a dix (10) variables externes à utiliser comme entrées, il y a dix (10) entrées sur le réseau. De la même façon, s'il doit y avoir cent (100) sorties du réseau, il doit y avoir cent (100) neurones dans la couche de sortie. Il y a un problème pour prédire le nombre optimal de neurones nécessaires dans une couche cachée. Ce problème est un domaine de recherche actif. Enfin, les caractéristiques souhaitées du signal de sortie aident également à sélectionner la fonction de transfert pour la couche de sortie. Si une sortie doit être soit -1 soit 1, une fonction de transfert de limite stricte symétrique doit être utilisée.

En ce qui concerne le nombre de couches, la plupart des réseaux neuronaux pratiques ne comportent que deux ou trois couches. Quatre couches ou plus sont rarement utilisées.

- **Fonction d'Approximation**

Le réseau multicouche est flexible. Si nous avons un nombre suffisant de neurones dans la couche cachée. Dans En fait, il a été démontré que les réseaux à deux couches, avec transfert sigmoïde fonctions dans la couche cachée et fonctions de transfert linéaire dans la sortie couche,

peut approcher pratiquement n'importe quelle fonction d'intérêt à n'importe quel degré de précision, pourvu que suffisamment d'unités cachées soient disponibles.

Considérons le réseau à deux couches montrées dans la Figure 2.8. Pour cet exemple la fonction de transfert pour la première couche est log-sigmoïde et le transfert fonction pour la deuxième couche est linéaire. En d'autres termes :

$$f^1(n) = \frac{1}{1+e^{-n}} \text{ et } f^1(n) = n. \quad (2.2)$$

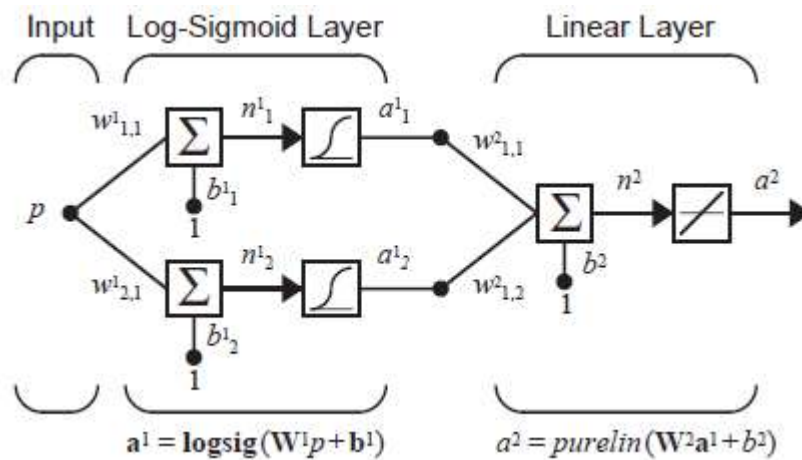


Figure (2.8) : Exemple de Fonction d'approximation du réseau. (Source : Matlab, Math-Works)

**b- Radial basis function (RBF)**

Le travail original dans les fonctions de base radiales 'Radial basis function' a été effectué par Powell (1987) et d'autres pendant les années 1980. Dans ce travail original, les fonctions de base radiales ont été utilisées pour l'interpolation exacte dans un espace multidimensionnel. En d'autres termes, la fonction créée par l'interpolation de base radiale était nécessaire pour traverser toutes les cibles de l'ensemble d'apprentissage. L'utilisation de fonctions de base radiales pour l'interpolation exacte est également un domaine de recherche actif.

Les réseaux de neurones sont souvent utilisés sur les données bruyantes, et l'interpolation exacte des données est très importante. Broomhead et Lowe (1988) ont été les premiers à développer le modèle de réseau neuronal de la fonction de base radiale, qui produit une fonction d'interpolation lisse. Aucune tentative n'est faite pour forcer la réponse du réseau à correspondre



exactement aux sorties cibles. L'accent est mis sur la production de réseaux qui se généraliseront bien à de nouvelles situations.

Dans la section suivante, nous allons définir et démontrer les capacités du réseau neuronal de la fonction de base radiale. Dans les sections suivantes, nous allons décrire les procédures d'entraînement de réseaux RBF.

### - *Définition*

Le réseau de base radiale est un réseau à deux couches. Il existe deux distinctions majeures entre le réseau de la fonction de base radiale (RBF) et un réseau perceptron à deux couches. Tout d'abord, dans la couche 1 du réseau RBF, nous calculons la distance entre le vecteur d'entrée et les lignes de la matrice de poids au lieu d'effectuer une opération de produit interne entre les poids et l'entrée (multiplication de matrice). Deuxièmement, au lieu d'ajouter le biais, nous multiplions par le biais. Par conséquent, l'entrée nette pour le neurone  $i$  dans la première couche est calculée comme suit :

$$n_i^1 = \|p - w_i^1\| b_i^1 \quad (2.3)$$

Chaque ligne de la matrice de poids agit comme un point central - un point où la valeur d'entrée nette sera zéro. Le biais effectue une opération de mise à l'échelle sur la fonction de transfert (base), ce qui provoque l'allongement ou la compression.

Les fonctions de transfert utilisées dans la première couche du réseau RBF sont différentes des fonctions sigmoïdes généralement utilisées dans les couches cachées de perceptrons multicouches (MLP). Il existe plusieurs types de fonction de transfert qui peut être utilisé (voir tableau II.1), mais pour la clarté de la présentation, nous considérerons seulement la fonction gaussienne, qui est la plus communément utilisée dans la communauté des réseaux neuronaux. Il est défini comme suit :

$$a = e^{-n^2} \quad (2.4)$$

Et il est tracé sur la figure 2.9.

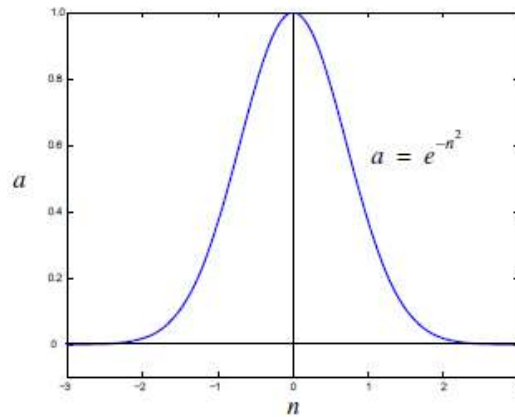


Figure (2.9) : Fonction de base Gaussien. (Source : Matlab, Math-Works)

Une propriété clé de cette fonction est qu'elle est locale. Cela signifie que la sortie est proche de zéro si vous vous déplacez très loin dans les deux sens à partir du point central.

Ceci contraste avec les fonctions sigmoïdes globales dont la sortie reste proche de 1 lorsque l'entrée nette passe à l'infini.

La deuxième couche du réseau RBF est une couche linéaire standard :

$$a^2 = W^2 a^1 + b^2 \quad (2.5)$$

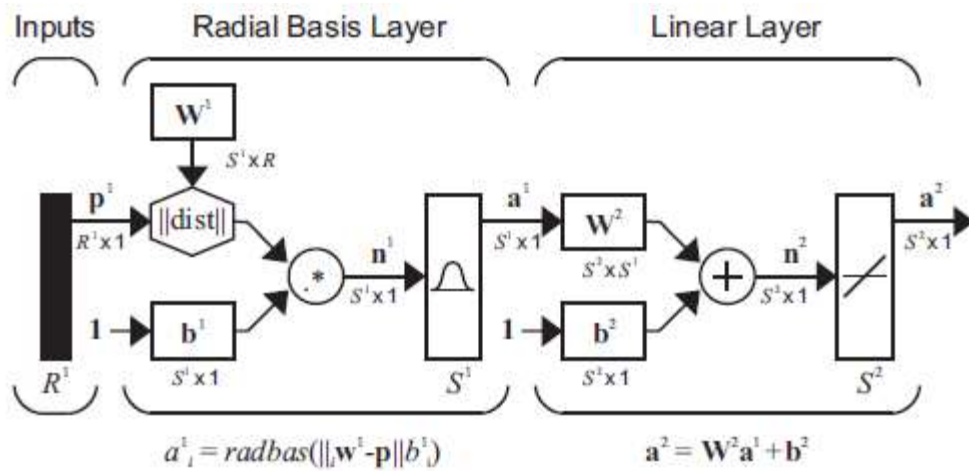


Figure (2.10) : Réseau RBF. (Source : Matlab, Math-Works)

### - *Procédures d'entraînement de réseau RBF*

Contrairement au réseau MLP, qui est presque toujours entraîné par un algorithme basé sur le gradient (descente la plus forte, gradient conjugué, Levenberg-Marquardt, etc.), le réseau RBF peut être entraîné par une variété d'approches (Kisi, 2009).

Les réseaux RBF peuvent être entraînés en utilisant des algorithmes basés sur des gradients. Cependant, en raison de la nature locale de la fonction de transfert et de la manière dont fonctionnent les poids et les polarisations de la première couche, les surfaces d'erreur des réseaux RBF ont tendance à être beaucoup plus insatisfaisantes que celles des réseaux MLP (Lowe, 1989). Pour cette raison, les algorithmes basés sur le gradient sont souvent insatisfaisants pour la formation complète des réseaux RBF. Cependant, ils sont parfois utilisés pour affiner le réseau après avoir été formés à l'aide d'une autre méthode.

Les algorithmes d'apprentissage RBF les plus couramment utilisés traitent séparément les deux couches du réseau RBF en deux étapes. Une fois que les poids et biais de la première couche ont été sélectionnés, les pondérations de la seconde couche peuvent être calculées, en utilisant un algorithme linéaire des moindres carrés.

Le plus simple des algorithmes en deux étapes organise les centres (pondérations de la première couche) selon un modèle de grille dans toute la gamme d'entrée, puis choisit un biais constant de sorte que les fonctions de base présentent un certain degré de chevauchement. Cette procédure n'est pas optimale car l'approximation la plus efficace placerait plus de fonctions de base dans les régions de l'espace d'entrée où la fonction à approcher est la plus complexe. De même, dans de nombreux cas pratiques, la totalité de l'espace d'entrée n'est pas utilisée et, par conséquent, de nombreuses fonctions de base peuvent être gaspillées. Un des inconvénients du réseau RBF,

En conclusion, mentionnons que la principale difficulté des réseaux RBF concerne la question du nombre de neurones radiaux à utiliser pour une application donnée. A priori, il n'existe pas de méthode pour fixer leur nombre, et cette architecture souffre de façon particulièrement aiguë de ce qu'on appelle la « malédiction de la dimension », à savoir l'augmentation exponentielle du nombre de neurones cachés requis en fonction de la dimension  $S$  de l'espace d'entrée.

Lorsque  $S$  est grand, une façon d'atténuer ce problème consiste à remplacer les hyper-sphères qui résultent de l'imposition d'une variance fixe par des hyper-ellipses où la matrice de covariance n'est plus contrainte. On peut ainsi réduire le nombre de neurones à positionner au détriment du nombre de paramètres à estimer.

### II.4.2.2 Réseaux dynamiques

Les réseaux dynamiques sont des réseaux qui contiennent des retards (ou des intégrateurs, pour des réseaux continus) et qui fonctionnent sur une séquence d'entrées (voir Figure 2.11). En d'autres termes, l'ordre des entrées est important pour le fonctionnement du réseau. Ces réseaux dynamiques peuvent avoir des connexions purement directes, ou ils peuvent aussi avoir des connexions récurrentes le réseau Hopfield. Les réseaux dynamiques ont de la mémoire. Leur réponse à un moment donné dépendra non seulement de l'entrée actuelle, mais de l'historique de la séquence d'entrée. Parce que les réseaux dynamiques ont de la mémoire, ils peuvent être formés pour apprendre des modèles séquentiels ou variables dans le temps. Au lieu d'approximer des fonctions, comme le réseau de perceptrons multicouches statiques, un réseau dynamique peut approcher un système dynamique. Ceci a des applications dans des domaines aussi variés que le contrôle des systèmes dynamiques, la prédiction sur les marchés financiers, l'égalisation des canaux dans les systèmes de communication, la détection de phase dans les systèmes de puissance, le tri, la détection de fautes, la reconnaissance vocale structure des protéines en génétique.

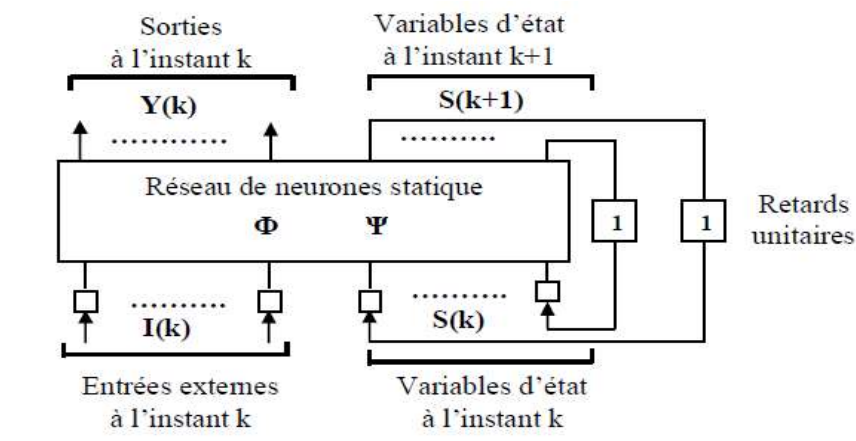


Figure (2.11) : Forme canonique d'un réseau dynamique. (Source : Matlab, Math-Works)

### *2.4.3 L'apprentissage des réseaux de neurones pour la modélisation*

L'apprentissage des réseaux de neurones est la procédure algorithmique par laquelle les paramètres  $\{w_i\}$  du modèle sont estimés, à partir des mesures des entrées et des sorties correspondantes du processus. Durant l'apprentissage, on cherche à minimiser la fonction de coût des moindres carrés, c'est-à-dire la somme des carrés des erreurs de modélisation pour tous les exemples utilisés pour l'apprentissage (ou ensemble d'apprentissage). Contrairement à la méthode des moindres carrés ordinaires, cette minimisation ne se réduit à la résolution d'un système linéaire (les équations canoniques) : comme les réseaux de neurones ne sont pas linéaires par rapport à leurs paramètres, la fonction de coût des moindres carrés n'est pas quadratique par rapport à ceux-ci. On doit donc avoir recours à des méthodes d'optimisation dites méthodes de gradient, du second ordre de préférence, telles que la méthode de Levenberg-Marquardt (Opoku, 2017). Pour cela, il faut calculer le gradient de la fonction de coût par rapport aux paramètres du réseau de neurones, ce qui peut se faire de manière économique en temps de calcul par un algorithme dit de rétro-propagation (Dreyfus, 2002). On distingue trois types d'apprentissage des réseaux de neurones supervisés, par renforcement et non supervisé.

#### *- Apprentissage supervisé*

Pour les réseaux à apprentissage supervisé, on présente au réseau des entrées, et au même temps les sorties désirées pour cette entrée. Le réseau doit ajuster ses poids de façon à réduire l'écart entre la réponse désirée et la sortie du réseau. Cette procédure est répétée jusqu'à ce qu'un critère de performance soit satisfait. L'algorithme le plus utilisé est celui de la rétro-propagation de l'erreur.

#### *-Apprentissage par renforcement*

L'apprentissage par renforcement permet de contourner certaines des limitations de l'apprentissage supervisé. Il consiste en une espèce d'apprentissage supervisé, mais avec un indice de satisfaction scalaire au lieu d'un signal d'erreur vectoriel. Ce type d'apprentissage est inspiré des travaux en psychologie expérimentale de Thorndike (1911). En pratique, l'usage de l'apprentissage par renforcement est complexe à mettre en œuvre.

### *- Apprentissage non supervisé*

Pour les réseaux à apprentissage non supervisé, aucune information sur la réponse désirée n'est fournie au réseau. On présente une entrée au réseau et on le laisse évoluer librement jusqu'à ce qu'il se stabilise. Ce comportement est connu sous le nom "auto organisation."

### **2.5 QUELQUES TRAVAUX RECENTES D'APPLICATIONS DES RESEAUX DE NEURONES EN MODELISATION DE TRANSPORT SOLIDE**

Les réseaux de neurones ne sont pratiquement jamais utilisés pour réaliser l'approximation d'une fonction connue. Dans la très grande majorité des applications, les réseaux de neurones sont utilisés pour réaliser une modélisation ou régression non linéaire.

#### **Travaux d'Adib & Mahmoodi (2017)**

La zone de leur étude de modélisation de débit solide est située à la rivière Marun dans le sud-ouest de l'Iran. Les données utilisées se composent de 42 ans (1968 à 2009) des débits d'inondation. Un réseau neuronal artificiel perceptron est entraîné et validé par des données observées. Pour l'apprentissage du réseau de neurones artificiels (ANN), et les méthodes d'apprentissages Levenberg-Marquardt sont appliquées. Pour la réduction de l'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) et l'augmentation du coefficient de corrélation (R), les paramètres de l'ANN sont optimisés par la méthode de l'algorithme génétique (GA). La méthode GA optimise le nombre de nœuds de couches cachées formés par la méthode d'apprentissage de Levenberg-Marquardt tout en optimisant le nombre de nœuds et la quantité de mouvement qui est entraînée par la méthode d'apprentissage de la quantité de mouvement. La méthode GA peut réduire NMSE à 80% alors que la méthode GA n'augmente pas significativement R. Les résultats montrent que la charge de sédiments en suspension peut être augmentée de 400 000 tonnes / jour à 800 000 tonnes / jour à l'avenir.

#### **Travaux d'Makarynsky and al. (2015)**

Les auteurs ont proposé de mettre en œuvre une méthodologie combinée pour faire face à l'estimation de la concentration de suspension du transport solide. Le premier volet de la méthodologie comprenait deux modèles de courant et d'ondes numériques, tandis que le second

était basé sur la technique d'intelligence artificielle des réseaux de neurones (RNA) utilisée pour reproduire les valeurs des concentrations de sédiments observées sur deux sites. Les ANN entraînés ont ensuite été appliqués pour prédire les concentrations de sédiments sur une période d'observations indépendante. L'utilisation d'un ensemble de données combinant les observations des deux sites mentionnés a donné les meilleurs résultats de test ANN en termes d'erreur quadratique moyenne normalisée (0.13) et d'erreur relative moyenne (0.02).

### **Travaux de Nourani & Andalib (2015)**

Dans son étude, l'auteur a présenté l'efficacité du modèle WLSSVM (Wavelet-based Support Vector Machine). Le modèle a été examiné pour la prédiction de la charge de sédiments en suspension (SSL) quotidienne et mensuelle du Mississippi. Dans un premier temps, SSL a été prédit via des modèles ad hoc LSSVM et Artificial Neural Network (ANN) ; les flux et les données SSL ont ensuite été décomposés en sous-signaux via des ondelettes et ces séries sous-temporelles décomposées ont été imposées à LSSVM et ANN pour simuler la relation décharge-SSL. Enfin, la capacité de WLSSVM a été comparée à d'autres modèles dans le cadre de prédictions SSL à plusieurs étapes. Les résultats ont montré que dans la prédiction quotidienne de SSL, le LSSVM a de meilleurs résultats avec le coefficient de détermination (DC) = 0,92 que le ANN ad hoc avec DC = 0,88. Cependant contrairement SSL quotidien, dans la modélisation mensuelle, ANN a un résultat peu précis. Les modèles WLSSVM et ANN (WANN) basés sur des ondelettes ont montré les mêmes conséquences dans les prédictions SSL quotidiennes et différentes, et l'ajout d'ondelettes a conduit à une plus grande précision de LSSVM et ANN. En outre, la conjonction d'ondelettes à LSSVM et ANN évaluée via des prédictions SSL à plusieurs étapes et, par exemple, DCLSSVM = 0,4 a été augmentée à la prévision SSL de 7 jours à venir avec DCWLSSVM = 0,71. De plus, WLSSVM a surperformé WANN par incrément de la prévision de l'horizon temporel.

### **Travaux d'Olyaie et al. (2015)**

Leur travail consiste à comparer la précision de trois méthodes de calcul doux, à savoir les réseaux de neurones artificiels, le système d'inférence neuro-floue adaptative (ANFIS), les réseaux d'ondelettes et de réseaux neuronaux couplés (WANN) et les approches classiques de la courbe d'évaluation des sédiments pour estimer le MES quotidien dans deux stations de

jaugeage aux USA. Les performances de ces modèles ont été mesurées par le coefficient de corrélation (R), le coefficient d'efficacité Nash-Sutcliffe (CE), l'erreur quadratique moyenne et l'erreur moyenne en pourcentage absolue (MAPE). Les résultats obtenus ont démontré que les modèles de soft computing appliqués étaient en bon accord avec les valeurs de SSL observées, alors qu'ils représentaient de meilleurs résultats que la méthode SRC conventionnelle. La comparaison des précisions d'estimation de divers modèles a montré que le WANN était le modèle le plus précis de l'estimation MES par rapport à d'autres modèles. Par exemple, dans la station de Flathead River, le coefficient de détermination était de 0,91 pour le meilleur modèle WANN, alors qu'il était de 0,65, 0,75 et 0,481 pour les meilleurs modèles ANN, ANFIS et SRC, ainsi que dans la rivière Santa Clara le critère statistique était de 0,92 pour le meilleur modèle WANN, alors qu'il était respectivement de 0,76, 0,78 et 0,39 pour les meilleurs modèles ANN, ANFIS et SRC. De plus, les valeurs de la charge cumulée de sédiments en suspension calculés par le meilleur modèle WANN étaient plus proches des données observées que les autres modèles. En général, les résultats ont indiqué que le modèle WANN pouvait simuler de manière satisfaisante un phénomène, estimer de façon acceptable le SSL cumulatif et prédire raisonnablement les valeurs de pic SSL

### **Travaux de Kumar et al. (2015)**

Les auteurs ont tenté d'explorer l'utilisation de l'ensemble de données de la Mission de mesure des précipitations tropicales (TRMM-3B42) pour modéliser les sédiments en suspension en utilisant des réseaux neuronaux (ANN) avec différentes fonctions d'entraînement, Levenberg-Marquardt (LM) gradient conjugué (SCG) et régulation bayésienne (BR) pour le bassin de la rivière Kopili en Inde. Le vecteur d'entrée aux différents modèles utilisant différents algorithmes a été dérivé en considérant les propriétés statistiques telles que la fonction d'autocorrélation, la fonction d'autocorrélation partielle et la fonction de corrélation croisée de la série temporelle. Les données de précipitations quotidiennes de 2000 à 2010 (4 018 jours) ont été prises en compte pour la formation (70%) et la validation (30%) des modèles. Le modèle ANNLM a donné de meilleurs résultats que les autres modèles pendant l'étalonnage (ENS = 99,49%, CORR = 0,997, RSR = 0,049) et la validation (ENS = 98,11%, CORR = 0,990, RSR = 0,085), et la structure optimale du modèle de réseau neuronal artificiel (ANN) s'est révélée être six neurones dans la couche cachée. De plus, l'analyse conclut également que le modèle ANN utilisant l'algorithme LM est capable de prédire assez bien les sédiments en suspension à



la sortie. L'analyse globale révèle que les précipitations TRMM sont prometteuses pour la prévision des sédiments en suspension en l'absence de mesures au sol des précipitations. On en déduit que les estimations de précipitations TRMM-3B42 peuvent être utilisées pour la modélisation pluviométrique-sédimentation conceptuelle où les jauges sont peu distribuées et les mesures radar sont rarement disponibles.

### **Travaux d'Eisazadeh & al. (2013)**

Dans leur étude, le réseau neuronal artificiel et les modèles de régression linéaire multiple ont été appliqués pour estimer le rendement sédimentaire annuel dans les 25 sous bassins des cours d'eau des réservoirs de la province d'Azarbaijan, en Iran. Les résultats obtenus en comparant les deux approches indiquent que le réseau neuronal artificiel présente une précision supérieure par rapport à la méthode de régression linéaire multiple pour estimer la charge sédimentaire annuelle. La cause de ce fait est le système de traitement étendu et parallèle et en considérant les transformations non linéaires. Dans les approches de régression linéaire multiple utilisant la matrice corrélacionnelle, deux variables de la zone de drainage et du facteur de lithologie dans le modèle MPSIAC ont été sélectionnées pour estimer le sédiment annuel et enfin la relation obtenue avec le R<sup>2</sup> et le RMSE de 0,64 et 1,41 respectivement. Les résultats obtenus à partir du réseau neuronal artificiel mettant en œuvre avec l'algorithme de propagation retour d'erreur ont indiqué que la meilleure quantité de sédiment estimé avec 7 entrées et 20 neurones dans la couche cachée avec le RMSE est égale à 0,09 et R<sup>2</sup> = 0,86 ont été obtenus. De plus, les résultats obtenus en appliquant les différentes fonctions indiquent que les fonctions mobiles tansig comme fonction de seuil du réseau neuronal artificiel ont été plus appropriées que d'autres fonctions. Puisque le réseau neuronal a moins de sensibilité à l'entrée, utiliser ce réseau est supérieur à d'autres modèles de régression. Les résultats de cette étude sont cohérents avec les résultats des études de Kerem (2006) et Sarangi & Bhattacharya (2005). Les chercheurs mentionnés ont conclu que l'approche du réseau neuronal artificiel est plus précise que le modèle de régression linéaire et ont également déclaré que l'utilisation des paramètres géomorphologiques efficaces dans le rendement des sédiments dans l'ANN comme modèle d'entrée entraîne une augmentation de l'estimation des sédiments dans les sous-bassins. Ainsi, en ce qui concerne cette question que le phénomène de rendement sédimentaire est un processus non linéaire, ANN est plus fiable que la méthode de régression conventionnelle pour surveiller la charge de sédiments sur la rivière. Cependant, les techniques de modélisation ANN à travers

cette recherche peuvent être reproduites sur d'autres sous bassins et bassins versants pour tenir compte des paramètres hydrologiques. Des efforts devraient être faits pour associer des paramètres morphologiques à différentes fonctions mathématiques afin de développer des fonctions d'association géomorphologique conduisant à une prédiction plus précise des pertes sédimentaires

### **Travaux d'Aydın & Eker (2012)**

Les auteurs à prédire la quantité quotidienne de sédiments en suspension à partir de l'écoulement quotidien correspondant en utilisant les réseaux de neurones artificiels (ANN). Les fonctions de base radiale ont été choisies comme méthode ANN et deux algorithmes d'apprentissage différents ont été appliqués, à savoir Quickprop (QP) et Delta-bar-Delta (DBD). La prévision a été effectuée en utilisant les données de flux et de sédiments en suspension de la station de mesure Ispir sur la rivière Çoruh en Turquie entre 1991 et 1999. Ces données ont été utilisées comme étalonnage / formation et ensembles de validation / test pour l'architecture de réseau neuronal RBF choisie. Parmi les données obtenues, 76 mesures (72%) ont été réservées pour l'étalonnage et les données restantes ont été utilisées pour la validation. Tous les réseaux RBF développés ont une couche cachée (HL) et un élément de processus (PE) ou un neurone. L'erreur absolue moyenne (MAE) et le coefficient de corrélation (R) ont été utilisés comme critères de performance. Selon les critères de performance MAE des réseaux développés, l'algorithme d'apprentissage DBD avec litanhaxon (MAE = 0,052) a donné les meilleurs résultats et suit l'algorithme d'apprentissage QP avec le litanhaxon (MAE = 0,054), algorithme d'apprentissage DBD avec tanhaxon (MAE = 0,056) tanhaxon (MAE = 0,057), respectivement. Selon les critères de performance R, l'algorithme d'apprentissage DBD avec tanhaxon donne les meilleurs résultats (R = 0,963) et suit l'algorithme d'apprentissage QP avec tanhaxon (R = 0,961), algorithme d'apprentissage QP avec litanhaxon (R = 0,955) = 0,945), respectivement. Cette étude a montré que les réseaux RBF fournissent des résultats satisfaisants dans les applications d'ingénierie pour la prévision de la quantité de sédiments en suspension à partir de l'écoulement quotidien correspondant en utilisant ANN.

### Travaux de Kişi (2010)

Une technique adaptative neuro-floue est étudiée pour son aptitude à améliorer la précision de la courbe liant la charge en MES et le débit afin d'estimer la charge journalière en MES. Les données journalières de débit et de charge en MES de quatre stations de la région turque de la Mer Noire ont été choisies comme cas d'étude. Une comparaison est faite entre les estimations fournies par le modèle neuro-flou et par les modèles suivants : réseau de neurones à base radiale (RBNN), réseau de neurones « feed-forward » (FFNN), réseau de neurones à régression généralisée (GRNN), régression multi-linéaire (MLR) et courbe de transport sédimentaire (SRC). La comparaison des résultats révèle que le modèle neuro-flou donne en général de meilleures estimations que les autres techniques. Parmi les techniques neuronales, le RBNN donne de meilleurs résultats que le FFNN et le GRNN.

Le potentiel d'une technique adaptative neuro-floue (ANFIS) dans l'estimation de la charge quotidienne de sédiments en suspension a été examiné en comparant les résultats obtenus avec ceux obtenus en utilisant des modèles RBNN, FFNN, GRNN, MLR et SRC. Sur la base des résultats de la comparaison, la technique ANFIS s'est révélée plus performante que les autres modèles. De toutes les techniques ANN, le RBNN a généralement mieux performé que le FFNN et le GRNN. La méthode GRNN a fourni les estimations les plus défavorables de la charge sédimentaire en suspension de toutes les applications par rapport aux modèles RBNN et FFNN. La technique SRC s'est généralement révélée meilleure que la MLR. La troisième demande indique que le SRC peut donner de meilleures estimations de la charge sédimentaire en suspension que le modèle GRNN. La précision du modèle ANFIS a également été étudiée en comparant les résultats avec ceux des autres modèles. Les comparaisons ont révélé que le RBNN avait la meilleure précision dans l'estimation de la charge totale de sédiments en suspension. Le modèle ANFIS est classé deuxième meilleur. Les modèles GRNN, SRC et MLR ont été jugés insuffisants pour modéliser la charge totale de sédiments en suspension. Cependant, deux applications ont indiqué que le SRC pourrait donner de meilleures estimations de la charge totale de sédiments en suspension que le modèle FFNN. Les difficultés à estimer la charge sédimentaire en suspension en utilisant seulement la décharge de courant, résultant de l'effet d'hystérésis, ont également été indiquées dans l'étude.

### Travaux de Kişi (2009)

Des perceptrons multicouches (PMC) sont testés pour la prévision et l'estimation de la concentration en matières en suspension. L'algorithme d'apprentissage de PMC le plus rapide, l'algorithme de Levenberg-Marquardt, est utilisé pour optimiser les poids du réseau, avec les données de deux stations de la Rivière Tongue dans le Montana, aux Etats-Unis. La première partie de l'étude traite de la prévision et de l'estimation des données sédimentaires en abordant séparément les stations amont et aval, tandis que la deuxième partie porte sur l'estimation des données de matières en suspension à l'aval à partir des données des deux stations.

Dans chaque cas, les résultats de test des PMC sont comparés aux résultats obtenus avec des réseaux de neurones de régression généralisée (RNRG), des réseaux à fonctions de base radiale (RBR) et des régressions multilinéaires (RML) pour les meilleures combinaisons de données d'entrée. Ces comparaisons montrent que les estimations de la concentration en matières en suspension sont en général meilleures avec le PMC qu'avec les autres techniques de réseau de neurones et qu'avec la méthode statistique conventionnelle (RML). Cependant, le RBR est apparu meilleur que le PMC et que les autres techniques pour l'estimation du pic maximum de transport solide. Les résultats indiquent également que le RBR et le RNRG peuvent présenter de meilleures performances que le PMC pour l'estimation de la charge solide totale.

- La méthode RBF s'est révélée surtout meilleure que les autres techniques d'approximation de la concentration maximale de sédiments en suspension. La méthode MLP classée comme le deuxième meilleur. La première demande indiquait que la méthode MLR pourrait fournir de meilleures estimations maximales que les modèles MLP et RBF.
- Les difficultés dans l'estimation de la concentration des sédiments en suspension en utilisant seulement la décharge de courant, résultant de l'effet d'hystérésis, ont été indiquées.
- La dernière application a montré que l'estimation des données sur les sédiments provenant d'une station en utilisant uniquement les données de débit et de sédiments provenant de l'autre station était très difficile. L'étude a utilisé des données provenant de seulement deux domaines et d'autres études utilisant davantage de données provenant de divers domaines pourraient être nécessaires pour renforcer ces conclusions. Dans la

présente étude, le modèle MLP a été comparé aux modèles GRNN, RBF et MLR en utilisant uniquement l'algorithme d'apprentissage LM. Si les autres algorithmes d'apprentissage MLP (gradient descente, gradient conjugué, etc.) étaient utilisés, les résultats des modèles GRNN, RBF et MLR pourraient s'avérer meilleurs que ceux du modèle MLP. Cela peut faire l'objet d'une autre étude.

### **Travaux de Chutachindakate & Sumi (2009)**

Le réseau neuronal artificiel (RNA) est utilisé pour estimer la concentration horaire des sédiments en suspension en amont du barrage de Managawa, préfecture de Fukui, au Japon. Le rendement des sédiments provenant de l'amont de la rivière a été rejeté dans la rivière, puis les sédiments seront transportés pour se déposer dans le barrage. La zone d'érosion sédimentaire du bassin de la rivière Managawa est surveillée par une jauge de sédiments en suspension. La concentration horaire des sédiments en suspension était liée à la pluviométrie, à la température, à la décharge de l'eau et à l'absolu de la vidange. Ce réseau de neurones artificiels a été calibré et validé en utilisant les données de concentration de sédiments récemment suspendues de décembre 2006 à mars 2007. Choisir une structure de réseau neuronal appropriée et fournir des données de terrain à ce réseau à des fins d'apprentissage sont une réponse constructive algorithmique. Sans l'étape précédente de données sur les sédiments en suspension en tant qu'entrée, les sorties du réseau étaient assez bien conformes aux données observées. Cependant, il est démontré que le réseau neuronal artificiel est capable de modéliser la concentration horaire des sédiments en suspension avec une bonne précision lorsque les variables appropriées, leur pas de temps précédent sur la concentration des sédiments en suspension et l'absolu du changement de décharge sont utilisés comme entrées de réseau.

### **2.6 CONCLUSION**

La sélection de modèle est une étape cruciale dans la conception d'un réseau de neurones, comme pour tout modèle non linéaire. En effet, il faut obtenir un modèle qui possède une complexité suffisante pour s'ajuster aux données, mais pas une complexité excessive. Un modèle qui est trop simple, c'est-à-dire qui possède un trop petit nombre de neurones cachés, donc de paramètres, n'a pas la complexité nécessaire pour refléter la complexité du processus à modéliser; en revanche, un modèle trop complexe, qui possède un nombre excessif de paramètres, risque de souffrir de sur-ajustement, car il peut profiter des degrés de liberté en

excès pour s'ajuster au bruit présent dans les données, au lieu de rendre compte uniquement de l'aspect déterministe du processus que l'on cherche à modéliser.

La modélisation de transport solide est un facteur important dans l'ingénierie des ressources en eau car elle affecte directement les conceptions et structure Hydraulique. Dans cette étude, des réseaux de neurones artificiels (RNA) sont utilisés pour modéliser le transport solide dans le bassin versant d'Oued El Abiod.

## CHAPITRE III : PRESENTATION DE LA ZONE D'ETUDE

### 3.1 INTRODUCTION

Le bassin hydrographique de Chott Melghir est réparti selon le découpage hydrologique de l'ANRH en 30 sous-bassins versants, dont 14 sont inclus dans le territoire de la wilaya de Biskra, 3 en totalité et 11 partiellement. Les sous-bassins versants les plus importants sont distingués par les cours d'eau suivants : oued El Arab, oued El Abiod, oued Biskra El Hai, oued Djedi, oued Djemorah et Oued Itel. Ils appartiennent au versant sud de la partie orientale de l'Atlas Saharien. Ce dernier est formé par une chaîne montagneuse s'étendant du sud - est au nord - ouest algérien, en séparant ainsi les hautes plaines constantinoises du sahara (Figure 3.1). Cependant, ces oueds sont observés seulement en période de fortes pluies, notamment en hiver. Par ailleurs, il existe trois barrages dans le bassin de chott Melghir qui sont : Fontaine des Gazelles, Babar et Foum El Gherza. Ce dernier représente l'exutoire du bassin versant d'Oued l'Abiod qui est notre zone d'étude.

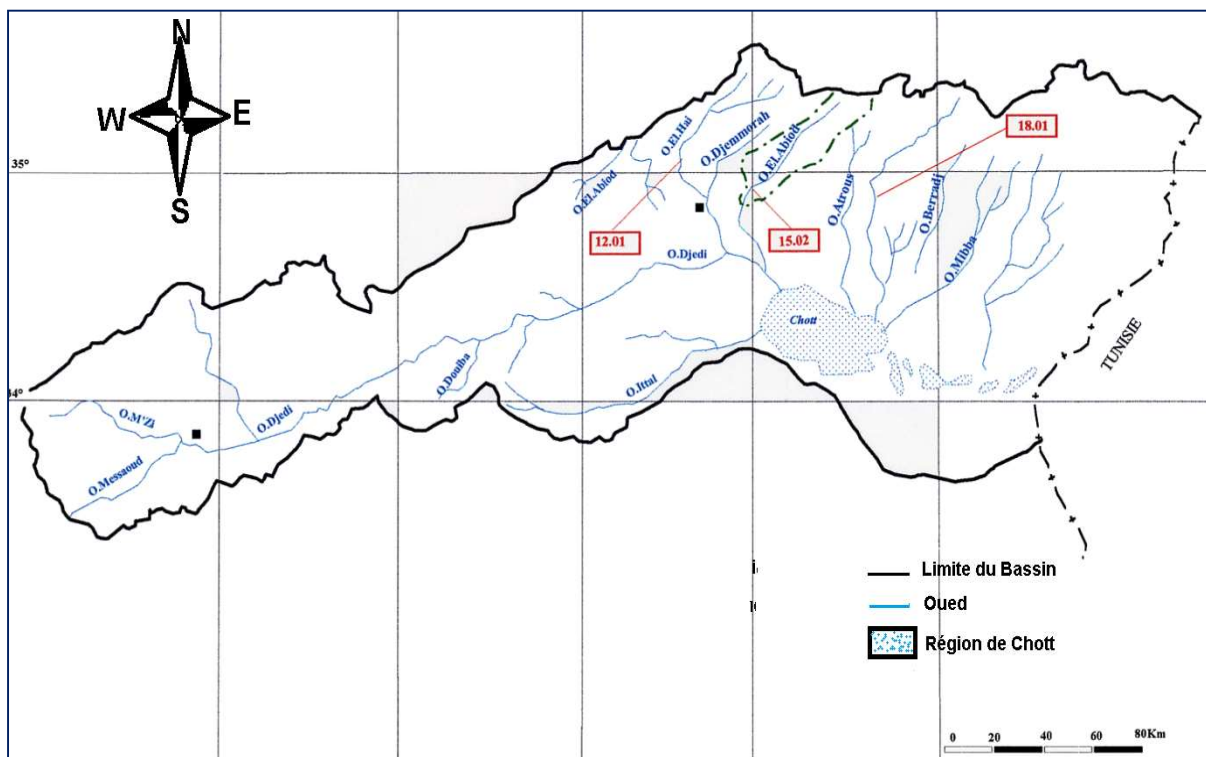


Figure (3.1) : Principaux oueds du bassin versant de Chott Melghir (ANRH).

### **3.2 BARRAGE DE FOUM EL GHERZA**

#### **3.2.1 Historique**

Pendant la période 1945-1962, le seul Barrage construit sur un oued descendant des Aurès a été celui de Foum el Gherza, sur l'oued el Abiod. Il a été précédé, dès 1847, par un petit ouvrage de dérivation accompagné d'une galerie souterraine de rive droite, aujourd'hui totalement disparu. Mais le projet de barrage n'a été proposé qu'en 1902, à la suite d'une crue d'une violence exceptionnelle dans la nuit du 15 au 16 septembre 1902. Le premier barrage, haut de 3 m, achevé en 1918, a été remplacé par l'actuel, mis en eau en 1950, vidé en 1951 pour cause de fuites, puis remis en eau en 1960 (Archive ANBT).

C'est pendant cette même période que les besoins grandissants en énergie amenèrent la colonisation à construire une centrale électrique au pied du barrage pour assurer 15 Mkw à la ville de Biskra, soit 50 % de sa consommation en énergie (Arrus, 1985).

#### **3.2.2 Caractéristiques du Barrage**

Les barrages-voûtes se caractérisent par une forme courbée permet un report des poussées sur les rives rocheuses (la force s'exerce sur les côtés). Cela permet également de diminuer le volume de béton et d'utiliser au mieux ses capacités à supporter la compression. C'est le cas du barrage Foum El Gherza (Figure III.2). Cet ouvrage d'art se compose de deux parties qui sont une voûte de 126m et une culée de 60m de longueur chacune. Sa hauteur maximale atteint 73m et sa capacité initiale est de l'ordre de 47 millions de mètres cubes, qui collectent une surface de 1 300 Km<sup>2</sup> le long d'Oued El Abiod et une superficie de cuvette de 309,60 Hm<sup>2</sup> (Archive ANBT).

Ce barrage situé à 20 km à l'est de la ville de Biskra, il permet d'irriguer plus de 300.000 palmiers dattiers, le périmètre d'irrigation regroupe quatre palmeraies : Sidi Okba, Garta, Seriana et Thouda (Remini & Hallouche, 2004). Cependant, Les palmeraies de Sidi Okba sont menacées par la sécheresse, car le barrage ne répond plus aux besoins des palmiers.





Figure (3.2) : Photographies du barrage de Foug El Gharza. (Photo prise par Remini)

### 3.2.3 État du barrage

Capacité théorique des barrages qui sont soumis à des réductions importantes en raison de l'envasement, des fuites et de la forte évaporation notamment en cas de sécheresse prolongée. Le barrage de Foug El Gharza n'a jamais fonctionné correctement à cause des fuites importantes (Toumi & Remini, Barrage de Foug EL Gharza face au problème de fuites d'eau, 2004). Ces pertes sont dues au site d'implantation de cet ouvrage qui est composé de calcaires cristallins du maëstrichtien fissurés jusqu'à une profondeur de 80m (Gousskov, 1952), de plus, l'écran d'étanchéité ne joue plus son rôle de voile étanche (Labadi & Achour, 2011). L'état général du barrage est inquiétant et nécessiterait une nouvelle injection du voile d'étanchéité (Toumi & Remini, 2015). Des tentatives coûteuses pour rendre le réservoir étanche, n'ont pas abouti. Aujourd'hui, les eaux du barrage n'irriguent que quelques centaines d'hectares de céréales et de palmiers, principalement ceux de Sidi Okba.

Le problème est beaucoup plus grave qu'on imagine, il ne s'agit plus de perte de la capacité de l'eau, mais plutôt la déstabilisation de l'ouvrage. La circulation des eaux dans les failles de la roche dont la section mouillée augmentera dans le temps suite au changement de températures et les variations de la vitesse de l'écoulement (variation du plan d'eau) qui engendreront l'érosion de la roche et avec le temps c'est le glissement au niveau des berges et l'ouvrage sera en danger (Remini, 2010).

L'envasement des retenues dans l'Algérie est très important et très rapide. Actuellement, sur les 70 barrages sont en exploitation en Algérie, plus de 50 millions des m<sup>3</sup> de vase se déposent

annuellement au fond de ces barrages (Remini, Bensafia,, & Missoum, 2015). Les incidences de ce phénomène sont multiples et perturbent le bon fonctionnement de l'ouvrage, les problèmes techniques et économiques qui se posent sont :

- Diminution de la capacité de stockage
- Blocage des équipements hydromécaniques (vannes de vidange)
- Perturbation du processus de laminage de la crue (risque d'inondation l'aval en cas de crue exceptionnelle).
- Dégradation de la qualité des eaux suite à l'augmentation des matières en suspension et au dépôt des différents polluants nécessitant plus d'efforts pour traitement
- Comblement des canaux d'irrigation se trouvant à l'aval du barrage
- Dégradation des fonctions biologiques de la retenue, associée à une perte de la biodiversité (disparition des frayères et des fonctions épuratrices), diminution des nutriments affectant la qualité du milieu entraînant des perturbations dans le développement de la faune.

Le barrage de Foum El Gherza est exposé à une forte sédimentation due à l'érosion du bassin versant. C'est ainsi, la sédimentation accélérée de la retenue a été évidente dès le début de la réalisation du barrage, le batardeau amont ayant été complètement comblé en deux ans (1948-1950) ; par la suite, elle a provoqué une montée rapide du toit de vase, soit plus de 35 mètres en 40 années d'exploitation qui représente un volume de vase égal à  $18,5.10^6 \text{ m}^3$ . L'estimation de la capacité de la retenue en 1995 à  $24.10^6 \text{ m}^3$ , soit un comblement de plus de 50 % (Remini, 2010). Lors d'une campagne de levés bathymétriques des barrages en exploitation, initiée par l'ANBT en 2004, le bilan met à l'évidence la diminution de la capacité de stockage du barrage Foum el Gherza dans le temps et le taux d'envasement a atteint 72%. Le tableau suivant montre l'apport et l'envasement moyen du barrage :

Tableau (3.1) : Apport et envasement moyen du barrage de Foum El Gherza (ANBT).

| Années | Apport moyen<br>hm <sup>3</sup> /an | Envasement moyen<br>(hm <sup>3</sup> /an) |
|--------|-------------------------------------|---|
| 2004   | 40,54                               | 1,58                                      |
| 2005   | 32,94                               | 1,28                                      |
| 2006   | 11,08                               | 0,43                                      |
| 2007   | 10,52                               | 0,41                                      |
| 2008   | 101,89                              | 3,97                                      |
| 2009   | 17,56                               | 0,68                                      |
| 2010   | 18,52                               | 0,72                                      |
| 2011   | 31,45                               | 1,23                                      |
| 2012   | 72,11                               | 2,81                                      |

L'enlèvement de la vase est une opération délicate et difficile, qui bien souvent exige que la retenue soit hors-service, ce qui est pratiquement impossible dans le cas du barrage Foum el Gherza. Grâce à la vanne de fond 600 000 m<sup>3</sup> de vase ont été évacuées de 1989 jusqu'en 1993. Malheureusement que de 1982 jusqu'en 1989, la vanne a été bloquée par la vase (Remini, Djillali, & M, 2015). Malgré que l'opération de dragage soit excessivement longue et coûteuse, l'Algérie a mené deux opérations de dragage du barrage Foum el Gherza, la première à l'eu lieu de 2002 à 2009 et la deuxième qui a été démographiquement en 2016 (Bougamouza and al., 2020).

### **3.3 BASSIN VERSANT D'OUED EL ABIOD**

#### **3.3.1 Situation géographique**

Oued el Abiod prend sa source aux Aurès, son bassin est formé par la réunion de plusieurs torrents descendant des raides pentes du Djebel Chelia (2328 mètres) et du Djebel Ichmoul (2071 m).

La tête du bassin est une partie montagneuse, en amont de la ville de Biskra traverse Tighanimine, il s'encaisse dans les canyons de Ghoufi et les gorges de Mchouneche arrivant à El Habel, Les élévations y varient de 295 à 2328 m (Mont Chelia).

La région aval du bassin, qui s'étend d'El Habel à l'embouchure de l'Oued el Abiod (barrage Foum el Gherza), emprunte aux paysages de la plaine Saharienne. L'élévation de cette partie du bassin oscille entre 100 et 295 m avec des pentes faibles.

Le bassin versant il drain une superficie de 1300 km<sup>2</sup>. Malgré sa petite taille, il peut être qualifié de complexe au vu des paramètres physiques qui le déterminent (topographie, pédologie, hydrographie etc...).

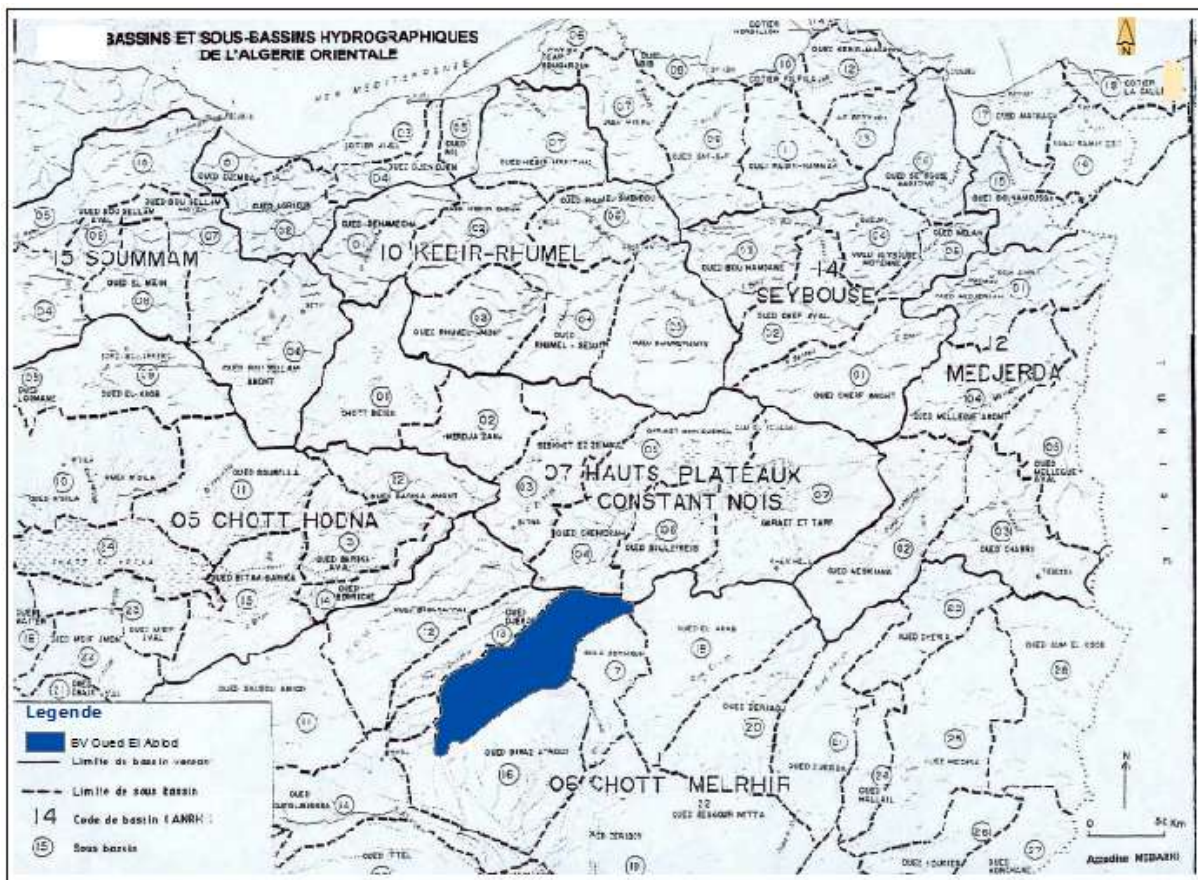


Figure (3.3) : Bassins et sous-bassins hydrographiques de l'Est algérien, selon le découpage de l'A.N.R.H.

### 3.3.2 Caractéristiques physiques du bassin

Ce bassin présente une forme longiligne à orientation SW-NE. Le réseau hydrographique est constitué par le cours principal : oued el Abiod qui reçoit une série d'affluents (Oued Zellatou, Oued Telbeida, Oued el Atrous...). Coulant du nord au sud, il reçoit ses principaux affluents en rive droite et en rive gauche avant d'atteindre le Chott Melghir dans le Bas Sahara (Tatar, Touil, & Amireche, 2012).

#### a) Relief

Le relief est le résultat d'une conjugaison de plusieurs facteurs et particulièrement par l'évolution géologique et par l'action de l'érosion à une grande échelle (des milliers ou des

millions d'années). Dans ce contexte, le bassin versant d'oued el Abiod se divise en deux ensembles distincts :

- Partie montagneuse

Cette partie montagneuse forme une barrière naturelle qui joue un rôle hydrologique et climatique important. Les différents paramètres climatiques sont fortement influencés par ces reliefs qui forment une limite entre les influences sahariennes du Sud et celles de la continentalité caractérisant les hautes plaines, le bassin de l'Oued El Abiod est classé parmi les zones de relief très fort. Son altitude varie entre 100 m (barrage Foum el Gerza) et 2328 mètres d'altitude (Dj Chelia).

- Partie plaine

Cette zone plutôt plate à relief peu accusé occupe la plus grande partie du bassin versant ; c'est la zone plate du grand bassin versant de Chott Melghir qui est plus exposée aux crues. Les dépôts accumulés dans cette plaine sont composés de sable, gravier et de limon résultant de la charge solide des oueds. Ce terrain est utilisé pour les activités agricoles saisonnières.

La figure 3.4 présente le Modèle Numérique de Terrain (MNT), obtenu via USGS, sa résolution spatiale de 10 m et sa projection est le Nord Algérie.

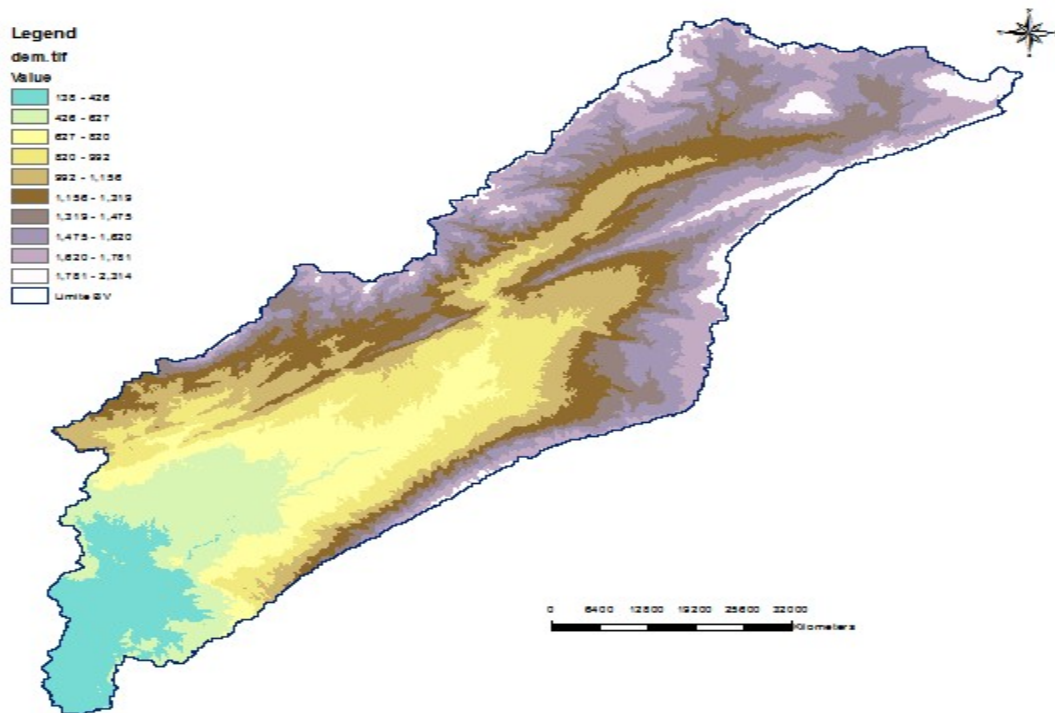


Figure (3.4) : Carte de relief du bassin versant d'Oued el Abiod.

### *b) Géologie et lithologie*

La géologie de la région d'Aurès à laquelle appartient le synclinal d'Oued el Abiod, a été établie par Laffite (1939) telle que la meilleure source disponible. Le massif de l'Aurès apparaît comme le plus imposant bombement de relief de l'Algérie du nord. Il appartient à l'anticlinorium de l'Atlas Saharien, à allongement d'extension régionale NE-SO. Il faut noter que le bassin d'Oued el Abiod se suit sur 120 km. Les sommets constitués de roches dures (conglomérat oligocène et calcaire crétacé) dominant de plusieurs centaines de mètres parfois, le fond de la vallée creusé dans la marne crétacée au Nord-Ouest et dans les sédiments oligocènes argileux au Sud-Est, nettement plus altérable et plus sensible à l'érosion. La lithostratigraphie est largement dominée par :

#### ✓ Cénomaniens :

Le cénomaniens existe dans tous les anticlinaux de l'Aurès, en auréole autour des massifs formés par le crétacé inférieur, en plus il forme le cœur d'ondulations de moindre importance, il est caractérisé par une forme abondante surtout à la partie supérieure de l'étage qui est le plus souvent marno-calcaire, tandis que la partie inférieure généralement marneuse, les faciès calcaires et surtout représentent dans le sud-est des Aurès aux environs de Biskra; la présence

de gypses et de brèches sédimentaires montre que les conditions de formation peuvent être lagunaires.

#### ✓ **Turonien :**

Le Turonien est celui des étages créacés qui occupe en affleurement les aires les plus considérables dans l'Aurès, alors que les étages plus anciens sont souvent encore enfouis et que les étages plus récents ont été desmantelés par l'érosion, le turonien quant à lui s'étend sur les grandes surfaces.

#### ✓ **Sénonien et Danien :**

Le sénonien existe dans tous les synclinaux de l'Aurès très épais il occupe en affleurements d'immenses surfaces, la partie supérieure de l'étage formée généralement de calcaires massifs, donne de très hautes crêtes continues qui sont un des éléments caractéristiques de l'orographie de la région, ce sont ces assises calcaires qui sont responsables des formes en val des synclinaux de l'Aurès, dans le sénonien nous incluons les sous-étages classiques à savoir, le coniacien, la santonine et le maestrichtien, l'ensemble est constitué par une grande variété de faciès.

#### ✓ **Eocène :**

Il est très bien représenté dans tous les synclinaux de l'Aurès et sur la flexure saharienne, l'éocène englobe donc tous les terrains compris entre le danien et le miocène inférieur marin transgressif, l'éocène se subdivise ainsi :

- Eocène supérieur : Baconien.
- Eocène moyen : Lutétien
- Eocène inférieur : Londonien, Paléocène.

#### ✓ **Eocène inférieur et moyen :**

Au danien marin succèdent, en concordance, des couches marines marno-calcaires dans lesquelles latéralement, en certains points, s'intercalent des couches lacustres et des couches rouges d'origine continentale, mais il s'agit de conditions exceptionnelles car l'éocène inférieur et l'éocène moyen est essentiellement marin.

Le nummulitique est très développé sur la flexure saharienne et occupe tout le centre du synclinal de Ghassira, il peut être facilement étudié grâce aux gorges de l'oued l'Abiod qui l'entame profondément et fournisse de bonnes coupes.

Dans les gorges de M'Chouneche, au-dessous le maestrichtien calcaire, le danien calcaire et phosphaté.

#### ✓ **Eocène supérieur et Oligocène :**

Au-dessus des dernières couches de l'éocène moyen se sont déposées des sédiments d'origine subaérienne de nature variée, mais toujours rouges.

Le nummulitique supérieur continental se trouve dans les synclinaux où il a commencé à se former dès l'émersion de la région, recouvrant en concordance le lutétien et parfois supportant le burdigalien dans l'axe du synclinal de Ghassira, les couches surmontent le lutétien sans interruptions dans la sédimentation à Ghoufi dans le ravin qui entaille les couches rouges.

#### ✓ **Miocène inférieur :**

La miocène inférieure repose directement sur le maestrichtien juste au nord de M'Chouneche, il est simplement constitué par des alternances de poudingues à ciment calcaire et de lentilles de marnes.

#### ✓ **Miocène supérieur :**

Au-dessus du miocène inférieur marin viennent des assises continentales très développées, notamment au sud de l'Aurès où elles acquièrent une épaisseur considérable.

La superposition des couches rouges au sud de l'Aurès d'après les travaux de sondages constitués de :

250 m (argiles rouges avec rare intercalation de bancs gréseux à grains fin).

- 200 m (grès grossiers avec rares de bancs de graviers et de poudingues mal cimentés).
- 100 m (poudingues grossiers à gros éléments).

Donc le miocène supérieur d'origine continentale, est constitué de :

- A la base des argiles rouges.
- Au milieu des grès ou sables rouges ou brins.



- Au sommet des poudingues rouges.

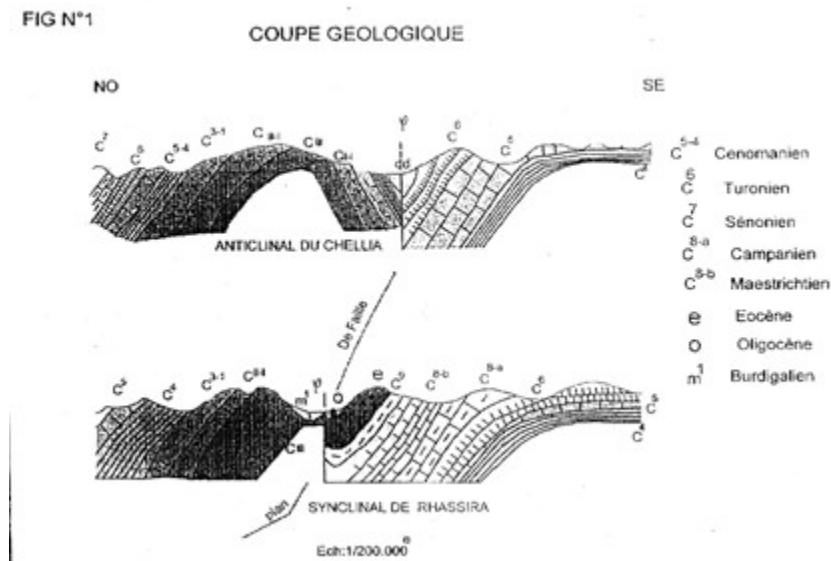


Figure (3.5) : Coupe géologique (URBA Biskra).

✓ **Tectonique :**

La structure tectonique de l'Aurès était formée au cours des phases Emcherienne, atlasique, Oligo-miocène, pliocène et quaternaire. La plus importante est la phase atlasique qui s'est produite au Lutétien (Eocène moyen). Elle est marquée par un raccourcissement suivant un axe de direction NE-SO. Elle a produit des plis coffrés orientés NE-SO et NE-SE de faible amplitude de déplacement

Le synclinal de Ghassira est le plus important de l'Aurès il prend naissance sur le bord sud-est du bassin d'El Outaya sa partie inférieure est occupée par les poudingues pliocènes que l'érosion quaternaire a mise en relief dégage à leur périphérie, les sables du Pontien, dans le bas synclinal affleurent notamment au nord de M'Chouneche les sables et argiles du Pontien, ceux-ci au sud de M'Chouneche sont surtout conservés dans des ravins entaillés dans le calcaire du maestrichtien conservant ainsi un réseau hydrographique.

Le synclinal est affecté par un repli anticlinal traversé très net, recoupé perpendiculairement par l'oued l'Abiod en une gorge très étroite et profonde.

Le flanc nord est normal, par contre le flanc Sud-ouest est faillé et la faille affecte les grès du Pontien à la partie nord-ouest de l'anticlinal sur la rive droite d'oued l'Abiod, à la sortie des gorges, les grès et les argiles du Pontien sont relevés presque à la verticale, une conséquence de ces plissements transversaux a été le creusement de gorge de l'Oued l'Abiod sur l'emplacement des anticlinaux.

Le synclinal vers le nord-ouest est très régulier ses bords sont formés par les calcaires maestrichtiens qui constituent les crêtes de l'Hamar Khadou, le centre synclinal est occupé par le nummulitique marne et calcaires marins à la base, couches rouges lutétiennes et surtout post lutétiens au sommet, tout cet ensemble est recouvert par le miocène marin au sud de T'kout.

Le synclinal est affecté par un léger repli anticlinal au nord, l'axe de synclinal s'abaisse rapidement vers le mont Chélia (2328m) ou suite à un accident, il bute contre le crétacé inférieur en une faille provoquant une dénivellation de près de 5000 mètres.

#### **3.3.3 Pédologie**

Suivant la texture, la morphologie, le mode d'évolution pédogénétique et le niveau de la salinisation la classification distinguent cinq principaux types de sol dans les zones arides et semi-arides.

- Les sols peu évolués : Les sols peu évolués occupent des surfaces étendues dans le monde, ils sont répartis dans les montagnes, déserts, sables, alluviaux, avec un régime d'humidité et de température variable. Cette classe est très hétérogène sur le plan pédologique. Car elle regroupe soit des profils jeunes des climats humides, qui représentent des stades initiaux d'un certain type de pédogenèse (sol d'érosion ou d'apport), soit des sols dont l'évolution est empêchée par un facteur climatique : climat tantôt trop sec (désert) tantôt trop froid (cryosols). Pour que l'altération chimique puisse se produire, seule une désagrégation mécanique des matériaux minéraux peut intervenir. Les sols peu évolués à profil de type « AC » sont caractérisés essentiellement par la faible altération du matériau minérale et dans la majorité des cas, la faible teneur en matière organique du profil, qui reste peu coloré (peu de fer libre). Il ne se forme pas de complexe organo-minéraux permettant l'élaboration d'une structure, et caractérisent une pédogenèse.

- Les Sols calcaires : Un sol calcaire est un sol contenant du  $\text{CaCO}_3$  libre en suffisant pour présenter une effervescence visible sous l'action d'Hcl dilué à froid, le  $\text{CaCO}_3$  est souvent accompagné de Mg (Ca). Le sol contient généralement le  $\text{CaCO}_3$  en proportions diverses :  
Terre dites « terres franche » ; 1 à 5% de calcaire.  
Terre argilo-calcaire ; 5 à 30% de calcaire.  
Terre sablo-calcaire ; 5 à 30% de calcaire.  
L'origine de calcaire de sol provient de la désagrégation des roches calcaires, qui laissent dans le sol des fragments de roche calcaire de dimensions diverses et en quantités variables selon la nature de la roche d'une part et selon les conditions d'altération d'autre part.
- Les Sols gypseux : Il s'agit essentiellement des sols calci-magnésiques à encroûtement gypseuses de surface.  
Les sols gypseux sont largement répandus et apparaissent typique des régions arides et semi-arides.  
L'origine du gypse en quantité importante dans les sols est en relation avec la présence des roches sédimentaires gypseuses. Le gypse est dissous, transporté à l'état de solution dans les nappes et dans les couvertures pédologiques ; il peut être repris sous forme solide et transporté par le vent. Les sols gypseux offrent à la végétation un milieu très défavorable et difficile à traverser aussi bien du point de vue physique que du point de vue chimique (fort déficit en éléments nutritifs, particulièrement en phosphate, mais aussi en nitrate et autres oligo-éléments).
- Les Sols salins : Ils sont caractérisés par une texture lourde, une structure moins favorable, compacte et moins aérée ce qui les rend asphyxiant et une bonne profondeur, leur mise en valeur dépend essentiellement de la maîtrise de la salinité. L'idéal est l'implantation d'espèces tolérantes aux sels.
- Les Sols argileux : Les sols argileux sont des sols dont la teneur en argile est relativement élevée, ce qui le rend trop compact et donc moins propice à certaines cultures, on l'affecte généralement à des reboisements ou à des pâturages permanents, si la teneur en argile le rend trop lourd.

La carte des sols de la zone où se trouve le bassin versant d'Oued El Abiod a été réalisée par le service géographique de l'Armée en 1927 et complétée en 1938 à l'échelle 1 : 500 000. Son système de projection est le Voirol 1879 (dégrée).

On peut trouver sur le bassin versant de Oued El Abiod trois types de sol : les sols insaturés, les sols calcaires et roche mère (Figure 3.6).

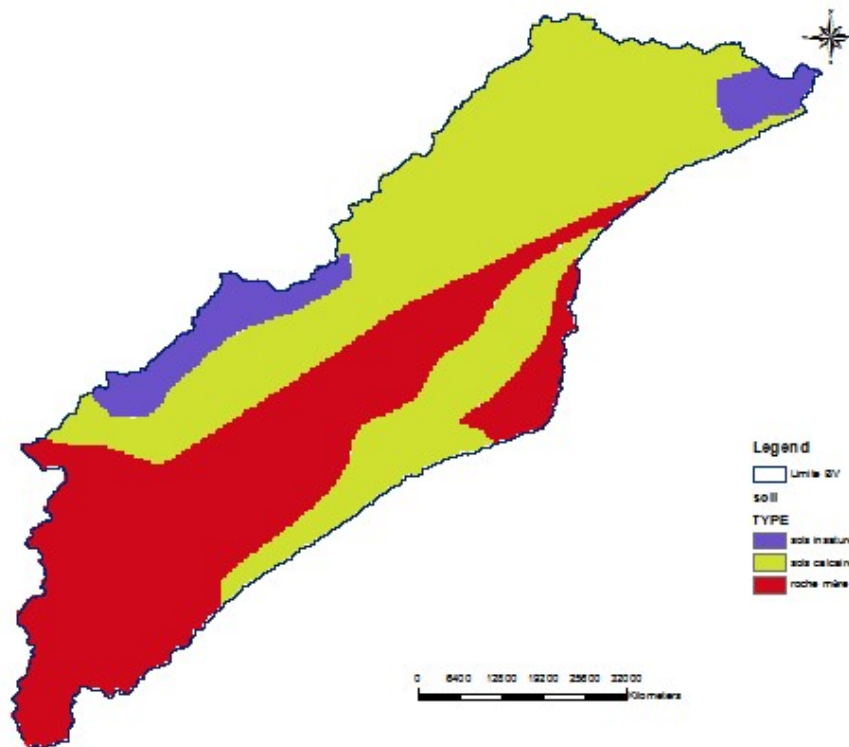


Figure (3.6) : Carte pédologique au bassin versant d'Oued el Abiod.

#### 3.3.4 Végétation et cultures

La végétation joue un rôle essentiel dans la protection du sol, elle exerce une protection mécanique directe sur l'écoulement fluvial, en diminuant la force vive des eaux et en favorisant leur infiltration ; cette résistance à l'écoulement est d'autant plus grande que le couvert végétal est plus dense (Balla, 2019). Enfin, elle donne de l'ombre, ce qui conserve l'humidité et l'activité biologique nécessaire à l'équilibre du sol, l'infiltration en profondeur est facilitée par les fissurations préparées au sein du sol les eaux qui ruissellent rencontrent des obstacles, qui les obligent à ralentir leurs vitesses.

Le bassin versant d'oued el Abiod est caractérisé par une faible densité végétale, il représente environ 20% de la superficie totale, ce qui accélère le phénomène de l'érosion.

La végétation est composée d'une couverture permanente de forêts de cèdres, de chênes verts et de pin d'Alep, occupant respectivement 18 et 24%. Le reste est occupé par du maquis, de l'alfa et les terrains mal protégés ou nus.

La culture dominante sur la plupart du sud d'Algérie, est celle du palmier. Seule une trentaine de parcelles, présentent sur le milieu du bassin versant, comportent de la Cultures maraichères et Céréalicultures. (Voir Figure 3.7)

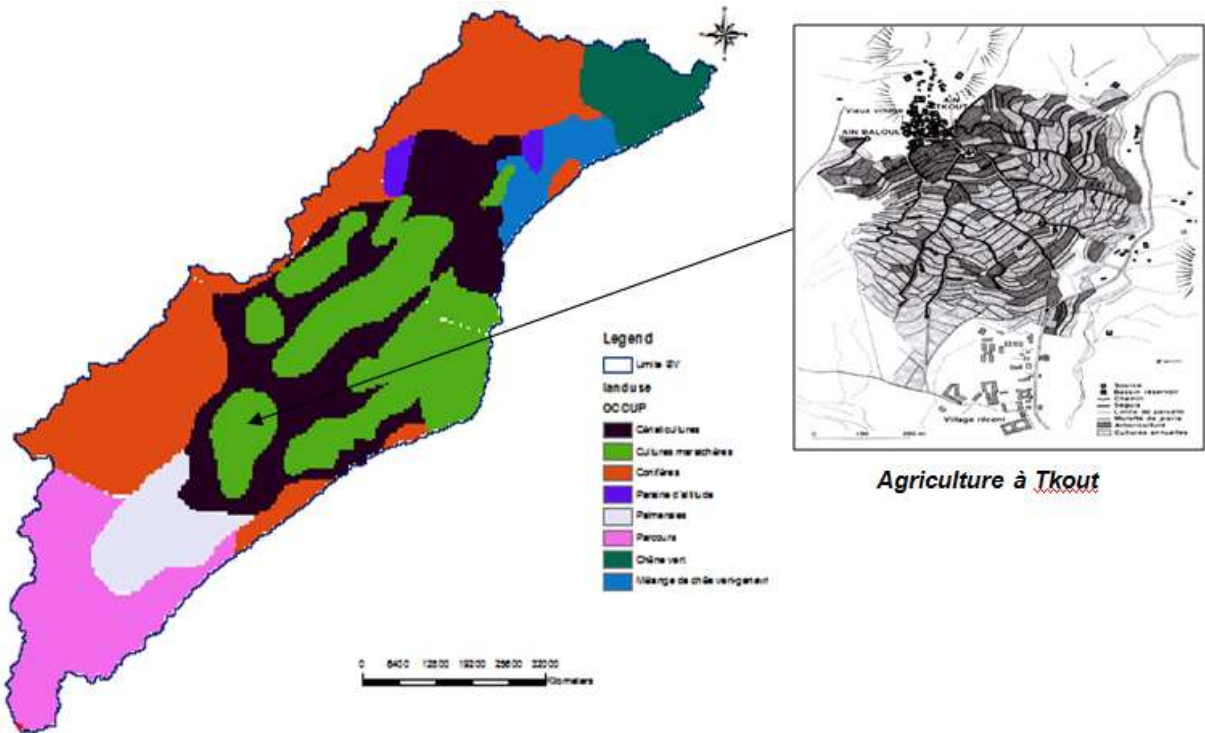


Figure (3.7) : Carte de végétation au bassin versant d'Oued el Abiod.

Dans le cas de l'absence ou la discontinuité de la couverture végétale, l'écoulement superficiel est favorisé qui engendre la remontée des crues sous l'effet de la forte intensité de pluie.

La présence du couvert végétal est profitable à l'équilibre hydrologique du bassin alors que sa discontinuité, ou son absence totale constitue un facteur favorable à l'irrégularité des débits et à la genèse de fortes crues, surtout sur les terrains à fortes pentes et là où les sols sont très sensibles au ruissellement direct (Bouiadjra, 2011).

#### 3.3.5 Caractéristiques climatiques

Les gradeurs climatologiques caractéristiques sont analysés sur les stations climatologiques de Biskra et Batna et pour les besoins de la modèle précipitation écoulement ont été utilisées également les données sur les températures de la station de Batna. Vu son importance et son

### Chapitre III- Présentation de la zone d'étude

influence directe sur les processus d'écoulement, la pluviométrie est traitée à part et plus de détail dans la zone étendue du bassin étudié.

Le bassin du chott Melghrir, dont la zone d'étude fait partie, se présente comme une région géographiquement étendue, appartenant à un domaine climatique semi-aride. En effet, l'influence du climat méditerranéen sur la région se limite à une étroite frange littorale, du fait de blocage, par une bande de chaînes montagneuses qui empêche la pénétration de ce climat vers l'intérieur, l'air tropical où règnent les hautes pressions, joue aussi un rôle de barrière à l'extension des coulis polaires vers le sud.

La région se trouve donc dans une zone de transition entre deux milieux différents, un climat plus ou moins tempère au nord et le climat tropical (désertique) au sud, les caractéristiques de ce climat de transition sont : un hiver frais et un été très chaud et sec, les masses d'air doux et humide venant du nord se déversent sur la côte et les chaînes telliennes, elles arrivent moins chargées en eau sur l'atlas saharien. Ainsi s'explique la diminution de la pluie vers le sud et l'allongement de la saison sèche, ce climat ne convient guère qu'à une végétation très adaptée d'autant que la saison sèche se prolonge, de plus les coups de sirocco sont fréquentés pendant la saison chaude, accentuant ainsi l'évapotranspiration qui engendre un déficit d'écoulement annuel considérable.

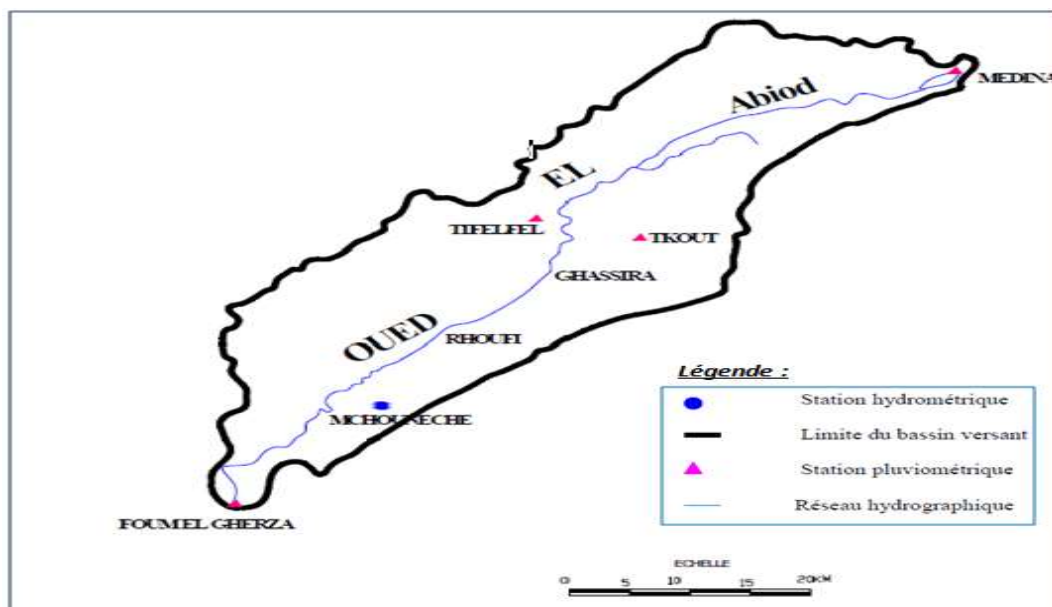


Figure (3.8) : Carte de localisation des stations climatiques. (Source NRAH)

Trois stations météorologiques étaient disponibles pour les simulations (Figure 3.8) : celle de Medina (1540m d'altitude), celle du Tkout (980 m) d'altitude et enfin celle de Fom El Gherza

située à 140m d'altitude. Une Station hydrométrique celle de Mchounech (390m d'altitude). Malheureusement ces stations ne possédaient pas toutes de données climatiques complètes et pas pour la même période.

#### ✓ *Humidité de l'air*

La tension de vapeur dans l'air varie de 6 à 8 millibars de décembre à avril jusqu'à 13 à 14 millibars en été. L'hygrométrie peut descendre au-dessous de 15% les ours de sirocco et atteint 100% les rares jours de brouillard (voir figure 3.9).

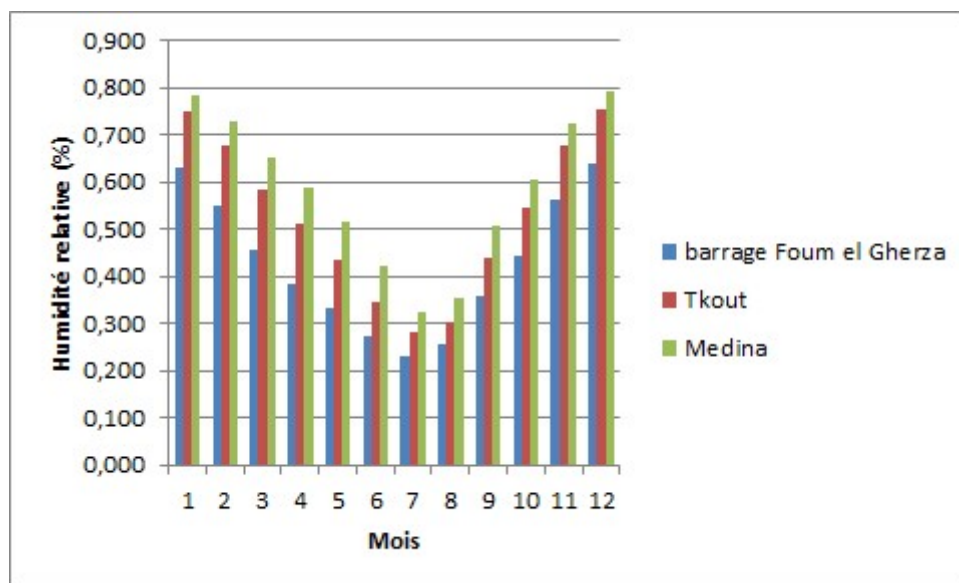


Figure (3.9) : Humidité relative mensuelle (%). (Source USGS)

#### ✓ *Insolation*

L'insolation moyenne est de 76% de la durée astronomique. L'énergie moyenne de radiation solaire reçue par jour est de 434 calories par centimètre carré (soit une puissance de 210 watts par mètre carré). La figure au-dessous montre l'insolation et radiation mensuelle au niveau des trois stations : Barrage Foum el Gherza, Tkout et Medina.

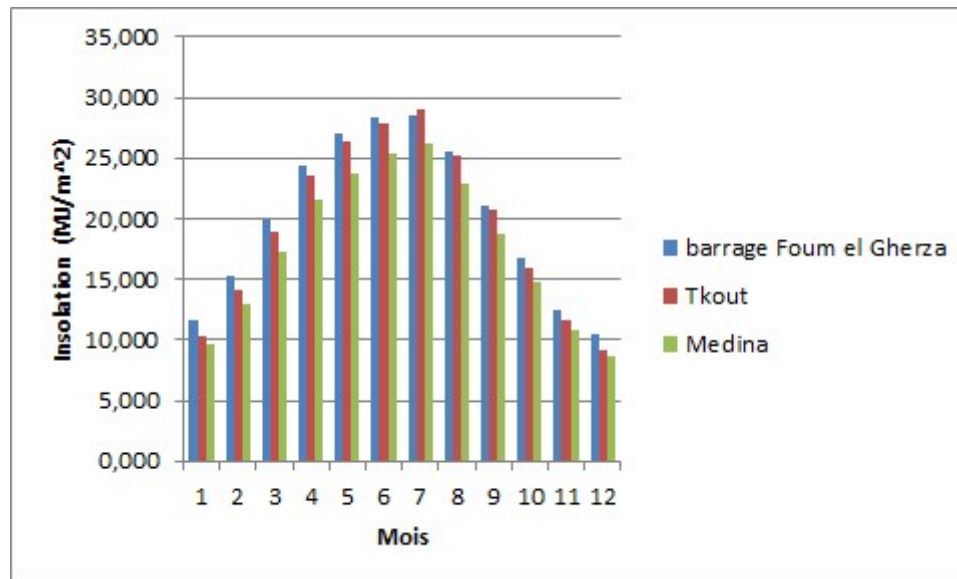


Figure (3.10) : Insolation mensuelle (MJ/m<sup>2</sup>). (Source USGS)

#### ✓ *Vent*

Les vents dominants sont de secteur nord (de NE à NO). Leur vitesse moyenne mensuelle à deux mètres du sol est 0.6 m/s sans grande variation d'un mois sur l'autre. Biskra est protégé du nord par le massif des Aurès. Le bassin d'Oued el Abiod est lui-même bien protégé par l'ensemble de crêtes qui l'entoure. On note cependant des phénomènes classiques de vents de vallée et début et fin de journée chaude.

Le vent joue un double rôle, en plus de son action sur l'érosion éolienne, il augmente le pouvoir évaporant de l'atmosphère c'est surtout en hiver et au début du printemps que le nombre de passages du vent est plus élevé.

L'érosion éolienne est fréquente, et le vent dépose les particules transportées, en accentuant ainsi l'effet de désertification des terres agricoles.



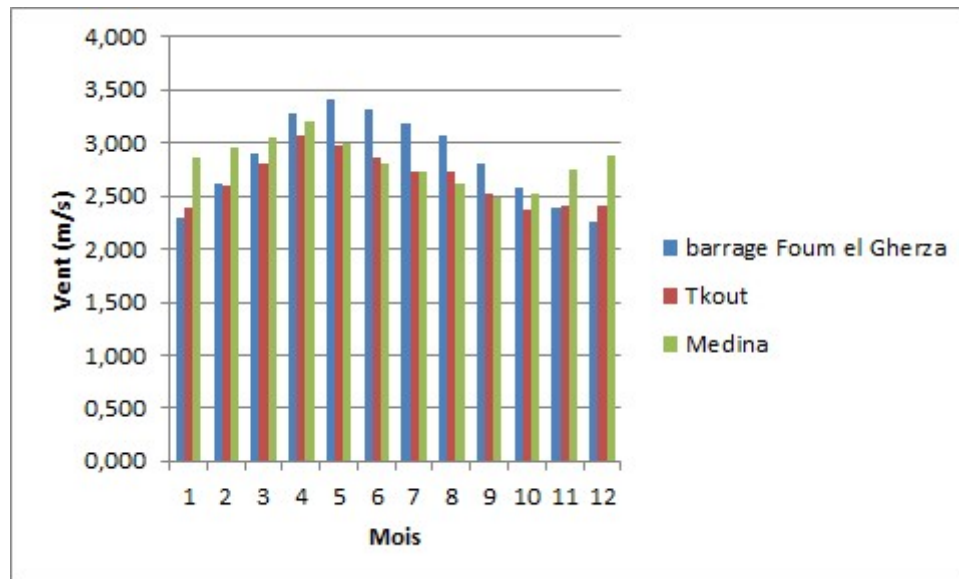


Figure (3.11) : Vent mensuel (m/s). (Source USGS)

✓ *Température*

L'examen des températures de médina montre que les minimums s'observent pendant les trois mois d'hiver et les maximums en saison de l'été avec des températures moyennes au printemps et automne, même si les mois d'hiver enregistrent quelques valeurs négatives à cause de la chute brutale de température, et l'accumulation des neiges.

Par contre la station de Tkout et Fom el Gherza on remarque que les valeurs enregistrées indiquent une nette opposition entre hiver doux et été très chaud la saison de printemps et presque absent, les températures restent dans cette station et cette partie du bassin versant assez élevées et contribuent à augmenter les phénomènes d'évaporation et imposent un bilan hydrique souvent déficitaire.

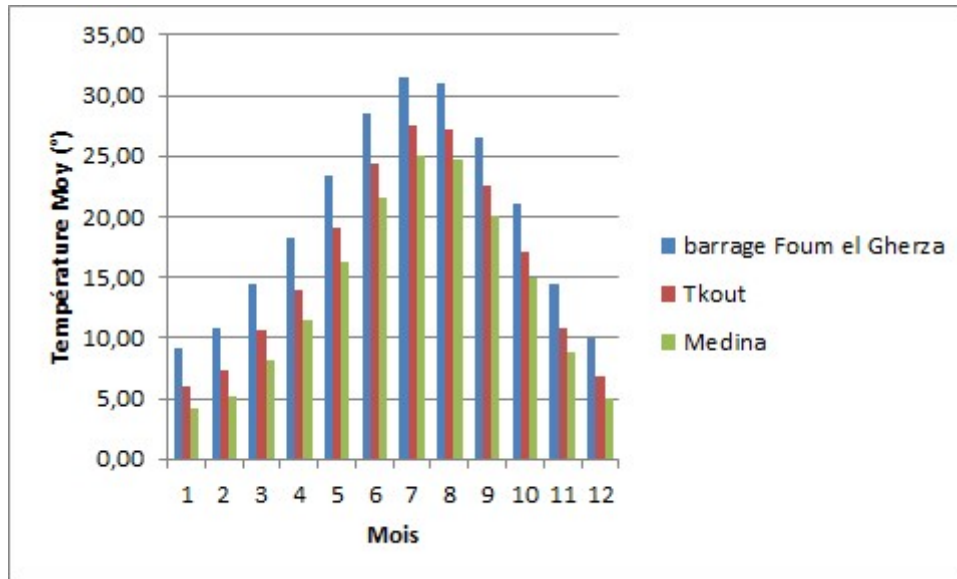


Figure (3.12) : Température moyenne mensuelle (°). (Source USGS)

✓ *Pluviométrie*

La pluviométrie dans le bassin versant d'Oued el Abiod est estimée sur la base de l'analyse d'un nombre plus grand de stations dans la zone étendue de projet. La station qualifiée de centrale et de caractéristique est la station pluviométrique de Biskra. Cette station dispose d'une période de traitement de référence adoptée de 1978-2004 et des précipitations moyennes de l'ordre de l'exception de son extrême amont qui reçoivent encore. A partir des données sur les précipitations journalières disponibles au niveau de cette station les séries synthétiques de précipitations de longue période (145 ans) ont été générées.

Les précipitations journalières maximales sont définies par méthode statistique, en faisant recours à l'ajustement théorique de Gumbel. Il a appliqué un concept régional avec une série de 109 données sur les précipitations journalières maximales dans la zone étendue. On a vu que dans cette région outre les précipitations standards-orageuses peuvent survenir également les pluies de type « goutte froide » pour les périodes de retour supérieurs à 100 ans. La partie nord-est du Bassin versant du chott Melghir, dont le bassin d'oued El Abiod fait partie, dispose d'un réseau de mesure pluviométrique, assez valable pour établir la relation pluie / altitude, le nombre de stations retenues pour cette étude comporte dix stations pluviométriques, les caractéristiques de ces stations sont résumées au tableau ci-dessous :

Tableau (3.2) : Coordonné des stations pluviométriques.

| Station pluviométrique | Coordonnée |        |        | Pluies moyenne inter annuel | Période d'observation |
|------------------------|------------|--------|--------|-----------------------------|-----------------------|
|                        | X          | Y      | Z      |                             |                       |
| Thnied el abed         | 817,8      | 222,2  | 1320   | 282,06                      | 1971 – 1997           |
| Foum el gherza         | 794,4      | 177,6  | 100    | 95,477                      | 1972 – 1997           |
| Tadjeniout             | 838,05     | 195,5  | 930    | 166,08                      | 1970 – 1994           |
| Bouzina                | 814,0      | 225,6  | 1350   | 293,13                      | 1971 – 1998           |
| Halla                  | 878,5      | 204,3  | 740,0  | 195,066                     | 1971 – 1997           |
| Sciar                  | 896,0      | 181,1  | 460,0  | 74,99                       | 1971 – 1997           |
| Djemoura               | 867,0      | 228,0  | 1050,0 | 273,54                      | 1968 – 1997           |
| T'Kout                 | 829,15     | 210,05 | 998    | 238                         | 1969 – 2004           |
| Tefelfel               | 821,9      | 207,65 | 740    | 148                         | 1973 – 2004           |
| Biskra                 | 777        | 178    | 120    | 117                         | 1989 – 2004           |
| Médina                 | 849,7      | 230,15 | 1570   | 416,82                      | 1969 - 2004           |

(Source ANRH)

La répartition des précipitations est assez irrégulière. On note cependant l'échelonnement nettement délimité, des précipitations qui varient avec l'altitude mais aussi avec la latitude saharienne. Les pluviomètres donnent des indications ponctuelles sur la quantité d'eau tombée.

Les isohyètes sont définies comme le lien des points d'égale hauteur de précipitation pour une période considérée, pour tracer de telles courbes, il faut implicitement effectuer des interpolations entre les postes.

En zone de pluviométrie homogène, l'interpolation peut être linéaire, une attention particulière doit être portée aux orages ; la décroissance peut être parabolique au lieu de linéaire, en zone de forte pluviosité (essentiellement due au relais) il faut tenir compte :

- De la variation d'altitude, la différence de l'exposition (effet de Foehn).
- L'influence des écrans (massif, montagneux).
- De la direction de la propagation de la pluie.
- La méthode est donnée par la formule suivante :

$$\bar{P} = \sum_n \frac{S_i \cdot \bar{P}_i}{S} \quad (3.1)$$

Si : surface entre deux isoytheses successives.

Pi : pluie moyenne entre deux isoytheses successives.

Tableau (3.3) : Estimation de la lame d'eau moyenne précipitée sur le bassin par la méthode des isohyètes.

| Isohyètes des hauteurs (mm) | Zone d'influence Si (Km <sup>2</sup> ) | Pi     | SiPi     |
|-----------------------------|--|--------|----------|
| >600                        | 27.20                                  | 660.80 | 17973,76 |
| 600-500                     | 70.40                                  | 550.60 | 38762,24 |
| 500-400                     | 112                                    | 483.10 | 54107,2  |
| 400-300                     | 150.80                                 | 388    | 58510,4  |
| 300-200                     | 207.60                                 | 298.50 | 61968,6  |
| 200-150                     | 566                                    | 186.70 | 105672,2 |
| <150                        | 163.30                                 | 186.50 | 30455,45 |

(Source ANBT)

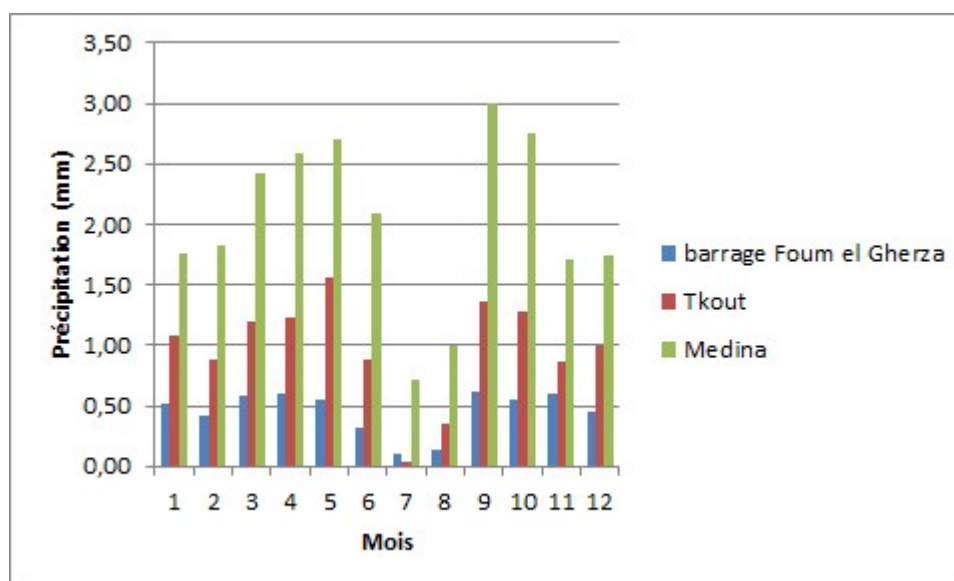


Figure (3.13) : Précipitation mensuelle (mm). (Source ANRH)

✓ **Evaporation**

Comme notre bassin s'étale sur deux zones climatiques différentes nous avons utilisé les données enregistrées dans les stations de Batna et de Biskra pour étudier l'évaporation, les données de la station de Biskra enregistré depuis 1950 et la station de Batna, les données enregistrées dans l'observation (1990 – 2005), (voir tableau 3.4).

Tableau (3.4) : Évaporation moyenne mensuelle des deux stations Biskra – Batna.

| Mois Station  | S      | O      | N   | D    | J    | F     | M      | A      | M      | J   | J      | A      | L'annuel le    |
|---------------|--------|--------|-----|------|------|-------|--------|--------|--------|-----|--------|--------|----------------|
| <b>Biskra</b> | 285    | 175    | 126 | 103  | 97   | 105   | 159    | 203    | 265    | 243 | 380    | 362    | <b>2602</b>    |
| <b>Batna</b>  | 207,18 | 154,31 | 95  | 61,3 | 57,8 | 75,87 | 189,93 | 150,93 | 205,57 | 274 | 333,31 | 304,06 | <b>2028,77</b> |

(Source ANRH)

On remarque que les taux d'évaporation en station de Biskra sont élevés que la station de Batna et cette preuve sur le climat semi-aride et les différences des étages bioclimatiques entre le nord et le sud du bassin versant d'oued l'Abiod.

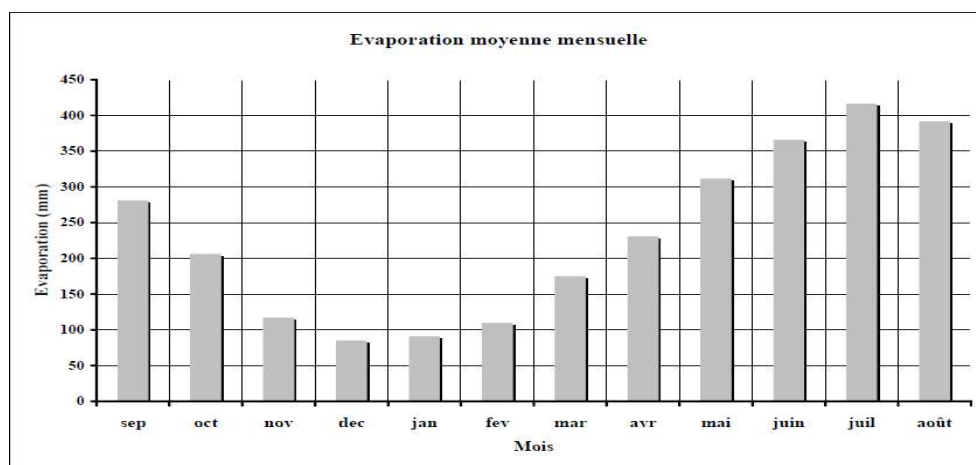


Figure (3.14) : Évaporation moyenne mensuelle (mm). (Source ANRH)

✓ *Evapotranspiration*

L'évapotranspiration destine l'ensemble des phénomènes qui transforment l'eau en vapeur par processus spécifiquement physique, la transpiration est une évaporation biologique par les plantes qui seront conditionnées par les caractéristiques climatiques de l'atmosphère, on remarque que le B.V d'Oued l'Abiod est soumis à l'influence de deux modes climatiques, aride et semi-aride.

L'évapotranspiration potentielle pour la zone d'étude est estimée sur la base de données et de calculs des stations de Biskra prennent en considération les données d'ETP données par l'ANRH, en 2002. Les valeurs d'évapotranspiration prises en compte dans les calculs sont celles fournier dans le tableau ci-dessous.

Tableau (3.5) : Valeurs d'évapotranspiration.

| Mois          | S   | O  | N  | D  | J  | F  | M  | A   | M   | J   | J   | A   | L'annuelle  |
|---------------|-----|----|----|----|----|----|----|-----|-----|-----|-----|-----|-------------|
| <b>E (mm)</b> | 151 | 92 | 49 | 32 | 33 | 47 | 87 | 131 | 174 | 213 | 241 | 213 | <b>1463</b> |

(Source ANRH)

✓ *Neige*

La fréquence d'enneigement est de 15 jours / an à Arris, la neige est fréquente surtout dans les zones montagneuses, il y a une corrélation nette entre l'altitude et l'enneigement.

A Arris on compte 15 jours d'enneigement alors qu'à T'kout on observe une moyenne de 2,2 jours / an.

Le froid est également responsable de la forte proportion de neige, en effet les périodes d'enneigement sont partagées entre les mois les plus froids (décembre, janvier et février).

La neige a des séquences bénéfiques sur le sol par la fonte lente qui a moins d'effet érosif que les averses de pluie et une bonne infiltration.

**3.3.6 Caractéristiques morphométriques et hydrographique**

Les différents paramètres morphométriques des bassins notamment, la forme, l'altitude caractéristique, la pente, densité de drainage sont souvent importants de façon combinée dans les modalités de l'écoulement.

Tableau (3.6) : Caractéristique morphologique du bassin versant Oued El Abiod.

| Bassin Versant | Superficie | Périmètre (Km) | Indice de compacité | Longueur du Rectangle Equivalent (Km) | Largeur du Rectangle Equivalent (Km) | Altitude (m) |      |      | Indice de pente global % | Densité de drainage Km <sup>2</sup> /Km <sup>2</sup> | Coeff.de torrent. |
|----------------|------------|----------------|---------------------|---------------------------------------|--------------------------------------|--------------|------|------|--------------------------|--|-------------------|
|                |            |                |                     |                                       |                                      | Min          | Moy  | Max  |                          |  |                   |
| Oued El Abiod  | 1050       | 160            | 1.38                | 63.5                                  | 16.60                                | 295          | 1410 | 2326 | 16                       | 4.7  | 39.9              |

(Source ANRH)

Le bassin versant dispose d'un réseau hydrographique dense et couvrant une très grande partie du bassin. Cette caractéristique favorise le phénomène du transport solide. Les principaux affluents d'Oued El Abiod représentés dans le tableau suivant :

Tableau (3.7) : Les principaux affluents d'Oued El Abiod.

|                      | Origine                    | Principaux affluents  | Longueur (Km) | Limites       |
|----------------------|----------------------------|---|---------------|---------------|
| <b>Oued EL Abiod</b> | Centre du massif Des Aurès | - Oued Elannza, Oued El Hammam, Oued El Hara, Oued Chemmaoura, Oued.Tkout, Oued El Ars, Oued Touata, Oued El Atrous, Oued Buntabes, Oued Zelatou, Oued Theniet El Abed. | 71            | Chott Melghir |

(Source ANBT)

Le réseau hydrographique d'Oued El Abiod (Figure 3.15) a été obtenu par le traitement du Modèle Numérique de Terrain utilisant l'outil d'Archydro dans le logiciel Arcgis.

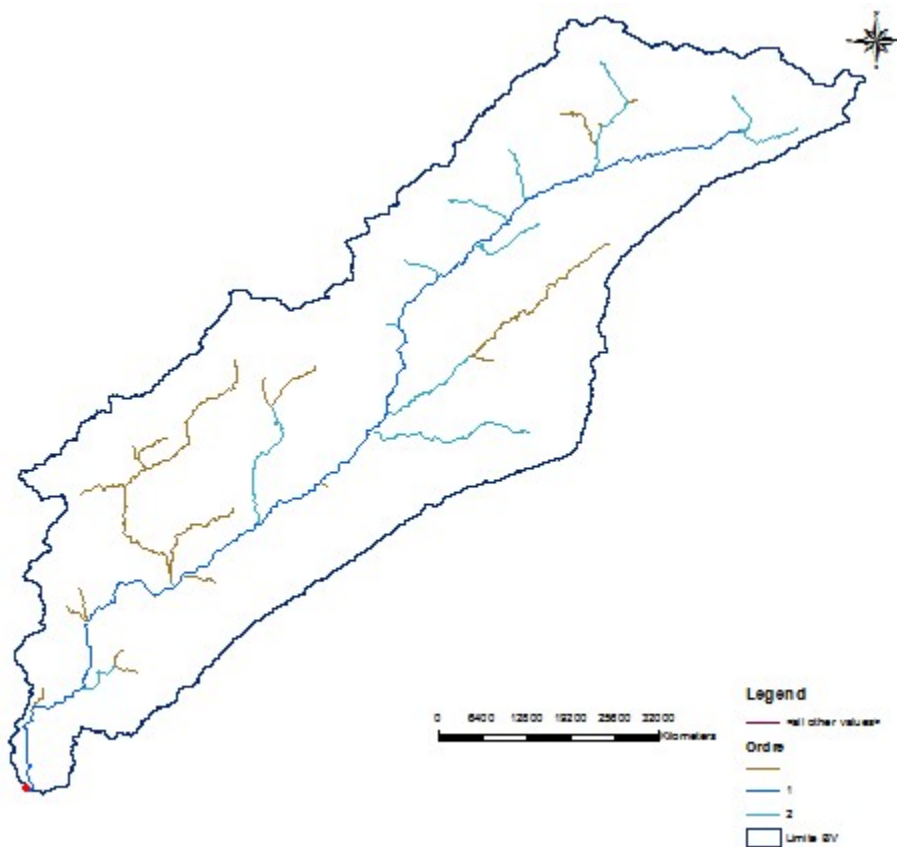


Figure (3.15) : Réseau hydrographique d'Oued el Abiod.

### 3.4 CONCLUSION

Les conditions climatiques, topographiques et géologiques dans le bassin versant d'oued l'Abiod sont assez favorisées l'écoulement superficiel et l'apparition des formations géomorphologiques, ces derniers à traduisent une action érosive plus important dans certaines régions que dans d'autres. Le régime fluvial irrégulier et se caractérise par des crues brutales et aggravantes en période d'averse.

La géomorphologie est une caractéristique déterminante dans l'analyse des processus d'érosion. Donc la morphologie typique d'érosion est liée au ravinement. On distingue parmi ces morphologies les rigoles, les ravins et les badlands. Les rigoles sont les premières formes d'érosion liées au ravinement. Elles sont profondes de quelques décimètres. Les ravins ont plusieurs mètres de profondeur et sont le siège d'une érosion par creusement. Lorsque les ravins couvrent un versant entier et que les crêtes se recourent, on parle alors de badlands.

L'érosion se présente également sous forme de mouvements de masse comme les glissements. On distingue les glissements superficiels, les glissements profonds et les coulées boueuses. Les glissements superficiels affectent la couverture meuble jusqu'au substrat alors que les glissements profonds affectent également le substrat rocheux. Les coulées boueuses quant à elles se produisent lorsque les limites de liquidité sont dépassées dans un terrain meuble.

Sur les versants de montagne, les effets du ruissellement s'opèrent surtout sur des roches assez résistantes et imperméables alors que ceux liés aux glissements de terrain et aux coulées de boue se développent sur des terrains plus perméables et plus plastiques.

Au fond des vallées et dans les cuvettes fermées, les processus d'accumulation sont majoritaires. Dans les vallées, des dépôts alluviaux sont formés par l'accumulation des sédiments déposés par les oueds. Ces dépôts sont quelquefois repris et érodés par les cours d'eau qui découpent ces accumulations en terrasses alluviales.



## ***CHAPITRE IV : MODELISATION DE L'ECOULEMENT PAR SWAT***

### ***4.1 INTRODUCTION***

Les modèles ont pour but de faciliter la compréhension de phénomènes souvent complexes. En hydrologie, le SWAT est l'un des modèles les plus récents développés conjointement par le Département de l'Agriculture des États-Unis, Services de Recherche Agricole (USDA-ARS) et la Station Expérimentale d'Agriculture à Temple, Texas<sup>8-10</sup> (Arnold & al., 1993).

Le modèle SWAT est un modèle hydrologique conceptuel basé sur la physique développée pour prédire l'effet de la pratique de la gestion des terres sur l'eau, des sédiments et du rendement des produits chimiques agricoles dans les grands complexes bassin versant dont les sols, l'utilisation des terres et les conditions de gestion varient sur de longues périodes.

Le modèle est couplé au SIG. La composante du modèle comprend donc : la météo, l'hydrologie, la température du sol, la croissance des plantes, les nutriments, les pesticides et la gestion des terres (Arnold & Allen, 1999).

La visualisation des résultats se fait sous forme graphique à partir de bases de données. Cinq flux verticaux sont modélisés : l'infiltration de l'eau dans le sol, la percolation de l'eau au sein du profil de sol, la transpiration de la végétation, l'évaporation du sol et enfin la recharge profonde qui alimente les aquifères. Ajoutés à cela, trois flux latéraux qui contribuent au débit de la rivière : les ruissellements de surface et de sub-surface ainsi que le flux issu de l'aquifère superficiel, communément appelé le débit de base (voir la figure ci-dessous).

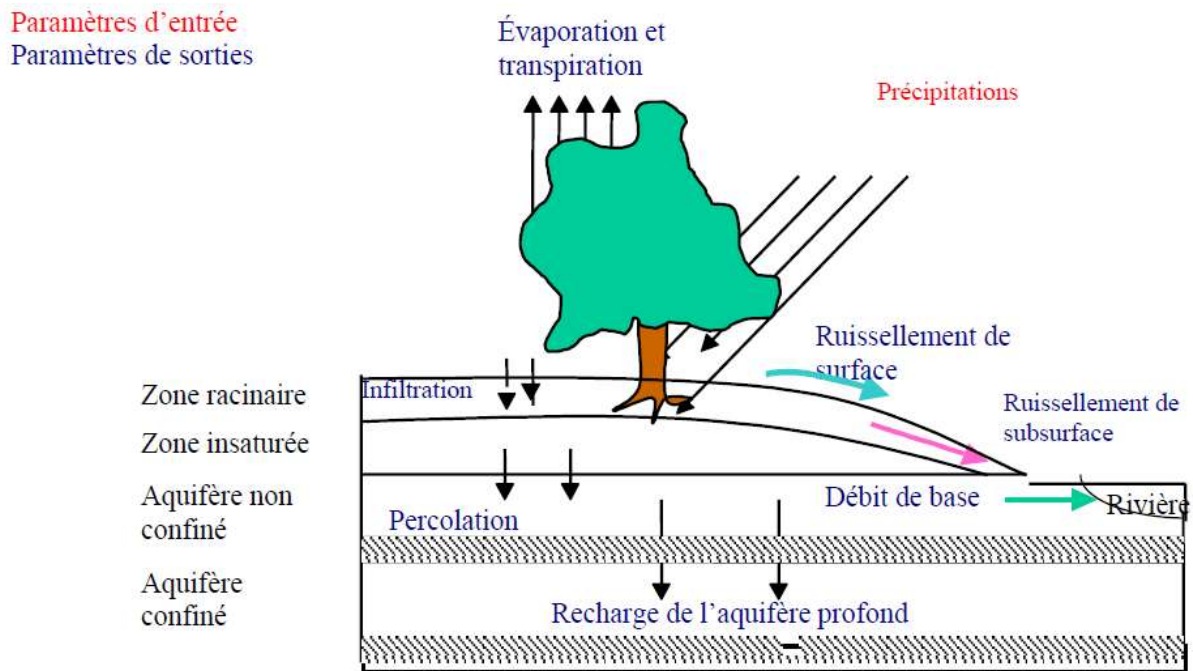


Figure (4.1) : Représentation schématique du cycle de l'eau dans SWAT. (NEITSCH & AL, 2011)

### 4.2 MISE EN ŒUVRE DU MODELE SWAT

La mise en œuvre du modèle agro-hydrologique SWAT nécessite une série de données spatio-temporelles de différentes natures. Cette partie présente la procédure de création et de préparation des différentes données d'entrée du modèle SWAT (Di Luzio, Srinivasan, & Arnold, 2002). Il s'agit des informations sur le sol, le relief, le climat (la précipitation, la température, la vitesse du vent, l'humidité relative et le rayonnement solaire) et l'occupation du sol. Ces données collectées sont présentes auparavant dans le chapitre III.

#### 4.2.1 Délimitation des sous bassins versants

C'est lors de cette étape que le réseau hydrographique est extrait à partir du MNT du bassin versant d'Oued El Abiod. Dans SWAT, la procédure de délimitation est automatisée.

Dans notre étude, le traitement du MNT a abouti en premier lieu à la création de 73 sous-bassins (Figure 4.2). A chaque intersection de portion de cours d'eau le modèle a placé un exutoire potentiel (outlet), et par conséquent a créé un sous-bassin.

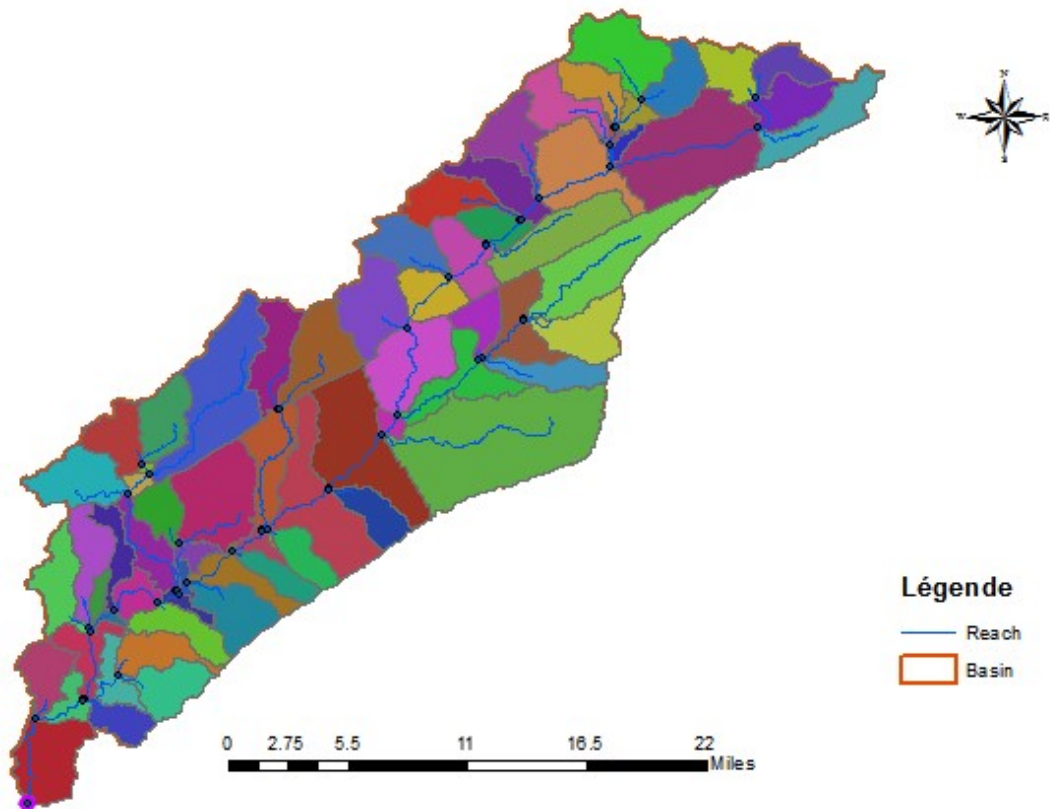


Figure (4.2) : Découpage du bassin versant d'Oued El Abiod.

### 4.1.2 Intégration des données sol et occupation du sol

Une fois le réseau hydrographique défini et les limites du bassin versant extraites, On intègre les données pédologiques, d'occupation du sol et de classe de pente.

Pour intégrer les données pédologiques, il a suffi d'indiquer l'emplacement de la couche « carte de sol » préalablement digitalisée (Figure 3.6 dans le Chapitre III) en prenant soin de toujours la présenter toujours dans le même système de coordonnées. Puis le logiciel s'est chargé de découper la couche de sol par les limites du bassin précédemment établies (Clipping). Il a fallu ensuite établir la correspondance entre les types de sols de la carte et la table sol de SWAT préalablement renseignée où sont enregistrées les valeurs des paramètres utilisés par le modèle (nombre d'horizons, profondeur, capacité en eau, granulométrie ...).

L'occupation des sols fonctionne de la même manière que la carte des sols. L'emplacement de la couche d'occupation du sol digitalisé (Figure 3.7 dans le Chapitre III) a été indiqué en établissant la correspondance entre les types de culture et la table des cultures de SWAT.

### 4.2.3 Distribution des HRU

Cette phase consiste à combiner les sous bassins versants, déterminés lors de l'étape précédente, avec la pédologie et les données d'occupation du sol.

HRU (Hydrological Response Unit) c'est une unité de base du calcul pour le programme SWAT. Cette discrétisation spatiale en sous-unités correspond à la combinaison, pour un sous-bassin versant, d'un type de sol, d'une classe de pente et d'un type d'occupation du sol (Figure 4.3) dont les paramètres vont influencer sur les processus hydrologiques (ruissellement, infiltration, évapotranspiration...).

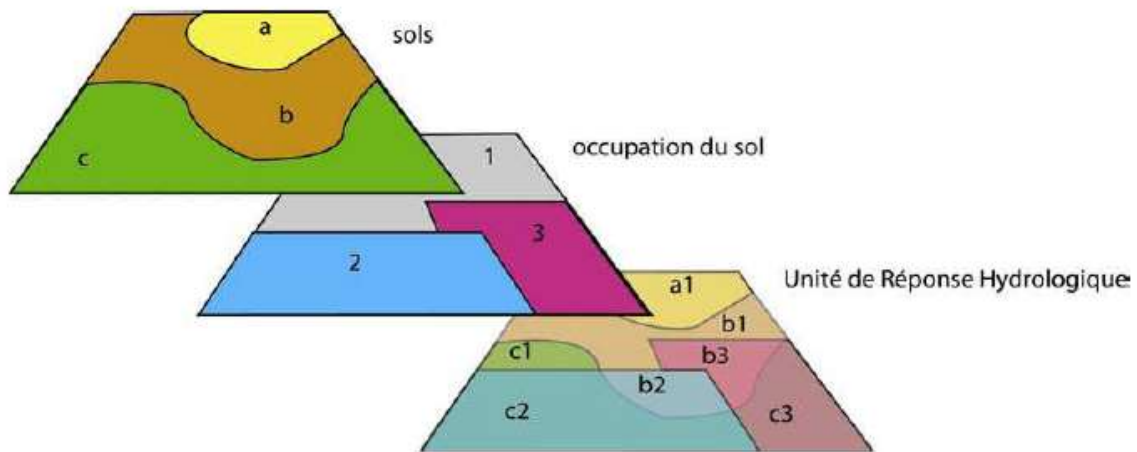


Figure (4.3) : Principe de délimitation des HRU (MOREAU, 2008).

### 4.2.4 Intégration des données météorologiques

On importe les données météorologiques (précipitation, températures maximum et minimum, rayonnement solaire, humidité relative, vitesse du vent et localisation des stations) qui constituent également les composantes fondamentales du bilan hydrique (Arnold, 2012).

La zone d'étude n'est pas couverte par un réseau de mesure des données climatiques denses. Cela nous a imposé l'exploitation des données satellitaires (Source USGS) pour la période simulée (1979 – 1998). En effet, on a utilisé les données satellitaires de la température, la vitesse du vent, l'humidité relative et le rayonnement solaire. Cependant, les données de précipitation sont les valeurs enregistrées dans la station météorologique de Mchounech et Foug El Gherza de la période (1979 – 1998).

### 4.3 CRITERES DE PERFORMANCE DU MODELE

Une simple visuelle des résultats d'une simulation ne représente pas une évaluation complète d'un modèle. En effet, plusieurs critères d'évaluation ont été développés. Ils peuvent être utilisés aussi bien pour le calage que pour la validation. Ainsi, nous avons besoin, en plus de l'analyse graphique, de nous doter de critères objectifs (dénommés aussi fonctions objectives) pour comparer les simulations aux observations et pour hiérarchiser des simulations qui ont l'air équivalentes. Plusieurs critères objectifs mathématiques existent pour quantifier la distance entre les observations et la simulation.

Les principaux critères objectifs utilisés dans notre étude et le taux de performance de ces critères se présentent dans la partie ci-dessous.

#### 4.3.1 Le critère de coefficient de corrélation

Le coefficient de corrélation estime la dispersion entre la série des observées et des simulées. En plus, Il indique le degré de corrélation entre deux variables à étudier (pour notre cas entre le débit liquide et le débit solide ou débit liquide et la concentration MES) ; si sa valeur est égale à « 0 » cela signifie qu'il n'y a aucune corrélation entre les deux variables. La valeur maximale est de « 1 » et elle représente la valeur optimale.

Le  $R^2$  est donné par la relation :

$$R^2 = \left[ \frac{\sum_{t=1}^T (C_0^t - \bar{C}_0) * (C_s^t - \bar{C}_s)}{\sqrt{\sum_{t=1}^T (C_0^t - \bar{C}_0)^2} * \sqrt{\sum_{t=1}^T (C_s^t - \bar{C}_s)^2}} \right]^2 \quad (4.1)$$

Où

$C_0^t$  Représente les valeurs observées à l'instant t ;

$C_s^t$  Représente les valeurs simulées à l'instant t ;

$\bar{C}_0$  Représente la moyenne des valeurs observées.

#### 4.3.2 Le critère de Nash Sutcliffe (Nash & Sutcliffe, 1970)

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

Le critère est le suivant :

$$NASH = 1 - \frac{\sum_{t=1}^T (C_0^t - C_s^t)^2}{\sum_{t=1}^T (C_0^t - \bar{C}_0)^2} \quad (4.2)$$

#### 4.3.3 Le critère de Percent Bias PBIAS

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

Si le PBIAS <0, il indique que les valeurs simulées sont plus élevées que celles observées, ainsi on peut dire qu'il y'a une surestimation des valeurs.

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

$$PBIAS = \frac{\sum_{t=1}^T (C_0^t - C_s^t) * 100}{\sum_{t=0}^T C_0^t} \quad (4.3)$$

#### 4.3.4 Le criteria de RSR (ratio of the root mean square error to the standard deviation of measured).

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

Le critère est le suivant :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^T (C_s^t - C_0^t)^2} \quad (4.4)$$

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

$$RSR = \frac{\sqrt{\sum_{t=1}^T (C_s^t - C_0^t)^2}}{\sqrt{\sum_{t=1}^T (C_0^t - \bar{C}_0)^2}} \quad (4.5)$$

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

### 4.3.5 Le taux de performance des critères

Selon la littérature, les critères définis ci-dessus (voir tableau 4.1) sont les meilleurs critères pour juger la performance d'un modèle. Ainsi, ils seront tous retenus pour valider les modèles utilisés dans notre travail.

Le tableau suivant indique les valeurs des critères NASH, RSR et PBIAS correspondant à différents degrés de performance pour le cas du transport solide.

Tableau (4.1) : Critères de performance d'un modèle.

| <i>Critères de performance</i> | <i>NASH (%)</i>             | <i>PBIAS (%)</i>                    | <i>RSR</i>                       |
|--------------------------------|-----------------------------|-------------------------------------|----------------------------------|
| <i>Très bon</i>                | $75 < \text{NASH} \leq 100$ | $\text{PBIAS} < \pm 15$             | $0.00 \leq \text{RSR} \leq 0.50$ |
| <i>Bon</i>                     | $65 < \text{NASH} \leq 75$  | $\pm 15 \leq \text{PBIAS} < \pm 30$ | $0.50 \leq \text{RSR} \leq 0.60$ |
| <i>Satisfaisant</i>            | $50 < \text{NASH} \leq 65$  | $\pm 30 \leq \text{PBIAS} < \pm 55$ | $0.60 \leq \text{RSR} \leq 0.70$ |
| <i>Insatisfaisant</i>          | $\text{NASH} \leq 50$       | $\text{PBIAS} \geq \pm 55$          | $\text{RSR} > 0.70$              |

Dans le cadre de notre analyse des modèles, nous avons introduit un autre critère de performance pour l'acceptation ou le rejet des résultats obtenus, c'est le critère graphique. Celui-ci permet de nous renseigner sur la fiabilité des modèles à reproduire fidèlement, l'évolution des valeurs simulées par rapport à celles observées.

## 4.4 SIMULATION, CALIBRAGE ET VALIDATION

### 4.4.1 Simulation

Quand les données sont intégrées au modèle (le climat, MNT, type de sol, occupation de sol et type de couvert végétal), celui-ci est donc procédé à la simulation. Il offre une boîte de dialogue contenant plusieurs options de simulation. Il propose également trois pas du temps de simulation, journalier, mensuel et annuel. Puisqu'on possède des mesures mensuelles des débits, on a choisi un pas du temps mensuel afin de pouvoir comparer de manière correcte des simulations avec les observations.

Possédant des mesures de débits mensuelles dans la rivière d'Oued El Abiod de 1982 à 1998, au niveau de l'exutoire (Barrage de Foum El Gherza), cette station a été retenue pour la simulation du modèle.

Une fois l'exécution terminée, le modèle a mis à notre disposition des fichiers de sortie à chaque nouvelle simulation de SWAT. Les résultats de la simulation préliminaire avec les paramètres de calcul par défaut nous ont amenés à procéder à une calibration du modèle hydrologique.

### *4.4.2 Calibrage*

Pour permettre une meilleure concordance entre les variables simulées et observées, il est nécessaire d'adapter certains paramètres du modèle. Cette phase s'appelle le calibrage. Cette phase est indispensable dans la modélisation : elle peut être effectuée, soit manuellement ou à partir des algorithmes préprogrammés. Dans cette étude, on a choisi d'appliquer les algorithmes relatifs à ces processus afin de minimiser le temps et augmenter la précision d'optimisation. Il s'agit de l'outil SWAT-CUP (SWAT Calibration and Uncertainty Procedures) développé par Abbaspour & al (2007) qui propose une gamme de fonctions et d'interfaces plus étendue et plus riches pour le paramétrage et le calibrage du modèle. Cet outil intègre la version baptisée SUFI-2, qui est une méthode utilisée largement pour la calibration du modèle SWAT dans de grandes échelles. Elle présente une facilité d'implantation et un nombre réduit de simulations nécessaires pour avoir de meilleurs résultats (Yang & al, 2008).

Le calibrage par SWAT des débits seulement est réalisé dans cette étude puisque nous ne disposons que des données de débits mensuels mesurées. En effet le modèle SWAT, est un modèle semi-distribué à base physique, il contient une série des équations à paramètres. Ces paramètres peuvent être mesurés comme ils peuvent être estimés.

Les principaux paramètres de calibrage utilisés dans de nombreuses études pour le calage des débits et leurs fourchettes de variation (Arnold & al, 2012), sont présentés dans le tableau suivant :



Tableau (4.2) : Paramètres de calage qui influent le débit (Arnold et al, 2012).

| Paramètres        | Description   | Fourchette de variation |
|-------------------|---|-------------------------|
| ALPH_BF.gw        | Coefficient de tarissement de la nappe souterraine  | 0-1                     |
| GW_DELAY.gw       | Délai de recharge de l'aquifère   | 0-365                   |
| GWQMN.gw          | Seuil de contribution de la nappe souterraine a l'écoulement en chenal, écoulement de base (mm) | 0-5000                  |
| GW_REVAP.gw       | Coefficient d'évaporation à partir de la nappe souterraine                                      | 0,02-0,2                |
| REVAPMN.gw        | Seuil d'évaporation à partir de la nappe souterraine  | 0-500                   |
| RCHRG_DP.gw       | Coefficient de percolation vers la nappe profonde   | 0-1                     |
| SHALLST.gw        | Profondeur initiale de l'eau dans l'aquifère peu profond (mm)                                   | 0-1000                  |
| SOL_AWC (...).sol | La teneur en eau (mm/mm)  | 0-1                     |
| SOL_K (...).sol   | Conductivité hydraulique saturée (mm/h)   | 0-500                   |
| SOL_BD (...).sol  | La densité apparente du sol g/l   | 0,9-2,5                 |
| SOL_ALB (...).sol | Albédo du sol humide  | 0-0.25                  |
| ESCO.hru          | Facteur sol d'évaporation du sol en fonction de la profondeur                                   | 0-1                     |
| EPCO.hru          | Facteur végétal d'évaporation du sol en fonction de la profondeur                               | 0-1                     |
| OV_N.hru          | Coefficient de Manning pour l'écoulement de surface   | 0-30                    |
| DEP_IMP.hru       | Profondeur de la couche imperméable mm  | 1000-7000               |
| SLSUBBSN.hru      | La longueur moyenne de la pente du bassin (m)   | 10-150                  |
| CN2.mgt           | Numéro de courbe  | 35-98                   |
| GDRAIN.mgt        | Le temps de réponse du drain souterrain (h)   | 0-100                   |
| TDRAIN.mgt        | Le temps requis pour drainer le sol a la capacité au champ (h)                                  | 0-72                    |
| SURLAG.bsn        | Le temps de réponse au ruissellement de surface   | 0-24                    |
| CH_N2.rte         | Coefficient de Manning des chenaux principaux   | 0,01-0,3                |
| CH_K2.rte         | Perméabilité des berges des chenaux principaux (mm/h)   | 0,01-500                |

### *Analyse de sensibilité*

L'analyse de sensibilité d'un modèle permet de savoir quels sont les paramètres sur lesquels les ajustements doivent être très précis et de réduire le nombre de paramètres à inclure dans la calibration, ce qui a pour effet de diminuer les efforts requis en calibration et d'augmenter les probabilités de converger vers une combinaison performante.

L'analyse s'applique à un sous-bassin pour une simulation donnée et un fichier de sortie où un rang est assigné à chaque paramètre testé. Ainsi le paramètre dont le rang est le plus proche de 1 sera le plus sensible pour la calibration des débits.

Le tableau ci-dessous montre le classement des paramètres les plus sensibles au modèle. Parmi 22 paramètres, dix (10) sont avérés influents.

Tableau (4.3) : Classement des paramètres les plus sensibles au modèle (Hydrologie).

| Rang de sensibilité | Paramètre      | Description   |
|---------------------|----------------|---|
| 1                   | SOL_BD ().sol  | La densité apparente du sol g/l                               |
| 2                   | GW_DELAY.gw    | Délai de recharge de l'aquifère                               |
| 3                   | SOL_AWC ().sol | La teneur en eau (mm/mm)                                      |
| 4                   | GW_REVAP.gw    | Coefficient d'évaporation à partir de la nappe souterraine    |
| 5                   | CH_K2.rte      | Perméabilité des berges des chenaux principaux (mm/h)         |
| 6                   | ESCO.hru       | Facteur sol d'évaporation du sol en fonction de la profondeur |
| 7                   | RCHRG_DP.gw    | Coefficient de percolation vers la nappe profonde             |
| 8                   | ALPHA_BF.gw    | Coefficient de tarissement de la nappe souterraine            |
| 9                   | CN2.mgt        | Numéro de courbe  |
| 10                  | OV_N.hru       | Coefficient de Manning pour l'écoulement de surface           |

Dans les dix paramètres qui influent le plus la modélisation hydrologique (Tableau 4.2), on distingue la présence des paramètres liées aux :

- Sol : La densité apparente du sol «SOL\_BD » et la teneur en eau du sol «SOL\_AWC ».
- Ecoulement de surface : Numéro de courbe « CN2 », le coefficient de rugosité de Manning « OV\_N2 » et la perméabilité des berges des chenaux principaux « CH\_K2 ».
- Evaporation : Le facteur sol d'évaporation du sol en fonction de la profondeur « ESCO » et le coefficient d'évaporation à partir de la nappe souterraine « GW\_REVAP ».
- Ecoulement souterrain : Le coefficient de tarissement de la nappe souterraine « ALPHA\_BF », le délai de recharge de l'aquifère « GW\_DELAY » et le coefficient de percolation vers la nappe profonde « RCHRG\_DP ».

### ***Calage du modèle***

Le calibrage consiste à comparer les débits simulés par le modèle avec les débits observés. L'évaluation de performance de modèle se fait à travers les critères de performance suivants :

le coefficient de corrélation  $R^2$ , NASH, RSR et PBIAS. Ces critères sont présentés dans le tableau IV.1.

Le calage du modèle au niveau du bassin versant d'Oued El Abiod est effectué sur une période de huit ans, qui débute le mois de janvier 1982 et se termine le mois de décembre 1990, avec un pas du temps mensuel. Le point pris pour le calibrage est l'exutoire du bassin, étant donné que les données observées qu'on possède sont les débits moyens mensuels de la station du barrage de Foum El Gherza.

On peut trouver une synthèse de la calibration des paramètres sensibles dans le tableau ci-dessous.

Tableau (4.4) : Valeur optimale des paramètres calibres.

| Paramétré       | Valeur Min | Valeur Max | Valeur Optimale |
|-----------------|------------|------------|-----------------|
| r_SOL_BD().sol  | 0,27       | 0,42       | 0,32            |
| v_GW_DELAY.gw   | 186,35     | 254,78     | 210,13          |
| r_SOL_AWC().sol | 0,11       | 0,09       | 0,10            |
| v_GW_REVAP.gw   | 0,04       | 0,09       | 0,06            |
| v_CH_K2.rte     | 44,78      | 63,52      | 62,82           |
| v_ESCO.hru      | 0,82       | 0,85       | 0,85            |
| v_RCHRG_DP.gw   | 0,05       | 0,38       | 0,25            |
| v_ALPHA_BF.gw   | 0,02       | 0,11       | 0,07            |
| r_CN2.mgt       | 0,28       | 0,46       | 0,43            |
| a_OV_N.hru      | 1,41       | 11,23      | 3,76            |

\*  $v$  signifie que la valeur du paramètre existant doit être remplacée par une valeur donnée,

$a$  signifie qu'une valeur donnée est ajoutée à la valeur de paramètre existante, et

$r$  signifie qu'une valeur de paramètre existante est multipliée par  $(1 + \text{valeur donnée})$

### 4.4.3 Validation du modèle

La phase de validation constitue l'étape la plus décisive quant à la simulation de la gestion des ressources en eaux au niveau d'un bassin versant. Une fois la performance du modèle en calage jugé satisfaisant comme le cas dans nos résultats, on fait tourner le modèle avec les paramètres optimaux issus du calage, pour une autre période appelée période de validation (Arnold, 2012).

Cette étape a été effectuée sur ArcSWAT, on a donc remplacé les valeurs des paramètres initiales par celles optimales obtenues dans la phase de calage sur SWAT-CUP. Ce remplacement se fait de manière manuelle dans les fichiers DBF (Database Files) d'ArcSWAT. Par la suite, on a tourné le modèle pour la période de validation qui débute au mois de janvier 1991 et s'achève au mois de décembre 1998.

### 4.5 RESULTATS ET DISCUSSION

#### 4.5.1 Résultats de calibrage

Un nombre important de simulations ainsi que d'essai de calibrage a été réalisées afin de corrélérer au mieux les débits simulés et débits observés.

Le calage du modèle est effectué sur une période de huit ans (Jan-1982 à Déc-1990), par l'outil SWAT-CUP en utilisant la méthode d'optimisation SUFI2.

Les débits mensuels observés et ceux simulés par le modèle à l'exutoire du bassin (Station Foum El Gherza) pour cette période de calibration, sont illustrés dans la figure 4.4. Cette dernière montre que la simulation des débits est fidèle à la réalité.

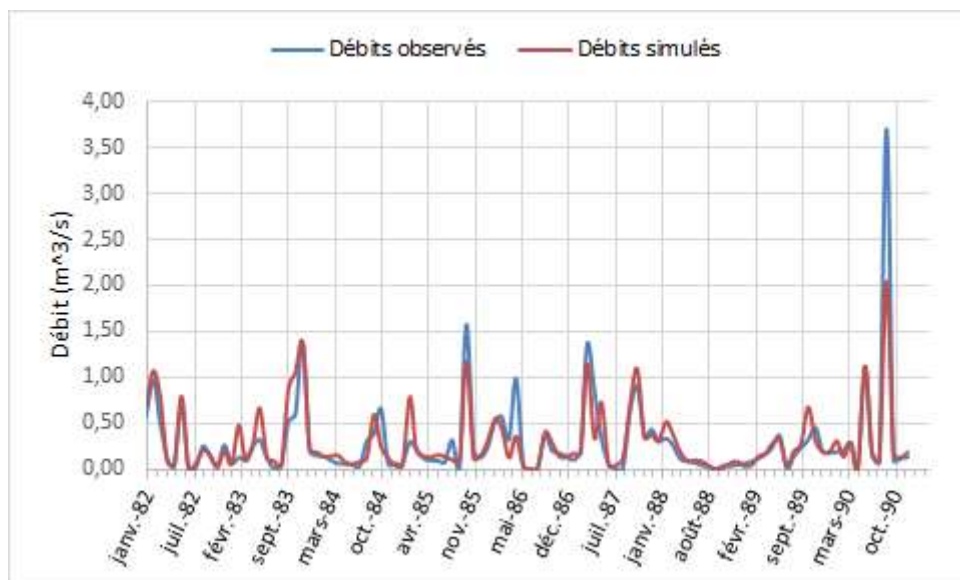


Figure (4.4) : Comparaison des débits mensuels observés et simulés (Période de Calibrage).

On note que, le coefficient de détermination commence à avoir une détermination satisfaisante (Tableau 4.5 et Figure 4.5). Notons aussi que les critères de Nash, PBIAS et RSR sont bon. En effet, le NASH est de 75,03, la valeur de PBIAS est de -1,82% et le RSR est de 0,5 (Voir tableau

4.5). Ces valeurs indiquent une bonne performance du modèle à la phase de calage selon les critères d'évaluation de la performance du modèle recommandé pour un pas de temps mensuel (Moriassi & al, 2007).

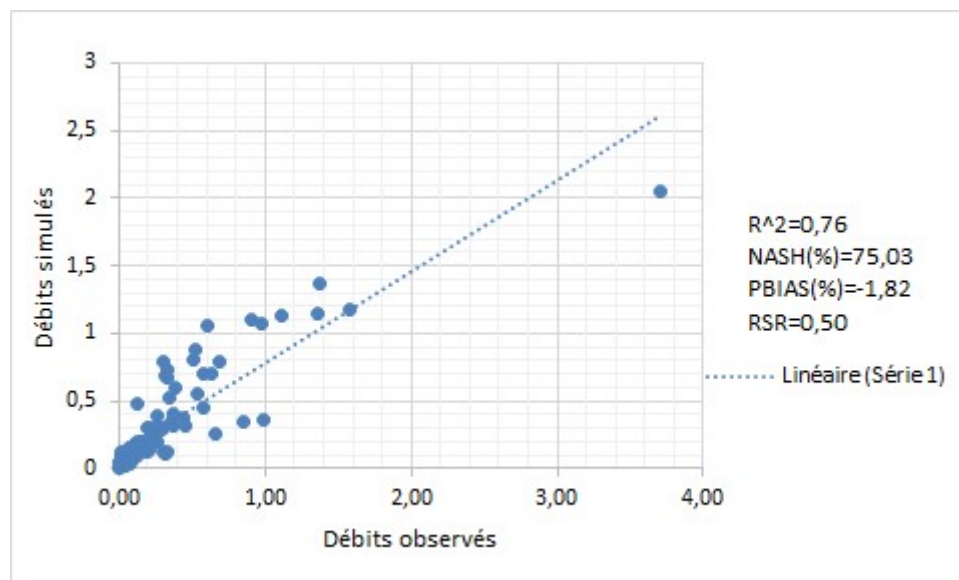


Figure (4.5) : Corrélation des débits mensuels observés et simulés (Période de Calibrage).

Tableau (4.5) : Critères de performance pour la période de calibrage.

| <i>Coefficient de détermination <math>R^2</math></i> | <i>NASH (%)</i> | <i>PBIAS (%)</i> | <i>RSR</i> |
|--|-----------------|------------------|------------|
| 0,76   | 75,03           | -1,82            | 0,50       |

#### 4.5.2 Résultats de validation

La validation permet de vérifier la validité de la calibration sur l'ensemble des données. En effet, la calibration n'a été effectuée que sur une partie des données (lieu restreint et période limitée) et, pour être acceptée, elle doit donc être validée globalement.

La validation de la simulation s'est donc portée sur le même lieu de calibrage mais pour la période de 1991 à 1998.

Dans l'hydrogramme des débits observés et simulés de la période de validation (Figure 4.6), on distingue une simulation acceptable pour la majorité des débits. Cependant, pour certaines périodes, le modèle a surestimé les simulations par exemple : pour la période de Janvier 1994 au Juin 1995, le débit max enregistré au mois de Juin 1995 est de 0,12 m<sup>3</sup>/s, et celui simulé par le modèle est de 0,86 m<sup>3</sup>/s.

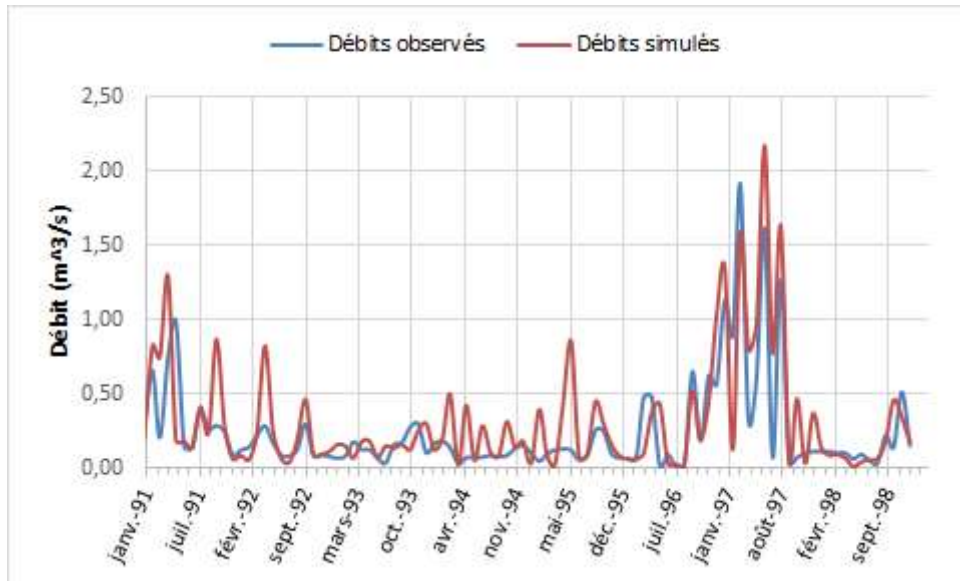


Figure (4.6) : Comparaison des débits mensuels observés et simulés (Période de validation).

Les indices statistiques pour la période de validation (Jan-1991 à Déc-1998) ont montré des valeurs variantes d'insatisfaisantes à bonnes (Tableau 4.6, Figure 4.7). A titre d'exemple, la valeur du coefficient de détermination (0.61) montre une bonne corrélation entre les débits simulés et les débits observés. Le pourcentage de BIAS est négatif (-29,86) ce qui indique une surestimation des débits simulés par le modèle pendant cette période mais de bonnes valeurs selon Moriasi et al. (2007). Par contre les valeurs de NASH et RSR sont insuffisantes (voir tableau 4.6).

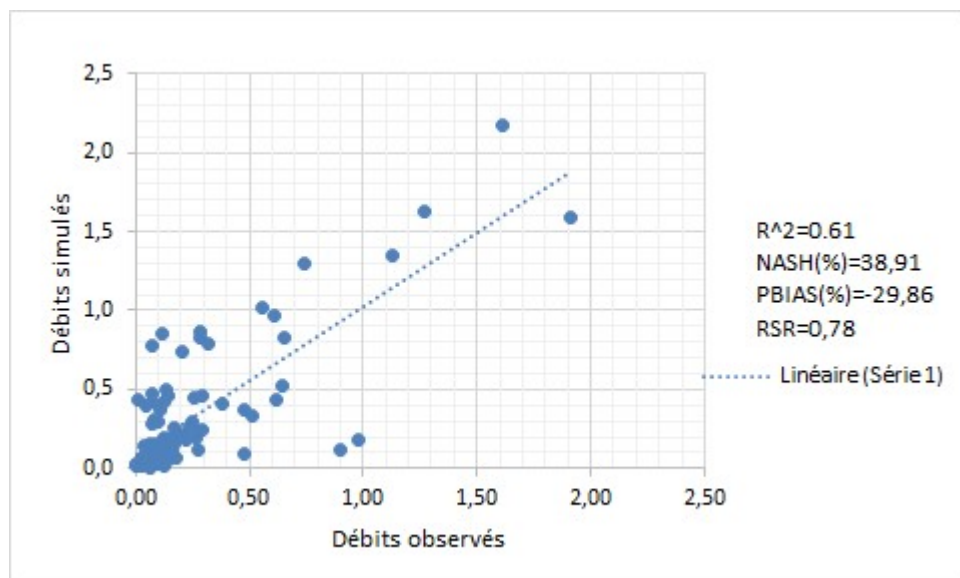


Figure (4.7) : Corrélation des débits mensuels observés et simulés (Période de Validation).

Tableau (4.6) : Critères de performance pour la période de validation.

| <i>Coefficient de détermination <math>R^2</math></i> | <i>NASH (%)</i> | <i>PBIAS (%)</i> | <i>RSR</i> |
|--|-----------------|------------------|------------|
| 0,61   | 38,91           | -29,86           | 0,78       |

### 4.5.3 Bilan hydrique

Le modèle SWAT calcule les différents termes du cycle de l'eau selon l'équation du bilan hydrique. Il estime la part du ruissellement, de l'infiltration, du stockage dans le sol et de l'évapotranspiration à partir des entrées constituées essentiellement des précipitations (Neitsch & al, 2004). Ce bilan peut être établi pour les différentes entités spatiales (HRUs, sous-bassins et bassin) ainsi que pour les différentes résolutions temporelles (mensuelle, saisonnière ou annuelle) (Bougamouza & Remini, 2022). La figure 4.8, montre les principales composantes hydrologiques simulées par le modèle SWAT pendant toute la période de simulation.

Sur l'ensemble du bassin versant, la précipitation moyenne annuelle durant la période d'étude est de l'ordre de 454,9 mm, dont 65% est éliminée par l'évaporation et l'évapotranspiration (297,1 mm). L'écoulement total dans la rivière est de 125 mm qui est alimenté par les trois effluents principaux : le ruissellement de surface est de 40 mm, les écoulements latéraux présentent 33,8 mm et débit de base 50,98 mm. La percolation est de 85,82 mm soit un pourcentage de l'ordre de 19%. Cependant, la recharge de la nappe profonde est de 4,29 mm soit un pourcentage de 1%.

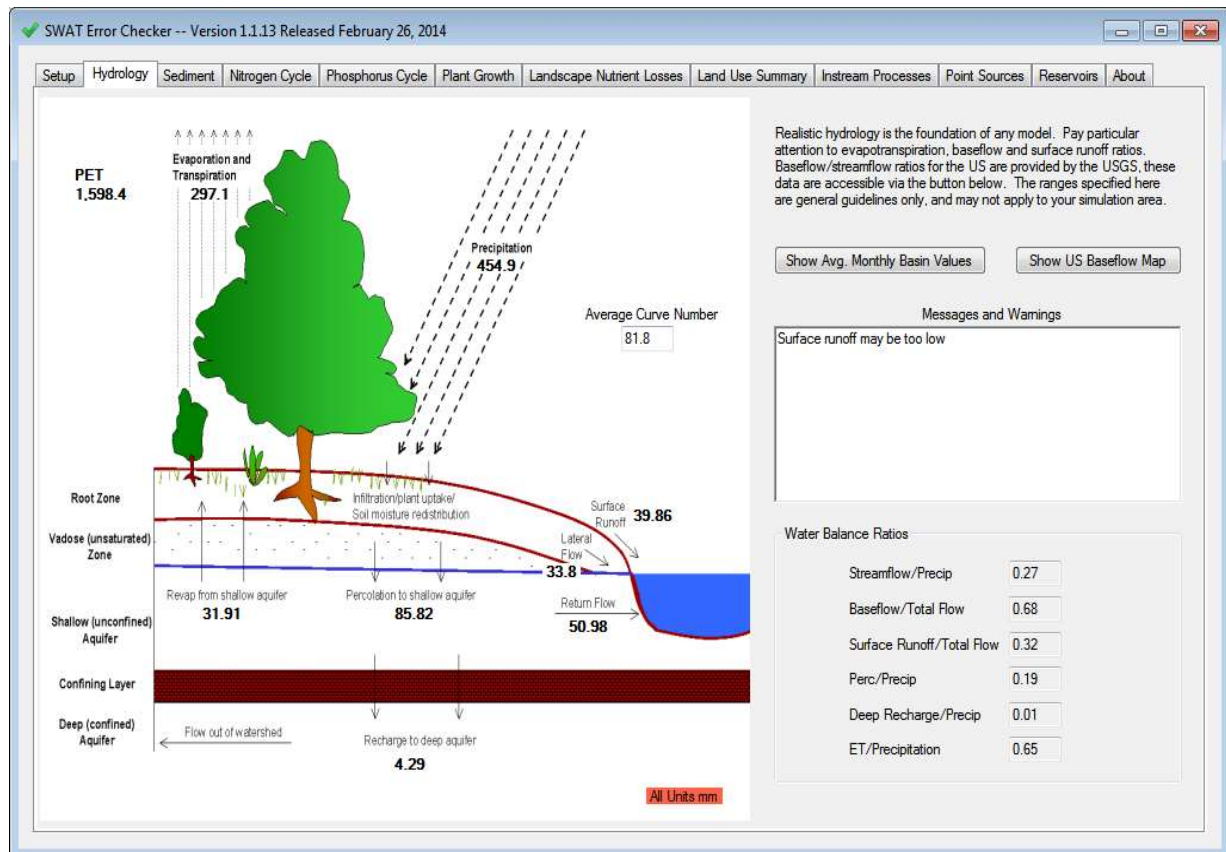


Figure (4.8) : Bilan hydrique du Bassin versant d'Oued El Abiod.

#### 4.6 CONCLUSION

L'objectif de ce travail dans ce chapitre était l'application et le test de la modélisation spatialisée comme outil de gestion de simulation du fonctionnement des ressources en eau au niveau des bassins versants d'Oued El Abiod. Le modèle utilisé a été calibré avec succès. Il a permis de reproduire donc le bilan hydrologique au niveau des différentes entités de la zone étudiée.

Ces résultats ont été obtenus à l'issue d'une longue étape de préparation et de structuration des données à une échelle spatio-temporelle à l'aide des techniques de la télédétection et du système d'information géographique (SIG). En plus d'une étape de calibrage et de validation du modèle qui a été réalisé sur le bassin versant d'Oued El Abiod. Le calage du modèle sur une période de huit ans (Jan-1982 à Déc-1990) a permis d'avoir des valeurs de coefficient de Nash de 0.75, Coefficient de détermination de 0,76, de PBIAS de -1,82% et de RSR de 0,5 indique une bonne performance du modèle. En effet la simulation des débits durant cette période est proche de la réalité.



En ce qui concerne les périodes de validation, les critères statistiques utilisés pour déterminer la performance du modèle ont montré que les débits observés légèrement correspondent à ceux simulés. Les variations enregistrées entre les débits simulés et observés peuvent être liées d'une part à l'utilisation des données climatiques satellitaires (Source USGS) au lieu des données climatiques journalières mesurées. D'autre part, elles peuvent être liées à la complexité des composantes naturelles du bassin versant qui peuvent jouer un rôle important dans la légère imperfection du modèle.

Parmi les composantes du bilan hydrique, ce sont l'évaporation et l'évapotranspiration qui sont prédominantes. En effet 65% de la précipitation annuelle est évaporée. Le ruissellement de surface est d'environ 40 mm. Quant à l'écoulement total dans la rivière, il est de l'ordre de 125 mm. Ceci peut être expliqué essentiellement par une alimentation à partir des écoulements latéraux (33.8 mm) et à partir de la nappe compte tenu de la présence d'un substrat imperméable dans le bassin versant Oued El Abiod. En effet, la valeur de la percolation est de 85,82 mm soit un pourcentage de l'ordre de 19% et la recharge de la nappe profonde est de 4,29 mm soit un pourcentage de 1%.

## ***CHAPITRE V : MODELISATION DU TRANSPORT SOLIDE PAR DES RESEAUX DE NEURONES***

### ***5.1 INTRODUCTION***

Les réseaux de neurones réalisent des fonctions paramétrées non linéaires ; ils peuvent approcher toute fonction de régression si l'on trouve un réseau de neurones qui rend minimum la fonction de coût des moindres carrés (somme des carrés des différences entre les valeurs calculées par le réseau de neurones et les valeurs mesurées). La mise en œuvre d'un réseau de neurones nécessite donc :

- De déterminer les entrées pertinentes, c'est-à-dire les grandeurs qui ont une influence significative sur le phénomène que l'on cherche à modéliser,
- De collecter les données nécessaires à l'apprentissage et à l'évaluation des performances du réseau de neurones,
- De trouver le nombre de neurones cachés nécessaires ou des constantes d'étalements de certains types de réseau de neurones pour obtenir une approximation satisfaisante,
- D'estimer les valeurs des paramètres correspondant à un minimum de la fonction de coût, c'est-à-dire d'effectuer un apprentissage,
- D'évaluer les performances du réseau de neurones à l'issue de l'apprentissage.

En fonction des résultats obtenus, il peut être nécessaire d'effectuer plusieurs itérations de toute ou d'une partie de cette procédure.

### ***5.2 BASE DE DONNEES***

L'application du modèle a été effectuée sur les données horaires, journalières et mensuelles de débit liquide (Ql) du bassin versant de l'Oued El Aboid à la station de Mchounech. Le bassin versant d'Oued El Abiod présente un grand intérêt socio-économique dans la région de wilaya de Biskra.

Pour prédire le débit solide et la concentration des sédiments dans notre étude, nous avons utilisé à l'entrée du réseau des valeurs observées des débits liquides, débits solides où concentration MES.

Pour certains modèles de réseaux neurones, la base de données a été divisée en trois phases : La phase d'apprentissage, la phase de test et la phase de validation. 70% de cet ensemble de données est utilisé pour la phase d'apprentissage, 15% de données constituent la phase de test et les 15% de données restantes sont réservées pour la phase de validation.

L'apprentissage est la propriété la plus intéressante du modèle des réseaux neurones. Pour apprendre, le réseau doit connaître la réponse qu'il aurait dû donner. C'est la phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré. L'intérêt du test est d'arrêter l'apprentissage (la minimisation) au bon moment. Une fois le réseau calculé, il faut procéder à des tests pour vérifier que le réseau réagit bien comme on le souhaite : c'est la validation.

Pour d'autre modèle, la méthode la plus simple pour faire la validation est de garder une partie de l'échantillon (20%) réservée pour la validation et la majeure partie des données (80) est utilisée dans la phase d'apprentissage pour fournir des résultats très satisfaisants et adéquats.

### ***5.3 APPLICATION DU MODEL DE RESEAUX DE NEURONES***

Le réseau de neurone se forme de trois couches principales : la couche d'entrée qui admet les informations entrantes traitées par la ou les couches cachées et la couche de sortie qui présente le résultat du réseau. Au cours du processus d'apprentissage, les poids des interconnexions et les biais neuronaux sont ajustés dans les procédures d'essai et d'erreur, afin de minimiser les erreurs. Dans cette étude, le nombre de données d'entrée (débit liquide) est égal aux données de sortie (concentration de sédiments ou débit solide).

A travers cette étude, nous avons essayé de voir la relation « débit liquide-débit solide » et notamment la relation « débit liquide-Concentration MES ». Le but principal est d'établir les modèles les plus appropriés dans le cadre de l'évaluation du transport solide au niveau du bassin versant étudié.

Dans ce contexte, on tentera de trouver la meilleure échelle temporelle à adopter pour l'étude transport solide. Ce dernier est un phénomène de grande complexité, tout en cherchant un modèle optimal basé sur la statistique des échantillons qui représentera « débit liquide-débit solide » et « débit liquide-Concentration MES ». Afin d'améliorer les résultats nous avons testé plusieurs types de réseaux neurone à savoir les réseaux neurones Feedforward, les réseaux

neurones de Generalized Regression et les réseaux neurones à Radial Basis, par variation de nombre de neurones cachés et constantes d'étalement (Spread Constant), De plus, pour le réseau feed-forward, nous avons testé trois algorithmes d'apprentissage (Levenberg-Marquardt, l'algorithme Bayesian Regularization et Scaled Conjugate Gradient). Enfin, jouons sur le volume des données de base.

### ***5.3.1 Variation de type de Réseaux de neurones***

La simulation des débits solides en suspension au pas de temps journalier est basée sur les données des débits liquides et des débits solides enregistrées dans la station Mechounech. Les données sont divisées en deux échantillons, un pour le calage du modèle (c'est l'apprentissage), l'autre pour la validation du modèle. En effet, la validation a été effectuée sur un ensemble de 120 valeurs (20%) qui n'ont pas participé au calage du modèle tandis que l'apprentissage est réalisé sur l'ensemble des données restantes (80%).

Le but principal de cette partie est d'analyser et de discuter les performances de trois types de réseau neurones, à savoir les réseaux neurones Feedforward, les réseaux neurones de Generalized Regression et les réseaux neurones à Radial Basis, dans la simulation de débit solide.

#### ***5.3.1.1 Réseau FeedForward***

Le réseau FeedForward à suggestion deux couches ont été mis en œuvre, avec une fonction de transfert tan-sigmoïde dans la couche cachée et une fonction de transfert linéaire dans la couche de sortie, les travaux théoriques ont montré qu'une seule couche cachée est suffisante pour qu'un réseau FeedForward approximer toute fonction non linéaire complexe, Les neurones sur les couches d'entrée sont les débits liquides. Les neurones sur la couche de sortie représentent les débits solides. Le nombre de neurones dans la couche cachée varie de 1 à 100 avec un pas aléatoire, déterminé après un processus itératif, car il n'y a pas d'algorithmes disponibles pour indiquer combien de neurones dans la couche cachée sont nécessaires pour simuler une fonction. L'algorithme de Levenberg-Marquardt a été utilisé pour entraîner les modèles ANN. Les critères de validité du modèle de réseau FeedForward pour les différents nombres de neurones cachés sont présentés dans le tableau 5.1 tant en période de calage qu'en période de validation.

L'Annexe 1 illustre graphiquement la comparaison entre les débits solides simulés et les débits solides observés pour les différents modèles de réseau FeedForward en phase de calage et en phase de validation.

Tableau (5.1) : Critères de performance pour le réseau FeedForward.

| Nombre de couches cachées | Calage (80%)                    |          |           |      | Validation (20%)                |          |           |      |
|---------------------------|---------------------------------|----------|-----------|------|---------------------------------|----------|-----------|------|
|                           | Coefficient de détermination R2 | NASH (%) | PBIAS (%) | RSR  | Coefficient de détermination R2 | NASH (%) | PBIAS (%) | RSR  |
| 1                         | 0,83                            | 83,14    | 1,12      | 0,41 | 0,97                            | 88,75    | -36,28    | 0,34 |
| 2                         | 0,83                            | 83,14    | 1,89      | 0,41 | 0,97                            | 88,92    | -4,50     | 0,33 |
| 3                         | 0,84                            | 83,67    | -3,41     | 0,40 | 0,98                            | 90,61    | -4,72     | 0,31 |
| 4                         | 0,84                            | 83,54    | -1,86     | 0,41 | 0,97                            | 89,23    | -39,50    | 0,33 |
| 5                         | 0,84                            | 84,44    | 0,80      | 0,39 | 0,98                            | 84,83    | -37,95    | 0,39 |
| 6                         | 0,86                            | 85,75    | 2,31      | 0,38 | 0,96                            | 85,67    | -4,02     | 0,38 |
| 7                         | 0,86                            | 85,18    | 0,93      | 0,38 | 0,95                            | 82,52    | -3,36     | 0,42 |
| 8                         | 0,88                            | 88,49    | -2,08     | 0,34 | 0,97                            | 84,48    | -4,32     | 0,39 |
| 9                         | 0,88                            | 88,00    | -0,05     | 0,35 | 0,98                            | 77,83    | -3,82     | 0,47 |
| 10                        | 0,88                            | 87,62    | -4,66     | 0,35 | 0,94                            | 86,54    | -4,51     | 0,37 |
| 20                        | 0,86                            | 90,27    | -2,12     | 0,31 | 0,90                            | 77,85    | -4,51     | 0,47 |
| 30                        | 0,91                            | 91,16    | -0,50     | 0,30 | 0,93                            | 77,15    | -3,55     | 0,48 |
| 40                        | 0,93                            | 93,43    | -1,63     | 0,26 | 0,92                            | 77,80    | -3,43     | 0,46 |
| 50                        | 0,93                            | 93,07    | 3,29      | 0,26 | 0,81                            | 72,99    | -3,72     | 0,52 |
| 60                        | 0,95                            | 95,57    | -0,64     | 0,21 | 0,83                            | 49,80    | -3,68     | 0,71 |
| 70                        | 0,97                            | 96,64    | 1,38      | 0,18 | 0,76                            | 27,56    | -12,25    | 0,85 |
| 80                        | 0,98                            | 97,63    | -1,40     | 0,15 | 0,72                            | 28,07    | -5,76     | 0,85 |
| 90                        | 0,98                            | 97,18    | -0,74     | 0,17 | 0,86                            | 70,49    | -4,91     | 0,54 |
| 100                       | 0,98                            | 97,27    | -0,14     | 0,17 | 0,83                            | 62,52    | -2,85     | 0,61 |

• Résultats et interprétations

Une tâche difficile avec la méthode Feedforward Neural Network consiste à choisir le nombre de neurones cachés. Il n'y a pas encore de théorie pour dire combien d'unités cachées sont nécessaires pour approximer une fonction donnée. Dans cette étude, le réseau utilisé est à action directe avec une couche cachée et un nombre différent de nœuds cachés.

En période de calage, les résultats obtenus relativement à la croissance de nombre de neurones cachés sont performants. : Les valeurs de coefficient de détermination sont comprises entre 0,83 et 0,98, la valeur du critère de Nash est comprise entre 83% et 98%, les valeurs de PBIAS sont inférieures à ±5 % et le critère de RSR est inférieur à 0,41.

En période de validation, une dégradation de la simulation est à signaler en augmentant de nombre de neurones cachés, on enregistre une diminution de la détermination entre les valeurs des débits simulés et observés, les valeurs de ce dernier sont comprises entre 0,83% et 0,97%, la valeur du critère de Nash est comprise entre 62% et 88%, Les valeurs de PBIAS sont inférieures à  $\pm 13\%$ . Excepter pour les nombres de neurones cachés 1,4 et 5 les valeurs de PBIAS supérieures à  $\pm 36\%$  et la valeur de critère de RSR est comprise entre 0,31 et 0,85.

Comme le montre les graphes de l'Annexe1, les résultats graphiques sont en concordance avec les résultats numériques, le nuage de point est assez bien réparti au centre pour les critères numériques performant et une dispersion du nuage de points est marquée autour de la courbe  $y = x$  pour les critères numériques moins performants.

### ***5.3.1.2 Réseau Generalized Regression***

Le Réseau Generalized Regression se compose de quatre couches : une couche d'entrée, une couche de motif, une couche de sommation et une couche de sortie.

Le Réseau Generalized Regression ne nécessite pas des procédures de formation itératives comme le réseau FeedForward. Cependant, le succès de ce réseau dépend fortement des constantes d'étalement (Spread constant). Dans cette partie, une gamme de constantes d'étalement (Spread constant) a été testée afin de trouver la bonne modélisation de débit liquide/débit solide.

Les critères de validité du modèle de réseau Generalized Regression pour les différentes constantes d'étalement (Spread constant) sont présentés dans le tableau 5.2 tant en période de calage qu'en période de validation.

L'Annexe 2 illustre graphiquement la comparaison entre les débits solides simulés et les débits solides observés pour les différents modèles de Generalized Regression en phase de calage et en phase de validation.

Tableau (5.2) : Critères de performance pour le réseau Generalized Regression.

| <i>Spread Constant</i> | <i>Calage (80%)</i>                    |                 |                  |            | <i>Validation (20%)</i>                |                 |                  |            |
|------------------------|--|-----------------|------------------|------------|--|-----------------|------------------|------------|
|                        | <i>Coefficient de détermination R2</i> | <i>NASH (%)</i> | <i>PBIAS (%)</i> | <i>RSR</i> | <i>Coefficient de détermination R2</i> | <i>NASH (%)</i> | <i>PBIAS (%)</i> | <i>RSR</i> |
| 0,001                  | 1,00                                   | 99,87           | 0,00             | 0,04       | 0,85                                   | 69,07           | -6,65            | 0,56       |
| 0,01                   | 1,00                                   | 99,87           | 0,03             | 0,04       | 0,85                                   | 69,06           | -3,31            | 0,56       |
| 0,1                    | 0,99                                   | 99,34           | -0,02            | 0,08       | 0,85                                   | 68,25           | -3,25            | 0,56       |
| 0,5                    | 0,98                                   | 98,39           | 0,00             | 0,13       | 0,86                                   | 70,33           | -3,68            | 0,54       |
| 1                      | 0,98                                   | 97,83           | 0,14             | 0,15       | 0,86                                   | 73,25           | -7,33            | 0,52       |
| 2                      | 0,96                                   | 96,15           | 0,42             | 0,20       | 0,89                                   | 78,58           | -3,73            | 0,46       |
| 3                      | 0,94                                   | 94,08           | 0,57             | 0,24       | 0,91                                   | 82,34           | -3,80            | 0,42       |
| 4                      | 0,93                                   | 92,61           | 0,74             | 0,27       | 0,93                                   | 85,28           | -3,83            | 0,38       |
| 5                      | 0,92                                   | 91,69           | 1,10             | 0,29       | 0,94                                   | 87,20           | -3,81            | 0,36       |
| 6                      | 0,91                                   | 91,02           | 1,55             | 0,30       | 0,95                                   | 88,35           | -3,76            | 0,34       |
| 7                      | 0,90                                   | 90,46           | 2,03             | 0,31       | 0,96                                   | 88,95           | -3,72            | 0,33       |
| 8                      | 0,90                                   | 89,95           | 2,54             | 0,32       | 0,97                                   | 89,25           | -3,68            | 0,33       |
| 9                      | 0,90                                   | 89,48           | 3,07             | 0,32       | 0,97                                   | 89,42           | -3,64            | 0,33       |
| 10                     | 0,89                                   | 89,04           | 3,61             | 0,33       | 0,98                                   | 89,61           | -3,60            | 0,32       |
| 11                     | 0,89                                   | 88,64           | 4,16             | 0,34       | 0,98                                   | 89,84           | -3,55            | 0,32       |
| 12                     | 0,88                                   | 88,27           | 4,70             | 0,34       | 0,98                                   | 90,14           | -3,49            | 0,31       |
| 13                     | 0,88                                   | 87,91           | 5,25             | 0,35       | 0,98                                   | 90,49           | -3,42            | 0,31       |
| 14                     | 0,88                                   | 87,57           | 5,79             | 0,35       | 0,98                                   | 90,86           | -3,33            | 0,30       |
| 15                     | 0,87                                   | 87,24           | 6,34             | 0,36       | 0,98                                   | 91,26           | -3,24            | 0,30       |
| 20                     | 0,86                                   | 85,59           | 9,07             | 0,38       | 0,97                                   | 93,14           | -2,72            | 0,26       |
| 50                     | 0,75                                   | 69,58           | 22,69            | 0,55       | 0,88                                   | 85,14           | -3,45            | 0,39       |
| 100                    | 0,61                                   | 29,66           | 28,11            | 0,84       | 0,91                                   | 35,10           | -7,15            | 0,81       |

• *Résultats et interprétations*

Pour le modèle Generalized Regression, de différentes constantes d'étalement (Spread constant) ont été essayées pour trouver la meilleure simulation entre débit liquide et débit solide.

En augmentant le pas des constantes d'étalement, on remarque une nette amélioration dans les critères de performance pour la période de validation. En effet, les valeurs de coefficient de détermination sont supérieures à 0,85. On a obtenu aussi, des NASH satisfaisant > 69%, PBIAS et inférieure à ±7 %. Enfin le RSR < 0,56. Excepté les résultats obtenus, pour la constante d'étalement 100 le résultat est moins performant, le NASH est de 35,10 et RSR est 0,81.

En période de calage, les résultats obtenus sont performants mais on remarque une diminution de la performance du modèle en augmentant le pas de constantes d'étalements. Notons que pour les valeurs de constantes d'étalement entre 0,001 et 20, la performance de modèle est très bonne. En effet, les valeurs de coefficient de détermination sont comprises entre 0,86 et 1, la valeur du

critère de Nash est comprise entre 85% et 100%, Les valeur de PBIAS sont inférieures à  $\pm 9\%$  et le critère de RSR est inférieur à 0,38. Pour le reste des valeurs de constantes d'étalements (50 et 100) la simulation est dégradée. (Voir le tableau 5.2)

Les graphes de l'Annexe 2 montrent que le nuage de point est assez bien réparti au centre sauf pour les deux valeurs de constantes d'étalements (50 et 100) on remarque une dispersion du nuage de points autour de la courbe  $y=x$ .

### **5.3.1.3 Réseau Radial Basis**

Le réseau de neurones Radial Basis en tant que réseau neuronal artificiel se compose de trois couches : une couche de neurones d'entrée alimentant les vecteurs caractéristiques dans le réseau, et une couche de neurones de sortie, et une couche cachée de neurones Radial Basis, calculant le résultat des fonctions de base.

Le réseau de neurones Radial Basis qui est caractérisé par des structures de réseau plus simples et des algorithmes d'apprentissage plus rapide. Dans la présente étude, différents nombres de constantes d'étalement (Spread constant) sont examinés pour le modèle de réseau Radial Basis

Les critères de validité du modèle de réseau Radial Basis pour les différentes constantes d'étalement (Spread constant) sont présentés dans le tableau 5.3 tant en période de calage qu'en période de validation.

L'Annexe 3 illustre graphiquement la comparaison entre les débits solides simulés et les débits solides observés pour les différents modèles de Radial Basis en phase de calage et en phase de validation.



Tableau (5.3) : Critères de performance pour le réseau Radial Basis.

| <i>Spread Constant</i> | <i>Calage (80%)</i>                    |                 |                  |            | <i>Validation (20%)</i>                |                 |                  |            |
|------------------------|--|-----------------|------------------|------------|--|-----------------|------------------|------------|
|                        | <i>Coefficient de détermination R2</i> | <i>NASH (%)</i> | <i>PBIAS (%)</i> | <i>RSR</i> | <i>Coefficient de détermination R2</i> | <i>NASH (%)</i> | <i>PBIAS (%)</i> | <i>RSR</i> |
| 0,01                   | 1,00                                   | 99,87           | 0,00             | 0,04       | 0,03                                   | -1,09E+07       | -6,4E+04         | 3,31E+02   |
| 0,1                    | 1,00                                   | 99,87           | -0,01            | 0,04       | 0,38                                   | -4,38E+11       | -7,4E+06         | 6,62E+04   |
| 0,5                    | 1,00                                   | 99,86           | 0,00             | 0,04       | 0,69                                   | -1,09E+10       | -7,9E+05         | 1,04E+04   |
| 1                      | 1,00                                   | 99,78           | -0,01            | 0,05       | 0,61                                   | -4,58E+06       | -6,4E+06         | 2,14E+02   |
| 2                      | 1,00                                   | 99,53           | 0,01             | 0,07       | 0,65                                   | -4,07E+10       | -8,4E+05         | 2,02E+04   |
| 3                      | 0,99                                   | 99,03           | 0,02             | 0,10       | 0,56                                   | -9,82E+10       | -1,2E+06         | 3,13E+04   |
| 4                      | 0,99                                   | 98,80           | 0,00             | 0,11       | 0,44                                   | -7,79E+10       | -8,5E+05         | 2,79E+04   |
| 5                      | 0,99                                   | 98,53           | -0,02            | 0,12       | 0,58                                   | -1E+11          | -1,2E+06         | 3,17E+04   |
| 10                     | 0,97                                   | 97,42           | 0,00             | 0,16       | 0,34                                   | -1,3E+04        | -2,4E+02         | 1,14E+01   |
| 20                     | 0,90                                   | 90,01           | -0,05            | 0,32       | 0,92                                   | 83,03           | -33,94           | 0,41       |
| 30                     | 0,92                                   | 92,11           | 0,15             | 0,28       | 0,90                                   | 82,19           | -30,38           | 0,42       |
| 40                     | 0,92                                   | 92,11           | 0,15             | 0,28       | 0,90                                   | 82,19           | -30,38           | 0,42       |
| 50                     | 0,90                                   | 90,01           | -0,05            | 0,32       | 0,92                                   | 83,03           | -33,94           | 0,41       |
| 60                     | 0,91                                   | 91,17           | 0,18             | 0,30       | 0,80                                   | 76,41           | -25,80           | 0,49       |
| 70                     | 0,89                                   | 89,22           | -0,01            | 0,33       | 0,96                                   | 85,26           | -39,63           | 0,38       |
| 80                     | 0,89                                   | 88,90           | 0,00             | 0,33       | 0,96                                   | 85,36           | -40,57           | 0,38       |
| 90                     | 0,89                                   | 88,93           | 0,44             | 0,33       | 0,96                                   | 85,58           | -40,09           | 0,38       |
| 100                    | 0,88                                   | 88,32           | 0,05             | 0,34       | 0,97                                   | 87,17           | -38,33           | 0,36       |

• *Résultats et interprétations*

Pour le modèle Radial Basis, différentes constantes d'étalement ont été essayées. Les critères de performances sont présentés dans le tableau 5.3.

Il est clairement évident que les performances de réseau Radial Basis sont bonnes en période de calage lorsque les constantes d'étalement sont réduites pour la plage de [100-0.01]. En effet, Les valeurs de coefficient de détermination sont comprises entre 0,88 et 1. La valeur du critère de Nash est comprise entre 88% et 100%, et les valeurs de PBIAS sont de l'ordre de 0% et le critère de RSR est inférieur à 0,38. Contrairement à la période de validation, on remarque que le niveau de simulation se détériore pour les constantes d'étalement de 0,01 à 10. Pour le coefficient de détermination, il est très insuffisant, ces valeurs sont comprises entre 0,03 et 0,65%. En plus, les valeurs des critères de NASH, PBIAS et RSR sont complètement erronées (voir le tableau V.3). Notons aussi pour cette période présente une bonne performance, malgré qu'il y ait une légère diminution de performance en réduisant les constantes d'étalement de 100 à 10. Les valeurs de coefficient de détermination sont comprises entre 0,80 à 0,97, la valeur du

critère de Nash est comprise entre 76% et 88%. Le PBIAS est bon : ces valeurs sont comprises entre 25% et 41% et le dernier critère RSR a des valeurs inférieures à 0,49.

Il est à noter ici aussi que le critère graphique n'est pas meilleur que les critères numériques en ce sens que les figures obtenues montrent des nuages de point des valeurs simulées et observées totalement en décalage par rapport à la droite  $y=x$  et ce pour les modèles possèdent les constantes d'étalement de la plage [0.01-10]. Par contre le nuage de point est autour de droite  $y=x$  pour la plage [10-100].

### 5.3.1.4 Conclusion

En comparant les résultats des modèles en fonction de différents paramètres étudiés, à savoir le type de réseau et les caractéristiques variées pour chaque type (nombre de neurones cachés ou constantes d'étalement), nous pouvons noter la complexité de la relation débit liquide/débit solide à l'échelle temporelle (Bougamouza, 2022). En effet, les résultats obtenus par les trois types de réseaux en compagnie de la variation de nombre de neurones cachés ou des constantes d'étalement, montrent que durant l'amélioration de la simulation à la phase de calage les critères de performance dégradent à la phase de validation.

Notons que les fonctions de transfert pour les trois réseaux testés sont :

- Pour le réseau FeedForward : une fonction de transfert tan-sigmoïde dans la couche cachée et une fonction de transfert linéaire dans la couche de sortie.
- Pour le réseau Generalized Regression : une fonction de transfert radial basis dans la première couche et une fonction de transfert linéaire dans la deuxième couche.
- Pour le réseau Radial Basis : Une fonction de transfert radial basis.

Notons que pour le réseau FeedForward les critères de performance sont améliorés en augmentant le nombre de neurones cachés malgré qu'il y ait une certaine dégradation dans la phase de validation. Suite aux résultats, on peut choisir le nombre de neurones cachés entre 6 et 40 puisque on reproche très bons critères de performance pour les deux périodes : calage et validation. (Voir tableau 5.1 et Annexe 1).

On remarque que pour le réseau Generalized Regression, les critères de performance sont améliorés en réduisant les constantes d'étalement malgré qu'il y ait une légère dégradation dans

la phase de validation. Suite aux résultats, on peut choisir entre 2 et 20 puisque on reproche des critères de performances très excellentes pour les deux périodes : calage et validation. (Voir tableau 5.2 et Annexe 2).

On remarque aussi que pour le réseau Radial Basis, les critères de performance sont améliorés en réduisant les constantes d'étalement malgré qu'il y ait une légère dégradation en phase de validation pour les constantes d'étalement entre 20 et 100. Cependant des critères erronés pour les constantes d'étalement entre 0,01 et 10. On peut conclure le bon choix de constante d'étalement entre 20 et 60 puisque on reproche de très bons critères de performances pour les deux périodes de calage et de validation. (Voir tableau 5.3 et Annexe 3).

### 5.3.2 Variation d'algorithmes d'entraînement

Pour illustrer le principe de fonctionnement des algorithmes d'entraînement dans le réseau neurone, nous considérons l'optimisation la plus simple algorithme-gradient descente. Il met à jour les poids et les biais du réseau dans la direction dans laquelle la fonction de performance diminue le plus rapidement le négatif du gradient. Une itération de cet algorithme peut être écrite comme :

$x_{k+1} = x_k + \alpha_k g_k$  où  $x_k$  est un vecteur de poids et de biais courants,  $g_k$  est le gradient courant, et  $\alpha_k$  est le taux d'entraînement. Cette équation est itérée jusqu'à ce que le réseau converge.

Les algorithmes d'entraînement disponibles dans le logiciel Neural Network que nous avons utilisé pour modeler le débit liquide/Concentration sont présentés dans le tableau suivant :

Tableau (5.4) : Algorithmes d'entraînements et ses fonctions.

| <i>N°</i> | <i>Fonction</i> | <i>Algorithme</i>         |
|-----------|-----------------|---------------------------|
| 1         | trainlm         | Levenberg- Marquardt      |
| 2         | trainbr         | Bayesian Regularization   |
| 3         | trainscg        | Scaled Conjugate Gradient |

Concernant les données, nous avons choisi trois épisodes débit-MES au pas de temps horaire de la station de Mechounech. Le premier épisode correspond aux données horaires enregistrées le 01/09/1989. La durée totale d'enregistrement est 17 heures dont 13 heures consacrée à l'apprentissage. Le deuxième épisode correspond aux données horaires enregistrées le 22/04/1998. La durée d'apprentissage est 15 Heures tandis que pour la durée de validation, elle est de 5 heures. Et enfin, Le troisième épisode correspond aux données de 18 heures

d'enregistrement le 25/07/1981 dont 14 heures consacrées à l'apprentissage. Les critères de performance des modèles de différents algorithmes d'apprentissage pour les trois épisodes sont présentés respectivement dans les tableaux (5.5, 5.6, 5.7).

Les figures (5.1, 5.4, 5.7.) illustrent la variation temporaire des données observées de débits liquides et Concentration des sédiments MES de la station de Mechounech respectivement aux trois épisodes étudiés.

Les figures (5.2, 5.5, 5.8) représentent graphiquement l'alignement du nuage de points de MES simulées/MES observées autour de la courbe  $y = x$  des trois algorithmes étudiés : Levenberg- Marquardt, Bayesian Regularization et Scaled Conjugate Gradient pour les trois épisodes 1,2 et 3.

Enfin, les figures (5.3, 5.6, 5.9) illustrent la variation temporaire des concentrations MES simulées et observées correspondant respectivement aux trois épisodes cités précédemment dans le même ordre.

• **Episode1**

Date: 01/09/1989

Training: 70%

Validation: 15%

Test : 15%

Durée (H): 17

Nombre de Couche cachée : 10

Q max (m<sup>3</sup>/s) : 189.3

MES max (mg/l) : 80

Tableau (5.5) : Critères de performance pour l'épisode 1.

| <i>Algorithme de Simulation</i>  | <i>Temps de calcul (s)</i> | <i>Coefficient de détermination R<sup>2</sup></i> |                   |             |              | <i>NASH (%)</i> | <i>PBIAS (%)</i> | <i>RSR</i> |
|----------------------------------|----------------------------|---|-------------------|-------------|--------------|-----------------|------------------|------------|
|                                  |                            | <i>Training</i>                                   | <i>Validation</i> | <i>Test</i> | <i>Total</i> |                 |                  |            |
| <i>Levenberg-Marquardt</i>       | 0                          | 0.99  | 0.99              | 0.99        | 0.99         | 99.84           | 0.05             | 0.04       |
| <i>Bayesian Regularization</i>   | 16                         | 0.99  | /                 | 0.99        | 0.99         | 99.98           | 0.02             | 0.01       |
| <i>Scaled Conjugate Gradient</i> | 0                          | 0.99  | 0.99              | 0.99        | 0.99         | 99.11           | 0.23             | 0.09       |

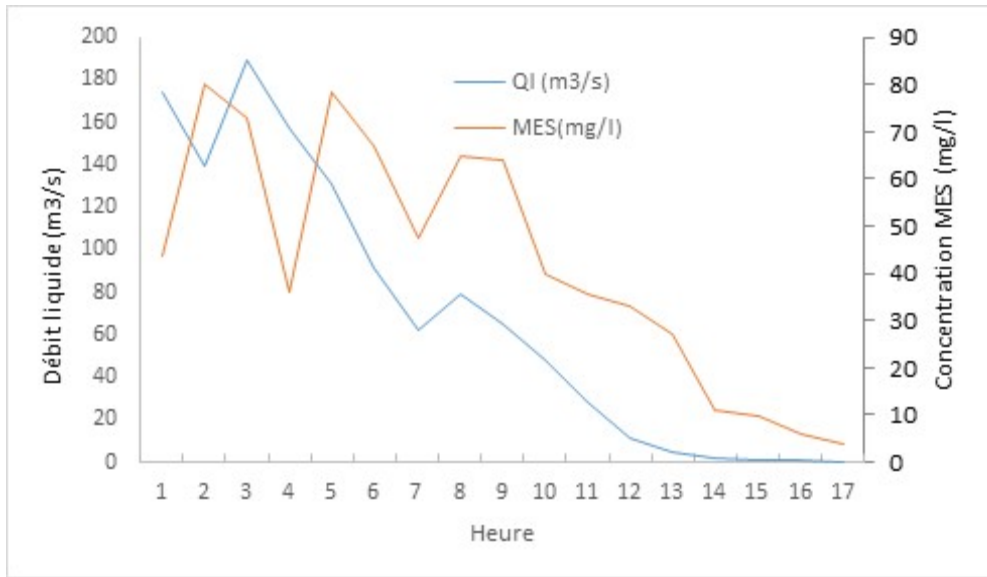


Figure (5.1) : Variation Débit liquide et MES observées au pas de temps horaire pour l'épisode 1.

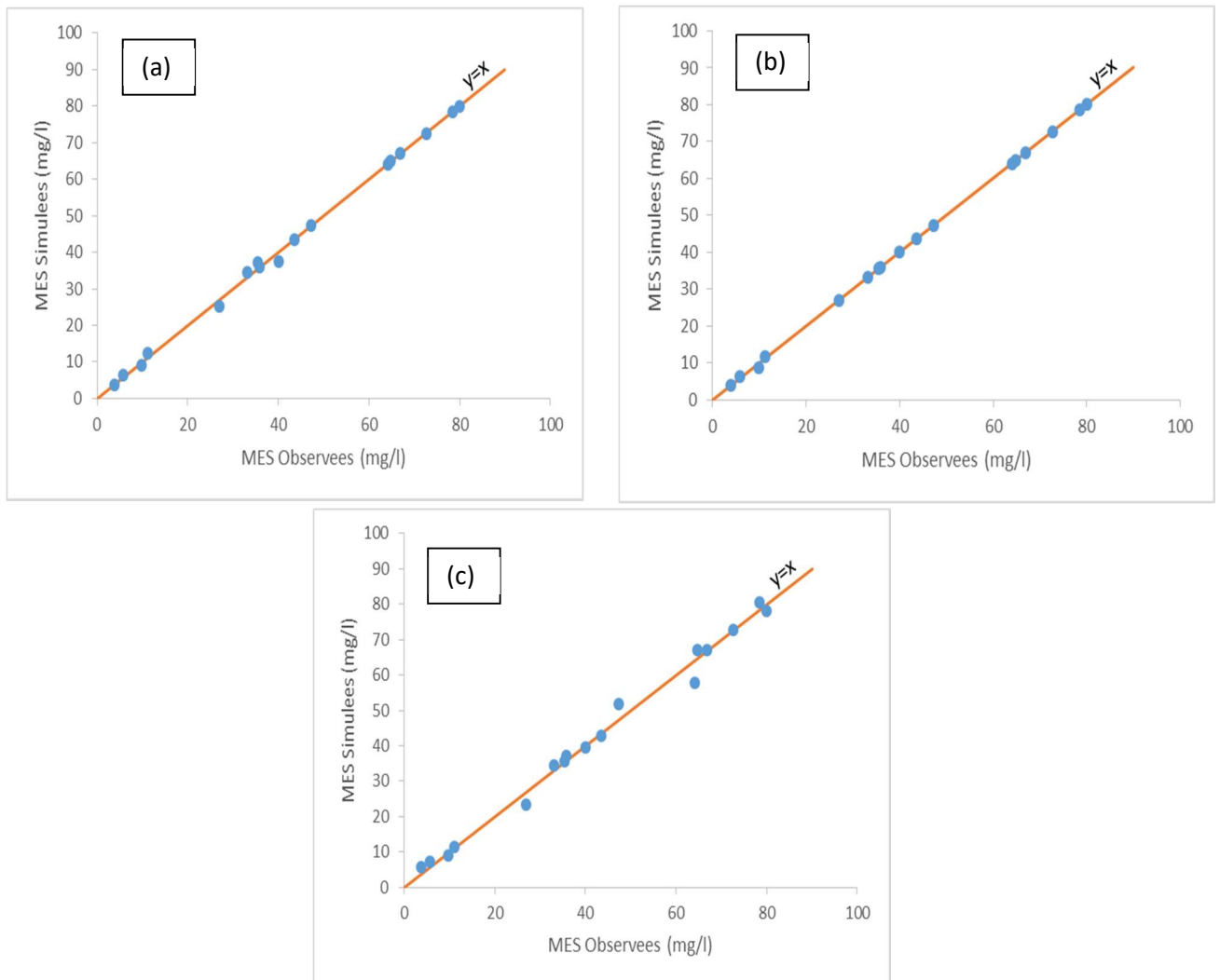


Figure (5.2) : MES simulées- MES observées pour l'épisode 1 (a) Levenberg- Marquardt (b) Bayesian Regularization (c) Scaled Conjugate Gradient.

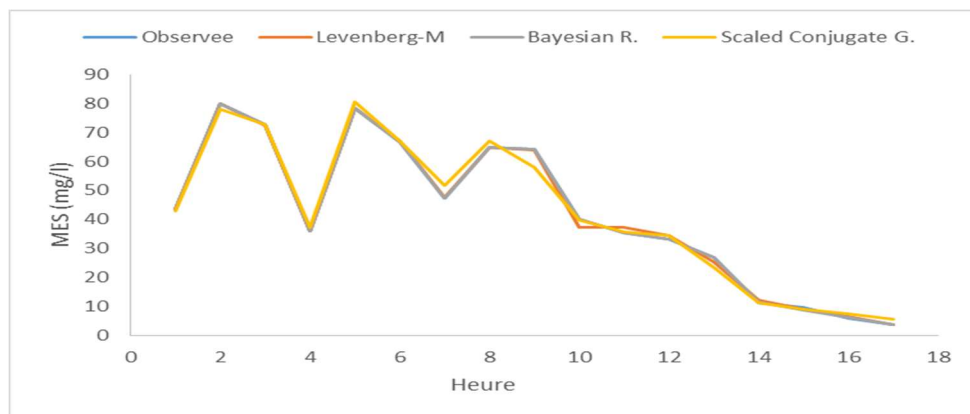


Figure (5.3) : Variation MES au pas de temps horaire pour l'épisode 1.

• Episode2

Date: 22/04/1998

Training: 70%

Validation: 15%

Test : 15%

Durée (H): 20

Nombre de Couche cachée : 10

Q max (m<sup>3</sup>/s) : 55.7

MES max (mg/l) : 44

Tableau (5.6) : Critères de performance pour l'épisode 2.

| Algorithme de Simulation         | Temps de calcul (s) | Coefficient de détermination R <sup>2</sup> |            |      |       | NASH (%) | PBIAS (%) | RSR  |
|----------------------------------|---------------------|---|------------|------|-------|----------|-----------|------|
|                                  |                     | Training                                    | Validation | Test | Total |          |           |      |
| <b>Levenberg-Marquardt</b>       | 0                   | 0.90  | 0.86       | 0.90 | 0.89  | 89.41    | 0.03      | 0.32 |
| <b>Bayesian Regularization</b>   | 17                  | 0.89  | /          | 0.85 | 0.89  | 89.28    | 0.42      | 0.33 |
| <b>Scaled Conjugate Gradient</b> | 0                   | 0.83  | 0.84       | 0.73 | 0.82  | 81.93    | 0.75      | 0.42 |

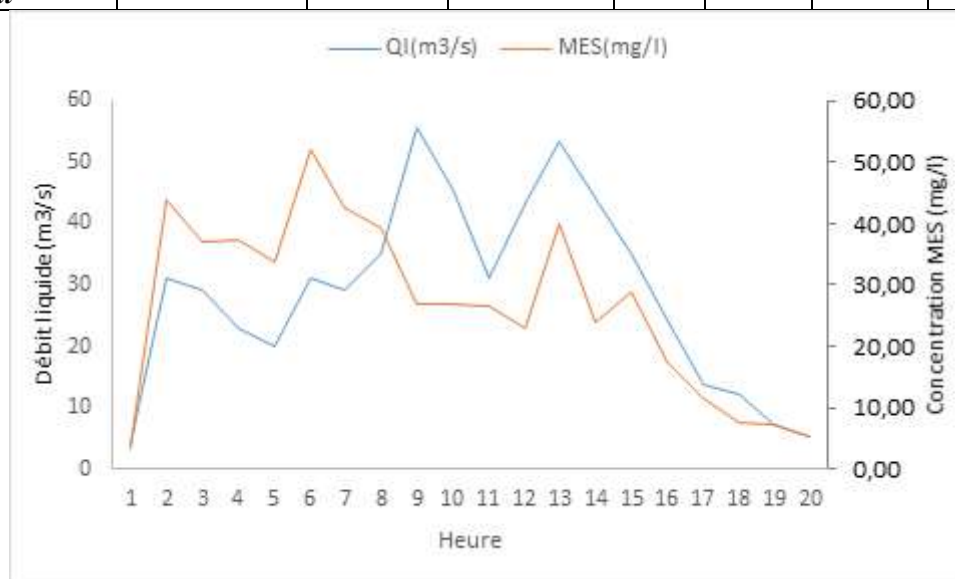


Figure (5.4) : Variation Débit liquide et MES observées au pas de temps horaire pour l'épisode 2.

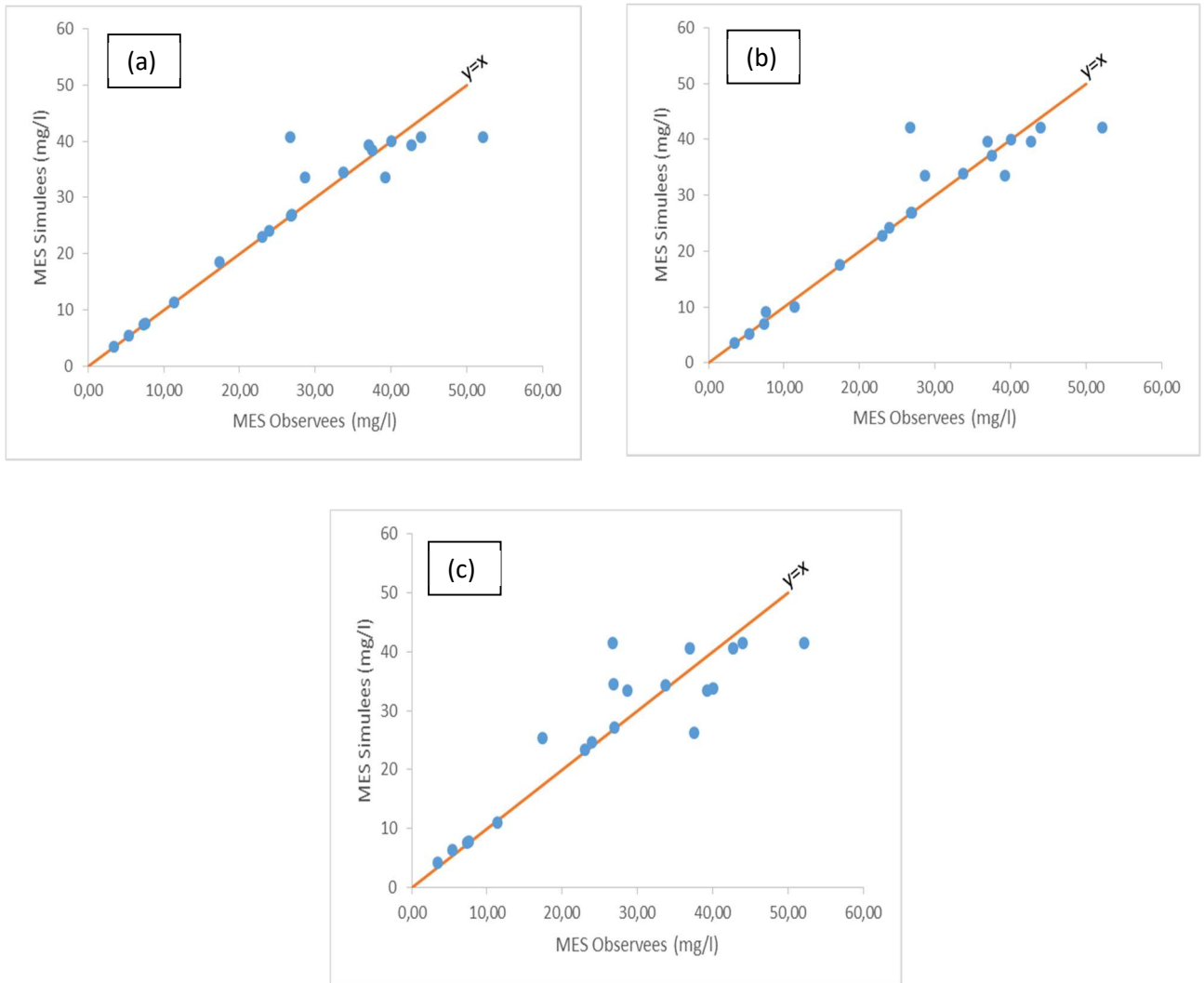


Figure (5.5) : MES simulées- MES observées pour l'épisode 2 (a) Levenberg- Marquardt (b) Bayesian Regularization (c) Scaled Conjugate Gradient.

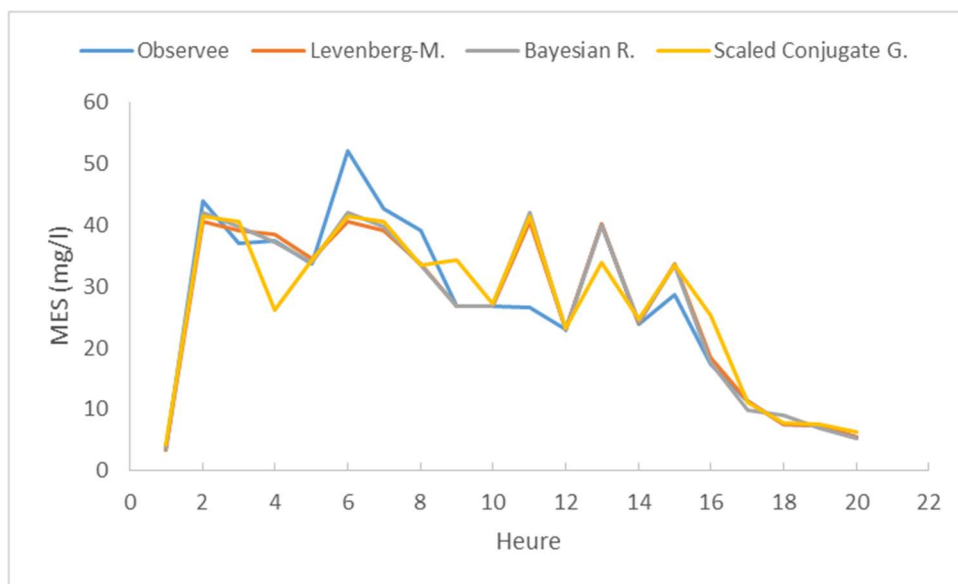


Figure (5.6) : Variation MES au pas de temps horaire pour l'épisode 2.

• Episode3

Date: 25/07/1981

Training: 70%

Validation: 15%

Test : 15%

Durée (H): 18

Nombre de Couche cachée : 10

Q max (m<sup>3</sup>/s) : 178.2

MES max (mg/l) : 134.9

Tableau (5.7) : Critères de performance pour l'épisode 3.

| Algorithme de Simulation  | Temps de calcul (s) | Coefficient de détermination R <sup>2</sup> |            |      |       | NASH (%) | PBIAS (%) | RSR  |
|---------------------------|---------------------|---|------------|------|-------|----------|-----------|------|
|                           |                     | Training                                    | Validation | Test | Total |          |           |      |
| Levenberg-Marquardt       | 0                   | 0.81  | 0.70       | 0.79 | 0.79  | 79.12    | 0.29      | 0.45 |
| Bayesian Regularization   | 12                  | 0.77  | /          | 0.73 | 0.76  | 76.38    | 0.08      | 0.48 |
| Scaled Conjugate Gradient | 0                   | 0.56  | 0.71       | 0.45 | 0.57  | 56.50    | -0.44     | 0.66 |

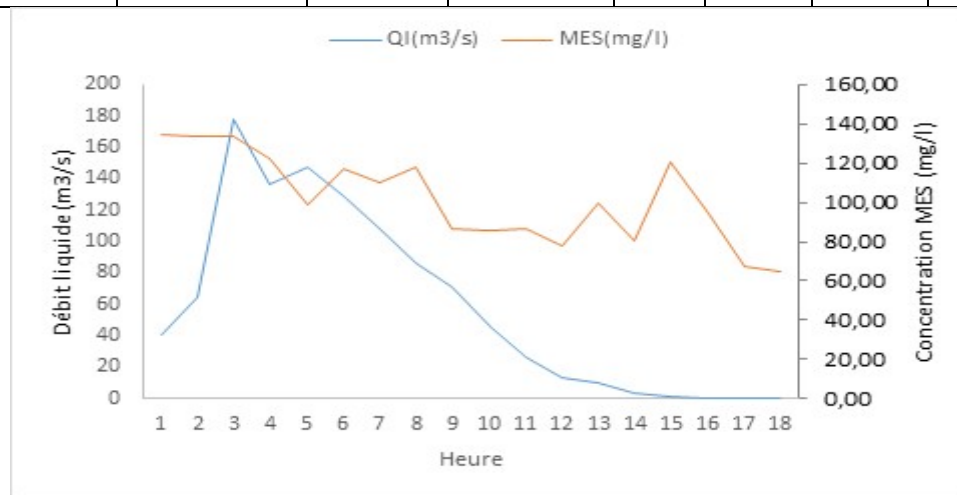
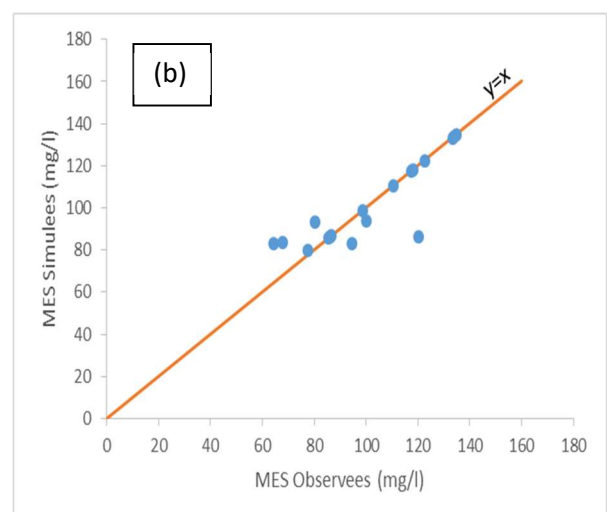
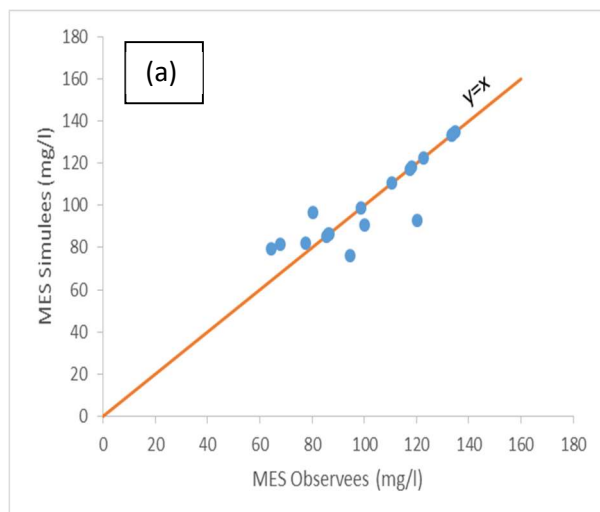


Figure (5.7) : Variation Débit liquide et MES observées au pas de temps horaire pour l'épisode 3.





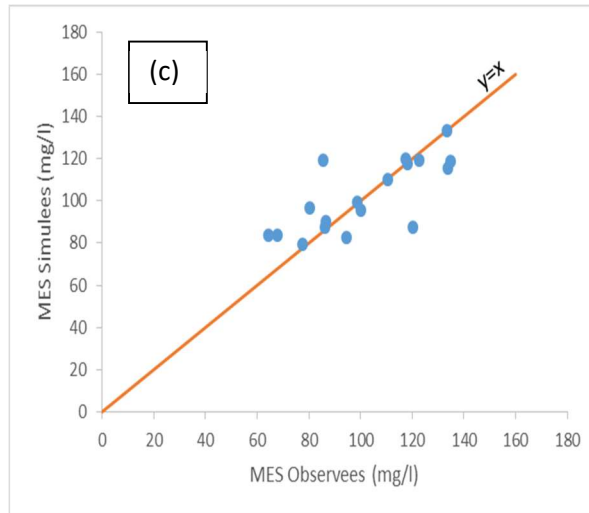


Figure (5.8) : MES simulées- MES observées pour l'épisode 3 (a) Levenberg- Marquardt (b) Bayesian Regularization (c) Scaled Conjugate Gradient.

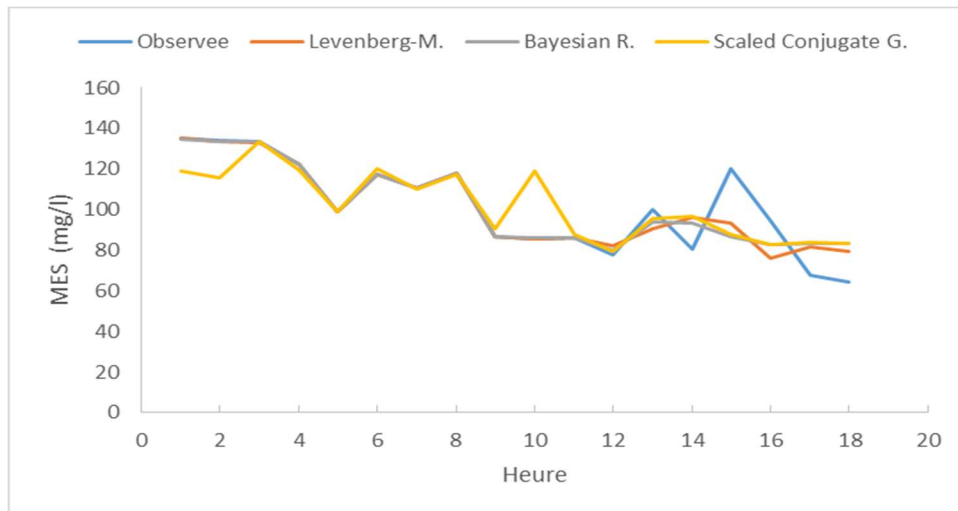


Figure (5.9) : Variation MES au pas de temps horaire pour l'épisode 3.

• **Résultats et interprétations**

Le modèle utilisant l'algorithme Levenberg-Marquardt, a donné des résultats très performants (voir les tableaux : 5.5, 5.6 et 5.7). En effet, le critère de Nash est souvent supérieur à 81,12 % avec une amélioration pour l'épisode 1 de 99,84 % (Tableau 5.5). Le PBIAS ne dépasse pas 0,29 et le RSR ne dépasse pas 0,45 pour les trois épisodes, ainsi que, pour le Coefficient de détermination qui est supérieur à 0,79. Notons aussi que ce dernier a des valeurs comprises entre 0,81 et 0,99 pour les périodes d'apprentissage, entre 0,70 et 0,99 pour la validation et entre 0,79 et 0,99 pour le test.

Les tableaux (5.5, 5.6 et 5.7) illustrent pour le modèle d'algorithme Bayesian Regularization que les résultats sont très performants pour les trois épisodes étudiés ; le critère de Nash est supérieur à 76,60%, le PBIAS ne dépasse pas 0,42 et le RSR ne dépasse pas 0,48. Le Coefficient de détermination est supérieur à 0,76. On note que ce dernier a des valeurs supérieures à (0,77 et 0,73) pour les périodes d'apprentissage et de test respectivement dans le même ordre.

Pour le modèle d'algorithme Scaled Conjugate Gradient, les résultats obtenus sont relativement moins performants par rapport aux deux autres modèles. Pour les deux premiers épisodes (1 et 2), le critère de NASH est très bon. Les valeurs sont respectivement 90.11 et 81.93, par contre au troisième épisode le modèle est moins performant, le NASH est de 56,5. Le PBIAS est très bons pour les trois épisodes et ne dépasse pas  $\pm 0,75\%$ , par contre le RSR est très bon seulement pour les deux premiers épisodes (1 et 2) à l'ordre aux valeurs 0,29 et 0,42. À l'exception du troisième épisode, le résultat est moins performant (RSR=0,66). Pour le coefficient de détermination a des valeurs très bonnes, supérieures à 0.82 pour les deux premiers épisodes et de valeur médiocre de 0.57 pour le troisième épisode. Les coefficients de déterminations pour les périodes d'entraînement, validation et test sont bons pour les deux épisodes 1 et 2, par contre, est médiocre pour l'épisode 3.

L'épisode 1 (01/09/1989, en période humide) enregistre la meilleure performance de simulation. En effet, le critère de Nash est supérieur à 99,84 % pour les modèles d'algorithme Levenberg-Marquardt et l'algorithme Bayesian Regularization et de 90.11 pour le modèle d'algorithme Scaled Conjugate Gradient ; le critère PBIAS est inférieure à 0,23%, et le critère RSR ne dépasse pas 0,29, ainsi que le Coefficient de détermination qui est supérieur à 0,92. Par Contre, les résultats obtenus pour l'épisode 3 (25/07/1981, en période sèche) sont moins bon, En effet, les valeurs des critères sont moins performants par rapport aux critères de performance de l'épisode 1 ; elles sont inférieures à 81,12 % pour le critère de Nash et comprises entre (0,45% et 0,66%) pour le critère RSR, ainsi que les valeurs de PBIAS sont comprises entre - 0,44 et 0,29. Pour le Coefficient de détermination, elles sont comprises entre 0,57 et 0,79.

La comparaison des données simulées et observées forment un nuage de points situé autour de droit linéaire ( $y=x$ ) pour les différents épisodes des modèles de réseaux neurones. Notons que la figure 5.1, pour l'épisode 1 illustre la droite de nuage de points est répartie statistiquement selon une orientation de  $45^\circ$  (autour de la droite  $y=x$ ) pour les trois modèles étudiés.

On peut conclure que, les deux modèles d'algorithmes Levenberg-Marquardt et l'algorithme Bayesian Regularization assurent une reproduction assez correcte des valeurs des concentrations MES et plus performant par rapport au modèle d'algorithme Scaled Conjugate Gradient, tandis que les deux modèles d'algorithmes Levenberg-Marquardt et le modèle d'algorithme Scaled Conjugate Gradient sont plus rapides par rapport au modèle d'algorithme Bayesian Regularization qui est moins efficace pour les grands réseaux (avec des milliers de poids), car ils nécessitent plus de mémoire et plus de temps de calcul pour ces cas. En outre, l'algorithme Levenberg-Marquardt se comporte mieux sur les problèmes d'ajustement de fonctions (régression non linéaire) dans notre cas de modéliser le débit liquide/débit solide ou le débit liquide/MSE.

### 5.3.3 Variation de volume des données initiales

La simulation a été faite à partir des données mensuelles de la période comprise entre Septembre 1975 et Août 1987. L'objectif principal est de tester le modèle réseau neurone sur un éventail de données relativement court, pour étudier l'influence d'augmentation le nombre des données à la base des mêmes valeurs initiales. Pour l'apprentissage, à cette échelle, nous avons utilisé quatre scénarios, le premier, de faire la simulation par les données initiales (144 valeurs) composée de débits liquides (Ql en m<sup>3</sup>/s), concentrations (C en g/l), le deuxième scenario, agrandir le nombre des données en multipliant deux fois les données initiales (288 valeurs) et le troisième scenario, en les multipliant de trois fois (432 valeurs). Enfin, le quatrième scenario, en multipliant les données de quatre fois de taille pour obtenir 576 valeurs.

Les nuages de points de la concentration MES observée et de la concentration MES simulée pour les quatre scenarios sont illustrés dans la figure 5.10.

Les critères de validité des quatre modèles sont présentés respectivement dans le tableau au-dessous.

Tableau (5.8) : Critères de performance pour les quatre scenarios.

| Scenario | Nombre des données | Nombre des couches cachées | Coefficient de déterminations R <sup>2</sup> |            |      |       | NASH (%) | PBIAS (%) | RSR  |
|----------|--------------------|----------------------------|--|------------|------|-------|----------|-----------|------|
|          |                    |                            | Training                                     | Validation | Test | Total |          |           |      |
| 1        | 144                | 2                          | 0,82   | 0,90       | 0,77 | 0,75  | 57,55    | 20,03     | 0,65 |
| 2        | 288                | 2                          | 0,89   | 0,89       | 0,92 | 0,91  | 87,39    | -13,46    | 0,36 |
| 3        | 432                | 2                          | 0,91   | 0,91       | 0,96 | 0,92  | 88,03    | -3,50     | 0,34 |
| 4        | 576                | 2                          | 0,93   | 0,89       | 0,93 | 0,92  | 88,02    | 0,02      | 0,35 |

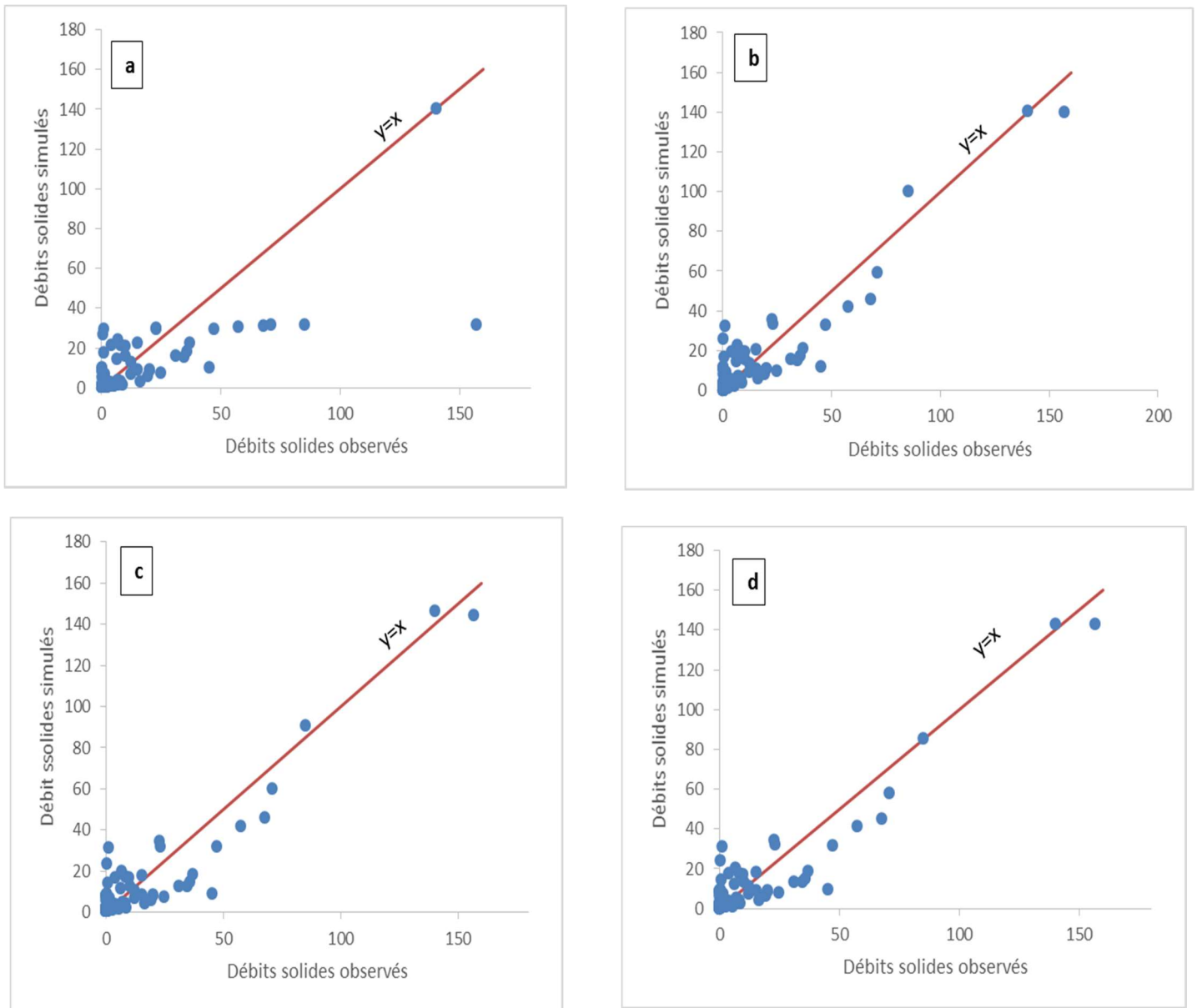


Figure (5.10) : MES simulées- MES observées (a) Scenario 1 (b) Scenario 2 (c) Scenario 3 (d) Scenario 4.

• *Résultats et interprétations*

Il est à noter que les résultats des modèles sont sensiblement différents en fonction du nombre de données. En effet, tous les critères numériques sont meilleurs pour les scenarios 2, 3 et 4 (agrandir le nombre des données initiales) que pour le premier scenario (données initiales). Pour les trois scenarios 2, 3 et 4 le critère de Nash est souvent supérieur à 87 %, Pour les valeurs de PBIAS, il est inférieur  $\pm 13,46$  et le critère RSR inférieur à 0,36. Par contre pour le scenario 1

où le critère de Nash est faible de 57,55% (Tableau 5-9), le critère PBIAS est de 20,03 et le critère RSR est de 0,65.

Les valeurs des coefficients de détermination obtenues pour les trois scénarios 2, 3 et 4 sont supérieures à 0,91 excepté le scénario 1 où la valeur atteint 0,75. Notons aussi que les valeurs des coefficients de détermination d'apprentissage, de validation et de test sont bonnes (voir le tableau 5.8).

Il est à noter aussi que le critère graphique ici pour le scénario 1 n'est pas meilleur que les critères numériques. Nous remarquons que le nuage de point ne s'ajuste pas parfaitement à la droite théorique  $y=x$ , contrairement aux scénarios 2,3 et 4 les critères graphiques sont bons.

Nous avons vu que, pour pouvoir effectuer l'apprentissage, il faut baser sur la disponibilité des données pour simuler la relation débit liquide-débit solide et débit liquide-Concentration. La méthode de multiplier le nombre des données initiales et l'utiliser pour une grande taille permet de faire de bonnes prévisions à partir des données de courte période d'enregistrement car l'acquisition et la disponibilité des données pour une longue période réside un grand problème.

### ***5.3.4 Variation de nombre de neurones cachés***

Il n'existe pas, à l'heure actuelle, de résultat théorique permettant de prévoir le nombre de neurones cachés nécessaires pour obtenir une performance spécifiée du modèle, compte tenu des données disponibles. L'idée la plus naturelle consisterait à choisir le nombre de neurones cachés le plus grand possible, puisque c'est ce qui assure la plus grande précision à l'approximation uniforme d'une fonction. Dans notre étude nous avons essayé de trouver le nombre de neurones adéquat pour avoir une bonne performance, Pour cela, nous avons exploité les données disponibles pour les mois de Septembre 1979, Octobre 1985 et Novembre 1980. On a utilisé un pas journalier pour avoir un modèle performant entre le Débit liquide et la Concentration MES. Suite aux résultats obtenus auparavant concernant la méthode et la fonction de réseau neurone, nous avons choisi la méthode feedforward avec l'algorithme Levenberg-Marquadt.

Les résultats obtenus de coefficients de déterminations pour les trois épisodes de la simulation débit liquide/Concentration MES de l'entière des données, 70% d'entraînement, 15% de

validation et 15% de test, sont présentés numériquement dans les Annexe 4, 5 et 6. Ensuite sont représentés graphiquement dans les figures (5.11, 5.12, 5.14, 5.15, 5.17 et 5.18). Ces derniers illustrent une représentation par colonne. La variation de neurones cachés est de 5 à 100 avec un pas de 5 neurones pour les figures (5.11, 5.14 et 5.17), et de 100 à 1000 avec un pas de 50 neurones pour les figures (5.12, 5.13 et 5.18).

On a choisi des modèles à la base de la suffisance de coefficient de détermination avec de minimum de neurones dans la couche cachée, Les tableaux (5.9, 5.10 et 5.11) présentent les critères de validité de ces modèles. Les figures (5.13, 5.16 et 5.19) présentent le nuage de point de la concentration MES observée et la concentration MES simulée pour les modèle choisis.

### • *Episode Septembre 1979*

Algorithme : Levenberg-Marquadt

Training: 70%

Validation: 15%

Test : 15%

Durée (Jour) : 30

Nombre de Couche cachée : Varie

Q max (m<sup>3</sup>/s) : 66.70

MES max (mg/l) : 115.27

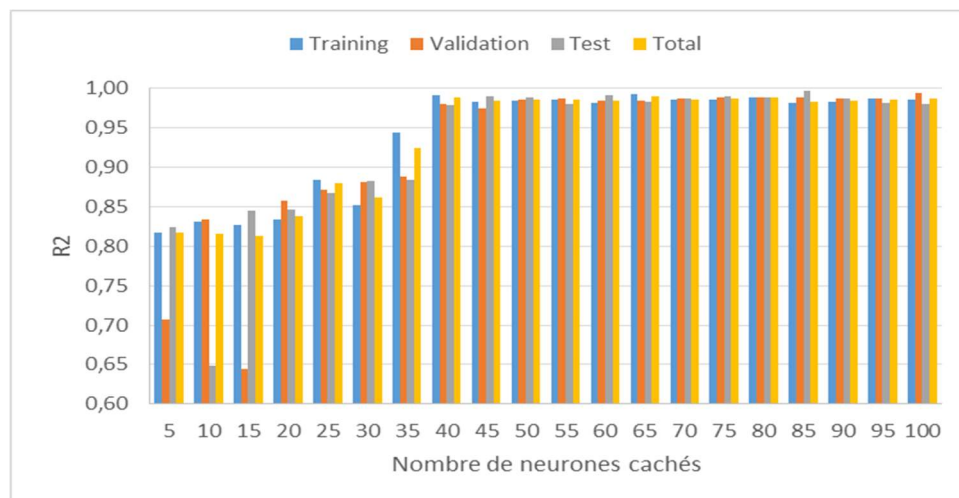


Figure (5.11) : Variation de Coefficient de détermination en fonction de Nombre de neurones caches de 5 à 100 au pas de 5 pour le mois de Septembre 1979.

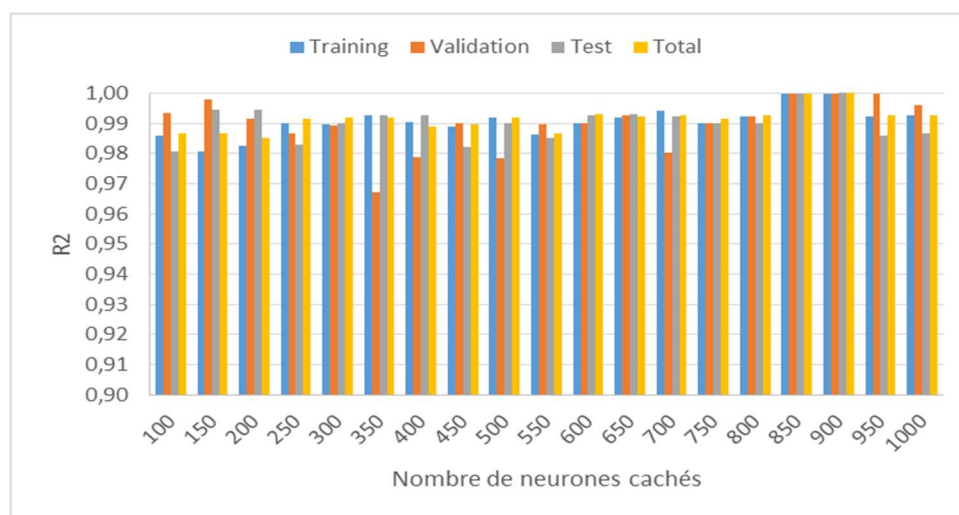


Figure (5.12) : Variation de Coefficient de détermination en fonction de Nombre de neurones cachés de 100 à 1000 au pas de 50 pour le mois de Septembre 1979.

Tableau (5.9) : Critères de performance pour le mois de Septembre 1979.

| Mois           | Nombre des données | Nombre de Neurones cachés | Coefficient de détermination $R^2$ |            |      |       | NASH (%) | PBIAS (%) | RSR  |
|----------------|--------------------|---------------------------|------------------------------------|------------|------|-------|----------|-----------|------|
|                |                    |                           | Training                           | Validation | Test | Total |          |           |      |
| Septembre 1979 | 30                 | 40                        | 0,99                               | 0,98       | 0,98 | 0,99  | 98,83    | -0,13     | 0,11 |

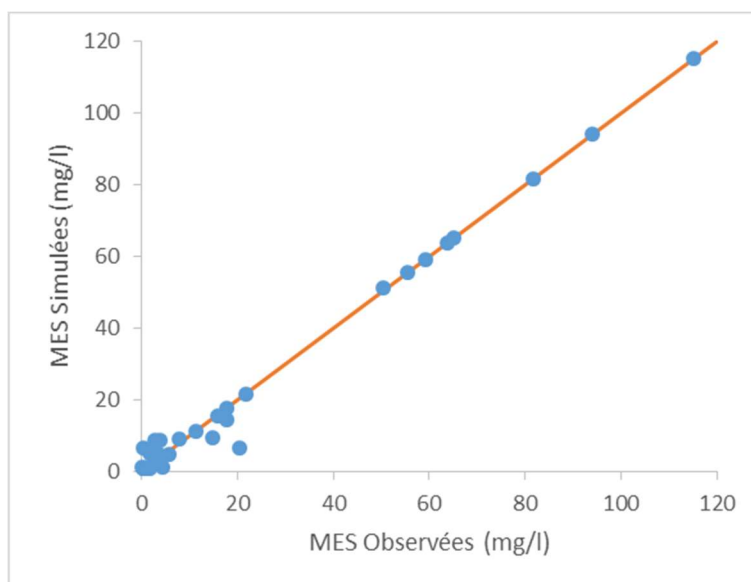


Figure (5.13) : MES simulées- MES observées pour le mois de Septembre 1979.

• Episode Octobre 1985

Algorithme : Levenberg-Marquadt

Training: 70%

Validation: 15%

Test : 15%

Durée (Jour): 31

Nombre de Couche cachée : Varie

Q max (m<sup>3</sup>/s) : 3.32

MES max (mg/l) : 25.9

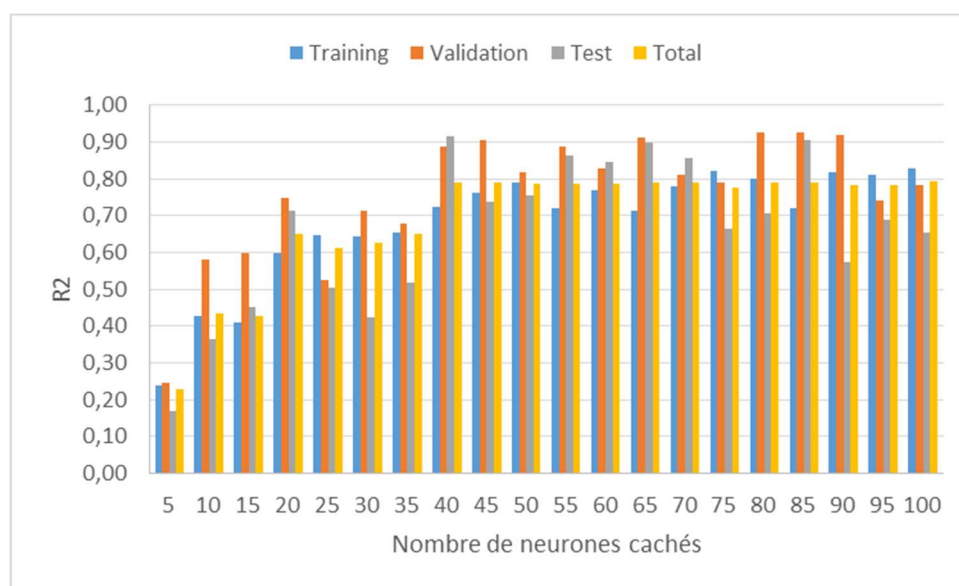


Figure (5.14) : Variation de Coefficient de détermination en fonction de Nombre de neurones caches de 5 à 100 au pas de 5 pour le mois d’Octobre 1979.

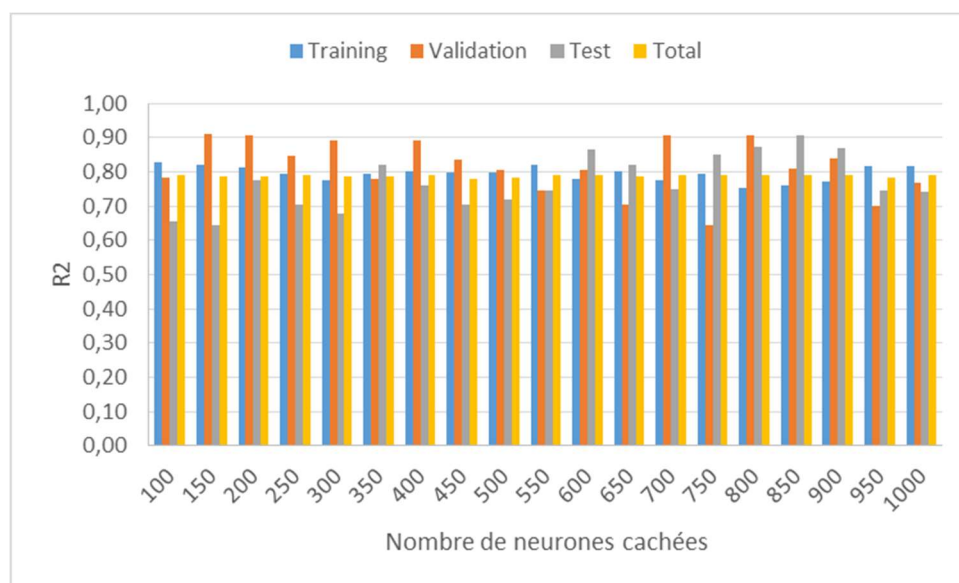


Figure (5.15) : Variation de Coefficient de détermination en fonction de Nombre de neurones caches de 100 à 1000 au pas de 50 pour le mois d’Octobre 1979.

Tableau (5.10) : Critères de performance pour le mois d’Octobre 1985.

| Mois         | Nombre des données | Nombre de Neurones caches | Coefficient de détermination $R^2$ |            |      |       | NASH (%) | PBIAS (%) | RSR  |
|--------------|--------------------|---------------------------|------------------------------------|------------|------|-------|----------|-----------|------|
|              |                    |                           | Training                           | Validation | Test | Total |          |           |      |
| Octobre 1985 | 31                 | 40                        | 0,72                               | 0,89       | 0,91 | 0,79  | 79,48    | 0,49      | 0,50 |



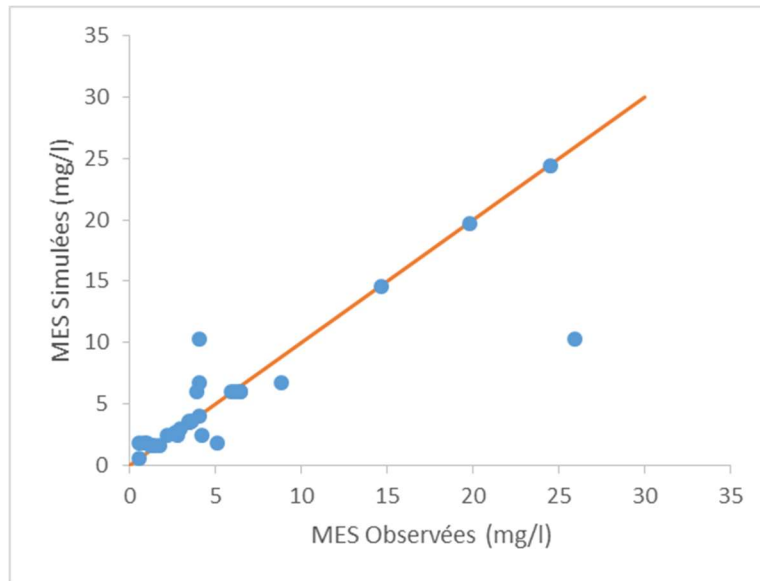


Figure (5.16) : MES simulées- MES observées pour le mois d'Octobre 1985.

• *Episode Novembre 1980*

Algorithme : Levenberg-Marquadt  
 Training: 70%  
 Validation: 15%  
 Test : 15%

Durée (Jour): 31  
 Nombre de Couche cachée : Varie  
 Q max (m<sup>3</sup>/s) : 4.8  
 MES max (mg/l) : 57.2

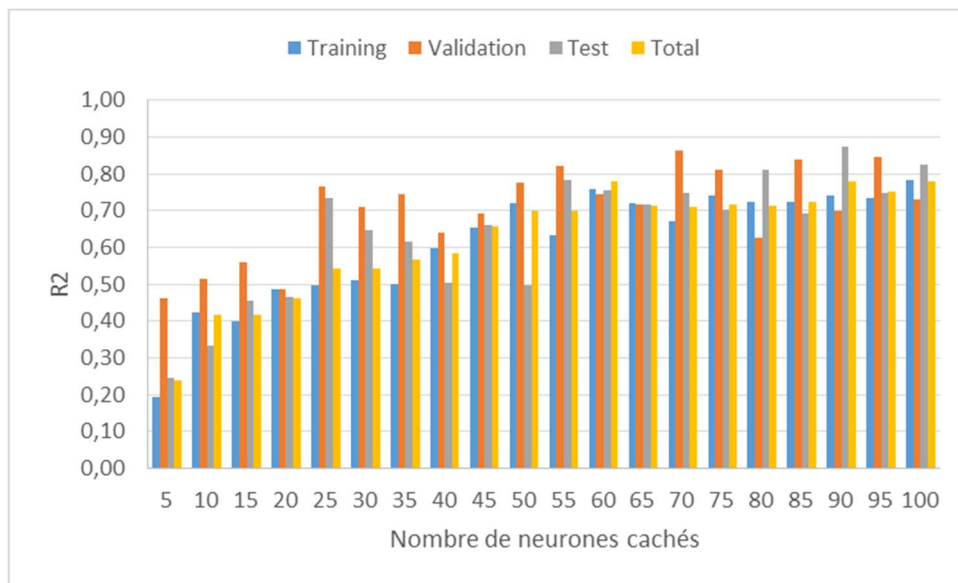


Figure (5.17) : Variation de Coefficient de détermination en fonction de Nombre de neurones caches de 5 à 100 au pas de 5 pour le mois de Novembre 1980.

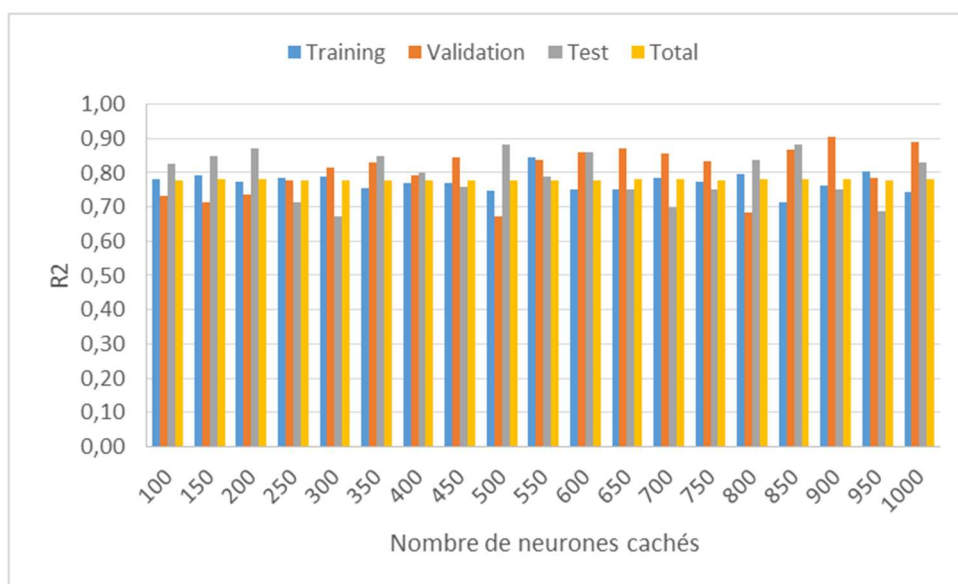


Figure (5.18) : Variation de Coefficient de détermination en fonction de Nombre de neurones caches de 100 à 1000 au pas de 50 pour le mois de Novembre 1980.

Tableau (5.11) : Critères de performance pour le mois de Novembre 1980.

| Mois          | Nombre des données | Nombre de Neurones caches | Coefficient de détermination $R^2$ |            |      |       | NASH (%) | PBIA S (%) | RSR  |
|---------------|--------------------|---------------------------|------------------------------------|------------|------|-------|----------|------------|------|
|               |                    |                           | Training                           | Validation | Test | Total |          |            |      |
| Novembre 1980 | 30                 | 60                        | 0,76                               | 0,74       | 0,76 | 0,78  | 77,81    | 0,51       | 0,47 |

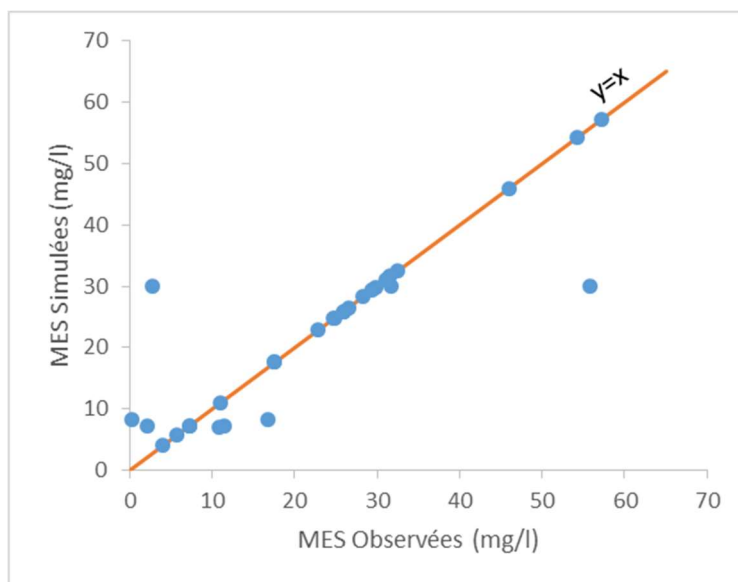


Figure (5.19) : MES simulées- MES observées pour le mois de Novembre 1980.

### • *Résultats et interprétations*

On note que, pour le mois de Septembre 1979, le coefficient de détermination commence à avoir de bonnes déterminations à partir du nombre de neurones cachés  $N=40$  (Annexe 4 et Figure 5.11) et reste stable jusqu'au nombre de neurones cachés est 1000 (Annexe 4 et Figure 5.12)

Notons aussi, à titre d'exemple, que pour le mois de Septembre 1979 avec le nombre de neurones cachés 40, les critères de Nash, PBIAS et RSR sont excellents, en effet, le NASH est de 98,83, la valeur de PBIAS est de -0,13% et le RSR est de 0,11. Ainsi une excellente détermination de l'ordre 1 pour toutes les périodes : apprentissage, validation et test. (Voir tableau 5.9)

Les résultats obtenus aux mois d'Octobre 1985 et Novembre 1980 sont moins bons par rapport à ceux du mois de Septembre 1979, Cependant, pour le mois d'Octobre 1985, le coefficient de détermination commence à avoir de bonnes déterminations à partir du nombre de neurones cachés 40 (Annexe 5 et Figure 5.14) et reste stable jusqu'au nombre de neurones cachés 1000 (Annexe 5 et Figure 5.15). Pour le mois de Novembre 1980, le coefficient de détermination commence à avoir de bonnes déterminations à partir du nombre de neurones cachés 60 (Annexe 6 et Figure 5.16) et reste stable jusqu'au nombre de neurones cachés est 1000 (Annexe 5 et Figure 5.17).

Les critères de validation des deux mois d'Octobre 1985 et Novembre 1980 avec les nombres de neurones cachés 40 et 60 respectivement dans le même ordre sont moins bons par rapport à ceux de mois de Septembre 1979. En effet. Les critères de Nash compris entre 77% et 80%, les valeurs PBIAS sont excellentes de l'ordre 0% et les valeurs de RSR sont bonnes proche de 0,50.

Il est à noter aussi que le critère graphique est correspondu ici aux les critères numériques, en effet, les figures (5.13, 5.16 et 5.19) obtenues montrent que les nuages des points des Concentrations MES observées et Concentrations MES simulées sont relativement autour de la droite théorique ( $y=x$ ) pour les trois épisodes (Septembre 1979, Octobre 1985 et Novembre 1980).

Au vu des résultats portés sur les figures (5.11, 5.12, 5.14, 5.15, 5.17 et 5.18) et les annexes 4,5 et 6, le choix de nombre de neurones cachés est évident. Notons que, le coefficient de détermination améliore avec l'augmentation de nombre de neurones cachés, Cependant, malgré que le nombre de données d'entrée fixe et légères (30 à 31 valeur), le temps de calcul augmente, en raison d'un nombre excessif de neurones cachés.

Le choix du nombre de neurones cachés est très important : premièrement pour s'assurer de l'intérêt réel d'un modèle non linéaire et pour avoir également une très bonne concordance expliquée par un coefficient de détermination élevé pour la phase d'apprentissage, la phase de test et la phase de validation, dans notre cas, entre le débit liquide/Concentration MES ou débit liquide/débit solide. Un autre avantage est que le calcul sera allégé.

### **5.4 CONCLUSION**

La modélisation du transport solide, par la recherche d'une relation débit liquide/débit solide ou débit liquide/concentration MES est importante pour estimer de l'envasement et permet d'anticipation de l'évolution des flux solides à l'exutoire d'un bassin, ou en amont des barrages, et répondre ainsi à certains soucis pratiques qui se résument en premier lieu dans le comblement des données manquantes du débit solide au niveau des stations hydrométriques.

Dans notre étude, nous avons appliqué trois types de réseaux neurones (Feedforward, Generalized Regression et Radial Basis), De plus, pour le réseau FeedForward nous avons testé trois algorithmes d'apprentissage (Levenberg-Marquardt, l'algorithme Bayesian Regularization et Scaled Conjugate Gradient). Enfin, on a varié le volume de données basant sur les mêmes données initiales.

La modélisation par le réseau de neurones artificiels consiste à trouver le nombre optimal de neurones dans la couche cachée pour le réseau FeedForward ou la constante d'étalement (Spread Constant) pour les réseaux Generalized Regression et Radial Basis pour aboutir au modèle le plus performant qui est déterminé par le nombre minimum des nœuds ou de la constante d'étalement. La performance des modèles étudiés est testée par différents critères numériques : le coefficient de détermination, NASH, PBIAS et RSR, en plus du critère

graphique qui illustre le nuage de points des débits solides observés et simulés ou les concentrations MES observés et simulés.

Notons que les résultats obtenus des différents types de réseau de neurone montrent que la performance est améliorée en augmentant le nombre de neurones cachés pour le réseau FeedForward et le nombre de neurones 30 et 40 donne une performance optimale pour modéliser le débit liquide/débit solide au pas journalier de notre échantillon. Par contre, pour les deux types de réseau, Generalized Regression et Radial basis on obtient la performance optimale du modèle en réduisant le nombre des constantes d'étalements (Spread constante). En effet, la constante d'étalement est comprise entre 2 et 10 pour le réseau Generalized Regression, et entre 20 et 60 pour le réseau Radial Basis.

En Analysant les résultats obtenus pour les trois algorithmes de réseau FeedForward (Levenberg-Marquardt, l'algorithme Bayesian Regularization et Scaled Conjugate Gradient), on peut conclure que l'algorithme Levenberg-Marquardt se comporte mieux sur les problèmes d'ajustement de fonctions (régression non linéaire) dans notre cas de modélisation du débit liquide/concentration MSE à l'échelle journalier de pas horaire.

La méthode inventée de multiplier le nombre des données initiales et l'utiliser pour une grande taille permet de faire de bonnes prévisions pour la modélisation du débit liquide/concentration MES. Nous l'avons examiné pour une échelle annuelle au pas mensuel. L'avantage d'utiliser cette méthode est d'améliorer les performances d'un modèle de réseau neurone à partir des données de courte période d'enregistrement et cela pour résoudre les problèmes suivants :

L'acquisition et la disponibilité des données pour une longue période réside un grand problème ou pour l.

Lors d'une modélisation avec des données légères, à titre d'exemple : modélisation des débits liquide/concentration les données n'excèdent pas 31 valeurs à une échelle mensuelle de pas journalier ou 24 valeurs à une échelle journalière de pas horaire.

Finalement, on a testé à nouveau le réseau FeedForward, mais cette fois-ci avec une grande marge de variation de nombre de neurones cachés de 5 à 1000 avec de différents pas. La modélisation débit liquide-concentration MES a été faite à l'échelle mensuelle au pas de temps journalier. Les résultats montrent que le nombre optimale de neurones cachés varie de d'un

mois à un autre : 40 neurones pour le mois de Septembre et Octobre est 60 pour le mois de Novembre.

Après l'analyse de tous les résultats, on peut conclure que le modèle de réseau de neurone est adéquat pour la modélisation du transport solide et donne de bonnes performances pour de différentes échelles temporelles.

## ***CONCLUSION GENERALE***

L'impact du phénomène d'érosion, au niveau d'un bassin versant, est, sans doute, néfaste sur l'environnement, que ce soit en amont, par la dégradation des sols arables, ou en aval, par le phénomène d'envasement des barrages passant par le sapement des berges au niveau des cours d'eaux.

Une analyse pour l'évolution de taux d'envasement au niveau du lac du barrage Foum el Gherza a été établie durant la période 1949 (mise en service) jusqu'au 2007 a été établis. Cette recherche s'est appuyée sur la collecte de données principales quant aux volumes sédimentaires déposés dans le lac du barrage, les apports annuels et les apports de la crue afin de pouvoir en analyser les taux et les rythmes de dépôts des sédiments. Ces données ont également permis d'observer l'évolution des tendances sur cinquante-huit ans.

Cette étude illustre que le barrage Foum el Gherza connaît des rythmes de sédimentation très élevés dans son ensemble. Il s'agit alors de comprendre ce qui explique ces variations élevées. L'analyse des données récoltées montre de manière quantitative la relation des débits de la crue et le volume de la vase dans le lac du barrage. Les taux d'envasement peuvent être encore plus importants lorsque des débits de la crue sont élevés. Ces crues modifient sensiblement le milieu naturel portant des quantités importantes de sédiments qui sont déposées à l'exutoire (lac du barrage).

Même si les causes de la forte sédimentation du barrage Foum el Gherza sont bien connues (déforestation du bassin versants, morphologie du bassin et actions climatiques), les responsables n'ont pas procédé pour les bonnes solutions. En effet, les procédures techniques appliquées pour dégager les sédiments déposés au niveau du lac du barrage sont le dragage et le vidange de fond qui ne sont pas efficaces pour mettre fin à cet énorme problème de sédimentation. Ces techniques sont des solutions temporaires, d'ailleurs, le dragage c'est une technique couteuse et prend beaucoup de temps et le vidange de fond n'est pas possible au cas où la vanne bloquerait. Ces solutions peuvent concentrer à résoudre le problème au niveau de l'aval du bassin versant seulement. Il s'agit de trouver des solutions entières qui permettront de gérer de façon harmonieuse le réservoir dans les décennies à venir en tenant compte en même

temps de la protection des sols et des ressources en eau. Les résultats de cette recherche pourront encore être utiles comme base de travail pour les futurs barrages en construction

Arrivés au terme de notre étude, nous pensons que notre travail ne sera pas complet si nous ne faisons pas le bilan hydrique et ne connaissons pas le comportement hydrologique du bassin versant. Pour répondre à ces objectifs, le Soil and Water Assessment Tool (SWAT) a été appliqué au bassin versant d'Oued El Abiod. Le modèle utilisé a été calibré avec succès. Il a permis de reproduire donc le bilan hydrologique du bassin versant d'Oued El Abiod. Parmi les composantes du bilan hydrique, ce sont l'évaporation et l'évapotranspiration qui sont prédominantes. En effet 68% de la précipitation annuelle est évaporée. Le ruissellement de surface est d'environ 40 mm. Quant à l'écoulement total dans la rivière, il est de l'ordre de 125 mm. Ceci peut être expliqué essentiellement par une alimentation à partir des écoulements latéraux (33.8 mm) et à partir de la nappe du bassin versant Oued El Abiod. En effet, la valeur de la percolation est de 85,82 mm soit un pourcentage de l'ordre de 19% et la recharge de la nappe profonde est de 4,29 mm soit un pourcentage de 1%.

Le principal objectif de cette thèse était de modéliser le transport solide pour le bassin versant d'Oued El Abiod, il est nécessaire de mentionner certaines difficultés rencontrées lors de la préparation de notre travail et qui consistent essentiellement aux problèmes liés à :

- l'acquisition des données disponibles auprès des services compétents (ANRH, ANBT)
- la fiabilité des données en particulier celles des concentrations en matières des suspensions et les lacunes qu'elles comportent.

Dans ce contexte, on tentera de trouver la meilleure échelle temporelle à adopter pour l'étude transport solide. Ce dernier est un phénomène de grande complexité, tout en cherchant un modèle optimale basé sur la statistique des échantillons qui représentera débit liquide-débit solide et débit liquide-Concentration MES. Afin d'améliorer les résultats nous avons testé plusieurs types de réseaux neurone à savoir les réseaux de neurones Feedforward, les réseaux de neurones de Generalized Regression et les réseaux de neurones à Radial Basis, par variation de nombre de neurones cachés et constants d'étalement (Spread Constant), De plus, pour le réseau feed forward nous avons testé trois algorithmes d'apprentissage (Levenberg-Marquardt, l'algorithme Bayesian Regularization et Scaled Conjugate Gradient). Enfin jouons sur le volume de données de base. La performance des modèles étudiés est testée par différents critères numériques : le coefficient de détermination, NASH, PBIAS et RSR, en plus le critère



graphique qui illustre le nuage de points des débits solides observés et simulés ou les concentrations MES observés et simulés.

Notons que les résultats obtenus pour différents types de réseau de neurone montrent que la performance est améliorée en augmentant le nombre de neurones cachés pour le réseau FeedForward et le nombre de neurones 6 et 40 donne une performance optimale pour modéliser débit liquide/débit solide au pas journalier de notre échantillon. Par contre, pour les deux types de réseau, Generalized Regression et Radial basis on obtient la performance optimale de modèle en réduisant le nombre de constantes d'étalements (Spread constante). En effet, la constante d'étalement est comprise entre 2 et 10 pour le réseau Generalized Regression et entre 20 et 60 pour le réseau Radial Basis.

Analysons les résultats obtenus pour les trois algorithmes du réseau FeedForward (Levenberg-Marquardt, l'algorithme Bayesian Regularization et Scaled Conjugate Gradient). On peut conclure que l'algorithme Levenberg-Marquardt se comporte mieux sur les problèmes d'ajustement de fonctions (régression non linéaire) dans notre cas de modélisation de débit liquide/concentration MSE à l'échelle journalier de pas horaire.

L'astuce de multiplier le nombre de données initiales et l'utiliser pour une grande taille permet de faire de bonnes prévisions pour la modélisation de débit liquide/concentration MES, nous l'avons examiné pour une échelle annuelle au pas mensuels. L'avantage d'utiliser cette méthode est d'améliorer les performances d'un modèle de réseau de neurones à partir des données de courte période d'enregistrement et cela pour résoudre les problèmes suivants :

- L'acquisition et la disponibilité des données pour une longue période ;
- Une modélisation avec des données légères, à titre d'exemple : modélisation des débits liquide/concentration a échelle mensuelle de pas journalier où les données n'excèdent pas 31 valeurs ou à une échelle journalière de pas horaire où les données ne dépassent pas 24 valeurs.

Finalement on a testé à nouveau le réseau FeedForward, mais cette fois avec une grande marge de variation de nombre de neurones cachés de 5 à 1000 avec différent pas. La modélisation débit liquide-concentration MES a été faite à l'échelle mensuelle Au pas de temps journalier.

Les résultats montrent que le nombre optimal de neurones cachés varie d'un mois à un autre, 40 neurones pour le mois de Septembre et Octobre et 60 neurones pour le mois de Novembre.

Après l'analyse de tous les résultats, on peut conclure que le modèle de réseau de neurone est adéquat pour la modélisation du transport solide et donne de bonnes performances pour différentes échelles temporelles.

## Références

- Abbaspour, K. C., & al. (2007). Modelling hydrology and water quality in the pre-alpine/alpine Thur. *J Hydrol*, 413- 430.
- Adib, A., & Mahmoodi, A. (2017). Prediction of suspended sediment load using ANN GA conjunction model with Markov chain approach at flood conditions. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 447-457.
- Alexandrov, & al. (2009). Suspended sediment load, bed load, and dissolved load yields from a semiarid drainage basin: A 15-year study. *Water Resources Research*, vol. 45, no 8.
- Anderson, J. A. (1972). A simple neural network generating an interactive memory. *Mathematical Biosciences*, 14, 197-220.
- Arnold, J. G., & al. (2012). SWAT: Model use, calibration, and validation. *Transactions of the ASABE*, 1491-1508.
- Arnold, J. G., & Allen, P. M. (1999). Automated methods for estimating baseflow and ground water recharge from streamflow records. *JAWRA*, 411-424.
- Arnold, J. G., Allen, P. M., & Bernhardt, G. (1993). A comprehensive surface-groundwater flow model. *J Hydrol*, 47-69.
- Arrus, R. (1985). *L'eau en Algérie. De l'impérialisme au développement (1830-1962)*. Alger: O.P.U.
- Aydin, A., & Eker, R. (2012). Prediction of daily suspended sediment load using Radial Basis Function neural networks. *Düzce Üniversitesi Orman Fakültesi Ormanlık Dergisi*, 36-44.
- Balla, F. (2019). *Modélisation des flux hydro-sédimentaires et cartographie des zones à risques d'érosion hydrique dans certains bassins versants des hauts plateaux constantinois*. Batna: Doctorat L.M.D en hydraulique, Université de Batna-2-.
- Barendra, P. (2015). Impact of turbulent bursting on grain sorting during sediment transport & its geological importance - an experimental study. *Transactions of The Mining, Geological and Metallurgical Institute of India*, vol 11.
- Beasley, D. B. (1977). *Answers: a mathematical model for simulating the effects of land use and management on water quality*. Purdue University.
- Benslimane, M., & Al, &. (2008). Analyse et suivi du phénomène de la désertification en Algérie du nord. *Le Revue Electronique en science de l'environnement* , Volume 22 Numéro 1.
- Bigot, S., & Rome, S. (2012). *Les climats régionaux: observation et modélisation*. Université Joseph Fourier.
- Bougamouza, A., & Remini, B. (2022). Hydrological modeling of Oued El Abiod watershed using the SWAT model. *Arabian Journal of Geosciences*, 2-9.
- Bougamouza, A., Remini, B., & Sakhraoui, F. (2020). Analytical study of sediment evolution in the lake of the Fom El Gherza dam (Biskra, Algeria). *Larhyss Journal*, 169-179.
- Bougamouza, A., Remini, B., Ammari, A., & Sakhraoui, F. (2022). Oued El Abiod basin (Algeria): Solid transport estimation by three artificial neural network method. *Larhyss Journal*, 165-179 .

- Bouiadjra, E. Z. (2011). Étude diachronique des changements du couvert végétal dans un écosystème montagneux par télédétection spatiale : cas des monts du Tessala (Algérie occidentale). *Physio-Géo*, Volume 5.
- Boun Heng, M. (2013). *La sédimentation dans les lacs de barrage à java, indonésie processus, rythmes et impacts*. Doctorat a l'université paris 1 panthéon-sorbonne.
- Chang, H. H. (1988). *Fluvial Processes in River Engineering*. John Wiley and Sons.
- Chutachindakate, C., & Sumi, T. (2009). Real Time Suspended Sediment Concentration Forecast by Rainfall Information: Case Study on Managawa River Basin, Japan. *33rd IAHR Congress: Water Engineering for a Sustainable Environment*.
- D. S. Broomhead, D. S., & Lowe, D. (1988). Multivariable functional interpolation and adaptive networks. *Complex Syst*, 321–355.
- De Linares, M. (2007). *Modélisation numérique bidimensionnelle du transport solide et de la dynamique fluviale. Validation sur deux sites en Loire et sur l'Arc*. Doctoral dissertation, Université Joseph-Fourier-Grenoble I.
- Degoutte, G. (2003). *Hydraulique, dynamique et morphologie fluviales*. DEA HHGG.
- Demmak, A. (1982). *Etude sur l'érosion et le transport solide*. Diss. Thèse de docteur ingénieur. Paris. Univ. Pierre et Marie Curie.
- Di Luzio, M., Srinivasan, R., & Arnold, J. G. (2002). Integration of watershed tools and swat model into basins 1. *AWRA Journal of the American Water Resources Association*, 1127-1141.
- Dreyfus, T. (2002). Advanced mathematical thinking processes. *Advanced mathematical thinking*, 25-41.
- Edwards, T. K., Glysson, G. D., Guy, H. P., & Norman, V. W. (1999). *Field methods for measurement of fluvial sediment*. Denver: US Geological Survey.
- Eisazadeh, L. L., & al. (2013). Modeling sediment yield using artificial neural network and multiple linear regression methods. *Int J Biosci*, 116-122.
- Gharbi, M. (2016). *Etudes des crues et du transport sédimentaire associé-Application au bassin versant de la Medjerda*. PhD, Hydrologie, Institut National Polytechnique de Toulouse.
- Gouskov, N. (1952). Données sur l'hydrogéologie Algérienne: Le problème hydrogéologique du bassin artésien de l'Oued R'hir. *Congrès Géologique International*.
- Graf, W., & Altinakar, M. (1993). *Hydraulique fluviale Tome 1 Ecoulement permanent uniforme et non uniforme*. Presses polytechniques et universitaire romandes.
- Grossberg, S. (1976). Adaptive pattern classification and universal recording. I. parallel development and coding of neural feature detectors. *Biological cybernetics*, 121-134.
- Grsic, Z., & al. (2010). Ash dust concentration in the vicinity of the ash disposal site depending on the size of the pond ("Water Mirror"). *Chemical Industry and Chemical Engineering Quarterly*, Vol 16.
- Helley, E. J., & Smith, W. (1971). Development and calibration of a pressure-difference bedload sampler, open file report. *Water Resour. Div., U. S. Geol. Surv., Menlo Park, Calif.*

- Herrada, A. (1989). *The quantification of the erosion: the characteristic relations rain-erosion with a rain simulator*. El Harrach, Alger, Algeria: Institut National Agronomique.
- Hickin, E. (1995). River geomorphology. *Publication (International Association of Geomorphologists)*, Wiley.
- Hjulstrom, F. (1935). Studies of the morphological activity of rivers as illustrated by the river Fyris, bulletin. *Geological Institute Upsala*, 221-527.
- Hjulstrom, F. (1935). Studies of the morphological activity of rivers as illustrated by river Fyris. *Bulletin of the Geological Institution*, 25. 221-455.
- Hopfield, J. J. (1982). Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *In proceedings of National Academy of Science, USA*, 2554-2558.
- Julien, P. Y. (1995). *Erosion and Sedimentation*. Cambridge University Press.
- Kerem, H. (2006). Generalized regression neural network in modeling river sediment yield. *Advances in Engineering Software*, 63–68.
- Kişi, Ö. (2009). Daily pan evaporation modelling using multi-layer perceptrons and radial basis neural networks. *Hydrological Processes: An International Journal*, 213-223.
- Kişi, Ö. (2010). River suspended sediment concentration modeling using a neural differential evolution approach. *Journal of Hydrology*, 227-235.
- Koffi, Y. B. (2007). *Etude du calage, de la validation et des performances des réseaux de neurones formels à partir des données hydro-climatiques du bassin versant du Bandama blanc en Côte d'Ivoire*. Université de Cocody Abidjan.
- Kohonen, T. (1972). Correlation matrix memories. *IEEE Transactions on computers*, 353-359.
- Kondolf, G. M., Piégay, H., & Sear, D. (2003). Integrating geomorphological tools in ecological and management studies. *Tools in fluvial geomorphology*, 633-660.
- Kumar, D., Pandey, A., Sharma, N., & Flügel, W. A. (2015). Modeling suspended sediment using artificial neural networks and TRMM-3B42 version 7 rainfall dataset. *Journal of Hydrologic Engineering*, C4014007.
- Labadi, A., & Achour, S. (2011). Apport de l'analyse piézométrique dans l'étude des fuites du barrage voute a assises calcaires de foug el gherza, biskra, Algérie.
- Laffite, R. (1939). *Etude géologique de l'Aurès*. Thèse, Paris, Bull, Serv. Carte géologique Algérie, Alger. 2ème édition. 484 p.
- Lowe, D. (1989). Adaptive radial basis function nonlinearities, and the problem of generalisation. *Proc. 1st Inst. Electr. Eng. Int. Conf. Artif. Neural Netw*, 171–175.
- Makarynsky, O., Makarynska, D., Rayson, M., & Langtry, S. (2015). Combining deterministic modelling with artificial neural networks for suspended sediment estimates. *Applied Soft Computing*, 247-256.
- Mc Cully, P. (2001). *Silenced Rivers: The Ecology and Politics of Large Dams*. London: Zed Books.
- Minsky, M., & Seymour, P. (2017). *Perceptrons Reissue of the 1988 Expanded Edition with a new foreword by Léon Bottou: An Introduction to Computational Geometry*. MIT press.

- Moreau, E. (2008). *Mémoire de stage deuxième année*. Doctoral dissertation, Montpellier SupAgro.
- Moriasi, D. N., & al. (2007). Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulation. *American Society of Agricultural and Biological Engineers*, 885-900.
- Morris, G., & Fan, J. (1997). Reservoir sedimentation. *Mc Graw-Hill*, p687.
- Morris, S. C. (1997). *Experimental investigation of an aerodynamic shroud for cooling fan applications*. USA: Michigan State University.
- Nash, J. E., & Sutcliffe, J. V. (1970). River flow forecasting through conceptual models. Part I: A discussion of principles. *J. Hydrol.*, 282–290.
- Navarro, L., Peress, J., & Malavoi, J. (2012). *Aide à la définition d'une étude de suivi-recommandations pour des opérations de restauration de l'hydromorphologie des cours d'eau*. Onema/agence de l'eau RMC/les agences de l'eau.
- Nearing, M. A., Foster, G. R., Lane, L. J., & Finkner, S. C. (1989). A process-based soil erosion model for USDA-Water Erosion Prediction Project technology. *Transactions of the ASAE*, 1587-1593.
- Neitsch, & al. (2011). Soil and Water Assessment Tool Theoretical Documentation Version 2009. *Texas Water Resources Institute, College Station*.
- Neitsch, S., & al. (2004). Soil and water assessment tool input/output file documentation, version 2005. *Texas Water resources institute technical report*, 365.
- Nourani, V., & Andalib, G. (2015). Daily and monthly suspended sediment load predictions using wavelet based artificial intelligence approaches. *Journal of Mountain Science*, 85-100.
- Olyaie, E., Banejad, H., Chau, K. W., & Melesse, A. M. (2015). A comparison of various artificial intelligence approaches performance for estimating suspended sediment load of river systems: a case study in United States. *Environmental monitoring and assessment*, 1-22.
- Ongley, E. D., & al. (1992). cohesive sediment transport: emerging issues for toxic chemical management. *Hydrobiologia*, 177-187.
- Opoku, S. K. (2017). A Robust Mechanism for Artificial Neural Network Context-Aware Recommender Systems (ANN CARS) in Mobile Environment. *International Journal of Computer Science and Information Technology Research*, 53-60.
- Parker, G., & Andrews, E. D. (1985). Sorting of bed load sediment by flow in meander bends. *Water Resources Research*, 1361-1373.
- Payet, E., Dumas, P., & Pennober, G. (2011). Modélisation de l'érosion hydrique des sols sur un bassin versant du sud-ouest de Madagascar, le Fiherenana. *Vertigo*, Volume 11-N3.
- Pitts, W., & McCulloch, W. S. (1947). How we know universals the perception of auditory and visual forms. *The Bulletin of mathematical biophysics*, 127-147.
- Powell, M. J. (1987). *Radial basis functions for multivariable interpolation: a review. Algorithms for approximation*.
- Recking, A., Richard, D., & Degoutte, G. (2013). *Torrents et rivières de montagne: Dynamique et aménagement*. Editions Quae.
- Remini, B. (2010). La problématique de l'eau en Algérie du nord. *LARHYSS Journal*, 2521-9782.

- Remini, B. (2017). Une nouvelle approche de gestion de l'envasement des. *Larhyss Journal*, 51-81.
- Remini, B., & Hallouche, W. (2004). Le dragage des retenues de barrages: quelques exemples algériens. *La houille blanche*, 95-100.
- Remini, B., & Hallouche, W. (2005). *L'Alluvionnement des retenues*. Laboratoire Eau-Roche-Plante (ERP), Centre Universitaire Khemis Meliana.
- Remini, B., & Hallouche, W. (2007). Studying Sediment. *Revue Internationale Water*, 42-45.
- Remini, B., B. D., & Missoum, M. (2015). Silting of Foug El Gherza Reservoir. *GeoScience Engineering*, 1-9.
- Remini, B., Djillali, B., & M, M. (2015). Silting of Foug el Gherza Reservoir. *GeoScience Engineering*, 1-9.
- Remini, B., Leduc, C., & Halouche, W. (2009). Évolution des grands barrages en régions. *Science et changements planétaires / Sécheresse*, 96-103.
- Renard, K., & Freimund, J. (1994). Using monthly precipitation data to estimate the R factor in the revised USLE. *Journal of Hydrology*, 287-306.
- Rodrigues, S., & Gautier, J. N. (2007). Réponse morphologique des chenaux alluviaux aux travaux d'entretien: le cas des chenaux secondaires végétalisés de la Loire moyenne. *La Houille Blanche*, 86-94.
- Rosenblatt, F. (1958). The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological review*, 386.
- Rumelhart, D. E., & McClelland, J. L. (1986). *Parallel distributed processing: Exploration in the microstructure of computing*. Cambridge: MIT Press.
- Ryan, S. E., & Porth, L. S. (1999). A field comparison of three pressure-difference bedload samplers. *Geomorphology*, 307-322.
- Sarangi, A., & Bhattacharya, A. K. (2005). Comparison of artificial neural network and regression models for sediment loss prediction from Banha watershed in India. *Agricultural Water Management*, 195-208.
- Simons, D. B., & Senturk, F. (1992). *Sediment Transport Technology*. Water Resources.
- Tatar, H., Touil, S., & Amireche, H. (2012). Protection des milieux naturels contre l'érosion hydrique et développement durable en milieu Atlasique algérien Cas de quelques bassins de l'Aurès central (Algérie). *Revista de geomorfologie*, 39-47.
- Toumi, A., & Remini, B. (2004). Barrage de Foug EL Gherza face au problème de fuites d'eau. *LARHYSS Journal*, 2521-9782.
- Toumi, A., & Remini, B. (2015). Quels remèdes pour réduire les fuites d'eau du barrage de Foug El Gherza. Biskra. *Revue LJEE*.
- Touzet, C. (1992). *Les réseaux de neurones artificiels introduction au connexionnisme cours, exercices et travaux pratiques*. EC2 Edition, Paris.
- Van Rijn, L. C. (2007). Unified view of sediment transport by currents and waves. I: Initiation of motion, bed roughness, and bed-load transport. *Journal of Hydraulic engineering*, 649-667.

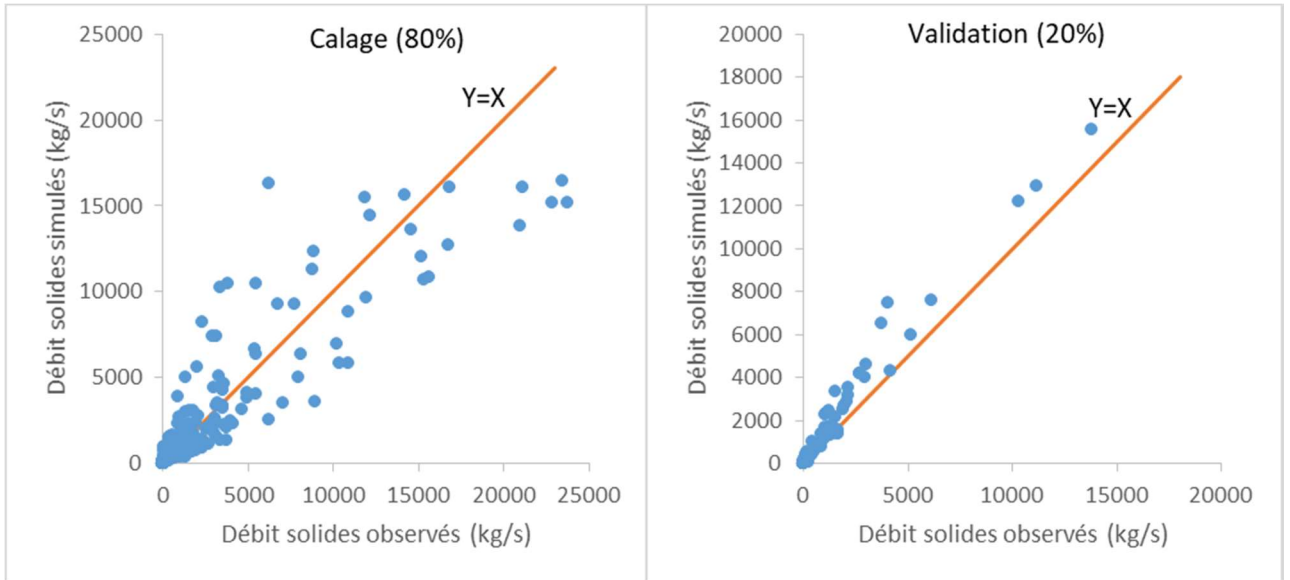
- Widrow, B., & Hoff, T. M. (1960). Adaptive switching. *Proc. IRE WESCON Conf. Rec*, 96–104.
- Wischmeier, W. H., & Smith, D. D. (1978). *Predicting Rainfall Erosion Losses - A Guide to Conservation Planning*. Agriculture Handbook, n° .537, Department of Agriculture Science and Education Administration, Washington, District of Columbia USA. U.S.
- Yang, C. T. (1996). *Sediment Transport: Theory and Practice* . McGraw-Hill.
- Yang, J., & al. (2008). Comparing uncertainty analysis techniques for a SWAT application to the Chaohe Basin in China. *Journal of hydrology*, 1-23.
- Young, R. A., Onstad, C., Bosch, D. D., & ANDERSON, W. P. (1987). *AGNPS, Agricultural Non-point Source Pollution Model, A Watershed Analysis Tool*. (C. r. 35, Éd.) USDA.



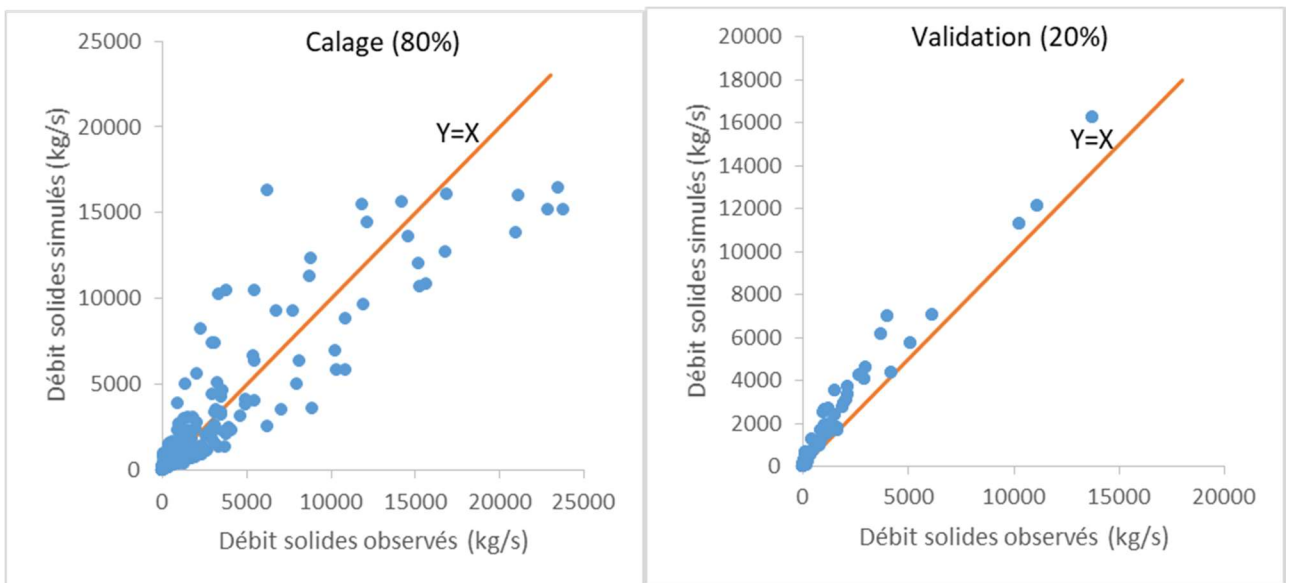
## ANNEXE 1

### Débits solides simulés- Débits solides observées par le modèle FeedForward

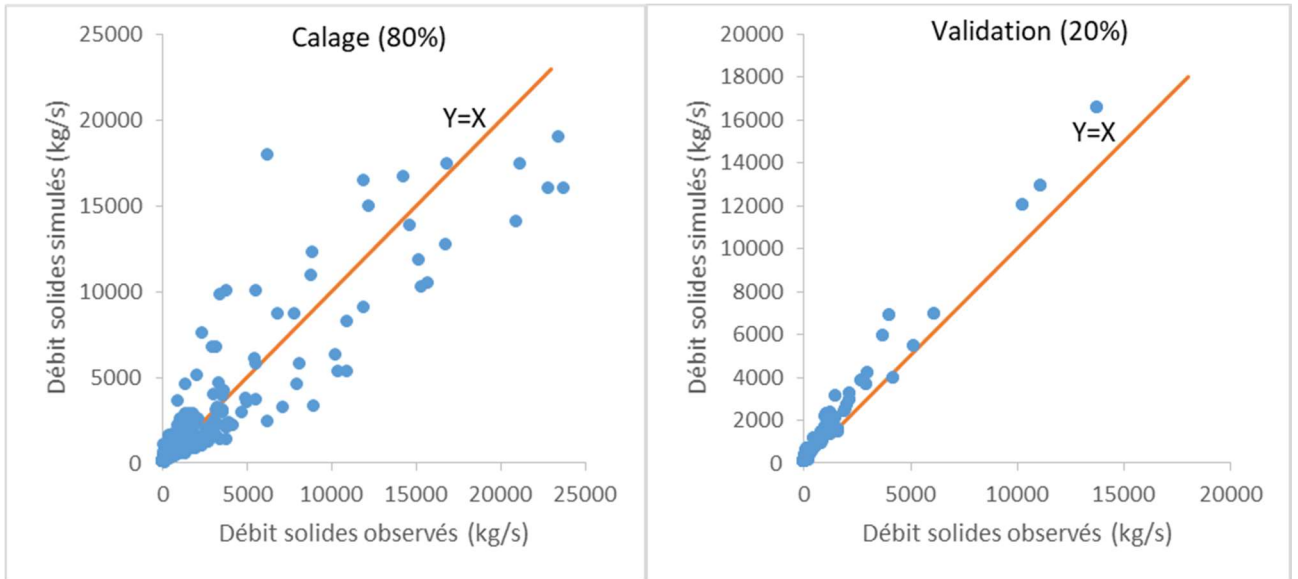
Nombre de neurones cachés =1



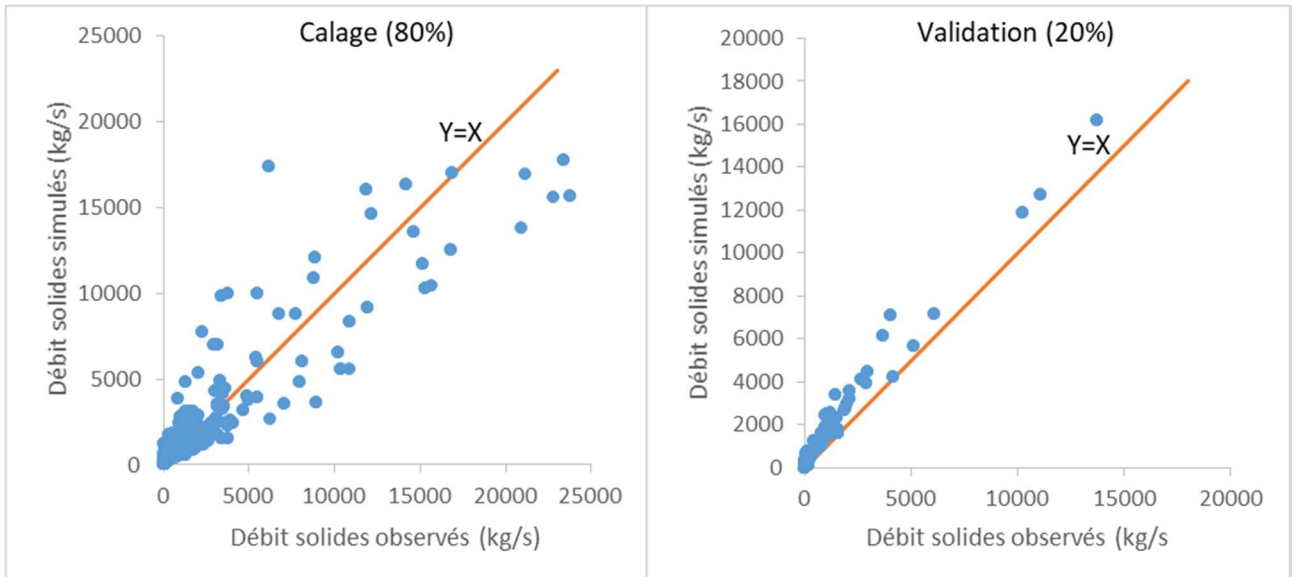
Nombre de neurones cachés =2



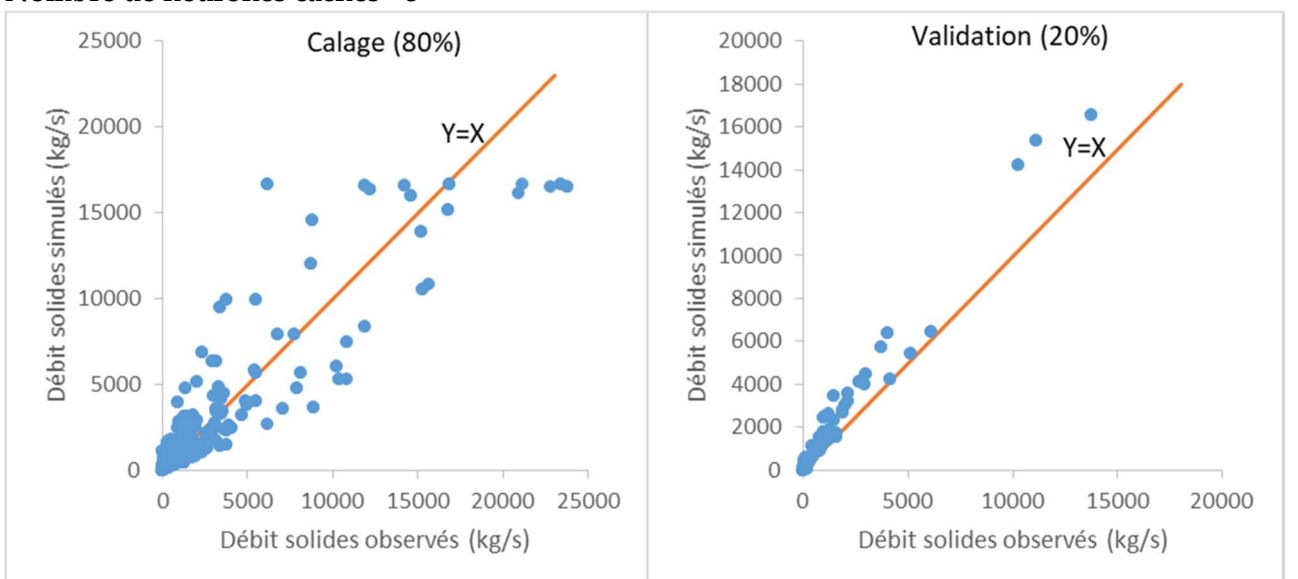
**Nombre de neurones cachés =3**



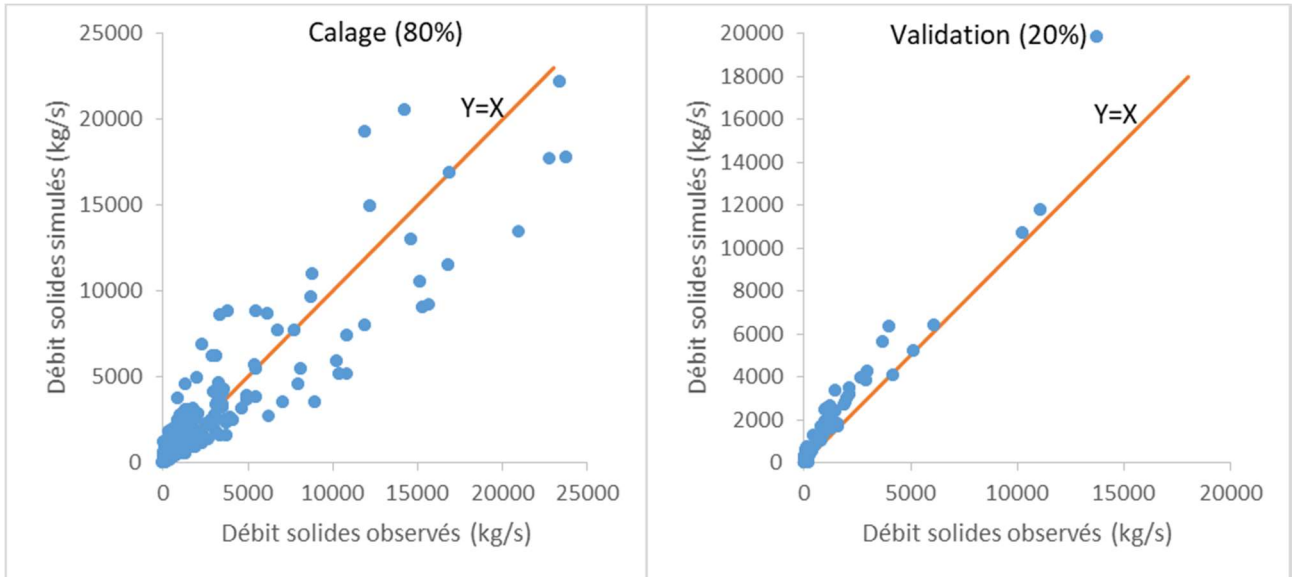
**Nombre de neurones cachés =4**



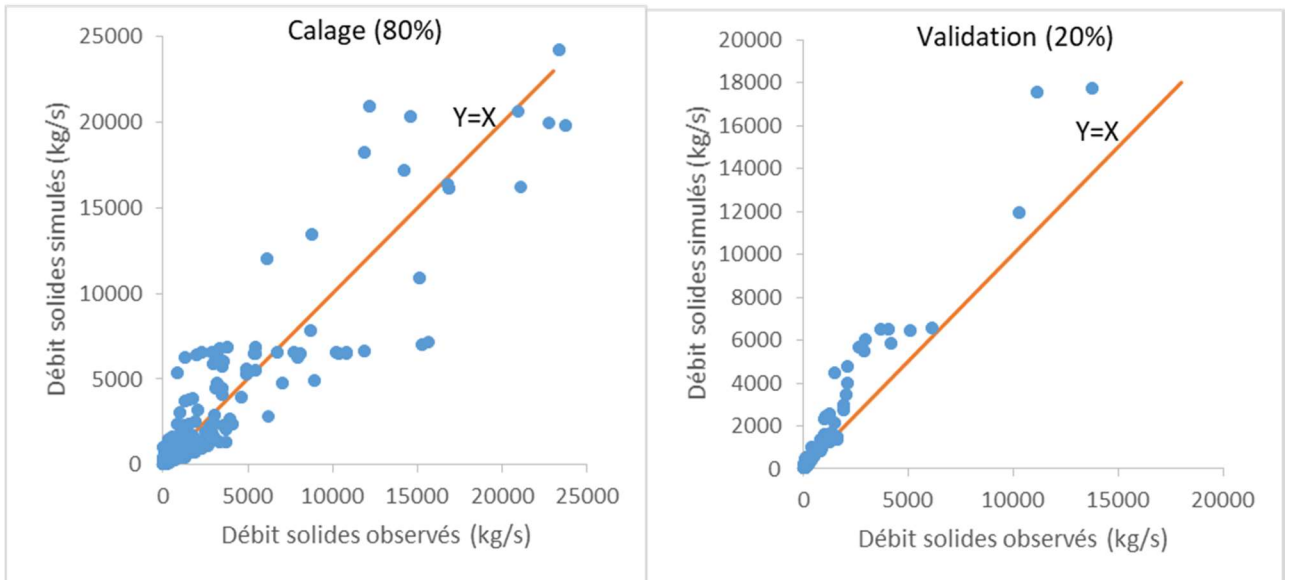
**Nombre de neurones cachés =5**



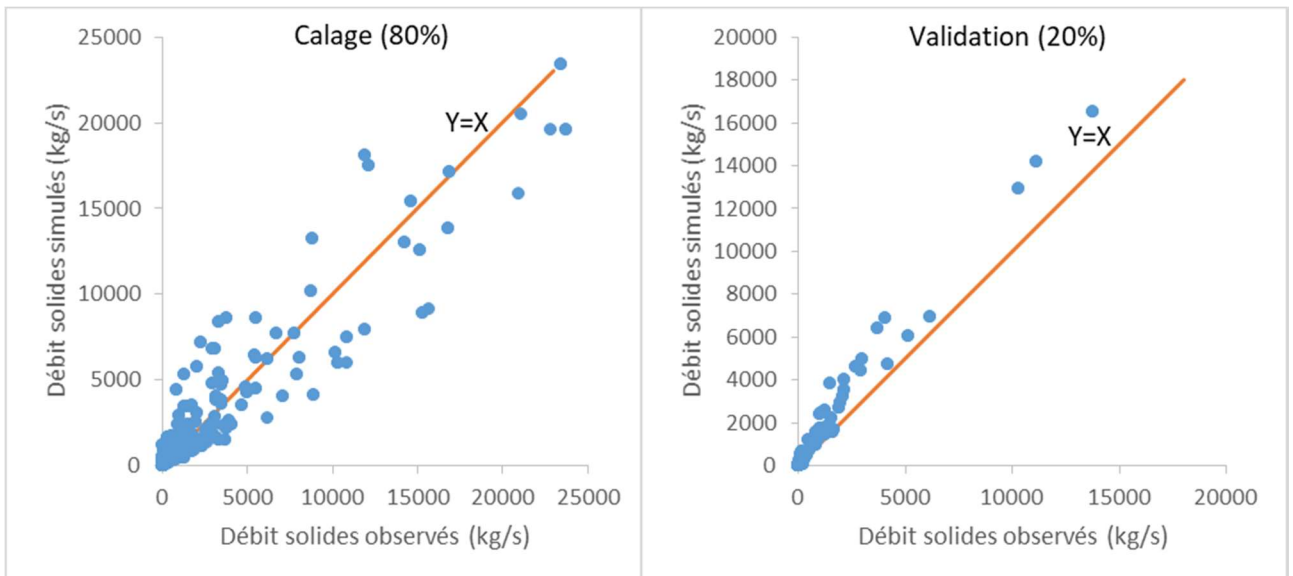
**Nombre de neurones cachés =6**



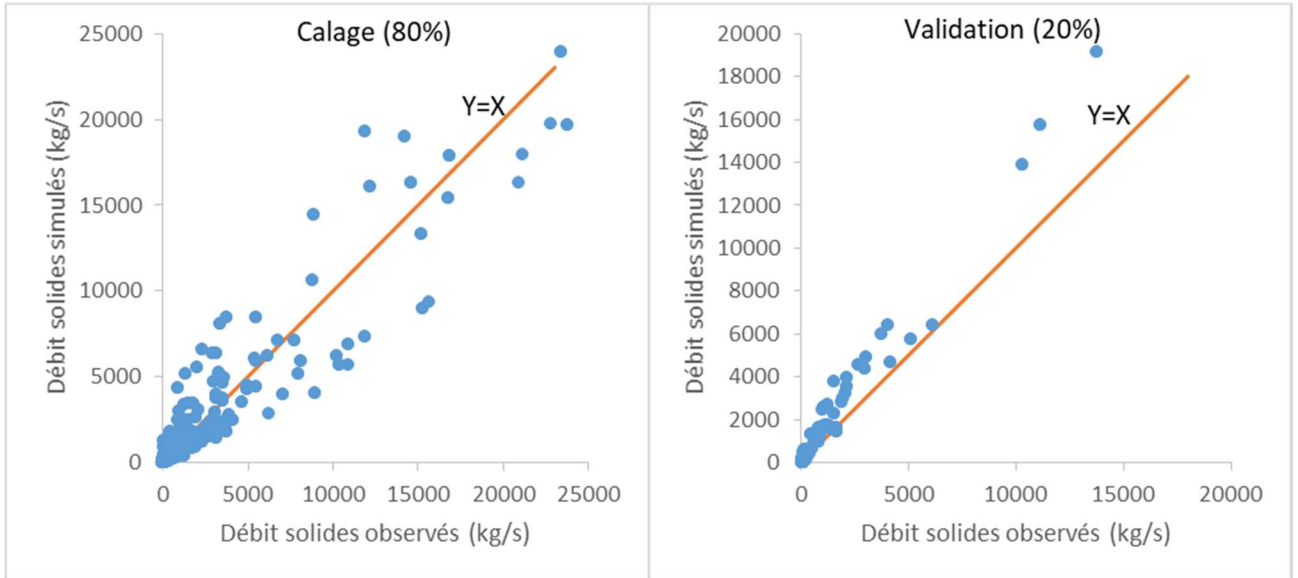
**Nombre de neurones cachés =7**



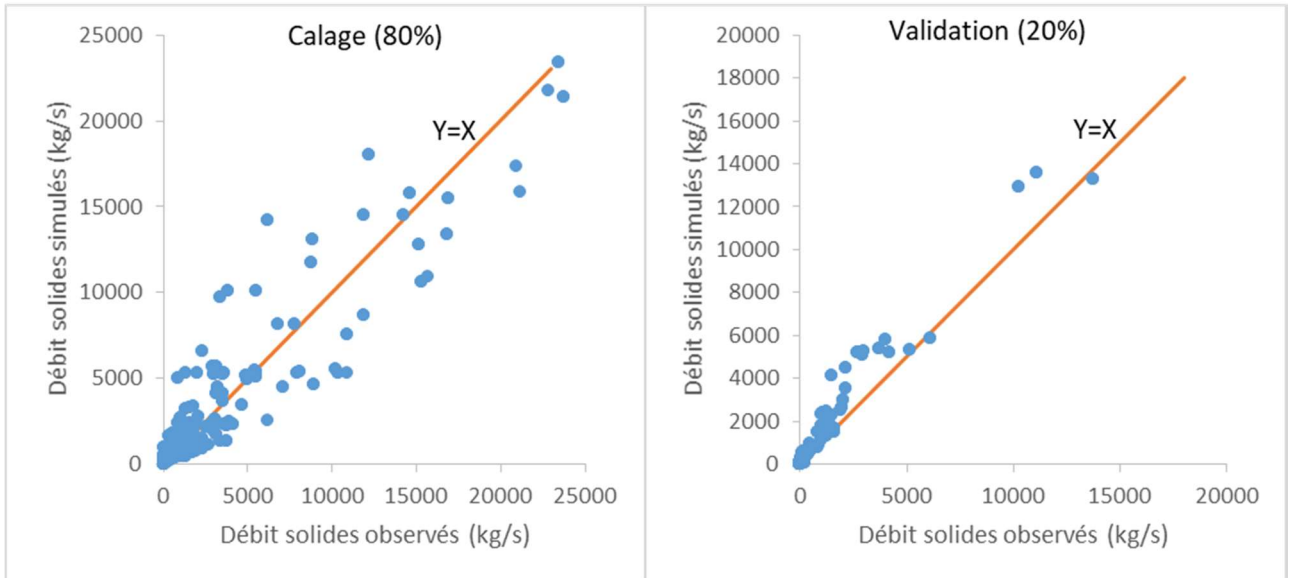
**Nombre de neurones cachés =8**



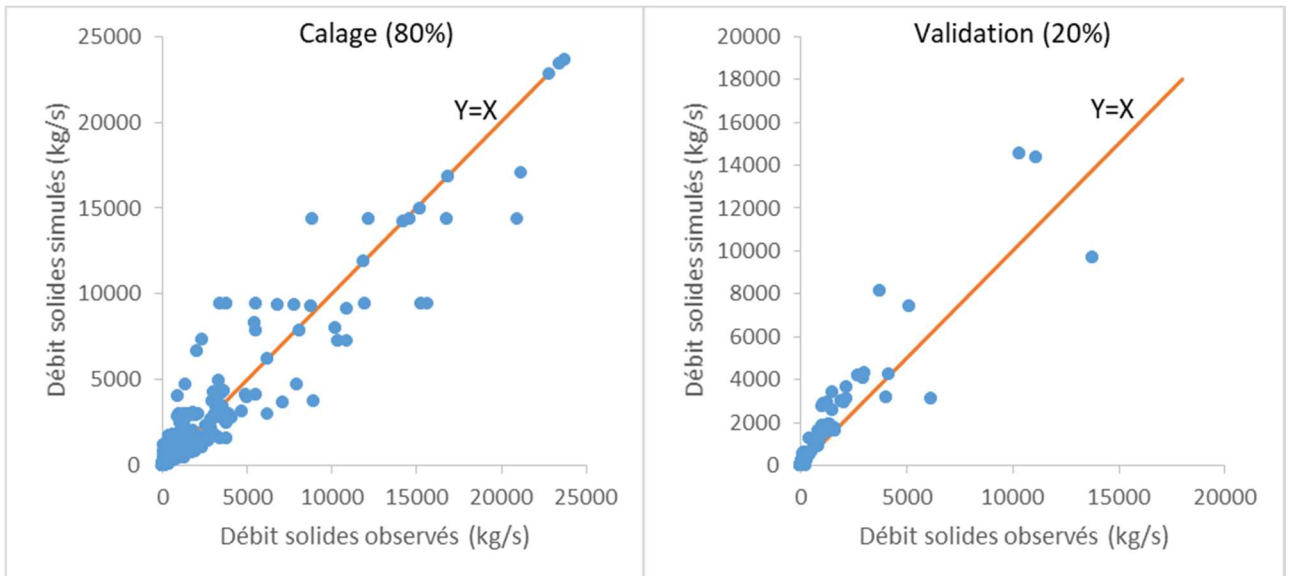
**Nombre de neurones cachés =9**



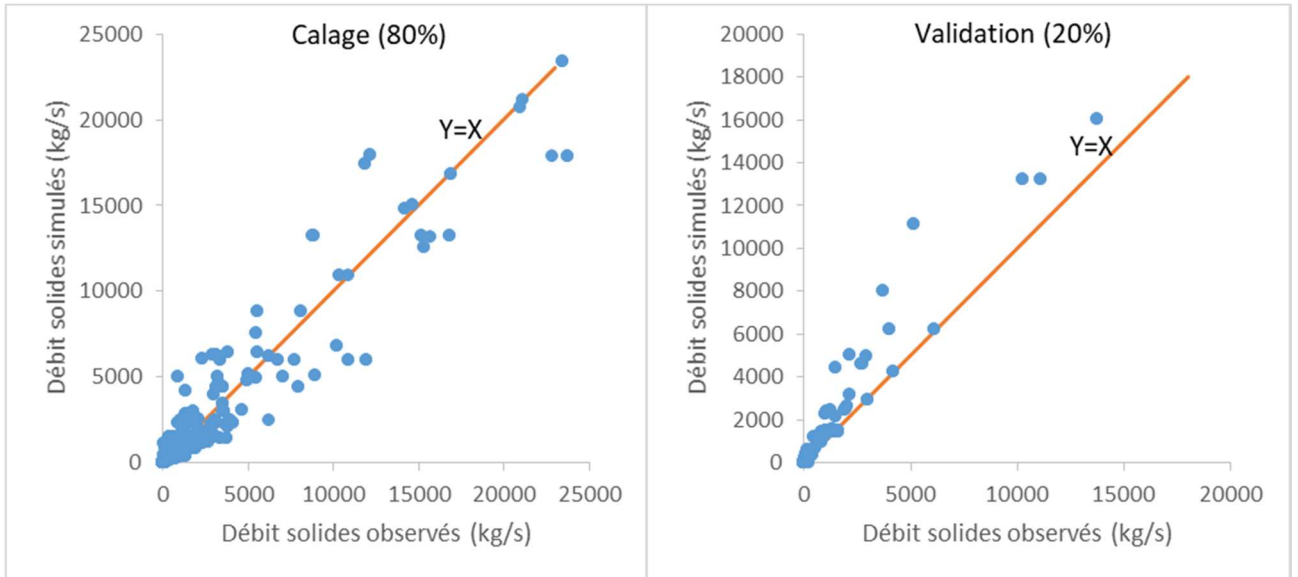
**Nombre de neurones cachés =10**



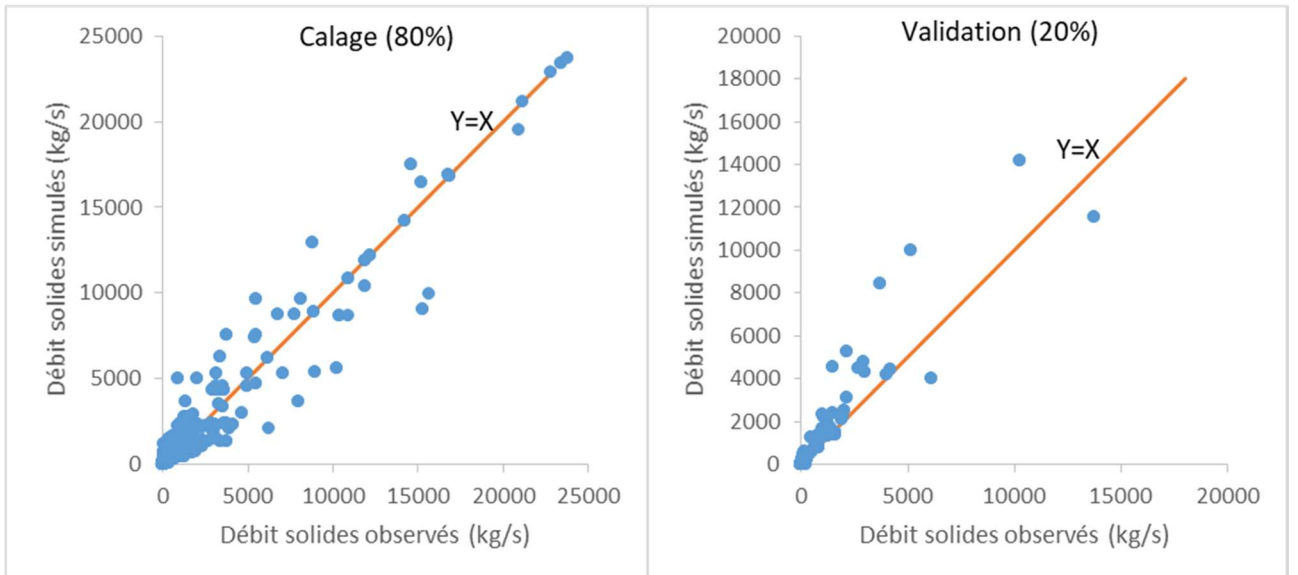
**Nombre de neurones cachés =20**



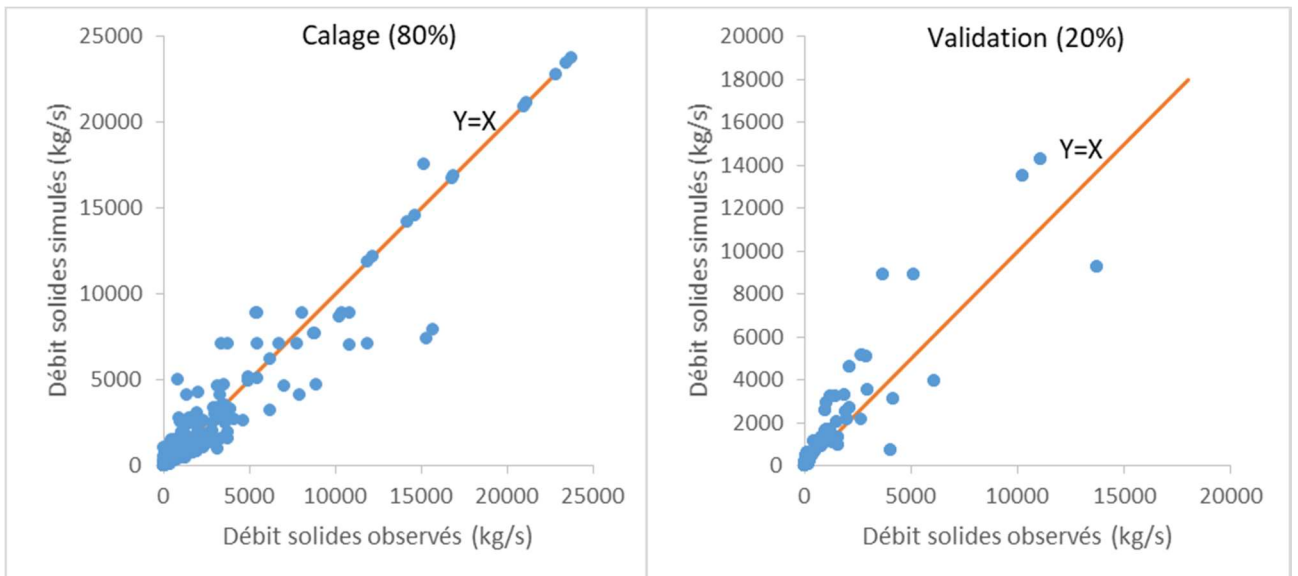
**Nombre de neurones cachés =30**



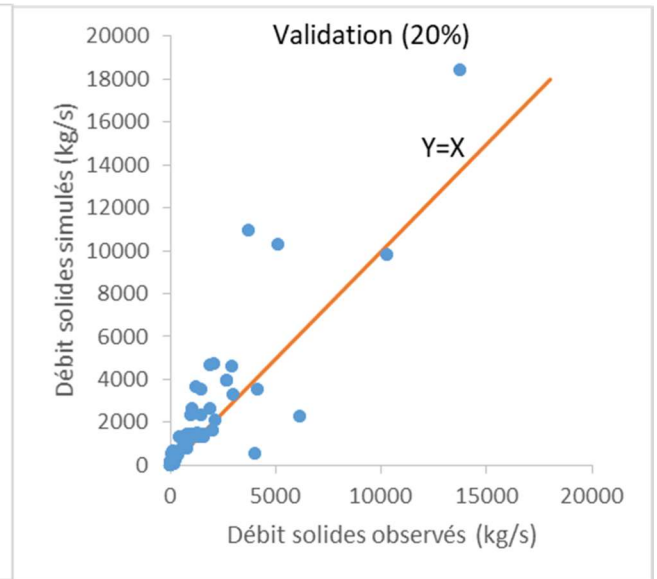
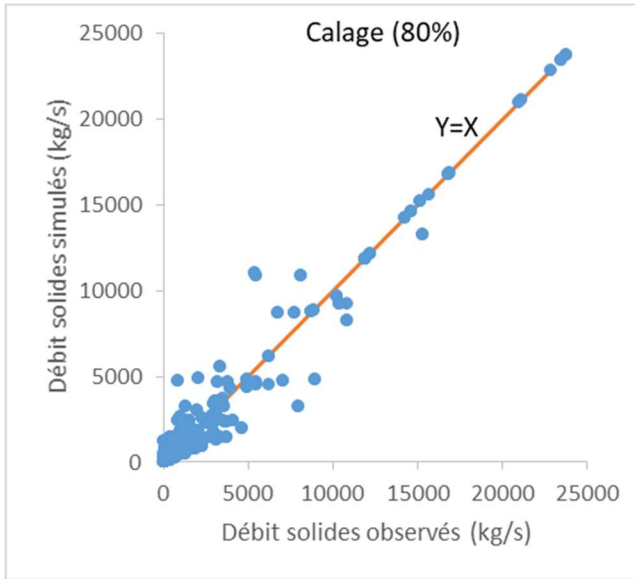
**Nombre de neurones cachés =40**



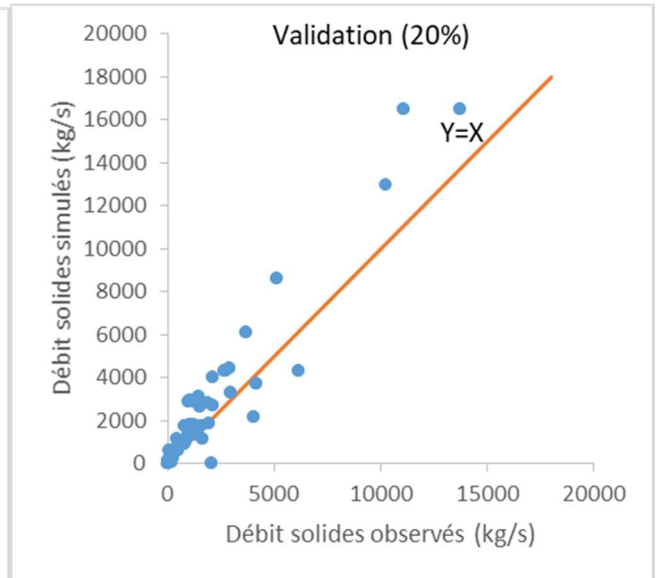
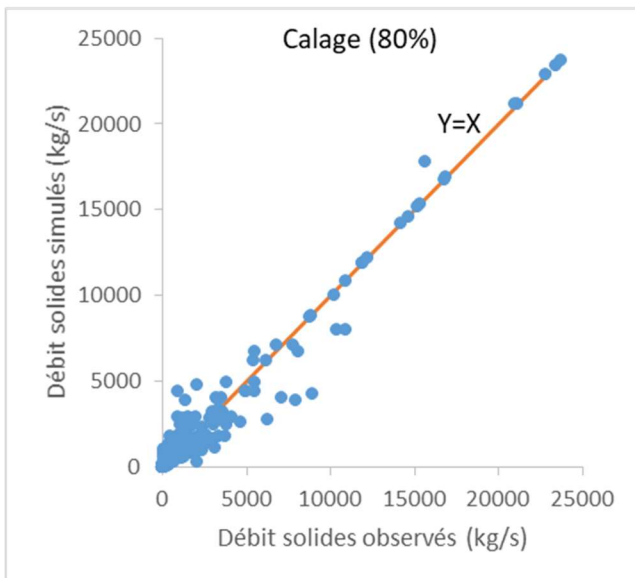
**Nombre de neurones cachés =50**



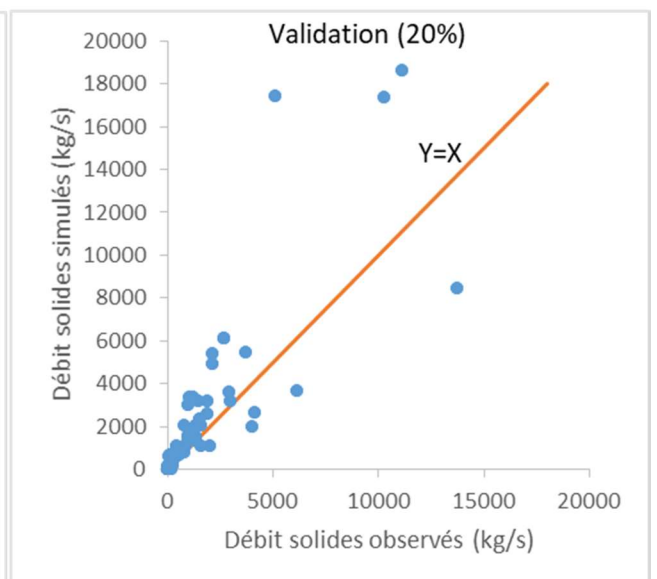
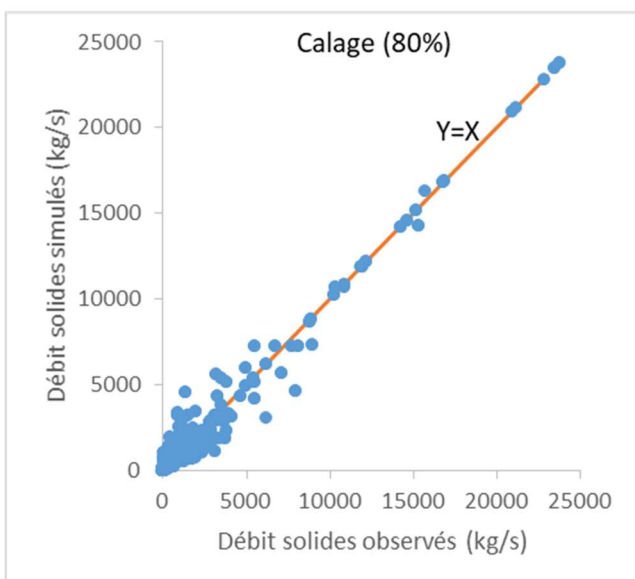
**Nombre de neurones cachés =60**



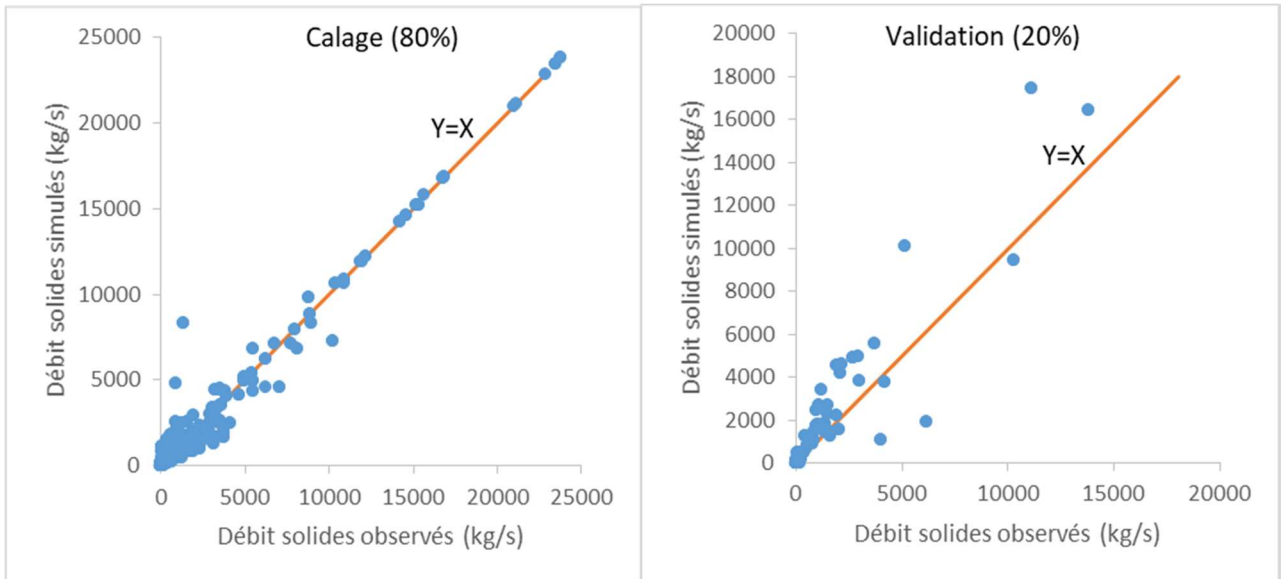
**Nombre de neurones cachés =70**



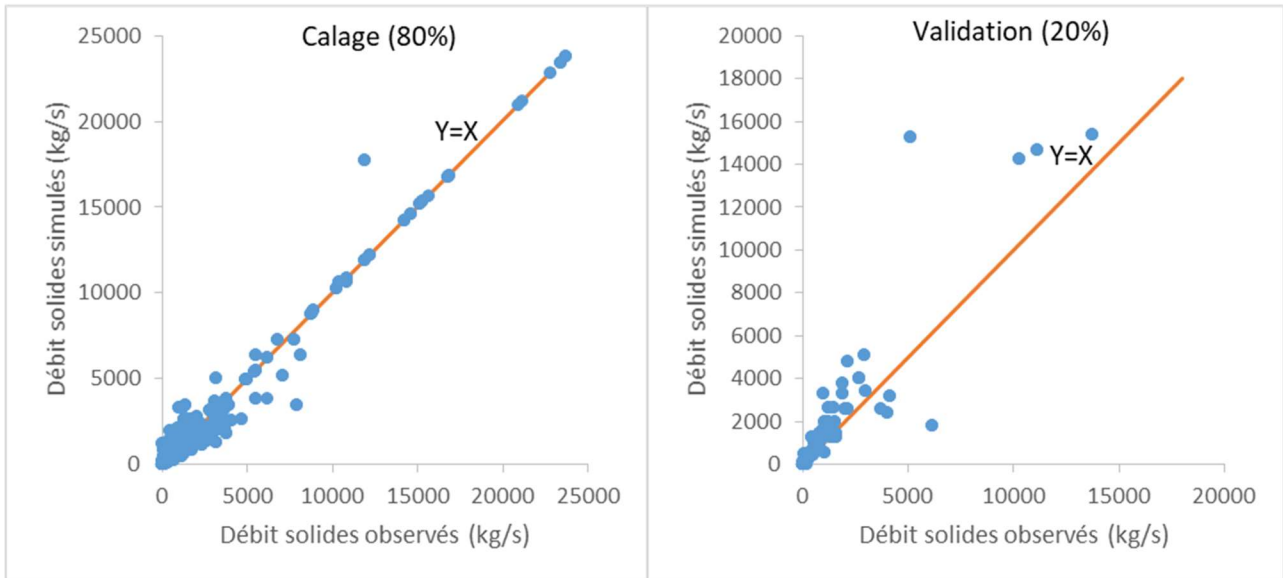
**Nombre de neurones cachés =80**



**Nombre de neurones cachés =90**



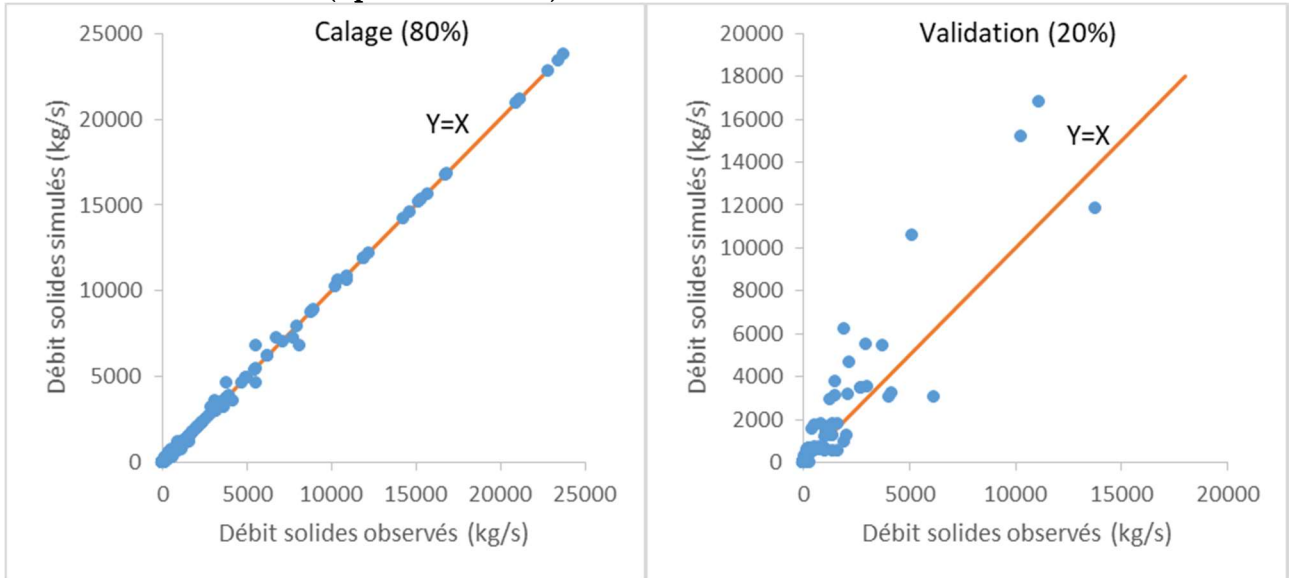
**Nombre de neurones cachés =100**



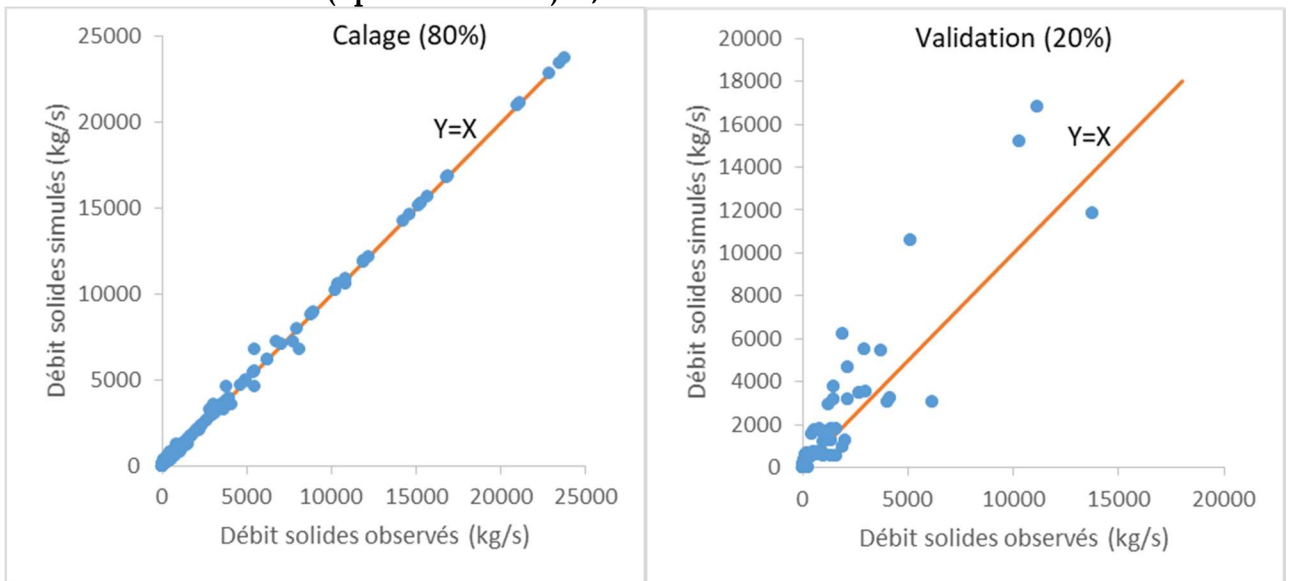
## ANNEXE 2

### Débits solides simulés- Débits solides observées par le modèle Generalized Regression

Constante d'étalements (Spread constant)=0,001

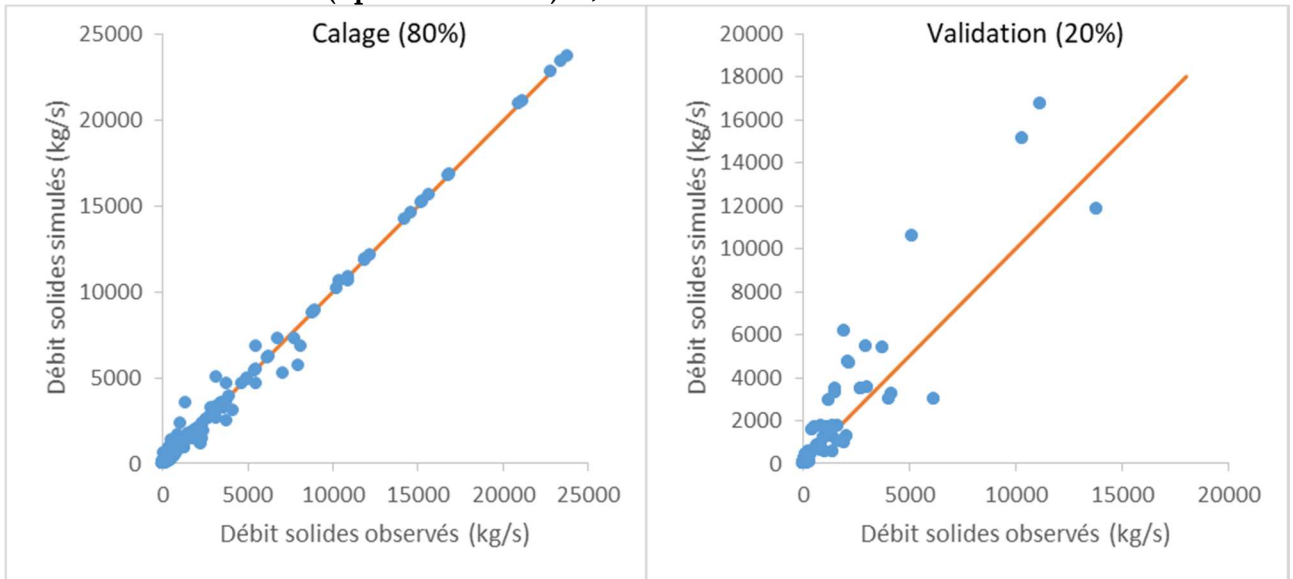


Constante d'étalements (Spread constant)=0,01

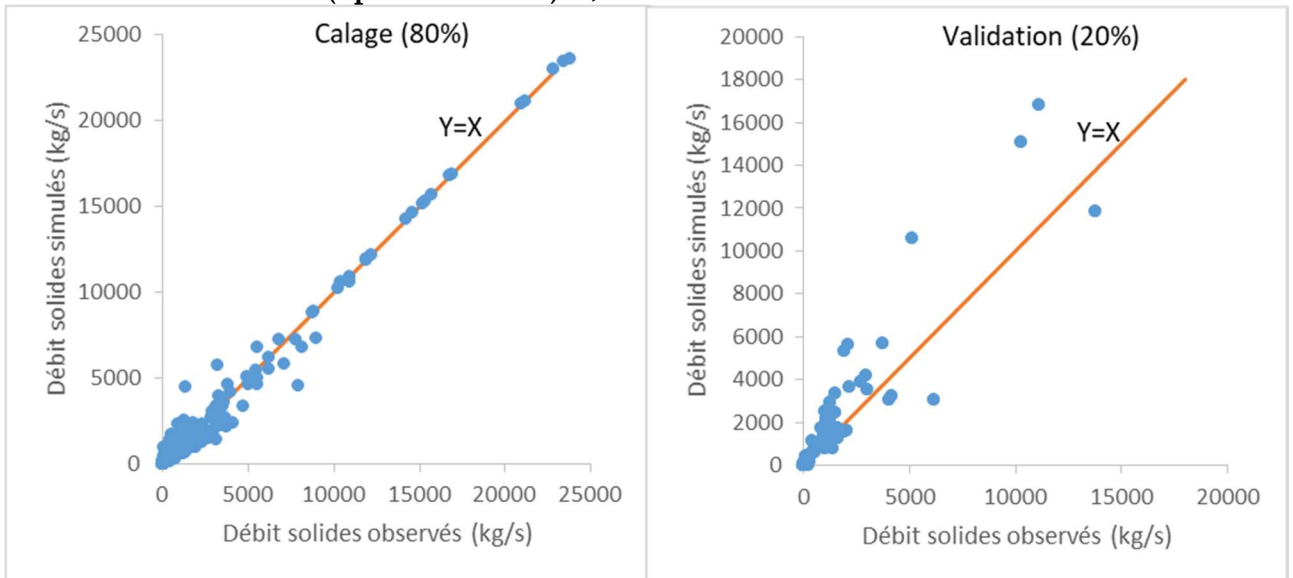




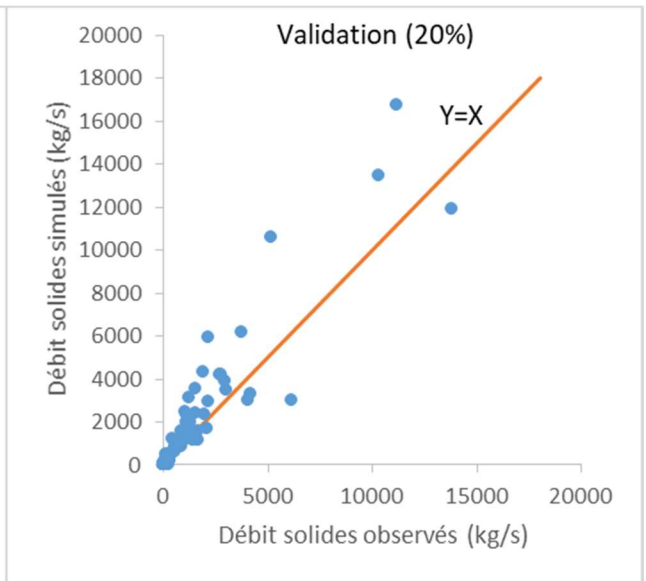
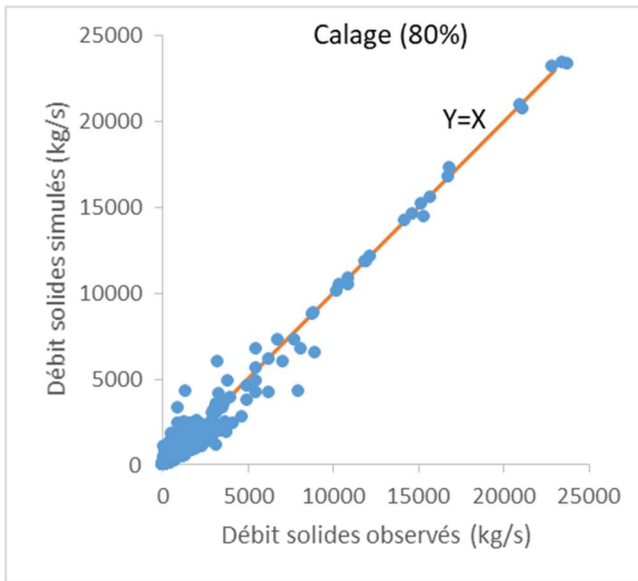
**Constante d'étalements (Spread constant)=0,1**



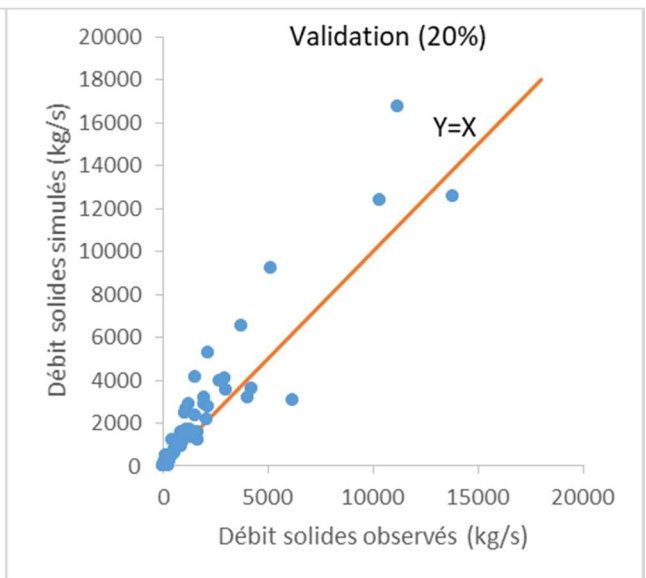
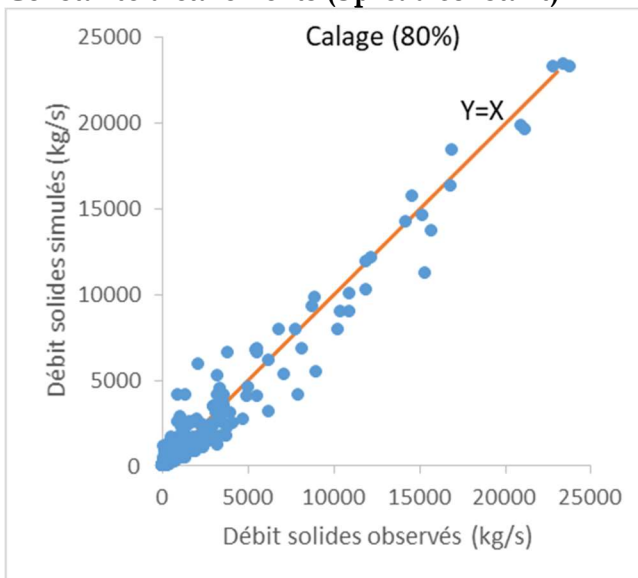
**Constante d'étalements (Spread constant)=0,5**



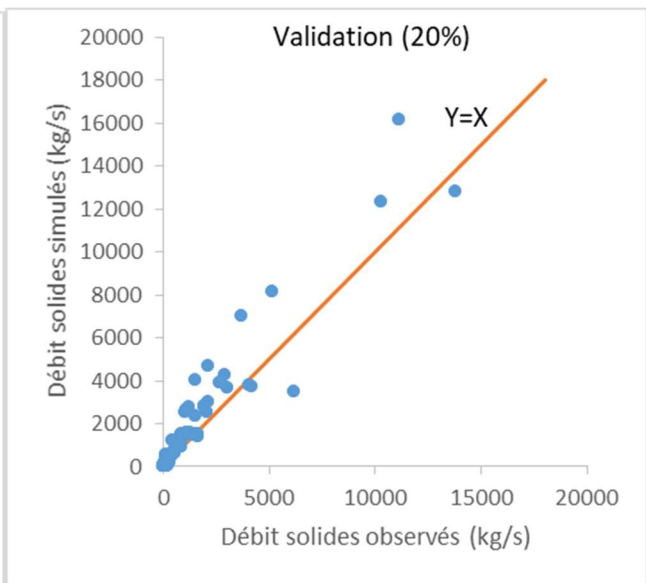
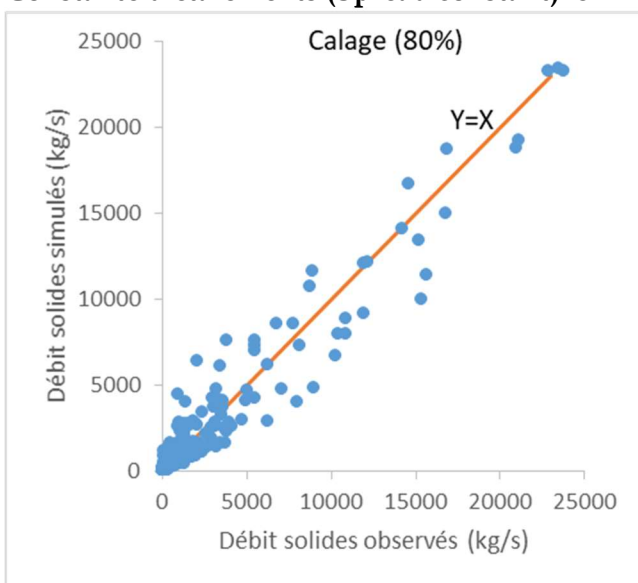
**Constante d'étalements (Spread constant)=1**



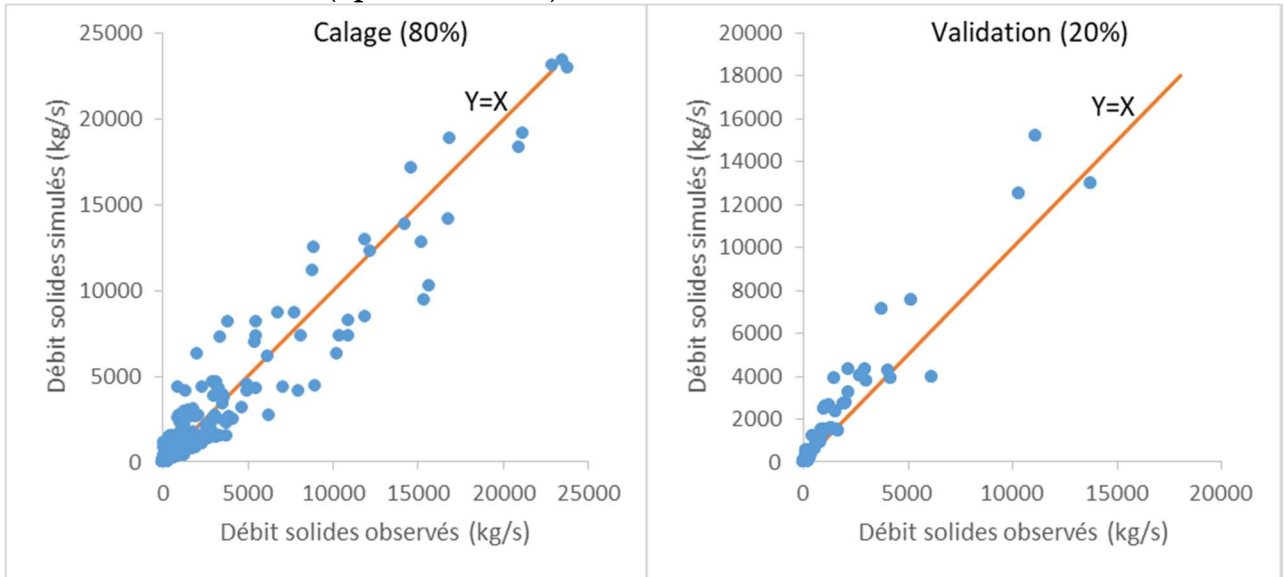
**Constante d'étalements (Spread constant)=2**



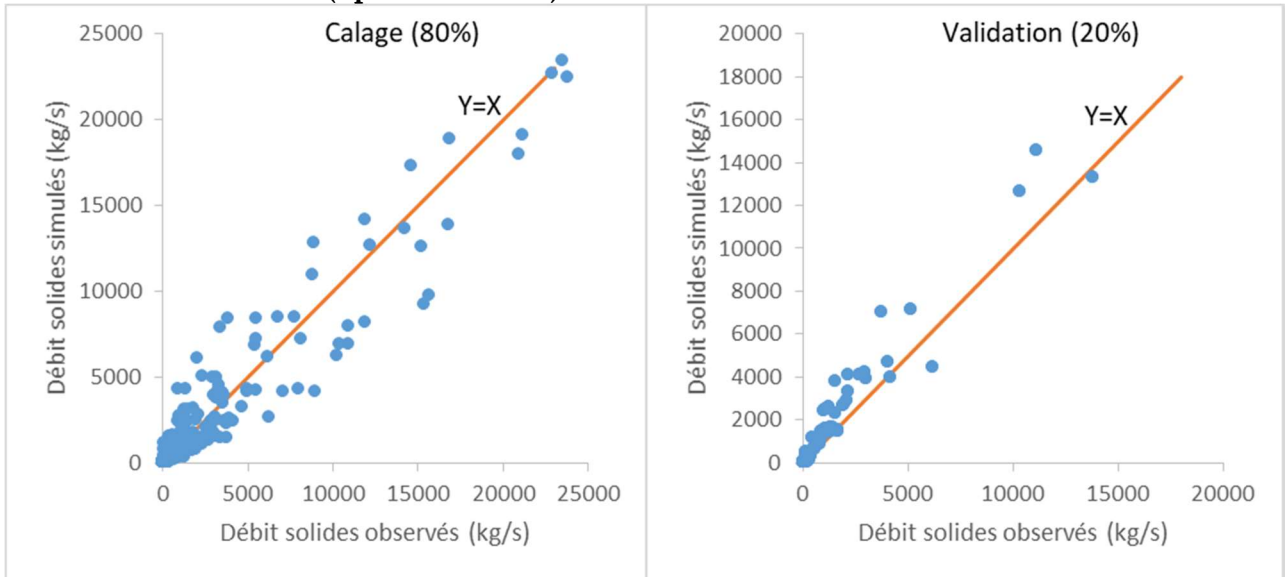
**Constante d'étalements (Spread constant)=3**



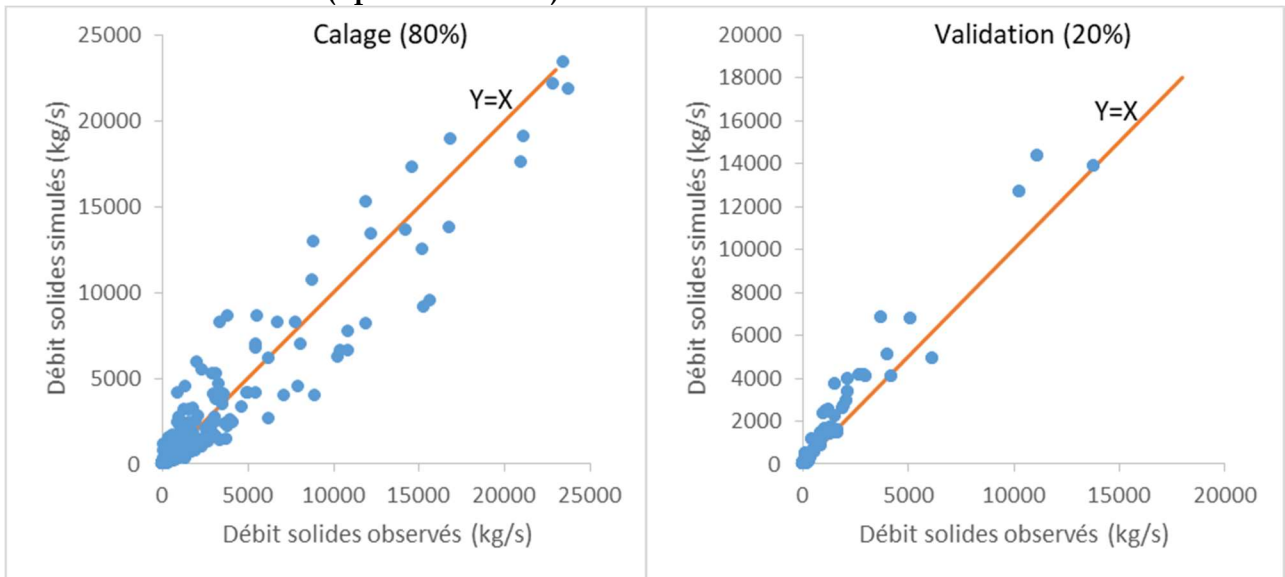
**Constante d'étalements (Spread constant)=4**



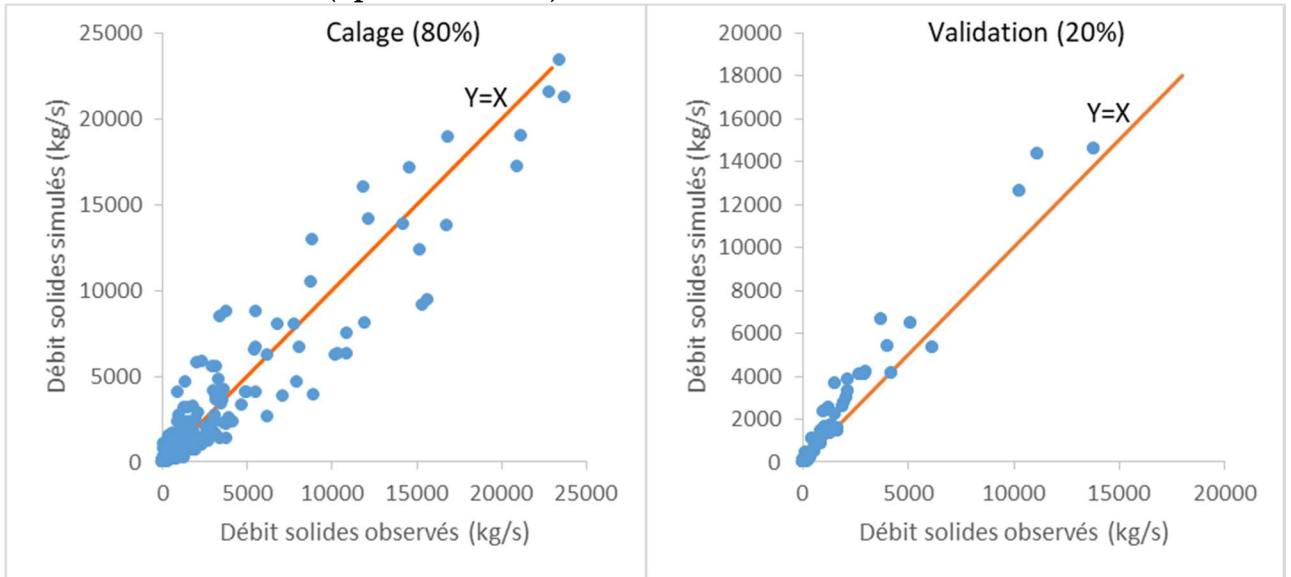
**Constante d'étalements (Spread constant)=5**



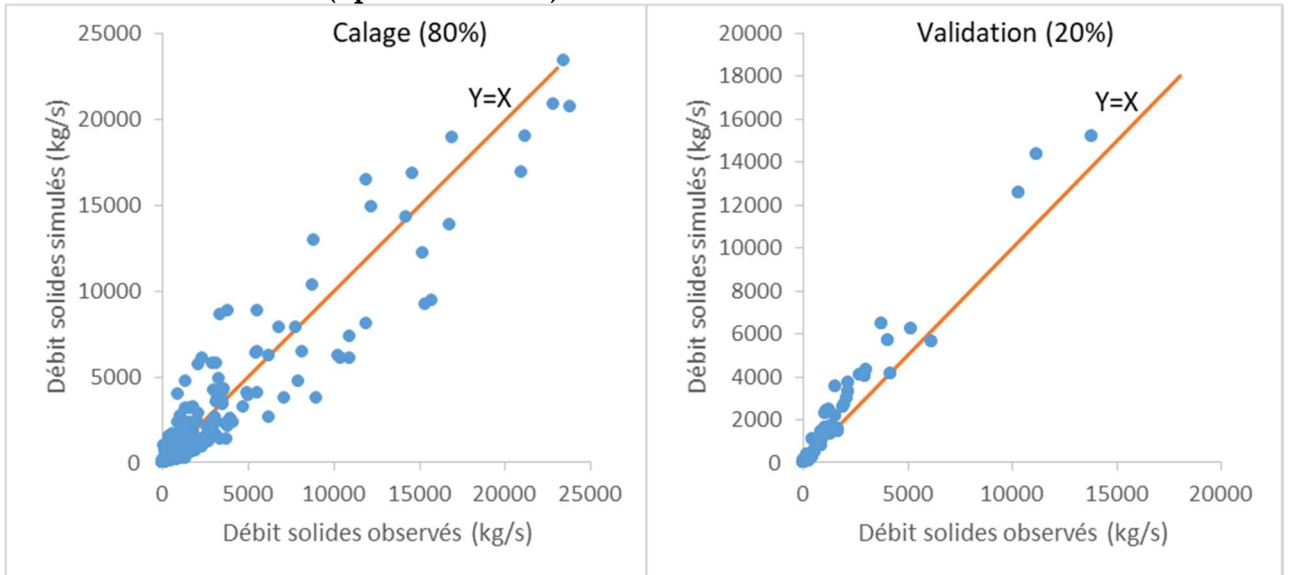
**Constante d'étalements (Spread constant)=6**



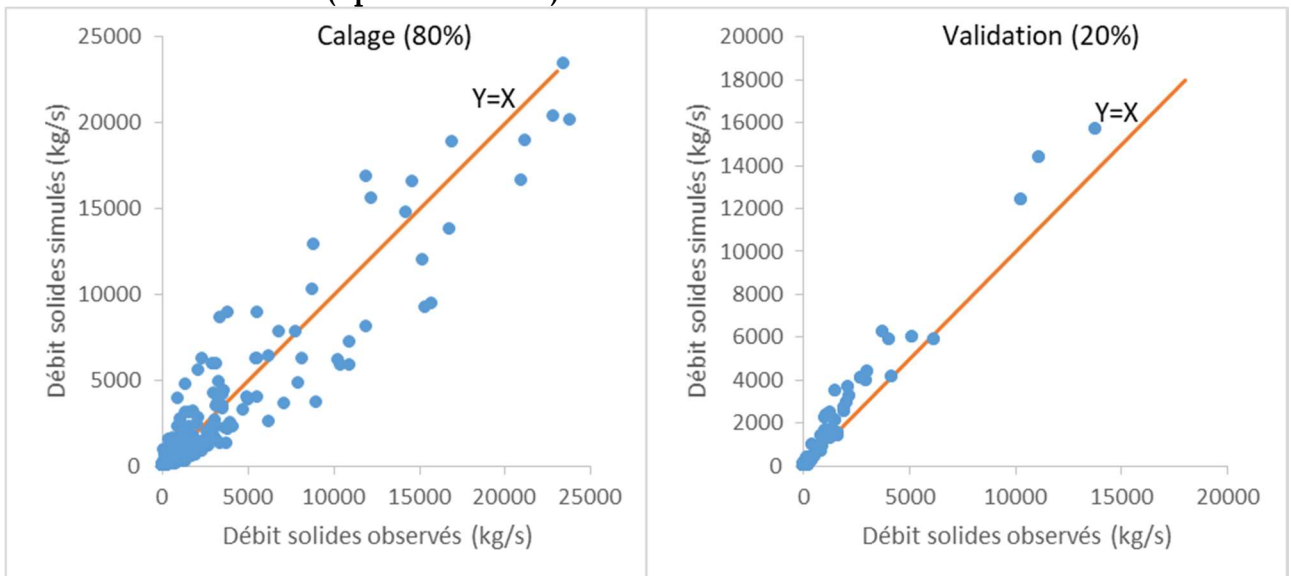
**Constante d'étalements (Spread constant)=7**



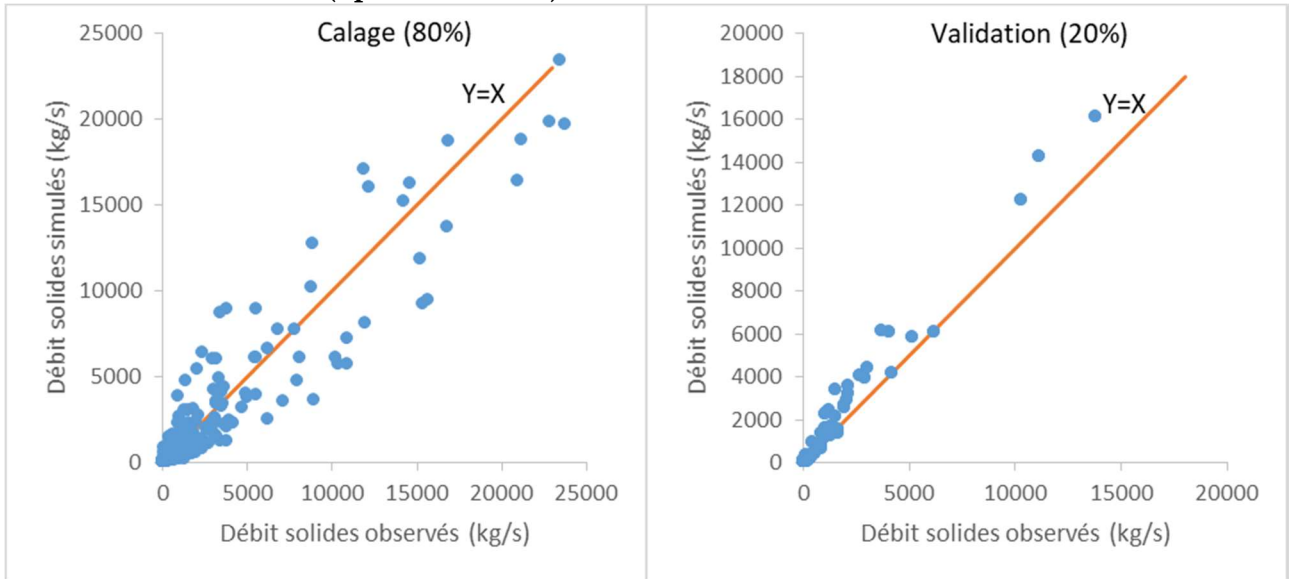
**Constante d'étalements (Spread constant)=8**



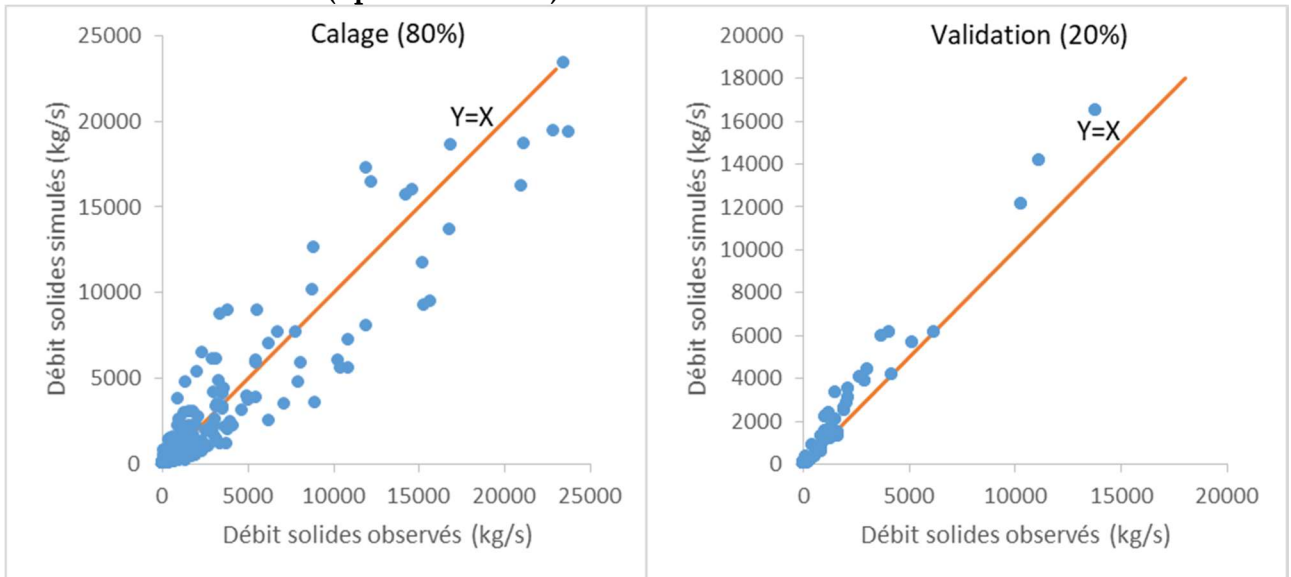
**Constante d'étalements (Spread constant)=9**



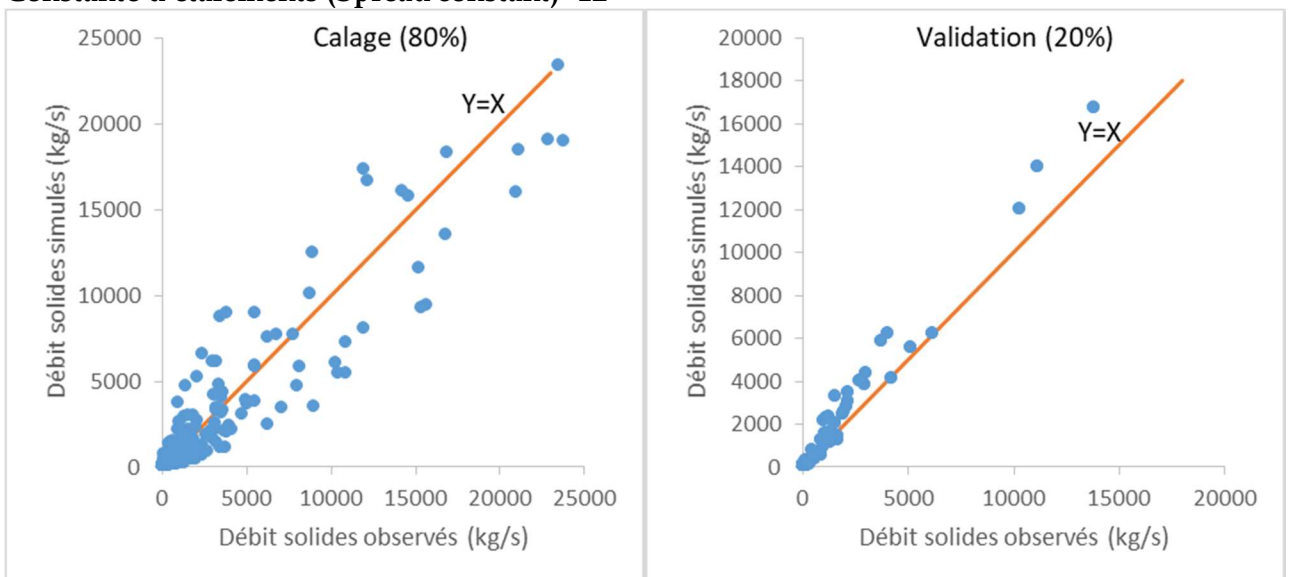
**Constante d'étalements (Spread constant)=10**



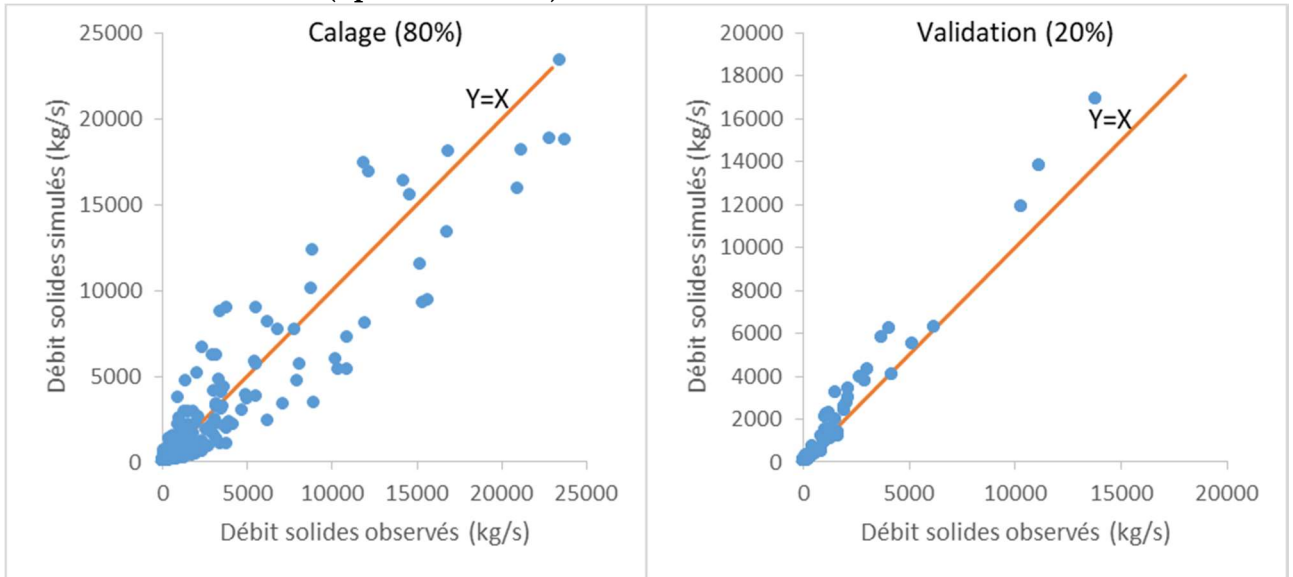
**Constante d'étalements (Spread constant)=11**



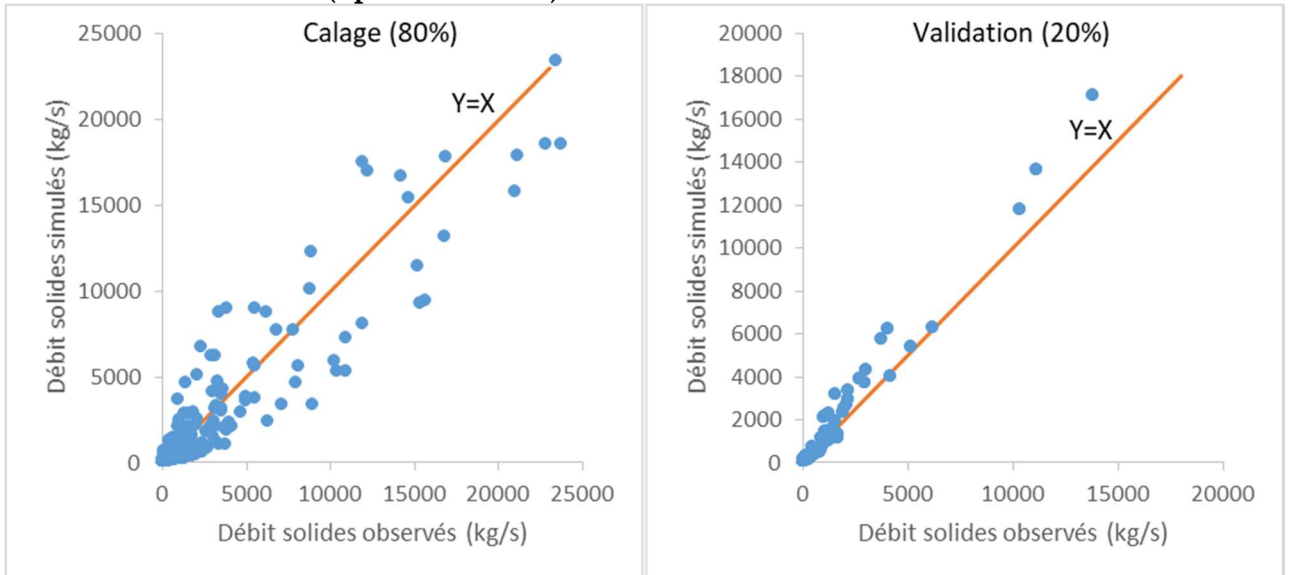
**Constante d'étalements (Spread constant)=12**



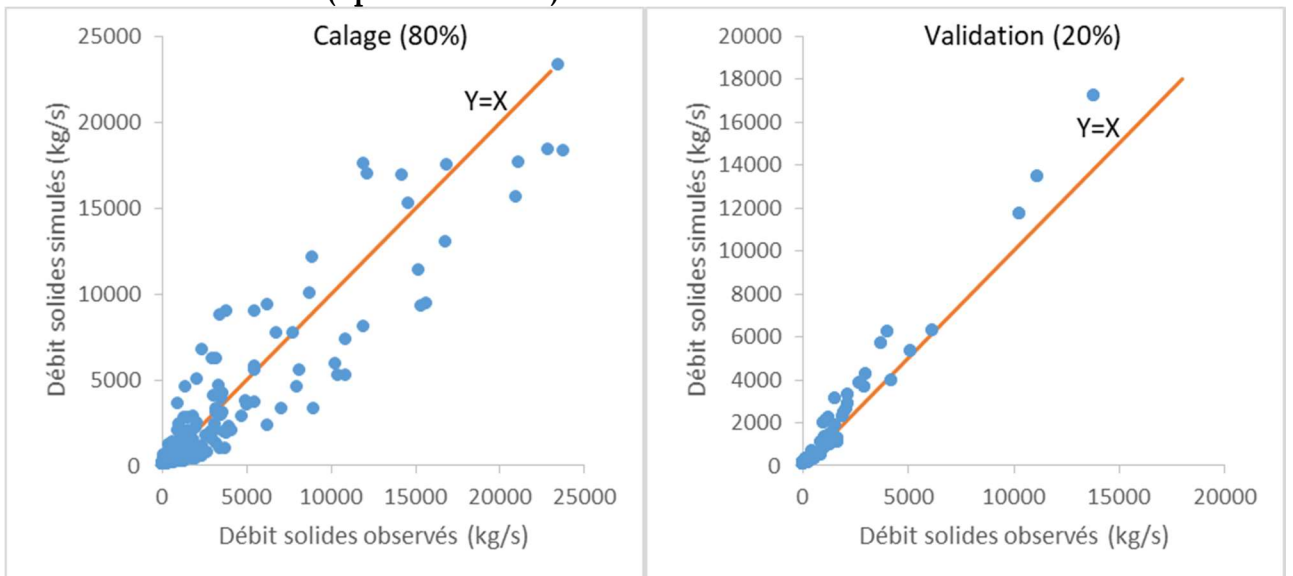
**Constante d'étalements (Spread constant)=13**



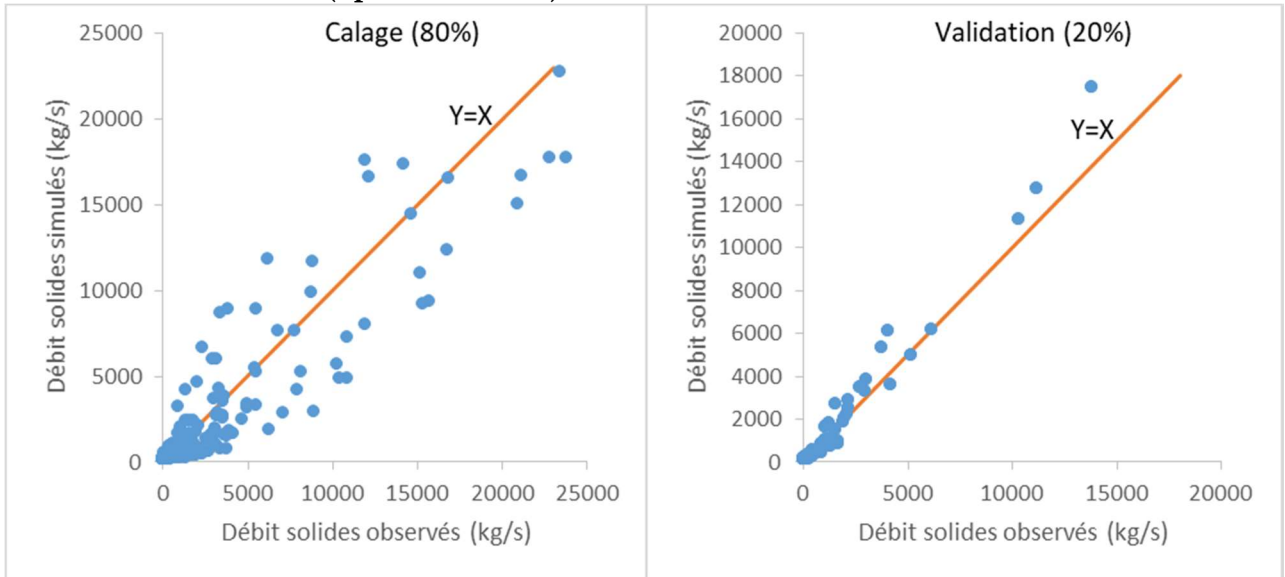
**Constante d'étalements (Spread constant)=14**



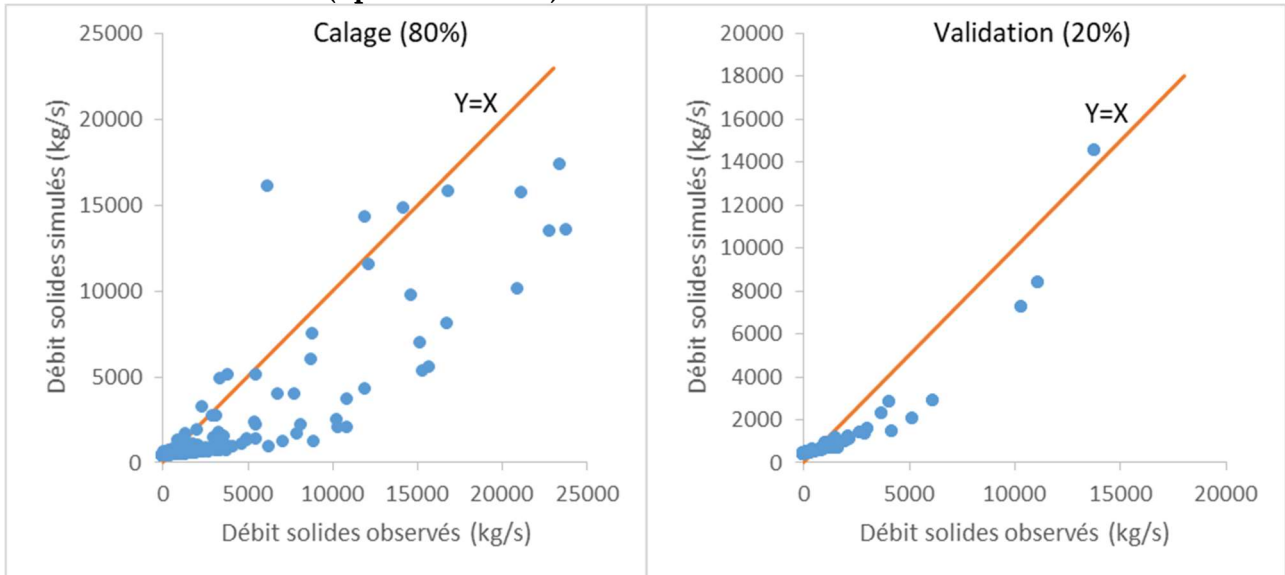
**Constante d'étalements (Spread constant)=15**



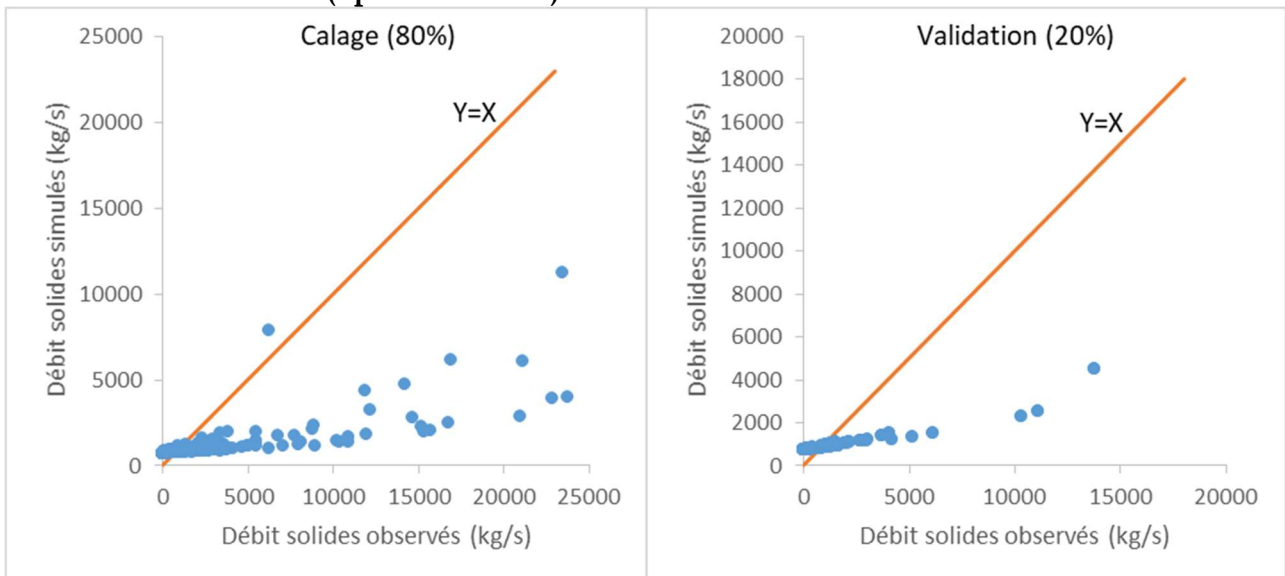
**Constante d'étalements (Spread constant)=20**



**Constante d'étalements (Spread constant)=50**



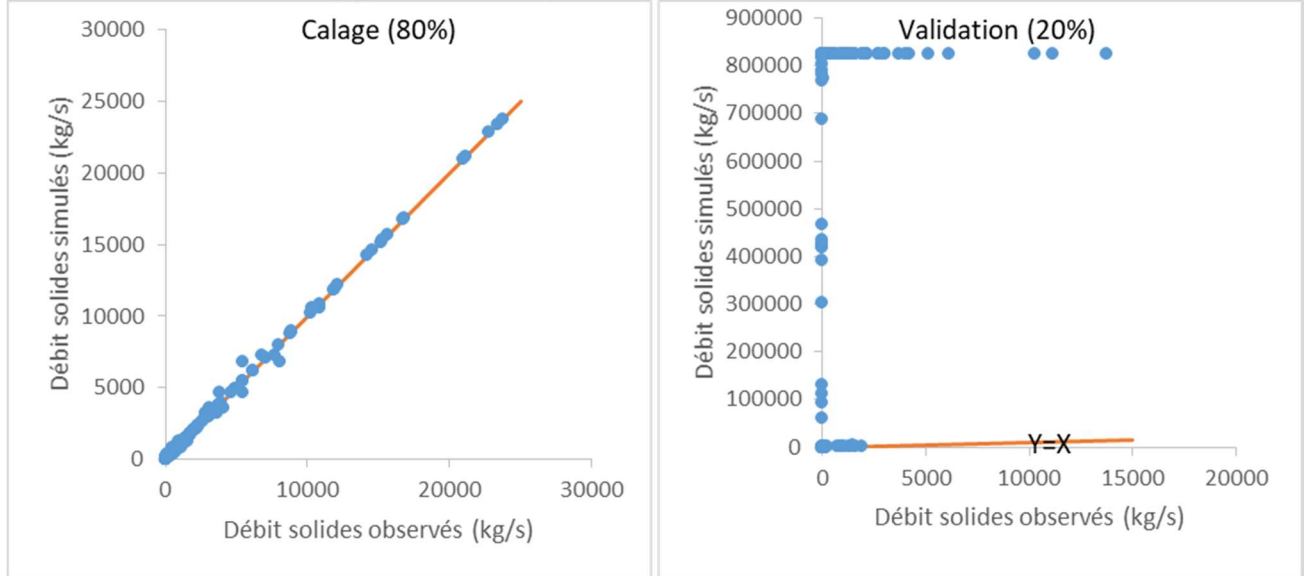
**Constante d'étalements (Spread constant)=100**



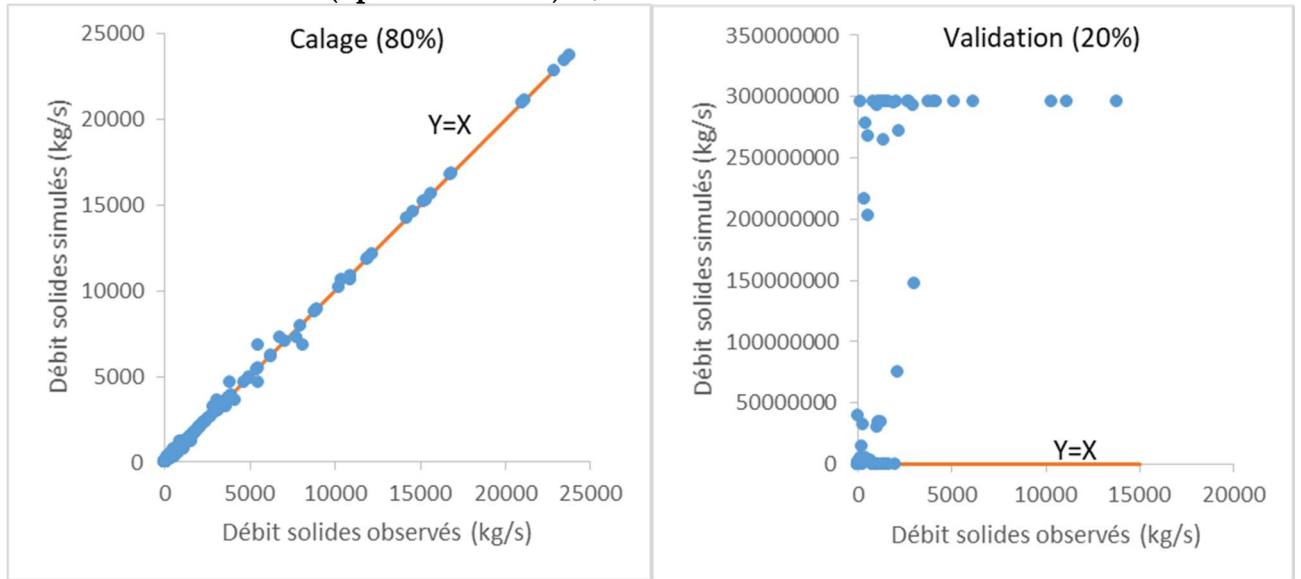
### ANNEXE 3

#### Débits solides simulés- Débits solides observées par le modèle Radial Basis

Constante d'étalements (Spread constant)=0,01

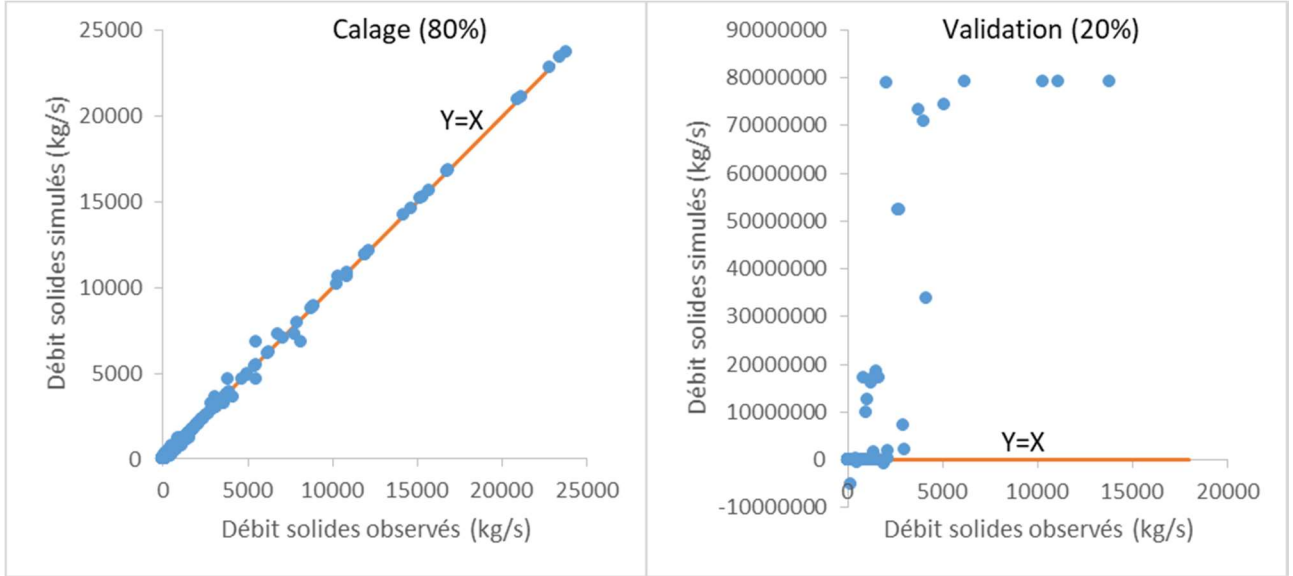


Constante d'étalements (Spread constant)=0,1

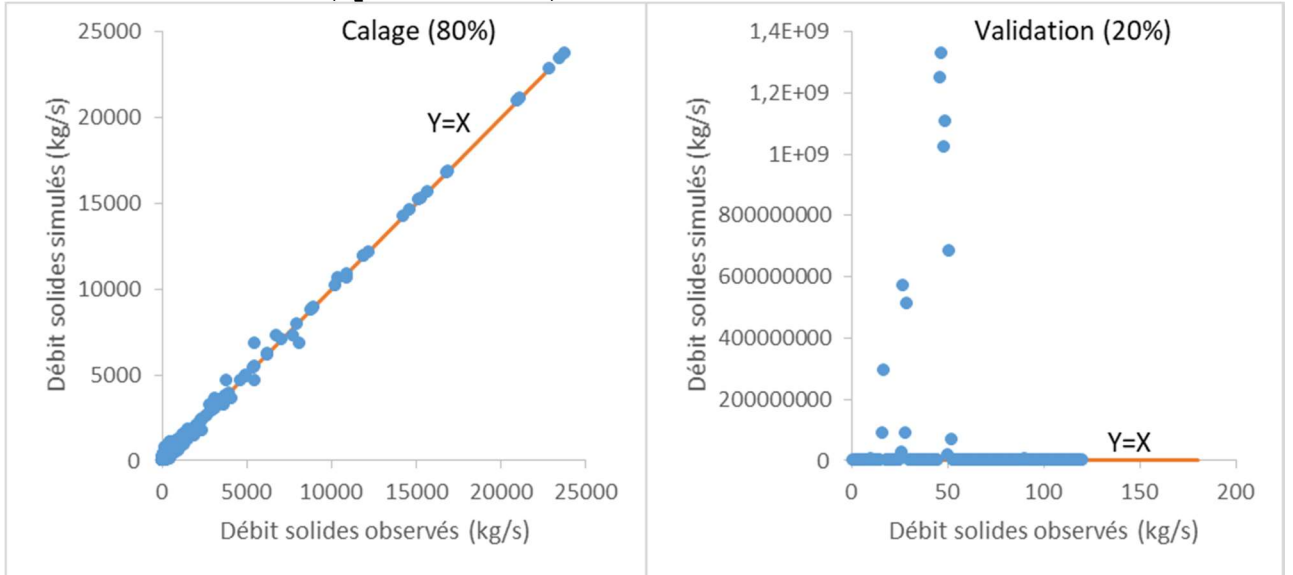




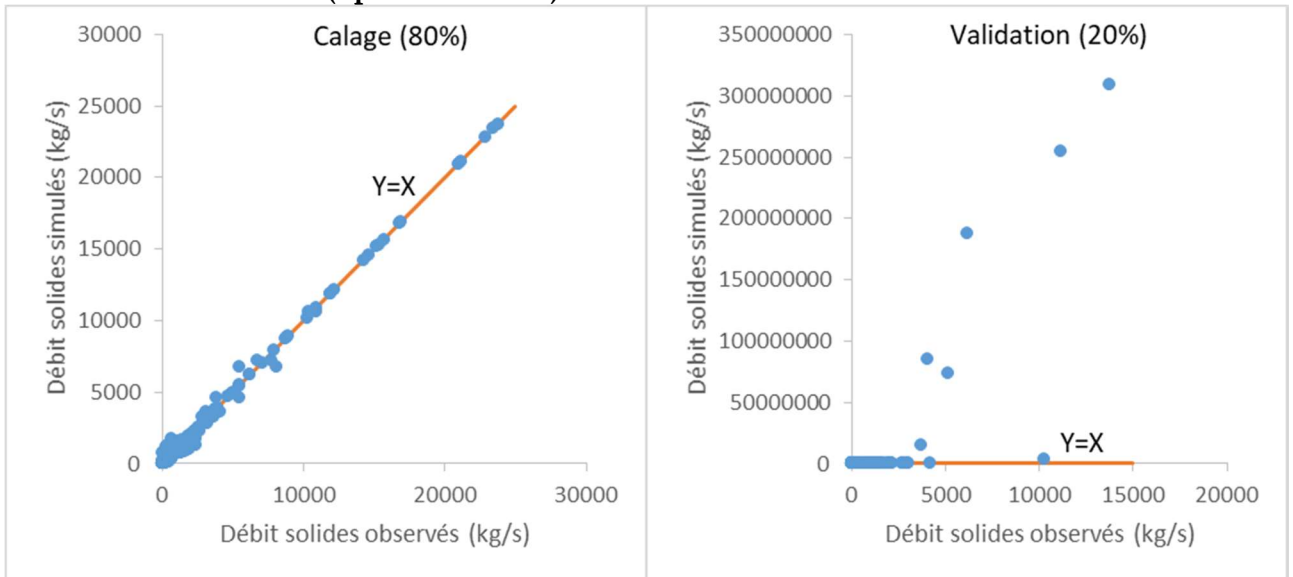
**Constante d'étalements (Spread constant)=0,5**



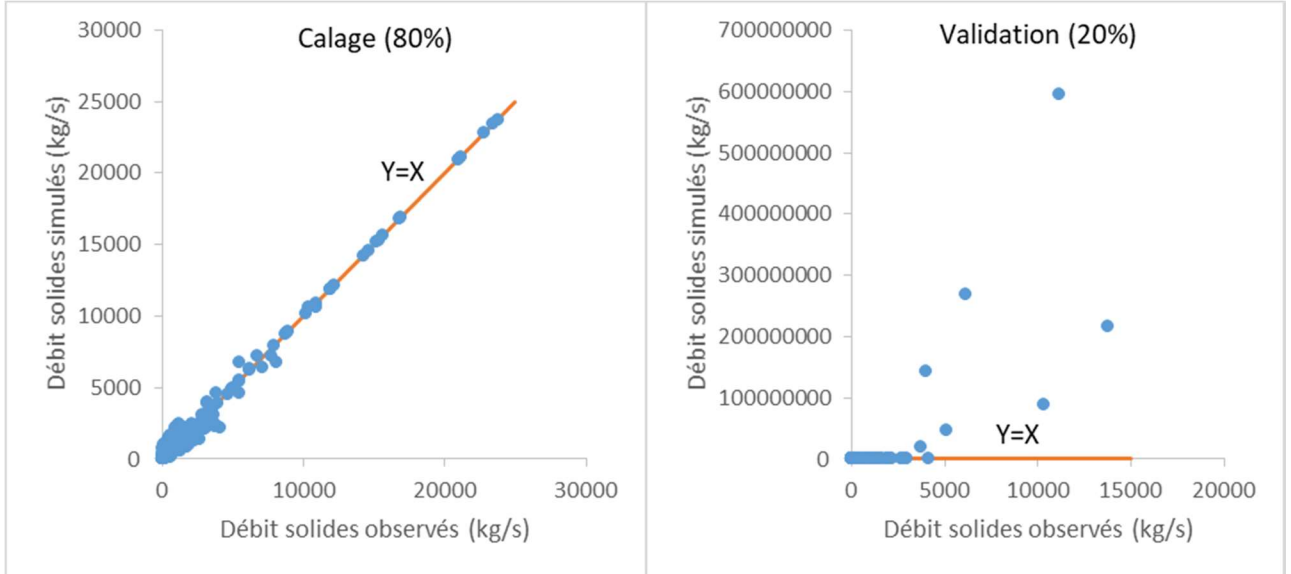
**Constante d'étalements (Spread constant)=1**



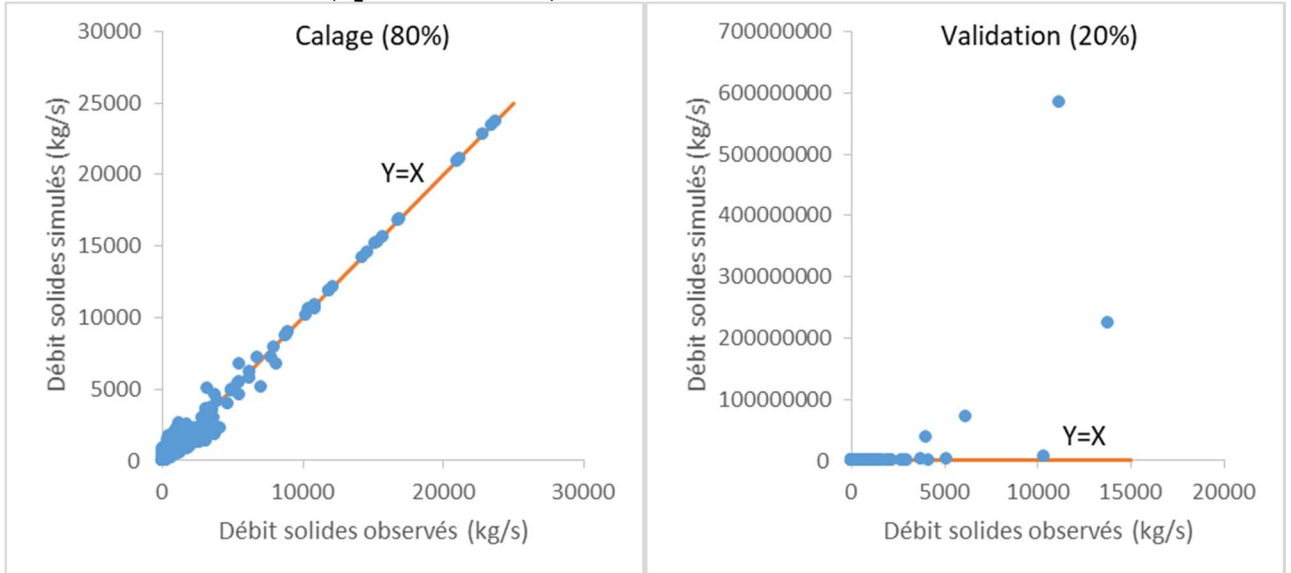
**Constante d'étalements (Spread constant)=2**



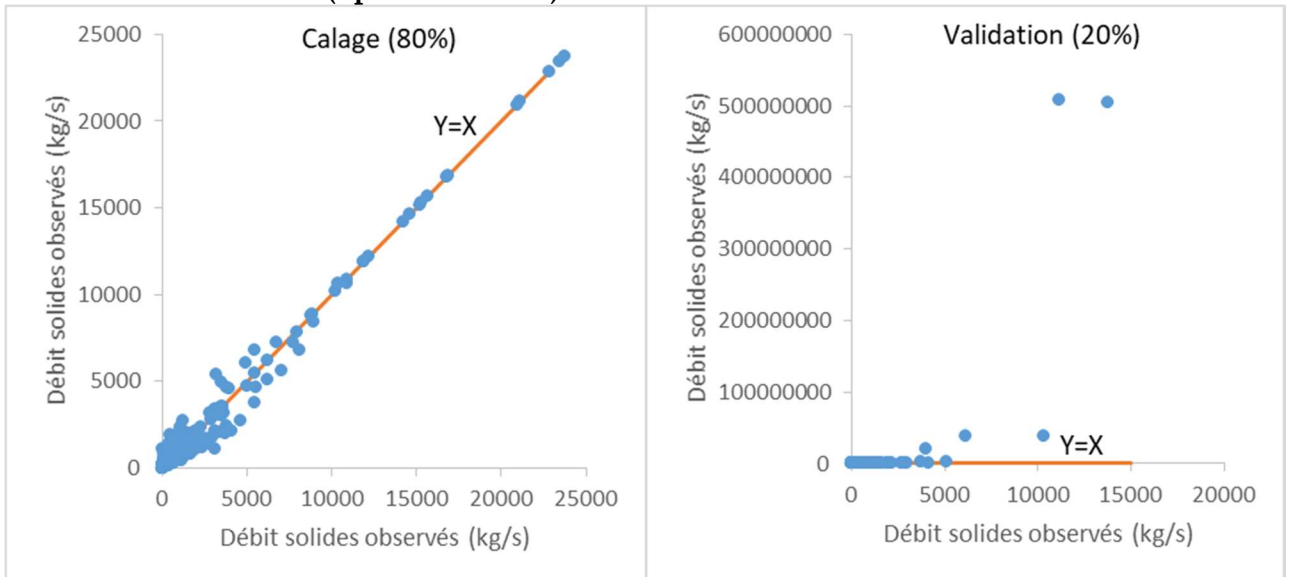
**Constante d'étalements (Spread constant)=3**



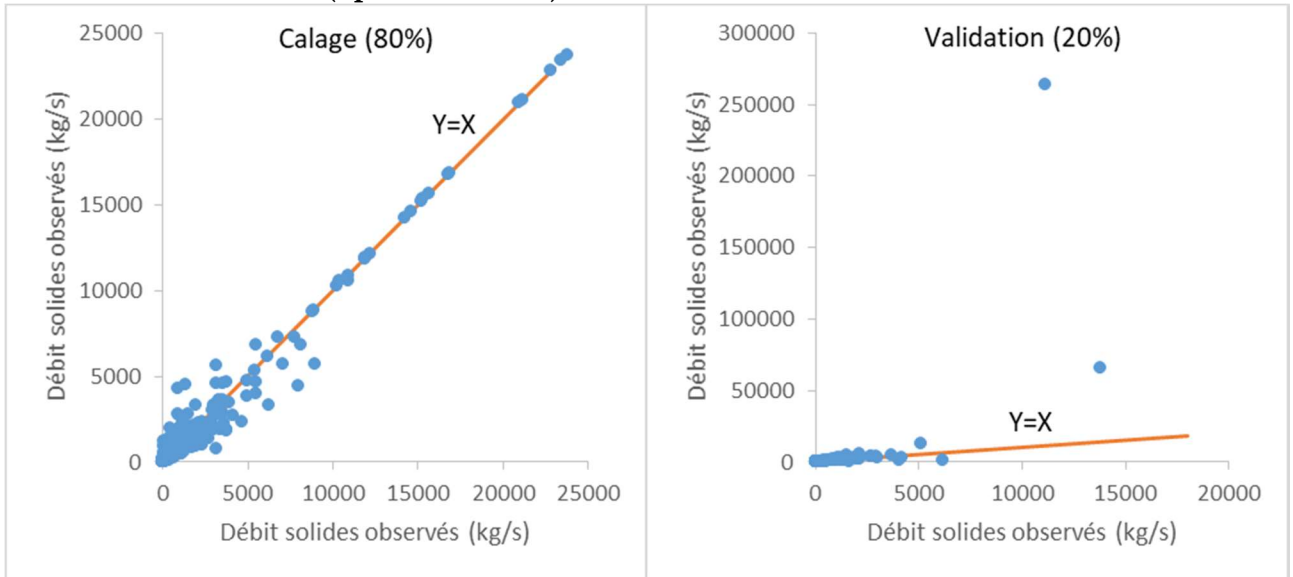
**Constante d'étalements (Spread constant)=4**



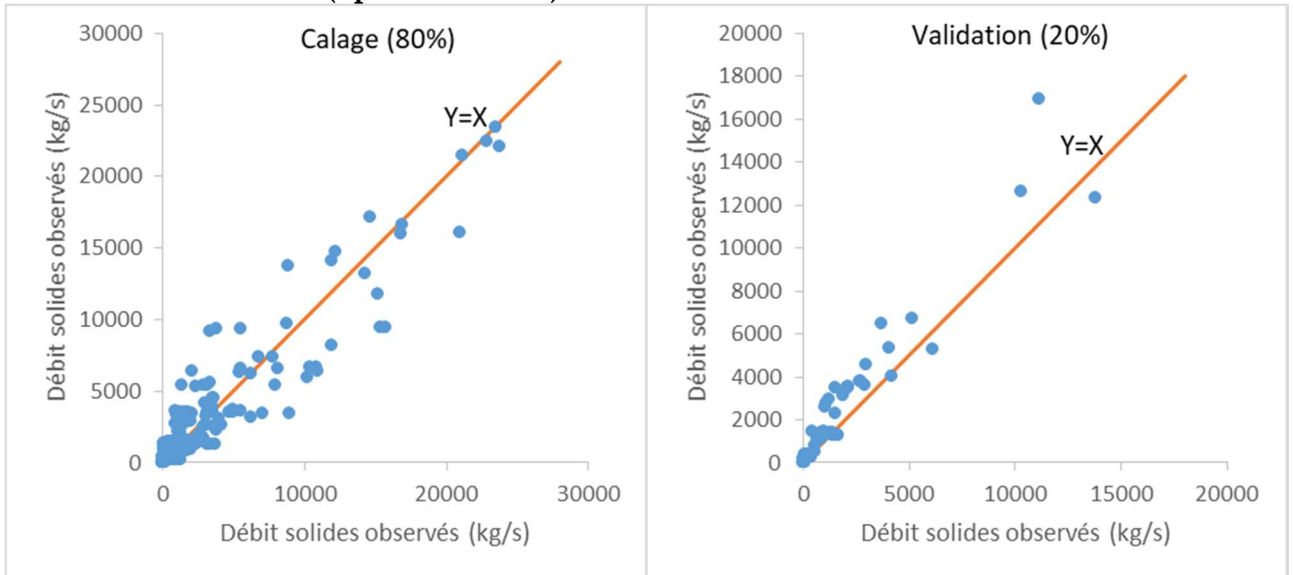
**Constante d'étalements (Spread constant)=5**



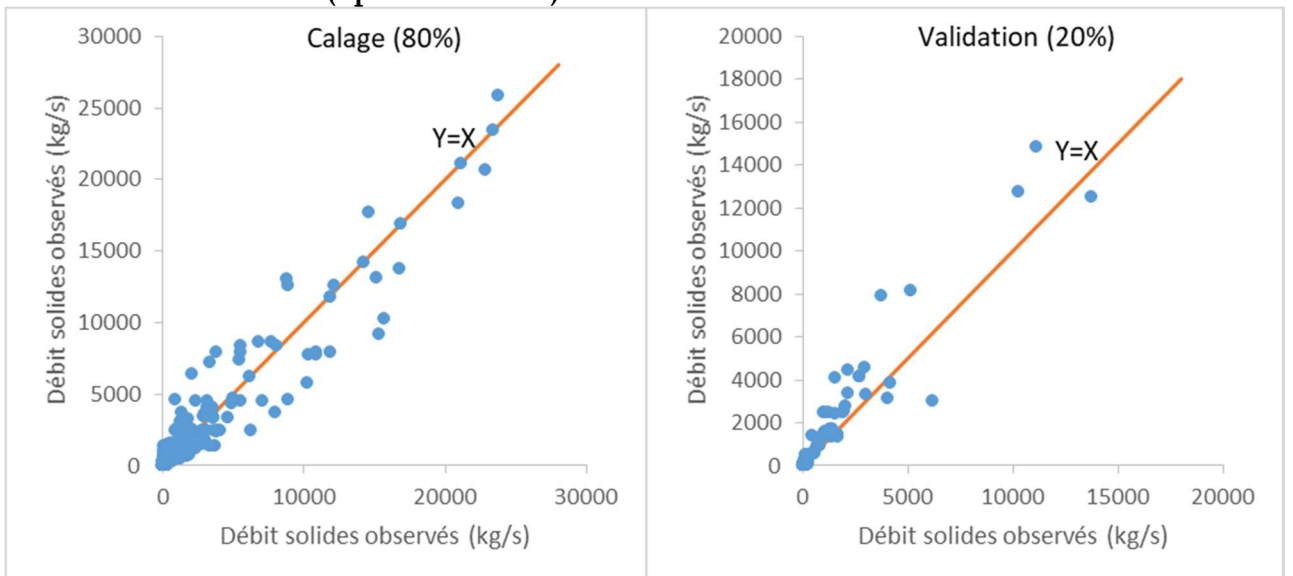
**Constante d'étalements (Spread constant)=10**



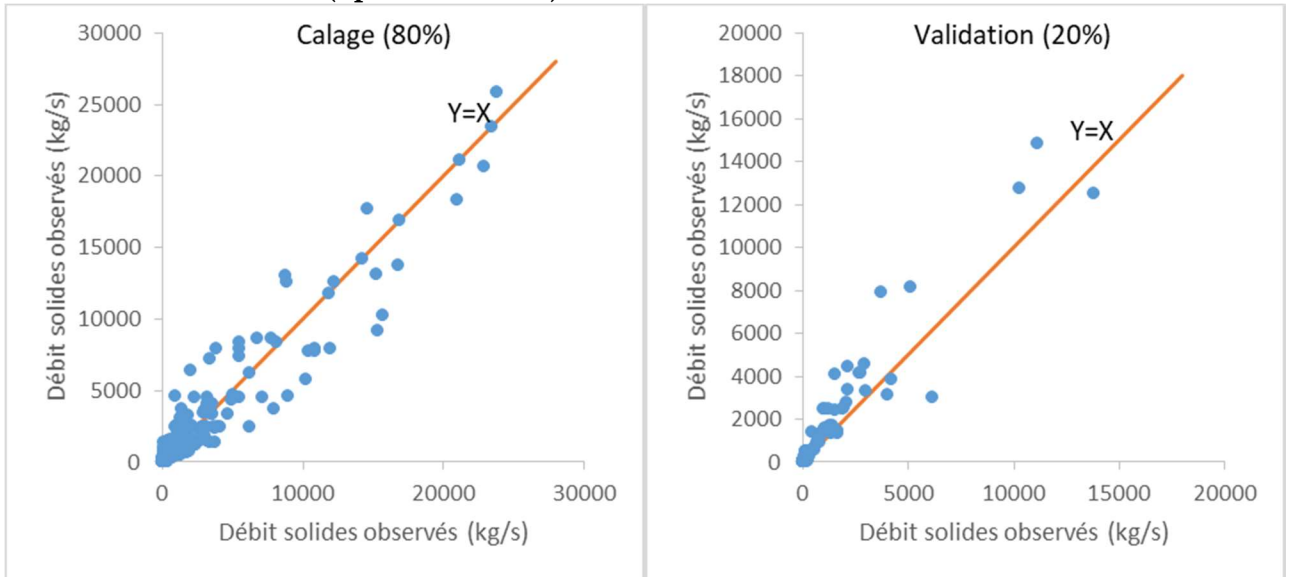
**Constante d'étalements (Spread constant)=20**



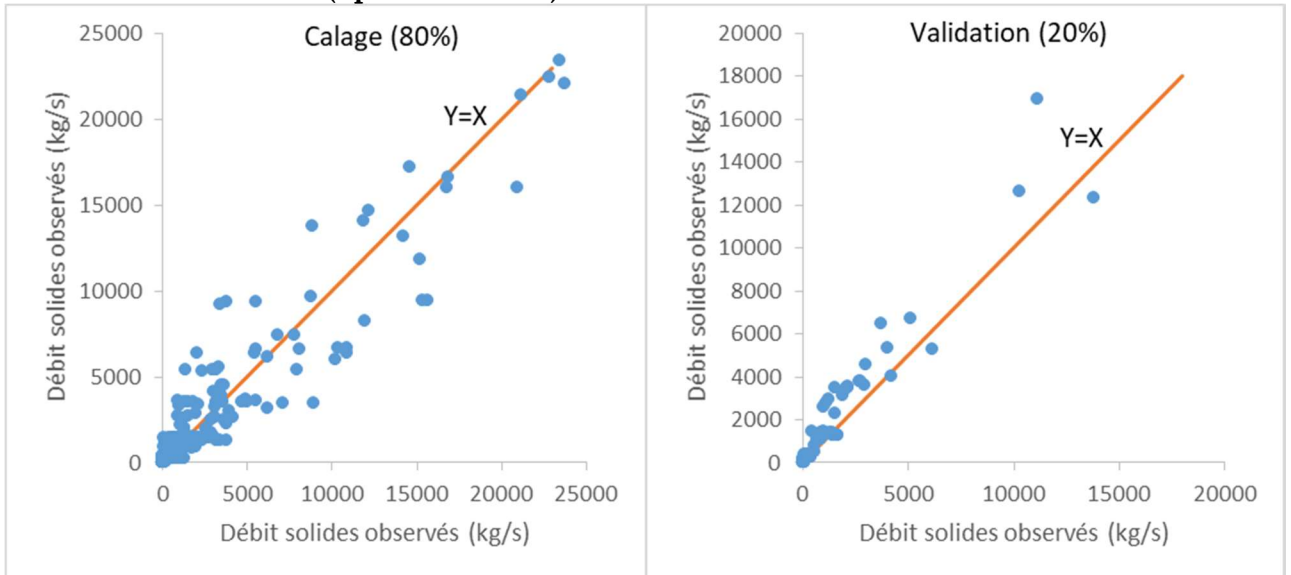
**Constante d'étalements (Spread constant)=30**



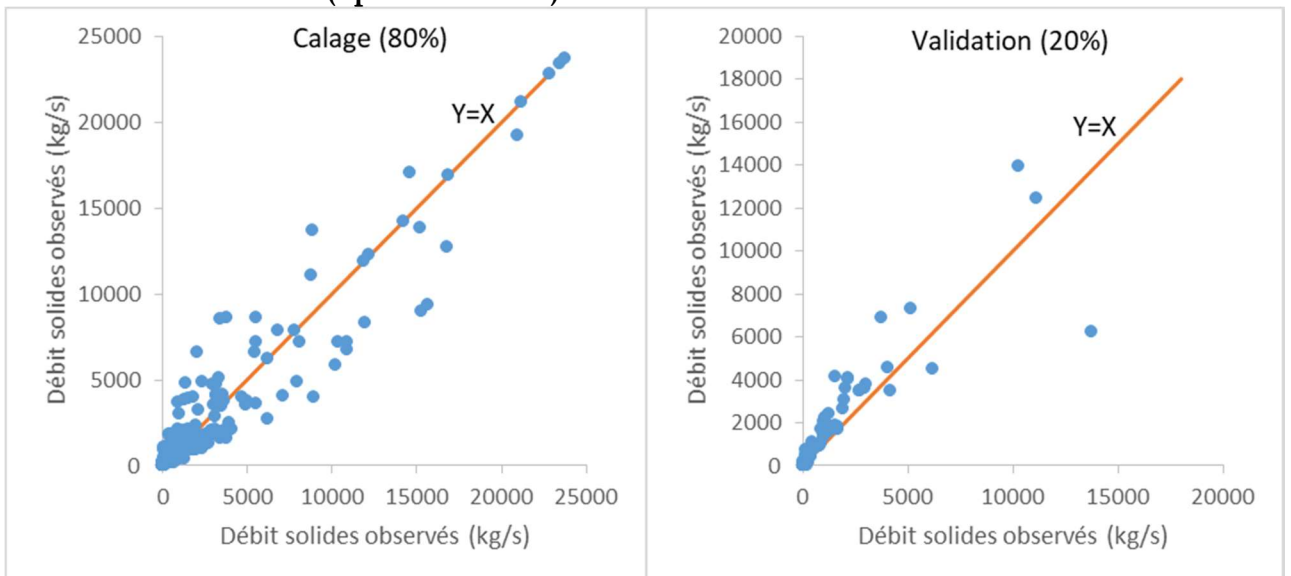
**Constante d'étalements (Spread constant)=40**



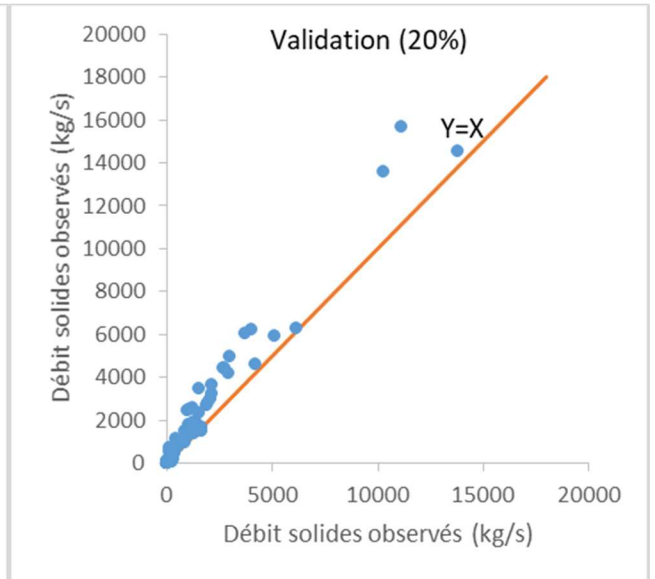
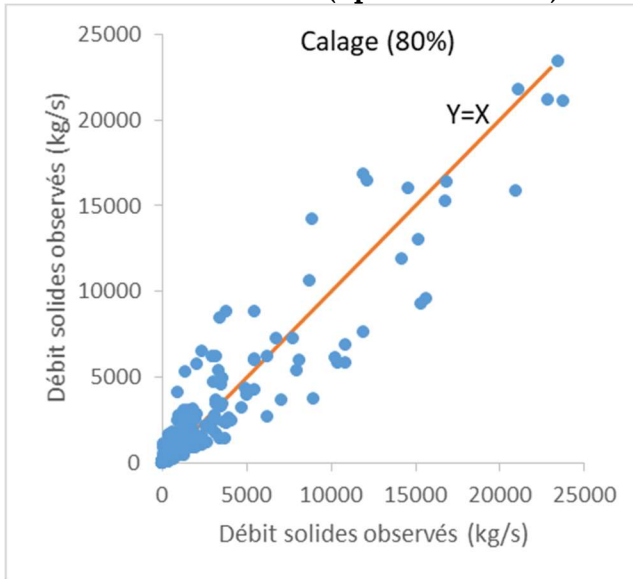
**Constante d'étalements (Spread constant)=50**



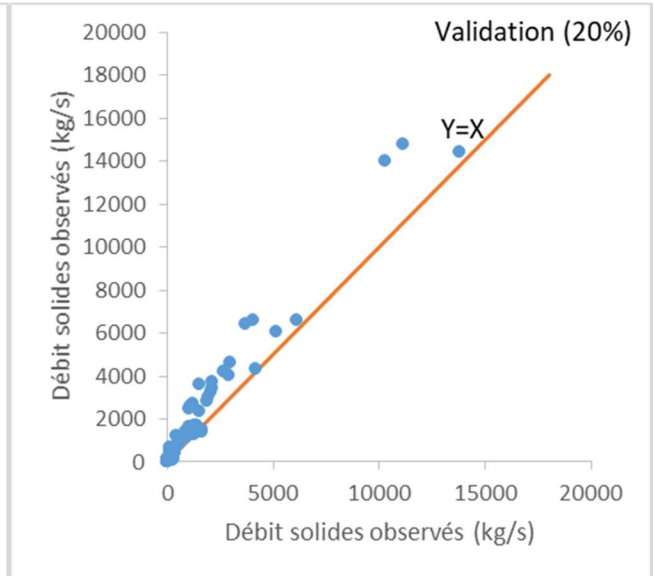
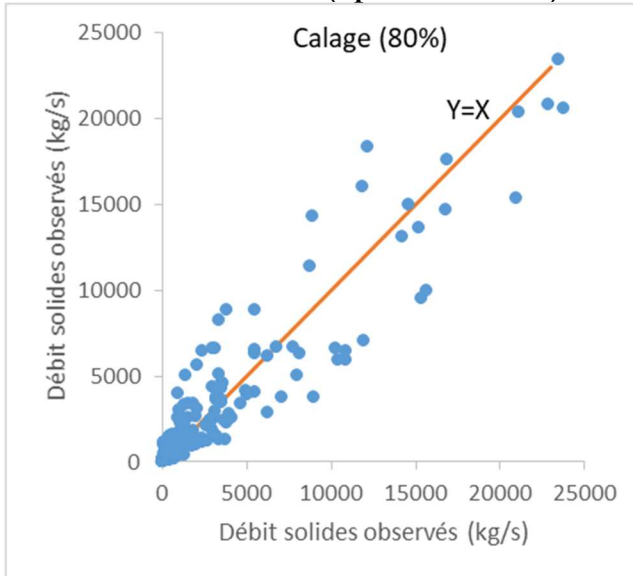
**Constante d'étalements (Spread constant)=60**



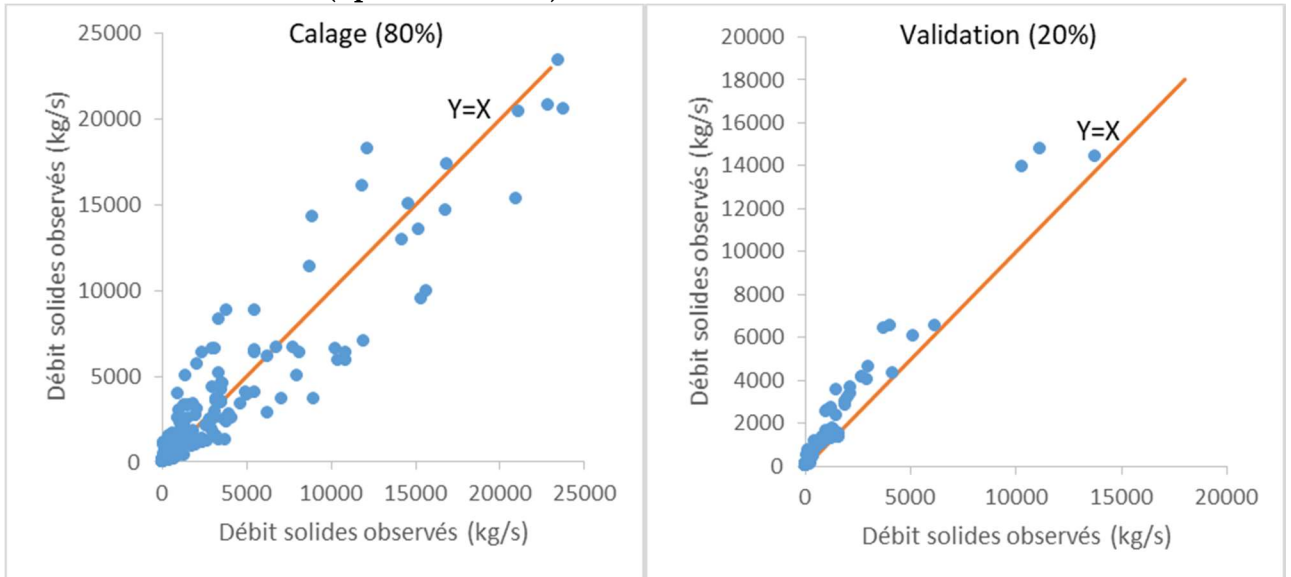
**Constante d'étalements (Spread constant)=70**



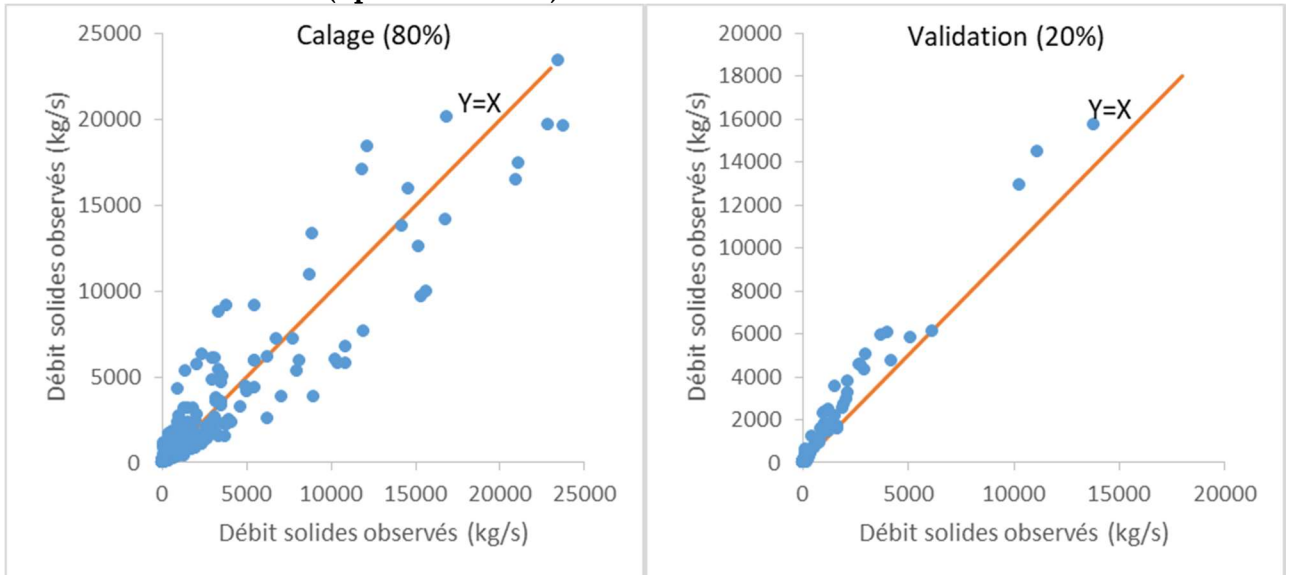
**Constante d'étalements (Spread constant)=80**



**Constante d'étalements (Spread constant)=90**



**Constante d'étalements (Spread constant)=100**



**ANNEXE 4 : Variation de coefficient de détermination en fonction de nombre de neurones cachés pour le mois de Septembre 1979**

**Nombre de neurones cachés varie de 5 à 100 (le pas de variation 5)**

| Nombre de neurones cachés | Temps de calcul (s) | Training | Validation | Test | Total |
|---------------------------|---------------------|----------|------------|------|-------|
| 5                         | 0                   | 0,82     | 0,71       | 0,82 | 0,82  |
| 10                        | 0                   | 0,83     | 0,83       | 0,65 | 0,82  |
| 15                        | 0                   | 0,83     | 0,64       | 0,85 | 0,81  |
| 20                        | 0                   | 0,83     | 0,86       | 0,85 | 0,84  |
| 25                        | 0                   | 0,88     | 0,87       | 0,87 | 0,88  |
| 30                        | 0                   | 0,85     | 0,88       | 0,88 | 0,86  |
| 35                        | 0                   | 0,94     | 0,89       | 0,88 | 0,92  |
| 40                        | 0                   | 0,99     | 0,98       | 0,98 | 0,99  |
| 45                        | 0                   | 0,98     | 0,97       | 0,99 | 0,98  |
| 50                        | 0                   | 0,98     | 0,99       | 0,99 | 0,99  |
| 55                        | 0                   | 0,99     | 0,99       | 0,98 | 0,99  |
| 60                        | 0                   | 0,98     | 0,98       | 0,99 | 0,98  |
| 65                        | 0                   | 0,99     | 0,98       | 0,98 | 0,99  |
| 70                        | 0                   | 0,99     | 0,99       | 0,99 | 0,99  |
| 75                        | 0                   | 0,99     | 0,99       | 0,99 | 0,99  |
| 80                        | 0                   | 0,99     | 0,99       | 0,99 | 0,99  |
| 85                        | 0                   | 0,98     | 0,99       | 1,00 | 0,98  |
| 90                        | 0                   | 0,98     | 0,99       | 0,99 | 0,98  |
| 95                        | 0                   | 0,99     | 0,99       | 0,98 | 0,99  |
| 100                       | 0                   | 0,99     | 0,99       | 0,98 | 0,99  |

**Nombre de neurones cachés varie de 100 à 1000 (le pas de variation 50)**

| Nombre de neurones cachés | Temps de calcul (s) | Training | Validation | Test | Total |
|---------------------------|---------------------|----------|------------|------|-------|
| 100                       | 0                   | 0,99     | 0,99       | 0,98 | 0,99  |
| 150                       | 1                   | 0,98     | 1,00       | 0,99 | 0,99  |
| 200                       | 1                   | 0,98     | 0,99       | 0,99 | 0,99  |
| 250                       | 1                   | 0,99     | 0,99       | 0,98 | 0,99  |
| 300                       | 2                   | 0,99     | 0,99       | 0,99 | 0,99  |
| 350                       | 1                   | 0,99     | 0,97       | 0,99 | 0,99  |
| 400                       | 2                   | 0,99     | 0,98       | 0,99 | 0,99  |
| 450                       | 2                   | 0,99     | 0,99       | 0,98 | 0,99  |
| 500                       | 2                   | 0,99     | 0,98       | 0,99 | 0,99  |
| 550                       | 3                   | 0,99     | 0,99       | 0,99 | 0,99  |
| 600                       | 3                   | 0,99     | 0,99       | 0,99 | 0,99  |
| 650                       | 4                   | 0,99     | 0,99       | 0,99 | 0,99  |
| 700                       | 3                   | 0,99     | 0,98       | 0,99 | 0,99  |
| 750                       | 5                   | 0,99     | 0,99       | 0,99 | 0,99  |
| 800                       | 6                   | 0,99     | 0,99       | 0,99 | 0,99  |
| 850                       | 5                   | 1,00     | 1,00       | 1,00 | 1,00  |
| 900                       | 7                   | 1,00     | 1,00       | 1,00 | 1,00  |
| 950                       | 8                   | 0,99     | 1,00       | 0,99 | 0,99  |
| 1000                      | 8                   | 0,99     | 1,00       | 0,99 | 0,99  |

**ANNEXE 5 : Variation de coefficient de détermination en fonction de nombre de neurones cachés pour le mois d'Octobre 1985**

Nombre de neurones cachés varie de 5 à 100 (le pas de variation 5)

| Nombre de neurones cachés | Temps de calcul (s) | Training | Validation | Test | Total |
|---------------------------|---------------------|----------|------------|------|-------|
| 5                         | 0                   | 0,24     | 0,25       | 0,17 | 0,23  |
| 10                        | 0                   | 0,43     | 0,58       | 0,37 | 0,43  |
| 15                        | 0                   | 0,41     | 0,60       | 0,45 | 0,43  |
| 20                        | 0                   | 0,60     | 0,75       | 0,71 | 0,65  |
| 25                        | 0                   | 0,65     | 0,53       | 0,50 | 0,61  |
| 30                        | 0                   | 0,64     | 0,71       | 0,42 | 0,63  |
| 35                        | 0                   | 0,65     | 0,68       | 0,52 | 0,65  |
| 40                        | 0                   | 0,72     | 0,89       | 0,91 | 0,79  |
| 45                        | 0                   | 0,76     | 0,91       | 0,74 | 0,79  |
| 50                        | 0                   | 0,79     | 0,82       | 0,75 | 0,78  |
| 55                        | 0                   | 0,72     | 0,89       | 0,86 | 0,79  |
| 60                        | 0                   | 0,77     | 0,83       | 0,85 | 0,79  |
| 65                        | 0                   | 0,71     | 0,91       | 0,90 | 0,79  |
| 70                        | 0                   | 0,78     | 0,81       | 0,86 | 0,79  |
| 75                        | 0                   | 0,82     | 0,79       | 0,66 | 0,77  |
| 80                        | 0                   | 0,80     | 0,93       | 0,71 | 0,79  |
| 85                        | 0                   | 0,72     | 0,93       | 0,90 | 0,79  |
| 90                        | 0                   | 0,82     | 0,92       | 0,57 | 0,78  |
| 95                        | 0                   | 0,81     | 0,74       | 0,69 | 0,78  |
| 100                       | 0                   | 0,83     | 0,78       | 0,65 | 0,79  |

| Nombre de neurones cachés | Temps de calcul (s) | Training | Validation | Test | Total |
|---------------------------|---------------------|----------|------------|------|-------|
| 100                       | 1                   | 0,83     | 0,78       | 0,65 | 0,79  |
| 150                       | 1                   | 0,82     | 0,91       | 0,64 | 0,79  |
| 200                       | 1                   | 0,81     | 0,91       | 0,78 | 0,79  |
| 250                       | 1                   | 0,80     | 0,85       | 0,71 | 0,79  |
| 300                       | 1                   | 0,77     | 0,89       | 0,68 | 0,79  |
| 350                       | 1                   | 0,79     | 0,78       | 0,82 | 0,79  |
| 400                       | 2                   | 0,80     | 0,89       | 0,76 | 0,79  |
| 450                       | 2                   | 0,80     | 0,83       | 0,71 | 0,78  |
| 500                       | 2                   | 0,80     | 0,81       | 0,72 | 0,78  |
| 550                       | 3                   | 0,82     | 0,75       | 0,75 | 0,79  |
| 600                       | 4                   | 0,78     | 0,81       | 0,86 | 0,79  |
| 650                       | 6                   | 0,80     | 0,70       | 0,82 | 0,79  |
| 700                       | 3                   | 0,78     | 0,91       | 0,75 | 0,79  |
| 750                       | 5                   | 0,79     | 0,65       | 0,85 | 0,79  |
| 800                       | 6                   | 0,75     | 0,91       | 0,87 | 0,79  |
| 850                       | 5                   | 0,76     | 0,81       | 0,91 | 0,79  |
| 900                       | 8                   | 0,77     | 0,84       | 0,87 | 0,79  |
| 950                       | 10                  | 0,82     | 0,70       | 0,75 | 0,78  |
| 1000                      | 12                  | 0,82     | 0,77       | 0,74 | 0,79  |



**ANNEXE 6 : Variation de coefficient de détermination en fonction de nombre de neurones cachés pour le mois de Novembre 1980**

**Nombre de neurones cachés varie de 5 à 100 (le pas de variation 5)**

| Nombre de neurones cachés | Temps de calcul (s) | Training | Validation | Test | Total |
|---------------------------|---------------------|----------|------------|------|-------|
| 5                         | 0                   | 0,19     | 0,46       | 0,24 | 0,24  |
| 10                        | 0                   | 0,42     | 0,51       | 0,33 | 0,42  |
| 15                        | 0                   | 0,40     | 0,56       | 0,46 | 0,42  |
| 20                        | 0                   | 0,49     | 0,49       | 0,47 | 0,46  |
| 25                        | 0                   | 0,50     | 0,77       | 0,73 | 0,54  |
| 30                        | 0                   | 0,51     | 0,71       | 0,65 | 0,54  |
| 35                        | 0                   | 0,50     | 0,74       | 0,61 | 0,57  |
| 40                        | 0                   | 0,60     | 0,64       | 0,50 | 0,58  |
| 45                        | 0                   | 0,65     | 0,69       | 0,66 | 0,66  |
| 50                        | 0                   | 0,72     | 0,78       | 0,50 | 0,70  |
| 55                        | 0                   | 0,63     | 0,82       | 0,78 | 0,70  |
| 60                        | 0                   | 0,76     | 0,74       | 0,76 | 0,78  |
| 65                        | 0                   | 0,72     | 0,72       | 0,72 | 0,71  |
| 70                        | 0                   | 0,67     | 0,86       | 0,75 | 0,71  |
| 75                        | 0                   | 0,74     | 0,81       | 0,70 | 0,72  |
| 80                        | 0                   | 0,72     | 0,63       | 0,81 | 0,71  |
| 85                        | 0                   | 0,72     | 0,84       | 0,69 | 0,72  |
| 90                        | 0                   | 0,74     | 0,70       | 0,87 | 0,78  |
| 95                        | 0                   | 0,73     | 0,84       | 0,75 | 0,75  |
| 100                       | 0                   | 0,78     | 0,73       | 0,82 | 0,78  |

**Nombre de neurones cachés varie de 100 à 1000 (le pas de variation 50)**

| Nombre de neurones cachés | Temps de calcul | Training | Validation | Test | Total |
|---------------------------|-----------------|----------|------------|------|-------|
| 100                       | 0               | 0,78     | 0,73       | 0,82 | 0,78  |
| 150                       | 0               | 0,79     | 0,71       | 0,85 | 0,78  |
| 200                       | 1               | 0,78     | 0,74       | 0,87 | 0,78  |
| 250                       | 1               | 0,78     | 0,78       | 0,71 | 0,78  |
| 300                       | 1               | 0,79     | 0,81       | 0,67 | 0,78  |
| 350                       | 1               | 0,75     | 0,83       | 0,85 | 0,78  |
| 400                       | 2               | 0,77     | 0,79       | 0,80 | 0,78  |
| 450                       | 1               | 0,77     | 0,85       | 0,76 | 0,78  |
| 500                       | 2               | 0,75     | 0,67       | 0,88 | 0,78  |
| 550                       | 3               | 0,85     | 0,84       | 0,79 | 0,78  |
| 600                       | 4               | 0,75     | 0,86       | 0,86 | 0,78  |
| 650                       | 3               | 0,75     | 0,87       | 0,75 | 0,78  |
| 700                       | 5               | 0,78     | 0,86       | 0,70 | 0,78  |
| 750                       | 6               | 0,77     | 0,84       | 0,75 | 0,78  |
| 800                       | 5               | 0,80     | 0,68       | 0,84 | 0,78  |
| 850                       | 7               | 0,71     | 0,87       | 0,88 | 0,78  |
| 900                       | 7               | 0,76     | 0,91       | 0,75 | 0,78  |
| 950                       | 8               | 0,80     | 0,79       | 0,69 | 0,78  |
| 1000                      | 9               | 0,74     | 0,89       | 0,83 | 0,78  |

## LISTE DES FIGURES

|   |    |
|---|----|
| Figure (1.1) L'état de dégradation des sols.....  | 14 |
| Figure (1.2) l'état de dégradation des sols en Algérie. ....  | 15 |
| Figure (1.3) Sphéricité, arrondi et tri des sédiments (Morris, 1997).....   | 16 |
| Figure (1.4) Comparaison des classifications nationales de tailles des particules (d'après Morris, 1997).<br>.....  | 17 |
| Figure (1.5) mode de transport en fonction de taille des sédiments.....   | 17 |
| Figure (1.6) mode de transport solide. ....   | 18 |
| Figure (1.7) charge dissoute.....   | 19 |
| Figure (1.8) wash load. ....  | 20 |
| Figure (1.9) saltation.....   | 21 |
| Figure (1.10) Vitesse de chute des particules suspension (particules de quartz). ....   | 22 |
| Figure (1.11) Echantillonneur DH48. ....  | 24 |
| Figure (1.12) Présentation des modèles servant à échantillonner la charge de fond. ....   | 25 |
| Figure (1.13) Diagramme classique de Hjülstrom. ....  | 27 |
| Figure (1.14) diagramme de Shields. ....  | 27 |
| Figure (1.15) Envasement pour le barrage Foum El Gherza depuis son mise en service, a) Evolution de<br>taux d'envasement b) linéaire d'évolution de la vase.....  | 29 |
| Figure (1.16) Relation entre la capacité initiale et taux d'envasement moyen annuel.....  | 30 |
| Figure (1.17) Relation entre l'Apport moyen annuel et l'envasement moyen annuel. ....   | 31 |
| Figure (1.18) Relation entre l'apport de la crue et l'apport annuel par périodes. ....  | 32 |
| Figure (1.19) Relation entre le débit de la crue et l'envasement par périodes. ....   | 33 |
| Figure (1.20) Extraction des sédiments dans le barrage Foum el Gherza.....  | 33 |
| Figure (1.21) Extraction des sédiments par vidange de fond dans le barrage Foum el Gherza.....  | 34 |
|   |    |
| Figure (2.1) : Schéma de neurone biologique. (Source Wikipedia, the free encyclopedia,<br><a href="https://fr.wikipedia.org/wiki/Mod%C3%A8les_du_neurone_biologique">https://fr.wikipedia.org/wiki/Mod%C3%A8les_du_neurone_biologique</a> ) | 39 |
| Figure (2.2): présentation générale des composantes de réseaux de neurones.   | 41 |
| Figure (2.3) : Fonction de transfert seuil.   | 42 |
| Figure (2.4) : Fonction de transfert linéaire.  | 43 |
| Figure (2.5) : Fonction de transfert sigmoïde.  | 43 |
| Figure (2.6) : Différentes architectures de réseaux de neurones.  | 44 |
| Figure (2.7) : Perceptron Multicouche.  | 46 |
| Figure (2.8) : Exemple de Fonction d'approximation du réseau.   | 47 |
| Figure (2.9) : Fonction de base Gaussien.   | 49 |
| Figure (2.10) : Réseau RBF.   | 49 |
| Figure (2.11) : Forme canonique d'un réseau dynamique.  | 51 |
|   |    |
| Figure (3.1) : Principaux oueds du bassin versant de Chott Melghir (ANRH).  | 62 |
| Figure (3.2) : Photographies du barrage de Foum El Gharza.  | 64 |
| Figure (3.3) : Bassins et sous-bassins hydrographiques de l'Est algérien, selon le découpage de<br>l'A.N.R.H.   | 67 |
| Figure (3.4) : Carte de relief du bassin versant d'Oued el Abiod.   | 69 |
| Figure (3.5) : Coupe géologique (URBA Biskra).  | 72 |
| Figure (3.6) : Carte pédologique au bassin versant d'Oued el Abiod.   | 75 |
| Figure (3.7) : Carte de végétation au bassin versant d'Oued el Abiod.   | 76 |
| Figure (3.8) : Carte de localisation des stations climatiques.  | 77 |

|   |     |
|---|-----|
| Figure (3.9) : Humidité relative (%). (Source USGS)   | 78  |
| Figure (3.10) : Insolation (MJ/m <sup>2</sup> ). (Source USGS)  | 79  |
| Figure (3.11) : Vent (m/s). (Source USGS)   | 80  |
| Figure (3.12) : Température (°). (Source USGS)  | 81  |
| Figure (3.13) : Précipitation (mm). (Source USGS)   | 83  |
| Figure (3.14) : Évaporation moyenne mensuelle (mm). (Source ANRH)   | 84  |
| Figure (3.15) : Réseau hydrographique d'Oued el Abiod.  | 86  |
|   |     |
| Figure (4.1) : Représentation schématique du cycle de l'eau dans SWAT. (Neitsch & al, 2011)   | 89  |
| Figure (4.2) : Découpage du bassin versant d'Oued El Abiod.   | 90  |
| Figure (4.3) : Principe de délimitation des HRU (Moreau, 2008).   | 91  |
| Figure (4.4) : Comparaison des débits mensuels observés et simulés (Période de Calibrage).  | 99  |
| Figure (4.5) : Détermination des débits mensuels observés et simulés (Période de Calibrage).  | 100 |
| Figure (4.6) : Comparaison des débits mensuels observés et simulés (Période de validation).   | 101 |
| Figure (4.7) : Détermination des débits mensuels observés et simulés (Période de Validation).   | 101 |
| Figure (4.8) : Bilan hydrique du Bassin versant d'Oued El Abiod.  | 103 |
|   |     |
| Figure (5.1) : Variation Débit liquide et MES observées au pas de temps horaire pour l'épisode 1.   | 116 |
| Figure (5.2) : MES simulées- MES observées pour l'épisode 1 (a) Levenberg- Marquardt (b) Bayesian Regularization (c) Scaled Conjugate Gradient.               | 116 |
| Figure (5.3) : Variation MES au pas de temps horaire pour l'épisode 1.  | 117 |
| Figure (5.4) : Variation Débit liquide et MES observées au pas de temps horaire pour l'épisode 2.   | 117 |
| Figure (5.5) : MES simulées- MES observées pour l'épisode 2 (a) Levenberg- Marquardt (b) Bayesian Regularization (c) Scaled Conjugate Gradient.               | 118 |
| Figure (5.6) : Variation MES au pas de temps horaire pour l'épisode 2.  | 118 |
| Figure (5.7) : Variation Débit liquide et MES observées au pas de temps horaire pour l'épisode 3.   | 119 |
| Figure (5.8) : MES simulées- MES observées pour l'épisode 3 (a) Levenberg- Marquardt (b) Bayesian Regularization (c) Scaled Conjugate Gradient.               | 120 |
| Figure (5.9) : Variation MES au pas de temps horaire pour l'épisode 3.  | 120 |
| Figure (5.10) : MES simulées- MES observées (a) Scenario 1 (b) Scenario 2 (c) Scenario 3 (d) Scenario 4.  | 123 |
| Figure (5.11) : Variation de Coefficient de détermination en fonction de Nombre de neurones caches de 5 à 100 au pas de 5 pour le mois de Septembre 1979.     | 125 |
| Figure (5.12) : Variation de Coefficient de détermination en fonction de Nombre de neurones caches de 100 à 1000 au pas de 50 pour le mois de Septembre 1979. | 126 |
| Figure (5.13) : MES simulées- MES observées pour le mois de Septembre 1979.   | 126 |
| Figure (5.14) : Variation de Coefficient de détermination en fonction de Nombre de neurones caches de 5 à 100 au pas de 5 pour le mois d'Octobre 1979.        | 127 |
| Figure (5.15) : Variation de Coefficient de détermination en fonction de Nombre de neurones caches de 100 à 1000 au pas de 50 pour le mois d'Octobre 1979.    | 127 |
| Figure (5.16) : MES simulées- MES observées pour le mois d'Octobre 1985.  | 128 |
| Figure (5.17) : Variation de Coefficient de détermination en fonction de Nombre de neurones caches de 5 à 100 au pas de 5 pour le mois de Novembre 1980.      | 128 |
| Figure (5.18) : Variation de Coefficient de détermination en fonction de Nombre de neurones caches de 100 à 1000 au pas de 50 pour le mois de Novembre 1980.  | 129 |
| Figure (5.19) : MES simulées- MES observées pour le mois de Novembre 1980.  | 129 |

## LISTE DES TABLEAUX

|  |     |
|--|-----|
| Tableau (1.1) : Taux d’envasement moyen du barrage Foug El Gherza (Source ANBT).                           | 30  |
| Tableau (2.1) : Fonction de transfert. ....  | 42  |
| Tableau (3.1) : Apport et envasement moyen du barrage de Foug El Gherza (ANBT).                            | 66  |
| Tableau (3.2) : Coordonné des stations pluviométriques.  | 82  |
| Tableau (3.3) : Estimation de la lame d’eau moyenne précipitée sur le bassin par la méthode des isohyètes. | 83  |
| Tableau (3.4) : Évaporation moyenne mensuelle des deux stations Biskra – Batna.                            | 83  |
| Tableau (3.5) : valeurs d’évapotranspiration.  | 84  |
| Tableau (3.6) : Caractéristique morphologique du bassin versant Oued El Abiod.                             | 85  |
| Tableau (3.7) : Les principaux affluents d’Oued El Abiod.  | 86  |
| Tableau (4.1) Critères de performance d’un modèle. ....  | 94  |
| Tableau (4.2) Paramètres de calage qui influent le débit (Arnold et al, 2012). ....                        | 96  |
| Tableau (4.3) Classement des paramètres les plus sensibles au modèle (Hydrologie). ....                    | 97  |
| Tableau (4.4) Valeur optimale des paramètres calibres. ....  | 98  |
| Tableau (4.5) Critères de performance pour la période de calibrage. ....                                   | 100 |
| Tableau (4.6) Critères de performance pour la période de validation. ....                                  | 102 |
| Tableau (5.1) Critères de performance pour le réseau FeedForward. ....                                     | 108 |
| Tableau (5.2) Critères de performance pour le réseau Generalized Regression. ....                          | 110 |
| Tableau (5.3) Critères de performance pour le réseau Radial Basis. ....                                    | 112 |
| Tableau (5.4) Algorithmes d’entraînements et ses fonctions. ....   | 114 |
| Tableau (5.5) Critères de performance pour l’épisode 1. ....   | 115 |
| Tableau (5.6) Critères de performance pour l’épisode 2. ....   | 117 |
| Tableau (5.7) Critères de performance pour l’épisode 3. ....   | 119 |
| Tableau (5.8) Critères de performance pour les quatre scenarios. ....                                      | 122 |
| Tableau (5.9) Critères de performance pour le mois de Septembre 1979. ....                                 | 126 |
| Tableau (5.10) Critères de performance pour le mois d’Octobre 1985. ....                                   | 127 |
| Tableau (5.11) Critères de performance pour le mois de Novembre 1980. ....                                 | 129 |

## ANNEXES

|  |     |
|--|-----|
| ANNEXE 1 : Débits solides simulées- Débits solides observées par le modèle FeedForward                                       | 144 |
| ANNEXE 2 : Débits solides simulées- Débits solides observées par le modèle Generalized Regression                            | 151 |
| ANNEXE 3 : Débits solides simulées- Débits solides observées par le modèle Radial Basis                                      | 159 |
| ANNEXE 4 : Variation de coefficient de détermination en fonction de nombre de neurones cachés pour le mois de Septembre 1979 | 166 |
| ANNEXE 5 : Variation de coefficient de détermination en fonction de nombre de neurones cachés pour le mois d’Octobre 1985    | 167 |
| ANNEXE 6 : Variation de coefficient de détermination en fonction de nombre de neurones cachés pour le mois de Novembre 1980  | 168 |