

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
المدرسة الوطنية العليا للفلاحة

Ecole Nationale Supérieure d'Agronomie (ENSA)



EI-HARRACH (ALGER).

THESE

En vue de l'obtention du diplôme de Doctorat en Sciences
Agronomiques

Spécialité : Hydraulique Agricole

Présentée et soutenue publiquement

Par

HOUARI Khemissi

Thème

**APPLICATION DES SYSTEMES HYBRIDES (NEURO-FLOUS) A LA MODELISATION DE
LA SALINITE DES COURS D'EAU : CAS DU BASSIN VERSANT TAFNA.**

Devant le jury composé de :

Président de jury : CHABACA Mohamed Nacer Professeur (ENSA d'Alger)

Directeur de thèse : REMINI Boualem Professeur (Université de Blida 1)

Examineurs : HAMIMED Abderrahmane Professeur (Université de Mascara)

ZAAGANE Mansour MCA (Université de Mascara)

FEDDAL Mohamed Amine MCA (ENSA d'Alger)

Année universitaire 2019/2020.

À la Mémoire de mon très cher père

À ma très chère mère

REMERCIEMENTS

Je tiens à exprimer toute ma reconnaissance à mon directeur de thèse, Monsieur Boualem REMINI, professeur à l'Université Saâd Dahlab – Blida 1, pour l'aide qu'il a fournie et les connaissances qu'il a su me transmettre. Je le remercie également pour sa disponibilité et la qualité de ses conseils.

J'exprime mes respectueux dévouements à Monsieur Med Nasser CHABACA, Professeur à l'Ecole Nationale Supérieure Agronomique (ENSA) El-Harrach, pour l'honneur qu'il me fait en acceptant de présider la commission d'examen de cette thèse.

A Monsieur Abderrahmane HAMIMED, professeur à l'université de Mascara, d'avoir accepté de juger et d'apporter ses conseils sur ce travail.

A Monsieur Mansour ZAAGANE, Maître de conférences à l'université de Mascara, Merci de me faire l'honneur de juger ce travail. Veuillez recevoir mes sincères remerciements.

A Monsieur Mohamed Amine FEDDAL Maître de conférences à l'Ecole Nationale Supérieure Agronomique (ENSA) El-Harrach, d'avoir accepté d'être membre de mon jury.

Au terme de ce travail, il m'est agréable d'adresser mes remerciements et ma profonde gratitude à tous ceux qui ont contribué, de près ou de loin, à l'élaboration de ce travail de thèse.

TABLE DES MATIERES

Liste des tableaux	
Liste des figures	
INTRODUCTION GENERALE	...01

CHAPITRE I : PRESENTATION DE LA REGION D'ETUDE

I-1. Situation géographique du bassin versant de la TAFNA	...03
I.2- Caractéristiques morphométriques	...05
I.2.1- Caractéristiques de forme	...05
I.2.2- Caractéristiques topographiques	...05
I.3- Réseau hydrographique	...11
1.4- Modèle numérique du terrain	...15
I.5- Caractéristiques climatiques	...16
I.5.1 - Climat	...16
I.5.2- Précipitations	...17
I.5.3 - Température	...21
I.6 - Caractéristiques des écoulements superficiels	...22
I.6.1 - Variabilité mensuelle des écoulements	...22
I.6.2 - Bilan hydrographique et déficit annuel des écoulements	...22
I.7 - Autres caractéristiques	...23
I.7.1 - Géologie	...23
I.7.2 - Végétation	...27

CHAPITRE II : SALINITE DES COURS D'EAU

Historique	...28
II.1-Définitions de la salinité	...29
II.2- Facteurs de la salinité des cours d'eau.	...30
II.3- Unité de Mesure de la salinité des cours d'eau	...32
II.4-Approche théorique	...32
II.4.1- Sites des prélèvements	...32
II.4.2- Echantillonnage	...32
II.4.3- Evaluation de la concentration saline	...33
II.4.4- Evaluation des débits salins	...33
II.4.5- Mesure de la hauteur d'eau	...36
II.4.5- Calcul des apports	...38
II.4.5.1- Les apports liquides (AL)	...38
II.4.5.2- Les apports salins (As)	...38
II.4.6- Tests d'homogénéités	...39

CHAPITRE III : MODELES (NEURO-FLOUS)

I- LES RESEAUX DE NEURONES	...42
I.1 Historique	...42
I.2- Neurone formel	...43
I.3- Importance de la fonction de seuil	...43
I.4- Architectures neuronales	...44
I.4.1 Réseaux de neurones non bouclés.	...44
I.4.1.1- Réseaux non bouclés Mono-Couche	...45
I.4.1.2-Réseaux non bouclés Multi-couches	...46
I.4.2-Réseaux de neurones bouclés	...47
I.5- Apprentissage des réseaux de neurones	...48
I.6-Avantages et inconvénients des réseaux de neurones	...50

II-SYSTEMES FLOUS	...51
II.1-Ensemble flou	...51
II.2-Différentes formes de fonctions d'appartenance	...52
II.3-Variables floues	...53
II.4-Opérateurs flous	...53
II.5-Système d'inférence floue	...60
II.5.1-Fuzzification	...60
II.5.2- Engin d'inférence floue	...61
II.5.3- Défuzzification	...61
II-6-Système d'inférence floue Mamdani	...62
II.7-Système d'inférence flou de type Takagi-Sugeno.	...63
II.8-Avantages et inconvénients de la logique floue	...65
III- SYSTEME NEURO-FLOU.	...66
III.1- Introduction	...66
III.2- Principe de fonctionnement	...67
III.3- Architectures neuro-floue hybride	...68
III.3.1- Systèmes neuro-flous coopératifs	...69
III.3.2- Systèmes neuro-flous fondus	...70
III.3.3- Falcon (Fuzzy Adaptive Learning Control Network)	...71
III.3.4- Nefcon (neuro-fuzzy control)	...71
III.3.5- Model hybride (ANFIS)	...72
III.3.5.1-Architecture ANFIS	...73
III.3.5.2-Apprentissage du modèle ANFIS	...77

CHAPITRE IV : MODELISATION DE LA SALINITE

Introduction	...79
IV.1-Collecte et dépouillement des données de base	...79
IV.2-Critique des données	...80
IV.3-Traitement des données	...81

IV.4-Modélisation de la salinité dans le temps et dans l'espace	...82
III.4.1- Critères de validation des modèles	...85
IV4.2-Modélisation de la salinité dans le temps.	...86
V4.2.1-Modélisation de la salinité à l'échelle journalière	...86
V4.2.2-Modélisation de la salinité par évènement	...92
IV4.2.3-Modélisation de la salinité par saison	...94
IV4.2.4-Modélisation de la salinité à l'échelle interannuelle	...95
IV.4.3- Modélisation de la salinité dans l'espace	...99
Conclusion	..102
CONCLUSION GENERALE	
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES	
ANNEXE	

Liste des tableaux

Tableau 1 : Répartition des surfaces partielles en fonction des altitudes.....	06
Tableau 2 : Classification du bassin versant d'après l'ORSTOM.....	09
Tableau 3 : Caractéristiques morphométriques du bassin versant.....	10
Tableau 4 : Caractéristiques des stations pluviométriques retenues dans l'étude.....	18
Tableau 5: Températures mensuelles du bassin de la Tafna (1982 à 2002).....	21
Tableau 6 : Variation mensuelle du débit (1977-1991).....	22
Tableau 7 : Différentes fonctions seuil paramétrables dans les réseaux de neurones.....	44
Tableau 8 : Avantages et inconvénients des réseaux de neurones.....	50
Tableau 9 : Récapitule les principaux avantage et inconvénients de la logique floue.....	65
Tableau 10 : Les différentes couches d'un système ANFIS.....	76
Tableau 11 : Apprentissage hybride processus.....	77
Tableau 12 : Stations hydrométriques retenues dans l'étude.	80
Tableau 13 : Tableau 13 : Résultats des tests de Wald Wolfowitz et Mann-Withney	82
Tableau 14 : Qualité des modèles en fonction des valeurs des différents d'évaluation..	85
Tableau 15 : Critères d'évaluation pour les modèles RNA, la logique floue et ANFIS au pas de temps journalière.	88
Tableau 16 : Critères d'évaluation pour les modèles RNA et ANFIS à l'échelle d'évènement.	92
Tableau 17 : Quantification de la salinité à l'échelle d'évènement.....	92
Tableau 18 : Critères d'évaluation pour les modèles RNA et ANFIS à l'échelle saisonnière.	94
Tableau 19 : Quantification de la salinité à l'échelle saisonnière.....	95
Tableau 20 : Critères d'évaluation pour les modèles RNA, la logique floue et ANFIS, à l'échelle interannuels.	96
Tableau 21 : Quantification de la salinité à l'échelle interannuels.	97
Tableau 22 : Critères d'évaluation pour les modèles RNA et ANFIS au pas de temps journalière.	101
Tableau 23 : Quantification de la salinité dans l'espace.	101

Liste des figures

Figure 1 : Zone d'étude.....	03
Figure 2 : Réseau hydrographique du bassin de la Tafna.....	11
Figure 3 : du bassin versant de la Tafna	16
Figure 4 : Répartition spatiale des stations pluviométriques.....	17
Figure 5 : Schéma des différentes étapes de la cartographie automatique des Pluies.....	20
Figure 6 : Carte finale des pluies de 1970 au 2005.....	21
Figure 7 : Variation mensuelle du débit (1977-1991).....	22
Figure 8 : Carte géologique.	24
Figure 9 : Analyse litho-stratigraphique.	34
Figure 10 : Mécanismes naturels de salinisation des eaux de surface et souterraines.	29
Figure 11 : Représentation schématique des mécanismes anthropogéniques (directs ou indirects) de salinisation des eaux de surface et souterraines.....	31
Figure 12 : Description des verticales et profondeurs dans une coupe transversale d'un Oued.	34
Figure 13 : Epure du débit élémentaire salin.	35
Figure 14 : Epure du débit salin sur toute la section de mesure.....	36
Figure 15 : Un neurone artificiel (ou formel).	43
Figure 16 : Réseau de neurone non bouclé.	45
Figure 17 : Réseau non bouclé Mono-Couche.	45
Figure 18 : Réseau non bouclé complètement connecté avec une seule couche cachée.	46
Figure 19 : Réseau de neurones bouclé.	47
Figure 20 : Forme canonique d'un réseau de neurones bouclé.....	48
Figure 21: Apprentissage supervisé.	49
Figure 22 : Apprentissage non supervisé.	50
Figure 23 : Comparaison d'un ensemble classique et ensemble flou.....	51
Figure 24 : Les fonctions d'appartenances.	52
Figure 25 : Opérateur NON.	54
Figure 26 : Opérateur ET.	55
Figure 27 : Opérateur OU.	55
Figure 28 : Opérateur ET, réalisés par opérateurs arithmétiques.....	56
Figure 29 : opérateur OU réalisé par la fonction somme.....	57
Figure 30 : Opérateur ET et OU flou.	58
Figure 31 : Opérateur ET flou.	58
Figure 32: Operateur min-max réalise par la relation 37.....	59
Figure 33 : Structure d'un système d'inférence flou.....	60
Figure 34 : Contrôleur de Mamdani.	62
Figure 35 : Système neuro-flou type Mamdani.....	63
Figure 36 : Contrôleur de Takagi-Sugeno.	64
Figure 37 Système neuro-flou type Takagi-Sugeno.	65
Figure 38 : Le système neuro-flou.	66
Figure 39 : Vers les systèmes hybrides.	67
Figure 40 : Principe de fonctionnement de RNF.	68
Figure 41 : Différentes architectures des systèmes neuro-flous.....	69
Figure 42: Système neuro-flou coopératif.	70

Figure 43: Système neuro-flou concurrent.	70
Figure 44 : Architecture de FALCON.	71
Figure 45 : Architecture de NEFCON.	72
Figure 46 : (a) Exemple de règle fuzzy if-then et de raisonnement flou de Sugeno ; (b) Architecture ANFIS équivalente.....	74
Figure 47 : Méthode d'apprentissage Hybride..	78
Figure 48 : Stations hydrométriques retenues dans l'étude.	81
Figure 49 : Ordinogramme des procédures de la simulation.....	84
Figure 50 : Les débits liquides et les concentrations salins observées durons 13 ans (1977 à 1979 et 1982 à 1991).....	86
Figure 51: Comparaison de R ² pour les deux modèles.	88
Figure 52: Comparaison de E pour les deux modèles.	88
Figure 53: Comparaison de RSR pour les deux modèles.....	88
Figure 54 : Corrélation entre les valeurs exploitées et les valeurs prédites pour le modèle RNA.	89
Figure 55 : Corrélation entre les valeurs observées et les valeurs prédites pour le modèle ANFIS.	89
Figure 56: Comparaison des valeurs prédites et observées pour le modèle RNA.	90
Figure 57 : Comparaison des valeurs prédites et observées pour le modèle ANFIS.	91
Figure 59 : Apports salins à l'échelle d'évènement.	93
Figure 60 : Apports salins à l'échelle saisonnière.	95
Figure 62 : Apports salins à l'échelle interannuels.	98
Figure 63 : Ordinogramme de la méthodologie de quantification de la salinité dans l'espace.....	99
Figure 64 : Carte des apports salins moyens de 1977 au 2010 en 10 ³ tonnes/an..	102

INTRODUCTION

GENERALE

INTRODUCTION GENERALE

La salinité des cours d'eau est l'un des aspects les plus sensibles à la gestion des ressources en eau en Algérie. Au cours de ces dernières années, les cours d'eau du bassin versant de la Tafna, comme la plupart des cours d'eau Algériens, ont vu leur salinité élevée. Les sources et mécanismes qui peuvent conduire à une salinisation des eaux sont multiples et liés aussi bien à des processus naturels qu'induits par l'homme. On rencontre fréquemment des situations complexes où plusieurs sources et vecteurs de salinisation se superposent (ONEMA, 2011). Donc, la salinité des ruisseaux et des rivières est un phénomène hydrologique et environnemental complexe puisqu'elle inclut un grand nombre de paramètres obscurs. Par ailleurs, les processus impliqués dans la salinisation sont si complexes qu'il est difficile d'établir un modèle analytique permettant une prévision du phénomène de la salinisation. Ainsi, les limites des modèles analytiques, amènent à l'apparition des modèles intelligents qui sont dotés pour résoudre des problèmes complexes du monde réel (ANUPAM *et al.*, 2010).

Ces dernières années, plusieurs auteurs confirment que les systèmes hybrides dont « neuro-flous » expliquent avec une grande efficacité les phénomènes hydrologiques et environnementaux les plus compliqués (ALVISI *et al.*, 2017 ; TALEGHANIA *et al.*, 2017 ; OPREA *et al.*, 2017 ; TABARI, 2012 ; FASHI, 2016 ; SUPARTA *et al.*, 2013 ; KESKIN *et al.*, 2006). Dans le même ordre d'idée, BURAGOHAIN *et al.*, 2008 ; MAHABIR *et al.*, 2006 et WANG *et al.*, 2004, pensent que « neuro-flous » est à même de capturer rapidement et avec précision le comportement des systèmes non linéaires. Pour d'autres auteurs, il s'agit du meilleur modèle dans la prévision de séries chronologiques et constitue une bonne base de comparaison (KOUJOK *et al.*, 2008 ; MARASHI *et al.*, 2018 ; KESKIN *et al.*, 2010 ; KISI, 2006 et MOHANDÉS *et al.*, 2011).

Par ailleurs, les systèmes neuro-flous combinent les capacités structurelles et d'apprentissage d'un réseau de neurones avec les aspects d'initiation et de validation linguistiques du système flou. D'après ROBERT (2000), CHANG *et al.* (2006), CHENNAKESAVA (2008), SKVORTSOVA *et al.* (2017), le but de l'hybridation est d'investir de meilleures méthodes de résolution des problèmes.

Plusieurs architectures mettant en œuvre l'approche hybride « neuro-floue » sont décrites dans la littérature. Parmi celles-ci, l'ANFIS est la plus utilisée. Cette dernière est un

système d'inférence floue adaptatif basé sur des neurones « neuro-flous » naissant et bénéficiant des avantages de l'association de réseaux de neurones et de la logique floue.

L'objectifs de cette thèse est de proposé un modèle hybride (neuro-flou) pouvant expliquer la relation débit liquide-concentration saline d'une part, et d'évaluation le degré de la salinisation dans le temps et dans l'espace d'autre part.

Pour aboutir aux objectifs visés, nous avons adopté la démarche suivante :

Dans le premier chapitre, nous avons présenté les caractéristiques générales de la zone d'étude. Il s'agit du bassin versant de la Tafna situé au Nord-Ouest de l'Algérie soumis à un climat aride avec des conditions de salinité prépondérantes. Le deuxième chapitre est consacré à la présentation du concept de la salinité des cours d'eau et sa relation avec la zone d'étude. Le troisième chapitre rappelle les principales caractéristiques théoriques des réseaux de neurones, la logique floue et les techniques neuro-floues ; dans lequel une description du fondement mathématique a été présentée. Le quatrième chapitre est consacré à la discussion des résultats de la modélisation de la salinité par les réseaux de neurones (RNA) et le modèle hybride (ANFIS). Enfin, nous terminons notre travail par une conclusion générale.

CHAPITRE I

PRESENTATION DE LA REGION D'ETUDE

I-1. SITUATION GEOGRAPHIQUE DU BASSIN VERSANT DE LA TAFNA

Le bassin de la Tafna est l'un des grands bassins versants du Nord-Ouest Algérien, s'étend sur une superficie de 7.245 km², couvrant la totalité de la wilaya de Tlemcen. Il est situé entre les latitudes (34°47' et 35°15') Nord et les longitudes (2°15 et 0°15') Ouest. (Figure 1).

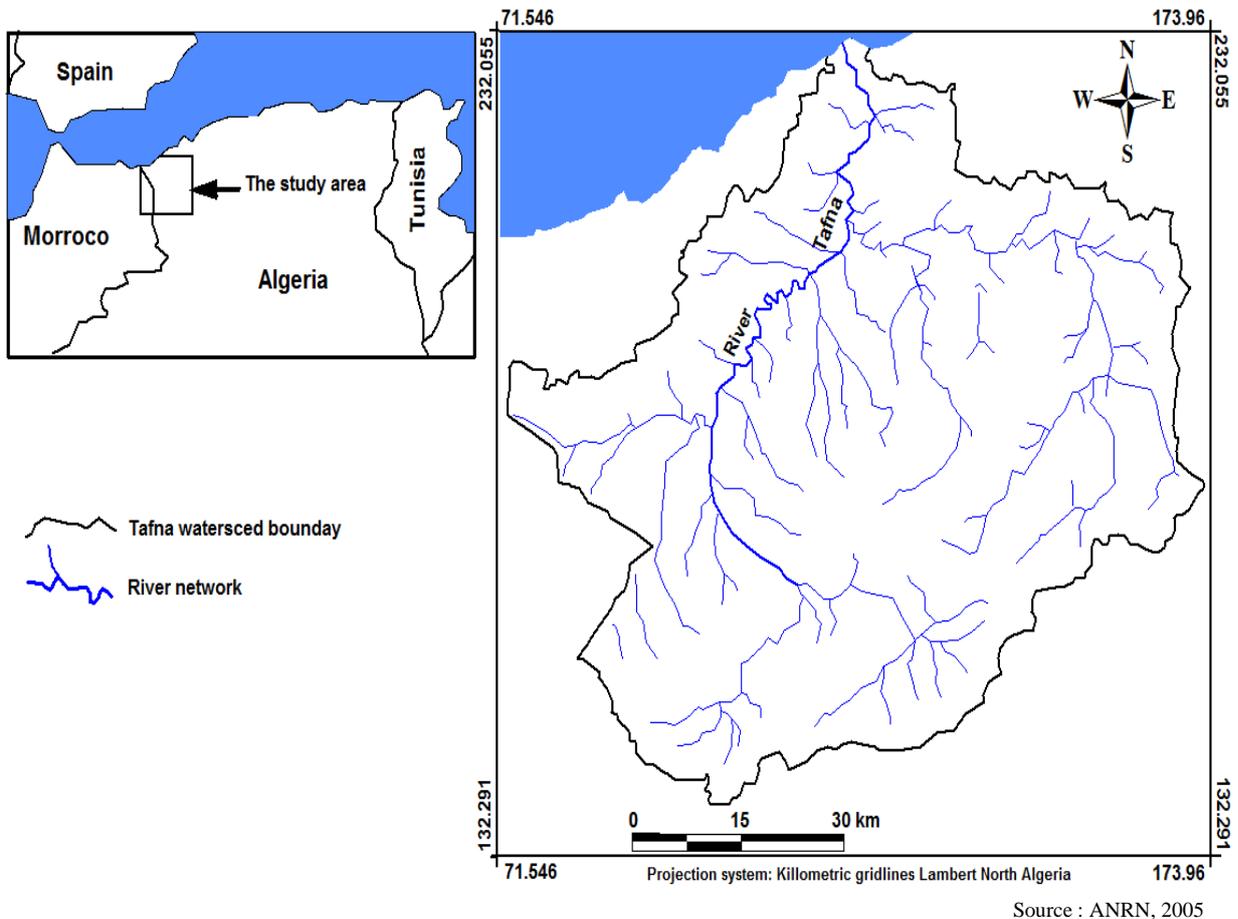


Figure 1 : Zone d'étude.

Les frontières du bassin versant sont constituées essentiellement de montagnes situées sur les côtés ; Nord-Ouest, Sud et Nord pour laisser au centre une zone de plaines et de dépressions, il s'agit de :

➤ Plaine Maghnia

Elle est limitée au Nord et au Nord-Est par les piémonts Sud des Traras, au Sud par les piémonts Nord des monts de Tlemcen et à l'Ouest par un prolongement naturel formant la plaine des Angad (Maroc). Cette plaine est en grande partie recouverte de sols très fertiles, limoneux et limitée en profondeur par des croûtes calcaires.

➤ **Plaine Hennaya**

Elle est limitée au Sud par les piémonts Nord des monts de Tlemcen, au Nord par le plateau de Zenata. La plaine profite de sa position géographique et de la structure granuleuse de ses dépôts alluvionnaires ainsi que de sa proximité aux points d'eau (cours d'eau, nappe phréatique).

➤ **Monts des Traras**

C'est une chaîne montagneuse côtière de 1250 km², occupant le Nord-Ouest de la wilaya de Tlemcen. Elle se caractérise par de fortes pentes dépassant les 25% et dont les risques d'érosions sont intenses. Le couvert forestier est localisé essentiellement dans la partie centrale et aux alentours des monts les plus culminants (Djebel Fillaoucène).

➤ **Monts de Sebâa Chioukh**

C'est une chaîne montagneuse de 250 km², située au Nord-Est de la wilaya de Tlemcen. Elle constitue le prolongement Est des monts des Traras.

➤ **Monts de Tlemcen**

Ils se situent au Sud de la wilaya de Tlemcen formant la frontière Sud du bassin versant. Ils occupent une superficie de 3000 km² s'étendant à l'Est vers la wilaya de Sidi Bel Abbés et pénétrant à l'Ouest dans le royaume Marocain. Les monts de Tlemcen s'élèvent sur 1200 m à 1500 m avec comme point culminant Djebel Cheloufi à 1843 m d'altitude. Leur relief est, également, accidenté avec de fortes pentes.

I.2- Caractéristiques morphométriques

I.2.1- Caractéristiques de forme

La forme c'est la configuration géométrique du bassin dont plusieurs indices sont introduits servant à comparer un bassin avec d'autres bassins versants et son influence sur l'écoulement.

a- Indice de compacité de Gravelius (k_c)

L'indice de compacité permet l'évaluation globale de la longueur du réseau hydrographique. Le principe de cet indice consiste à comparer le périmètre d'un bassin versant à celui d'un cercle de même surface. Plus le bassin est compact, plus sa forme est ramassée, plus l'indice de Gravelius est faible et plus le temps de circulation des eaux jusqu'à l'exutoire est court (BAKRETI, 2014). La compacité du bassin versant de la Tafna a été évaluée par le coefficient de Gravelius donné par le rapport suivant :

$$\text{Avec : } k_c = \frac{P}{\sqrt{\pi \cdot S}} = 0,28 \frac{P}{\sqrt{S}} \quad (1)$$

D'où :

k_c : Indice de compacité de Gravelius ;

P : Périmètre du bassin-versant en (km) ;

S : Surface du bassin-versant en (km²).

Alors :

$$k_c = 1,35$$

La valeur de k_c montre que notre bassin est d'une forme allongée, donc une concentration des eaux superficielles très lente.

I.2.2- Caractéristiques topographiques

Le relief nous permet de constater l'aptitude des terrains au ruissellement, il est représenté par plusieurs paramètres.

a- Paramètres de dénivelées

a.1- Courbe hypsométrique

C'est la répartition des surfaces en fonctions des altitudes. Cette courbe permet de préciser l'influence de l'altitude sur le volume d'eau précipité. Le planimétrage par tranche d'altitude nous a donné les résultats suivants :

Tableau 1 : Répartition des surfaces partielles en fonction des altitudes

Altitudes (m)	Surfaces partielles s_i (Km^2)	Surfaces partielles $\left(\frac{s_i}{st}\right)$ (%)	Surfaces (Km^2) cumulées Σs_i	Surfaces cumulées $\Sigma \frac{s_i}{st}$ (%)
1821-1600	130	1,79	130	1,79
1600-1400	259	3,58	389	5,37
1400-1200	324	4,47	713	9,84
1200-1000	1390	19,18	2103	29,02
1000-800	869	12	2972	41,02
800-600	955	13,18	3927	54,20
600-400	1824	25,18	5751	79,4
400-200	1146	15,81	6897	95,2
200-0	348	4,80	7245	100
Σ	7245	100		

a.1.1-Les Altitudes

A partir de la courbe hypsométrique, on peut déterminer les altitudes suivantes :

- **Altitude maximale**

C'est le point culminant du bassin versant.

$$H_{\max} = 1821m$$

- **Altitude minimale**

Elle représente le point le plus bas au niveau de l'exutoire.

$$H_{\min} = 0m$$

- **Altitude moyenne**

C'est le rapport entre la somme des surfaces partielles par l'altitude moyenne correspondante et la surface totale du bassin versant.

$$H(moy) = \frac{\sum_{i=1}^n (s_i \cdot e_i)}{S} \quad (2)$$

Avec :

S : Surface du bassin versant (Km²).

s_i : Surfaces partielles entre deux courbes de niveau.

e_i : Altitude moyenne entre deux courbes de niveau voisines.

Donc :

$$H_{moy} = 731.85m$$

- **Altitude médiane**

Correspond à 50% de la surface du bassin versant.

$$H_{med} = 760m$$

b- Pentes

La pente joue un rôle capital dans le ruissellement et la détermination de l'aptitude du relief à l'érosion, celle-ci peut être estimée par plusieurs indices.

b.1- Indice de pente de Roche (I_p)

Démontre l'influence du facteur pente sur le régime hydrologique du bassin Versant. Il est déterminé à partir de la relation suivante :

$$I_p = \frac{1}{\sqrt{L_R}} \cdot \sum_{i=1}^n \left(\sqrt{Bi(e_i - e_{i-1})} \right) \quad (3)$$

Avec :

L_R : Longueur de rectangle équivalent ;

Bi : Fraction de surface totale du bassin comprise entre les côtés (e_i et e_{i-1}).

Donc : I_p = 0.10

b.2- Indice de pente globale (Ig)

Il se détermine à partir de la courbe hypsométrique, c'est le rapport de la différence des altitudes de fréquence 5 % et 95 % par la longueur de rectangle équivalent.

$$I_g = \frac{D}{L_R} \quad (4)$$

Avec :

L_R : Longueur de rectangle équivalent ;

D : La différence entre l'altitude qui correspond à 5 % et celle de 95 % de surface.

$$\text{Avec : } D = H_{5\%} - H_{95\%} \quad (5)$$

D'où: $D = 1220$ m.

Alors : $I_g = 7.72$

b.3- Dénivelée spécifique (Ds)

C'est un paramètre de comparaison entre le relief des différents bassins versants.

$$D_s = I_g \cdot \sqrt{S} \quad (6)$$

Donc :

$$D_s = 657$$

Ce qui nous permet de classer notre bassin versant d'après la classification de l'ORSTOM :

Tableau 2 : Classification du bassin versant d'après l'ORSTOM

R1	Relief très faible	<	Dénivelle spécifique (Ds)	10 m
R2	Relief faible	10 m	Ds	25 m
R3	Relief assez faible	25 m	Ds	50 m
R4	Relief modéré	50 m	Ds	100 m
R5	Relief assez fort	100 m	Ds	250 m
R6	Relief fort	250 m	Ds	500 m
R7	Relief très fort	500 m	Ds	>

D'après cette classification, notre bassin versant se situe dans la classe Ds > 500 m, c'est à dire qu'il a un relief très fort.

c- Densité du drainage (D_d)

Le réseau hydrographique est un aperçu sur le mode de drainage du bassin versant et son aptitude au ruissellement. On procède à la classification des talwegs pour calculer les paramètres hydrographiques. La méthode adoptée est celle de " SHUM " dont on suit le principe : ("x+1" est un cours d'eau recevant deux cours d'eau d'ordre "x"). Ce principe sert à la numérisation des talwegs.

Elle est définie comme étant le rapport entre la longueur totale des cours d'eau et la surface du bassin versant :

$$D_d = \frac{\sum L_x}{S} \quad (7)$$

Avec :

ΣL_x : Longueur totale cumulée des cours d'eau d'ordre 'x' (km) ;

S : Surface de bassin versant (km²).

Donc :

$$D_d = 2,6 \text{ km/km}^2$$

b- Coefficient de torrentialité

Ce coefficient est le paramètre le plus représentatif de la sensibilité d'un bassin à l'érosion. Plus ce coefficient est élevé plus la torrentialité augmente traduisant une grande agressivité des averses.

$$C_t = D_d \cdot F \quad (8)$$

$$F = \frac{N_i}{S} \quad (9)$$

Avec :

C_t : Coefficient de torrentialité.

D_d : Densité de drainage.

F : Densité des talwegs élémentaires.

S : Surface du bassin versant.

N_i : Longueur des talwegs élémentaires.

Donc :

$$C_t = 26 \text{ km/km}^2$$

Le tableau ci-dessous (tableau 3) récapitule les caractéristiques morphométriques du bassin versant Tafna :

Tableau 3 : Caractéristiques morphométriques du bassin versant Tafna.

	Caractéristiques	Symboles	Unités	Valeurs
1	Superficie	S	km ²	7245
2	Périmètre	P	Km	410
3	Indice de compacité	Kc	–	1,35
4	Rectangle équivalent (L / l)	L	km	157,83
		l	km	45,90
5	Les altitudes	Hmax	m	1821
		Hmoy		731,85
		Hmed		760
		Hmin		0
6	Indice de pente globale	I_g	–	7,72
7	Indice de pente de Roche	I_p	–	0,1
8	Densité de drainage	D_d	Km/km ²	2,6
9	Coefficient de torrentialité	C_t	Km/km ²	26

I.3-RESEAU HYDROGRAPHIQUE

Le bassin versant de la Tafna dispose d'un réseau hydrographique (figure 2) qui s'organise autour de deux Oueds principaux qui sont respectivement l'Isser à l'Est et la Tafna à l'Ouest.

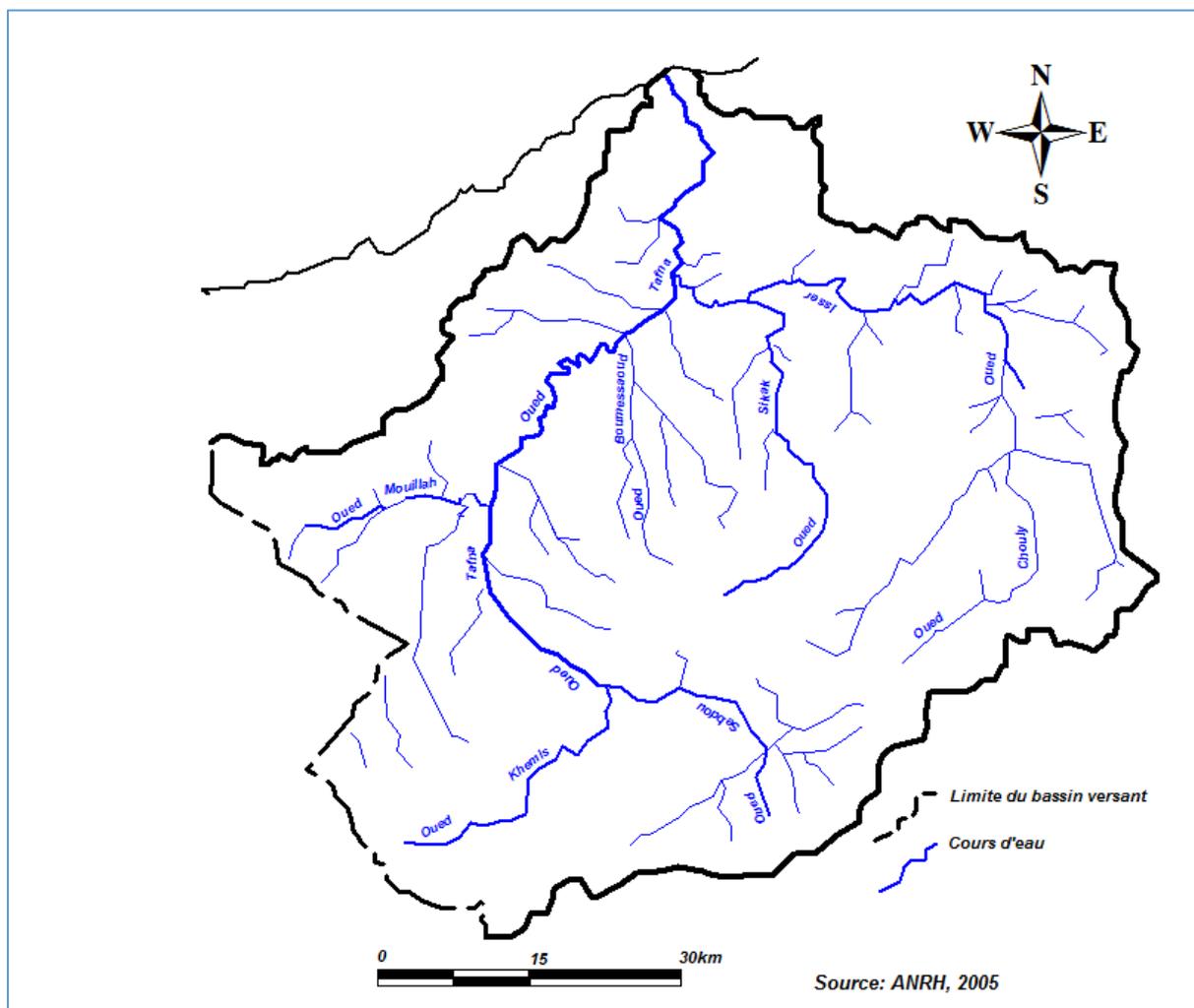


Figure 2 : Réseau hydrographique du bassin de la TAFNA

I.3.1- Oued Tafna

C'est un véritable fleuve qui ne mérite pas le nom d'Oued, avec un débit qui ne descend pas à l'étiage au-dessous de 800 m^3 à Bled Chaâba (GENTIL, 1903). Il prend sa source dans les Monts de Tlemcen à partir de l'Oued Ouriach et s'affirme après la jonction d'un grand nombre de ramifications creusées dans les terrains jurassiques et descendant des crêtes qui atteignent 1500 m, sur une longueur de 170 Km. Ces ramifications se rencontrent

aux environs de Sebdou sur une altitude qui avoisine 900 m. A partir de la région de Sidi Medjahed, l'Oued s'est creusé un lit dans une vallée peu profonde, aux flancs à pente douce, dans des terrains plus ou moins argileux. Les alluvions anciennes ou récentes du fleuve sont peu étalées, elles forment une petite plaine étroite dans laquelle le cours d'eau se développe en méandres tortueux. Au sortir du massif jurassique, la Tafna suit d'abord une direction Sud-Nord jusqu'au bordj de Bled Chaaba, puis se dirige vers le Nord-Est (GENTIL, 1903). Au Nord de Montagnac, au-dessous du plateau de Remchi, la plaine alluvionnaire s'étale par suite du confluent de plusieurs rivières, parmi lesquelles l'Oued Isser ; puis l'Oued reprend son cours vers le Nord. Aux gorges de Tahouaret ou gorges de la Tafna, la plaine est complètement réduite au lit du fleuve. Le fleuve s'est, en ce point, creusé un passage assez étroit à travers la chaîne du Tessala, entre le Djebel Ajdir et le Korinater Ghezal. Ces gorges sont flanquées de parois assez escarpées de plus de 400 mètres d'élévation sur la rive droite (GENTIL, 1903).

Le cours de l'Oued se limite aux gorges de Tahouaret dans la vallée de la moyenne Tafna. Cette partie du bassin tertiaire est sillonnée par de nombreux affluents parmi lesquels : Oued Mouillah, Oued Boukiou, Oued Boumessaoud, Oued Zitoun, Ouled Mimoun, Oued Sikkak, et enfin l'Oued Isser. Le cours inférieur de la Tafna s'étend depuis les gorges de Tahouaret vers le village de Pierre du Chat jusqu'à la plage de Rachgoune en mer Méditerranée, sur une distance de 20 Km (GENTIL, 1903).

I.3.2- Oued Isser

C'est le plus important affluent de l'Oued Tafna. L'Oued Isser prend naissance dans les terrains jurassiques, des monts de Tlemcen et s'étend ainsi vers l'Est de la région de la haute Tafna. Il draine la partie la plus arrosée du bassin. Il est alimenté par deux (02) principaux Oueds ; l'Oued Sikkak qui draine les eaux du djebel Benian (1100 m) et la plaine de Hennaya, l'Oued Chouly draine la partie la plus haute du sous bassin et les eaux du Djebel Dar Chikh (1616 m). Son bassin versant à une superficie de 1140 km² avec une altitude maximale de 1625 m et une longueur du talweg principal de 81 km. Cet Oued prend sa source au niveau d'Ain Isser au Sud d'Ouled el Mimoun. Sa confluence avec l'Oued Tafna a lieu dans la plaine de Remchi à 80 m d'altitude. Au Nord-Ouest du bassin, les pentes s'accroissent (15-30%).

Le bassin versant d'Oued Isser est caractérisé par deux zones dont la première est montagneuse à forte pente et située au sud ; alors la seconde est une colline avec des pentes douces qui se rencontre au nord.

Au sud du bassin, les pentes sont très fortes dépassant les 30%. Cette classe de pente est la plus fréquente au niveau du bassin versant de la Tafna. Elles occupent une superficie de 365 km². La zone médiane correspond aux plaines et plateaux où les pentes sont douces (10%) (BOUANANI A, 2004).

I.3.3- Oued Khemis

L'Oued Khemis est un affluent de la rive gauche de l'Oued Tafna. Il prend naissance à une altitude de 1700 m par la confluence des Oueds Belkassem, Tadet, Mazer, Tadert, Tirheza, Boulefane, Chadli, et Laames madhel. L'Oued Khemis coule sur une grande partie dans une vallée étroite à versant abrupt de direction Sud-sud-ouest alimentant le barrage de Beni-Bahdel. Le bassin d'Oued Khemis, d'une superficie de 350 km² est caractérisé par des pentes assez abruptes dépassant généralement 25%.

I.3.4- Oued Sebdou

Oued Sebdou draine sur une longueur de 29,7 km et se jette dans la cuvette du barrage Béni Behdel.

Le bassin versant de l'Oued Sebdou occupe une superficie de 255,5 km² avec une altitude maximale de 1465 m. La longueur principale du thalweg est de 78 km avec de très fortes pentes (Nord et au Sud du bassin) excédant les 25% et représentant 49.0% de la superficie du bassin. Les pentes deviennent de plus en plus faibles ne dépassant pas les 3% sur une superficie de 10,5% du bassin ; au niveau du fossé de Sebdou. Dans le reste du bassin, les pentes dépassent les 3% pour atteindre 12% sur une superficie de 31,2% et de 12 à 25% sur une superficie de 9.30% de la surface totale du bassin (BOUANANI A, 2004).

I.3.5- Oued Mouillah

C'est un affluent de la rive gauche de la Tafna qui s'écoule sur une longueur de 124 km et prend sa source dans la région d'El Abed à 1250 m d'altitude, puis pénètre au Maroc en prenant le nom d'Oued Isly qui suit un cours intermittent. En Algérie, il est permanent aux environs de Maghnia sous l'appellation d'Oued Mouillah. Il reçoit, sur sa rive droite, l'Oued Ouardeffou avec ses affluents (Oued EL Abbas, Oued Aouina, et Oued Mehaguene). Sur sa rive gauche, il reçoit Oued Bouslit, Oued Ben Saria et Oued El Aouedj. Le bassin de l'Oued Mouillah occupe une superficie de 2650 km², dont la majeure partie se trouve sur le territoire marocain couvrant les plaines des Angads et de Maghnia. Le relief,

assez varié, est constitué de zones de montagnes, de plaines et de vallées. La longueur du thalweg principal est de 124 km.

L'accentuation de la pente vers les basses altitudes indique que la partie avale du bassin de Mouillah est bien occupée par la plaine de Maghnia -Angads.

En altitudes, le relief accentué à l'amont du bassin est bien mis en évidence par la forme de la courbe hypsométrique. Les pentes sont, généralement, accentuées dépassant les 20% au niveau des montagnes des Traras au Nord-Ouest et de Tlemcen au Sud. Entre ces zones à relief fort, on retrouve des pentes plus douces (0 à 10%) avec des zones aplaties localisées de part et d'autre de l'Oued Mouillah et constituent la plaine de Maghnia.

I.3.6- Oued Zitoun

La région est caractérisée par deux ensembles d'affleurements ;

- Nord : Affleurements miocènes à relief peu accusé et à réseau hydrographique lâche.
- Sud : Affleurements jurassiques fortement entaillés et affectés de quelques grandes fractures.

En amont, le bassin d'Oued Zitoun représente de fortes pentes et se termine par une vallée encaissée à son point de confluence (BOUANANI A, 2004).

I.3.7- Oued Boumessaoud

On y distingue trois secteurs :

- Sud : Zone montagneuse caractérisée par les massifs calcaires et dolomitiques.
- Nord : Dépression remplie de sédiments tertiaires et quaternaires, formant le plateau de Zenata.
- Centre : Zone intermédiaire où le relief s'accroît brusquement donnant une limite nette entre les terrains calcaire-dolomitiques du jurassique et les formations marneuses du miocène.

Le bassin versant de l'Oued Boumessaoud se situe entre les longitudes 1°20' et 1°30' Ouest, et les latitudes 34°51'15" et 35°05' Nord. Il occupe une superficie de 118 km² avec un périmètre assez allongé de 59 km.

I.3.8- Oued Sikkak

C'est un Affluent de la rive gauche de l'Oued Isser qui s'étend sur la totalité de la région de Ain Youcef à Tlemcen et s'écoule sur une longueur de 55,7 km. Sa superficie avoisine les 326 km² et sa confluence avec Oued Tafna a lieu dans la plaine de Remchi à 81 m d'altitude. Son débit liquide

moyen annuel est de $1,47 \text{ m}^3/\text{s}$ et son débit d'étiage est de $0,239 \text{ m}^3/\text{s}$ (BEN TAHAR et YEBDRI, 2017).

Le bassin de l'Oued Sikkak comprend deux secteurs bien distincts :

- Nord et centre : Dépressions remplies de sédiments tertiaires et quaternaires.
- Sud : Plateau de Terny entouré de plusieurs massifs élevés culminant à 1579 m au Djebel Nador (BOUANANI A, 2004).

I.3.10- Oued Lakhder

C'est un cours d'eau à régime permanent qui doit sa pérennité aux nombreuses sources telles que : Ain Tot Hammam et Ain Ouissert. Il se jette, plus bas, dans l'Oued Isser constituant ainsi son principal affluent. Il prend sa source dans les monts de Tlemcen à environ 900 m d'altitude (BOUANANI A, 2004).

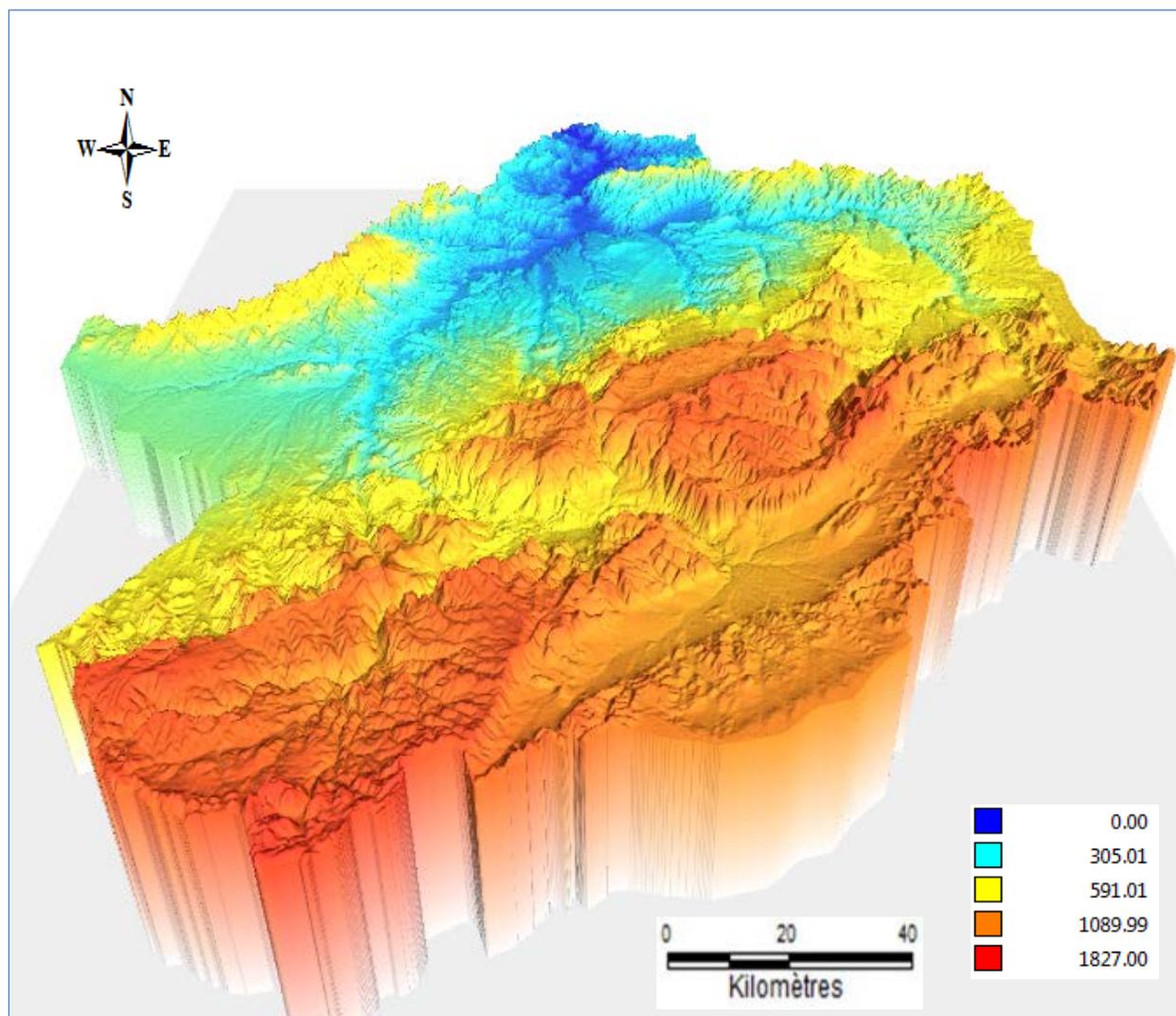
I.3.11- Oued Boukiou

C'est un Oued de moindre importance qui prend sa naissance dans les monts des Traras pour rejoindre le cours de la Tafna dans la plaine des Ghossel. Le bassin versant de Boukiou présente une pente assez forte en descendant du Djebel Fillaoucene.

1.4- MODELE NUMERIQUE DU TERRAIN

C'est une représentation numérique du relief d'une zone symbolisée par une grille dont chaque case (pixel) est associée un code numérique correspondant à l'altitude réelle ou relative de la zone (figure 3) ; Il peut être acquis par ;

- Numérisation de cartes topographiques préexistantes ;
- Restitution automatique du relief à partir d'images stéréoscopiques aériennes, radar ou satellitaires (SPOT, ...).



Source : <http://earthexplorer.usgs.gov>, 2000.

Figure 3 : Modèle Numérique de Terrain du bassin versant de la Tafna.

I.5- CARACTERISTIQUES CLIMATIQUES

I.5.1- Climat

Le climat influe sur le comportement hydrographique des cours d'eau. Ce qui active le phénomène d'érosion et participe à la dissolution des formations lithologiques notamment en périodes sèches. L'Algérie, caractérisée par un climat semi-aride, est menacée par l'érosion des terres agricoles augmentant le transport solide et l'envasement croissant des barrages. Ce qui engendre la dégradation du milieu avec des conséquences néfastes sur la productivité des terres ainsi que sur la qualité des eaux (LEFKIR, 2009). Le bassin de la Tafna est caractérisé par deux saisons prédominantes. La première est humide et fraîche qui s'étend du mois

d'Octobre au mois d'Avril ou Mai avec des pluies irrégulières. La seconde est sèche et plus chaude s'étendant de juin à septembre avec une pluviométrie faible.

I.5.2- Précipitations

Le bassin versant de la Tafna dispose d'un réseau pluviométrique assez dense constitué par 23 stations pluviométriques dont les séries d'observations s'étendent sur de longues périodes. Dans notre étude, seize (16) stations retenues et représentent le moins de lacunes et sont bien réparties sur la surface du bassin versant (Figure 4).

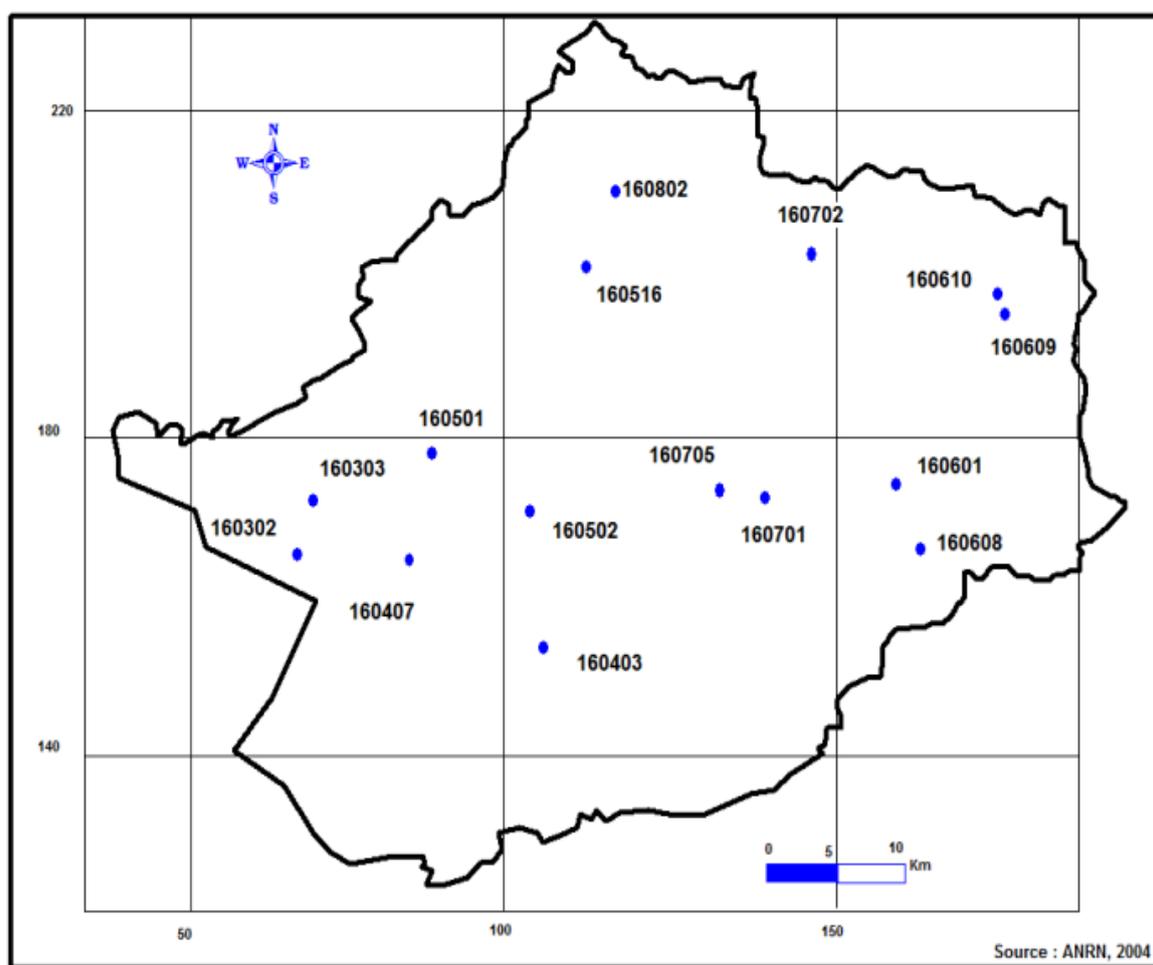


Figure 4 : Répartition spatiale des stations pluviométriques.

Les caractéristiques des stations sont récapitulées dans le tableau 4 :

Tableau 4 : Caractéristiques des stations pluviométriques retenues dans l'étude.

Station	Code	X(m)	Y(m)	Z (m)	Pluie Annuelle (mm)
Maghnia	160 302	90,6	174,6	448,11	278,91
B-Ouassine	160 303	90,8	180,7	409,16	249,77
B-Bahdel	160 403	115	164,6	638,50	404,12
Khemis	160 406	109,3	157,1	890,28	379,11
S/Medjahed	160 407	102,8	173,1	417,75	279,33
H Bghrara	160 501	103,7	185,8	257,81	234,79
Sabra	160 502	115,1	178,7	611,79	396,84
Hennaya	160 516	126,7	188,2	525,05	396,84
Chouly	160 601	151,8	181,2	777,43	406,63
Sgourari	160 608	152,3	172,9	984,92	417,39
Sidi Heriz	160 609	161,1	199,1	537,88	330,87
Sbnakhla	160 610	158,5	200,4	463,95	344,85
Mefrouch	160 701	135,5	180,2	1105,99	576,18
Bensekran	160 702	143,4	205,3	272,28	362,12
Lalla Setti	160 705	133,9	181,8	989,54	515,00
Pière du Chat	160 802	122,4	122,4	93,23	305,75

Source : ANRH, 2004

Des lacunes observées à l'échelle mensuelle et annuelle rendent les séries plus courtes et insuffisantes pour une bonne estimation des paramètres statistiques d'une série pluviométrique.

Pour homogénéiser les séries pluviométriques, on a procédé aux étapes suivantes :

- Première étape : Les données ayant des lacunes mensuelles des mois les moins pluvieux (juillet et Août), sont reconstituées au moyen d'information mensuelle des postes pluviométriques avoisinantes.
- Seconde étape : Les séries courtes ont été ramenées à une période de fonctionnement de 26 ans.

Afin de compléter les données manquantes, nous avons procédé à des corrélations simples entre les différentes stations pluviométriques. Les deux étapes citées ci-dessus sont effectuées à l'aide du logiciel HYDROLAB. Ce dernier est un ensemble de macro-commandes, de feuilles de calculs et de graphiques du tableau EXCEL qui permettent de réaliser les analyses statistiques élémentaires les plus courantes en hydrologie de surface.

1.5.2.1-Détermination de la lame d'eau précipitée.

Pour cela, nous avons utilisé la méthode de la cartographie automatique.

Les étapes de réalisation de cette carte sont les suivantes (figure 5) :

- **Première étape** : Préparation du modèle numérique de terrain (MNT).
- **Deuxième étape** : Extraction de la carte des altitudes à partir de l'MNT.
- **Troisième étape** : Extraction de la carte des expositions à partir de l'MNT.
- **Quatrième étape** : Réalisation de la carte des éloignements par rapport à la mer.
- **Cinquième étape** : Réalisation de la carte des éloignements de l'Ouest à l'Est.
- **Sixième étape** : Régression multiple entre l'altitude, l'exposition, l'éloignement par rapport à la mer et l'éloignement de l'Ouest à l'Est.

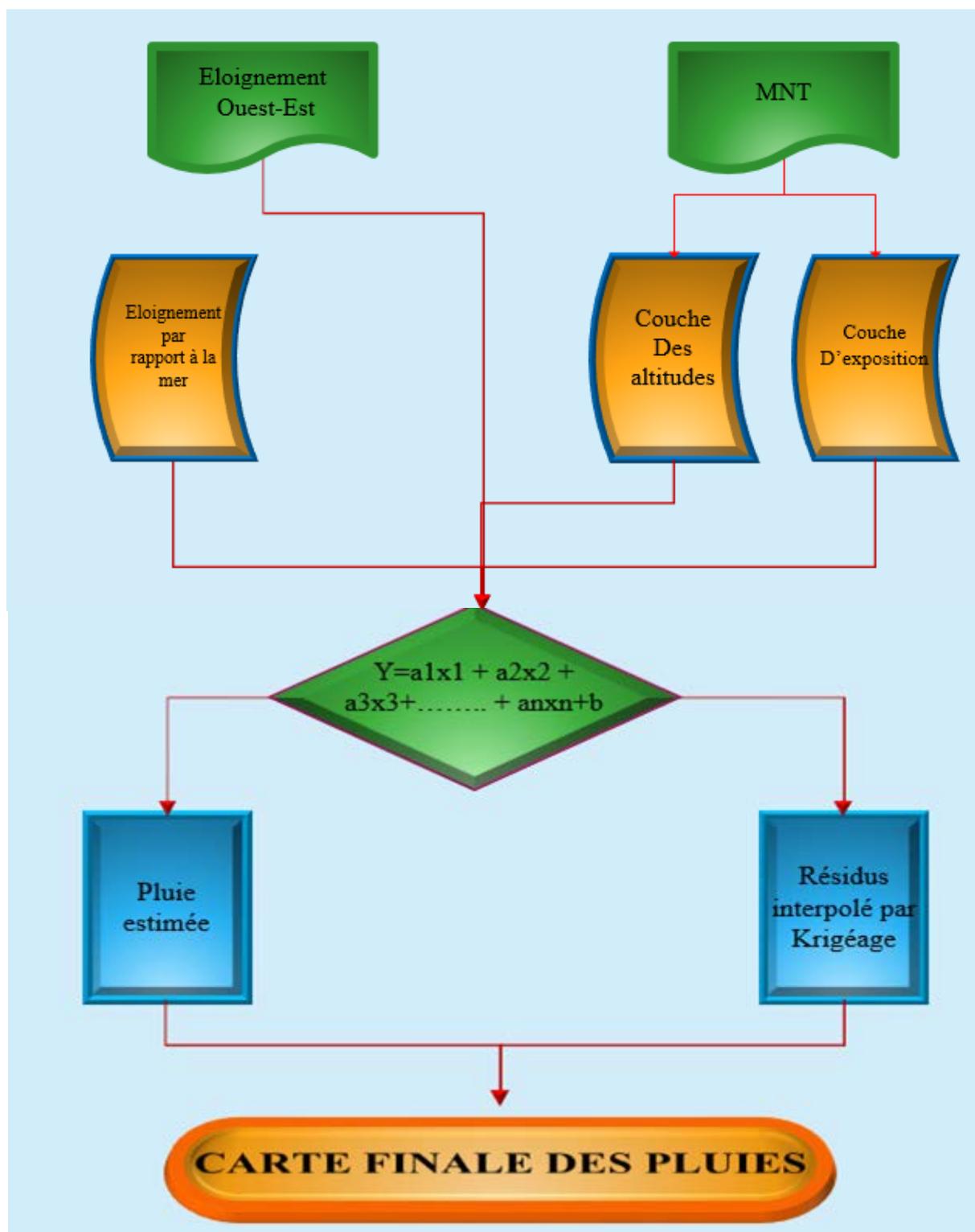


Figure 5 : Schéma des différentes étapes de la cartographie automatique des pluies.

La figure 6 représente la carte finale des pluies allant de 1970 à 2005.

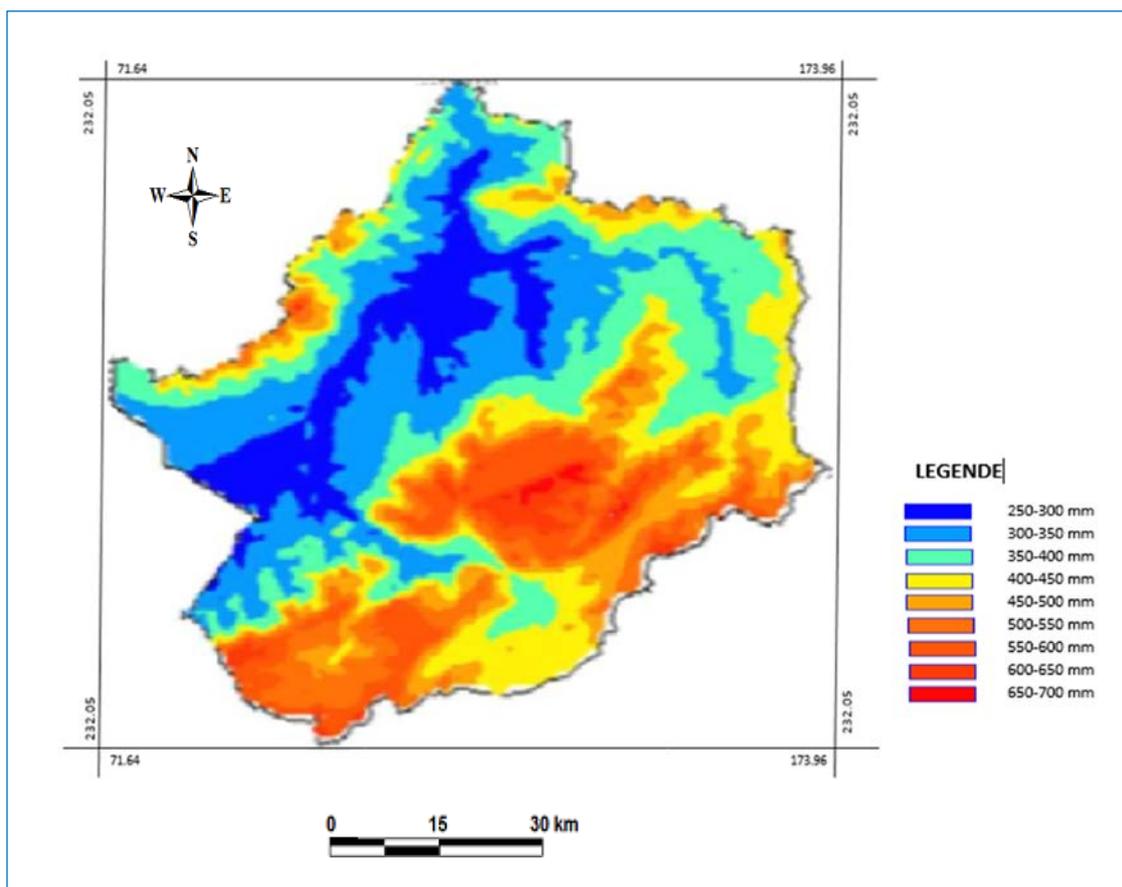


Figure 6 : Carte finale des pluies (1970-2005).

I.5.3- Température

Les températures moyennes de la région subissent des variations régionales et saisonnières. La température moyenne annuelle est de 16,38 °C avec un minimum de 6.3°C qui apparaît en janvier ; alors que le maximum de 26.5 °C se rencontre en août (tableau 5).

Tableau 5: Températures mensuelles du bassin de la Tafna (1982 à 2002)

STATIONS	Sep	Oct	Nov	Dec	Jan	Fev	Mar	Avr	Mai	Jui	Juil	Aout	Moyenne annuel
Tlemcen	21.5	17.5	12.5	11.5	9.5	11.5	12	13	16	20.5	24.5	25.5	16.30
Remchi	23	19.5	15	12	11	12	13.5	15.5	17.5	21.5	25	25.5	17.60
Beni Bahdel	23.5	18	13.5	10	9.5	10.5	12.5	14.5	18	22.5	26.5	26.5	17.10
Maghnia	22.5	18	14	11	9.5	11	13	14.5	17	21.5	25	25	16.83
Mefrouche	20.9	15.1	10.4	8.1	6.3	7.2	8.1	10.5	14.5	17.5	25	25	14.10

Source : ANRH, 2004

I.6- Caractéristiques des écoulements superficiels

I.6.1- Variabilité mensuelle des écoulements

La répartition des débits mensuels du bassin versant de la station de Pierre du Chat (160801) à l'exutoire du bassin est obtenue par la moyenne arithmétique des débits liquides (Q_L m³/s) sur 15 ans allant du 1977 à 1991 (Tableau 6 et Figure 7).

Tableau 6 : Variation mensuelle du débit (1977-1991)

Mois	Sept	Oct	Nov	Dec	Jan	Fev	Mars	Avr	Mai	Juin	Juill	Aou	Moy
Q_L (m ³ /s)	0,63	2,93	2,52	2,53	3,16	6,34	9,15	2,46	1,56	1,55	0,37	0,2	2,78

Source : ANRH, 2001.

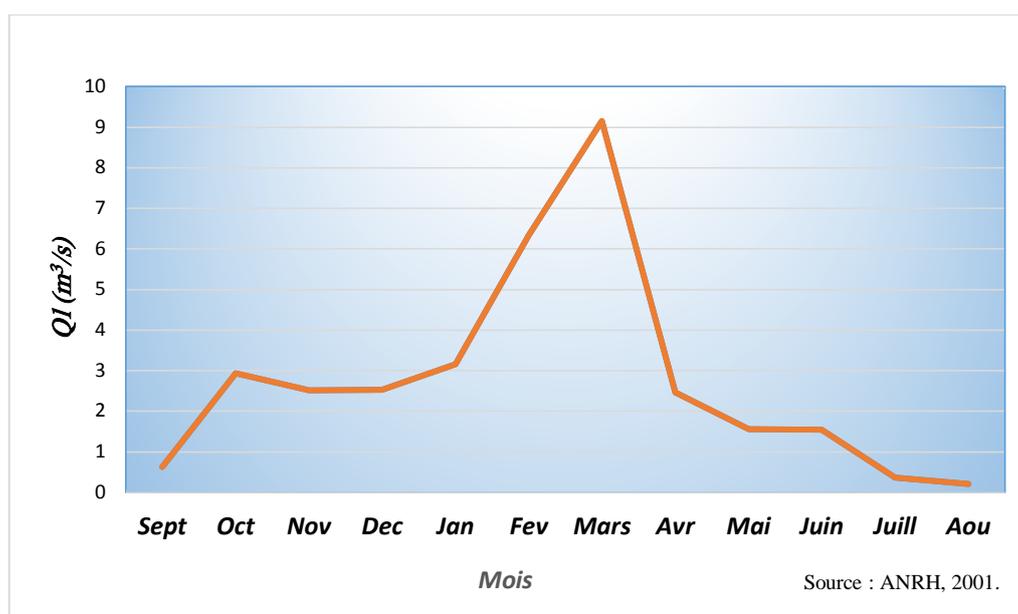


Figure 7 : Variation mensuelle du débit (1977-1991).

I.6.2- Bilan hydrologique et déficit annuel d'écoulement

Le bilan hydrologique donne la différence entre la hauteur d'eau reçue par le bassin versant et la lame écoulee pendant la même période (SERRA, 1976).

L'équation de bilan hydrologique peut s'écrire sous cette forme :

$$P = L_e + D \quad (10)$$

Avec :

P : Lame d'eau moyenne annuelle précipitée (mm).

D : Déficit d'écoulement (mm).

L_e : Lame d'eau écoulee (mm).

Soit :

$$L_e = \frac{Q_l \cdot t}{S} \quad (11)$$

Avec :

Q_l : Débit moyen annuel (m^3/s).

T : Temps (nombre de seconde dans l'année).

S : Surface du bassin versant (km^2).

En appliquant cette formule, nous trouvons :

$$L_e = 12,10 \text{ mm}$$

Le déficit d'écoulement donne la différence entre la pluviométrie moyenne sur un bassin et la lame d'eau écoulée à son exutoire (SERRA, 1976).

Donc :

$$D = P - L_e \quad (12)$$

Avec :

$$P = 395 \text{ mm.}$$

Considérant que les pertes par infiltration sont négligeables (relief très fort,...)

$$D = 382,9 \text{ mm.}$$

Cette valeur exprime une très forte évaporation, ce qui implique des conditions défavorables d'écoulement.

I.7- Autres caractéristiques

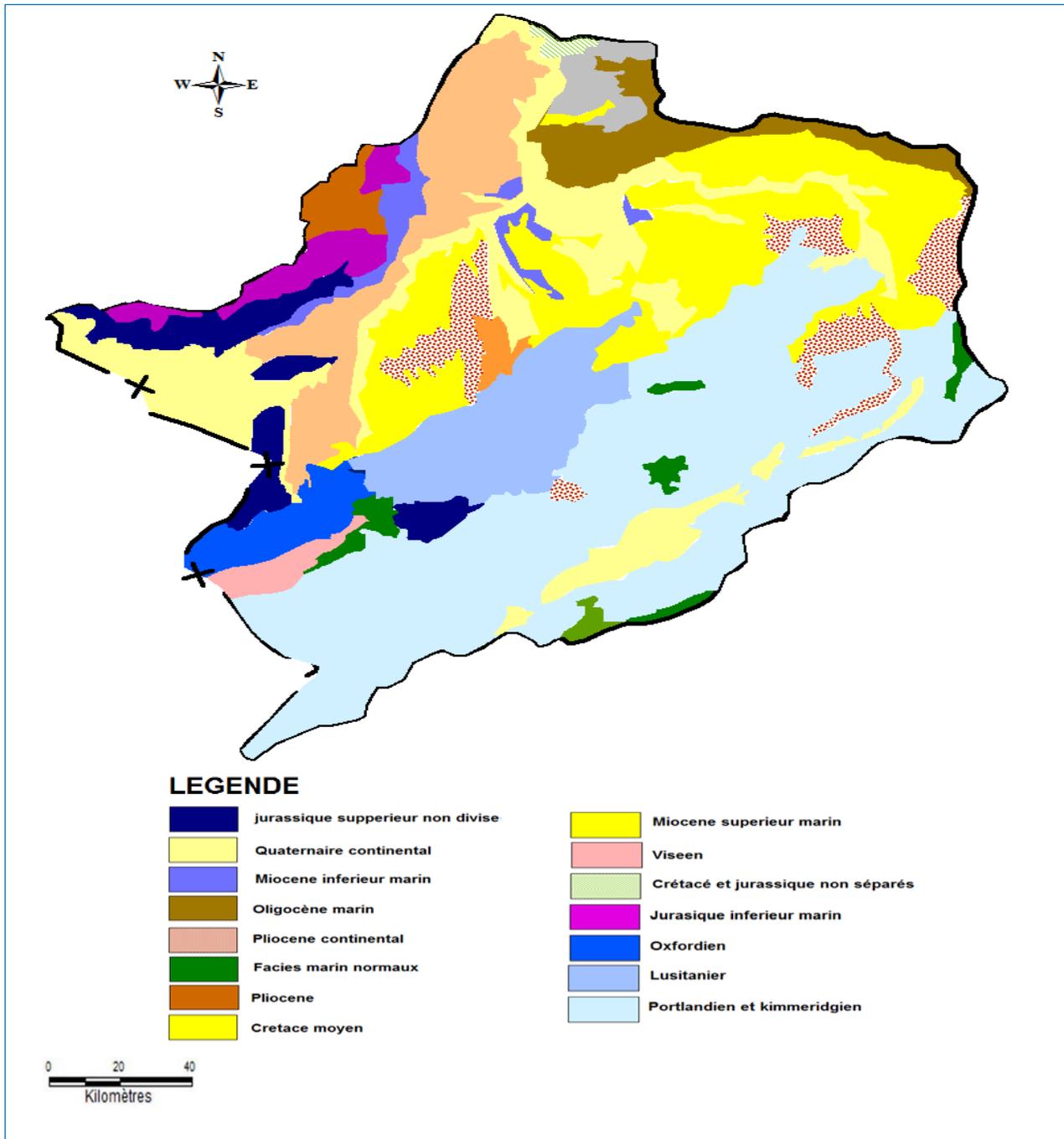
I.7.1- Géologie

La représentation des caractéristiques géologiques a une influence sur le régime d'écoulement ainsi que sur l'érosion et le transport solide.

Le bassin de la Tafna dispose d'une structure contrastée, qui se manifeste tantôt par des reliefs abrupts et tantôt par des zones de plaines ou des fossés d'effondrement. Les faciès carbonatés sont localisés principalement dans deux parties dont la première se situe au Nord du bassin (monts des Traras et à Djebel Fellaoucène) et la seconde se trouve au Sud au niveau des régions de Khémis, Sikkak et de Sebdou.

Le Miocène occupe, pour sa part, le domaine des plaines dont les dépôts surmontent initialement les formations carbonatées. Mais le plus souvent, on les retrouvent sous les

massifs calcaires à la suite de la tectonique intense qui a affecté la région. Une structure y est sous forme de horst et de grabens avec des rejets des failles pouvant atteindre les 1000 m. (figure 8) (BENEST, 1986 in BAKRETI, 2014).



Source : Carte géologique d'Alger Nord 1952.

Figure 8 : Carte géologique du bassin versant Tafna.

La série stratigraphique (figure 9) comporte les ensembles suivants :

Epais	Perméabilité	Coupe	Description géologique	Formation
80	Perméable		Dépôt alluvionnaire et lacustre	Plio-quaternaire
50 à 800	Imperméable		Marnes bleues, sableuses à la base et grès calcaires	Miocène
	Perméable		Grès	Miocène
100	Perméable		Dolomies	Dolomies de Temy
100	Perméable		Marnes et calcaires marneux	Marno-Calcaire de Raouraï
250	Perméable		Dolomies	Dolomies de Tlemcen
300 à 400	Peu perméable		Grès quartzeux avec bancs de marnes vertes et Lie de vin	Grès de boumedienne
150 à 250	Imperméable		Marnes gris et argiles schisteuses	Callovo-oxfordien
100 à 200	Perméable		Calcaire gréseux	Jurassique moy
200 à 300	Perméable		Calcaires oolithique et dolomies	Jurassique inf
	Imperméable		Marnes vidacées, gypsifères et grès grossiers rouges avec intercalation argileuses	Permotrias
	Imperméable		Granite à tourmaline schistes et quartzites	Primaire

Source : BONET 1967 in DJEDIAI, 2014.

Figure 9 : Analyse litho-stratigraphique.

1-Primaire

Il est représenté par des formations schisto-quartziques d'âge Silurien à Dévonien. Ces niveaux forment les noyaux des plissements et affleurent au niveau des monts de Ghar-Roubane, au Sud du village de Khemis (BAKRETI, 2014).

2- Secondaire

Il est représenté par le Trias constitué par des argiles plus ou moins dolomitiques et gypseuses et des marnes bariolées fortement teintées localisé essentiellement au Nord d'Aïn Tellout et au niveau de Béni-Bahdel et à l'Est dans le bassin d'Oued Mouillah. Il est caractérisé par la reconquête marine et volcanique et discordant sur le socle paléozoïque structuré, ayant affecté le domaine atlasique et mesetien de l'Afrique du nord. Le jurassique fait parié aussi du secondaire, c'est une série épaisse dont la puissance est supérieure à 1000 m (DJEDIAI, 2014).

3- Crétacé

Représenté par la série du Crétacé inférieur, on y distingue du bas vers le haut par les :

- **Argiles de Lamoricière** C'est une formation argilo-gréseuse, nettement calcaire au sommet. Elle affleure au niveau de Hassi Zerga dans le bassin de Sebdu.
- **Grès de Berthelot** : Caractérisés par une récurrence de la smectite et surtout par l'application de la chlorite (10 à 15 m). La base est riche en stratifications obliques, marquée par des bancs de dolomies pulvérulentes.

4- Tertiaire

Il est représenté par :

- **Miocène inférieur (Burdigalien)** qui est représenté par deux niveaux : La base est formée par des poudingues très durs associés à des blocs de calcaires dolomitiques à ciment calcaire-gréseux. La partie supérieure est constituée par des argiles marneuses de 100 m d'épaisseur. Ces ensembles ont été localisés entre la vallée de l'Oued Zitoun et le Djebel Fillaoucène qui se trouvent au Nord du bassin étudié.
- **Miocène moyen ou Serravallien** : Repose en discordance sur le Miocène inférieur. Il est formé par une série d'argiles marneuses d'une épaisseur pouvant atteindre les 300m. Ces formations se concentrent dans les parties centrales du bassin.
- **Miocène supérieur ou Tortonien** : il s'agit des dépôts de grès jaunes peu consolidés atteignant 20 à 30 m d'épaisseur. Ces dépôts surmontent le plus souvent les marnes serravalliennes. Il arrive qu'elles puissent se déposer directement sur le Jurassique ; tel est le cas dans le sous bassin de Mouillah.

5- Plio-Quaternaire

Cette formation est composée par une série de dépôts discontinus formés par des éléments hétérogènes. On trouve les faciès suivants :

- Marnes parfois très épaisses prédominant la plaine de Maghnia.
- Limons, sables et graviers récents qui s'étendent entre l'Oued Mehaguène et la partie Nord-est de la frontière Algéro-Marocaine (BAKRETI, 2014).

I.7.2- Végétation

Dans le bassin de la Tafna, la superficie occupée par le couvert végétal est de 5564 ha, il reste insuffisant sachant que plus de 33,84% de la superficie totale est occupée par un couvert végétal dégradé (DJEDIAI, 2014).

Le paysage végétal du bassin de la Tafna a été largement dégradé et défriché en montagne par l'agriculture extensive, le surpâturage endémique et les incendies. Ce qui a entraîné une perte d'eau par évaporation et une accélération de l'érosion. Selon BOUANANI (2004), on distingue cinq classes de végétation :

- **Couvert forestier dégradé** : Sont rassemblés sous ce thème les maquis et les forêts clairs, les zones en cours de reboisement, les forêts et les maquis dégradés par l'utilisation excessive du sous-sol forestier, le pâturage sauvage et irrationnel compromettant la rénovation, le déboisement intégral pour installer d'autres cultures et les effets des incendies.
- **Couvert forestier normal** : Représenté essentiellement par les forêts et les maquis denses n'ayant subi aucune dégradation que ce soit par l'action de l'homme (pâturage sauvage, déboisement) ou par l'effet des incendies.
- **Arboriculture** : Représentée principalement par les vignobles et l'olivieraie, et les agrumes, vergers et murs en quantité inférieure.
- **Couvert mort** : Sont désignés par ce terme tous les terrains sur lesquels n'est présente aucune forme de végétation ou de culture utilisable, rendu nu par l'érosion ou par d'autres formes de dégradation.
- **Prairies et terrains de pacage** : Représentés par les surfaces qui sont utilisées pour la plupart en pâturage direct des animaux, les terres occupées par l'alfa et la lavande

CHAPITRE II

SALINITE DES COURS D'EAU

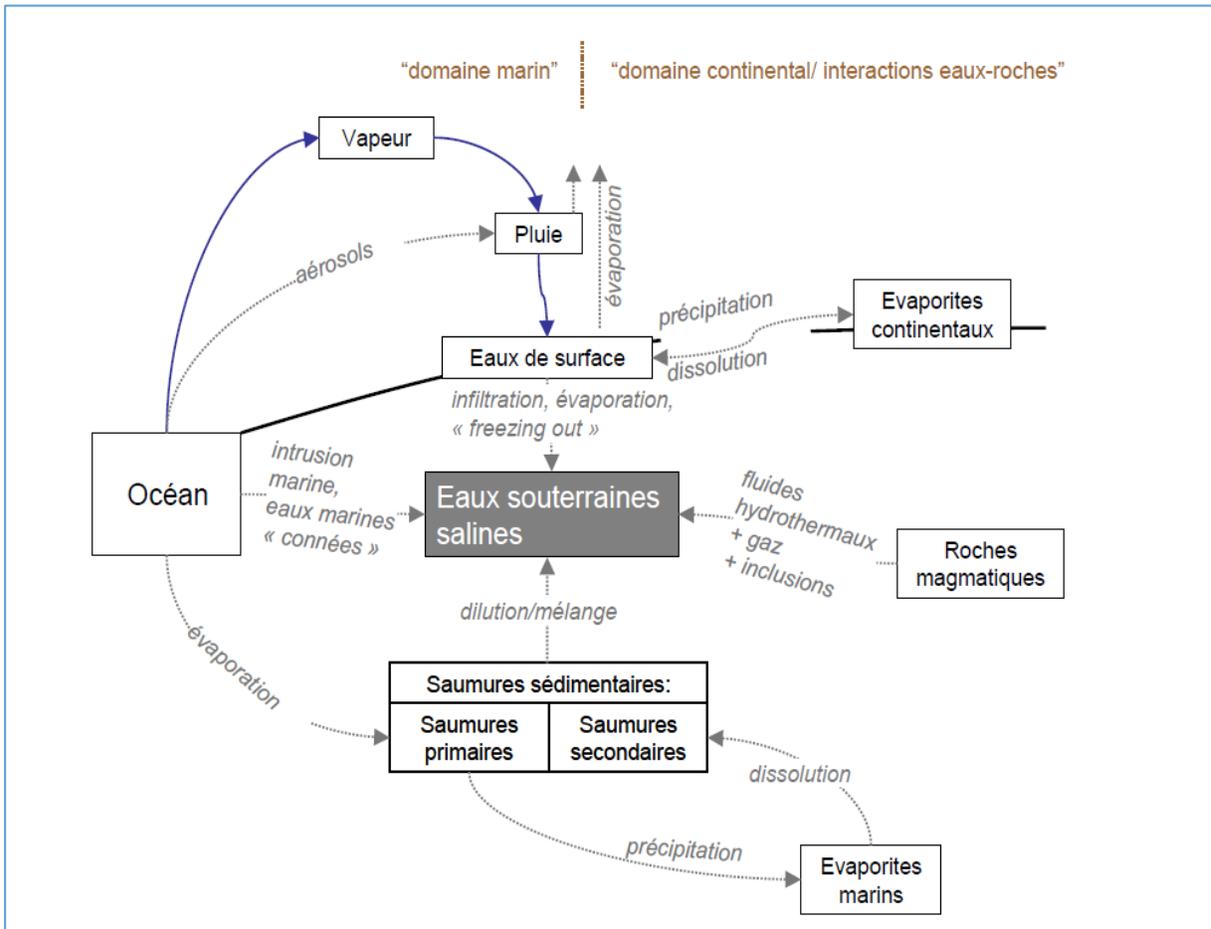
HISTORIQUE

Les travaux ayant traité de la salinité des eaux, sont nombreux et diversifiés. DITTMAR a analysé 77 échantillons d'eau de mer prélevés par le Challenger pendant son tour du monde (1873-1876). Il en a déduit en 1884 une loi, dite loi de DITTMAR. En 1903 KNUDSEN a mis au point une méthode chimique pour mesurer la salinité et la densité. La salinité est, d'après la loi de DITTMAR, proportionnelle à la chlorinité. La chlorinité est déterminée en précipitant les halogènes par du nitrate d'argent. Le dosage se fait en valeur relative par rapport à une eau de référence. En 1930 FRANK WENNER conçoit les premiers salinomètres de laboratoire. Ils mesurent le rapport entre la conductivité de l'eau standard et de l'eau à analyser à une même température connue (15°C). Dans le cas de mesures obtenues avec des capteurs de conductivité, une correction doit être apportée en fonction de la température t et, éventuellement, de la pression. La salinité est donc une fonction du rapport de conductivité, de la température et de la pression.

En France, l'Office National de l'Eau et des Milieux Aquatiques (ONEMA) a proposé en 2011, une méthodologie de diagnostic de l'origine de la salinité des masses d'eau. En Espagne PULIDO-LEBOEUF et *al.*, (2003) ont traité de l'origine de la salinité des eaux dans des aquifères. Ainsi au Maroc, HSISSOU et *al.* (1997) ont mis en évidence l'influence du biseau salé et des faciès évaporitiques sur la salinité des eaux de la nappe côtière d'Agadir. En Algérie, l'ANRH, (1992), propose un modèle empirique de quantification de la salinité dans le et dans l'espace. Les travaux effectués par DJABRI et *al.*, (1996) mettent en évidence la salinité des eaux dans deux aquifères à climat et géologie contrastés : nappe alluviale de Tébessa (semi-aride) et nappe superficielle d'Annaba-Boucheouf-Guelma. HADJSAID (2007) a combiné les données géophysiques et chimiques pour expliquer la qualité des eaux de la région de Guerbes. HANI en 2003, a réalisé une analyse méthodologique de la structure et des processus anthropiques : Application aux ressources en eau d'un bassin côtier méditerranéen.

II.1-Définitions de la salinité

- **Salinité primaire** : Elle s'explique par l'accumulation de sels dans les sols ou dans les eaux (souterraines ou superficielles) par des processus naturels tels que l'évaporation, l'érosion, l'altération des roches (figure 10).



Source : ONEMA, 2011

Figure 10 : Mécanismes naturels de salinisation des eaux de surface et souterraines.

- **Salinité secondaire** : C'est le résultat des activités humaines (figure 17) qui modifient l'équilibre hydrologique des sols et des eaux. Elle peut avoir différentes causes, telles que ; l'irrigation, l'activité minière ou l'utilisation de sels comme agent de déverglaçage des routes (MIGUEL et *al.*, 2013).
- **Salinité des cours d'eau** : C'est la concentration totale (g/l) des matières inorganiques (cations et anions dont le diamètre est inférieur à 10^{-5} mm) dissoutes puis transportées dans l'eau des rivières et des cours d'eau (TOUAT, 1992 ; MIGUEL et *al.*, 2013).

II.2- Facteurs de la salinité des cours d'eau.

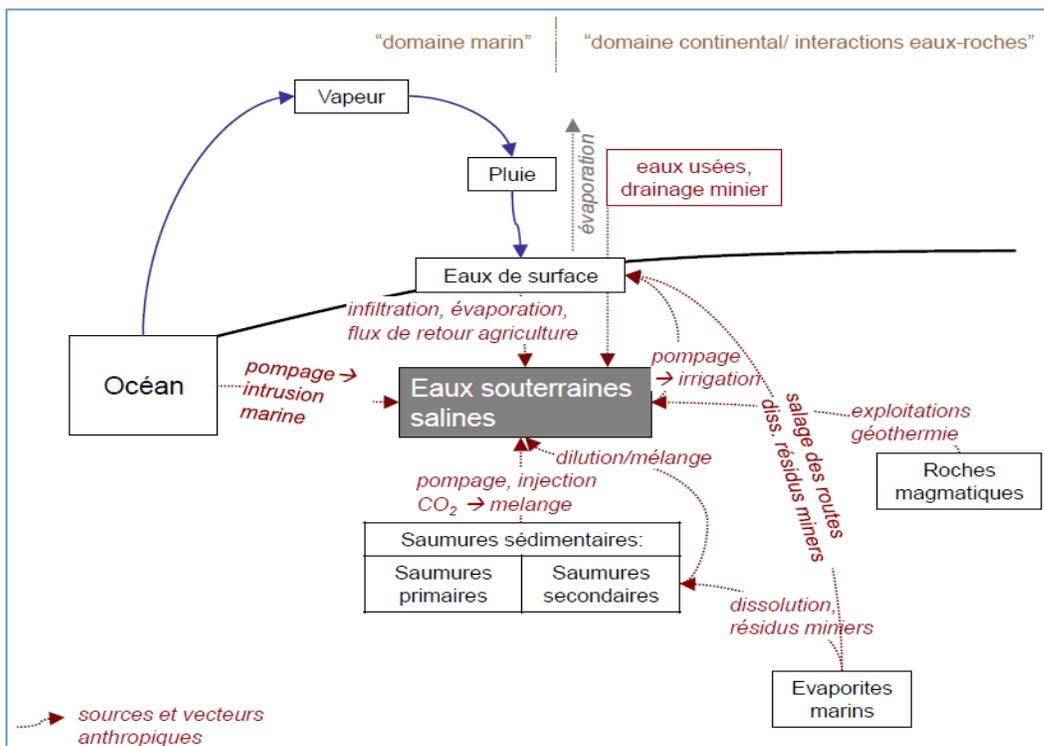
II.2.1- Facteurs physico-géographiques

- **La végétation** : Est un facteur déterminant de la rapidité du ruissellement superficiel, du taux d'évaporation et de la capacité de rétention du bassin. Ainsi, la présence de la végétation joue un rôle de régulateur du régime d'écoulement. L'occupation végétale a une influence directe sur l'écoulement fluvial ainsi que sur les facteurs orographiques et climatiques. La résistance à l'écoulement est d'autant plus grande que le couvert végétal est plus dense (BOUANANI, 2004).
- **La température** : Contribue à la diminution du niveau d'eau par le phénomène d'évaporation, donc augmentation de la concentration saline.
- **Les précipitations** : Représentent le facteur essentiel des régimes hydrologiques puisqu'elles constituent la matière première des débits des cours d'eau. Selon DAMEK, (1982) les pluies torrentielles (intensité supérieure à 24mm/h), irrégulières engendrent des crues fortes, rapides et chargées.
- **L'érosion** : L'érosion hydrique est l'un des processus les plus actifs dans la genèse et l'évolution de la couverture pédologique. Elle est aussi aujourd'hui à l'origine d'importants problèmes d'environnement notamment la dégradation de la qualité de l'eau des cours d'eau (LE BISSONNAIS et *al.*, 2002).
- **La géologie** : L'influence de la lithologie a été clairement démontrée par les travaux de (GARRELS et MACKENZIE, 1971 ; MEYBECK, 1986 ; MEYBECK, 1987 ; PROBST,

1990). L'analyse de petits bassins mono-lithologiques a montré que les rivières drainant des roches sédimentaires ont des taux d'érosion (estimés à partir de la charge dissoute totale ou TDS (Total Dissolved Solid) cinq fois plus élevés que ceux des rivières drainant des roches cristallines ou métamorphiques et 2,5 fois plus élevés que les rivières drainant des roches volcaniques récentes (MEYBECK, 1986).

II.2.2- Facteurs anthropiques

L'influence de l'homme sur la minéralisation des cours d'eau se fait sentir de plus en plus. Un certain nombre d'actions humaines (les apports réguliers en irrigation, engrais et pesticides ainsi qu'aux rejets industriels) se superposent à ce cycle naturel de l'eau. Ces actions ont tendance à renforcer certains mécanismes et donc à contribuer à la salinisation des eaux superficielles et sous terraines (figure 11).



Source : ONEMA, 2011

Figure 11 : Représentation schématique des mécanismes anthropogéniques (directs ou indirects) de salinisation des eaux de surface et souterraines.

II.3- Unité de Mesure de la salinité des cours d'eau

La concentration (C) en sel est donnée par le quantité Totale de Matière Dissoute (TDS) exprimée en mg de sel par litre d'eau (mg/L) ou en gramme de sel par mètre cube d'eau (g/m^3) ou en partie par million (ppm). Aussi, la concentration en sel est mesurée grâce à la conductivité électrique de l'eau d'irrigation (ECi) qui est exprimée en millimhos par centimètre (mmhos/cm) ou deciSiemens par mètre (dS/m) ou microsiemens par centimètre. La relation entre la concentration en sel (C) et la conductivité électrique (EC) est approximativement de 640 EC.

II.4-APPROCHE THEORIQUE

L'estimation de la salinité d'un cours d'eau nécessite la connaissance du débit salin (Q_S). Il faut, alors, établir des relations entre les variables suivantes :

- Variable cause ou Débits liquides Q_L (m^3/s) ;
- Variable conséquence ou Concentration saline C_S (g/l).

$$C_S = F(Q_L) \quad (13)$$

II.4.1- Sites des prélèvements

Ils sont importants pour la quantification de la salinité et son évolution dans le temps et dans l'espace ainsi que sur toutes les phases hydrologiques. Dans notre étude, les sites de prélèvement, sont situés au niveau des stations hydrométriques installées et contrôlées par l'Agence Nationale des Ressources Hydraulique (ANRH).

II.4.2- Echantillonnage

L'échantillonnage consiste à prélever à un instant 't' une quantité de liquide (en général 0,5 litre) dans la section de l'écoulement. Par la suite, nous déterminerons la concentration saline de l'échantillon que nous attribuerons au débit à cet instant ; c'est le flux de matières dissoutes. En répétant les prélèvements à intervalles réguliers, nous arriverons à suivre les variations du flux des matières inorganiques dissoutes avec le régime du cours d'eau.

Les méthodes d'échantillonnage sont nombreuses et dépendent, d'une part de la taille du cours d'eau, de l'ordre de grandeur de la concentration en particules et de leurs granulométries. D'autre part, le but de l'étude, la précision attendue, la quantité de sédiment requise, la robustesse

de l'appareillage de mesure ainsi que la facilité et la rapidité de son utilisation (GRONDIN, 1982).

Le prélèvement manuel est la méthode la plus ancienne qui utilise une bouteille fermée par un clapet. Cette dernière est positionnée dans la section mouillée à l'aide d'une perche. A l'aide d'un fil, l'opérateur ouvre le clapet et retire la bouteille pleine.

D'autres méthodes existent ; c'est le cas des échantillonneurs à bouteille (méthode isocinétique) dont l'échantillonnage prend en considération les fluctuations de la vitesse de l'écoulement. Ainsi que les échantillonneurs autonomes ou aspirateurs qui sont programmés pour effectuer, automatiquement, un prélèvement de liquide à des intervalles de temps fixes ou dépendant d'un signal provenant d'un appareil de mesure de débit extrême. Ces méthodes de mesures sont conçues pour l'étude de phénomènes permanents ou très lentement variables dans le temps.

II.4.3- Evaluation de la concentration saline

Après les analyses physico-chimiques on détermine la concentration saline, à savoir la :

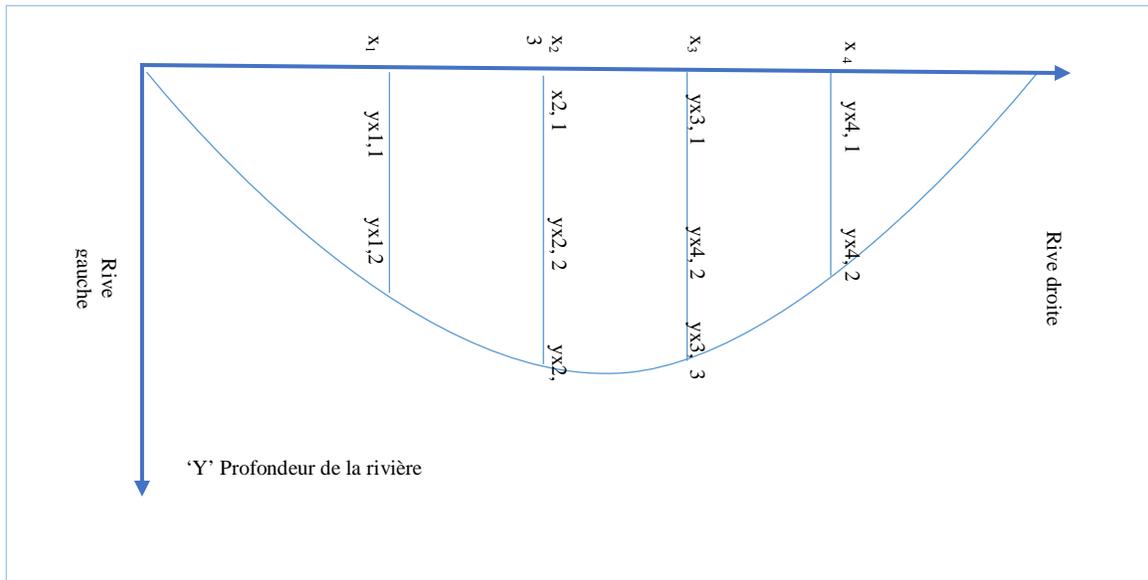
- Détermination des cations et des anions.
- Balance des cations et des anions.
- Conductivité électrique à 25 °c.
- Détermination du résidu sec.

Les valeurs de la concentration saline des échantillons sont archivées sous forme des fichiers comportant :

- La hauteur d'eau H (cm) en fonction du temps.
- La concentration saline (g/l) en fonction du temps.
- Le lieu et le nom de la station hydrométrique.

II.4.4- Evaluation des débits salins

La méthode de mesure des débits salins est basée, généralement, sur la détermination de la concentration des éléments inorganiques en un certain nombre de points (prélèvements) de la section d'eau. Ces prélèvements, associés aux valeurs correspondantes du débit liquide, permettent de définir le débit salin ; tout en supposant que les particules dissoutes se déplacent avec la même vitesse dans le fluide (figure 12).

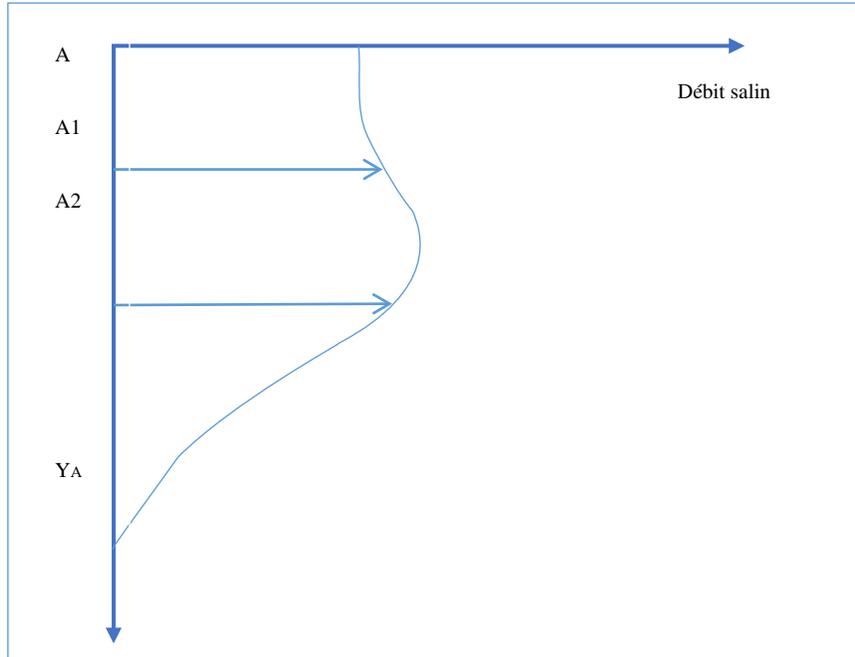


Source : SERRA, 1979.

Figure 12 : Description des verticales et profondeurs dans une coupe transversale d'un Oued.

Les jaugeages par exploration du champ des vitesses consistent à étudier la fonction $V(x, y)$ en l'échantillonnant suivant différentes valeurs de 'x' et de 'y'. Généralement, on se fixe différentes abscisses (des "verticales") $x_1, x_2, \dots, x_i \dots x_n$ et sur chaque abscisse ' x_i ', on échantillonne à différentes profondeurs $y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{ij} \dots y_{in}$, la vitesse $V(x_i, y_{ij})$. Soit une section droite (S) d'un cours d'eau ; le débit dans cette section se définit comme le flux du vecteur vitesse à travers la surface "A".

Sur un certain nombre de points répartis sur plusieurs verticales d'une section donnée, on mesure simultanément la vitesse 'V' du courant avec un moulinet et la concentration 'Cs' des matériaux dissous (figure13).



Source : SERRA, 1979.

Figure 13 : Epure du débit élémentaire salin

En rapportant cette section à un système "xoy", avec en abscisse la largeur de la rivière (rive droite à rive gauche) et, en ordonnée les profondeurs à partir de la surface de l'eau, n'importe quel point sera identifié. Sur chaque verticale, on représente le débit salin rapporté à l'unité de surface qui est le produit de la concentration par la vitesse de l'eau mesurée aux différentes profondeurs par des vecteurs horizontaux, dirigés dans le sens du courant pour une verticale donnée. Le débit élémentaire est donné par la relation suivante :

$$qs (A) = \int C.V. dy \quad (14)$$

On détermine graphiquement le débit salin par unité de largeur de la rivière au droit d'une verticale. Le débit salin, en kg/s, n'est que l'intégration des différents débits élémentaires salins sur des verticales. Représentés sur un système d'axe 'xoy', où 'x' est la largeur de la rivière, et 'y'

le débit salin élémentaire 'qs', le débit salin total 'Qs' est planimétré. C'est la surface comprise entre la couche des débits salins élémentaires et l'axe 'x' (figure 14).

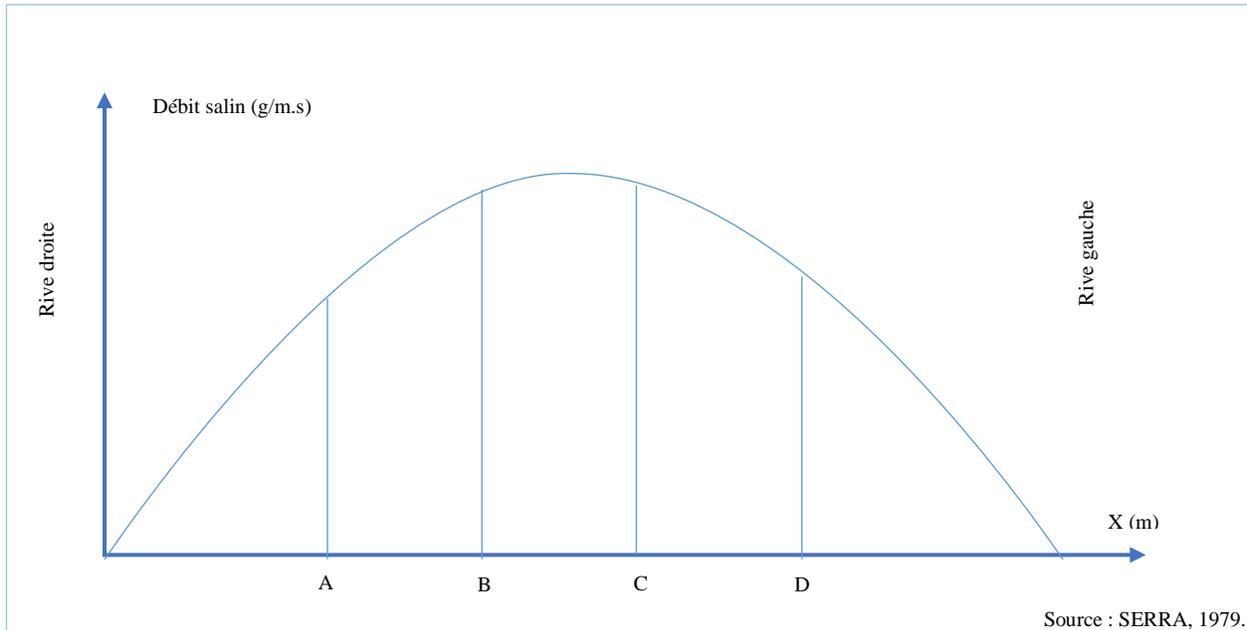


Figure 14 : Epure du débit salin sur toute la section de mesure.

$$Qs = \int_0^y qs(x)dx \quad (15)$$

Avec :

Qs : Débit salin total.

qs : Débit salin élémentaire.

II.4.5- Mesure de la hauteur d'eau

Dans la plupart des cas, on ne dispose pas d'une mesure directe et continue des débits mais d'un enregistrement des variations de la hauteur d'eau en une section donnée. On passe alors de la courbe des hauteurs d'eau en fonction du temps $H=f(t)$ (appelée limnigramme) à celle des débits $Q=f(t)$ (appelée hydrogramme) par l'établissement d'une courbe de tarage $Q=f(H)$. La courbe de tarage, une fois établie, permet à tout moment d'obtenir le débit à partir d'une hauteur

d'eau observée dans la section de mesure. La mesure de la hauteur d'eau est effectuée de manière discontinue grâce aux échelles limnimétriques ou de manière continue à l'aide des limnigraphes.

II.4.5.1-Principe d'élaboration d'une courbe de tarage

Ce principe a pour objectif de transformer la courbe de la hauteur d'eau en fonction du temps en une courbe de débit liquide en fonction du temps.

Le passage de la première à la dernière nécessite une relation intermédiaire du débit liquide en fonction de la hauteur d'eau.

$$Q_L = F(H) \quad (16)$$

La courbe représentative de cette fonction est appelée « courbe de tarage ».

II.4.5.2-Barème d'étalonnage

C'est une digitalisation de la courbe de tarage élaborée pour une période donnée, ce barème donne le débit liquide de chaque centimètre de la hauteur d'eau et comporte :

- Un numéro d'ordre et code de la station ;
- La date d'élaboration ;
- La période de validité (début et fin).

II.4.5.3- La limnigraphie

C'est une mesure des niveaux d'eau, conjuguée avec les lectures d'échelles. Elle permet d'avoir les variations continues des niveaux d'eau en fonction du temps : $H=f(T)$. Les niveaux sont connus par des échelles limnimétriques parfois gravées directement sur une berge ou la pile d'un pont. Leur origine (0) est un niveau pris au-dessous de l'étiage le plus bas possible. Les niveaux sont lus et relevés une ou deux fois par jour, d'avantage s'ils varient rapidement. Les échelles sont remplacées par des limnigraphes à flotteur qui enregistrent toutes les variations de la hauteur.

II.4.5- Calcul des apports

II.4.5.1- Les apports liquides (A_L)

L'apport liquide ayant transité au niveau d'une station hydrométrique pendant une durée (T) est :

$$A_L = \overline{Q}_L \times T \quad (17)$$

Avec :

\overline{Q} : Moyenne des débits liquides (m³/s) ;

T : Durée (jour, moi, année).

II.4.5.2- Les apports salins (A_s)

Les débits salins étant déterminés pour un temps correspondant aux dates de prélèvement

$$Q_{SL} = f(T) \quad (18)$$

L'apport salin ayant transité au niveau d'une station hydrométrique pendant une durée T :

$$A_s = Q_s \cdot T \quad (19)$$

Q_s : Débits salin (g/l) ;

T : Durée (jour, moi, année).

Afin d'arriver à l'échantillon de base constitué par les concentrations salines (C_s) et les débits liquides (Q_L) servant à l'élaboration du modèle, une série de mesures effectuées au niveau des bureaux d'étude d'après les démarches suivantes :

II.4.6- Tests d'homogénéités

Avant de procéder à l'élaboration d'un modèle proposé, le test d'homogénéité des données est nécessaire. En effet, ces dernières ne sont que le résultat d'un travail manuel où les lacunes dues à l'observation et le calcul sont possibles. Parmi les tests choisis en hydrologie, on peut citer :

II.4.6.1- Le test de l'indépendance

L'indépendance signifie qu'aucune observation n'a d'influence sur les autres observations de la même série. Le test utilisé pour vérifier l'indépendance des séries est le test de Wald Walfowitz. Il consiste à calculer la statistique "R" d'un échantillon de taille N (X_1, \dots, X_n) défini par :

$$R = \sum_{i=1}^n x_i x_{i+1} + x_i x_n \quad (20)$$

Dans le cas où les éléments de l'échantillon sont indépendants 'R' suit une distribution normale de moyenne et de variance.

$$\overline{R} = \frac{S_1^2 - S_2}{N-1} \quad (21)$$

$$VAR(R) = \frac{S_2^2 - S_4}{N-1} - \overline{R}^2 + \frac{S_1^4 - US_1^2 + 4S_1S_3 + S_2^2 - 2S_4}{(N-1)(N-2)} \quad (22)$$

Avec :

$$S_j = \sum_{i=1}^n (X_i - \overline{X})^j \quad (23)$$

La quantité :

$$U = \frac{R - \bar{R}}{\sqrt{VAR(R)}} \quad (24)$$

La quantité U suit une loi normale standard et peut être utilisée pour tester l'hypothèse d'indépendance au niveau α en comparant (u) avec la variable normale réduite u correspondant à la probabilité du dépassement $\alpha/2$.

Si $|U| < 1.96$: implique l'hypothèse d'indépendance est acceptée à 5 % de la signification.

Si $1.96 < |U| < 2.57$: implique l'hypothèse d'indépendance est rejetée à un seuil de signification de 5 % mais acceptée à 1%.

Si $|U| > 2.57$: implique l'hypothèse d'indépendance est rejetée à 1% de la signification.

II.4.6.2- Le test de Mann-Withney

Ce test vérifie que toutes les valeurs de la série d'observations sont issues d'une même population. Il consiste à partager l'échantillon en deux sous échantillons de taille représentative 'P' et Q avec $P < Q$. L'échantillon global $N = P + Q$ est rangé dans l'ordre croissant ou joint à chaque valeur un rang. Les quantités sont calculées comme suit :

$$W = P.Q - v \quad (25)$$

Avec :

$$v = R - P(P+1)/2$$

R : est la somme des rangs des éléments de taille 'P'.

La statistique U du test (Mann-Withney) suite une loi normale de moyenne et de variance.

$$\bar{v} = \frac{1}{2} P.Q \quad (26)$$

La variance :

$$\text{VAR}(U) = \frac{P \cdot Q}{N(N-1)} \cdot \left(\frac{N^3 - N}{2} - \sum_{i=1}^n T_i \right) \quad (27)$$

Avec :

$$T_i = \frac{(j_i^3 - j_i)}{12} \quad (28)$$

Où :

j : Nombre d'observation ayant le même rang.

Pour un test de degré de signification α la quantité $|U| = \frac{U - \bar{U}}{\sqrt{\text{VAR}(U)}}$ est comparée à la variable

réduite normale "U" correspondant à une probabilité au dépassement $\alpha/2$.

Si $|U| < 1.96$: implique l'hypothèse d'homogénéité est accepté à 5 % de la signification.

Si $1.96 < |U| < 2.57$: implique l'hypothèse d'homogénéité est rejetée a un seuil de signification de 5 % mais acceptée à 1%.

Si $|U| > 2.57$: implique l'hypothèse d'homogénéité est rejetée à 1% de la signification.

CHAPITRE III

MODELES

NEURO-FLOUS

I. LES RESEAUX DE NEURONES

I.1 Historique

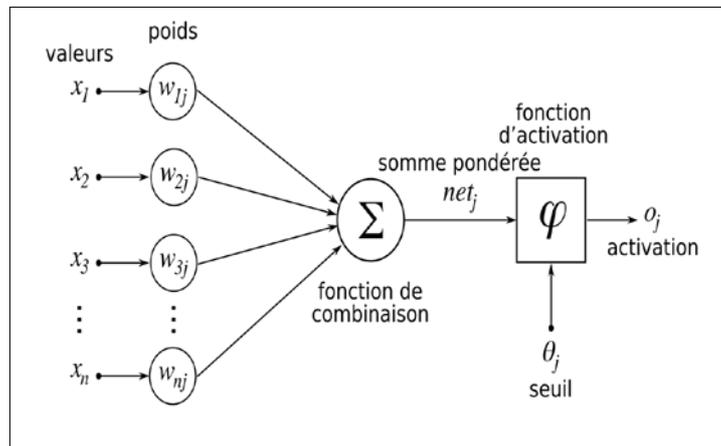
Les réseaux de neurones sont des modèles théoriques de traitement de l'information inspirés des observations relatives au fonctionnement des neurones biologiques et du cortex cérébral. Le domaine des réseaux de neurones n'est pas nouveau car il a son origine dans des travaux conduits durant les années 40 (modèle de HEBB pour l'évolution des connexions synaptiques) (BUREL G. et *al.*, 1993).

En 1958, ROSENBLATT développe le modèle du Perceptron. C'est un réseau de neurones inspiré du système visuel. Il possède deux couches de neurones : une couche de décision et une couche de perception (sert à recueillir les entrées). WIDROW et HOFF, développent, dans la même période, le modèle de l'Adaline (Adaptive Linear Élément). Ce dernier sera, par la suite, le modèle de base des réseaux de neurones multi-couches. En 1969, MINSKY et PAPERT ont publié leur livre «Perceptrons» et démontré les limites théoriques du perceptron, en particulier, l'impossibilité de traiter les problèmes non linéaires par le modèle Adaline. En 1972, KOHONEN présente ses travaux sur les mémoires associatives et propose des applications à la reconnaissance de formes. En 1982, HOPFIELD développe un modèle qui utilise des réseaux totalement connectés basés sur la règle de Hebb pour définir les notions d'attracteurs et de mémoire associative. En 1984 c'est la découverte des cartes de KOHONEN avec un algorithme non supervisé basé sur l'auto-organisation et suivi une année plus tard par la machine de BOLTZMAN (1985). (AMMAR, 2007).

En 1986, RUMELHART, HINTON et WILLIAMS publient, l'algorithme de la rétro-propagation de l'erreur qui permet d'optimiser les paramètres d'un réseau de neurones à plusieurs couches. À partir de ce moment, la recherche sur les réseaux de neurones connaît un essor fulgurant et les applications commerciales de ce succès académique suivent au cours des années 90 (EL KHATTABI H., 2015).

I.2- Neurone formel

Un neurone formel est une fonction paramétrée, non linéaire, de plusieurs variables appelées « entrées » du neurone ; la valeur de la fonction est disponible en « sortie » du neurone. Par abus de langage, nous utiliserons parfois, le terme de "neurone linéaire" pour désigner une fonction linéaire ou affine (MAHDAOUI, 2008) (figure 15).



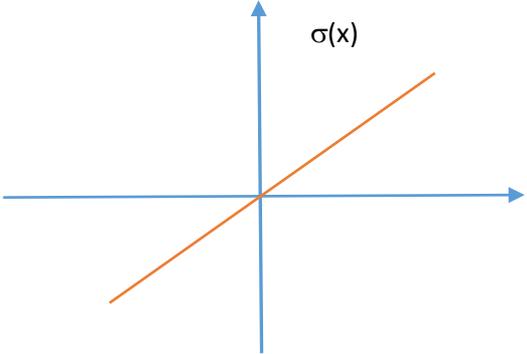
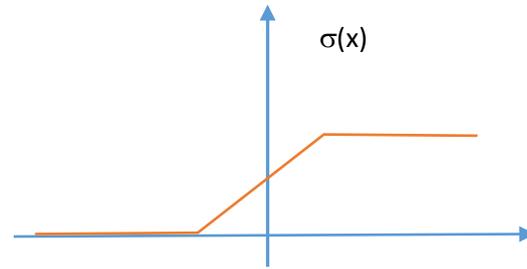
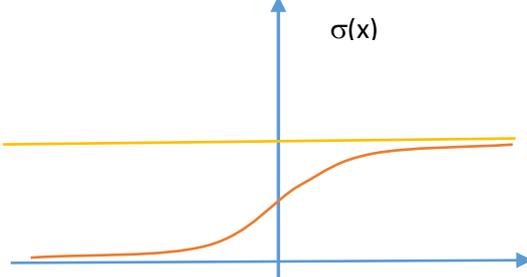
source : <https://www.saagie.com>

Figure 15 : Neurone artificiel (ou formel),

I.3- Importance de la fonction de seuil

Chaque neurone formel possède des caractéristiques propres, en particulier un seuil de déclenchement, assimilable à un poids synaptique dont le dépassement implique la décharge du neurone, c'est-à-dire la transmission d'une information de sortie (tableau 7). La fonction seuil interne à chaque neurone formel assure que la valeur de sommation des potentiels présynaptiques ne dépassera pas certaines limites raisonnables (en général l'intervalle 0-1). Elle interdit les évolutions catastrophiques (effets de boucle où les valeurs deviennent de plus en plus grandes) (BENOIT, 2001).

Tableau 7 : Différentes fonctions seuil paramétrables dans les réseaux de neurones.

<p>Dans ce modèle, la fonction d'activation "σ" est la fonction identité. S'il a l'avantage d'être simple, il n'a que peu de rapport avec la réalité (le signal de sortie est non borné, linéaire par rapport aux signaux d'entrée, ce qui ne correspond pas du tout au fonctionnement des neurones biologiques).</p>	
<p>Le modèle linéaire par morceaux est plus réaliste en faisant apparaître des phénomènes de saturation.</p>	
<p>Le modèle sigmoïde est le modèle le plus utilisé dans la pratique.</p>	

I.4- Architectures neuronales.

I.4.1- Réseaux de neurones non bouclés.

Un réseau de neurone non bouclé est présenté par un ensemble de neurones connectés entre eux telle que l'information circulant des entrées vers les sorties sans retour en arrière. Le calcul de Y (sortie) se fait en propageant, les calculs de la gauche vers la droite, avec éventuellement des connexions directes linéaires : $y = ax + fw(x)$. Ce type de réseau comprend deux groupes d'architectures : les réseaux Mono-Couches et les réseaux Multi-Couches. La figure 16 illustre un RNA Multi-Couche non bouclé. Ils diffèrent par l'existence ou non de neurones intermédiaires appelés neurones cachés entre les unités d'entrées et les unités de sorties (MAHDAOUI, 2008).

Ces réseaux sont caractérisés par des :

- Filtres transverses ;
- Prédicteurs non récurrents ;
- Correcteurs par retour d'état statique.

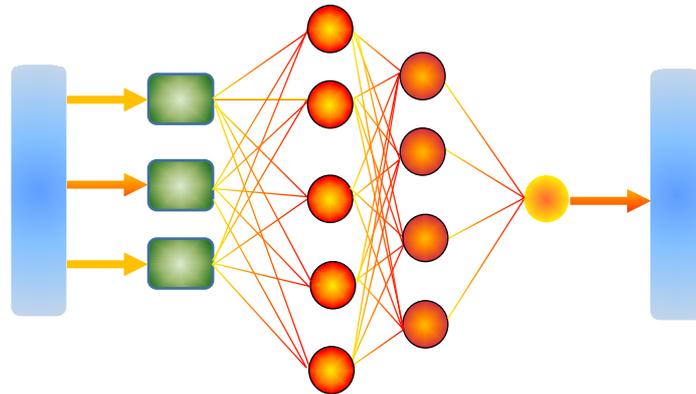


Figure 16 : Réseau de neurone non bouclé.

I.4.1.1- Réseaux non bouclés Mono-Couche

Ce type de réseau possède une couche d'entrée recevant les stimuli à traiter par l'intermédiaire des nœuds sources. Cette couche se projette en une couche de sortie composée de neurones (nœuds de calcul) transmettant les résultats du traitement au milieu extérieur. La figure 17 présente un réseau proactif Mono-Couche à 4 nœuds d'entrée et 3 nœuds de sortie. La désignation Mono-Couche est attribuée à la couche de sortie (nœuds de calcul). (MAHDAOUI, 2008).

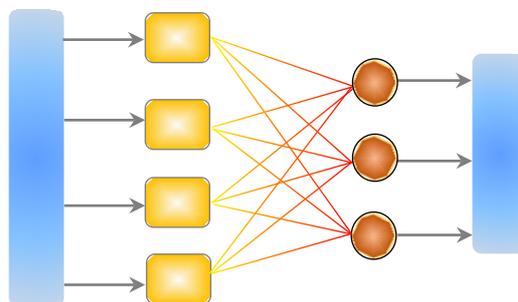


Figure 17 : Réseau non bouclé Mono-Couche.

I.4.1.2-Les réseaux non bouclés Multi-couches.

Ce type de réseaux proactifs se caractérise par la présence d'une ou de plusieurs couches cachées, dont les nœuds de calcul correspondants s'appellent neurones cachés ou unités cachées. Les couches cachées s'interposent entre l'entrée du réseau et sa sortie. Leur rôle est d'effectuer un prétraitement des signaux d'entrée, reçus par la couche d'entrée en provenance du milieu extérieur, et de transmettre les résultats correspondants à la couche de sortie ou sera déterminée la réponse finale du réseau avant qu'elle soit transmise au milieu extérieur. Ce rôle de prétraitement fait que, en ajoutant une ou plusieurs couches cachées, le réseau est capable d'extraire plus de propriétés statistiques que celles extraites d'un réseau similaire ayant moins de couches cachées. Ceci est utile pour réaliser des fonctions plus complexes que de simples séparations linéaires. Dans ce type de réseaux, les entrées des neurones d'une couche particulière proviennent uniquement des sorties de la couche adjacente précédente. Les réseaux les plus fréquemment utilisés de cette catégorie sont les perceptrons Multi-Couches (Multilayered Perceptrons MLP). La figure 18 illustre un réseau à une seule couche cachée comportant 7 unités d'entrée, 4 unités cachées et 3 unités de sortie (MAHDAOUI, 2008).

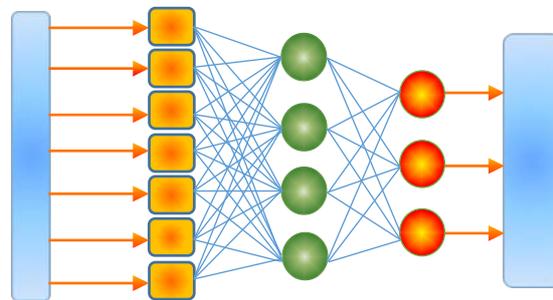


Figure 18 : Réseau non bouclé complètement connecté avec une seule couche cachée.

I.4.2-Réseaux de neurones bouclés

Les connexions rétroactives peuvent exister entre tous les neurones du réseau sans distinction, ou seulement entre certains neurones (les neurones de la couche de sortie et les neurones de la couche d'entrée ou les neurones de la même couche par exemple) (figure 19). Le réseau dynamique ou récurrent possède la même structure qu'un réseau multicouches muni de rétroactions:

- Filtres récurrents ;
- Prédicteurs récurrents ;
- Modèles de simulation ;
- Correcteurs par retour d'état dynamique.

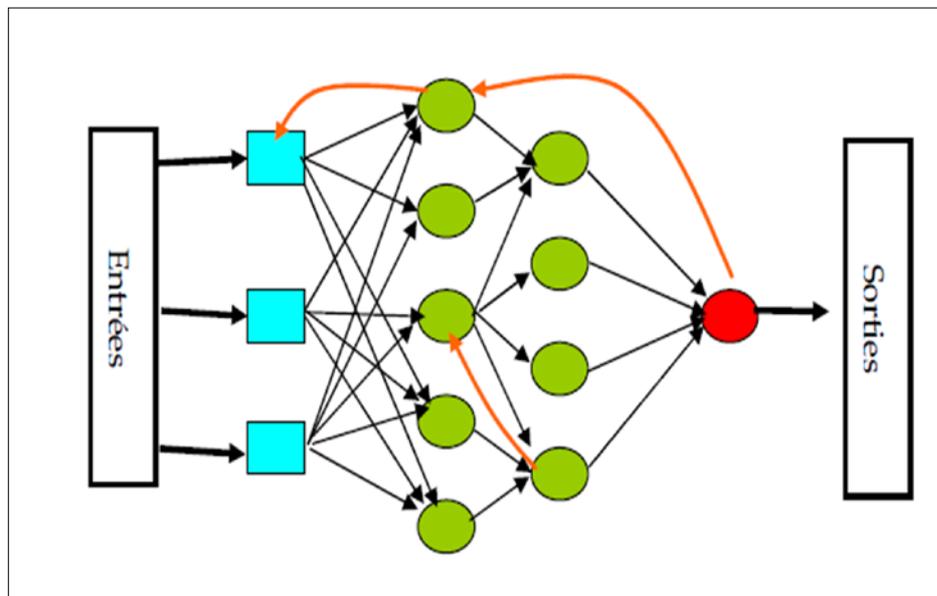


Figure 19 : Réseau de neurones bouclé.

Un réseau est bouclé, ou dynamique, si son graphe possède au moins un cycle. Il constitue un filtre récurrent non linéaire à temps discret. Comme pour les réseaux non bouclés, on a intérêt, pour l'apprentissage, à mettre le réseau sous une forme équivalente dite canonique, constituée de neurones statiques. En effet, tout réseau de neurones bouclé à temps discret d'ordre NS peut être représenté par un réseau dont la dynamique est décrite par NS équations aux différences couplées d'ordre 1, mettant en jeu NS variables d'état, et NI entrées externes (figure 20). Cette forme canonique n'est en général pas unique.

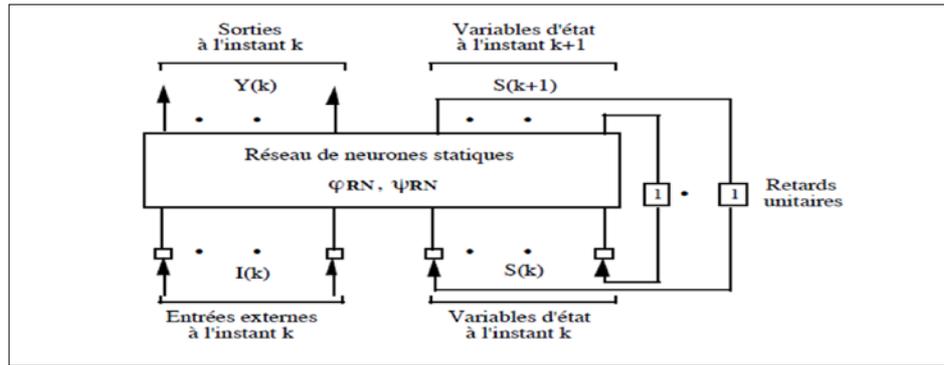


Figure 20 : Forme canonique d'un réseau de neurones bouclé.

I.5- Apprentissage des réseaux de neurones (Training) :

L'apprentissage (training) est la phase la plus intéressante des réseaux neuronaux. La phase de training consiste à déterminer les poids des connexions entre neurones sur l'échantillon dans le but de minimiser l'erreur entre la sortie désirée et la sortie calculée par le réseau (EL KHATTABI, 2015).

Dans le cas des réseaux de neurones artificiels, on ajoute souvent à la description du modèle l'algorithme d'apprentissage. Le modèle sans apprentissage présente en effet peu d'intérêt. Il est souvent impossible de décider a priori des valeurs des poids des connexions d'un réseau pour une application donnée. En fait, les algorithmes d'apprentissage peuvent être distingués en deux classes : l'apprentissage supervisé où la sortie prévue doit être fournie à l'avance, et l'apprentissage non supervisé où la sortie prévue n'est pas exigée à l'avance, elle résulte après l'étape d'apprentissage ; ce dernier est généralement employé pour le clustering (NEBTI, 2013). En général, l'apprentissage se réalise sur un intervalle long, pendant laquelle chaque prototype d'entrée (et éventuellement de sortie désirée), est présente au réseau, plusieurs fois. L'apprentissage se fait en quatre étapes. Ces étapes sont répétées jusqu'à la fin d'apprentissages :

- **Etape 1** : Initialisation des poids du réseau à des petites valeurs aléatoires.
- **Etape 2** : Présentation du prototype d'entrée au RNA. Des valeurs de sortie correspondantes sont ensuite calculées après propagation d'activation.
- **Etape 3** : Calcul de l'erreur : ce terme s'emploie plus volontiers pour un apprentissage supervisé ou l'erreur tient compte de la différence entre l'activation des neurones de sortie et de la sortie désirée (liée au prototype d'entrée).
- **Etape 4** : Calcul du vecteur de correction : à partir des valeurs d'erreurs, on détermine alors la correction à apporter aux poids des connexions et aux seuils des neurones.

On distingue trois types d'apprentissage :

- Apprentissage supervisé : Dans ce cas, un superviseur (ou expert humain) fournit une valeur ou un vecteur de sortie (appelé cible ou sortie désirée), que le réseau de neurones doit associer à un vecteur d'entrée. L'apprentissage consiste dans ce cas à ajuster les paramètres du réseau afin de minimiser l'erreur entre la sortie désirée et la sortie réelle du réseau (figure 21).

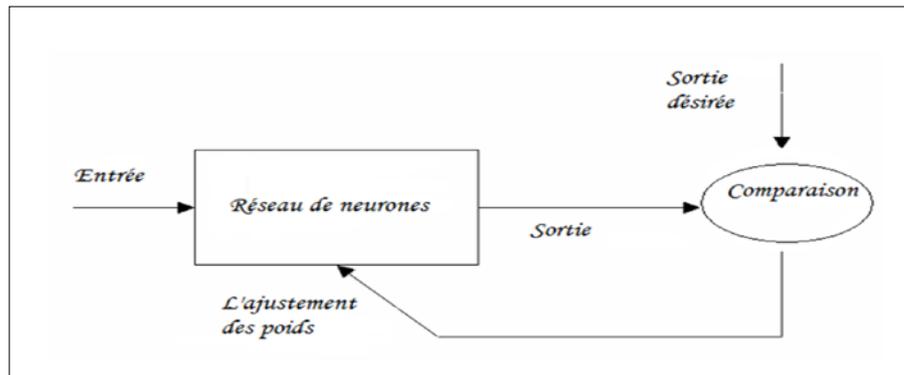


Figure 21 : Apprentissage supervisé

- Apprentissage semi-supervisé ou apprentissage par renforcement : Ce mode d'apprentissage, suppose qu'un comportement de référence n'est pas possible, mais en revanche, il est possible d'obtenir des indications qualitatives (vrai, faux, ...) sur les performances du réseau.
- Apprentissage non supervisé : Dans cet apprentissage, les données ne contiennent pas d'information sur la sortie désirée. Il n'y a pas de superviseur (figure 22). La tâche du réseau consiste, par exemple dans ce cas, à créer des regroupements de données selon des propriétés communes (classification).

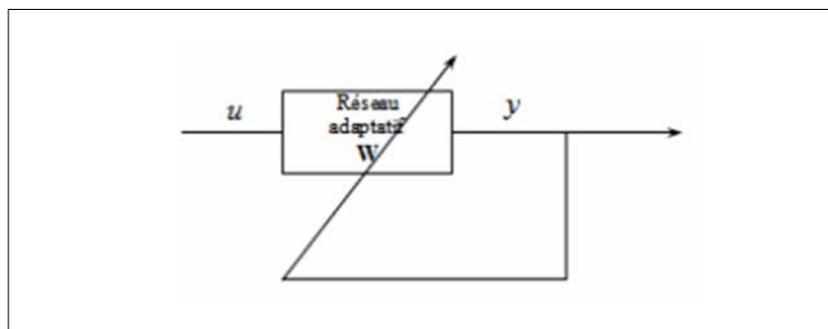


Figure 22 : Apprentissage non supervisé

I.6-Avantages et inconvénients des réseaux de neurones

Le tableau 8 récapitule les principaux avantages et inconvénients des réseaux de neurones.

Tableau 8 : Avantages et inconvénients des réseaux de neurones.

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none">• Le modèle mathématique non requis.• Aucune connaissance basée sur les règles.• Plusieurs algorithmes d'apprentissage sont disponibles.	<ul style="list-style-type: none">• Boite noire (manque de traçabilité).• L'adaptation aux environnements différents est difficile et le réapprentissage est souvent obligatoire (sauf pour RBF).• La connaissance antérieure ne peut pas être employée (apprentissage à partir de zéro).• Aucune garantie sur la convergence de l'apprentissage.

Source : MAHDAOUI, 2013.

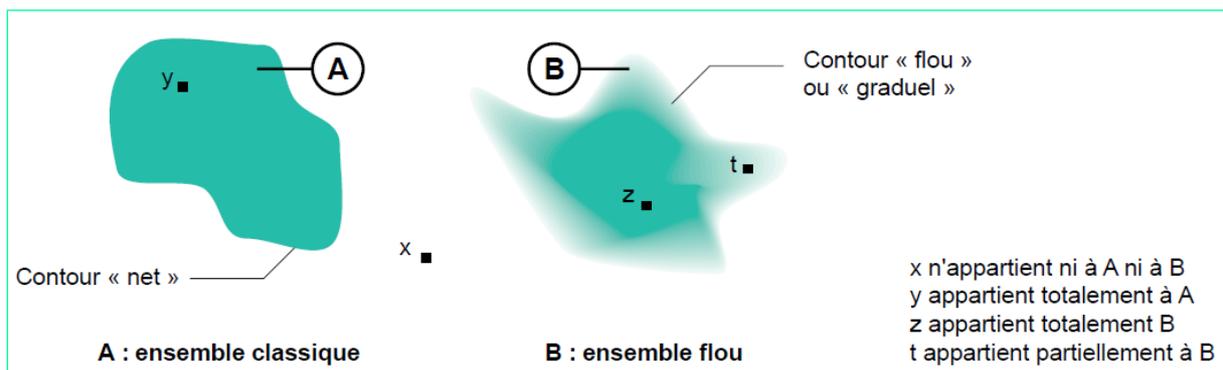
II-SYSTEMES FLOUS

Terme d'ensemble flou apparaît pour la première fois en 1965 lorsque le professeur LOTFI ZADEH, de l'université de Berkeley aux USA, publie un article intitulé « Ensembles flous » (Fuzzy sets). Il a réalisé depuis de nombreuses avancées théoriques majeures dans le domaine et a été rapidement accompagné par de nombreux chercheurs développant des travaux théoriques.

II.1-Ensemble flou.

Dans la théorie des ensembles, un élément appartient ou n'appartient pas à un ensemble. La notion d'ensemble est à l'origine de nombreuses théories mathématiques. Cette notion essentielle ne permet cependant pas de rendre compte de situations pourtant simples et rencontrées fréquemment. Parmi des fruits, il est facile de définir l'ensemble des pommes. Par contre, il sera plus difficile de définir l'ensemble des pommes mûres. On conçoit bien que la pomme mûrit progressivement... la notion de pomme mûre est donc graduelle.

C'est pour prendre en compte de telles situations qu'a été créée la notion d'ensemble flou. La théorie des ensembles flous repose sur la notion d'appartenance partielle : chaque élément appartient partiellement ou graduellement aux ensembles flous qui ont été définis. Les contours de chaque ensemble flou (figure 23) ne sont pas « nets », mais « flous » ou « graduels » (CHEVRIE et GUÉLY., 1998).

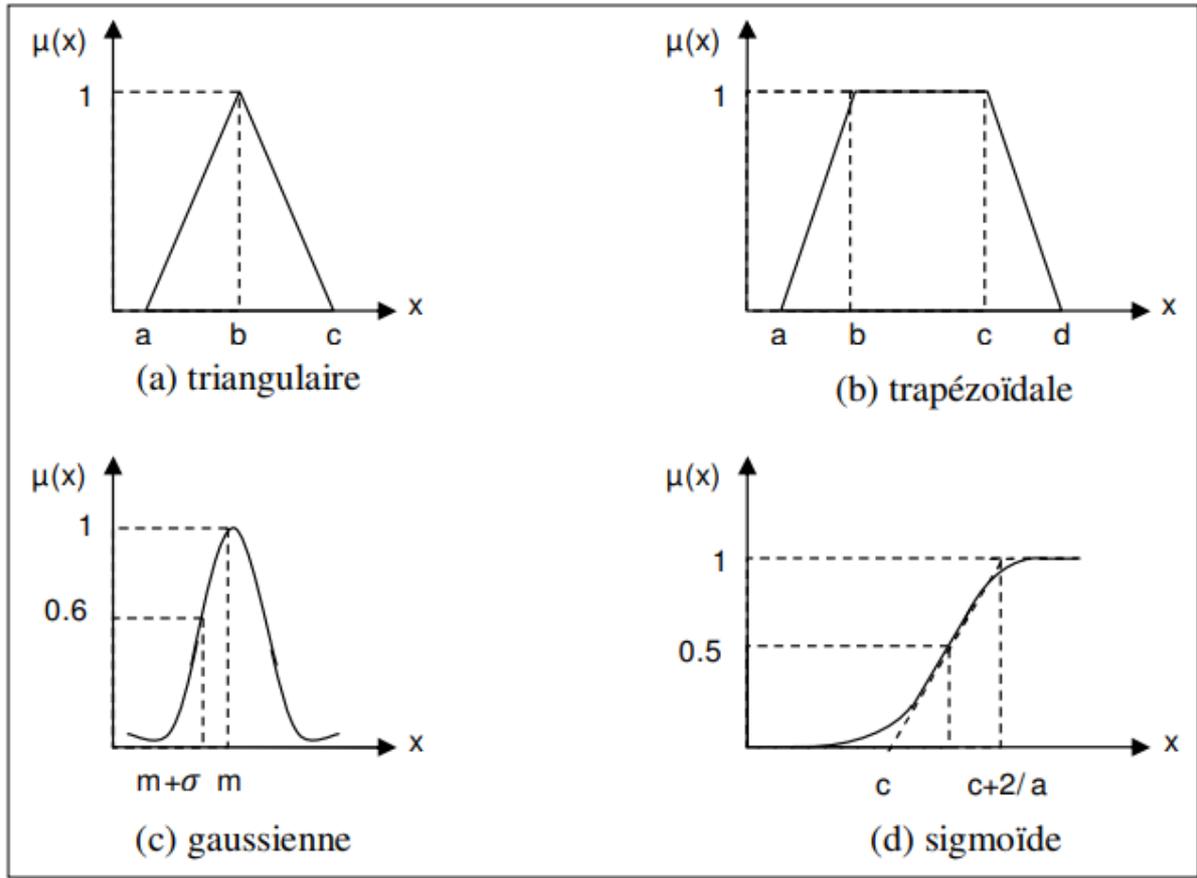


Source : CHEVRIE F. et GUÉLY F., 1998.

Figure 23 : Comparaison d'un ensemble classique et d'un ensemble flou.

II.2-Différentes formes de fonctions d'appartenance :

Les fonctions d'appartenance peuvent théoriquement prendre n'importe quelle forme, toutefois, les plus usuelles sont les suivantes (figure 24) :



Source : KHAMMAR, 2017.

Figure 24 : Les fonctions d'appartenances

II.2-1-La fonction triangulaire :

$$\mu_{(x)} = \max \left(\min \left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b} \right), 0 \right) \quad (29)$$

II.2.3-La fonction trapézoïdale :

$$\mu_{(x)} = \max \left(\min \left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c} \right), 0 \right) \quad (30)$$

II.2.4-La fonction gaussienne :

$$\mu_{(x)} = \exp\left(-\frac{(x-c)^2}{2\sigma}\right) \quad (31)$$

II.2.5-La fonction en forme de cloche :

$$\mu_{(x)} = \frac{1}{1+\left|\frac{x-c}{a}\right|^{2b}} \quad (32)$$

II.2.6-La fonction sigmoïde :

$$\mu(x) = \frac{1}{1+\exp(-a(x-c))} \quad (33)$$

II.3- Variables floues

Dans chaque théorie mathématique, il est nécessaire de définir des variables. Il en est de même pour la logique floue. Cette théorie est basée sur des variables floues que nous appelons variables linguistiques. Une variable linguistique correspond à un triplet (U, X, Y) :

- U : l'univers du discours (ex : unité de longueur : le mètre)
- X : la variable (ex : la taille)
- Y : les ensembles flous (ex : « personnes de petite taille », « personnes de taille moyenne » et « personnes de grande taille »).

II.4- Opérateurs flous

Comme dans la théorie classique, des opérateurs sont utilisés afin d'établir les liens logiques entre les ensembles flous et de les manipuler aisément. Nous appelons ces opérateurs « les opérateurs flous ». Nous pouvons alors définir les opérateurs pour faire des calculs sur les degrés d'appartenance et créer de nouveaux ensembles flous. Selon (GONZALO, 1993) on distingue :

- Les opérateurs min-max ;
- Opérateurs ET et OU, réalisés par opérateurs arithmétiques ;
- Opérateurs ET flou et OU flou ;
- Opérateurs min-max et opérateur β .

II.4.1- Opérateurs min-max

➤ Opérateur NON

La propriété peut être caractérisée de façon évidente par la fonction d'appartenance :

$$\mu_{C(x)} = 1 - \mu_{A(x)} \quad (34)$$

La figure 25 met en évidence cette relation. A noter qu'il s'agit de l'opérateur NON, appelé aussi, <complément>, <négation >ou <inverse>.

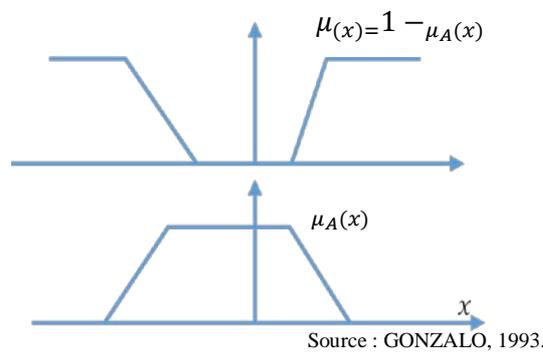


Figure 25 : Opérateur NON

➤ Opérateur ET (intersection)

La solution la plus simple et la plus utilisée pour caractériser la satisfaction simultanée de deux propriétés est de poser :

$$\mu_{E(x)} = \mu_{A \text{ et } B(x)} = \min \{ \mu_A(x), \mu_B(x) \}. \quad (36)$$

On parle alors d'opérateur minimum. Cette opération est représentée à la figure 26. Comme on le voit, il est possible que la fonction d'appartenance résultante $\mu_E(x)$ n'atteigne pas la valeur 1. On peut facilement vérifier que l'opérateur minimum est commutatif, c'est-à-dire qu'il est possible d'invertir $\mu_A(x)$ et $\mu_B(x)$ sans que le résultat change.

Cet opérateur peut être appliqué à plus de deux ensembles. Dans ce cas s'applique le théorème d'associativité.

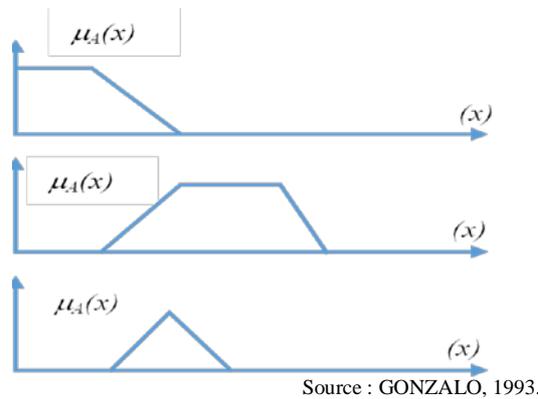


Figure 26 : Opérateur ET.

➤ Opérateur OU

La réalisation de l'opérateur OU au niveau de la logique floue se fait en général par la formation du maximum, appliquée aux fonctions d'appartenance $\mu_A(x)$ et $\mu_B(x)$ des deux ensembles A et B. On a donc l'opérateur maximum.

$$\mu_{O}(x) = \mu_{A \text{ ou } B}(x) = \max\{\mu_A(x), \mu_B(x)\} \quad (37)$$

L'opérateur maximum est aussi commutatif et associatif (figure 27). Dans ce paragraphe, on a introduit la formation du minimum et du maximum pour réaliser les opérateurs ET et OU. Dans la plupart des cas, ces opérateurs donnent des résultats convenables, surtout pour le réglage et la commande par logique floue. Cependant, dans certaines circonstances, il peut être judicieux d'utiliser d'autres opérateurs, soit pour simplifier le traitement numérique, soit pour mieux tenir compte des opérations flous.

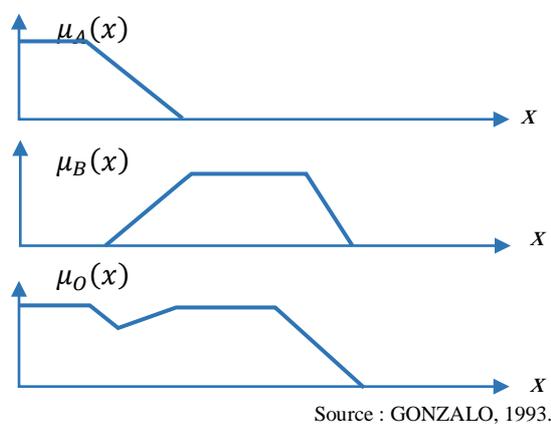


Figure 27 : Opérateur OU.

II.4.2-Opérateurs ET et OU, réalisés par opérateurs arithmétiques :

L'opérateur ET est réalisé souvent par la formation du produit appliqué aux fonctions d'appartenance, selon la relation :

$$\mu_{E(x)} = \mu_{A \text{ et } B(x)} = \mu_{A(x)} \cdot \mu_{B(x)} \quad (38)$$

Il s'agit de l'opérateur produit. Le résultat de cette opération est représenté à la figure 28. La fonction d'appartenance résultante est toujours inférieure ou égale à 1. Elle reste donc à l'intérieur de l'intervalle défini par $\mu \in [0, 1]$. La règle de calcul 32 peut être étendue à plus de deux termes dans le produit lorsqu'il faut combiner trois ou plusieurs ensembles. L'opérateur produit est souvent utilisé dans le domaine de réglage et de commande par logique floue comme alternative à l'opérateur minimum.

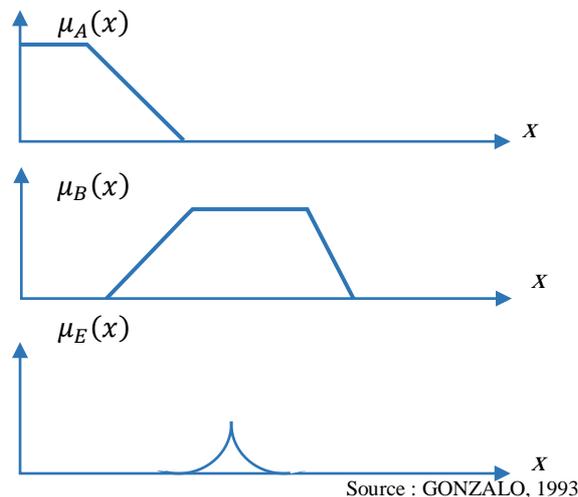


Figure 28 : Opérateur ET, réalisés par opérateurs arithmétiques.

Par analogie, on peut réaliser l'opérateur OU par la formation de la somme des fonctions d'appartenance ou plus précisément par la valeur moyenne, à savoir :

$$\mu_{O(x)} = \mu_{A \text{ ou } B(x)} = 1/2[\mu_{A(x)} + \mu_{B(x)}] \quad (39)$$

On parle alors de l'opérateur somme. La somme est divisée par 2. En effet, il est fort possible que la somme $[\mu_{A(x)} + \mu_{B(x)}]$ dépasse le domaine admissible $[0,1]$. Afin que cette somme reste dans le domaine défini, on peut l'écrêter ou la normaliser. Dans ce cas aussi, il est possible d'étendre la règle de calcul de l'équation 33 à plusieurs termes. Il faut alors diviser la somme par le nombre de termes, afin d'obtenir une normalisation simple. Il est à

noter que le logiciel MATLAB ne propose que le OU probabiliste qui est défini par la relation :

$$\mu_{O(x)} = \mu_{A \text{ ou } B(x)} = \mu_A(x) + \mu_B(x) - \mu_A(x) \cdot \mu_B(x) \quad (40)$$

Vous remarquerez sur la figure 29 que le résultat de ce OU arithmétique est assez proche du OU max.

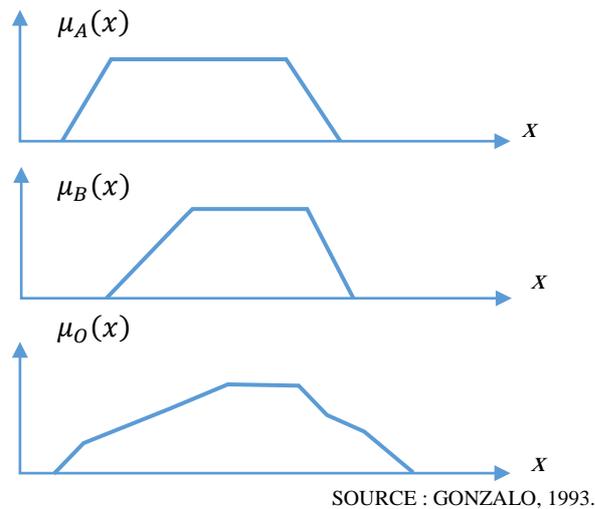


Figure 29 : Opérateur OU réalisé par la fonction somme.

II.4.3-Opérateurs ET flou et OU flou.

Les opérateurs ET flou et OU flou sont des opérateurs combinés entre l'opérateur minimum et la moyenne arithmétique.

L'opérateur ET flou est défini par :

$$\mu_E(x) = \mu_{A \text{ et } B(x)} = \beta \min [\mu_A(x), \mu_B(x)] + [(1 - \beta)/2][\mu_A(x) + \mu_B(x)] \quad (41)$$

et l'opérateur OU flou par :

$$\mu_O(x) = \mu_{A \text{ ou } B(x)} = \beta \max [\mu_A(x), \mu_B(x)] + [(1 - \beta)/2][\mu_A(x) + \mu_B(x)] \quad (42)$$

Avec le facteur $\beta \in [0, 1]$, il est possible de pondérer l'influence des deux termes. Pour $\beta = 1$, on aboutit respectivement à l'opérateur minimal ou maximal. Par contre, pour $\beta = 0$, on obtient pour les deux opérateurs la moyenne arithmétique correspondant à l'opérateur somme

selon la relation 32. Dans ce cas, le ET flou et le OU flou se confondent. On peut étendre les deux opérateurs ET flou et le OU flou à trois ou à plusieurs termes. La somme qui apparait entre crochets doit alors être divisée par le nombre de termes de la somme. La figure 30 représente l'opérateur ET flou et montre l'influence du facteur β sur l'allure de la fonction d'appartenance $\mu_E(x)$. L'influence du facteur β sur la fonction d'appartenance résultante pour l'opérateur OU ou est mise en évidence par la figure 31.

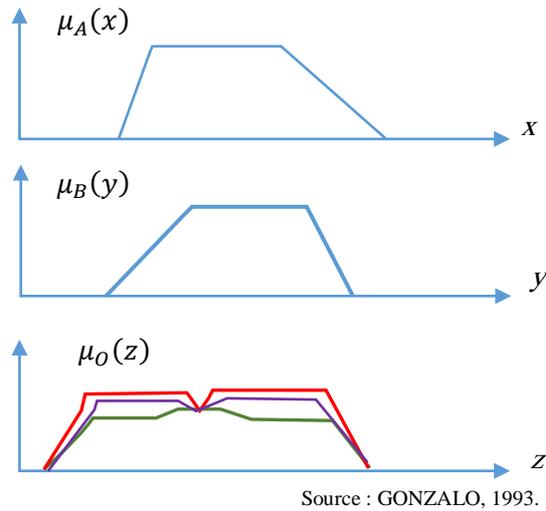


Figure 30 : Opérateur ET floue

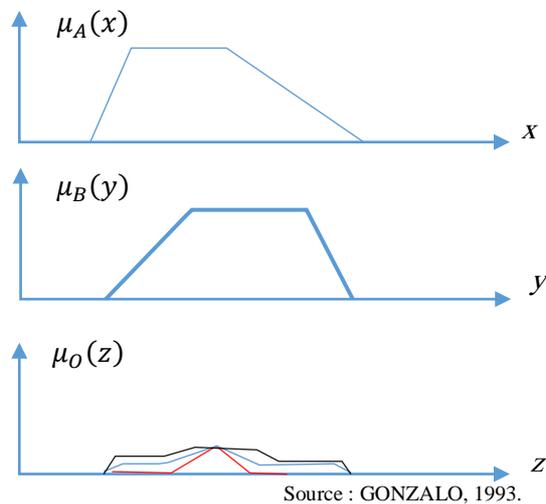


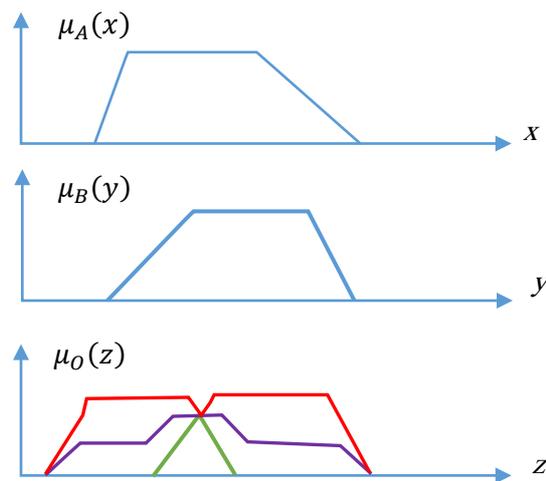
Figure 31 : Opérateur ET et OU floue

II.4.4-Opérateurs min-max et operateur β :

L'opérateur min-max est défini par la combinaison des opérateurs minimum et maximum, selon :

$$\mu(x) = \beta \min [\mu_A(x), \mu_B(x)] + (1 - \beta) \max [\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (43)$$

Le facteur $\beta \in [0, 1]$, permet de pondérer les deux opérateurs. Pour $\beta = 1$ on obtient l'opérateur ET, réalise par la formation du minimum, tandis que pour $\beta = 0$ on aboutit à l'opérateur OU, réalise par la formation du maximum. Par contre, $\beta = 0,5$ conduit à l'opérateur OU, réalise par la formation de la somme. La figure 32 montre l'effet de l'opérateur min-max en fonction du facteur β . On constate bien la grande variation de l'allure de la fonction d'appartenance résultante.



Source : GONZALO, 1993.

Figure 32 : Operateur min-max réalise par la relation 37.

➤ Opérateurs ET et OU

Réalises par operateurs arithmétiques souvent, l'opérateur ET est réalisé par la formation du produit applique aux fonctions d'appartenance, selon la relation

$$\mu E(x) = \mu A \text{ et } B(x) = \mu A(x) \cdot \mu B(x) \quad (44)$$

II.5-Système d'inférence floue

Les systèmes d'inférence floue permettent de modéliser la plupart des applications continues d'un espace à n dimensions dans \mathcal{R} . A la différence des modèles mathématiques ou des modèles de type "boîte noire", la représentation est faite en langage naturel, sous la forme de règles Si ... Alors (LEFKIR, 2009). La notion de règle floue permet de définir un système expert flou comme une extension d'un système expert classique, manipulant la proposition floue. Un système d'inférence floue (figure 33) a comme but de transformer les données d'entrée en données de sortie à partir de l'évaluation d'un ensemble des règles. Les entrées sont issues du processus de fuzzification et l'ensemble de règles normalement sont définies par le savoir-faire de l'expert (EDMUNDO, 2008). Donc un système d'inférence floue est formé de trois étapes :

- Fuzzificateur ;
- Engin d'inférence floue ;
- Défuzzificateur.

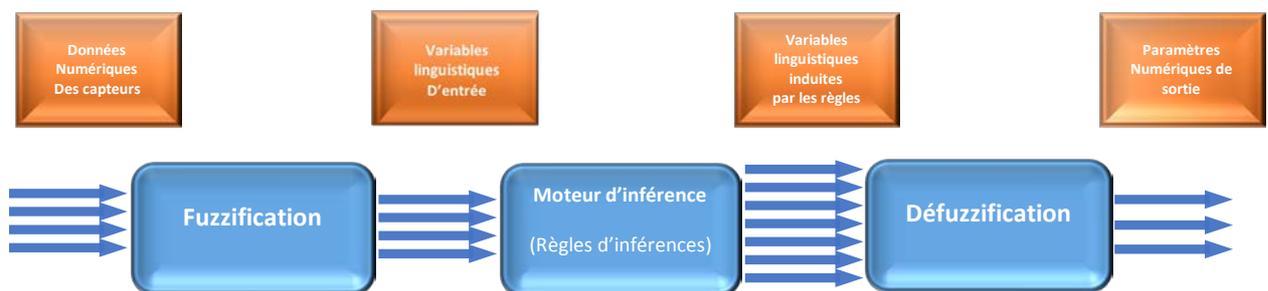


Figure 33 : Structure d'un système d'inférence floue.

II.5.1-Fuzzification :

La première étape est la fuzzification, qui consiste à caractériser les variables linguistiques utilisées dans le système. Il s'agit donc d'une transformation des entrées réelles en une partie floue définie sur un espace de représentation lié à l'entrée. Cet espace de représentation est normalement un sous-ensemble flou. Durant l'étape de la fuzzification, chaque variable d'entrée et de sortie est associée à des sous-ensembles flous.

II.5.2- Engin d'inférence floue :

La seconde partie est le moteur d'inférence qui se chargera d'appliquer chacune des règles d'inférences. Ces règles d'inférences représentant les connaissances que l'on a du système dû à l'expertise humaine. Chaque règle génèrera une commande de sortie.

II.5.3- Défuzzification :

Permet de générer une valeur numérique à partir de l'ensemble obtenu par composition des règles. Il existe plusieurs méthodes de défuzzification les plus utilisées sont :

II.5.3.1.- La méthode de centre de gravité « COG »

La défuzzification par centre de gravité consiste à calculer l'abscisse du centre de gravité de la fonction d'appartenance résultante " μ_r " de la phase de composition selon:

$$y = \frac{\int y \mu_r(y) dy}{\int \mu_r dy} \quad (45)$$

II.5.3.2- Méthode de maximum

Cette méthode, s'applique uniquement dans le cas où la fonction d'appartenance associée à l'ensemble de sortie n'admet qu'un seul maximum. On choisit comme sortie l'abscisse 'y' correspondant à ce maximum.

II.5.3.3- Méthode de la moyenne des maxima « MOM »

Dans cette méthode, la valeur de sortie est estimée par l'abscisse du point correspondant au centre de l'intervalle 'M' pour lequel la fonction d'appartenance est maximale. Cette valeur est fournie par l'expression :

$$Y = (\inf(M) + \sup(M))/2 \quad (46)$$

Où :

$\inf(M)$ et $\sup(M)$ sont respectivement les bornes inférieure et supérieure de l'intervalle M.

II-6-Système d'inférence floue Mamdani

Supposons que la base de connaissances est constituée de "n" règles d'inférence contenant chacune "m" prémisses et une conclusion (figure 34). Le fait est également constitué de "m" propositions floues. Le processus d'inférence peut être décrit par le schéma suivant :

Règle 1 : Si (x_1 est A_1) et ... et (x_m est A_{1m}) ; alors (Y est B_1)

Règle 2 : Si (x_1 est A_2) et ... et (x_m est A_{2m}) ; alors (Y est B_2)

Dans lequel x_1, \dots, x_m : sont des éléments des univers du discours x_1, \dots, x_m et A_{ji} , ($j = 1, \dots, m$), A_i sont des quantités floues sur l'univers du discours X_i , et B_j , ($j = 1, \dots, m$), B : sont également des quantités floues sur l'univers du discours Y.

Afin de définir une seule prémisse pour une règle i , les propositions « X_j est A_{ij} », ($j = 1, \dots, m$), sont combinées par l'opérateur minimum.

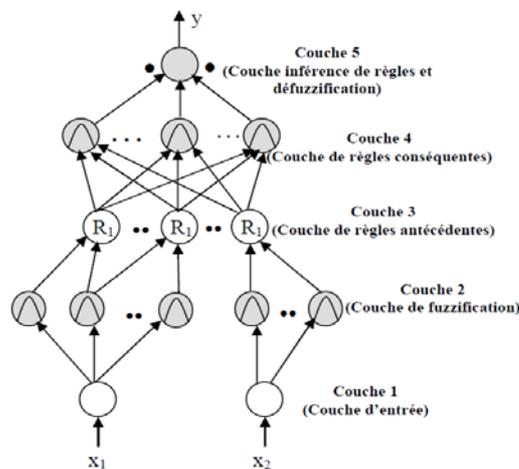
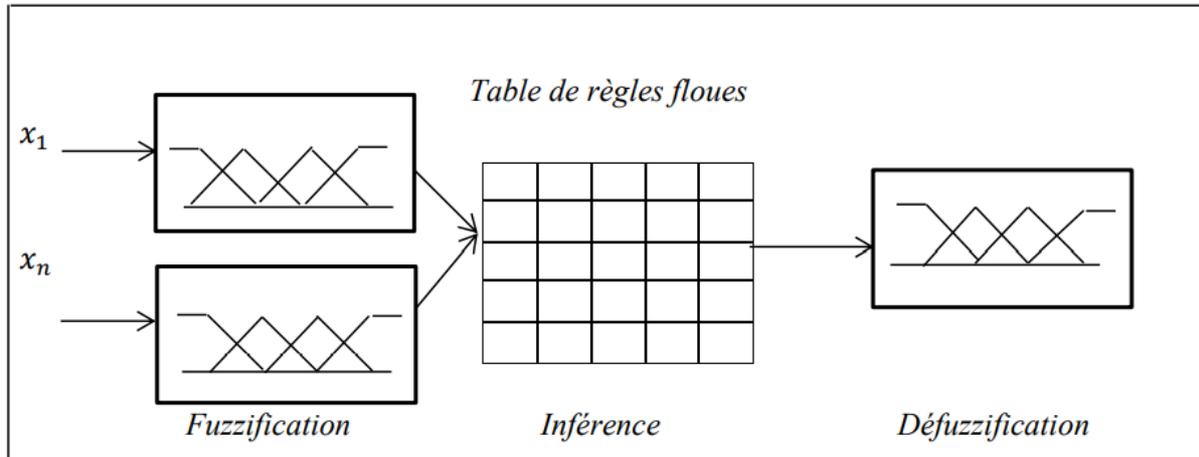


Figure 34 : Contrôleur de Mamdani.

La conséquence de ce type de système est une valeur floue. Une structure de ce type de contrôleur est représentée sur la figure 35.



Source : KHAMMAR, 2017.

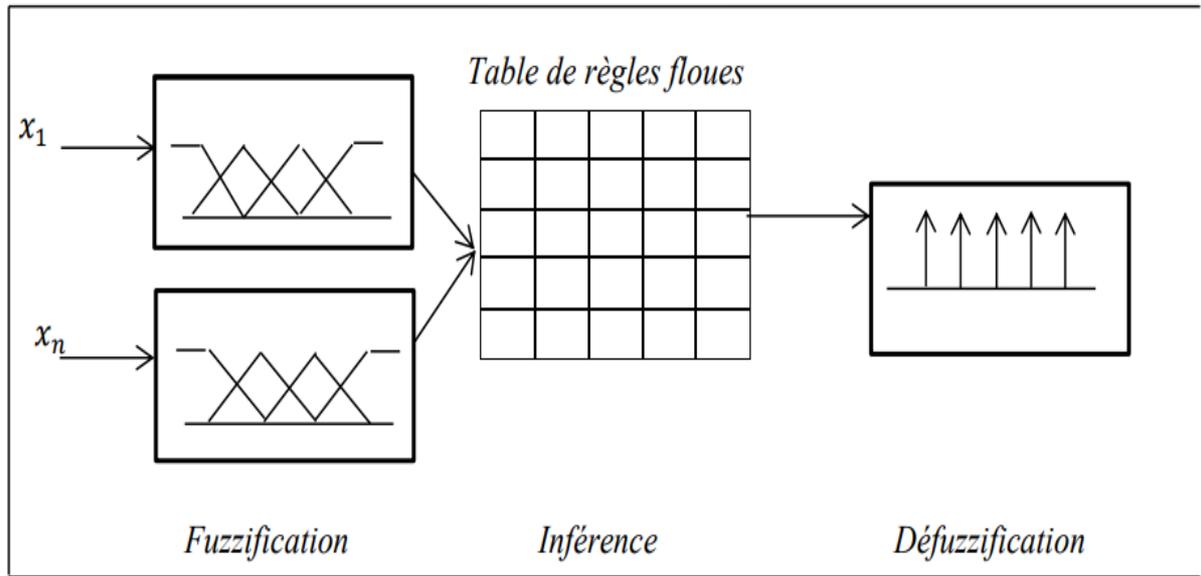
Figure 35 : Système neuro-flou type Mamdani.

II.7-Système d'inférence floue de type Takagi-Sugeno

Les systèmes neuro-flous type Takagi-Sugeno utilisent une combinaison de l'algorithme de rétropropagation pour apprendre les fonctions d'appartenance et la méthode d'estimation par moindres carrés pour déterminer les coefficients des combinaisons linéaires dans les conclusions de règles. Une étape dans la procédure d'apprentissage possède deux parties : dans la première partie les entrées sont propagées et les paramètres d'une conclusion optimale sont estimés par une procédure des moindres carrés, pendant que les parties antécédentes (fonctions d'appartenance) sont supposées fixes pour le cycle courant à travers l'ensemble d'apprentissage. Dans la seconde partie, les entrées sont propagées encore une fois et, pendant cette itération, la rétropropagation est utilisée pour modifier les paramètres antécédents pendant quels paramètres conclusion restent fixés. Cette procédure est alors réitérée (MORDJAOUI, 1998).

La commande floue au sens de Sugeno diffère de la commande au sens de Mamdani sur la partie défuzzification. Sugeno propose de remplacer la défuzzification des variables de sortie par une combinaison linéaire des variables d'entrée (le plus souvent, cette combinaison linéaire se réduit à une constante « $Z1 = k$ »).

La (figure 36) montre le modèle du contrôleur Sugeno (KHAMMAR, 2017).



Source : KHAMMAR, 2017.

Figure 36 : Contrôleur de Takagi-Sugeno.

$x = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)^T$ les entrées du contrôleur flou, et par 'y' sa sortie. Pour chaque "xi," est associé mi ensemble flou F_i^j dans "xi " tel que $x_i \in X_i$. La base de règles complète du contrôleur flou comporte $N = \prod_{i=1}^n m_i$ règles floues de la forme:

$$R_k: x_1 \text{ est } F_1^k \text{ et } x_2 \text{ est } F_2^k \text{ et } \dots \text{ et } x_n \text{ est } F_n^k \text{ alors } y = f_k(x). \quad (47)$$

En général $f_k(x)$ est une fonction polynomiale en fonction des variables d'entrées :

$$f_k(x) = a_0^k + \sum_{i=1}^n a_i^k x_i \quad (42)$$

Alors on a affaire à un contrôleur flou de type Takagi-Sugeno d'ordre un. Si par contre $f_k(x)$ est une constante :

$$f_k(x) = a_0^k \quad (43)$$

On a donc un contrôleur flou de type Takagi-Sugeno d'ordre zéro (figure 37). Etant donné que chaque règle possède une conclusion numérique, et de cette manière, le temps consommé par la procédure de défuzzification est évité. En fait, la sortie du contrôleur flou est donnée par la relation suivante :

$$y(x) = \frac{\sum_{k=1}^N \mu_k(x) \cdot f_k(x)}{\sum_{k=1}^N \mu_k(x)} \quad (48)$$

Avec :

$$\mu_k(x) = \prod_{i=1}^n F_{i k} \quad (49)$$

$F_{i k} \in \{ 1, F_{i 2}, \dots, F_{i m_i} \}$ représente le degré d'activation de la règle R_k

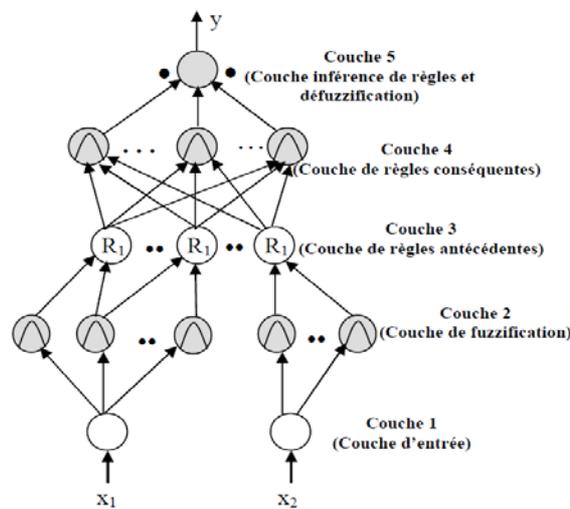


Figure 37 : Système neuro-flou type Takagi-Sugeno

II.8-Avantages et inconvénients de la logique floue.

Les avantages et inconvénients de la logique floue son récapitulés dans le tableau 9.

Tableau 9 : Récapitulatif les principaux avantages et inconvénients de la logique floue.

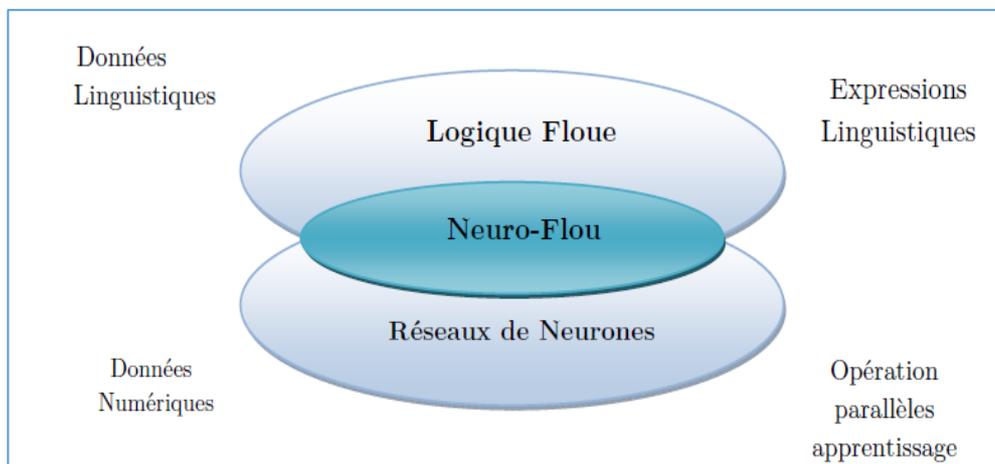
Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> • Le modèle mathématique non requis • La connaissance antérieure sur les règles peut être utilisée. • Une interprétation et implémentation simple. 	<ul style="list-style-type: none"> • Les règles doivent être disponibles • Pas d'apprentissage. • Adaptation difficile au changement de l'environnement. • Aucune méthode formelle pour l'ajustement.

Source : MAHDAOUI, 2013.

III- SYSTEME NEURO-FLOU.

III.1- Introduction

Les réseaux de neurones ont apporté dans l'ajustement numérique sans tenir compte de la sémantique. Les algorithmes génétiques sont susceptibles de trouver un optimum global et permettent d'optimiser à la fois, la structure et les paramètres d'un système d'inférence floue. (REBAA, 2003). Les principaux avantages d'un système flou sont l'approche naturelle de la modélisation et la bonne interprétabilité de la description, en employant des règles linguistiques. Cependant, il n'y a aucune méthode formelle pour déterminer ses paramètres (fonctions d'appartenance et règles floues). Dans ce sens, il serait intéressant de disposer d'algorithmes permettant l'apprentissage automatique de ces paramètres. L'une des approches qui permette de répondre à ce besoin est les réseaux de neurones connus pour leur algorithme d'apprentissage et leur précision dans l'ajustement numérique en employant des échantillons entrée/sortie. De nombreux auteurs ont donc tout naturellement cherché à combiner ces deux approches (figure 38) depuis le début des années 90 et ceci de plusieurs manières : coopérative, concurrente et hybride.



Source : SAHRAOUI, 2016.

Figure 38 : Système neuro-flou.

Nous nous portons ici notre attention sur la dernière approche (hybride) qui permet de représenter sous forme d'un réseau de neurones, différentes composantes d'un système flou. La structure du réseau ainsi obtenue dépend du type de règles floues et de méthodes d'inférence et de défuzzification employées par le système flou. Les paramètres du système flou (fonction d'appartenance et règles floues) peuvent ensuite être modifiés par un algorithme d'apprentissage conçu initialement pour l'ajustement des paramètres d'un réseau de neurones (GUENOUNOU, 2009). Depuis les années 80, la recherche dans le domaine est relancée et nous en retraçons ci-après l'évolution (voir figure 39) (GOURIVEAU *et al.*, 2007).

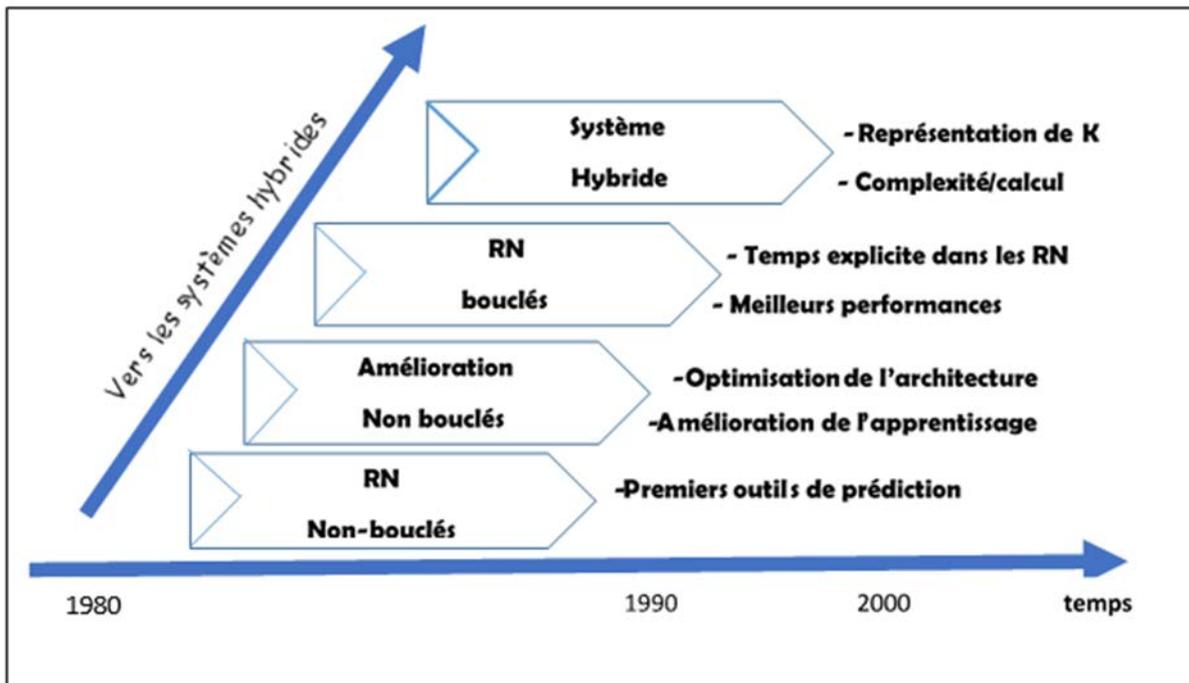
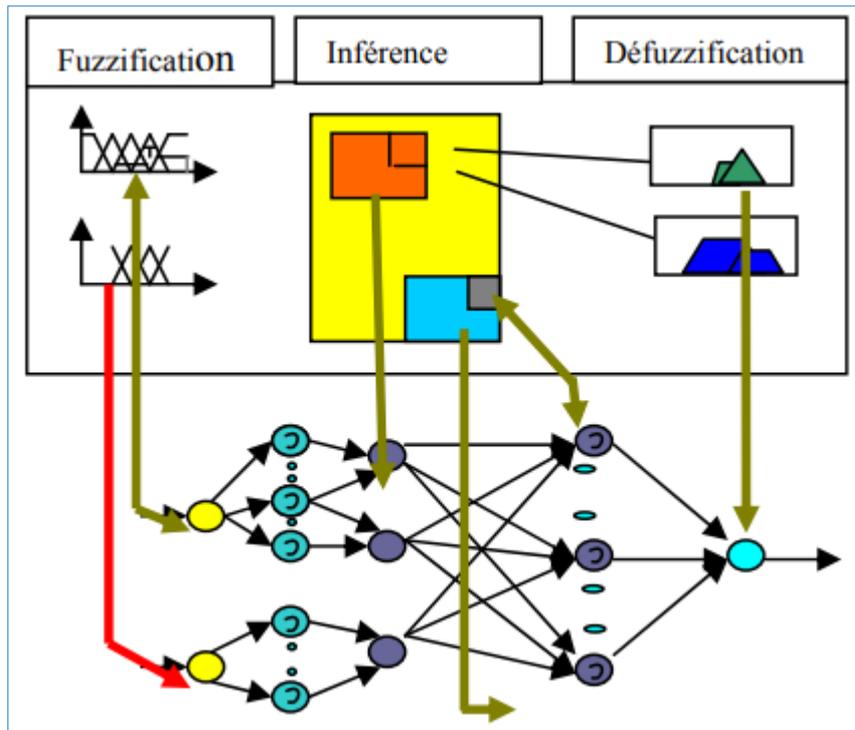


Figure 39 : Vers les systèmes hybrides d'après (GOURIVEAU *et al.*, 2007).

III.2- Principe de fonctionnement

Les Réseaux de neuro-flous hybride apprennent des rapports et des modèles en utilisant un algorithme d'apprentissage supervisé qui examine les données dans un ensemble de la formation qui consiste en exemples d'entrées et leurs sorties associées. Pendant la phase d'apprentissage, un réseau neuro-flou hybride modifie sa structure interne pour refléter le rapport entre les entrées et les sorties dans l'ensemble de la formation (base de connaissance). L'exactitude d'un réseau neuro-flou est vérifiée après que le cycle de d'apprentissage soit

complet en utilisant un ensemble séparé d'entrées et sorties appeler l'ensemble de la validation (figure 40)



Source : MAHDAOUI R. et MOUSS H., 2007.

Figure 40 : Principe de fonctionnement de RNF.

III.3- Architectures neuro floue hybride

Plusieurs architectures, mettant en œuvre cette approche hybride, sont décrites dans la littérature. Ces architectures peuvent être classées en trois groupes selon le type de règles floues qu'elles intègrent :

Si (X_1 est A_1) ET (X_2 est A_2) ET...ET (X_n est A_n) Alors (Y est C)

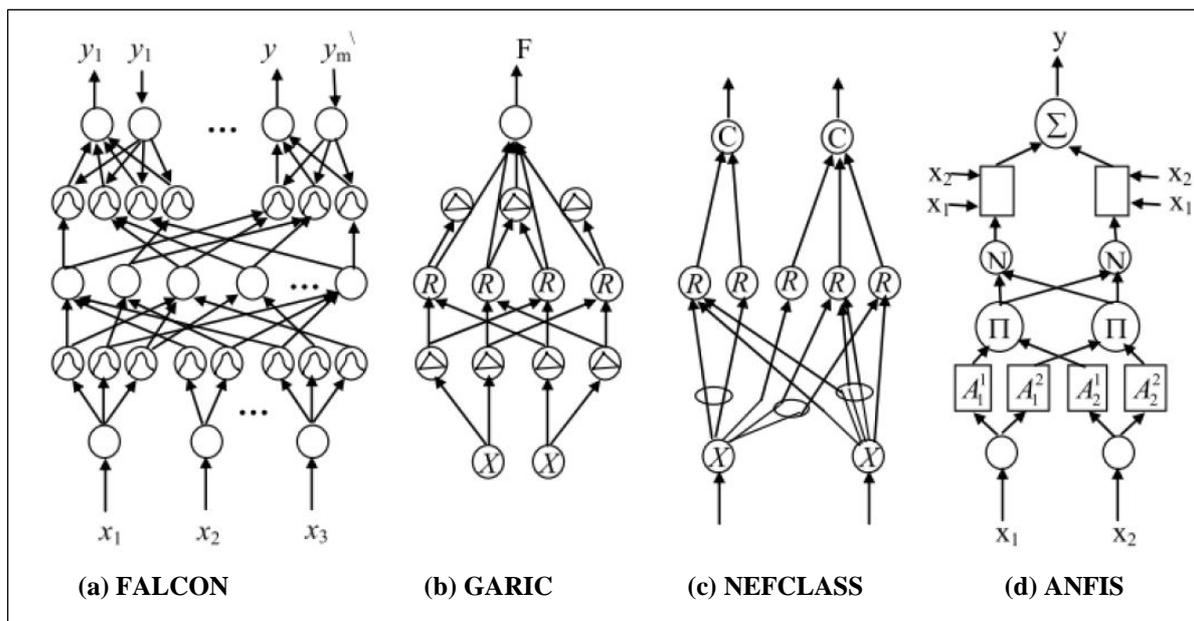
Où :

$$C = \begin{cases} B & \text{type I} \\ f(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) & \text{type II} \\ \theta & \text{type III} \end{cases}$$

Où

X_i ($i = 1, 2, \dots, n$), Y représentent respectivement les variables d'entrée et de sortie.

A_i^j les ensembles flous d'entrée; B , $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ et θ représentant respectivement, l'ensemble flou de sortie, une fonction linéaire des variables d'entrée et un composant singleton. La figure 41 montre les différentes architectures des systèmes neuro-flous hybrides. FALCON (a) et GARIC (b) interprètent la règle floue du type I avec une structure organisée en 5 couches, ANFIS (c) interprète la règle floue du type II avec une structure à 6 couches et NEFCLASS (d) interprète la règle floue de type III avec une structure à 4 couches.



Source : MAHDAOUI, 2013.

Figure 41 : Différentes architectures des systèmes neuro-flous.

III.3.1- Systèmes neuro-flous coopératifs

L'une des premières méthodes neuro-floues est le codage du système d'inférences floues sous la forme d'un réseau de neurones multicouches dans lequel les poids correspondent aux paramètres du système. L'architecture du réseau dépend du type de règle et des méthodes d'inférence, d'agrégation et de défuzzification choisies (MAHDAOUI, 2013).

Un système neuro-flou coopératif peut être considéré comme préprocesseur où le mécanisme d'apprentissage de réseaux de neurones artificiels (RNA) détermine les fonctions d'appartenance de Système d'Inférence Flou (SIF) ou les règles floues à partir des données d'apprentissage. La règle basée est habituellement déterminée par un algorithme clustering flou et les fonctions d'appartenance sont habituellement approximées à partir de RNA par les données d'apprentissage. Dans un système Neuro-flou concourant, RNA aide le SIF continûment pour déterminer les paramètres exigés

particulièrement si les variables d'entrée du contrôleur ne peuvent pas être mesurées directement. Dans certains cas les sorties de SIF ne pourraient pas être directement applicables au processus. Les figures 42 et 43 représentent les modèles neuro-flous coopératifs et concurrents.

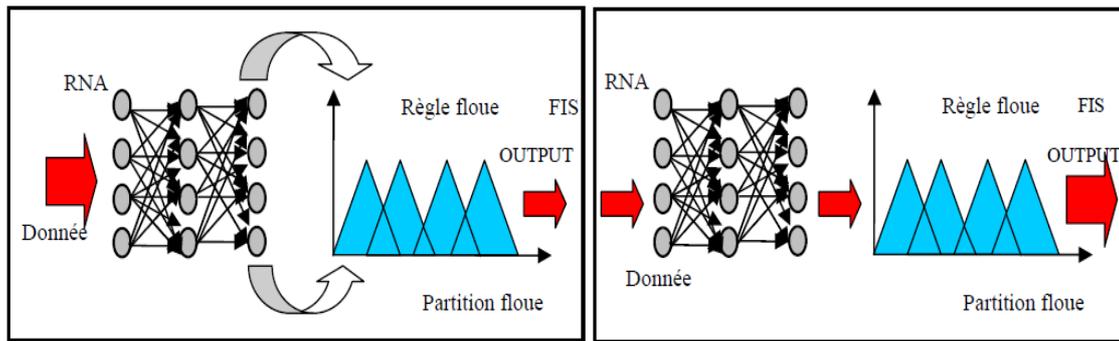


Figure 42: Système neuro-flou coopératif. Figure 43 : Système neuro-flou concurrent

III.3.2- Les systèmes neuro-flous fondus

Dans une architecture neuro-floue fondue, les RNA sont utilisées pour déterminer les paramètres de SIF. Les systèmes neuro-flou fondus partagent les structures de données et la représentation de connaissance. Une manière habituelle d'appliquer un algorithme d'apprentissage à un système flou est à représenter-la dans une architecture spéciale.

L'algorithme d'apprentissage de l'RNA ne peut pas être appliqués directement à un système d'inférence comme une fonction parce que les fonctions utilisées dans le système d'inférence sont habituellement non différentiables. Ce problème peut être abordé en employant des fonctions différentiables dans le système d'inférence ou près ne pas utiliser l'algorithme d'apprentissage de RNA standard. Certains types de systèmes neuro-flou principaux GARIC, FAUCON, ANFIS, NEFCON AMUSEMENT, SONFIN, et beaucoup d'autres.

III.3.3- FALCON (Fuzzy Adaptive Learning Control Network)

FALCON à une architecture cinq couches, comme il est représenté dans la figure 44. Il y a deux neurones pour chaque variable de sortie. Une pour les données d'apprentissage (sortie désirée) et l'autre est pour la sortie de FALCON. La première couche cachée sert à fuzzifier les variables d'entrées. Chaque neurone dans cette couche représentant une fonction d'appartenance à un ensemble flou. La deuxième couche cachée définit les parties antécédentes des règles floues suivie par les parties conséquences des règles dans la troisième couche cachée. FALCON emploie un algorithme d'apprentissage hybride comportant l'apprentissage non supervisé pour localiser des fonctions d'appartenance et base des règles initiale et l'apprentissage supervisé pour optimiser l'ajustement des paramètres du MF pour générer les sorties désirées.

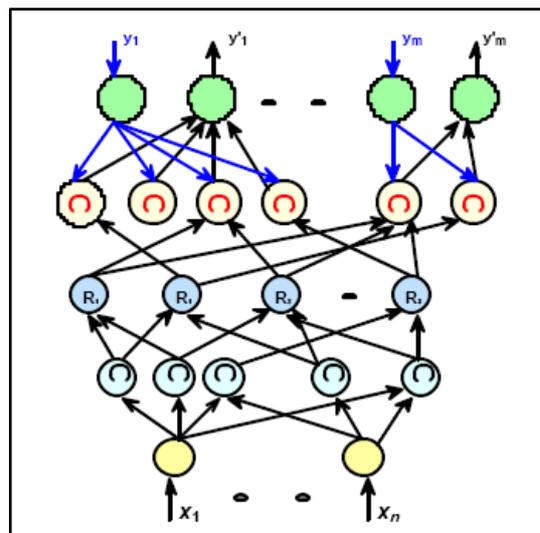


Figure 44 : Architecture de FALCON.

III.3.4- NEFCON (NEuro-Fuzzy CONtrol)

NEFCON est conçu pour mettre en application le système d'inférence floue type Mandani. Il est consisté de deux couches dont les poids sont les ensembles flous et les règles floues. Avec la même utilisation précédente supposée ont partagé les poids, qui sont représentés par des ellipses dessinées autour des raccordements. Elles assurent l'intégrité de la base de règle. La couche d'entrée assure la tâche de l'interface de fuzzification, la logique d'inférence est représentée par les fonctions de propagation, et la couche de sortie est l'interface de défuzzification. L'apprentissage du modèle de NEFCON est basé sur un mélange de l'apprentissage non supervisé et supervisé

(rétropropagation). NEFCON peut être employé pour apprendre des règles initiales, si aucune connaissance du système n'est disponible ou même pour optimiser une base manuellement définie de règle (figure 45).

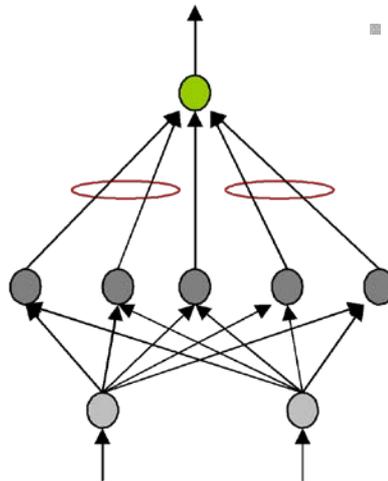


Figure 45 : L'architecture de NEFCON

III.3.5- MODEL HYBRIDE (ANFIS)

Système d'inférence neuro-flou adaptatif (ANFIS), introduit pour la première fois par JANG (1993). ANFIS est capable d'approximer n'importe quelle fonction continue réelle sur un ensemble compact de paramètres avec n'importe quel degré de précision (JANG et *al.*, 1997). ANFIS identifie un ensemble de paramètres par le biais d'une règle d'apprentissage hybride combinant la digestion d'erreur de descente de gradient de propagation et une méthode d'erreur du moindre carré. Il existe principalement deux approches pour les systèmes d'inférence floue, à savoir l'approche de MAMDANI et ASSILIAN (1975) ; TAKAGI et SUGENO (1985). Les RNA fournit des structures connexionnistes et des capacités d'apprentissage aux systèmes flous, tandis que les systèmes flous offrent à RNA un cadre structuré avec une réflexion et un raisonnement sur les règles IF-THEN de haut niveau. (AVCI, 2008 ; MINH et *al.*, 2017). Le type principal d'association entre réseaux de neurones et systèmes flous survient lorsqu'un système d'inférence flou se présente sous la forme d'un réseau multicouche (BUCKLEY et HAYASHI, 1994), dans lequel les pondérations correspondent aux paramètres du système. Architecture du réseau en fonction du type de règles et des méthodes d'inférence, d'agrégation et de défuzzification choisies.

III.3.5.1-ARCHITECTURE ANFIS :

Le système d'inférence floue considéré à deux entrées (x, y) et une sortie (f). La base de règles contient les règles floues si-alors du type de Takagi et Sugeno (TAKAGI et SUGENO, 1983 ; SUGENO et KANG, 1988) comme suit :

$$\text{If } x \text{ is } A \text{ and } y \text{ is } B \text{ then } z \text{ is } f(x, y) \quad (50)$$

Où A et B sont les ensembles flous dans les antécédents et $z = f(x, y)$ est une fonction nette dans la suite. Généralement, $f(x, y)$ est un polynôme pour les variables d'entrée x et y . Mais il peut également s'agir de n'importe quelle autre fonction pouvant décrire approximativement la sortie du système dans la région floue, comme spécifié par l'antécédent. Lorsque $f(x, y)$ est une constante, un modèle fuzzy de Sugeno d'ordre zéro est formé. Ce modèle peut être considéré comme un cas spécial du système d'inférence floue de Mamdani (MAMDANI et ASSILIAN, 1975), où chaque règle est spécifiée par un singleton fuzzy. Si $f(x, y)$ est considéré comme un polynôme de premier ordre, Sugeno de premier ordre. Pour un premier ordre, deux règles système d'inférence fuzzy Sugeno, les deux règles peuvent être énoncées (YING et PAN 2008 ; SENGUR, 2008 ; ÜBEYLI, 2008) en tant que :

$$\text{Rule 1: If } x \text{ is } A_1 \text{ and } y \text{ is } B_1 \text{ then } f_1 = p_1x + q_1y + r_1 \quad (51)$$

$$\text{Rule 2: If } x \text{ is } A_2 \text{ and } y \text{ is } B_2 \text{ then } f_2 = p_2x + q_2y + r_2 \quad (52)$$

ANFIS est un réseau adaptatif qui utilise un algorithme d'apprentissage supervisé sur l'apprentissage, qui est également similaire au modèle du système de référence de Takagi - Sugeno. La figure 46 montre l'évolution du schéma pour le modèle Takagi-Sugeno et l'architecture ANFIS (SUPARTA et ALHASA, 2013).

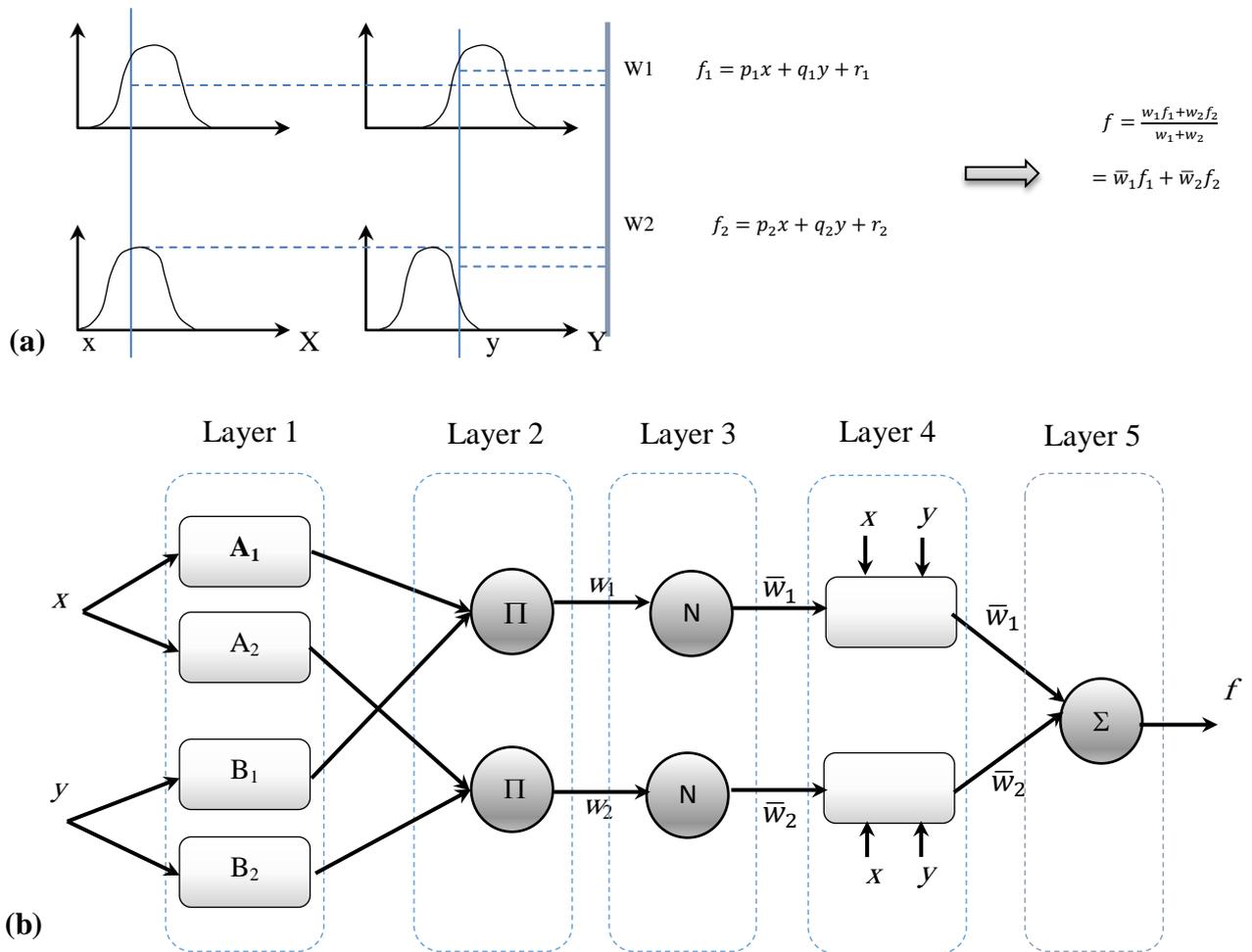


Figure 46 : (a) Exemple de règle fuzzy if-then et de raisonnement flou de Sugeno ;
 (b) Architecture ANFIS équivalente (JANG et al., 2007).

Première couche :

Chaque nœud "i" de cette couche est adaptatif avec une fonction de nœud.

$$Q_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad (49)$$

Où :

x : est l'entrée du nœud i , A_i est la variable linguistique associée à ce nœud fonction et μ_{A_i} est la fonction d'appartenance de A_i . $\mu_{A_i}(x)$ est généralement choisi comme suit :

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{x - c_i}{a_i} \right)^2 \right]^{b_i}} \quad (53)$$

$$\mu_{A_i}(x) = \exp \left\{ - \left(\frac{x - c_i}{2a_i} \right)^2 \right\} \quad (54)$$

Où x est l'entrée et $\{a_i, b_i, c_i\}$ l'ensemble de paramètres de base.

Deuxième couche:

Chaque nœud de cette couche est un nœud fixe, qui calcule la force de tir « w_i » d'une règle. La sortie de chaque nœud est le produit de tous les signaux entrants et est donnée par :

$$Q_i^2 = w_i = \mu_{A_i}(x) \cdot \mu_{B_i}(y), \quad i = 1, 2 \quad (55)$$

Troisième couche :

Chaque nœud de cette couche est un nœud fixe. Chaque nœud calcule le rapport entre la puissance de tir de la règle et la somme des forces de tir de toutes les règles. Le résultat du i -nœud est la force de tir normalisée donnée par :

$$Q_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1, 2 \quad (56)$$

Quatrième couche :

Chaque nœud de cette couche est un nœud adaptatif avec une fonction de nœud donnée par :

$$Q_i^4 = \bar{w} f_i = \bar{w}(p_i x + q_i y + r_i), \quad i = 1, 2 \quad (54)$$

Cinquième couche : La sortie est obtenue en additionnant toutes les sorties de la couche 4

$$Q_i^5 = \sum_i \bar{w} f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (57)$$

Le tableau 10 présente le nombre de neurone pour chaque couche :

Tableau 10 : Différentes couches d'un système ANFIS.

Les différentes couches	Type des couches	Le nombre de neurone dans la couche
Couche 0	Les entrées	n
Couche 1	Les valeurs	(p.n)
Couche 2	Les règles	p^n
Couche 3	La normalisation	p^n
Couche 4	Linéarisation des fonctions	p^n
Couche 5	Somme	1

Avec :

n : le nombre des entrées.

p : le nombre des sous-ensembles flous d'entrée.

III.3.5.2-APPRENTISSAGE DU MODELE ANFIS

L'ajustement des paramètres ANFIS est effectué pendant la phase d'apprentissage. La première et la quatrième couche contiennent les paramètres modifiables dans le temps. Dans la première couche, il contient une non-linéarité du paramètre local alors que la quatrième couche contient des paramètres conséquents linéaires. Un algorithme hybride proposé par (JANG, 1993) sera utilisé dans cette étude pour entraîner ces paramètres. Lorsque le chemin en arrière est exécuté, les paramètres résultants doivent être stables. L'erreur survenue lors de la comparaison entre la sortie générée et la sortie réelle est renvoyée à la première couche.

Ensuite, après avoir obtenu les paramètres résultants, les données d'entrée sont renvoyées à l'entrée du réseau adaptatif et la sortie générée est comparée à la sortie réelle.

Lorsque le chemin en arrière est exécuté, les paramètres résultants doivent être stables. Dans le même temps, les paramètres de la première couche sont mis à jour à l'aide des méthodes d'apprentissages de la descente ou de la propagation en retour du gradient. Grâce à l'utilisation d'un algorithme d'apprentissage hybride qui se combine avec l'estimateur des moindres carrés récursif et les méthodes de descente de gradient, il peut garantir une vitesse de convergence plus rapide car il peut réduire l'espace de recherche dimensionnel dans la méthode d'origine de propagation en arrière. Un niveau d'apprentissage hybride s'appelle les époques (SUPARTA et ALHASA, 2016 ; NAYAK *et al.*, 2004).

Le tableau 11 et la figure 47 décrit brièvement un processus d'apprentissage hybride dans ANFIS.

Tableau 11 : Apprentissage hybride processus.

Type	Chemin en avant	Chemin en arrière
Paramètre de base	Fixe	Descente graduelle
Paramètre conséquent	RSLE	Fixe
Signal	Sortie de nœud	Taux d'erreur

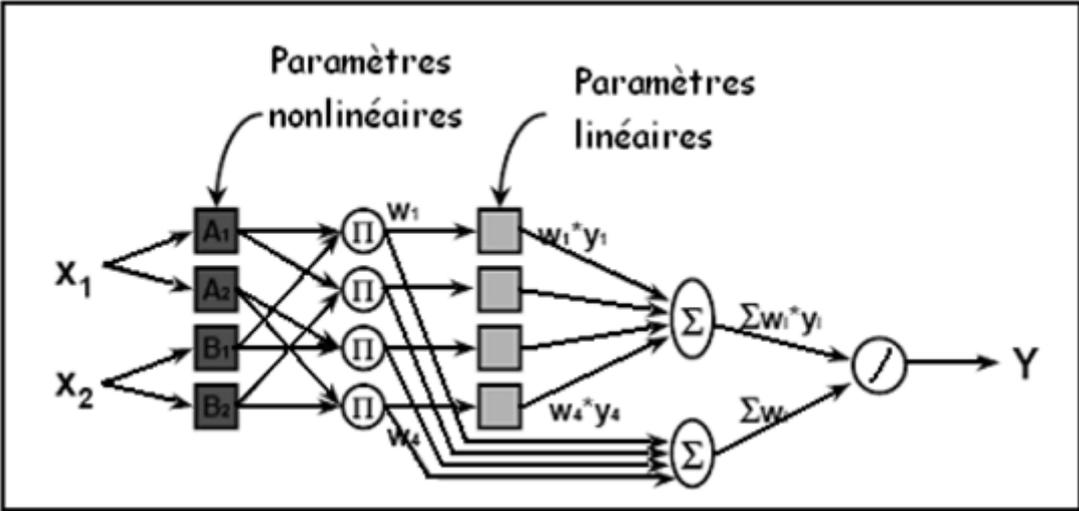


Figure 47 : Méthode d'apprentissage Hybride.

CHAPITRE IV

MODELISATION DE LA SALINITE

INTRODUCTION

De nombreux modèles existent pour simuler les processus physiques déterminant la quantité de matières en suspension résultant d'un débit liquide. Deux approches ont été effectuées. La première approche est basée sur les modèles régressifs, tandis que la deuxième est basée sur un des concepts de l'intelligence artificielle, il s'agit de la logique floue. Les modèles classiques de régression ont pour but d'exprimer la variation du débit solide en fonction du débit liquide. Il existe plusieurs approches de régressions (Régression linéaire, polynomiale, logarithmique, exponentielle et régression en puissance). Ces modèles montrent l'orientation commune de la série de couples débit liquide – débit solide. La tendance obtenue peut être exprimée mathématiquement sous forme d'équation (formule empirique). Une approche déterministe, tel que les modèles de régressions, d'un phénomène aussi complexe que d'érosion du sol, s'avère incapable de reproduire fidèlement la réalité.

Les approches métaheuristiques (modèle neuroflou) permettent une représentation relativement meilleure, par rapport aux approches déterministes (modèles de régression), de la réalité physique d'un phénomène aussi complexe que l'érosion du sol (variabilité spatio-temporelle de paramètres aléatoires). Les approches métaheuristiques (modèle neuro-flou) permettent une représentation relativement meilleure, par rapport aux approches déterministes (modèles de régression), de la réalité physique d'un phénomène aussi complexe que l'érosion du sol (variabilité spatio-temporelle de paramètres aléatoires) (LEFKIR, 2009).

IV- MODELISATION DE LA SALINITE

IV.1-Collecte et dépouillement des données de base

Le choix de la méthodologie adéquate au calcul et à l'estimation quantitative de la salinité dépend de la nature des données hydrométriques disponibles. Nous avons saisi l'échantillon de référence contenant les informations ci-après ;

- Nom des stations hydrométriques.
- Date et l'heure de prélèvement.
- Débits liquides Ql (m^3/s).
- Hauteur d'eau H (cm) en fonction du temps ; prise quotidiennement et à l'échelle de la crue $H = F(T)$. Pour traduire les données des hauteurs d'eau en (cm) aux débits liquides (m^3/s), nous avons utilisé les courbes de tarage $Ql = f(H)$ simplifiées par les barèmes d'étalonnages qui expriment les débits

liquides à partir d'une hauteur d'eau qui varie de 5 à 10 cm. Par interpolation, nous avons obtenu le débit liquide correspondant à la hauteur d'eau voulue.

- Concentrations salines C_S (g/l) qui expriment la minéralisation en fonction du temps correspondant à des échelles similaires des hauteurs d'eau (H).

IV.2-Critique des données

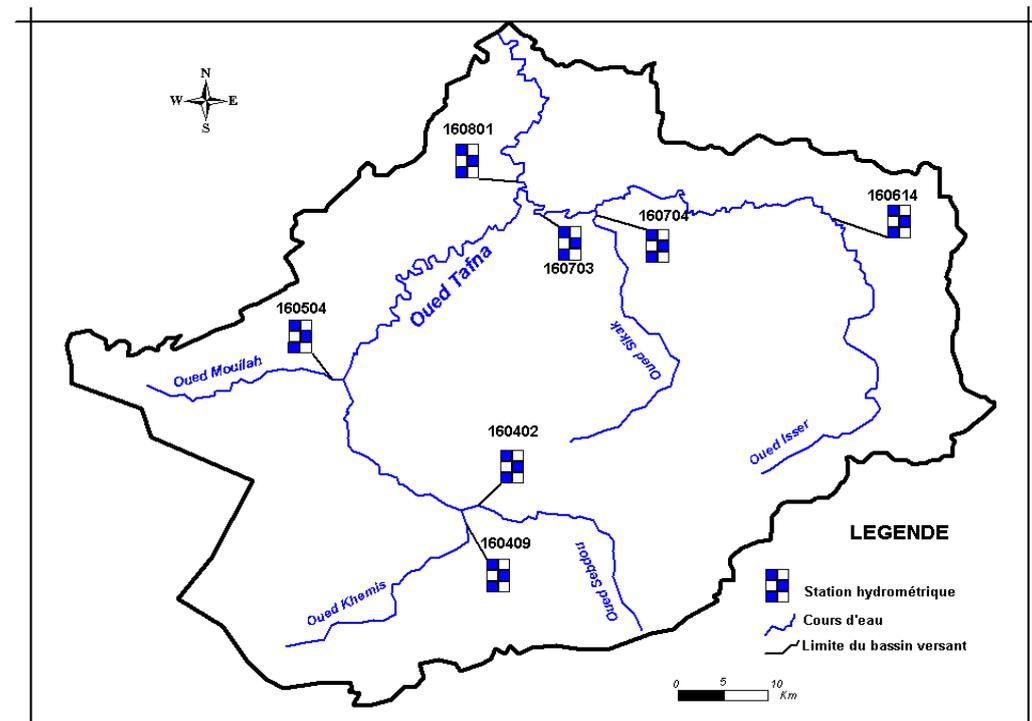
Notre travail est entamé par la collecte des données de seize (16) stations hydrométriques réparties sur l'ensemble du bassin versant afin de suivre l'évolution de la concentration saline. Il s'agit de ; Mouilah RN7 (160202), Chaâba (160301), Mehaguene (160309), Sebdou (160401), Beni Bahdel (160402) Kefoued (160408), Zahra (160409), Djebel Chouachi (160503), Sidi Belkheir RN 35 (160504), Hennaya CW 45 (160509), Chouly RN 7 (160601), Sidi Aissa (160614), Bensekrane (160702), Remchi (160703), Ain Youcef (160704), Pierre du chat (160801),

Devant l'impossibilité de recueillir les données sur les débits liquides (absence des barèmes d'étalonnages) pour les stations (160202, 160301, 160309, 160401, 160408, 160503, 160509, 160601, 160702), nous nous sommes contentés de celles des stations de : Pierre du chat (160801), Beni Bahdel (160402), Zahra (160409), Sidi Belkheir RN 35 (160504), Sidi Aissa (160614), Remchi (160703) et de Ain Youcef (160704) (Tableau 12 et Figure 48).

Tableau 12 : Stations hydrométriques retenues dans l'étude.

Code	Nom	X (m)	Y (m)
160402	BENI BAHDEL	118,80	163,40
160409	ZAHRA	114,65	161,50
160504	SIDI BELKHEIR RN 35	102,05	178,60
160614	SIDI AISSA	103,70	185,80
160703	REMCHI	116,00	202,90
160704	AIN YUCEF	101,90	185,50
160801	PIERRE DU CHAT	120,15	144,60

Source : ANRH, 2004



Source : ANRH, 2005

Figure 48 : Stations hydrométriques retenues dans l'étude.

IV.3-Traitement des données

Lors de la reconstruction des données de base des stations retenues, nous avons enregistré quelques erreurs et manque de données :

- Hauteurs d'eau généralement en (cm) sont parfois converties en (m).
- Malgré l'importance de la taille des échantillons de la station de Pierre du Chat, beaucoup de lacunes sont notées à l'échelle des crues. Ainsi, un manque de suivi pour certaines crues où des échantillons des concentrations salines n'ont été prélevés entre 7 h et 18 h, quelle que soit la phase hydrologique.
- Manque de prélèvement de concentration saline en période de crues pour les stations : (160402), (160409), (160504), (160614), (160703), (160704).

A cet effet, les tests d'homogénéités sont nécessaires afin d'écarter les données douteuses et apporter plus de fiabilité. Le traitement des débits liquides et des concentrations salines des stations retenues est établi par le Logiciel Hydrological Frequency Analysis (H.F.A) contenant les tests de Wald Wolfowitz et de Mann-Withney. Le premier, donne des résultats satisfaisants ; alors que le second, rejette certains points des séries d'observations (Tableau 13).

Tableau 13 : Résultats des tests de Wald Wolfowitz et Mann-Withney.

Stations	Test Wald Wolfowitz		Test Mann-Withney	
	U	Observation	U	Observation
160401	1,007	Indépendance acceptée à 5%	-3,120	Test d'homogénéité rejetée à 1%
160402	- 1,013	Indépendance acceptée à 5%	4,253	Test d'homogénéité rejetée à 1%
160409	1.702	Indépendance acceptée à 5%	2.570	Test d'homogénéité rejetée à 1%
160504	-0.313	Indépendance acceptée à 5%	3.040	Test d'homogénéité rejetée à 1%
160614	0.903	Indépendance acceptée à 5%	4.125	Test d'homogénéité rejetée à 1%
160703	1.568	Indépendance acceptée à 5%	-2.921	Test d'homogénéité rejetée à 1%
160704	1.250	Indépendance acceptée à 5%	2.589	Test d'homogénéité rejetée à 1%

IV.4-MODELISATION DE LA SALINITE DANS LE TEMPS ET DANS L'ESPACE.

Dans cette étude, les modèles proposés sont utilisés pour décrire le comportement hydrologique du bassin versant Tafna vis-à-vis de la minéralisation des eaux des cours d'eau. Les modèles développés (ANFIS et RNA) sont, tout d'abord, calibrés durant une période dite de calage (formation ou apprentissage). Puis leurs performances sont estimées en période de test. Enfin, nous passerons à la phase de validation. L'échantillon de données de la phase de formation est un ensemble de données indépendantes qui suivent la même population et qui représente 60% des données observées. L'échantillon de la phase de test et validation représente 20% de la population pour chacune.

Dans cette approche, nous proposons deux entrées et une seule sortie pour chaque modèle. Les entrées sont les débits liquides moyens journaliers Ql ($m^3.s^{-1}$) et les concentrations salines journalières moyennes Cs ($g.l^{-1}$) ; alors que la sortie représente les débits salins journaliers moyens ($kg.s^{-1}$).

Les performances des modèles (ANFIS et RNA) ont été évaluées à l'aide des techniques graphiques et trois critères statistiques : coefficient de détermination (R^2), coefficient d'efficacité de Nash-Sutcliffe (E) et Ratio of the root mean square error to the standard deviation of measured (RSR).

Dans cette perspective, nous avons conçu un programme en MATLAB permettant la modélisation débit salin-débit liquide par les différentes approches. La Figure 49 illustre l'ensemble des procédures développées dans ce programme.

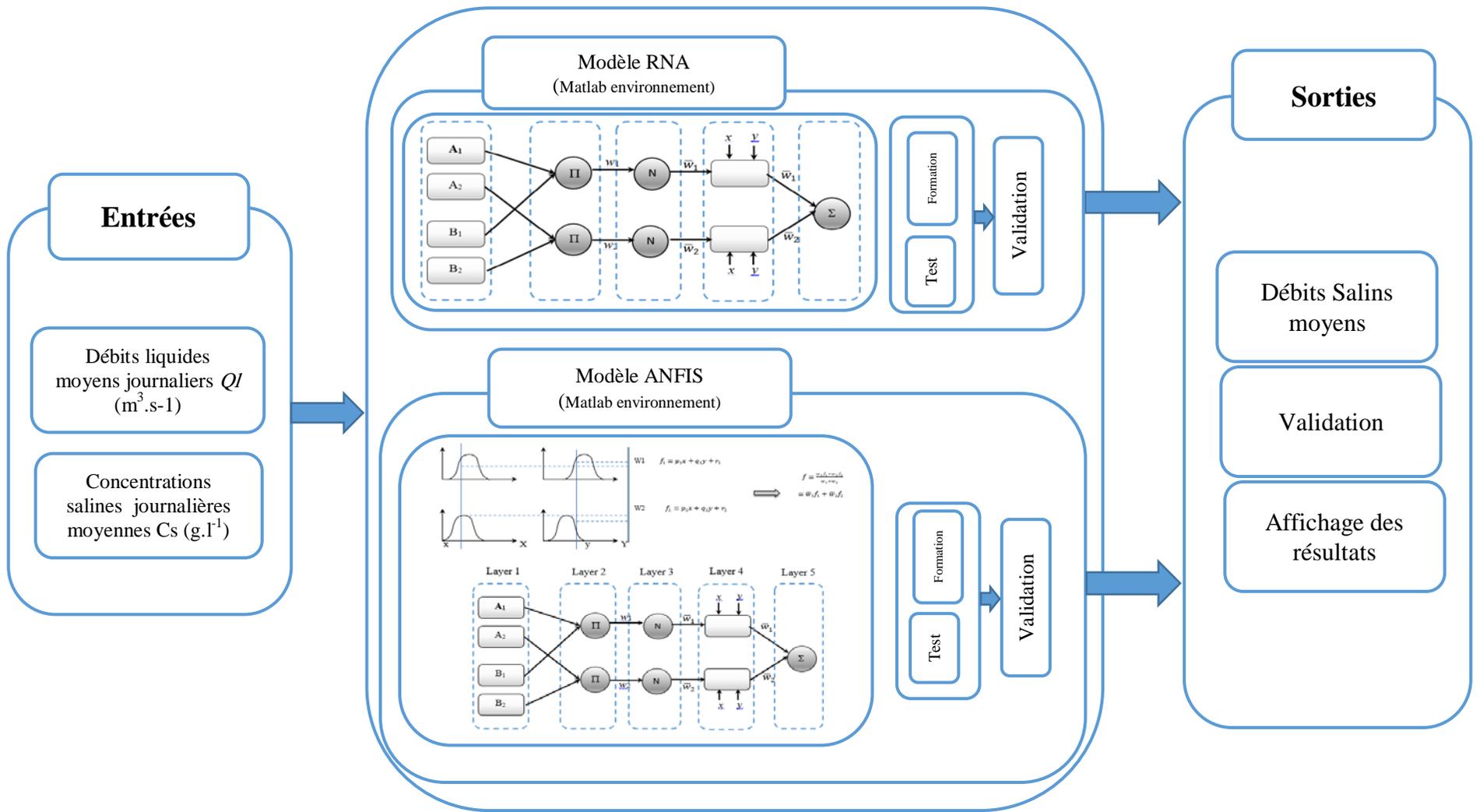


Figure 49 : Ordinogramme des procédures de la simulation.

IV.4.1 CRITERES DE VALIDATION DES MODELES

La validation permet de juger l’aptitude du modèle à reproduire les variables modélisées dans les phases d’apprentissages, validation et test. Dans notre cas, nous nous sommes basés sur le coefficient de détermination (R^2), la racine de l’erreur quadratique moyenne RSR (Ratio of the root mean square error to the standard deviation of measured) et le coefficient d’efficacité Nash-Sutcliffe (E) (NASH et SUTCLIFFE, 1970). Ces paramètres sont donnés par les relations suivantes :

$$RSR = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_{t_i} - \hat{Q}_{t_i})^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_{t_i} - \bar{Q}_{t_i})^2}} \quad (56)$$

$$E = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{t_i} - \hat{Q}_{t_i})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{t_i} - \bar{Q}_{t_i})^2} \quad (57)$$

$$R^2 = \left(\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Q}_{t_i} - \bar{Q}_{t_i})(Q_{t_i} - \bar{Q}_{t_i})}{\left(\sum_{i=1}^n (\hat{Q}_{t_i} - \bar{Q}_{t_i})^2 \right) \left(\sum_{i=1}^n (Q_{t_i} - \bar{Q}_{t_i})^2 \right)} \right)^2 \quad (58)$$

Où : Q_{t_i} est la valeur mesurée du débit ; \hat{Q}_{t_i} est le débit calculé par le modèle ; \bar{Q}_{t_i} est le débit moyen mesuré et ‘n’ est le nombre des données.

Le tableau 14 indique les valeurs des critères NASH, R^2 et RSR correspondant à différents degrés de performance du modèle à pas de temps journalier.

Tableau 14 : Qualité des modèles en fonction des valeurs des différents critères d’évaluation.

	E (%)	RSR (%)	R² (%)
Très bon	$75 < E \leq 100$	$00 \leq RSR \leq 50$	$75 < R^2 \leq 100$
Bon	$65 < E \leq 75$	$50 < RSR \leq 60$	$65 < R^2 \leq 75$
Satisfaisant	$50 < E \leq 65$	$60 < RSR \leq 70$	$50 < R^2 \leq 65$
Insatisfaisant	$E \leq 50$	$RSR > 70$	$R^2 \leq 50$

IV4.2- Modélisation de la salinité dans le temps

Nous avons choisi la station de Pierre du Chat (160801) comme station de référence pour la validation des modèles développés à quatre échelles ; quotidienne, saisonnière, événementielle et annuelle. Cette station nous permet de suivre l'évolution de la concentration saline en l'aval de l'Oued Tafna et à l'exutoire du bassin.

IV4.2.1-Modélisation de la salinité à l'échelle journalière

Pour cela, nous avons pris les valeurs moyennes journalières de 420 échantillons de débits liquides ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$) et de concentrations salines ($\text{g} \cdot \text{l}^{-1}$) ; collectés sur deux périodes d'observations s'étalant sur 13 ans (1977 à 1979 et 1982 à 1991) (Figure 50).

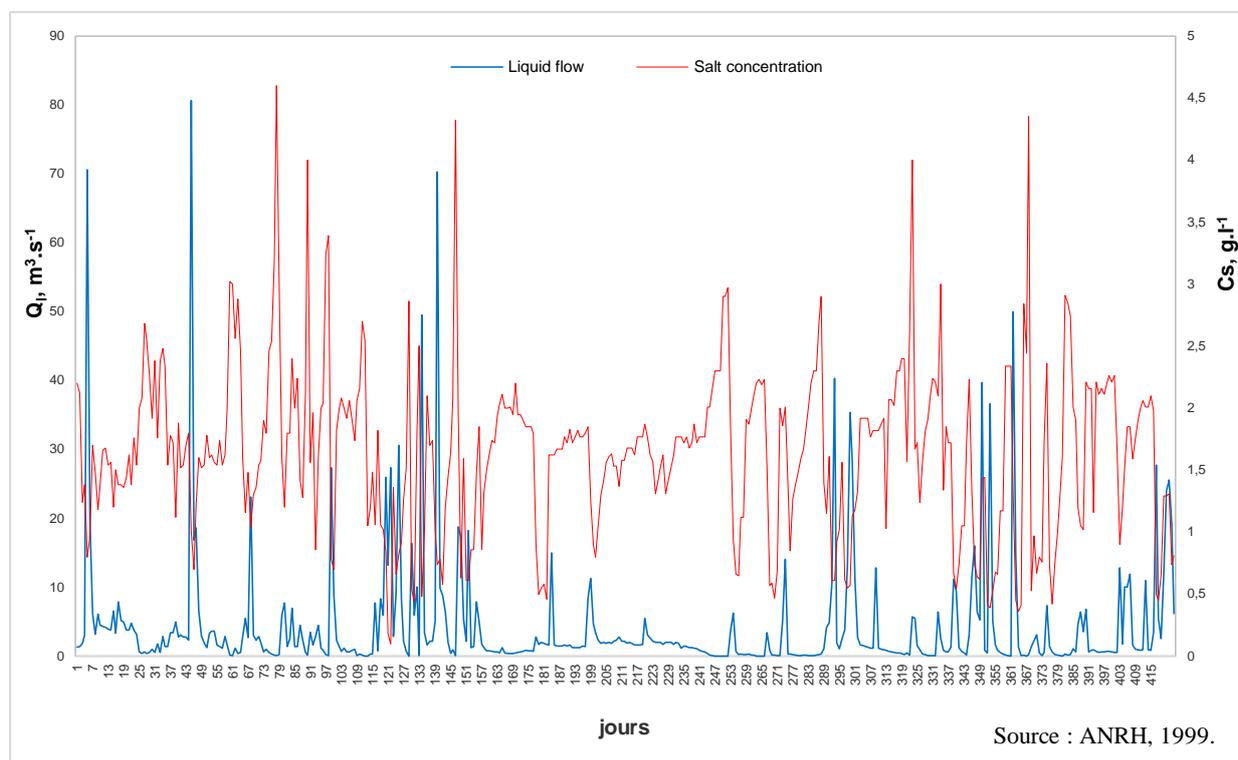


Figure 50 : Valeurs moyennes des débits liquides et les concentrations salines observées sur 13 ans (1977 à 1979 et 1982 à 1991).

L'ensemble des données (420 échantillons) ont été divisé en trois sous-ensembles qui sont :

- Formation.
- Test.
- Validation.

Pour chaque modèle, après plusieurs scénarios et plusieurs essais, nous avons fixé un pourcentage pour chaque phase :

- **PHASE DE FORMATION** : Nous avons utilisés deux cent cinquante-deux couples des débits liquides et concentration salines soit 60 % de la population ; durant les périodes qui s'étalent du 26/09/1977 au 18/05/1979 et du 18/05/1979 au 26/01/1982.
- **PHASE DE TEST** : C'est une autre période d'observation (18/05/1988 au 05/01/1990) de quatre-vingt-quatre échantillons qui représentent 20 % de la population.
- **PHASE DE VALIDATION** : Quatre-vingt-quatre échantillons soit 20 % de la population, sont utilisés pour cette phase de validation (du 05/02/1990 au 03/13/1991).

- Résultats et interprétations

Les critères de validité des deux modèles (ANFIS, RNA) sont représentés dans le tableau 15 et les figures 51, 52 et 53 pour les trois phases (apprentissage, test et validation).

Les droites de corrélation entre les valeurs exploitées et les valeurs prédites pour les deux modèles sont illustrés dans les figures 54 et 55.

Les graphes de comparaison des valeurs prédites et observées pour les deux modèles (ANFIS, RNA) sont illustrés dans les figures 56 et 57.

Le modèle hybride ANFIS a donné de meilleurs résultats par rapport au modèle RNA, avec un coefficient de détermination (R^2) de 0,88 % pour la formation, 78,01 % pour la validation et 80,00 % pour le test. Le coefficient d'efficacité de Nash-Sutcliffe (E) est respectivement de 85,84 % (formation), 82,51 % (validation) et 78.17 % (test). Enfin, l'erreur quadratique moyenne (RSR) est successivement de 0,38 % (formation), 0,42 % (validation) et 0,47 % (test).

Tableau 15 : Critères d'évaluation journalière pour les modèles RNA et ANFIS.

		RNA			ANFIS		
		RSR	E	R ²	RSR	E	R ²
		%			%		
journalière	<i>Apprentissage</i>	0,45	79.94	86.00	0,38	85.84	88.00
	<i>Validation</i>	0,46	78.91	76.00	0,42	82.51	79.00
	<i>Test</i>	0,56	68.11	65.00	0,47	78.17	80.00

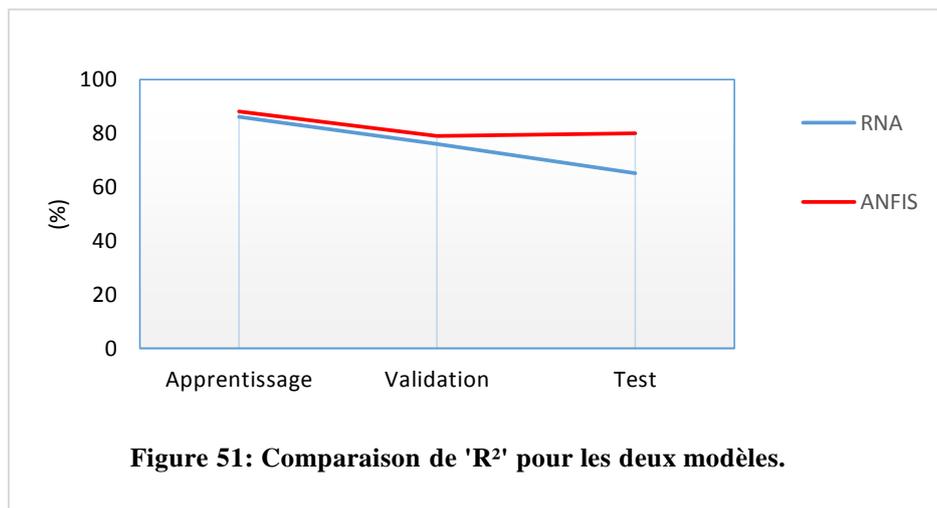


Figure 51: Comparaison de 'R²' pour les deux modèles.

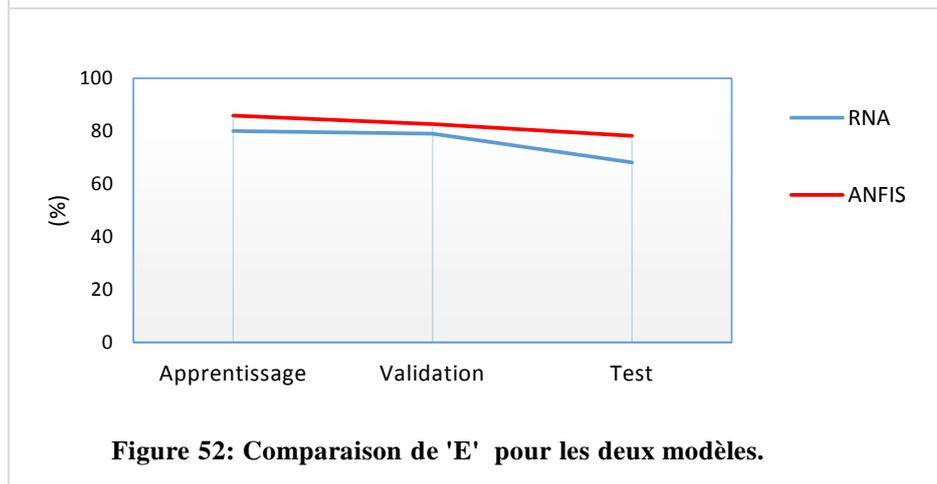


Figure 52: Comparaison de 'E' pour les deux modèles.

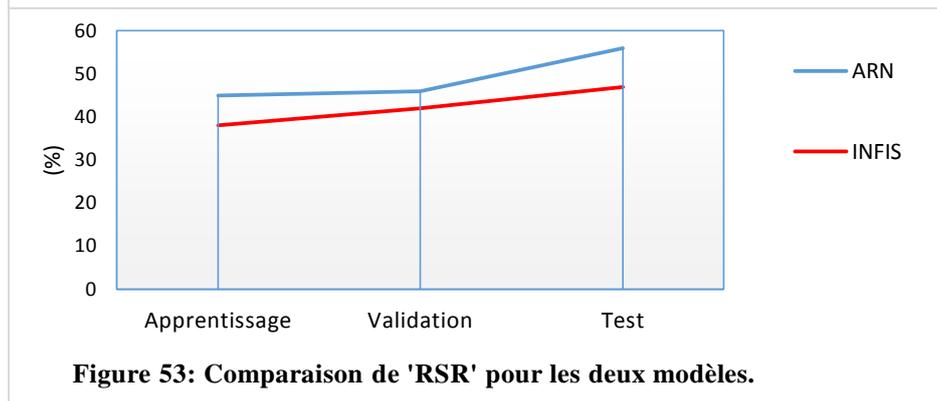


Figure 53: Comparaison de 'RSR' pour les deux modèles.

Les diagrammes de dispersions des valeurs observées par rapport aux débits salins simulés sont présentés dans les figures 52 et 53, respectivement pour les phases de formation, de validation et de test.

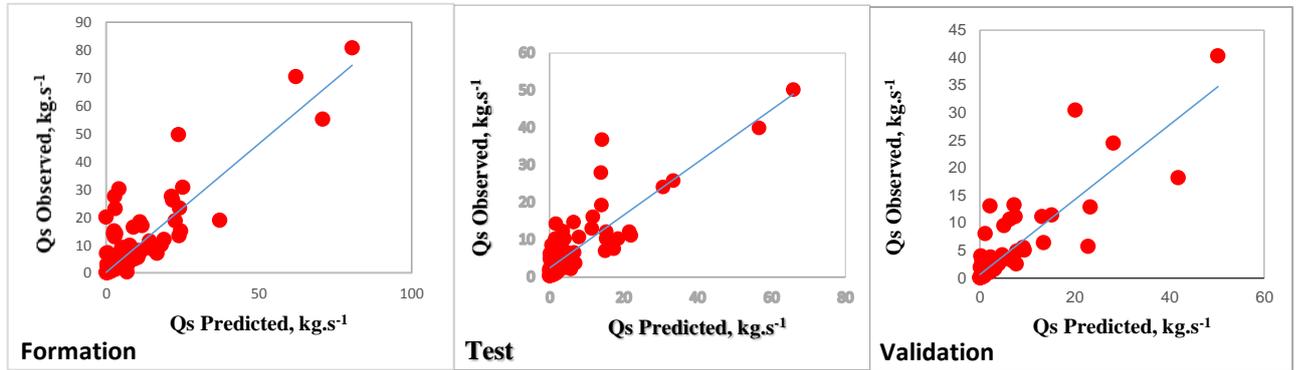


Figure 54 : Corrélation entre les valeurs observées et les valeurs prédites pour le modèle RNA.

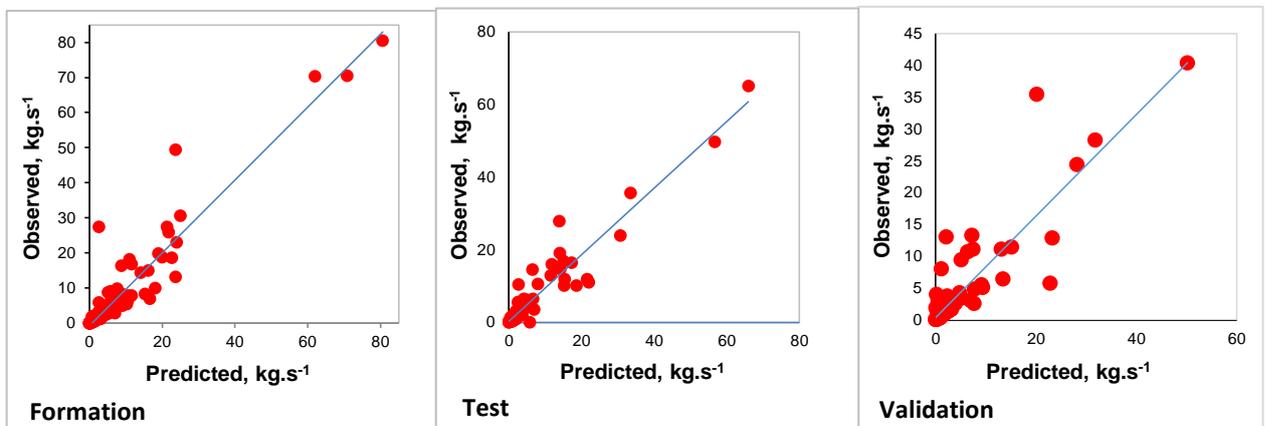
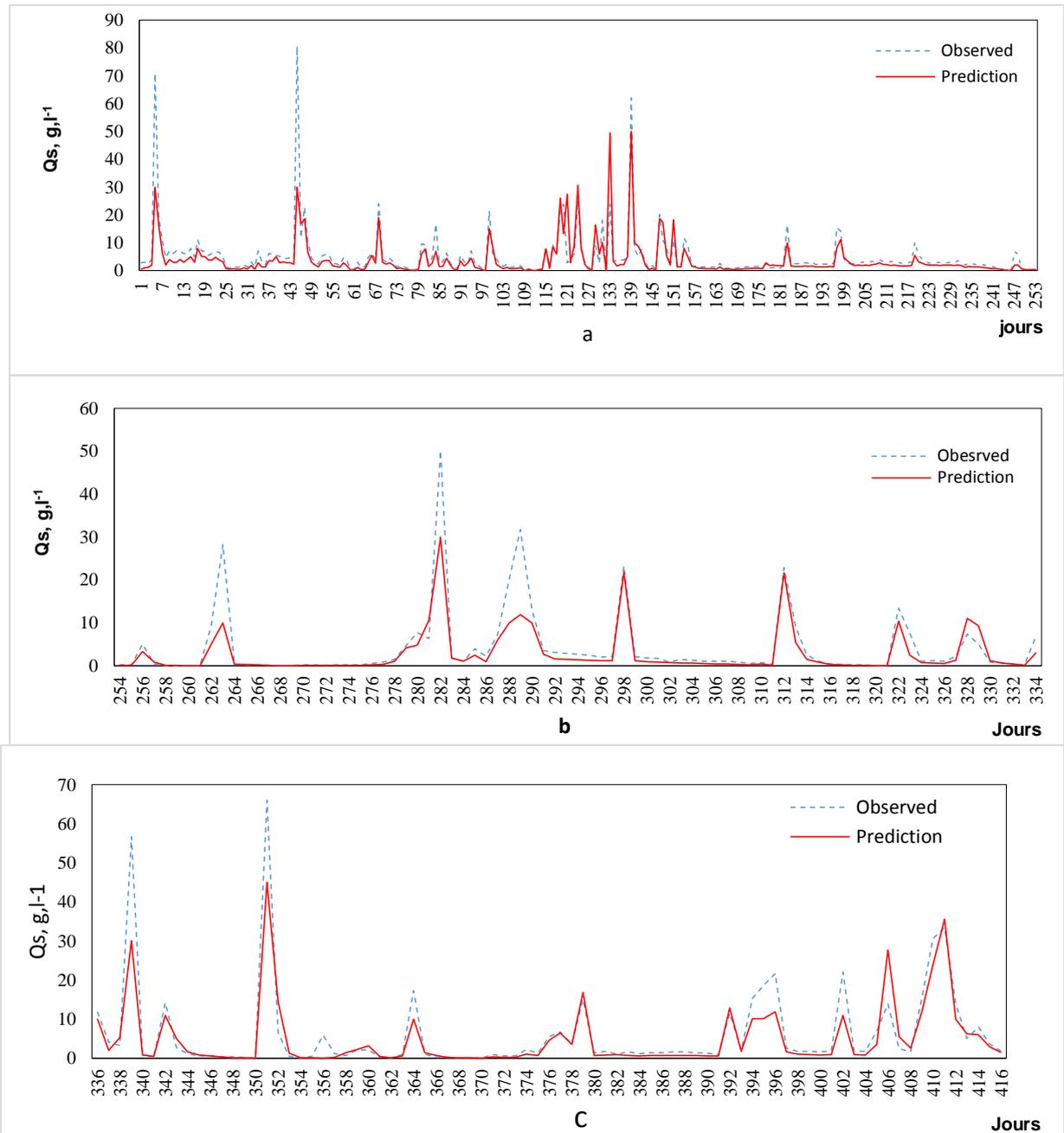
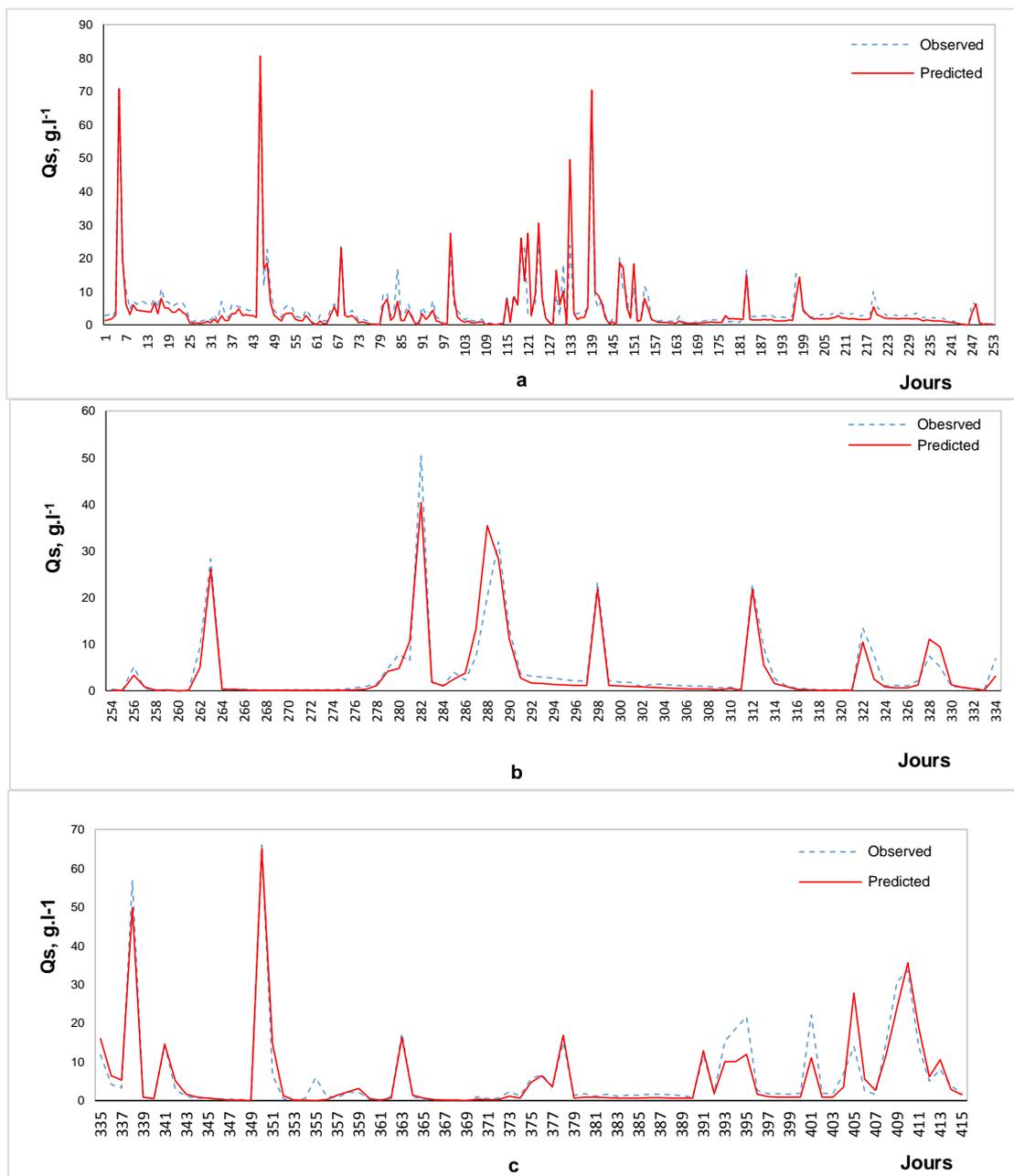


Figure 55 : Corrélation entre les valeurs observées et les valeurs prédites pour le modèle ANFIS.

Les figures 56 et 57 montrent les séries chronologiques des flux de sel observés et attendus au cours de la formation, validation et du test ; respectivement pour les modèles RNA et ANFIS. Le modèle ANFIS explique, avec précision, le modèle non-linéaire des débits salins, pendant la phase de formation puis produit une bonne généralisation lors des deux autres phases.



**Figure 56 : Comparaison des valeurs prédites et observées pour le modèle RNA :
(a) Formation, (b) Validation et (c) Test.**



**Figure 57 : Comparaison des valeurs prédites et observées pour le modèle ANFIS :
(a) formation, (b) validation et (c) test.**

IV4.1.2-Modélisation de la salinité par évènement

Nous avons sélectionné dans un premier temps tous les événements ayant engendré un ruissellement et après nous avons sélectionné les crues bien suivies.

La modélisation de la salinité sur les différentes étapes de cet événement a donné des résultats récapitulés dans le tableau 16 et illustrés à la figure 58 (annexe).

Tableau 16 : Critères d'évaluation pour les modèles RNA et ANFIS à l'échelle d'évènement.

Phase		RNA			ANFIS		
		RSR	E	R ²	RSR	E	R ²
Étiage	<i>Apprentissage</i>	0.49	76.00	78.00	0.38	85.84	88.00
	<i>Validation</i>	0.47	78.00	68.00	0.42	82.51	78.00
	<i>Test</i>	0.57	68.00	66.00	0.47	78.17	80.00
Crues	<i>Apprentissage</i>	0.51	74.00	68.00	0.38	85.84	88.00
	<i>Validation</i>	0.57	68.00	66.00	0.42	82.51	78.00
	<i>Test</i>	0.58	66.00	60.00	0.47	78.17	80.00
Décrués	<i>Apprentissage</i>	0.53	72.00	60.00	0.14	98.00	89.00
	<i>Validation</i>	0.59	65.00	53.00	0.47	78.00	84.00
	<i>Test</i>	0.63	60.00	50.00	0.49	76.00	66.00

Le modèle hybride ANFIS, a donné de meilleurs résultats par rapport au modèle RNA. Sur la base de ces résultats, nous avons quantifié les apports salins à l'échelle des crues, décroés et les étiages (tableau17 et figure 59).

Tableau 17 : Quantification de la salinité à l'échelle d'évènements.

Phase	Apports salins tonnes/an
Crues	287270
Décrués	302250
Etiage	191960

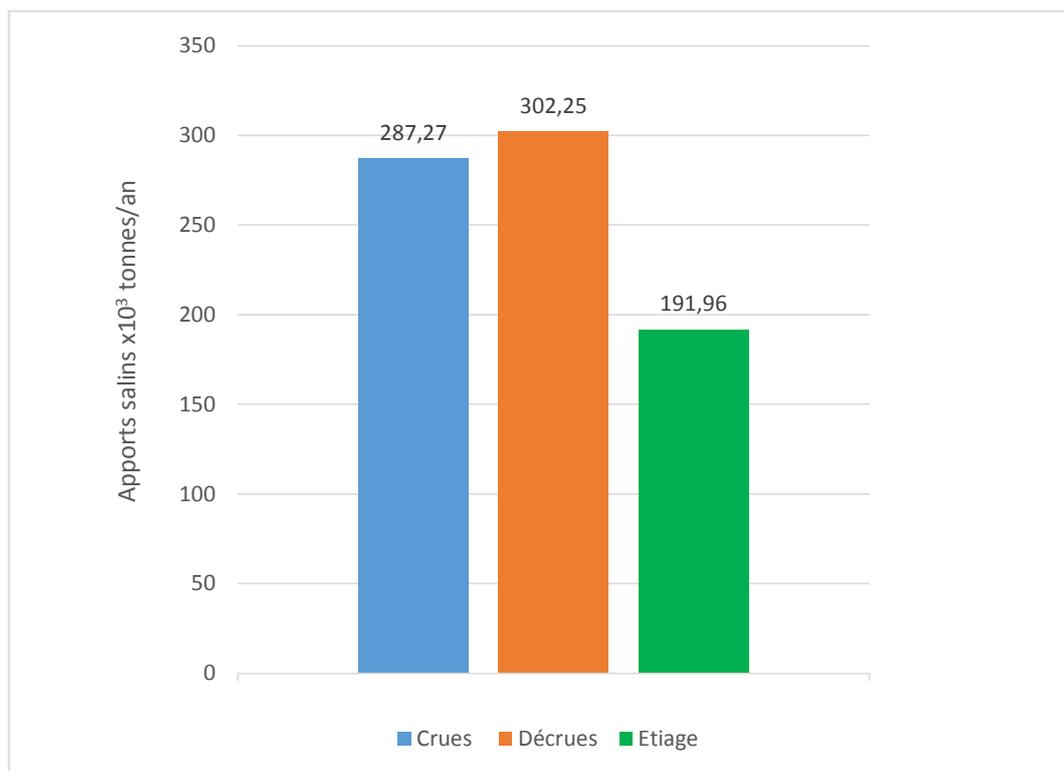


Figure 59 : Apports salins à l'échelle d'évènement.

La salinité varie d'une phase à l'autre. Elle est en période d'étiage qu'en période de crue, où le contact (eaux sol) est plus lent avec une vitesse d'écoulement très faible, autrement dit :

- ★ Crue : lessivage (mobilisation des sels)
- ★ Décrue : dilution.
- ★ Etiage : stabilité (dissolution des sels).

Les résultats obtenus montrent que les eaux du bassin versant Tafna sont plus chargées en matières dissoutes en période de décrue. A cet effet, les apports salins se manifestent, lors des événements des crues, par l'arrachement des particules du sol sous l'effet de l'énergie cinétique engendrée par l'intensité de la pluie et le transport par ruissellement. Nous considérons, alors, que les crues sont un agent causal des apports salins.

IV4.2.3-Modélisation de la salinité par saison

L'objectif de l'approche saisonnière est de rechercher le meilleur modèle pouvant caractériser la relation débit salin-débit liquide. L'application des modèles RNA et ANFIS, sur l'échantillon de base est illustrée dans le tableau 18 (figure 60, annexe).

Tableau 18 : Critères d'évaluation pour les modèles RNA et ANFIS à l'échelle saisonnière.

Phase		RNA			ANFIS		
		RSR	E	R ²	RSR	E	R ²
Automne	<i>Apprentissage</i>	0.36	86.84	78.0	0.36	86.90	88.00
	<i>Validation</i>	0.41	83.51	68.0	0.40	84.00	80.00
	<i>Test</i>	0.43	81.51	58.0	0.53	72.00	79.00
Hiver	<i>Apprentissage</i>	0.41	83.51	78.0	0.40	84.00	79.00
	<i>Validation</i>	0.46	79.17	80.0	0.46	79.00	81.00
	<i>Test</i>	0.44	80.51	75.0	0.42	82.00	76.00
Printemps	<i>Apprentissage</i>	0.50	75.00	88.0	0.45	80.00	90.00
	<i>Validation</i>	0.52	72.51	78.0	0.45	79.90	88.00
	<i>Test</i>	0.56	68.17	70.0	0.47	78.00	77.00
Été	<i>Apprentissage</i>	0.47	78.00	89.1	0.45	80.00	89.00
	<i>Validation</i>	0.57	68.00	84.3	0.56	68.30	84.60
	<i>Test</i>	0.66	56.00	66.9	0.49	76.00	77.00

Une amélioration des critères d'évaluation pour le modèle hybride ANFIS par rapport au modèle RNA.

Le tableau 19, donne la quantification des apports salins pour les quatre saisons ; à savoir l'été, l'automne, l'hiver et le printemps (figure 61).

Tableau 19 : Quantification de la salinité à l'échelle saisonnière.

Phases	Apports salins tonnes/an
Eté	15020
Automne	18504
Hiver	29000
Printemps	17124

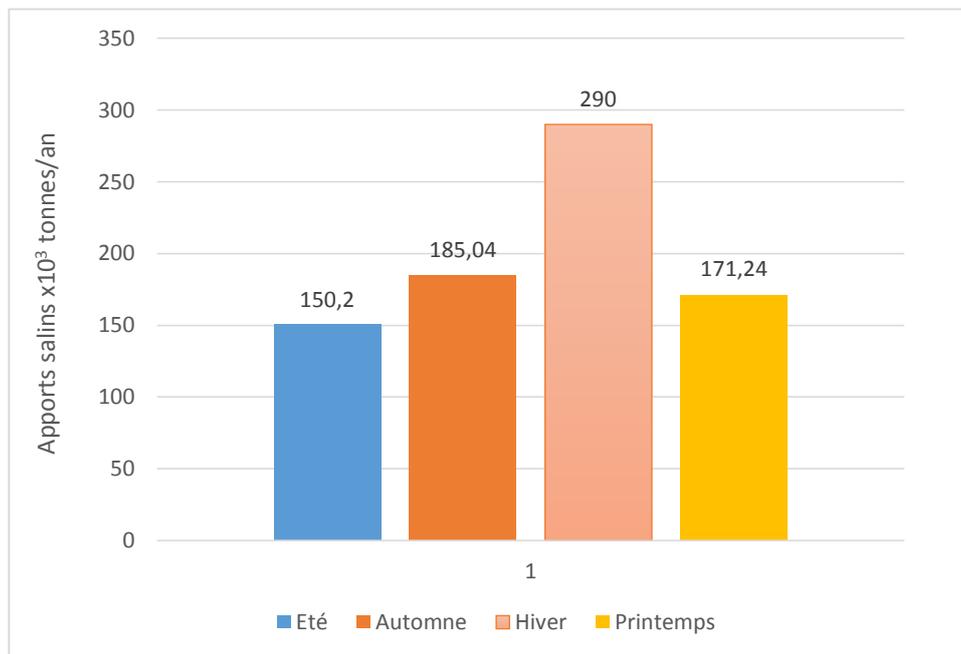


Figure 61 : Apports salins à l'échelle saisonnière.

Le tableau et la figure ci-dessus montrent que la salinité des eaux varie peu d'une saison à l'autre ; exception faite pour l'hiver où nous observons de grands apports salins. Ce qui permet de penser que les crues hivernales jouent un rôle capital dans la concentration en sel au niveau du bassin versant de la Tafna.

IV4.2.3-Modélisation de la salinité à l'échelle interannuelle.

Vu l'irrégularité à l'échelle saisonnière et pour une bonne homogénéisation des valeurs observées, nous avons regroupé les données par année. Les mêmes modèles ont été appliqués pour la même station, année par année. Les résultats obtenus sont résumés dans le tableau 20.

Tableau 20 : Critères d'évaluation pour les modèles RNA et ANFIS à l'échelle interannuelle.

		RNA			ANFIS		
Année		RSR	E	R ²	RSR	E	R ²
1977	<i>Apprentis</i>	0,48	76.84	72.00	0,39	85.00	80.00
	<i>Validation</i>	0,51	73.51	62.00	0,44	81.00	70.00
	<i>Test</i>	0,53	71.51	59.00	0,54	71.00	59.00
1978	<i>Apprenti</i>	0,41	83.51	78.00	0,40	84.00	79.00
	<i>Validation</i>	0,46	79.17	80.00	0,46	79.00	81.00
	<i>Test</i>	0,44	80.31	75.00	0,45	80.0	81.00
1979	<i>Apprentissage</i>	0,51	74.00	78.00	0,50	75.00	80.00
	<i>Validation</i>	0,54	71.00	76.00	0,53	72.00	78.00
	<i>Test</i>	0,57	67.00	72.00	0,55	70.00	77.00
1982	<i>Apprenti</i>	0,57	68.00	79.10	0,45	80.00	89.00
	<i>Validation</i>	0,65	58.00	74.30	0,56	68.30	84.60
	<i>Test</i>	0,66	56.00	70.00	0,49	76.00	67.00
1983	<i>Apprentissage</i>	0,64	59.00	81,20	0,45	80.0	88.00
	<i>Validation</i>	0,65	58.00	72,60	0,55	70.00	80.00
	<i>Test</i>	0,46	79.00	71,85	0,53	72.00	79.00
1984	<i>Apprentissage</i>	0,42	82.00	81,30	0,41	83.00	79.00
	<i>Validation</i>	0,49	76.00	81,10	0,45	79.50	81.00
	<i>Test</i>	0,33	89.00	81,00	0,46	79.00	76.00
1985	<i>Apprentissage</i>	0,42	82.00	71,30	0,40	84.00	80.50
	<i>Validation</i>	0,49	76.00	71,40	0,46	79.00	80.00
	<i>Test</i>	0,33	89.00	71,40	0,42	82.00	75.00
1986	<i>Apprentissage</i>	0,46	79.00	81,41	0,45	80.00	90.00
	<i>Validation</i>	0,54	71.00	71,50	0,52	72.90	78.00
	<i>Test</i>	0,31	90,10	71,15	0,55	70.00	77.00
1987	<i>Apprentissage</i>	0,38	85,30	71,46	0,45	80.00	89.00
	<i>Validation</i>	0,57	67,90	71,48	0,56	68.30	84.60
	<i>Test</i>	0,56	69.00	71,20	0,49	76.00	67.00
1988	<i>Apprentissage</i>	0,36	86.84	88.00	0,40	84.00	88.00
	<i>Validation</i>	0,41	83.51	78.00	0,45	80.00	80.00
	<i>Test</i>	0,43	81.51	68.00	0,53	72.00	79.00
1989	<i>Apprentissage</i>	0,41	83.51	78.00	0,41	83.00	79.00
	<i>Validation</i>	0,46	79.17	80.00	0,47	78.00	81.00
	<i>Test</i>	0,44	80.51	75.00	0,53	72.00	76.00
1990	<i>Apprentissage</i>	0,50	75.00	88.50	0,45	80.00	90.00
	<i>Validation</i>	0,52	72.51	78.50	0,52	72.90	78.00
	<i>Test</i>	0,56	68.17	70.90	0,55	70.00	77.00
1991	<i>Apprentissage</i>	0,47	78.00	89.90	0,45	80.00	89.00
	<i>Validation</i>	0,57	68.00	85.00	0,56	68.30	84.60
	<i>Test</i>	0,66	56.00	76.90	0,49	76.00	67.00

Sur la base de ces résultats, nous avons quantifié les apports salins (tableau 21 et figure 62).

Tableau 21 : Quantification de la salinité à l'échelle interannuelle.

Années	Apports salins 10³ tonnes/an	Années	Apports salins 10³ tonnes/an
1977	180,00	1994	1600,00
1978	258,10	1995	777,92
1979	3884,81	1996	731,15
1980	652,00	1997	145,35
1981	409,21	1998	468,40
1982	266,93	1999	286,39
1983	483,15	2000	356,61
1984	156,38	2001	628,98
1985	1500,00	2002	600,59
1986	1027,62	2003	556,19
1987	196,64	2004	1499,39
1988	832,78	2005	631,41
1989	631,70	2006	900,43
1990	979,19	2007	1863,09
1991	512,33	2008	612,14
1992	461,07	2009	739,38
1993	259,22	2010	1651,76

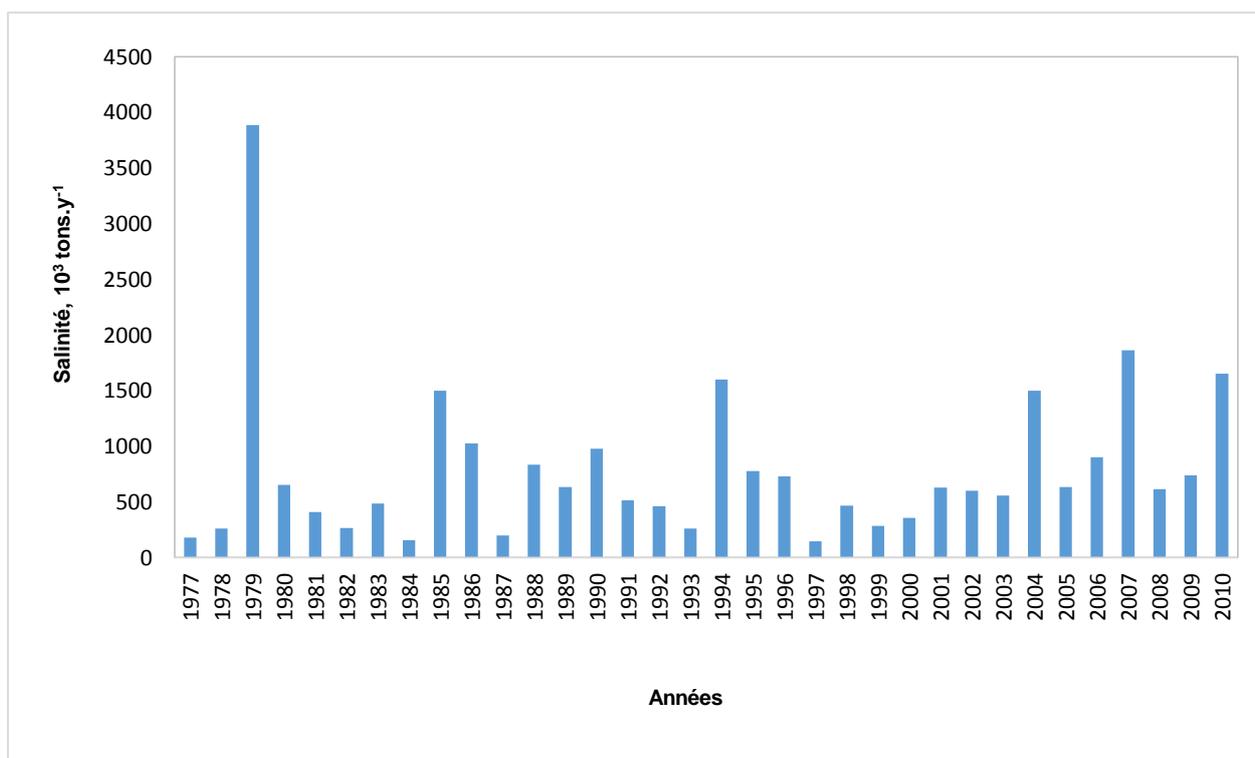


Figure 62 : Apports salins interannuelle.

Dans la zone d'étude, l'eau est devenue de plus en plus saline au fil du temps. Les apports salins de la rivière Tafna sont en nette augmentation. C'est le cas de la décade 2000 - 2010 où les apports salins ont quasiment doublé en comparaison à la décade 1989 - 1999. Cette augmentation remarquable s'explique par les changements climatiques ainsi qu'à l'hétérogénéité géographique, pédologique et géologiques de notre bassin versant. La quantité moyenne de produits chimiques est de $786,5 \times 10^3$ tonnes par an. Cette quantité, bien que, importante reste négligeable dans les études de quantification du transport solide. Ce qui affecte, automatiquement, les calculs de dimensionnement de la digue ainsi que la vie et le site des barrages et des retenues collinaires.

IV.4.3- Modélisation de la salinité dans l'espace

Dans cette perspective, nous avons conçu un programme sous MATLAB permettant la modélisation débit salin-débit liquide par différentes approches. Par ailleurs, nous avons utilisé les logiciels Arcgis 10.5, ArcHydro et TCX Converter, afin de cartographier la salinité des cours d'eau du bassin versant Tafna. La Figure 63 illustre l'ensemble des procédures développées.

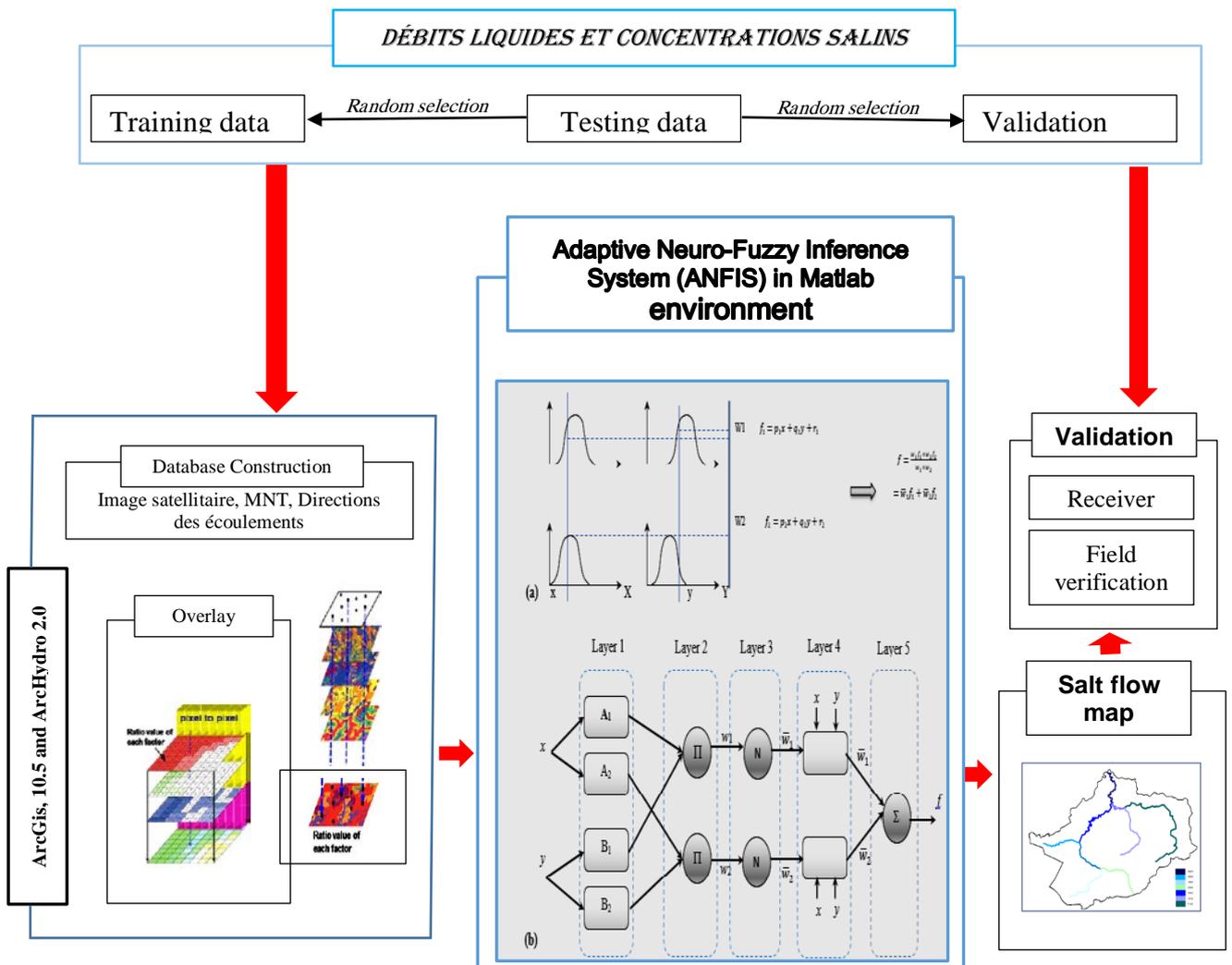


Figure 63 : Ordinogramme de la méthodologie de quantification de la salinité dans l'espace.

La méthode adoptée est la suivante :

1. Préparation du modèle numérique de terrain de la région d'étude.
2. Extraction du réseau hydrographique en utilisons le logiciel Arcgis 10.5.
3. Elaboration d'une carte de la direction des écoulements par un logiciel Acrhydro.
4. Quantification de la salinité sur l'ensemble du bassin versant. En plus de la station de l'exutoire de Pierre du Chat (160801), six autres stations hydrométriques bien réparties sur l'ensemble du bassin ont été étudiées pour le suivi de l'évolution de la salinité dans l'espace. Il s'agit des stations (160402), (160409), (160504), (160614), (160703) et (160704) qui contrôlent, respectivement, la salinité de l'eau des Oueds Seb dou, Khemis, Mouilleh, Isser en amont, Isser en Aval et Sikek.
5. Extrapolation des apports salins quantifiés.

Résultats et interprétations

L'application du modèle hybride dans l'espace a donné de bons résultats par rapport au modèle des réseaux de neurones artificiels. En effet, une nette amélioration des critères d'évaluation a été remarquée pour toutes les stations hydrométriques (tableau 22). Ces résultats confirment les performances du modèle hybride développé et son pouvoir explicatif de l'un des phénomènes les plus compliqués en hydrologie. Le modèle des réseaux de neurone artificiel a donné des résultats moins satisfaisants par rapport au modèle hybride.

Tableau 22 : Critères d'évaluation pour les modèles RNA et ANFIS au pas de temps journalier

		RNA			ANFIS		
Station		RSR	E	R ²	RSR	E	R ²
160402	<i>Apprentis sage</i>	0.50	79.00	80.00	0.02	85.84	86.00
	<i>Validation</i>	0.55	78.00	70.00	0.19	82.51	79.00
	<i>Test</i>	0.56	68.00	64.00	0.50	78.17	75.00
160409	<i>Apprentis sage</i>	0.51	69.00	60.00	0.10	65.34	66.00
	<i>Validation</i>	0.56	68.00	68.00	0.19	62.41	59.00
	<i>Test</i>	0.57	58.00	67.00	0.50	58.16	65.00
160504	<i>Apprentis sage</i>	0.55	59.00	66.00	0.30	65.84	70.00
	<i>Validation</i>	0.65	58.00	60.00	0.49	52.51	69.00
	<i>Test</i>	0.66	48.00	54.00	0.50	48.17	65.00
160614	<i>Apprentis sage</i>	0.51	59.00	60.00	0.02	60.44	66.00
	<i>Validation</i>	0.59	58.00	50.00	0.19	62.55	59.00
	<i>Test</i>	0.66	58.00	44.00	0.45	60.00	65.00
160703	<i>Apprentis sage</i>	0.60	79.50	80.50	0.10	85.00	84.00
	<i>Validation</i>	0.65	78.50	70.50	0.22	82.00	79.00
	<i>Test</i>	0.70	68.50	64.50	0.49	78.00	74.00
160704	<i>Apprentis sage</i>	0.60	78.00	81.00	0.02	80.00	83.00
	<i>Validation</i>	0.66	77.00	71.00	0.30	70.50	78.00
	<i>Test</i>	0.70	67.00	65.00	0.70	65.00	77.00

Sur la base de ces résultats, le tableau 23 (figure 62), montre la quantification des apports salins.

Tableau 23 : Quantification de la salinité dans l'espace.

Code des stations	Nom de l'Oued	Apports moyens interannuelle de 1977 au 2010 (tonnes x 10 ³ /an)
160402	Oued Sebdou à la valle	356
160409	Oued Khemis	380
160504	Oued Meouilleh	600
160614	Oued Isser en amont	150
160703	Oued Isser à la valle	560
160704	Oued Sikak	410

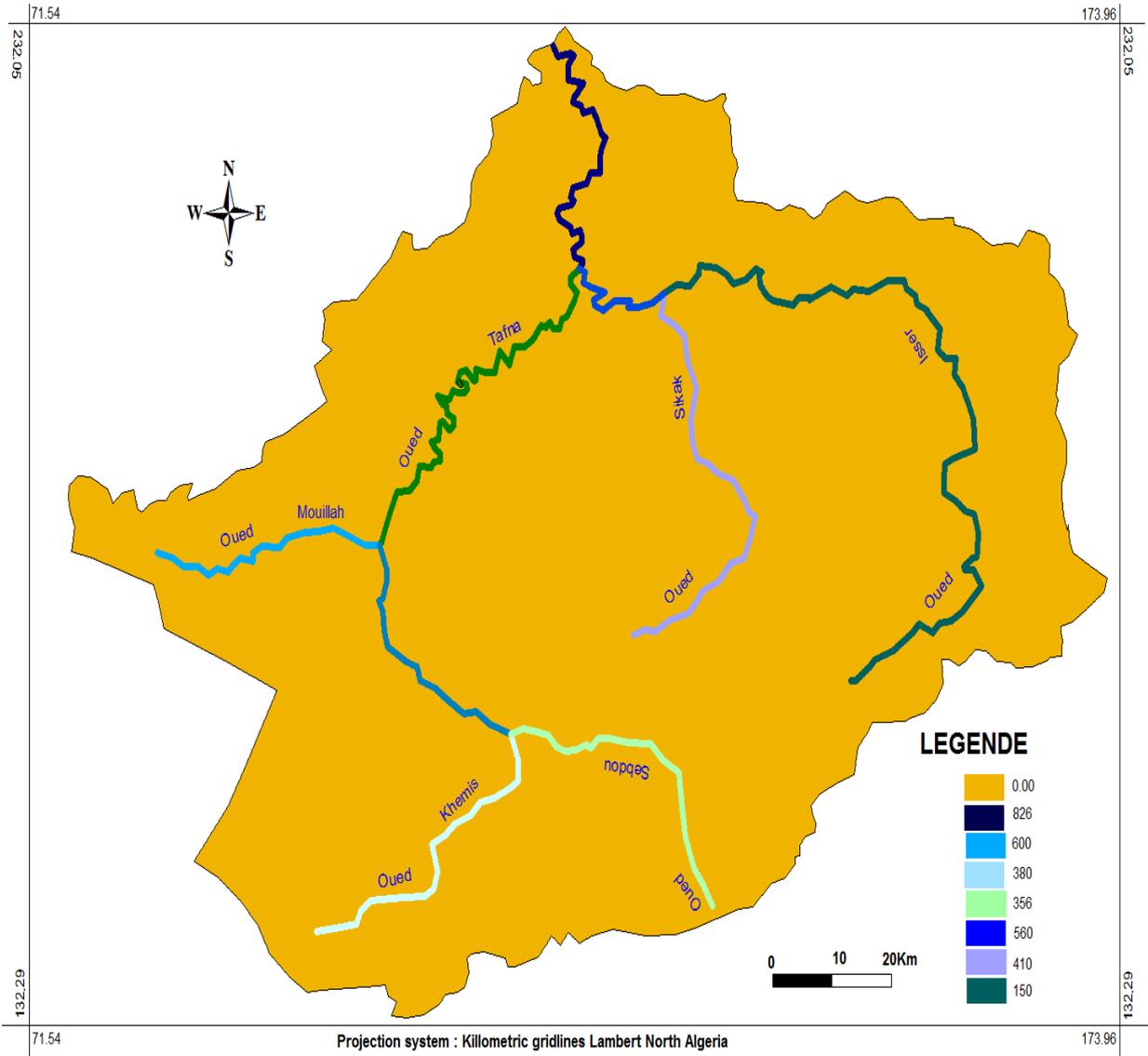


Figure 64 : Carte des apports salins moyens de 1977 au 2010 en 10³ tonnes/an.

Conclusion

La mise au point d'une méthodologie de quantification et de prévision de la salinité à partir des débits liquides par l'élaboration d'un modèle Hybride «ANFIS» a permis d'obtenir une quantification précise des apports salins (en comparaison aux autres modèles) et de mieux suivre leur évolution durant les phases du régime hydrologique. En outre, son avantage comble les séries de concentrations salines à partir des débits liquides.

La concentration en sels est sujette à des variations, aussi bien dans le temps que dans l'espace. Elle est sous l'influence de l'hétérogénéité des conditions géographiques et climatiques du bassin versant ; ainsi qu'aux processus de substitution des masses d'eau d'origine diverse des lits d'oueds.

A l'issue des résultats obtenus, nous pouvons penser que la salinité obéit à la "zonalité" ; cette loi peut être rompue à la suite des particularités locales.

Plusieurs recommandations peuvent être proposées afin de réduire la salinité du bassin versant à savoir :

- La réalisation d'un réservoir de stockage susceptible de retenir une partie d'eau d'hiver auxquelles seront additionnées les eaux d'été pour une éventuelle baisse de concentration.
- La réalisation d'une station de traitement des eaux pour réduire la salinité par les échanges ioniques, l'osmose inverse ou encore par électrodialyse.
- La réduction de l'excès de sels par la dilution des eaux du sous bassin versant de l'Oued Mouilleh en aval avec celles du sous bassin de l'Oued Mouilleh en amont.

CONCLUSION
GENERALE

CONCLUSION GÉNÉRALE

Au terme de ce travail , nous avons essayé de modéliser, de quantifier et de prédire la salinité des cours d'eau du bassin versant Tafna dans le temps, dans l'espace et sur toutes les phases hydrologiques. Il ressort de cette étude que les quantités des sels transportées par les cours d'eau ne sont pas négligables durant toutes les phases hydrologiques. Elles atteignent pour certaines périodes plus de 3 884 000 tonnes.

Il ressort de ce travail à travers l'approche quantification une nette distinction entre la salinité des cours d'eau et celui du transport solide en suspension. Donc, leur quantification s'avère nécessaire pour évaluer les quantités totales à savoir les éléments chimiques et le transport solide transportés par les cours d'eau.

Par ailleurs, l'intelligence artificielle constitue une alternative intéressante et pleinement justifiée pour modéliser les phénomènes non-linéaires. Dans cette étude, les réseaux de neurones et les systèmes d'inférences neuro-flous adaptatifs «ANFIS» ont été utilisés pour expliquer la relation entre les concentrations salines et les débits liquides et d'évaluer le degré de salinisation dans le temps et dans l'espace. A cet effet, nous avons utilisé les séries chronologiques des débits liquides journaliers et les concentrations salines moyennes journalières des stations hydrométriques : Pierre du chat (160801), Beni Bahdel (160402), Zahra (160409), Sidi Belkheir RN 35 (160504), Ain Youcef (160704), Sidi Aissa (160614) et Remchi (160703) et qui contrôlent, respectivement, la salinité de l'eau des Oueds Tafna, Sebdou, Khemis, Mouilleh, Sikek, Isser en amont et Isser en Aval.

Le modèle hybride «ANFIS» proposé a donné de meilleurs résultats sur toutes les phases hydrologiques. Par exemple à l'échelle journalière, le modèle hybride «ANFIS» le coefficient de détermination ($R^2 = 88\%$, 78,01% 80,00% pour la formation, validation et le test respectivement), le coefficient d'efficacité de Nash-Sutcliffe ($E = 85,84\%$,82,51% ,78,17% pour la formation, la validation et le test respectivement), ainsi que la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne ($RSR = 0,38\%$ 0,42%, 0,47% pour la formation, la validation et le test respectivement).

Les systèmes hybrides «ANFIS» permettent de combiner les avantages de deux techniques complémentaires : les systèmes flous qui fournissent une bonne représentation des connaissances et les réseaux de neurones qui améliorent leurs performances grâce à leur capacité d'apprentissage. Tandis que l'injection des règles floues dans les réseaux de neurones, souvent critiques pour leur manque de lisibilité, clarifie la signification des paramètres du réseau et facilite leur initialisation, ce qui représente un gain de temps de calcul considérable pour leur identification. L'hybridation des deux approches (logique floue et réseaux de neurones) est un moyen efficace pour exploiter la puissance et la flexibilité des éléments manipulés par ces différentes procédures.

Ces résultats encourageants ouvrent de nombreuses perspectives. Il serait intéressant d'appliquer des modèles hybrides (neuro-flous) à plus grande échelle en hydrologie et en environnement. Cette approche devrait être testée à grande échelle pour l'ensemble du pays, et, en cas de succès, il serait souhaitable de l'intégrer dans les systèmes d'alerte précoce en cas de dégradation de la qualité de l'eau.

La mise au point d'une méthodologie de quantification et de prévision de la salinité à partir des débits liquides par l'élaboration d'un modèle Hybride «ANFIS» a permis d'obtenir une quantification précise des apports salins (en comparaison aux autres modèles) et de mieux suivre leur évolution durant les phases du régime hydrologique. En outre, son avantage comble les séries de concentrations salines à partir des débits liquides.

Il est à noter que la concentration en sels est sujette à des variations, aussi bien dans le temps que dans l'espace. Elle est sous l'influence de l'hétérogénéité des conditions géographiques et climatiques du bassin versant ; ainsi qu'aux processus de substitution des masses d'eau d'origines diverses des lits d'oueds.

A l'issue des résultats obtenus, nous pouvons penser que la salinité obéit à la "zonalité"; cette loi peut être rompue à la suite des particularités locales.

Plusieurs recommandations peuvent être proposées afin de réduire la salinité du bassin versant à savoir :

- La réalisation d'un réservoir de stockage susceptible de retenir une partie d'eau d'hiver auxquelles seront additionnées les eaux d'été pour une éventuelle baisse de concentration.
- La réalisation d'une station de traitement des eaux pour réduire la salinité par des échanges ioniques, l'osmose inverse ou encore par électrodialyse.
- La réduction de l'excès de sels par la dilution des eaux du sous bassin versant d'Oued Mouilleh en aval avec celui du sous bassin d'Oued Mouilleh en amont.
- L'introduction en entrée, toutes informations relatives aux paramètres influençant, de manière directe ou indirecte sur la salinité des cours d'eau.

ANNEXE

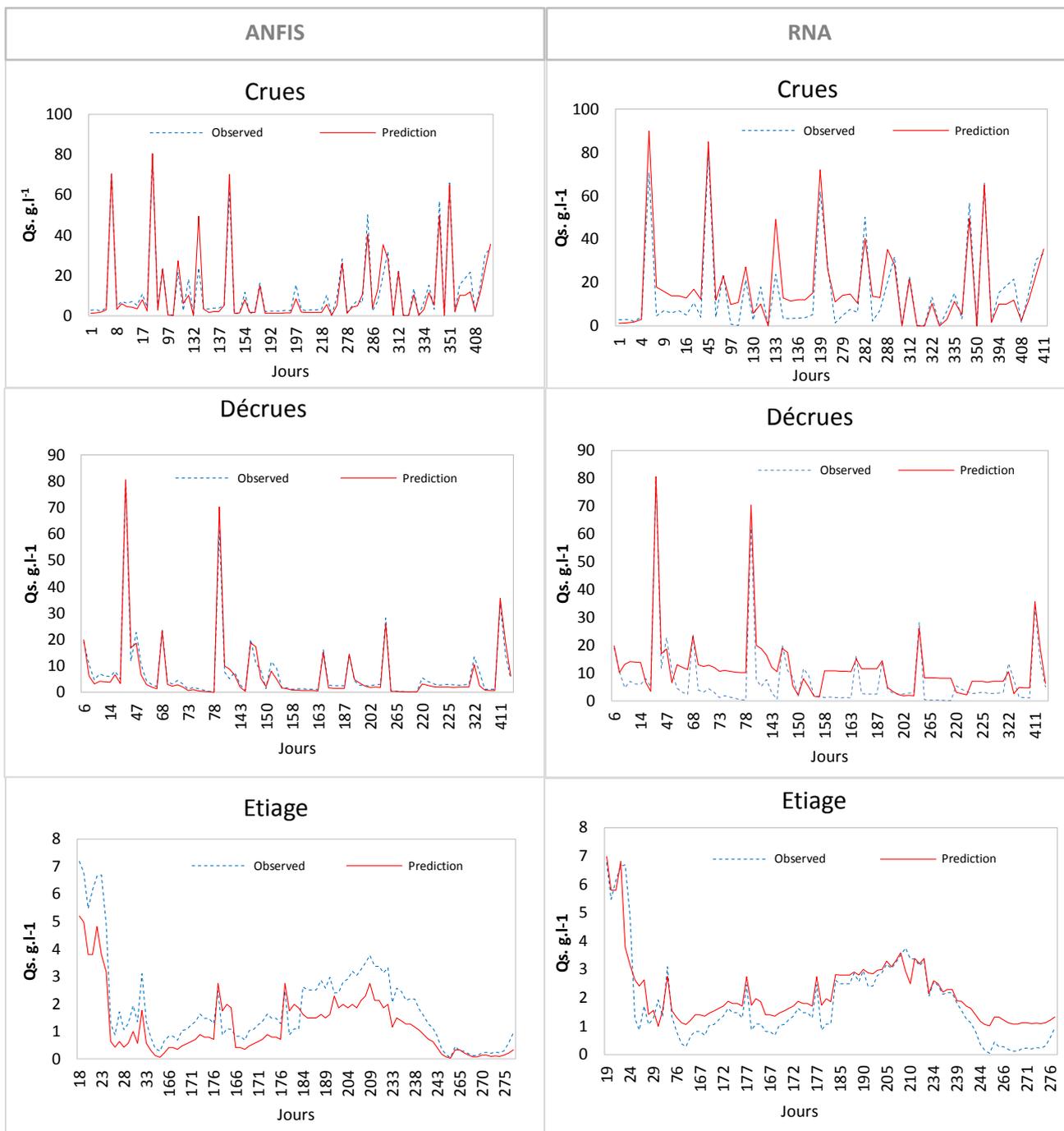
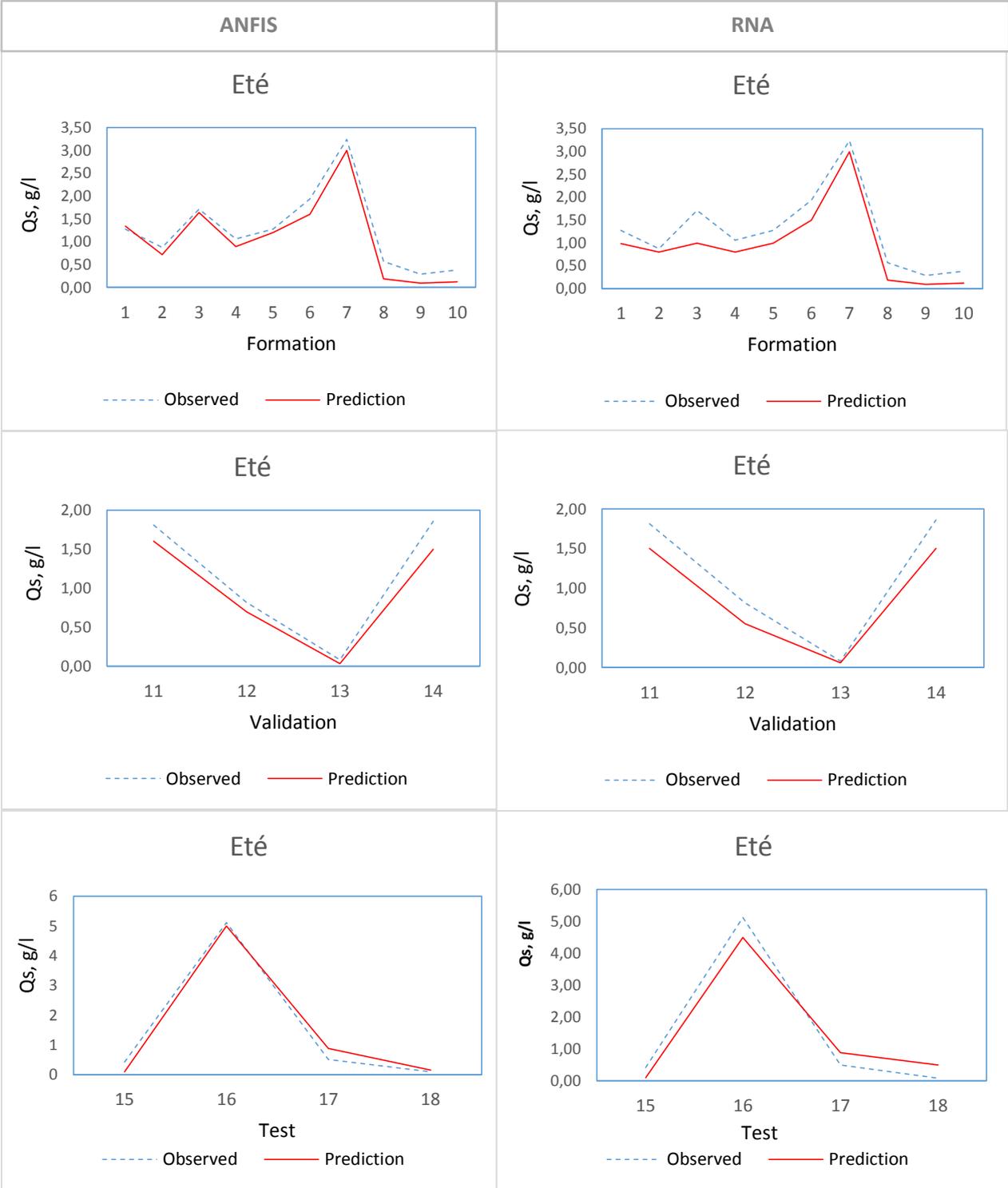
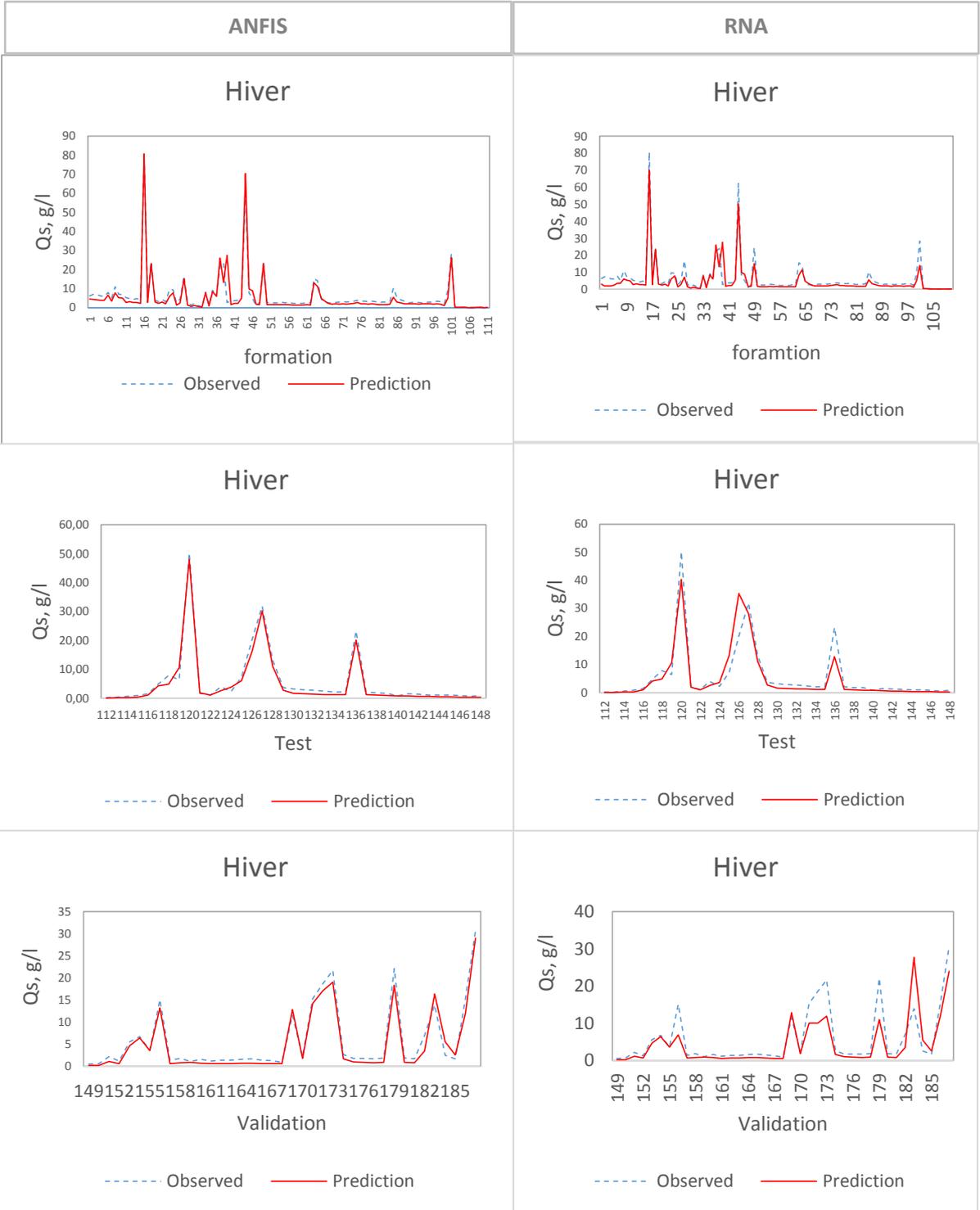
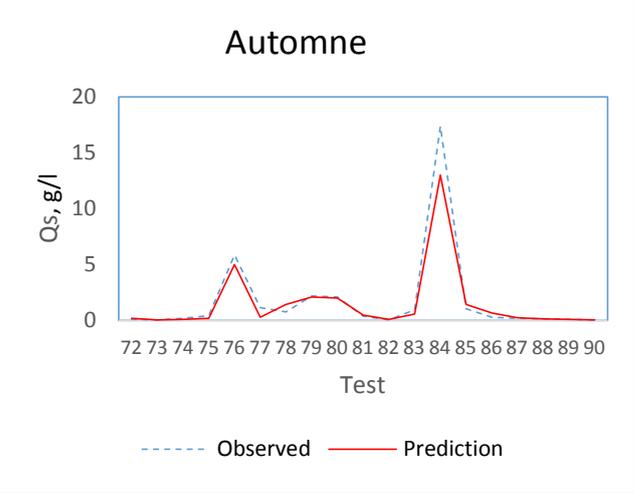
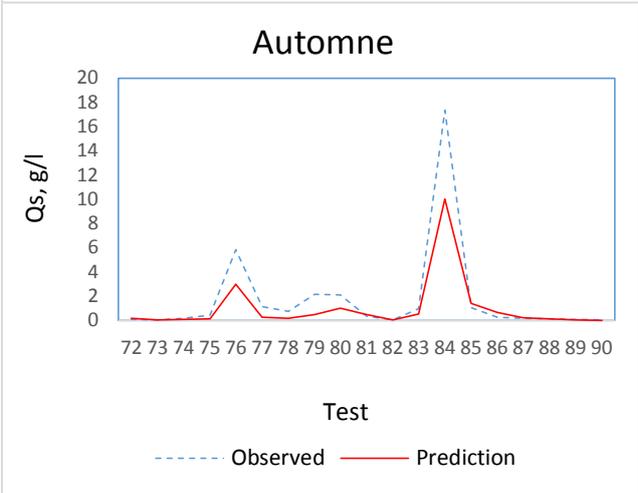
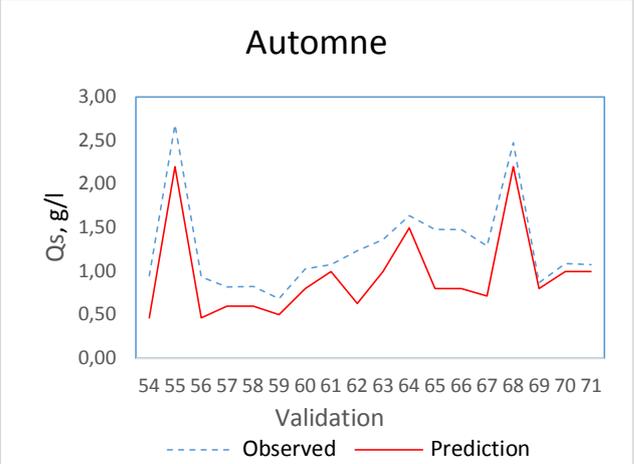
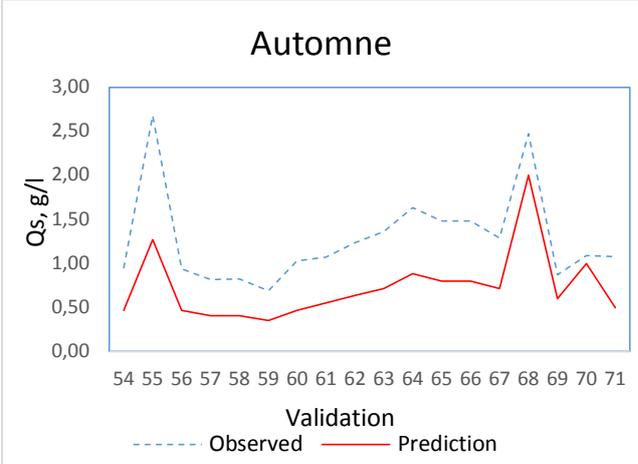
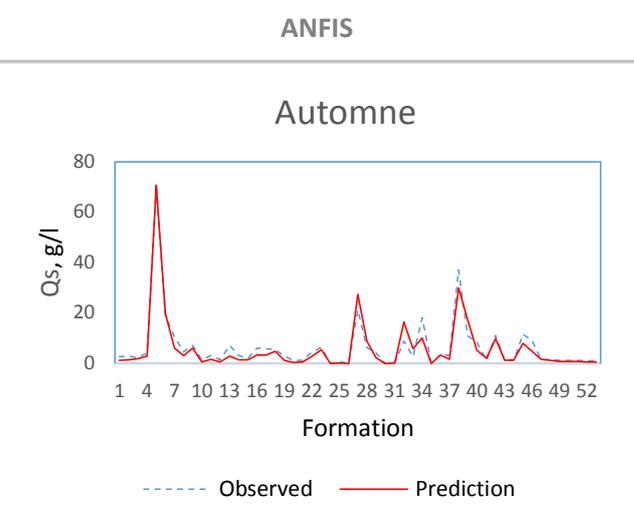
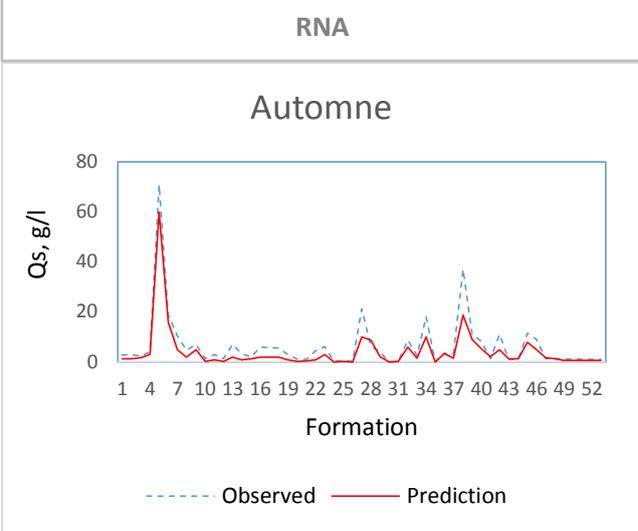


Figure 58 : Comparaison des valeurs prédites et observées à l'échelle d'évènement pour les modèles ANFIS et RNA.







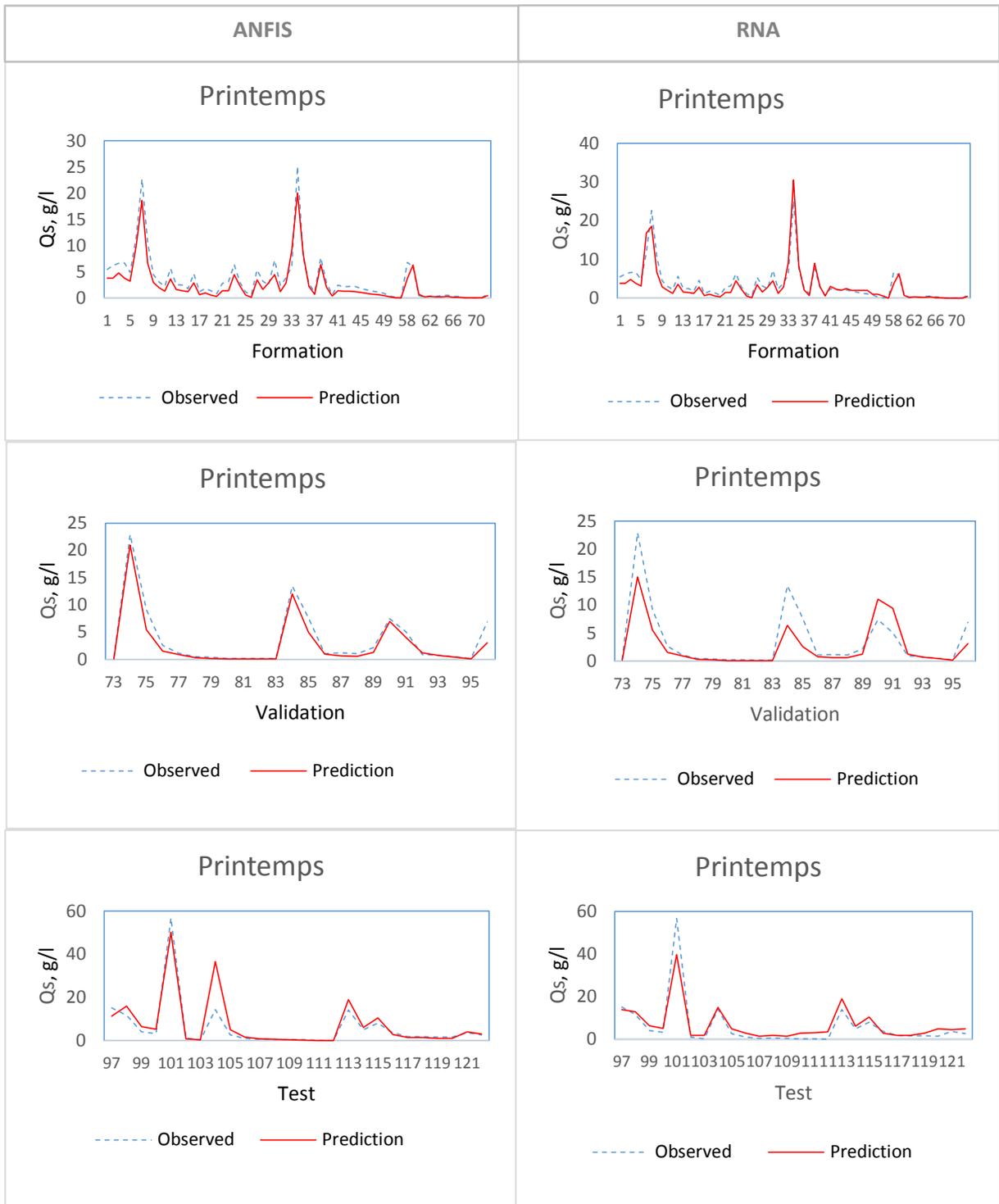


Figure 60 : Comparaison des valeurs prédites et observées à l'échelle saisonnière pour les modèles ANFIS et RNA.

Received 19.01.2018
Reviewed 18.07.2018
Accepted 19.09.2018A – study design
B – data collection
C – statistical analysis
D – data interpretation
E – manuscript preparation
F – literature search

A hybrid model for modelling the salinity of the Tafna River in Algeria

Khemissi HOUARI¹⁾ ABCDEF ✉, **Tarik HARTANI²⁾ DEF**, **Boualem REMINI³⁾ ABCDEF**,
Abdelouhab LEFKIR⁴⁾ EF, **Leila ABDA⁵⁾ AB**, **Salim HEDDAM⁶⁾ C**

¹⁾ University M'hamed Bougara, Faculty of Sciences, Department of Agronomy, 35000 Boumerdes, Algeria; e-mail: houarikhemissi@gmail.com

²⁾ orcid.org/0000-0002-2373-9516; Tipaza University Center, Agricultural Water Management Laboratory, El Harrach, Algiers, Algeria; e-mail: hartani.tarik@gmail.com

³⁾ orcid.org/0000-0002-8735-7250; Saad Dahlab University, Department of Rural Engineering, Blida, Algeria; e-mail: reminib@yahoo.fr

⁴⁾ orcid.org/0000-0002-8002-0129; National School of Public Works, LTPiTE Laboratory, Kouba, Algiers, Algeria; e-mail: a.lefkir@enstp.edut.dz

⁵⁾ National Water Resources Agency, Algiers, Algeria; e-mail: abdaleila16@gmail.com

⁶⁾ orcid.org/0000-0002-8055-8463; University 20 August 1955, Faculty of Science, Agronomy Department, Hydraulics Division, Skikda, Algeria; e-mail: heddamsalim@yahoo.fr

For citation: Houari K., Hartani T., Remini B., Lefkir A., Abda L., Heddami S. 2019. A hybrid model for modelling the salinity of the Tafna River in Algeria. *Journal of Water and Land Development*. No. 40 (I–III) p. 127–135. DOI: 10.2478/jwld-2019-0014.

Abstract

In this paper, the capacity of an Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System (ANFIS) for predicting salinity of the Tafna River is investigated.

Time series data of daily liquid flow and saline concentrations from the gauging station of Pierre du Chat (160801) were used for training, validation and testing the hybrid model. Different methods were used to test the accuracy of our results, i.e. coefficient of determination (R^2), Nash–Sutcliffe efficiency coefficient (E), root of the mean squared error (RSR) and graphic techniques. The model produced satisfactory results and showed a very good agreement between the predicted and observed data, with R^2 equal (88% for training, 78.01% validation and 80.00% for testing), E equal (85.84% for training, 82.51% validation and 78.17% for testing), and RSR equal (2% for training, 10% validation and 49% for testing).

Key words: *Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System (ANFIS), hybrid model, neuro-fuzzy, salinity, salt flow, Tafna River*

INTRODUCTION

The salinity of streams and rivers is a complex hydrological and environmental phenomenon due to the large number of obscure parameters. The processes involved in salinization so complex that it is difficult to establish a general empirical analytical model to provide accurate prediction. Artificial intelligence is a viable and fully justified alternative for modelling phenomena with non-linear behaviour [BOUZERIA *et al.* 2017; CHEN *et al.* 2008; ME-

LLITA, KALOGIROU 2008; SHAFAEI *et al.* 2016; SKORBIŁOWICZ 2009; TACHI *et al.* 2016].

In recent years, the hybrid systems which combines fuzzy logic and neural networks prove their effectiveness by explaining the most complicated hydrological and environmental phenomena [ALVISI *et al.* 2006; FASHI 2016; KESKIN *et al.* 2006; OPREA *et al.* 2017; SUPARTA, ALHASA 2013; TABARI *et al.* 2012; TALEGHANIA *et al.* 2017]. According to BURAGOHAIN and MAHANTA [2008], MAHABIR *et al.* [2006] and WANG *et al.* [2004] the hybrid model

(neuro-fuzzy) “capture” the behaviour of non-linear systems quickly and accurately, even more so than other methods. It is one of the most widely used models for predicting time series and thus provides a good basis for comparison [KOUJOK *et al.* 2008]. MARASHI *et al.* [2018], KESKIN *et al.* [2010], KISI [2006] and MOHANDÉS *et al.* [2011] confirm the performance of hybrid model prediction compared to neural networks and fuzzy systems.

Neuro-fuzzy systems are currently one of the “flavours of the month” in the neural network and fuzzy logic communities. They attempt to combine the structural and learning abilities of a neural network with the linguistic initialisation and validation aspects of a fuzzy system [BROWN 1996]. Neural networks are interesting tools for recognizing patterns; they do not explain how they reach their decisions. Likewise, for systems of fuzzy logic which can run with inaccurate information, there are interesting way to explain their decisions but it does not automatically acquire the rules they use to make these decisions. These limitations have been a reason behind the creation of intelligent hybrid systems where two or more techniques are combined in a way to overcome the limitations of a single technique [CHANG, CHANG 2006; FULLER 2000].

The hybrid fuzzy neural networks have a tremendous potential to solve engineering problems. It is improper to expect that if the individual technologies are good then hybridization of technologies should turn out to be even better. Hybridization is performed for the purpose of investing better methods of problem solving [CHENNAKESAVA 2008]. Using a system created on the basis of a hybrid approach, existing methods and algorithms can be improved and more effective approaches can be developed to solve existing problems [SKVORTSOVA *et al.* 2017].

The aim of this study is the developed a neuro-fuzzy model (ANFIS) capable of predict and estimate the salinity of the Tafna River at every moment. Three observation times over 13 years and more than, 420 pairs of fluid flow and saline concentrations were used, to evaluate the performance of this model. Once the model is validated, watershed managers can integrate it into a decision support system to control the chemical quality.

HYBRID MODEL (ANFIS)

Adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS), first introduced by JANG [1993]. ANFIS is capable of approximating any real continuous function on a compact set-of parameters to any degree of accuracy [JANG *et al.* 1997]. ANFIS identifies a set of parameters through a hybrid learning rule combining back propagation gradient descent error digestion and a least squared error method. There are two main approaches to fuzzy inference systems, namely the Mamdani approaches [MAMDANI, ASSILIAN 1975] and the TAKAGI, SUGENO [1985] approaches. The artificial neural networks ANN provides connectionist structures and learning abilities to the fuzzy systems whereas the fuzzy systems offer ANN a structured framework with high level IF-THEN rule thinking and reasoning [AVCI 2008; MINH *et al.* 2017]. The main type of association between neural networks and fuzzy systems is when a fuzzy

inference system is put in the form of a multilayered network [BUCKLEY, HAYASHI 1994], in which the weights correspond to the parameters of the system. Network architecture depending on the type of rules and methods of inference, aggregation and defuzzification chosen.

STRUCTURE OF HYBRID MODEL

The fuzzy inference system under consideration has two inputs (x, y) and one output (f). The rule base contains the fuzzy if-then rules of Takagi and Sugeno’s type [SUGENO, KANG 1988; TAKAGI, SUGENO 1983] as follows:

$$\text{If } x \text{ is } A \text{ and } y \text{ is } B \text{ then } z \text{ is } f(x, y) \quad (1)$$

Where: A and B are the fuzzy sets in the antecedents and $z = f(x, y)$ is a crisp function in the consequent. Usually $f(x, y)$ is a polynomial for the input variables x and y . But it can also be any other function that can approximately describe the output of the system within the fuzzy region as specified by the antecedent. When $f(x, y)$ is a constant, a zero order Sugeno fuzzy model is formed which may be considered to be a special case of Mamdani fuzzy inference system [MAMDANI, ASSILIAN 1975] where each rule consequent is specified by a fuzzy singleton. If $f(x, y)$ is taken to be a first order polynomial a first order Sugeno. For a first order, two rule Sugeno fuzzy inference system, the two rules may be stated [SENGUR 2008; ÜBEYLI 2008; YING, PAN 2008] as:

$$\text{Rule 1: If } x \text{ is } A_1 \text{ and } y \text{ is } B_1 \text{ then } f_1 = p_1x + q_1y + r_1 \quad (2)$$

$$\text{Rule 2: If } x \text{ is } A_2 \text{ and } y \text{ is } B_2 \text{ then } f_2 = p_2x + q_2y + r_2 \quad (3)$$

ANFIS architecture is an adaptive network that uses supervised learning on learning algorithm, which has a function similar to the model of Takagi–Sugeno fuzzy inference system. Figure 1 shows the scheme fuzzy reasoning mechanism for Takagi–Sugeno model and ANFIS architecture [SUPARTA, ALHASA 2013].

First layer

Every node i in this layer is adaptive with a node function

$$Q_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad (4)$$

Where: x is the input to node i , A_i is the linguistic variable associated with this node function and μ_{A_i} is the membership function of A_i . Usually $\mu_{A_i}(x)$ is chosen as

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left[\frac{(x-c_i)}{a_i} \right]^{2b_i}} \quad (5)$$

$$\mu_{A_i}(x) = \exp \left[- \left(\frac{x-c_i}{2a_i} \right)^2 \right] \quad (6)$$

Second layer

Each node in this layer is a fixed node, which calculates the firing strength ‘ w_i ’ of a rule. The output of each node is the product of all the incoming signals to it and is given by

$$Q_i^2 = w_i = \mu_{A_i}(x) \cdot \mu_{B_i}(y), \quad i = 1, 2 \quad (7)$$

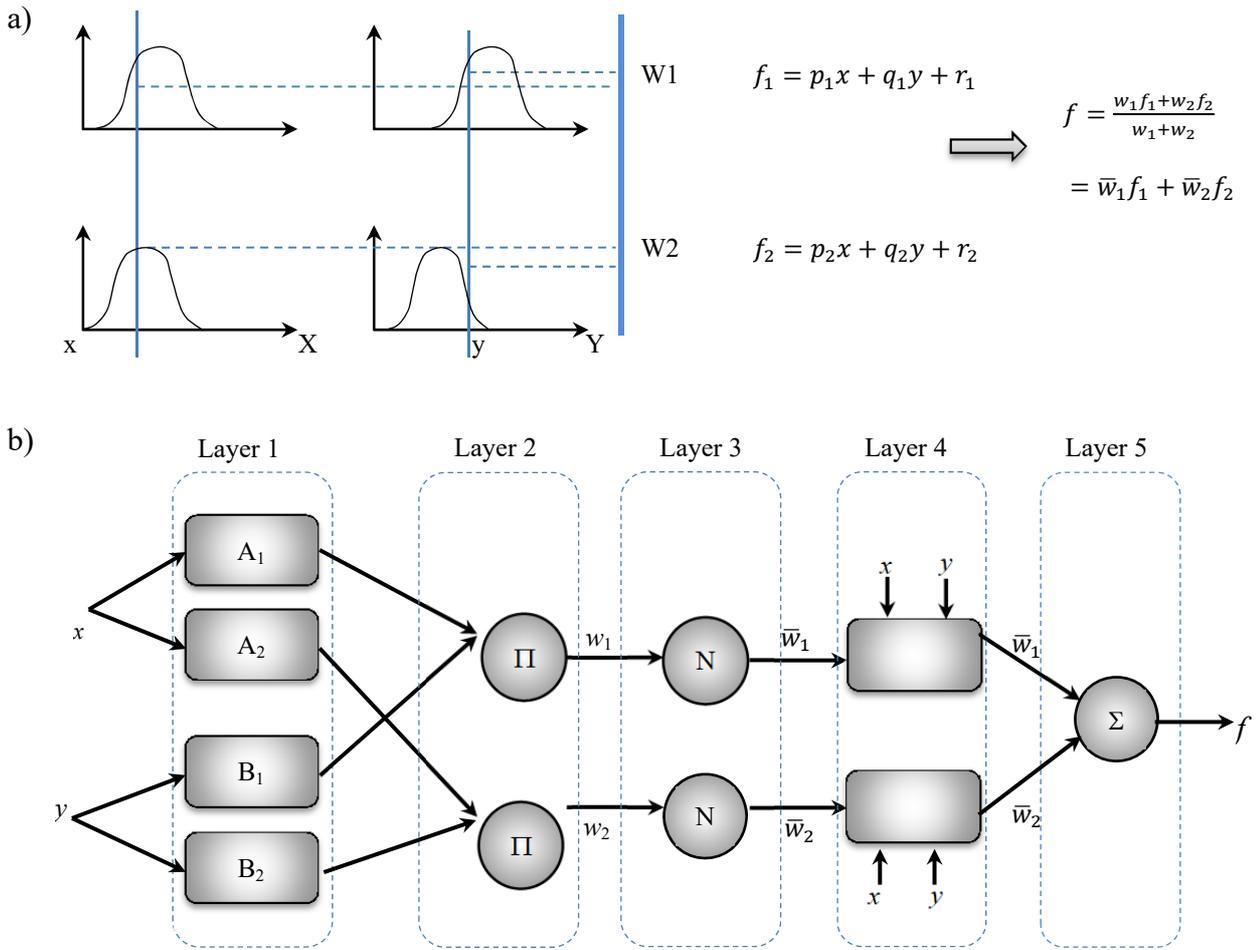


Fig. 1. Example of Sugeno's fuzzy if-then rule and fuzzy reasoning mechanism (a) and equivalent ANFIS architecture (b); source: JANG *et al.* [1997].

Third layer

Every node in this layer is a fixed node. Each i^{th} node calculates the ratio of the i^{th} rule's firing strength to the sum of firing strengths of all the rules. The output from the i^{th} node is the normalized firing strength given by:

$$Q_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1, 2 \quad (8)$$

Fourth layer

Every node in this layer is an adaptive node with a node function given by:

$$Q_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i), \quad i = 1, 2 \quad (9)$$

Fifth layer

The output is obtained by summing all the outputs of layer 4:

$$Q_i^5 = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (10)$$

LEARNING OF HYBRID MODEL

The adjustment of the ANFIS parameters is carried out during the learning phase. The first layer and the fourth layer contain the parameters that can be modified over time. In the first layer, it contains a nonlinear of the premises parameter while the fourth layer contains linear conse-

quent parameters. A hybrid algorithm proposed by JANG [1993] will be used in this study to train of these parameters. When these lasts are obtained, input data are passed back to the adaptive network input, and the output generated are compared with the actual output.

While backward path is run, the consequent parameters must be in a steady state. The error occurred during the comparison between the output generated with the actual output is propagated back to the first layer.

Next, after the consequent parameters are obtained, input data is passed back to the adaptive network input, and the output generated will be compared with the actual output.

While backward path is run, the consequent parameters must be in a steady state. The error occurred during the comparison between the output generated with the actual output is propagated back to the first layer. At the same time, parameter premises in the first layer are updated using learning methods of gradient descent or back propagation. With the use of hybrid learning algorithm that combines with the recursive least square estimator and the gradient descent methods, it can ensure the convergence rate is faster because it can reduce the dimensional search space in the original method of back propagation. One level of hybrid learning is called epochs [NAYAK *et al.* 2004; SUPARTA, ALHASA 2016].

VALIDATION OF THE MODEL

The coefficient of determination (R^2), the root of the mean squared error RSR (ratio of the root mean square error to the standard deviation of measured) and the Nash–Sutcliffe efficiency coefficient (E) were used [NASH, SUTCLIFFE 1970]. These parameters are given by the following relationships respectively:

$$RSR = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_{t_i} - \hat{Q}_{t_i})^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_{t_i} - \bar{Q}_{t_i})^2}} \tag{11}$$

$$E = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{t_i} - \hat{Q}_{t_i})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{t_i} - \bar{Q}_{t_i})^2} \tag{12}$$

$$R^2 = \left(\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Q}_{t_i} - \bar{\hat{Q}}_{t_i})(Q_{t_i} - \bar{Q}_{t_i})}{\left(\sum_{i=1}^n (\hat{Q}_{t_i} - \bar{\hat{Q}}_{t_i})^2 \right) \left(\sum_{i=1}^n (Q_{t_i} - \bar{Q}_{t_i})^2 \right)} \right)^2 \tag{13}$$

Where: Q_{t_i} is the measured value of the flow; \hat{Q}_{t_i} is the flow calculated by the model \bar{Q}_{t_i} : is the measured average rate and n is the number of data.

Data in Table 1 show the values of the RSR , R^2 and E criteria corresponding to different degree of performance of the model at the daily scale.

Table 1. General performance ratings for recommended statistics for a daily time step

Rating	E (%)	RSR (%)	R^2 (%)
Very good	$75 < E \leq 100$	$0 \leq RSR \leq 50$	$75 < R^2 \leq 100$
Good	$65 < E \leq 7$	$50 < RSR \leq 60$	$65 < R^2 \leq 100$
Satisfactory	$50 < E \leq 6$	$60 < RSR \leq 70$	$50 < R^2 \leq 100$
Unsatisfactory	$E \leq 50$	$RSR > 70$	$R^2 \leq 50$

Explanations: E = Nash–Sutcliffe efficiency coefficient; RSR = root of the mean squared error; R^2 = coefficient of determination.

STUDY AREA

The present work carried out on the Tafna River (Fig. 2). The Tafna River is 170 km long. It is located in the northwestern region of Algeria, draining the Tafna watershed with an area of 7,245 km². It is ranging from about 30 km East of Tlemcen. This river reaches the Mediterranean Sea near Beni-Saf city. It is located between 34°11' N and 35°19' N and 0°50' longitude and 2°20' W. The climate is Mediterranean with two main seasons: a long, dry, hot summer–autumn and a winter–spring with abrupt and frequent heavy rainfall. During the summer, most of the streams, especially in their downstream parts, become mostly dry between June and October [ZETTAM *et al.* 2017].

DATA AND METHODS

For simplicity, we assume the fuzzy inference system under consideration has two inputs daily liquid flow Q_i (m³·s⁻¹) and daily salt concentration C_s (g·dm⁻³). In this approach, 420 samples of liquid flow (m³·s⁻¹) and mean daily saline concentrations (g·dm⁻³) collected over three observation periods for 13 years (from 1977 to 1979 and from 1982 to 1991) were used (Fig. 3).

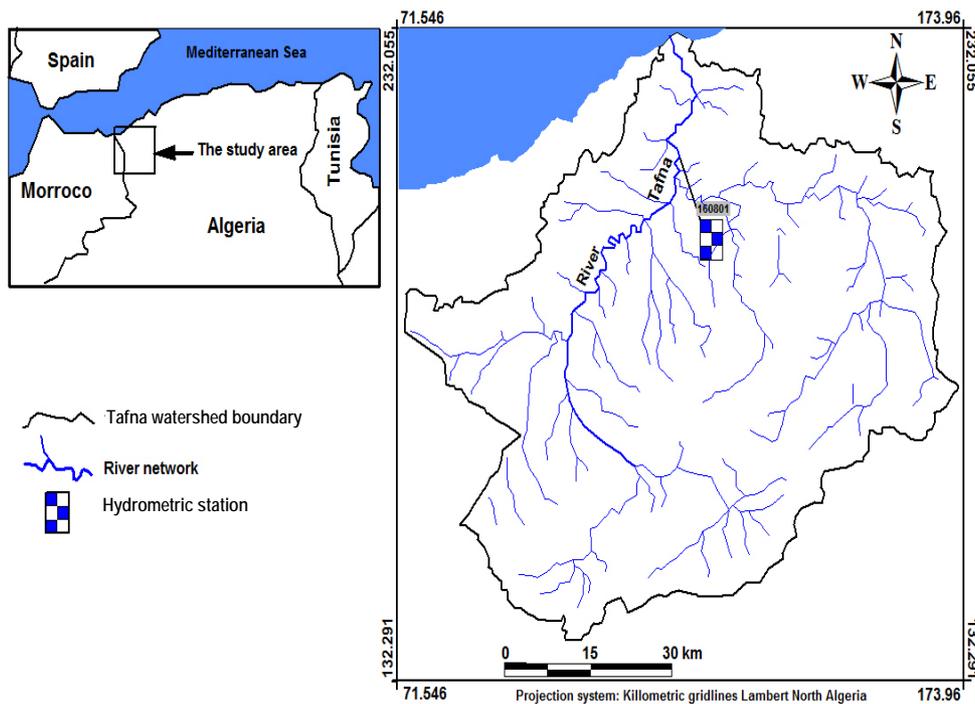


Fig. 2. Location of the study area; source: own elaboration

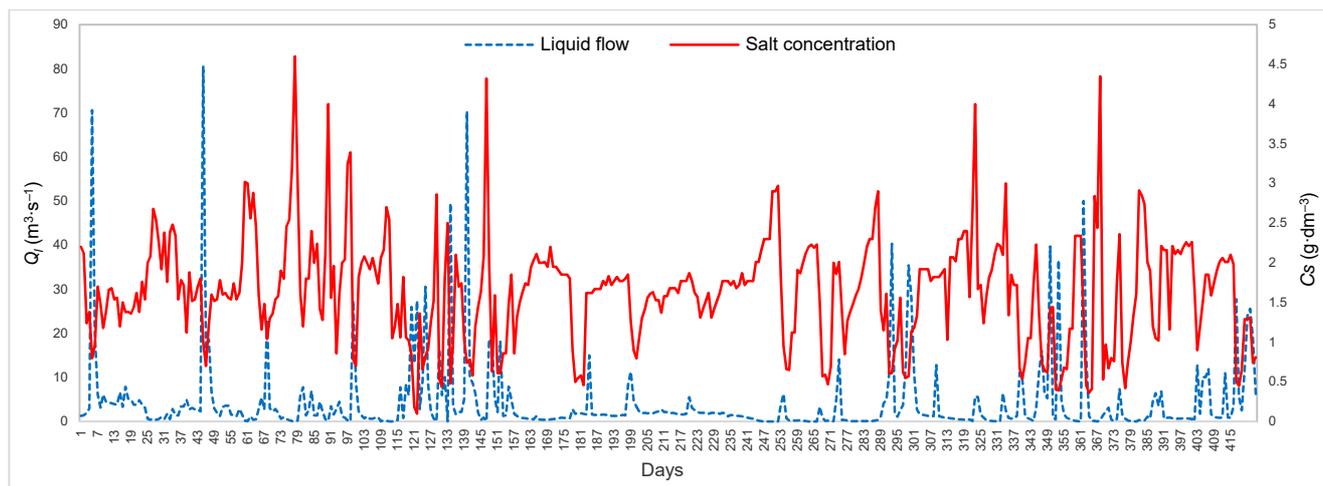


Fig. 3. Observed data of liquid flow (Q_i) and salt concentration (C_s) from 1977 to 1979 and from 1982 to 1991; source: Agence Nationale des Ressources Hydrauliques (ANRH)

The flow is measured using a gauging station and saline concentrations are determined in the laboratory. The choice of these two parameters is based on the fact that the liquid flow is the causal factor and the saline concentrations is consequence factor. So that, we choose ‘Pierre du Chat’ hydrometric station which is based on their site, it is the outlet of the river and controls 80% of the Tafna watershed.

The dataset (420 samples) has been divided into three subsets: training, validation and testing.

- Training phase: the training data sample is a set of data that is independent follows the same population; 252 samples (60% of the population) are used for this phase from 26.09.1977 to 18.05.1979 and from 18.05.1979 to 26.01.1982.
- Test phase: the test stage, carried out with another sample of pairs (C_s and Q_i) randomly drawn from the same population but for another observation period, from 18.05.1988 to 01.05.1990 with 84 samples. That is to say 20% of the population.
- Validation phase: the validation step, performed on a third sample (i.e. 20% of the population) with the same C_s and Q_i , it allows to check the stability of the predictive ability from 02.05.1990 to 13.03.1991.

RESULTS AND DISCUSSION

The summary of statistical characteristics of the training, validation and test for observed and predicted saline flows are presented in Table 2. As gradually as we obtained data, the values of the saline flow of the samples ranged from 0.023 to 80.6 $\text{kg}\cdot\text{s}^{-1}$. This explains the influence of the runoff on the chemical quantity of the Tafna valley waters.

After the calibration and validation of ANFIS, their performance was evaluated using graphical techniques and three statistical criteria: determination coefficient (R^2), Nash–Sutcliffe efficiency coefficient (E), and the root of mean square error (RSR). Table 3 shows the best performance of the proposed hybrid model, with determination

Table 2. Comparison of observed and predicted daily salt flow ($\text{kg}\cdot\text{s}^{-1}$)

Phase	Q_s	Average	SD	CV	Min	Max
Training	observed	5.11	8.87	1.74	0.052	80.6
	predicted	4.36	9.47	2.05	0.023	80.6
Validation	observed	4.39	9.47	2.05	0.023	80.6
	predicted	3.43	8.05	2.05	0.043	40.3
Testing	observed	5.92	13.31	2.24	0.038	66.0
	predicted	5.24	10.94	2.09	0.024	50.0

Explanations: Q_s = salt flow, SD = standard deviation, CV = coefficient of variation.

Source: own study.

Table 3. Statistical parameters of ANFIS in the training, validation and testing

Phase	RSR (%)	E (%)	R^2 (%)
Training	2	85.84	88.00
Validation	10	82.51	78.01
Testing	49	78.17	80.00

Explanations: RSR = root of mean square error, E = Nash–Sutcliffe efficiency coefficient, R^2 = determination coefficient.

Source: own study.

coefficient ($R^2 = 88\%$ for training, 78.01% for validation and 80.00% for tests), efficiency Nash–Sutcliffe coefficient ($E = 85.84\%$ for training, 82.51% for validation) and root of mean squared error ($RSR = 2\%$ for training, 10% for validation and 49% for the tests).

The scatter plots of observed values versus simulated saline flow rates analysed here are presented in Figure 4 respectively for the training, validation and tests phases. These statistics clearly show that the hybrid model is close to the adjustment line.

Figure 5 shows the time series of observed and expected salt fluxes during training, validation and testing. The model took precisely the non-linear pattern of salt flow during training and produced a good generalization during testing and validation.

During the study period, the flow values as well as the salt concentration of the hybrid model were used to predict and fill gaps in the salt concentration series. The hybrid model was used to estimate the amount of salinity (Fig. 6).

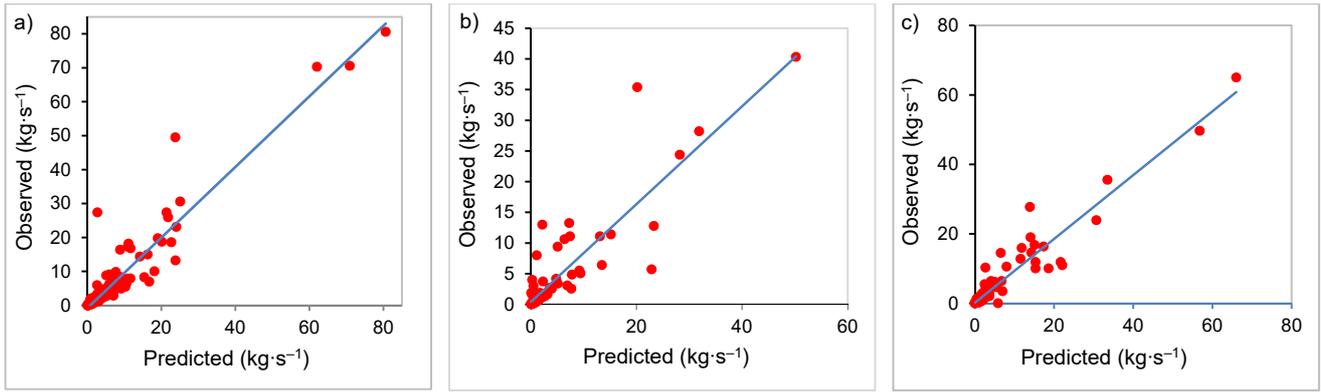


Fig. 4. Correlation between observed and predicted values of saline flow rates: a) training, b) validation, c) testing; source: own study

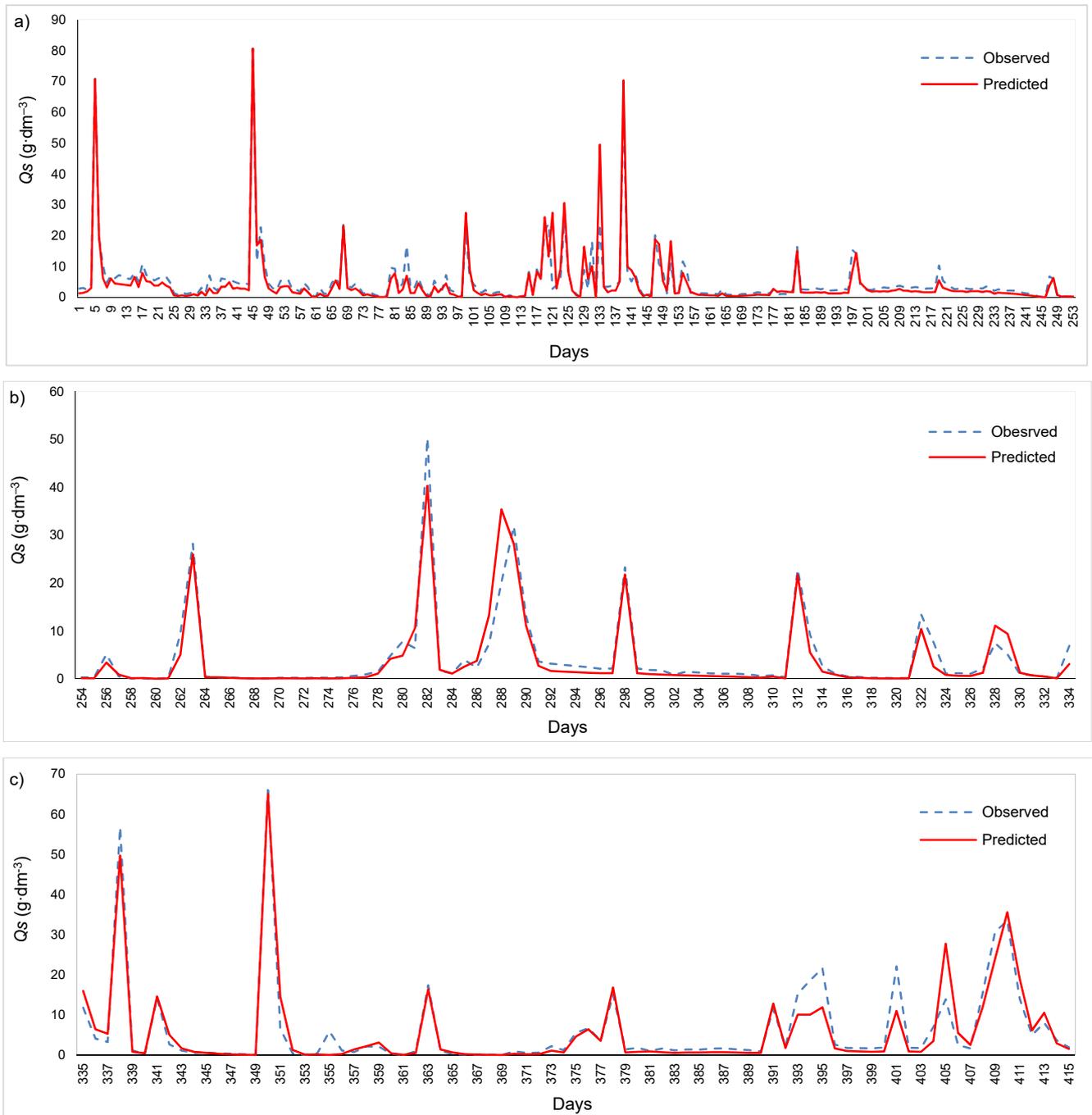


Fig. 5. Comparison of the predicted and observed values: a) training, b) validation, c) testing; source: own study

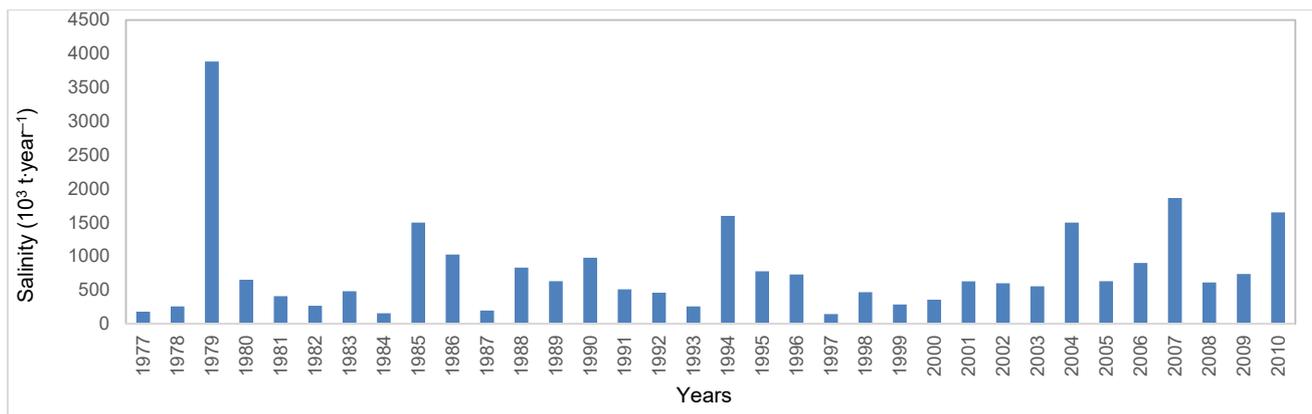


Fig. 6. Annual variation of salinity; source: own study

Noting that the salinity of the Tafna River continues to increase, for example for the years 2000–2010, salinity has almost doubled compared to the period of 1989–1999. This remarkable increase in the salinity of Tafna River explains the effect of climate change in western Algeria, especially in the Tafna watershed. The average amount of chemicals is (786,500 t·year⁻¹). This significant amount is negligible in solid suspension transport quantification studies. This automatically affects the sizing calculations of the dike, life and dam site.

Another advantage of this hybrid model, as previously reported, is to predict salt concentrations without performing chemical analyses that are generally expensive. The hybrid model proposed in this study is applicable to all hydrometric stations even in national and international area, i.e. it is applicable to all regions.

CONCLUSIONS

The key objective of this study was to evaluate the accuracy of hybrid model (ANFIS) in prediction salinity of the Tafna River. Data collected during 13 years by National Water Resources Agency (ANRH) were used to establish a salinity-rating curve and also acted as inputs to the hybrid model.

The ANFIS model showed a better performance results in step of daily time, with coefficient of determination ($R^2 = 0.88\%$ for training, 78.01% validation and 80.00% for testing), Nash–Sutcliffe efficiency coefficient ($E = 85.84\%$ for training, 82.51% validation and 78.17% for testing), and the root of the mean squared error ($RSR = 0.02\%$ for training, 0.10% validation and 0.49% for testing). These encouraging results open up a number of perspectives, where it would be interesting to try to apply hybrid models (neuro-fuzzy) on a larger scale in hydrology and the environment. This approach should be tested on a large scale for the whole country and, if successful, integrated into early warning systems in the event of Water Supply and Sanitation (WSS) water quality degradation.

ACKNOWLEDGEMENTS

The authors would like to thank the staff of National Water Resources Agency (Fr. Agence Nationale des Ressources Hydrauliques) for their assistance in providing facilities for the completion of this study.

REFERENCES

- ALVISI S., MASCELLANI G., FRANCHINI M., BARDOSSY A. 2006. Water level forecasting through fuzzy logic and artificial neural network approaches. *Hydrology and Earth System Sciences*. Vol. 10. Iss. 1 p. 1–17.
- AVCI E. 2008. Comparison of wavelet families for texture classification by using wavelet packet entropy adaptive network based fuzzy inference system. *Applied Soft Computing*. Vol. 8. Iss. 1 p. 225–231. DOI 10.1016/j.asoc.2007.01.003.
- BOUZERIA H., GHENIM A.N., KHANCHOUL K. 2017. Using artificial neural network (ANN) for prediction of sediment loads, application to the Mellah catchment, northeast Algeria. *Journal of Water and Land Development*. No. 33 p. 47–55. DOI 10.1515/jwld-2017-0018.
- BUCKLEY J.J., HAYASHI Y. 1994. Fuzzy neural networks. *Fuzzy sets and Systems*. Vol. 66 p. 1–13. DOI 10.1016/0165-0114(94)90297-6.
- BURAGOHAIN M., MAHANTA C. 2008. A novel approach for ANFIS modeling based on full factorial design. *Applied Soft Computing*. Vol. 8. Iss. 1 p. 609–625. DOI 10.1016/j.asoc.2007.03.010.
- CHANG F.J., CHANG Y.T. 2006. Adaptive neuro-fuzzy inference system for prediction of water level in reservoir. *Advances in Water Resources*. Vol. 29 p. 1–10. DOI 10.1016/j.advwatres.2005.04.015.
- CHEN S.H., JAKEMAN A.J., NORTON J.P. 2008. Artificial intelligence techniques: An introduction to their use for modelling environmental systems. *Mathematics and Computers in Simulation*. Vol. 78. Iss. 2–3 p. 379–400.
- CHENNAKESAVA R.A. 2008. Fuzzy logic and neural networks, basic concepts and applications. New Delhi. New Age Publishers. ISBN 8122421822 pp. 257.
- FASHI F.H. 2016. Evaluation of adaptive neural-based fuzzy inference system approach for estimating saturated soil water content. *Modeling Earth Systems and Environment*. Vol. 2. Iss. 4 p. 1–6. DOI 10.1007/s40808-016-0255-y.
- FULLER R. 2000. Introduction neuro-fuzzy systems. Ser. *Advances in Intelligent and Soft Computing*. Vol. 2. Heidelberg. Physica Verl. Springer. Springer Verl. Comp. pp. 289.
- JANG J.R.S. 1993. ANFIS. Adaptive-network-based fuzzy inference systems. *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics*. Vol. 23. No. 3 p. 665–685. DOI 10.1109/21.256541.
- JANG J.S.R., SUNI C.T., MIZUTANI E. 1997. Neuro-fuzzy and soft computing: A computational approach to learning and machine intelligence. *IEEE Transactions on Automatic Control*. Vol. 42. Iss. 10 p. 1482–1484.

- KESKIN M.E., TAYLAN D., TERZI Ö. 2006. Adaptive neural-based fuzzy inference system (ANFIS). Approach for modelling hydrological time series. *Hydrological Sciences-Journal des Sciences Hydrologiques*. Vol. 51 p. 588–598. DOI 10.1623/hysj.51.4.588.
- KESKIN M.E., TAYLAN D., ZLEM T.Ö. 2010. Adaptive neural-based fuzzy inference system (ANFIS). Approach for modelling hydrological time series. *Hydrological Sciences Journal*. Vol. 51. Iss. 4 p. 588–598. DOI 10.1623/hysj.51.4.588.
- KISI O. 2006. Daily pan evaporation modelling using a neuro-fuzzy computing technique. *Journal of Hydrology*. Vol. 329 p. 636–646. DOI 10.1016/J.JHYDROL.2006.03.015.
- KOUJOK M.E., GOURIVEAU R., ZERHOUNI N. 2008. Towards a neuro-fuzzy system for time series forecasting in maintenance applications. 17th IFAC World Congress, Seoul Korea. DOI 10.3182/20080706-5-KR-1001.02174.
- MAHABIR C., HICKS F., FAYEK F.R. 2006. Neuro-fuzzy river ice breakup forecasting system. *Cold Regions Science and Technology*. Vol. 46 p. 100–112. DOI 10.1016/j.coldregions.2006.08.009.
- MAMDANI E.H., ASSILIAN S. 1975. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International Journal of Man-Machine Studies*. Vol. 7 p. 1–13. DOI 10.1016/S0020-7373(75)80002-2.
- MARASHI M., TORKASHVAND A.M., AHMADI A., ESFANDYARI M. 2018. Adaptive neuro-fuzzy inference system: Estimation of soil aggregates stability. *Acta Ecologica Sinica*. In press. DOI 10.1016/j.chnaes.2018.05.002.
- MELLITA A., KALOGIROU S.A. 2008. Artificial intelligence techniques for photovoltaic applications: A review. *Progress in Energy and Combustion Science*. Vol. 34. Iss. 5 p. 574–632.
- MINH D. B., KEIVAN K., PETER R. 2017. Performance analysis of different model architectures utilized in an adaptive neuro fuzzy inference system for contraction scour prediction. *IOSR Journal of Mechanical and Civil Engineering*. Vol. 14. Iss. 3 p. 18–32. DOI 10.9790/1684-1403051832.
- MOHANDÉS M., REHMAN S., RAHMAN S.M. 2011. Estimation of wind speed profile using adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS). *Applied Energy*. Vol. 88 p. 4024–4032. DOI 10.1016/j.apenergy.2011.04.015.
- NASH J.E., SUTCLIFFE J.V. 1970. River flow forecasting through conceptual model. Part 1. A discussion of principles. *Journal of Hydrology*. Vol. p. 282–290.
- NAYAK P.C., SUDHEER K.P., RANGAN D.M., RAMASASTRI K.S. 2004. A neuro-fuzzy computing technique for modeling hydrological time series. *Journal of Hydrology*. Vol. p. 52–66. DOI 10.1016/j.jhydrol.2003.12.010.
- OPREA M., POPESCU M., MIHALACHE S.F., DRAGOMIR E.G. 2017. Data mining and ANFIS application to particulate matter air pollutant prediction. A comparative study. *Proceedings of the 9th International Conference on Agents and Artificial Intelligence*. Vol. 2 p. 551–558. DOI 10.5220/0006196405510 558.
- SENGUR A. 2008. Wavelet transform and adaptive neuro-fuzzy inference system for color texture classification. *Expert Systems with Applications*. Vol. 34 Iss. 3 p. 2120–2128. DOI 10.1016/j.eswa.2007.02.032.
- SHAFAEI M., ADAMOWSKI J., FAKHERI-FARD A., DINPASHOH Y., ADAMOWSKI K. 2016. A wavelet-SARIMA-ANN hybrid model for precipitation forecasting. *Journal of Water and Land Development*. No. 28 p. 27–36. DOI 10.1515/jwld-2016-0003.
- SKORBIŁOWICZ M. 2009. Wykorzystanie techniki sztucznych sieci neuronowych (ANN) do prognozowania stężenia mineralnych form azotu w wodach górnej Narwi [Adaptive neuro-fuzzy inference system: Estimation of soil aggregates stability]. *Woda-Środowisko-Obszary Wiejskie*. T. 9. Z. 25 p. 129–140.
- SKVORTSOVA M., TEREKHOV V., GROUT V. 2017. A hybrid intelligent system for risk assessment based on unstructured data. *IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (EIconRus)*. 01–03.02.2017 St. Petersburg, Russia. DOI 10.1109/EIconRus.2017.7910616.
- SUGENO M., KANG G.T. 1988. Structure identification of fuzzy model. *Fuzzy Sets and Systems*. Vol. 28. Iss. 1 p. 15–33. DOI 10.1016/0165-0114(88)90113-3.
- SUPARTA W., ALHASA K.M. 2013. A comparison of ANFIS and MLP models for the prediction of perceptible water vapor. *IEEE international conference on space science and communication (IconSpace)* p. 243–248. 01–03.07.2013 Melaka, Malaysia. DOI 10.1109/IconSpace.2013.6599473.
- SUPARTA W., ALHASA K.M. 2016. Modeling of tropospheric delays using ANFIS. *Springer Briefs in Meteorology*. Springer International Publ. ISBN 978-3-319-28435-4. DOI 10.1007/978-3-319-28437-8.
- TABARI H., KISI O., EZANI A., TALAEE P.H. 2012. SVM, ANFIS, regression and climate based models for reference evapotranspiration modeling using limited climatic data in a semi-arid highland environment. *Journal of Hydrology*. Vol. 444 p. 78–89. DOI 10.1016/j.jhydrol.2012.04.007.
- TACHI S.E., OUERDACHI L., REMAOUN M., DERDOUS O., BOUTAGHANE H. 2016. Forecasting suspended sediment load using regularized neural network: Case study of the Isser River (Algeria). *Journal of Water and Land Development*. No. 29 p. 75–81. DOI 10.1515/jwld-2016-0014.
- TAKAGI T., SUGENO M. 1983. Derivation of fuzzy control rules from human operator's control action. *IFAC Proceedings Volumes*. Vol. 16. Iss. 13 p. 55–60.
- TAKAGI T., SUGENO M. 1985. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. Vol. SMC-15. Iss. 1 p. 116–132. DOI 10.1109/TSMC.1985.6313399.
- TALEGHANIA M.S., SAEEDI A.H., DEHAGHANI S., SHAFIEEC M.E. 2017. Modeling of precipitated asphaltene using the ANFIS approach. *Petroleum Science and Technology*. Vol. 35. No. 3 p. 235–241. DOI 10.1080/10916466.2016.1252773.
- ÜBEYLI E.D. 2008. Adaptive neuro-fuzzy inference system employing wavelet coefficients for detection of ophthalmic arterial disorders. *Expert Systems with Applications*. Vol. 34. Iss. 3 p. 2201–2209. DOI 10.1016/j.eswa.2007.02.020.
- WANG W.Q., GOLDNARAGHI M.F., ISMAIL F. 2004. Prognosis of machine health condition using neuro-fuzzy system. *Mechanical System and Signal Processing*. Vol. 18 p. 813–831. DOI 10.1016/S0888-3270(03)00079-7.
- YING L.C., PAN M.C. 2008. Using adaptive network based fuzzy inference system to forecast regional electricity loads. *Energy Conversion and Management*. Vol. 49 p. 205–211. DOI 10.1016/j.enconman.2007.06.015.
- ZETTAM A., TALEB A., SAUVAGE S., BOITHIAS L., BELAIDI N., SÁNCHEZ-PÉREZ J.M. 2017. Modelling hydrology and sediment transport in a semi-arid and anthropized catchment using the SWAT model: The case of the Tafna River (North-West Algeria). *Water*. Vol. 9. Iss. 3. DOI 10.3390/w9030216.

Khemissi HOUARI, Tarik HARTANI, Boualem REMINI, Abdelouhab LEFKIR, Leila ABDA, Salim HEDDAM

Hybrydowy model służący modelowaniu zasolenia rzeki Tafna w Algierii

STRESZCZENIE

W pracy badano zdolność systemu wnioskowania rozmytego opartego na adaptacyjnej sieci (ANFIS) do przewidywania zasolenia rzeki Tafna. Do trenowania, oceny i testowania modelu hybrydowego wykorzystano serie pomiarów dobowych przepływów płynu i stężeń soli ze stacji pomiarowej w Pierre du Chat (160801). Dokładność wyników testowano za pomocą: współczynnika determinacji (R^2), współczynnika wydajności Nasha–Sutcliffe’a (E), pierwiastka średniego błędu kwadratowego (RSR) i technik graficznych. Model dał zadowalające wyniki i wykazywał dobrą zgodność między danymi obserwowanymi a przewidywanymi: R^2 (88% w przypadku uczenia sieci, 78.01% walidacji i 80.00% testowania), E (85.84% w przypadku uczenia sieci, 82.51% walidacji i 78.17% testowania) i RSR (2% w przypadku uczenia sieci, 10% walidacji i 49% testowania).

Słowa kluczowe: *model hybrydowy, przepływ soli, rzeka Tafna, system neuronowo-rozmyty, system wnioskowania rozmytego (ANFIS), zasolenie*

Resumé

Dans le but d'expliquer la relation entre le débit liquide et la concentration saline d'une part, et d'évaluer le degré de salinisation dans le temps et l'espace d'autre part, deux modèles ont été développés. Il s'agit de «RNA» basé sur les réseaux de neurones artificiels et l'ANFIS système hybride (neuro-floue). À cette fin, des séries chronologiques des débits liquides et des concentrations salines des stations hydrométriques (Pierre du chat (160801), Beni Bahdel (160402), Zahra (160409), Sidi Belkheir RN 35 (160504), Sidi Aissa (160614), Remchi (160703), Ain Youcef (160704)) réparties sur l'ensemble du bassin versant de la Tafna, ont été utilisés pour la formation, la validation et le test de ces modèles. Différentes méthodes ont été utilisées pour tester la précision de nos résultats, à savoir le coefficient de détermination (R^2), le coefficient d'efficacité de Nash-Sutcliffe (E), «RSR» (Root of the mean Squared Error) et les techniques graphiques. Le modèle hybride «ANFIS» proposé a donné de très bons résultats dans le temps et dans l'espace, et sur toutes les phases hydrologiques par rapport au modèle des réseaux de neurones «RNA».

Mots clés : Modèle hybride, réseaux de neurones, la logique floue, ANFIS, salinité, Tafna.

Summary

In order to explain the relationship between liquid flow and saline concentration on the one hand, and to evaluate the degree of salinization in time and space on the other hand, two models have been developed. This is "RNA" based on artificial neural networks and the ANFIS hybrid system (neuro-fuzzy). To this end, time series of liquid flows and saline concentrations of hydrometric stations (Cat Stone (160801), Beni Bahdel (160402), Zahra (160409), Sidi Belkheir RN 35 (160504), Sidi Aissa (160614), Remchi (160703), Ain Youcef (160704)) distributed throughout the Tafna watershed, were used for training, validation and testing of these models. Different methods were used to test the accuracy of our results, namely the coefficient of determination (R^2), the Nash-Sutcliffe efficiency coefficient (E), the Root of the Mean Squared Error (RSR) and graphic techniques. The proposed "ANFIS" hybrid model has performed very well in time and space, and in all hydrologic phases compared to the "RNA" neural network model.

Key words: Hybrid model, neural networks, fuzzy logic, neuro-fuzzy, ANFIS, salinity, Tafna.

ملخص

لهدف شرح العلاقة بين التدفق وتركيز الملح ولتقييم درجة الملوحة في الزمان والمكان، تم تطوير نموذجين هما «RNA» و ANFIS الهجين. تحقيقاً لهذه الغاية، سلسلة زمنية من التدفقات السائلة وتركيز الاملاح للمحطات الهيدرومترية : بيار دوشا (160801)، بني بهدل (160402)، زهرة (160409)، RN5 سيدي لكبير (160504)، سيدي عيسى (160614)، رمشي (160703)، عين أوسيف (160704)، الموزعة على حوض تافنة للتدريب، والتحقق من صحة واختبار هذه النماذج. وقد تم استخدام طرق مختلفة لاختبار دقة نتائجنا، وهي معامل التحديد (R^2)، ومعامل كفاءة Nash-Sutcliffe (E)، وجذر متوسط الخطأ التربيعي (RSR) وتقنيات الرسم. يُظهر النموذج الهجين «ANFIS» نتائج جيدة جداً، في الزمان والمكان وفي جميع المراحل الهيدرولوجية مقارنةً بنموذج الشبكات العصبية «RNA».

الكلمات المفتاحية: نموذج هجين، شبكات عصبية، منطق ضبابي، ANFIS، ملوحة، تافنة.