

Centre Universitaire Abdelhafid Boussouf -Mila

Institut des Sciences et de Technologie

Département de génie civil et d'hydraulique



N°Ref :.....

**Projet de Fin d'Etude préparé En vue de l'obtention du
diplôme de MASTER**

Spécialité : Hydraulique

Option : Hydraulique urbaine

**Contribution à la modélisation de la dose du coagulant
dans une station de traitement par les réseaux de
neurones.**

**Application aux stations de traitement des eaux potables
de: Ain Tinn, Mahouane et Oued El Athmania.**

Réalisé par :

-Boukaka Asma

-Boudraa Chahinez

-Bezaz Dounia

Soutenu devant le jury :

M^r. Keblouti Mehdi

Président

M^r. Berhail Sabri

Examineur

M^r. Moussouni Abderzak

Promoteur

Année universitaire : 2022/2023

بِسْمِ اللَّهِ الْعَزِيزِ الْحَمِيمِ



Dédicace

A mes parents, Pour leur tendresse leur prières tout au long de mes études; **A** ma mère, pour son amour , ses encouragements et ses sacrifices , la femme qui a souffert sans me laisser souffrir **MON ADORABLE**

MAMAN

A l'homme qui doit ma vie , ma réussite et tout mon respect pour son soutien , son affection et la confiance qu'il m'a accordée

MON PAPA

A mon adorable petite sœur **TINHINAN** et ma grande sœur **dounia** et ma petite fille **massilia** **A** mes chers frères **OUSSAMA THAMIR ET**

FADI et mes enfants **MONDER ET MIRNA**

A mes belles cousines et mes cousins et toute ma famille , mes grands-parents mes oncles et mes tantes **A** la lumière de mes jours , source de mes efforts ,

Mon soutien moral et source de joie et de bonheur ;

qui supporte mon humeur au moment de stress Pour l'encouragement et l'aide qu'il m'a toujours accordée (*DIEU TE GARDE POUR MOI*)

A ma meilleure amie **RYMA** qui a été toujours à mes côtés dans la tristesse et la joie **A** mes copines **CHAHINEZ** et

HOUDA et mes amis **HADJIRA , RAYEN , INES , AYA , HIND , ROMAÏSSA , DOUDI .**

A mon encadrant **DR**

MOUSSOUNI .

ASMA BOUKAKA



Dédicace

Tout d'abord ,je tiens à remercier Dieu de m'avoire donné la force et le courage de mener à bien ce modeste travail Je tiens à dédier cet humble travail

A la femme qui n'a épargné aucun effort pour me rendre heureuse
ma chère mère Fatiha

A l'homme qui doit ma vie, ma réussite et tout mon respect : mon
chère père Abdelhamid

A mes cheres soeurs Imene et Warda qui n'ont cessé de me conseiller, de m'encourager et de me soutenir tout au long de mes études. Que dieu les protège et leur accorde succès et bonheur

A mes frères Amine,Houssem et Islam pour leur confiance et leur encouragement

A mes princesses Tasnim et Ranim

A mon bébé d'amour Chiheb eddin
(chouchou)

A ma grand mère ,mesoncles et mes tantes

A tous les cousins et les amis que j'ai connu
jusqu'à maintenant

A tous les morts de la famille

Sans oublier mes amis proches Assala,Aya,Ikram,Samah merci pour leurs amours

Mes amis de confiances

Asma,Dounia,Nadjla,Ahlam,Raghad,Assia,Houda,Abdelghani,Yahia,
Bahaeddine et Mahdi

A mon encadrant **DR Moussouni**

CHAHINEZ BOUDRAA



Dédicace

Merci mon DIEU de m'avoir permis d'arriver jusqu'ici et de m'avoir donné l'aptitude d'achever ce modeste travail que je dédie particulièrement à mes très chers et adorables parents qui m'ont inculqué toutes les bases de mon savoir, que DIEU me les garde.

Je dédie aussi ce travail A mes très chers frères Ahmed ,Seyf eddine et Merouane et mes chères sœurs Hanan et Rima , pour leurs soutien et encouragement.

A mes princesses :lojajn,iline et Baylasan .

A mon petit prince : anes

A mon encadreur Moussouni
Abderazak et mes copines Chahinez
et Asma

A mon fiancé Mimo

A tous mes amis.

A tous mes cousins et cousines.

A tous personne ayant participé de près ou de loin à la réalisation de cette recherche.

DOUNIA



REMERCIEMENT

Avant d'aborder le vif du sujet, nous tenons à remercier vivement :
Monsieur A. moussouni pour ses qualités humaine et
professionnelles, il a tout le respect et l'appréciation;

Je désire aussi remercier les membres de
jury Monsieur Berhail Sabri Et Monsieur
Keblouti Mehdi, pour accepter d'évaluer
ce travail;

Nous souhaitons adresser nos remerciements les plus
sincères au corps professoral et administratif de
l'Université abd-alhafid boussof, pour la richesse et la
qualité de

leur enseignement;

Nous tenons à remercier également tous ceux qui
nous ont aidés de près et de loin pour l'élaboration
de ce mémoire.

A tous ceux dont le soutien nous a été utile et nécessaire.

Sommaire

Sommaire

LISTE DES FIGURES

LISTE DES TABLEAUX

Résumé

Introduction générale..... 1

Chapitre I: Synthèse Bibliographie

I.1.Introduction..... 4

I.2.Particules mises on jeu 4

I .2.1.Particules en suspension..... 4

I .2.2.Colloïdes 5

I.2.2.1.Types de colloïdes..... 6

I .3.Coagulation et floculation 7

I .4.Coagulation 7

I.4.1.Mécanismes de coagulation 8

I .4.1.1. Théorie de la double couche 8

I .4.1.2.Adsorption et neutralisation des charges 11

I .4.1.3.Emprisonnement des particules dans un précipité 12

I .4.1.4.Adsorption et pontage entre les particules 12

I .4.2.Coagulants utilisés 13

I .4.2.1.Coagulants pré hydrolysés 15

I .4.2.2.Aides-coagulants (adjuvant de floculation) 16

I .4.3.Facteurs influençant la coagulation..... 16

I .4.3.1.Effets du pH 17

I .4.3.2.Effets de la température 17

I .4.3.3.Effets du coagulant..... 19

I .4.3.4.Effets des sels dissous 20

I .4.3.5.Effets de l'alcalinité..... 20

I .4.3.6.Effets du mélange..... 20

I .4.3.7.Influence de la turbidité 21

Sommaire

I .4.3.8.Influence de la couleur	21
I .4.4.Choix de coagulant.....	22
I .5.Floculation	22
I .5.1.Types de floculation.....	22
I .5.1.1.Floculation péricinétique.....	22
I .5.1.2.Floculation orthocinétique (ou Macro floculation)	23
I .5.1.2.1.Importance du gradient de vitesse.....	24
I.5.2. Floculants	25
I.5.2.1. Adjuvants de floculation "naturels"	25
I.5.2.1.1. Floculants minéraux	25
I.5.2.1.2. Floculants organiques (polymères naturels)	26
I .6.Test jar-test.....	27
Chapitre II: Présentation des zones d'étude	28
II. Introduction.....	29
II.1. Présentation générale des zones d'étude	29
II.1.1. Situation géographique.....	29
II.1.1.1. Station d'Ain Tinn	29
II.1.1.2. Station Oued El Athmania	30
II.1.1.3. Station Mahouane	31
II.1.2. Situation topographique	32
II.1.2.1. Stations de Ain Tinn et Oued El Athmania	32
II. 1.2.2. Stations de Mahouane.....	32
II.1.3. Situation géologique et hydrogéologique.....	33
II.1.4. Situation climatologique	34
II.1.4.1. Pluviométrie.....	34
II.1.4.2. Température.....	34
II.1.4.3. Vent	35
II.1.4.4. Sismicité	36
II.2. Importance du traitement des eaux	36
II. 3. Description de la chaine de traitement des zones d'études	37

Sommaire

II.3.1. Aération.....	37
II.3.2. Pré-Ozonation	38
II.3.3. Coagulation	40
II.3.3.1. Description:	40
II.3.3.2. Critères de conception	41
II.3.4. Flocculation	43
II.3.4.1. Description.....	43
II.3.4.2. Critères de conception	43
II.3.5. Pré-chloration	45
II.3.6. Clarification	45
II.3.6.1. Décantation	45
II.3.6.2. Filtration	46
II.3.6.3. Désinfection.....	48
II.4. Conclusion.....	49
Chapitre III:.....	50
III.1. Introduction.....	51
III.2. Historique	51
III.3. Neurone biologique	52
III.3.1. Définition.....	52
III 3.2. Anatomie de neurone	53
III.4. Réseau de neurones artificiels	53
III.4.1. Modèle mathématique	53
III.4.2. Fonctions d'activation	54
III.4.3. Connectivité.....	54
III.4.4. Utilisation des réseaux de neurones	55
III.5. Neurone formel.....	56
III.5.1. Réseaux non boucles.....	58
III.5.1.1. Réseaux boucles	58
III.5.1.2. Réseaux à architecture auto organique	59
III.5.2. Structure d'interconnexion	59

Sommaire

III.5.3. Apprentissage.....	61
III.5.3.1. Apprentissage supervisé	61
III.5.3.2. Apprentissages non supervisé	62
III.6. Modèles des réseaux de neurones.....	63
III.6.1. Réseau de neurone monocouche (Perceptron).....	63
III.6.2. Perceptron multicouche	63
III.6.4. Réseaux RBF.....	64
III.6.5. Réseaux de neurones de régression générale (RGNN)	66
III.6.6. Réseaux de Kohonen (Self Organized Map)	67
III.6.7. Avantages et les inconvénients des réseaux de neurones	67
III.6.7.1. Avantages	67
III.6.7.2. Inconvénients	68
III.7. Conclusion	69
Chapitre IV: Modélisation de la dose de coagulant par les réseaux de neurones	70
IV.1. Introduction	71
IV.2 Le Perceptron multicouches (PMC)	71
IV.3 Méthode de construction des modèle RNA	72
IV.3.1. Taille de la base des données	72
IV.3.2. Partage de l'ensemble des données	72
IV.3.3. Fonction d'activation	72
IV.3.4. Paramètres d'évaluation des performances des modèles	72
IV.3.4.1. Coefficient de corrélation.....	73
IV.2.4.1. Erreur quadratique moyenne	73
IV.3.4.2. Erreur absolue moyenne	73
IV.3.4.3. Erreur moyenne absolue en pourcentage	73
IV.3.4.4. Coefficient de Nash-Sutcliffe.....	74
IV.4. Modèles de réseau de neurones artificiels	74
IV.5. Prédiction de la dose de coagulation par modèle PMCNN.....	75
IV.5.1. Station Oued El Athmania.....	76
IV.5.1.1. Phase apprentissage et validation (70%-30%).....	78

Sommaire

IV.5.1.2. Phase apprentissage et validation (80%-20%)	81
IV.5.2.4 Station de Ain Tinn et Mahouane	88
IV.6. Prédiction de la dose de coagulation par modèle Foret aléatoire(Random Forest) .	89
Conclusion Générale	92
RÉFÉRENCE BIBLIOGRAPHIQUE	95

LISTE DES FIGURES

CHAPITRE I

Figure 1.1 Diagramme de phase représentant les différents états de la matière colloïdale en fonction de l'amplitude des interactions particulières et de la fraction volumique

Figure I.2. Distribution ionique autour d'une particule colloïdale électronégative (Hugues, 2000)

Figure I.3. Variation du potentiel électrostatique en fonction de la distance de la particule (Désjardin, 1997).

Figure I.4. Emprisonnement des particules dans les floccs pendant la décantation (Tchobanoglous et al., 1985)

Figure I.5. Adsorption et pontage à l'aide de polymères (Tchobanoglous et al., 1985).

Figure I.6. Mécanismes et produits dérivés de l'alun lors de la coagulation (Tardat-Henry, 1989)

Figure I.7. Essais de jar -test (Station El- Maouane)

CHAPITRE II

Figure II.1. Carte de la wilaya de Mila avec ces communes (Anonyme 1).

Figure II.2. Vue générale sur la station d'Oued Athmania

Figure II.3. Carte de la wilaya de Sétif avec ces communes (Anonyme 2).

Figure II.4. Carte pluviométrique de l'Algérie (Anonyme 3).

Figure II.5. Variation mensuelle de la température au niveau de la station de Hammam Grouz.

Figure II.6. Zones sismique et degré de vulnérabilité des territoires en Algérie. (Anonyme 4)

Figure II.7. Arrivée d'eau en cascade à la station de Mahouane

Figure II.8. Système de préparation du permanganate de potassium dans la station d'Aïn Tinn

Figure II.9. Générateur d'ozone utilisé dans la station d'Aïn Tinn

Figure II.10. Coagulant utilisé et procédé d'injection dans les stations

Figure. II.11. Coagulation Essais de (Station d'Ain Tinn)

Figure II.12. Injection du polymère dans le bassin de flocculation (cas station Mahouane)

Figure II.13. Pompe d'injection Du CL2

Figure II.14. Décanteur lamellaire de la station de Mahouane.

Figure II.15. Bassin de filtration

Figure II 16. Bio filtration de la Station d'Ain Tinn

CHAPITRE III

Figure III.1. Neurone biologique, (Hebb, 1949 ; Hertz et al., 1991).

Figure III.2. Modèle d'un neurone artificiel

Figure III.3. Passage du neurone biologique vers le neurone formel.

Figure III.4. Neurone formel

Figure III.5. Différentes possibilités de classification des réseaux de neurones, (Yeddou,1998).

Figure III.6. Réseau de neurones à couches, (Yeddou1998).

Figure III.7.Exemple de réseau de neurones non bouclé, (Rivals et al, 1995).

Figure III.8. Exemple de réseau de neurones bouclé, (Rivals et al., 1995).

Figure III.9. Réseau multicouche (Touzet,1992).

Figure III.10.Réseau à connexions locales, (Touzet,1992).

Figure III.11. Réseau à connexions récurrentes (Touzet,1992).

Figure III.12. Réseau à connexion complète (Touzet, 1992).

Figure III.13. Illustration de l'apprentissage supervisé

Figure III.14. Illustration de l'apprentissage non supervisé.

Figure III .15. Différents types de réseaux de neurones.

Figure III.16. Perceptron monocouche.

Figure III.17. Perceptron multicouche.

Figure III .18. Schéma d'un réseau RBF.

CHAPITRE IV

Figure IV. 1. Perceptron Multicouches avec trois couches (Anonyme 1)

Figure IV.2. Matrice de corrélation de la base de données

Figure IV.3. Matrice de corrélation de calage

Figure IV.4. Matrice de corrélation de validation

Figure IV.5. Schéma du modèle PMCNN retenu pour la prévision de la dose de coagulant au sein de la station Oued El Athmania (70%-30%)

Figure IV.6. Nuage de points de la dose de coagulant prédite et observée dans la phase de calage (70%-30%).

Figure IV.7. Nuage de points de la dose de coagulant prédite et observée dans la phase de validation (70%-30%).

Figures IV.8. Dose de coagulant prédite par le modèle PMC versus dose de coagulant observée de la phase calage (70%-30%).

Figures IV.9. Dose de coagulant prédite par le modèle PMC versus dose de coagulant observée de la phase validation (70%-30%).

Figure IV.10. Schéma du modèle PMCNN retenu pour la prévision de la dose de coagulant au sein de la station Oued El Athmania (80%-20%)

Figure IV.11. Nuage de points de la dose de coagulant prédite et observée dans la phase de calage (80%-20%).

Figure IV.12. Nuage de points de la dose de coagulant prédite et observée dans la phase de validation (80%-20%).

Figures IV.13. Dose de coagulant prédite par le modèle PMC versus dose de coagulant observée de la phase calage (80%-20%)

Sommaire

Figures IV.14. Dose de coagulant prédite par le modèle PMC versus dose de coagulant observée de la phase validation (80%-20%).

Figure IV.15. Schéma du modèle PMCNN retenu pour la prévision de la dose de coagulant au sein de la station Oued El Athmania (60%-40%)

Figure IV.16. Nuage de points de la dose de coagulant prédite et observée dans la phase de calage (60%-40%).

Figure IV.17. Nuage de points de la dose de coagulant prédite et observée dans la phase de validation (40%-20%).

Figures IV.18. Dose de coagulant prédite par le modèle PMC versus dose de coagulant observée de la phase calage (60%-40%)

Figures IV.19. Dose de coagulant prédite par le modèle PMC versus dose de coagulant observée de la phase validation (60%-40%).

LISTE DES TABLEAUX

Chapitre I

Tableau I.1. Temps de décantation de différentes particules (BOUAZZA, 2011). Temps de décantation de différentes particules (BOUAZZA, 2011)

Tableau I.2. Coagulants fréquemment utilisés.

CHAPITRE II

Tableau II.1. Températures moyennes mensuelles et saisonnières de la station de Hammam Grouz, période (1989-2009).

CHAPITRE III

Tableau III.1. Passage du neurone biologique vers le neurone formel.

Tableau III.2. Fonctions de transfert [Hagan, 2014].

CHPITRE IV

Tableau IV. 1. Données entrées-sortie (AIN TIN)

Tableau IV.2.Données entrées-sortie (Oued Athmania)

Tableau IV.3.Données entrées-sortie(Mahouane)

Le tableau IV.4 présente les valeurs de performance lors de calage et de validation.

Tableau IV.5. Paramètres d'évaluation des performances.

Tableau IV.6. Paramètres d'évaluation des performances.

Tableau IV.7. Récapitulatif des paramètres d'évaluation des performances.

Tableau IV.8. Récapitulatif des paramètres d'évaluation des performances des deux stations Ain Tinn et Mahouane.

Tableau IV.9. Récapitulatif des paramètres d'évaluation des performances de la dose de coagulant des trois stations de traitement.

Résumé

Résumé

La coagulation est l'une des étapes les plus importantes dans le traitement des eaux. La difficulté principale est de déterminer la dose optimale du coagulant à injecter en fonction des caractéristiques de l'eau brute. Le sulfate d'aluminium ($\text{Al}_2\text{SO}_4 \cdot 18\text{H}_2\text{O}$) est le réactif coagulant le plus généralement utilisé. Un mauvais contrôle de ce procédé peut entraîner une augmentation importante des coûts de fonctionnement et le non-respect des objectifs de qualité en sortie de la station de traitement. La détermination de la dose de coagulant se fait au moyen de l'essai dit de « Jar Test » conduit en laboratoire.

Le présent travail décrit un modèle neuronal de type perceptron multicouches (PMC) où les tentatives de modélisations servent à lier la valeur de la dose optimale du coagulant (sulfate d'aluminium) à la qualité des eaux brutes à l'entrée des stations de traitement des eaux de surface de Mahouane, Ain Tinn et Oued El Athmania. La finalité est de fournir un outil préliminaire pour la gestion automatisée des dites stations en améliorant en conséquence sa qualité de service. Le modèle perceptron multicouche (PMC) de structure deux couches cachées (3-1) avec des entrées normalisées pour chaque station et une sortie normalisée pour toutes les stations est retenu. Les coefficients de corrélation (R) obtenus par PMC, pour la station d'Oued El Athmania, Ain Tinn et Mehouane en phase de validation sont respectivement 0.88, 0.27 et 0.21. Par contre, les valeurs de R en phase de validation par le modèle des forêts aléatoires (RF) sont respectivement 0.99, 0.95 et 0.96. Ces résultats sont d'une grande importance pour la gestion de l'installation.

Mots clé : traitement des eaux ; coagulation ; réseaux de neurones ; perceptron multicouches .

Abstract

Coagulation is one of the most important stages in water treatment. The main difficulty lies in determining the optimum dose of coagulant to inject, based on the characteristics of the raw water. Aluminum sulfate ($\text{Al}_2\text{SO}_4 \cdot 18\text{H}_2\text{O}$) is the most commonly used coagulant reagent. Poor control of this process can lead to a significant increase in operating costs and failure to meet quality targets at the treatment plant outlet. Determination of the coagulant dose is carried out by means of the so-called "Jar Test" conducted in the laboratory.

The present work describes a neural model of the multilayer perceptron (PMC) type, where modelling attempts are used to link the value of the optimal coagulant (aluminum sulfate) dose to the quality of raw water at the inlet to the Mahouane, AinTinn and Oued El Athmania surface water treatment plants. The aim is to provide a preliminary tool for the automated management of these plants, thereby improving their quality of service. The multilayer perceptron model (PMC) with a two-hidden-layer structure (3-1) with normalized inputs for each station and a normalized output for all stations was selected. The correlation coefficients (R) obtained by PMC for the Oued El Athmania, AinTinn and Mehouane stations in the validation phase are 0.88, 0.27 and 0.21 respectively. On the other hand, the values of R in the validation phase using the random drill model (RF) are 0.99, 0.95 and 0.96 respectively. These results are of great importance for plant management.

keyWords : Water treatment ; Coagulation ; artificial neural network ; the multilayer perceptron .

ملخص:

يعتبر التخثر من أهم خطوات معالجة المياه.

تكمّن الصعوبة الرئيسية في تحديد الجرعة المثلى من مادة التخثر للحقن وفقاً لخصائص الماء الخام.

كبريتات الألومنيوم

(Al₂SO₄.18H₂O)

هي أكثر كاشفات التخثر استخداماً. يمكن أن يؤدي ضعف التحكم في هذه العملية إلى زيادة كبيرة في تكاليف التشغيل وعدم الامتثال لأهداف الجودة في مخرجات محطة المعالجة. يتم تحديد جرعة التخثر باستخدام ما يسمى

"Jar-test"

الذي يتم إجراؤه في المختبر. يصف هذا العمل نموذجاً عصيباً لنوع الحس متعدد الطبقات

(PMC)

حيث تُستخدم محاولات النمذجة لربط قيمة الجرعة المثلى لمخثر (كبريتات الألومنيوم) بجودة المياه الخام عند مدخل محطات المعالجة. المياه السطحية لمحوان وعين التين ووادي العثمانية. والغرض من ذلك هو توفير أداة أولية للإدارة الآلية للمحطات المذكورة من خلال تحسين جودة الخدمة وفقاً لذلك. يتم الاحتفاظ بنموذج الإدراك متعدد الطبقات

(PMC)

المكون من طبقتين مخفيتين (1-3) مع مدخلات طبيعية لكل محطة وإخراج معياري لجميع المحطات. معاملات الارتباط

(R)

التي حصلت عليها

PMC

لمحطة واد العثمانية وعين تين ومحوان في مرحلة التحقق هي على التوالي 0.88 و 0.27 و 0.21. من ناحية أخرى ، فإن قيم

R

في مرحلة التحقق من خلال نموذج التدريبات العشوائية

(RF)

هي على التوالي 0.99 و 0.95 و 0.96. هذه النتائج ذات أهمية كبيرة لإدارة التثبيت

الكلمات المفتاحية : التخثر؛ الشبكة العصبية؛ متعدد طبقات المستقبلات

Introduction

Générale

Introduction générale

Au cours des dernières années, l'Algérie a connu une forte demande en eau potable, amplifiée par une forte croissance démographique dans les grands centres urbains. Cette problématique de l'eau a été résolue par de gros investissements mettant en service d'importantes infrastructures de production et de distribution d'eau potable. Etant donné que le traitement des eaux est une étape indispensable et réglementée, les stations de traitement de l'eau potable figurent parmi les infrastructures auxquelles une grande importance a été donnée. Deux principaux objectifs sont ciblés lors de la gestion et l'exploitation d'une station de traitement des eaux : un objectif de qualité et un objectif de coût. L'atteinte de l'objectif de qualité exige la production d'eau en quantité suffisante, de façon continue et avec une qualité répondant aux normes de potabilité en vigueur (normes chimiques, microbiologiques, etc.) lesquelles sont de plus en plus sévères. Cette qualité doit être garantie par une surveillance et un contrôle permanents à travers des mesures qualifiables et quantifiables dans le but de ne pas ralentir la production et d'en assurer un niveau de qualité élevé et uniforme. Cela implique la conception d'une station de traitement sophistiquée et correctement dimensionnée. Parmi toutes les étapes de la chaîne de traitement des eaux, le procédé de coagulation floculation est l'une des étapes les plus importantes, celles-ci mettent en œuvre des mécanismes fort complexes qui dépendent d'un nombre important de variables à savoir, la dose de coagulant, le pH, la température, la conductivité, la turbidité ainsi que certains d'autres paramètres descriptives de l'eau brute. La consommation d'agent coagulant fait de cette étape de traitement, l'opération la plus coûteuse dans la chaîne de traitement. La dose de coagulant est la variable principale utilisée pour conduire une unité de coagulation. Afin d'évaluer les conditions optimales de coagulation et de floculation, des essais de Jar-Test sont conduits au laboratoire pour déterminer la dose optimale de coagulant. Ce test à l'inconvénient de nécessiter un temps de réponse relativement long, de plus, elle ne permet pas de suivre finement l'évolution de la qualité de l'eau brute. L'objectif de ce mémoire est donc de développer un modèle mathématique pour l'optimisation de la dose de coagulant au niveau des stations de traitement de Ain Tinn, Oued El Athmania et Mahouane, en fonction des variables descriptives caractérisant l'eau brute à l'entrée de la station de traitement des eaux potables à savoir la température (Temp.), le pH, la turbidité (Turb.), la conductivité (Cond.) et l'oxygène dissous (O₂Diss), ; basée sur le technique des réseaux de neurones. Ce modèle mathématique sera développé pour l'optimisation de la dose de coagulant au niveau de la station de traitement afin de:

- Réduire les coûts et le temps nécessaire pour effectuer des tests expérimentaux

du Jar-test ;

- Prédire un dosage approprié pour les quantités de coagulant afin d'assurer la production d'eau potable conforme aux normes.

Ce travail est organisé en quatre chapitres :

- Le premier chapitre consacré à la recherche bibliographique sur le procédé de coagulation flocculation, la dose de coagulant et les paramètres affectants la coagulation flocculation.
- Le second chapitre, présentation des différentes stations de traitement.
- Le troisième chapitre, propose une investigation systématique des réseaux de neurons artificiels, leurs principes, les différentes architectures.
- Dans le quatrième chapitre nous présentons, les résultats de modélisation de la dose de coagulant par les réseaux de neurons et faire ressortir le modèle pouvant prédire la dose du coagulant en fonction des principaux paramètres de la qualité des eaux brutes reçus dans les stations de production d'eau potable.

Chapitre I:

Synthèse Bibliographique

I.1. Introduction

La coagulation-floculation est une technique classique et un processus critique du traitement de l'eau potable (Lamrini et coll. 2005). Dans les stations, le contrôle du processus est généralement effectué en examinant la qualité de l'eau produite puis ajuster les processus selon l'expérience de l'opérateur (Wu & Lo 2008). L'optimisation du processus de traitement représente un courant défi dû à l'importance de la qualité de l'eau traitée, la satisfaction du consommateur, la complexité du traitement (Li et al. 2017), et l'impact des facteurs émergents tels que le changement climatique et les perturbations sociopolitiques (Baouab & Cherif 2015, 2017a). Les matières dissoutes et colloïdes constituent à elle seules 60 à 80% de la charge organique d'une eau : à coté des argiles et des hydroxydes métalliques, on trouve des acides humiques, fulviques, lignosulfoniques (Hama et Handa, 1983).

Ce chapitre sert à présenter les notions essentielles sur les principaux paramètres de la qualité de l'eau, ainsi que les agents moteurs de ces différents processus. Les processus de traitement sont un peu complexes et présentent une importante variabilité dans l'espace et dans le temps, leur étude s'avère importante en vue d'une meilleure compréhension de ces diverses processus.

I.2. Particules mises on jeu

I.2.1. Particules en suspension

Les matières en suspension (MES) sont l'ensemble des particules solides minérales et/ou organiques présentes dans une eau naturelle ou polluée. Elles indiquent la présence dans la colonne d'eau de particules plus grosses que 0,45 μm . Cette matière organique particulière est composée de limon, détritits, fèces des animaux en élevage ou d'aliments désintégrés.

Le traitement des matières en suspension se fait par décantation (sédimentation), précipitation chimique, flottation, filtration. En éliminant la plupart des solides en suspension dans une alimentation en eau, une quantité importante d'eau devient généralement proche de la qualité de la boisson. Cette opération est suivie d'une désinfection pour s'assurer que tout agent pathogène en suspension libre ou associé à la faible quantité restante de solides en suspension devient inefficace(A)

On peut classer les particules en fonction de leur taille. Ainsi, les particules dont le diamètre est supérieur à 1 μm sont des particules de matières organiques ou inorganiques qui se déposent facilement (Desjardins, 1997).

I.2.2. Colloïdes

Les colloïdes doivent leur nom à *Thomas Graham (1805-1869)*, chimiste britannique qui désigna ainsi un état liquide de la matière qui diffusait difficilement au travers des membranes semi-perméables au contraire des cristalloïdes (constitués par exemple d'une solution saline) qui dialysaient quant à eux rapidement .

Le mot colloïdes vient du mot grec Kolla, qui signifié colle, gomme, endos : apparence. Graham comprit qu'il s'agissait d'un nouvel état de la matière qui correspondait à une structure hétérogène dont la taille caractéristique était comprise entre 10⁻⁹ m (1 nanomètre) et 10⁻⁶ m (1 micromètre). L'acception moderne du mot colloïdes fait référence à cette échelle de taille caractéristique plutôt qu'aux caractéristiques macroscopiques de transport ou rhéologiques. Notons que les colles elles-mêmes, qui ont donné leur nom aux colloïdes, sont des solutions de polymère et donc également des dispersions de macromolécules (*Graham, 1861*). Les particules colloïdales sont classées en fonction de leur taille à des diamètres est inférieur à 1µm et qui se déposent très lentement (*Desjardins, 1997*). Elles sont des particules qui ne décantent pas naturellement, en raison de leur grande surface spécifique et de leur très faible densité. Les colloïdes, en raison de leur affinité pour l'eau, sont classés comme hydrophiles et hydrophobes. Les particules hydrophiles déshydratées se dispersent spontanément dans l'eau et sont entourées de molécules d'eau qui préviennent tout contact ultérieur entre ces particules. Les particules hydrophobes ne sont pas entourés de molécules d'eau ; leur dispersion dans l'eau n'étant pas spontanée, on doit la faciliter à l'aide de moyens chimiques ou physiques (*Desjardins, 1997*). En outre, parmi ceux-ci, la classification suivante existe pour eux: émulsion, émulsion solide, sol, gel, mousse, mousse solide, aérosol liquide et aérosol solide.

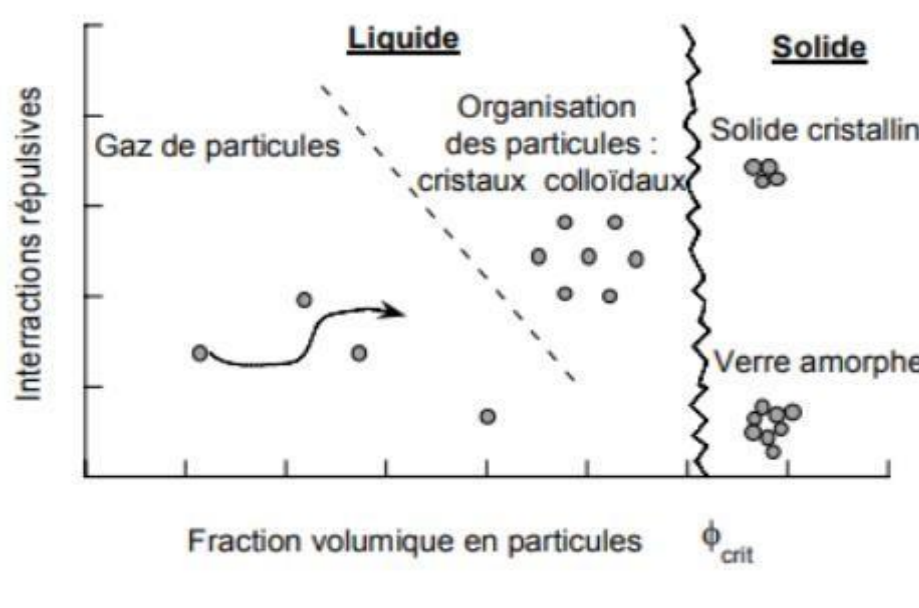


Figure I-1 : Diagramme de phase représentant les différents états de la matière colloïdale en fonction de l'amplitude des interactions particulières et de la fraction volumique (Benjamin Espinasse .2008).

I.2.2.2.Types de colloïdes

On distingue deux types de particules colloïdales les particules hydrophiles et les particules hydrophobes. Les particules hydrophiles (protéines, sucres...) déshydratées se dispersent spontanément dans l'eau et sont entourées de molécules d'eau qui préviennent tout contact ultérieur entre ces particules. Les particules hydrophobes (argiles, hydroxydes métalliques...) sont en générale des particules de matières inorganiques, alors que les particules hydrophiles sont des particules de matières organiques(DESJARDIN ,1997).

Le tableau I.1 indique le temps de décantation de différentes particules en fonction de leur dimension (BOUAZZA, 2011).

Tableau I.1. Temps de décantation de différentes particules (BOUAZZA, 2011).

Diamètre de particule		Type de particule	Tempe de décantation pour 1 m d'eau	Surface spécifique m ² /m ³	
mm	µm				
10	10 ⁴	Gravier	1 seconde	6.10 ²	MES Décantation
1	10 ³	Sable	10 secondes	6.10 ³	
10 ⁻¹	10 ²	Sable fin	2 minutes	6.10 ⁴	
10 ⁻²	10	Limon	2 heures	6.10 ⁵	
10 ⁻²	10	Kyste de protozoaire	20 heures	6.10 ⁵	Colloïdes
10 ⁻³	1	Argile	2 jours	6.10 ⁶	
10 ⁻³	1	Bactérie	8 jours	6.10 ⁶	
10 ⁻⁴	1	Colloïde	2 ans	6.10 ⁷	
10 ⁻⁵	10 ⁻¹ 10 ⁻²	Colloïde	20 ans	6.10 ⁸	

I.3.Coagulation et floculation

La coagulation-floculation à pour objet de transformer la particule colloïdale ainsi que la matière organique dissoute en des particules plus grossières aptes à sédimenter. Le principe est basé sur la déstabilisation par l'injection et la dispersion rapide de produits chimiques afin de favoriser leur agglomération et de permettre leur décantation. L'efficacité de cette étape de traitement est liée au pH, au type et au dosage du coagulant ainsi qu'à la nature des particules et des matrices minérales et organiques. Les principales études publiées ont porté surtout sur l'effet du pH et de la dose de coagulant (Semens et Field, 1980 et Vanbreemen et al, 1979). Cardot (1999) d dit que la coagulation et la floculation sont les processus qui permettent l'élimination des colloïdes. La coagulation consiste à les déstabiliser. Il s'agit de neutraliser leurs charges électrostatiques de répulsion pour permettre leur rencontre. La floculation rend compte de leur agglomération en agrégats éliminés par décantation et/ou filtration.

I.4.Coagulation

La coagulation vient du latin coagulare qui signifie « agglomérer » (Ruthven ,1984). Le but est de déstabiliser les particules colloïdales. Cela permet aux particules de s'agglomérer et de décanter plus rapidement. La couleur et la turbidité d'une eau de surface sont dues à la présence de particules de très faible diamètre : les colloïdes. Leur élimination ne peut se baser sur la

simple décantation. En effet leur vitesse de sédimentation est extrêmement faible. Le temps nécessaire pour parcourir 1 m en chute libre peut être de plusieurs années.

Amirtharajah (1988) a étudié le mécanisme de déstabilisation des colloïdes et peuvent être récapitulés comme suit : la neutralisation des charges repose sur l'ajout suffisant de cations afin de neutraliser la charge négative des particules stables.

La coagulation est le processus qui consiste à mélanger des produits chimiques (coagulants) avec de l'eau brute pour former un mélange homogène. Les particules colloïdales, généralement trop difficiles à éliminer, vont s'attirer et s'agglutiner pour former un flocon. Mais si ces particules sont déstabilisées par agrégation ou coagulation en particules plus grosses, elles peuvent être éliminées rapidement. (Margaretha, Rizka Mayasari, Syaiful, Subroto, 2012).Hendriarianti, et Suhastrri (2017) ont signalé que la coagulation est un processus chimique utilisé pour éliminer les particules qui peuvent causer une pollution environnementale. Ces particules ne peuvent pas se déposer d'elles-mêmes et sont difficiles à manipuler physiquement. Le fait d'ajouter un coagulant va déstabiliser les particules pour former un micro floc. Le micro floc est ensuite coagulé et peuvent être déposés grâce au processus de floculation. Ce processus de coagulation dépend du temps et d'une agitation rapide dans l'eau. En général, la période de floculation se produit pendant 10 à 30 minutes après le processus de coagulation. Plus le temps de brassage est rapide, plus le floccage est important.

I.4.1. Mécanismes de coagulation

Desjardins (19997) a signalé que, quatre mécanismes sont proposés pour expliquer la déstabilisation des particules et leur agglomération :

1. Compression de la double couche
2. Adsorption et neutralisation des charges
3. Emprisonnement des particules dans un précipité
4. Adsorption et pontage entre les particules.

I .4.1.1. Théorie de la double couche

Hugues (2000) a signalé que les colloïdes sont soumis à des forces d'attraction (de Van der Waals) et à des forces de répulsion électrostatique. Ils sont généralement chargés négativement. Dans une eau de surface, les colloïdes portent des charges négatives situées à leur surface, comme elles ont toutes la même charge, elles se repoussent et n'ont pas tendance à former des agrégats plus gros et donc plus faciles à éliminer. Ces charges négatives attirent les ions positifs

en solution dans l'eau. Ceux-ci sont étroitement collés au colloïde et forment la couche liée ou de Stern (théorie émise en 1879 par Holmoltz et développé ensuite par plusieurs chercheurs dont Huckel, Stern et Gouy), qui attire à son tour des anions accompagnés d'une faible quantité des cations : c'est la couche diffuse ou de Gouy (théorie de Gouy-Chapman). Il y a donc formation d'une double couche ionique (voir figure I.2), l'une accompagnant la particule lors de ses déplacements (couche liée), l'autre se déplaçant indépendamment ou avec un certain retard (Déjardins, 1997). La première couche adhère au colloïde, et le potentiel traduit une énergie exprimée en volts y décroît rapidement et linéairement ; par contre la deuxième couche, le potentiel décroît lentement selon une loi de la forme (Hugues, 2000) :

$$E = E_s \exp -kx \dots\dots\dots (I.1)$$

avec E_s potentiel de Stern (\approx potentiel zêta),

X: la distance

K: facteur lié à l'épaisseur de la double couche

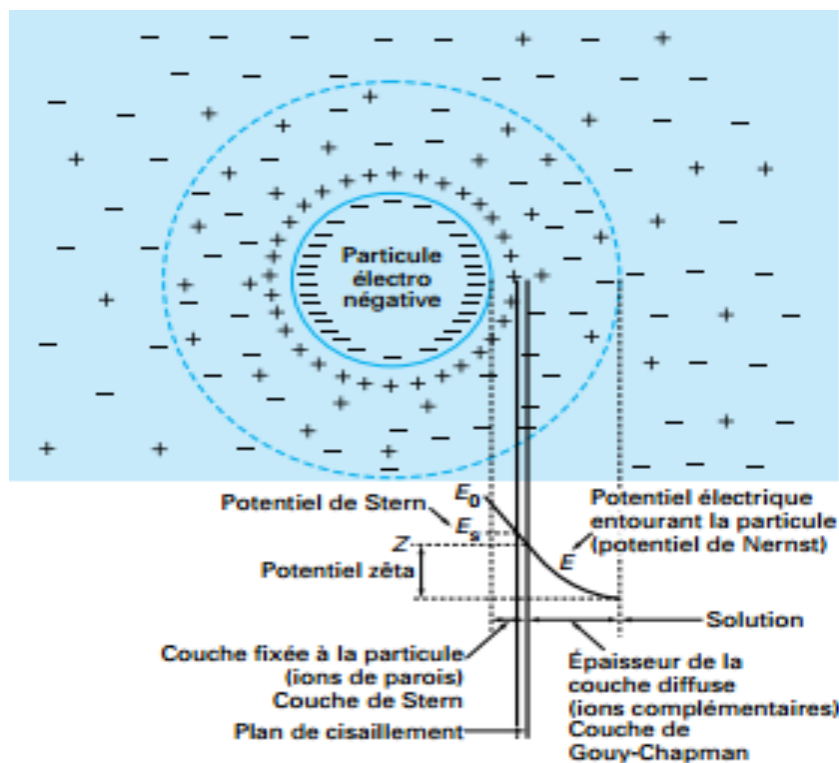


Figure I.2. Distribution ionique autour d'une particule colloïdale électro négative (Hugues, 2000)

La compression de la double couche diminue la barrière énergétique ; ainsi, les colloïdes peuvent se rapprocher (Gheraout et al., 2017). Ceci est atteint par l'injection d'électrolyte indifférents dans l'eau (Gheraout et al., 2018). Desjardins (1997) a cité que le plan qui sépare les deux couches s'appelle le plan de cisaillement. Pour une particule hydrophobe, ce plan est situé à la limite de la couche liée, alors que pour une particule hydrophile, il est situé à la limite extérieure de la couche d'eau liée à la particule. Le potentiel électrostatique mesuré au plan de cisaillement est appelé potentiel Zêta. Le potentiel zeta est responsable du comportement électrocinétique des particules colloïdales. Lorsqu'un champ électrique est appliqué (électrophorèse), les particules ayant un potentiel Zeta négatif se déplacent en direction de l'électrode positive.

Le potentiel Zêta est défini par l'équation :

$$Z = \frac{4\pi\mu U}{D} \dots\dots\dots (I.2)$$

Z : potentiel zêta (mV)

μ : Viscosité dynamique du liquide (kg.m-1.s-1)

U : mobilité de la particule (m.s-1)

D : Constante diélectrique du milieu

Le potentiel électrostatique en fonction de la distance (voir la figure I.3) est par ailleurs est influencé par la force ionique I de l'eau. On peut calculer cette force ionique à l'aide de l'équation I.3.

$$I = \frac{1}{2} \sum_i C_i Z_i^2 \dots\dots\dots (I.3)$$

I : Force ionique

C_i : Concentration de l'ion i (mole/l)

Z_i : Valence de l'ion i .

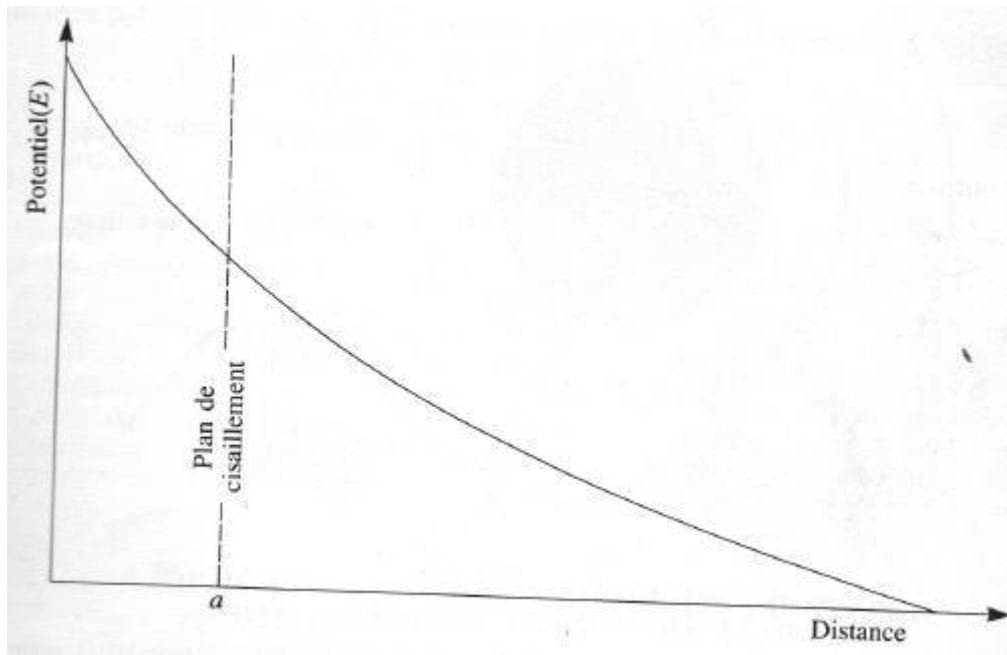


Figure I.3. Variation du potentiel électrostatique en fonction de la distance de la particule (Désjardin, 1997).

Desjardins (1997) a remarqué qu'une augmentation de la force ionique avait pour effet de comprimer la couche diffuse vers la particule. Dans ce cas, le potentiel électrostatique chute plus rapidement, ce qui réduit le potentiel zeta des particules hydrophobes. Pour les particules hydrophiles, il faut agir sur la couche d'eau liée lorsqu'on veut favoriser leur agglomération. L'augmentation de cette force du milieu, en rajoutant le coagulant, entraîne :

- La compression de la double couche
- La réduction des forces de répulsion qui peuvent être vaincues par les forces de Van Der Waals

L'épaisseur δ du nuage ionique qui entoure et protège les particules est donnée par la formule de Debye- Huckel (en nm et à 25°C):

$$\delta = \frac{0.31}{\sqrt{\sum CZ^2}} \quad (I.4)$$

C : la concentration molaire de chaque espèce

Z : la valence de sa valence

I.4.1.2. Adsorption et neutralisation des charges

Ce mécanisme repose sur l'ajout suffisant de cations afin de neutraliser la charge négative des particules stables par adsorption des cations sur leur surface. Par contre, la surdose de coagulant,

source de cations, peut résulter en une adsorption trop importante de cations et inverser la charge des particules qui devient alors positive. Les particules seraient ainsi restabilisées (Amirtharajah et O'Melia, 1990). On peut toutefois expliquer la restabilisation des particules colloïdales en posant l'hypothèse que des charges issues d'un surplus de coagulant sont adsorbées à la surface des particules. Les particules ainsi colloïdales restabilisées possèdent alors une charge inversée (Désjardins, 1997).

I.4.1.3. Emprisonnement des particules dans un précipité

Lorsque des quantités suffisantes de coagulant comme le $Al_2(SO_4)_3$, ou le $FeCl_3$, sont ajoutées, ils forment un précipité possédant généralement une charge positive. Le pH de l'eau doit se situer dans une plage où la solubilité des sels est minimale. Le précipité forme, appelé floc, entre en contact avec les particules de charge négative et les emprisonne. Les particules sont ensuite entraînées lors de la décantation. La figure I.4 résume bien le mécanisme décrit.

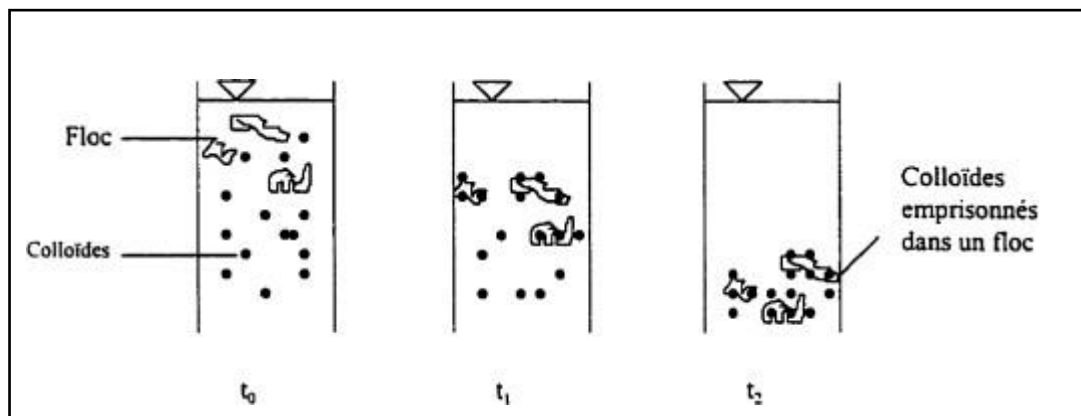


Figure.I.4. Emprisonnement des particules dans les floes pendant la décantation
(Tchobanoglous et al., 1985).

I.4.1.4. Adsorption et pontage entre les particules

Ce mécanisme implique l'utilisation de polymères cationiques, non anioniques ou anioniques ayant une masse moléculaire élevée et une structure longitudinale. Un polymère en présence d'un colloïde l'adsorbe à une de ses extrémités à l'aide d'un de ces groupes fonctionnels. Les autres extrémités demeurent libres et peuvent adsorber un autre colloïde. Ce mécanisme permet donc l'agglomération des particules par "pontage" des polymères (Amirtharajah et O'Melia, 1990). La figure I.5 décrit le processus. Par contre, une concentration de polymères trop élevée peut restabiliser les colloïdes. Les polymères verront alors chacune de leurs extrémités être adsorbées par la même particule, d'où une restabilisation. Désjardins (1997) a indiqué que, dans quelques cas, on a obtenu le traitement le plus économique en utilisant un

polymère anionique lorsque les particules étaient chargées négativement. Ce phénomène, inexplicable à l'aide de la théorie électrique, peut toutefois être expliqué par le pontage. Les molécules de polymères, très longues, contiennent des groupes chimiques qui peuvent adsorber des particules colloïdales. La molécule de polymère peut ainsi adsorber une particule colloïdale à une de ses extrémités. Alors que d'autre site sont libres pour adsorber d'autre particules.

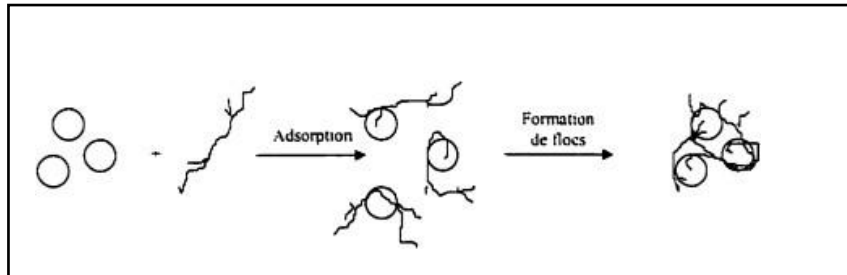


Figure I .5. Adsorption et pontage à l'aide de polymères (Tchobanoglous et al.. 1985).

I.4.2.Coagulants utilisés

Les produits les plus utilisés sont les sulfate d'aluminium et le chlorure ferrique. Ces coagulants, une fois introduits dans l'eau, forment des produits d'hydrolyse qui déterminent l'efficacité de la coagulation. Par exemple, lorsque l'alun est utilisé, plusieurs radicaux hydroxy alumineux monomères ou polymères sont formées (Duan et Gregory, 2003). Wang et al. (2004) ont cité que les sels métalliques sont indéniablement les coagulants les plus utilisés actuellement dans le monde. Récemment, plusieurs types de coagulants et de floculants inorganiques sous formes de polymères ont été développés et sont maintenant largement utilisé en Chine, au Japon, en Russie et l'Europe de l'Est .

Désjardins (1997) a signalé que les principaux coagulants utilisés pour déstabiliser les particules et pour produire un floe sont récapitulé dans le tableau I.2.

Tableau I.2. Coagulants fréquemment utilisés.

Sels d'aluminium et formules chimiques	Sels de fer et formules chimiques
Sulfate d'aluminium $Al_2(SO_4)_3$	Chlorure ferrique $FeCl_3$
Chlorure d'aluminium $AlCl_3$	Sulfate ferrique $Fe_2(SO_4)_3$
Aluminate de Sodium $NaAlO_2$	Sulfate ferreux $FeSO_4$

- Les coagulants les plus utilisés dans le traitement des eaux sont les sels d'aluminium $Al_2(SO_4)_3 \cdot nH_2O$ et le **chlorure ferrique** ($FeCl_3 \cdot nH_2O$).

- **Les sels d'aluminium**

- ✓ **Le sulfate d'aluminium** : disponible en poudre hydratée, ou en solution commerciale diluée au $\frac{1}{2}$. Les doses sont toujours exprimées en poids de poudre dont la formule chimique est $(Al_2(SO_4)_3 \cdot 18H_2O)$, cette poudre contient en poids 17 % d'alumine Al_2O_3 , et une densité d'environ 1,3 d'environ (KETTAB, 1992).
- ✓ **Le W.A.C** : c'est un polychlorure d'aluminium dont la formule chimique, mal connue, est à peu près $(Al_6(OH)_9SOCl_7)_n$, il se présente sous forme de solutions commerciales à 10 % de Al_2O_3 sa densité est de 1,2 (KETTAB, 1992).
- ✓ **Le P.C.B.A** : c'est un polychlorure basique d'aluminium dont la formule chimique générale est $(Al_2(OH)_5Cl)_n$, il est très instable, et se prépare sur place. On exprime par fois les doses de P.C.B.A en poids $AlCl_3(6H_2O)$ ceci permet, lorsque l'on compare différents coagulants d'exprimer les résultats avec les mêmes unités (KETTAB, 1992).

- **Les sels de fer**

- ✓ **Le chlorure ferrique**

Est presque toujours commercialisé sous forme d'une solution à environ 41 % de $FeCl_3$, sa densité étant de 1.45 un litre de solution contient donc $1.45 \times 410 = 595$ gr de $FeCl_3$ pur (KETTAB, 1992).

- ✓ **Le sulfate ferreux**

Il est peu utilisé dans les eaux potables mais son prix est ascar il s'agit d'un sous produit, il se présente sous forme d'un produit cristallisé de couleur verdâtre répondant à la formule $FeSO_4(7H_2O)$, sa densité réelle est de 1.3 mais la densité apparente varie en fonction du degré de tassement. La concentration en Fe est de 20 % soit pour 1Kg de produit on a 200 g de Fe. Le fer ferreux est oxydé en fer ferrique pour précipiter et former des flocons. Ceci se fait grâce au chlore et on obtient comme coagulant la chlore sulfate ferrique (KETTAB, 1992).

- ✓ **Le chlore sulfate ferrique** : il est sous forme d'un liquide de densité 1.5 et de formule chimique $FeSO_4 \cdot Cl$. La concentration en Fer est de 200 g/l. ce produit est commercialisé par la société Rhône Poulenc (France), sous le nom de CLAIRTAN. Un projet de commercialisation de ce produit par SNS Annaba (Algérie) existe car c'est un sous produit qui sera valorisé (KETTAB, 1992).

Ces dernières années des polymères à base d'Al ont été développés tels que: les coagulants prés hydrolysés.

- Poly Aluminium Chloride (PAC): $Al_n(OH)_m Cl_{3n-m}$ et leurs dérivés.
- Poly Aluminium Sulphate Chloride (PACS): $Al_n(OH)_m(SO_4)_3 Cl_{3n-m-2x}$
- Poly aluminosulfate (PAS),
- Poly aluminosulfate silicate (PASS)

Ces coagulants sont utilisés en eau froide ou lorsque l'alcalinité est faible.

D'autres recherches ont montré que l'utilisation de polymères d'origine biologique est une avenue forte prometteuse.

I.4.2.1. Coagulants pré hydrolysés

Afin d'optimiser la coagulation, surtout en eau froide, des coagulants pré hydrolysés et pré polymérisés peuvent être utilisés. On les utilise également lorsque l'alcalinité de l'eau brute est faible. Les principaux coagulants sont le polyaluminosulfate (PAS), le polyaluminosulfate silicate (PASS, lorsque la silice est incluse dans la préparation du PAS), le polyaluminochlorure (PACI) ou le SPIC (un mélange de sulfate d'aluminium pré hydrolysé et de chlorure ferrique, Lengo, 1994). Les coagulants à base d'aluminium, sont souvent obtenus par neutralisation d'une solution de chlorure d'aluminium $AlCl_3$, à l'aide d'une base (Lengo, 1994). Ces types de coagulants sont utilisés lorsqu'une réaction plus rapide est requise, comme c'est le cas dans les eaux froides. Une étude (Kaeding *et al.*, 1992) compare les performances de l'alun et d'un coagulant pré hydrolysé, le polychlorure d'aluminium ou PACI. Cette étude, réalisée à une température de 20°C, montre que la plage de pH d'utilisation du PACI est plus large et la dose requise plus faible. De plus, le PACI permet d'obtenir un émulsion de meilleure qualité que l'alun. Par contre, l'utilisation de l'alun est souvent retenue car il est moins cher que le PACI

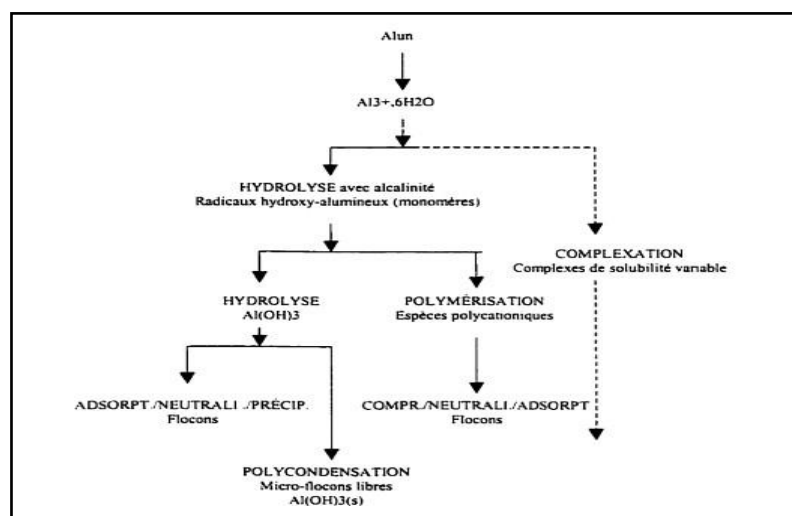


Figure I.6. Mécanismes et produits dérivés de l'alun lors de la coagulation
(Tardat-Henry, 1989)

I.4.2.2. Aides-coagulants (adjuvant de floculation)

L'utilisation d'un seul coagulant ne permet pas, dans tous les cas, d'obtenir une bonne coagulation-floculation. L'utilisation d'un aide-coagulant permet d'améliorer les performances du procédé. Les adjuvants les plus utilisés sont la silice activée et les polyélectrolytes. Ils agissent par adsorption et pontage entre les particules colloïdales. Les polyélectrolytes sont de types anioniques, cationiques et non anioniques, de structures longitudinales et de masses moléculaires élevées. La silice activée est un des premiers aides-coagulants utilisés. Son coût est faible et elle est efficace en eau froide lorsqu'elle est combinée avec le sulfate d'aluminium. Elle est produite à partir d'une solution de silicate de sodium à laquelle on ajoute un réactif pour l'activation qui résulte en la formation d'un gel (*Julien, 1983*). La silice est souvent activée par neutralisation à l'aide d'un acide, soit l'acide sulfurique ou le chlore gazeux.

Tambo (1991) a fait une synthèse sur les concepts de base de la coagulation-floculation qui permettent de comprendre les principaux mécanismes de la coagulation-floculation. On y décrit les effets bénéfiques de l'ajout d'un polymère sur la formation des floes et sur leur décantation. *Adachi (1994)* tente d'évaluer l'impact de l'utilisation d'un polymère sur la floculation. Les résultats ont montré que le taux de floculation est amélioré lorsqu'on utilise un polymère en plus de l'alun. Ces résultats vont dans le même sens que ceux présentés par *Tambo (1991)*.

Selvapathy et Reddy, 1992 évalue les performances d'un polyélectrolyte cationique en tant que coagulant primaire ou aide coagulant avec l'alun. Les résultats permettent aux auteurs de conclure que, lorsque est utilisé comme coagulant primaire, nécessite des temps de coagulation et de maturation plus longs et un temps de décantation plus court que l'alun. Lorsqu'il est utilisé avec l'alun, il permet de réduire toutes les variables mentionnées. De plus, l'injection du polyélectrolyte en tant que coagulant primaire avant l'ajout d'alun permet d'améliorer la qualité de l'eau décantée. Cette étude justifie donc l'utilisation d'un polyélectrolyte cationique comme aides-coagulants pour le traitement des eaux.

I.4.3. Facteurs influençant la coagulation

Les performances de la coagulation et de la floculation dépendent de nombreux facteurs, dont certains sont interdépendants, ce qui rend leur optimisation difficile. Les caractéristiques de la source d'eau, les conditions d'agitation, le temps de floculation, les produits chimiques sélectionnés et l'ajout au processus de coagulation affecteront les performances de la coagulation (*Ignasius D.A. Sutapa, 2014*). Afin d'optimiser la coagulation, il faut tenir compte de plusieurs variables en interrelation, comme le pH, les sels dissous, la température de l'eau,

le coagulant utilisés, les conditions de mélange, la turbidité et la couleur (Désjardins, 1997). Ces interrelations complexes interdisent actuellement toute approche théorique permettant de prédire quelles sont les concentrations optimales de coagulants.

I.4.3.1.Effets du pH

Le pH a une influence primordiale sur la coagulation. C'est la variable la plus importante à prendre en considération au moment de la coagulation (Désjardins, 1997). Il est d'ailleurs important de remarquer que l'ajout d'un coagulant modifie souvent le pH de l'eau. Cette variation est à prendre en compte afin de ne pas sortir de la plage optimale de précipitation du coagulant. Selon les caractéristiques d'une eau, il existe un pH optimal permettant la meilleure coagulation (Julien, 1983). Ce pH se situe souvent dans la plage où la solubilité du coagulant utilisé est minimale, ce qui permet une meilleure précipitation. En effet, une coagulation réalisée à un pH non optimal peut entraîner une augmentation significative du temps de coagulation. En général, le temps de coagulation est compris entre 15 secondes et 3 minutes. Le pH a également une influence sur l'élimination des matières organiques. (LOUNAS, 2009). La valeur du pH pour le Processus de coagulation varie en fonction du coagulant et des caractéristiques de l'eau choisie (Ignasius D.A. Sutapa, 2014).

I.4.3.2.Effets de la température

La température joue un rôle important. En effet, une température basse, entraînant une augmentation de la viscosité de l'eau, crée une série de difficultés dans le déroulement du processus : la coagulation et la décantation du floc sont ralenties et la plage du pH optimal diminue. Pour éviter ces difficultés, une solution consiste à changer de coagulant en fonction des saisons (LOUNAS. 2009). Nous savons qu'une baisse de la température ralentit la cinétique des réactions chimiques. L'équation d'Arrhenius décrit bien l'effet de la température sur les constantes cinétiques (Becker et Wentworth, 1972). Une baisse de température se traduit par une réduction de la constante de vitesse **k**

$$K = Ae^{-E_a/RT} \dots\dots\dots (I.5)$$

Où

A = constante de réaction propre au produits concernés;

E_a = énergie d'activation

R = constante des gaz

T = température

Les premières études sur la coagulation-floculation en eau froide remontent à près de cinquante ans. En effet, Camp et al. (1940) expliquent le problème en eau froide de deux façons :

- 1) la solubilité des coagulants est plus faible;
- 2) l'augmentation de la viscosité de l'eau freine la décantation des floes. Une solution proposée par ces auteurs est d'augmenter l'intensité du mélange afin que le coagulant soit mieux dispersé et qu'un floc de meilleure qualité soit obtenu. Une autre solution proposée est d'ajuster le pH en eau froide afin que la solubilité des coagulants soit minimale. Cette dernière solution a été supportée par plusieurs chercheurs dans les années subséquentes (*Maulding et Harris. 1968, Van Benschoten et Edzwald, 1990, Hanson et Cleasby, 1990, Va.n Benschoten et al.. 1992, Kang et al.: 1995*). Par contre, plusieurs de ces chercheurs ont conclu que certains coagulants sont moins affectés par de basses températures.

La plage de pH optimal varie lorsque la température de l'eau varie. Pour l'alun, le pH optimal augmente d'environ 0,6-0,8 unités lorsque la température de l'eau passe de 20 °C à 4 °C, alors que pour le chlorure ferrique, l'augmentation du pH optimal est d'environ 0,4 unité (Kang et al.. 1995).

Des études ont été faites afin de déterminer le coagulant qui est le moins affecté par une baisse de la température. *Morris et Knocke (1984)* comparent l'effet de la température sur les performances du chlorure ferrique FeCl₃, et du chlorure d'aluminium AlCl₃. L'évaluation des produits est basée sur la cinétique des réactions, les caractéristiques des floes formés et l'enlèvement de la turbidité. Ils concluent que les cinétiques de réaction sont plus faibles en eaux froides et que leur meilleur enlèvement de la turbidité est réalisé par le FeCl₃ comparé au AlCl₃. De plus, ils remarquent que les floes formés à partir du chlorure d'aluminium sont plus petits et plus difficilement décantables. *Désjardins (1997)* a dit qu'une diminution de la température de l'eau entraîne une augmentation de sa viscosité ; c'est ce qui explique les difficultés de décantation du floc. On peut surmonter de diverses manières les difficultés dues à une diminution de la température de l'eau :

- On effectue la coagulation dans la plage de pH optimale pour cette eau à cette température.
- On augmente la quantité de coagulant, ce qui a pour effet d'accroître la probabilité de collisions entre les particules et d'élargir la plage de pH optimale.

- On augmente la turbidité de l'eau (par addition de glaise), afin d'alourdir le floc, ou on ajoute un aide coagulant (silice activée ou polyélectrolyte) pour alourdir et renforcer le floc.

I.4.3.3. Effets du coagulant

Le choix du coagulant peut influencer les caractéristiques de la coagulation. Ainsi, même si l'alun est le coagulant le plus utilisé, il peut être avantageux de le remplacer par un autre coagulant ou de mettre de l'adjuvant selon les caractéristiques de l'eau à traiter. Le sulfate ferrique procure en effet à plusieurs eaux une plage de pH optimale plus large que celle due à l'alun. De plus, pour un même pH élevé, le sulfate ferrique est moins soluble que l'alun. On ne peut choisir un coagulant et en déterminer la concentration optimale qu'après essai au laboratoire vu la complexité du phénomène (Desjardins, 1997). Le coagulant qui est habituellement fortement acide a tendance à abaisser le pH de l'eau. Une dose de coagulant excessive entraîne une augmentation du coût d'exploitation, tandis qu'un dosage insuffisant conduit à une qualité de l'eau traitée insuffisante. La quantité de réactifs ne peut pas se déterminer facilement.

La difficulté principale est de déterminer la quantité optimale de réactif à injecter en fonction des caractéristiques de l'eau brute. A l'heure actuelle, il n'existe pas de modèle qui permet de déterminer le taux de coagulant en fonction des différentes variables affectant le procédé. La détermination du taux de coagulant est effectuée par analyse au laboratoire tous les jours, à l'aide d'un essai expérimental appelé « Jar-test » Cet essai consiste à mettre des doses croissantes de coagulant dans des récipients contenant la même eau brute. Après quelques instants, on procède sur l'eau décantée à toutes les mesures utiles de qualité de l'eau. La dose optimale est donc déterminée en fonction de la qualité des différentes eaux comparées. (LOUNAS. 2009).

Haarhoff et Cleasby (1988) comparent le chlorure ferrique et le sulfate d'aluminium. Ils ont conclu que le chlorure ferrique permet un meilleur enlèvement de la turbidité que l'alun, mais occasionne un colmatage plus rapide des filtres. *Van Benschoten et Ednvald (1990)* comparent les performances de l'alun et d'un coagulant préhydrolysé, le PACI dans des eaux à 25°C et à 4°C. Le temps de floculation est de 30 minutes suivies d'une heure de décantation. Les résultats montrent que le pH optimal varie en fonction de la température pour l'alun ce qui confirme les résultats de *CAMP et al. (1940)*. Quant au PACI, une basse température est moins nuisible, la turbidité, la mobilité électrophorétique ainsi que la solubilité des composés dérivés de

l'aluminium sont moins affectés. La précipitation des produits formés à partir du PACl est possible sur une plage plus large de pH.

I .4.3.4.Effets des sels dissous

Les sels contenus dans une eau exercent les influences suivantes sur la coagulation et la floculation (Desjardins, 1997) :

- Modification de la plage de pH optimale ;
- Modification du temps requis pour la floculation ;
- Modification de la quantité de coagulant requis ;
- Modification de la quantité résiduelle de coagulant dans l'effluent.

L'addition d'ions sulfates, SO_4^{2-} , élargissait la plage de pH optimale vers l'acidité, alors que l'addition d'orthophosphates, déplaçait, sans l'élargir, la plage de pH optimale vers l'acidité.

Desjardins (1997) a cité qu'à partir d'observations expérimentales, on peut par ailleurs affirmer que :

- La coagulation à l'aide des sels d'aluminium ou de fer est davantage affectée par les anions que par les cations. Ainsi, les ions sodium, calcium et magnésium exercent une influence minime sur la coagulation ;
- Les anions élargissent vers l'acidité la plage de pH optimale. Cette influence est d'autant plus marquée que la valence des anions est élevée.

I .4.3.5.Effets de l'alcalinité

L'alcalinité naturelle de l'eau réagit avec l'alun pour former le précipité d'hydroxyde d'aluminium. Il faut donc un minimum d'alcalinité pour que l'alun agisse correctement. Ce minimum permet aussi de stabiliser le pH dans la plage optimale au cours de la coagulation (Julien, 1983). Dans les eaux de faibles alcalinités, des coagulants préhydrolysés peuvent s'avérer avantageux car ils en consomment moins.

I .4.3.6.Effets du mélange

On procède à un mélange des produits chimiques en deux étapes (Desjardins, 1997 ; Rodier et al., 2005). La première étape de mise en contact entre l'eau à traiter et le coagulant est énergique et de courte durée (2minutes au maximum) ; c'est le mélange rapide. Son but est de disperser les produits dans la totalité du volume d'eau à traiter afin de neutraliser la charge des particules et d'amorcer le processus de floculation par la formation des microflocs.un mélange rapide inadéquat entraîne en général un accroissement de la qualité de produits

chimiques nécessaires. La turbidité résiduelle dépend du temps de mélange rapide et pour chaque combinaison de gradient de vitesse et dose du coagulant injecté ; il existe un temps de mélange rapide associé au minimum de turbidité. La deuxième étape c'est l'agitation lente (30 à 60 minute). Le but est de favoriser les contacts entre les particules de floes, de turbidité et de couleur et former des floes décantables.

I .4.3.7.Influence de la turbidité

La turbidité est, elle aussi, un paramètre influant sur le bon fonctionnement du procédé de coagulation. Dans une certaine plage de turbidité, l'augmentation de la concentration en particules doit être suivie d'une augmentation de la dose de coagulant. Quand la turbidité de l'eau est trop faible, on peut augmenter la concentration en particules par addition d'argiles. Dans le cas de fortes pluies, l'augmentation des MES favorise une meilleure décantation. Enfin, pour grossir et alourdir le floc, on ajoute un adjuvant de floculation (LOUNAS, 2009).

Desjardins (1997) a signalé que :

- Lorsque la turbidité augmente, il faut augmenter la concentration de coagulant. L'augmentation de la quantité de coagulant ne varie toutefois pas de façon linéaire en fonction de l'augmentation de la turbidité.
- Lorsque la turbidité est très élevée, la quantité de coagulant est relativement faible, car la probabilité de collision entre les particules est très élevée. Par contre lorsque la turbidité est faible, la coagulation est très difficile.
- La matière organique adsorbée sur les particules de glaise n'exerce aucune influence sur la quantité de coagulant nécessaire.
- Lorsque la turbidité est due à des particules de diamètres variés, il est plus facile d'effectuer la coagulation que lorsqu'elle est imputable à des particules de diamètres sensiblement égaux.

I .4.3.8.Influence de la couleur

En général, la couleur d'une eau est due à la décomposition de matières organiques contenues dans l'humus des sols. Elle dépend donc d'une grande variété de composés organiques, dont les substances humiques, lesquelles sont des polymères dont la masse moléculaire varie de 800 à 50000. Des études ont révélé que 90% des particules responsables de la couleur avaient un diamètre supérieur à 3.5 nm ; ces particules sont donc des particules colloïdales beaucoup plus petites que les particules de glaise responsable de la turbidité (rappelons que le diamètre des particules de glaise est de l'ordre 1µm). La plus part

des particules responsable de la couleur possèdent des charge négatives à leur surface, dont l'intensité dépend du degré d'ionisation et du pH de l'eau. On peut dire que les particules responsables de la couleur sont de natures organiques, hydrophiles, petites et chargées négativement. (Desjardins, 1997). La quantité de coagulant requise est fonction de la couleur initiale ; pour un pH optimal, la couleur résiduelle décroît proportionnellement avec l'augmentation de la quantité de coagulant utilisée. Le pH optimal pour l'élimination de la couleur varie entre 4 et 6, alors le pH optimal pour celle de la turbidité varie entre 6,5 et 7,5.

I .4.4.Choix de coagulant

Un certain nombre de paramètres doivent être pris en compte :

- Température de l'eau,
- Caractéristiques des eaux brutes (dont l'équilibre calco-carbonique),
- Paramètres physico-chimiques à inclure ou éliminer prioritairement (turbidité et/ou Matières Organiques, par exemple).
- Gestion de l'exploitation (stocks, automatisme, etc.).
- Coût du produit.
- Choix imposé ou considération esthétique.

I .5.Floculation

La floculation est l'ensemble des phénomènes physico-chimique menant à Processus de grossissement et d'uniformisation des flocons sous l'influence d'un brassage modéré (Beaudry, 1984). Elle a pour but d'augmenter la probabilité des contacts entre les particules colloïdales déstabilisés et leur agglomération pour accroître son volume, sa masse, et sa cohésion. (Beaudry, 1984). Deux mécanismes assurent la mobilité des particules : le mouvement brownien (floculation pércinétique); et le brassage mécanique (floculation orhocinétique).

I .5.1.Types de floculation

I .5.1.1.Floculation pércinétique

Par le mouvement brownien ; le mouvement aléatoire des particules causée occasionnellement des collisions. Ce mécanisme est plus efficace que la sédimentation différentielle mais il demeure lent et produit de petits agglomérats (Svarowsky, 2000). Au cours du processus de floculation lui-même, le mouvement Brownien a de moins en moins d'effet sur le mouvement des particules dont la taille augmente progressivement. Cette

augmentation accroît aussi l'influence de la barrière énergétique et ceci réduit encore le contact péricinétique dès que le diamètre de particules dépasse $1\ \mu\text{m}$ (Masschlin, 1996).

Desjardins (1997) a mentionné que le nombre total de particules varie selon l'équation suivante

$$\frac{dN}{dt} = -4 \frac{\Gamma k(N)^2}{3\eta} \dots\dots\dots (I.6)$$

Où dN/dt = le taux de variation du nombre de particules dans un volume unitaire

N = nombre de particules par m^3

Γ = Fraction du nombre de choc productif de floes (Γ = Nbre de collisions effectives/ Nbre de collisions totales)

k = constante de Boltzmann ($1,38 \times 10^{-23} \text{ J.K}^{-1}$)

θ = température (K)

η = viscosité dynamique de l'eau (Pa.s)

Le taux de variation du nombre de particules, lors de la floculation péricinétique est important lorsque la taille des particules est inférieure à $1\ \mu\text{m}$. Au-delà de cette taille, d'autres mécanismes doivent être utilisés afin d'assurer un taux d'agrégation plus raisonnable.

Cette floculation n'intervient que pour de petites particules dont la taille est inférieure à 1 micron. Elle favorise la formation du micro-floc.

I.5.1.2. Floculation orthocinétique (ou Macro floculation)

Ce type de floculation est fonction de l'énergie dissipée dans le fluide. Elle est donc causée par le brassage de l'eau qui permet d'augmenter les chances de contacts entre les particules (Sincero et Sincero, 2003). La vitesse du fluide varie dans l'espace et dans le temps et est caractérisée par le gradient de vitesse, G .

L'efficacité du processus, lorsque le régime est turbulent, est exprimée selon l'équation de Smoluchowski (Desjardins, 1997)

$$\frac{dN}{dt} = -\frac{2}{3} \Gamma G d^3 N^2 \dots\dots\dots (I.7)$$

où G = gradient de vitesse (s^{-1})

d = diamètre des particules (m)

dN/dt = taux de floculation (ou taux de décroissance du nombre de flocons dû au brassage)

I.5.1.2.1. Importance du gradient de vitesse

Le gradient de vitesse est défini par l'équation suivante :

$$G = \sqrt{\frac{P}{\mu V}} \quad \text{(I.8)}$$

Où P = puissance réellement dissipée (W)

V = volume du bassin m^3

μ = viscosité dynamique de l'eau (kg/m.s)

- Le taux de collision est proportionnel à G
- Le nombre de collision est proportionnel à $G \times t = G \times V/Q$

Dans un flocculateur classique l'agitation est assurée par un ensemble de pales parallèles à l'axe de rotation et qui tourne à vitesse constante.

$$P(w) = \frac{1}{2} C_d \rho A_p v^3 \quad \text{(I.9)}$$

La puissance dissipée dans le cas d'un flocculateur à pales est:

C_d : coefficient de traînée ($C_d = 1.8$ pour une pale plate)

A_p (m^2): surface de la pale

v (m/s): vitesse relative de la pale par rapport au liquide $= 0.75 v_p$

v_p : vitesse de la pale

gradient de vitesse est l'un des paramètres importants agissant sur la probabilité de rencontre des particules. Il n'est pas possible de l'augmenter exagérément. En effet, pour des valeurs trop élevées de G, le floc formé subit un cisaillement mécanique entraînant sa destruction. Les valeurs généralement admises pour G sont :

- en coagulation: jusqu'à 400, voire 1000 s^{-1}
- en floculation: de l'ordre de 100 s^{-1} .

I.5.2. Flocculants

Pour améliorer la floculation, on ajoute des adjuvants minéraux ou organiques, d'origine naturelle (amidon, alginates, etc.) ou synthétique (polymères de synthèse).

Des **polymères minéraux** (silice activée) et des **polymères naturels** (amidon, alginate) ont d'abord été utilisés. Mais, l'apparition de **polymères de synthèse** très diversifiés a fait évoluer considérablement les performances de la floculation.

Le taux de traitement à mettre en œuvre est donné, comme pour le coagulant, par un essai de floculation. Le temps à respecter entre les ajouts du coagulant et du flocculant est primordial. En effet, un flocculant n'est en général efficace que lorsque la phase de coagulation est achevée. La durée de cette dernière dépend de la nature des colloïdes, mais aussi de la température de l'eau brute. Les paramètres principaux à considérer sont la taille, la cohésion du floc et sa vitesse de décantation.

L'emploi de flocculants de synthèse conduit souvent à un volume de boue très inférieur. Combiné à des méthodes modernes de séparation, il peut permettre de produire des boues très épaisses, traitables directement par une unité de déshydratation.

I.5.2.1. Adjuvants de floculation "naturels"

I.5.2.1.1. Flocculants minéraux

a. Silice activée

La silice activée a été le premier flocculant employé. Elle donne de bons résultats principalement quand elle est associée au sulfate d'aluminium en eau froide. Préparée juste avant utilisation par neutralisation partielle de l'alcalinité d'une solution de silicate de sodium, elle est introduite après le coagulant. Le taux de traitement à mettre en œuvre est de 0,5 à 4 mg.l⁻¹ exprimé en SiO₂.

b. Silico-aluminate

Lorsque le coagulant est du sulfate d'aluminium (ou un autre sel d'aluminium), l'acidité de ce produit peut être utilisée à la place de celle de l'acide sulfurique pour réaliser l'activation du silicate de sodium.

c. Autres adjuvants minéraux

En amont d'une décantation ou d'une filtration, certains produits sont utilisés pour charger une eau brute qui ne contient pas assez de MES. Ce ne sont pas des flocculants mais ils participent à la croissance du floc et à sa densification.

Ce sont par exemple

- certaines argiles (bentonite, kaolin),
- blanc de Meudon ou carbonate de calcium précipité,
- Kieselguhr (diatomées),
- charbon actif en poudre (utilisé principalement comme adsorbant),

I.5.2.1.2. Floculants organiques (polymères naturels)

Ce sont des polymères naturels extraits de substances animales ou végétales.

a. Alginates

Les alginates de sodium sont obtenus à partir de l'acide alginique, lui-même extrait d'algues marines. Les constituants essentiels de cette structure polymérique sont l'acide mannuronique et l'acide guluronique. La masse molaire est de l'ordre de 10^4 à $2 \cdot 10^5$.

Ce sont des produits particulièrement efficaces comme adjuvants de floculation avec les sels ferriques. Ils peuvent donner également de bons résultats avec les sels d'aluminium. Les taux de traitement sont de 0,5 à 2 mg.l⁻¹.

b. Amidons

Les amidons sont obtenus à partir de pommes de terre, de tapioca ou d'extraits de graines végétales. Ce sont des polymères de glucopyranose ramifiés et non linéaires parfois partiellement dégradés (OH-) ou dérivés (carboxy - éthyl-dextrone). Ils sont appliqués entre 1 et 10 mg l⁻¹, de préférence avec des sels d'aluminium.

Amidons et alginates sont des produits solides qui doivent être préparés à une concentration de 5 à 10 g.l⁻¹. Leur dégradation en milieu aqueux peut être rapide quand la température extérieure est élevée (plus de 20 °C). Les cuves de préparation doivent être régulièrement nettoyées (risques de fermentation).

c. Autres composés

Il existe beaucoup d'autres floculants organiques naturels, mais ils sont surtout employés dans des procédés industriels spécifiques (hydrométallurgie, papeterie, ...).

Ce sont essentiellement des polysaccharides:

- galactomannanes (gommes: Guar, Caroube),
- pectines,
- xanthanes (fermentation aérobie de sucres par une bactérie de genre *Xanthomonas* ; exemple: le Rhodopol).

D'autres produits sont également rencontrés tels que les dérivés de la cellulose (carboxyméthyl-cellulose), les gélatines et les tannins.

I.6. Test jar-test

La détermination de la dose de coagulant en laboratoire est réalisée par ce qu'on appelle le jar test. Il consiste en une rangée de béciers alignés sous un appareillage permettant de tous les agiter à la même vitesse (voir figure I.7). Les vitesses de rotation variant entre 0 et 200 tr/min. Les différents béciers ont reçu une dose différente de réactifs et à la fin de l'expérimentation, on détermine quels sont les couples quantités de réactifs / vitesse et temps d'agitation qui permettent d'obtenir l'eau la plus limpide, les floccs les plus gros et les mieux décantés. Concernant les vitesses d'agitation, la seule certitude est que la coagulation nécessite une vitesse d'agitation plutôt rapide afin de bien mélanger l'eau et que les colloïdes et les cations métalliques se rencontrent et se neutralisent, la floculation, quant à elle nécessite une vitesse relativement lente afin de favoriser la rencontre et l'agrégation des colloïdes mais sans détruire les floccs déjà formés.



Figure I.7. Essais de jar -test (Station El- Maouane

Chapitre II:

Présentation des zones d'étude

II. Introduction

Le traitement des eaux brutes après leur captage dépend de leur qualité et de leurs constituants, critères qui varient dans le temps. L'eau puisée dans l'environnement doit donc être analysée en continu avant de subir le traitement de potabilisation approprié. Il est important de rassembler les différentes données permettant la connaissance de la zone faisant objet de notre projet. Dans ce chapitre, nous allons présenter brièvement les stations sur lesquelles nous avons travaillé ; il s'agit de trois stations de traitement en eau potable qui sont la station de traitement d'Ain Tinn, Oed El Athmania et la station de Mahouane. Notre choix c'est fixé sur ces trois stations vu la disponibilité des données nécessaires à l'élaboration de ce travail.

II.1. Présentation générale des zones d'étude

II.1.1. Situation géographique

II.1.1.1. Station d'Ain Tinn

Ain Tinn est une commune de la wilaya de Mila (voir figure II.1.). La station de traitement d'Ain Tin est située sur les marges septentrionales des hautes plaines au Nord Est de l'Algérie à une dizaine de kilomètres à l'Est de la ville de Mila. La commune est délimitée:

- Au Nord par la commune de Mila
- A l'Est par la commune d'Ibn Ziad de la wilaya de constantine
- Au Sud par la commune de Sidi Khelifa
- A l'Ouest par la commune de Mila.

Elle s'inscrit dans le cadre de projet du transfert des eaux du barrage de Beni Haroun, en permettant de produire suffisamment d'eau potable pour toute l'agglomération de Mila et ses communes, et d'approvisionnement en eau potable des villes de Mila, Constantine et les régions avoisinantes à partir du transfert de Beni Haroun. La station d'Ain Tinn est alimentée gravitairement en eau brute à partir du barrage de Beni Haroun située à environ 20 kilomètres en amont de la station. La capacité nominale de la station est de 64 500 m³/j basé sur un approvisionnement en eau brute de 67 725 m³ /j et un débit d'eau de lavage recyclé maximal de 5%. La conduite d'eau brute arrive à l'entrée du brise charge de la station de traitement Ain Tin en passant par une vanne de régulation de pression DN 800, et le réservoir d'eau traitée est d'une capacité de 22000 m³, réalisé juste à l'aval de la station de traitement.



Figure II.1. Carte de la wilaya de Mila avec ces communes (B).

II.1.1.2. Station Oued El Athmania

Oued El Athmania fait partie de la daïra de Chelghoum El Aid de la wilaya de Mila. Elle est située à 13 km au Nord-Est de Chelghoum Laïd (voir figure II.1). La commune est délimitée:

- Au Nord par la commune de Mila
- A l'Est par la commune d'Ibn Ziad de la wilaya de Constantine
- Au Sud par la commune de Sidi Khelifa
- A l'Ouest par la commune de Mila.

La station de traitement des eaux d'Oued Athmania est située dans la wilaya de Mila à l'Est de l'Algérie. Elle a une capacité nominale de 262.000 m³/j basée sur un approvisionnement en eau brute de 276.000 m³/j. Elle est alimentée gravitairement à partir du barrage de Sidi Khelifa exclusivement alimenté par le barrage de Beni Haroun et elle occupe une superficie de 6 hectares. La vue générale de la station d'Oued El Athmania est représentée sur la figure II.2.



Figure II.2. Vue générale sur la station d'Oued Athmania

II.1.1.3. Station Mahouane

Mahouane fait partie de la commune d'El Ouricia, daïra Ain Arnat, wilaya Sétif (voir la figure II.3). Elle est située à 10 km au nord du chef-lieu de cette wilaya. Elle est délimitée :

- Au Nord par la commune d'Amoucha et Ouled Addouane
- A l'Est par la commune de Beni Fouda
- Au Sud par la commune de Setif
- A l'Ouest par la commune d'Ain Abessa.

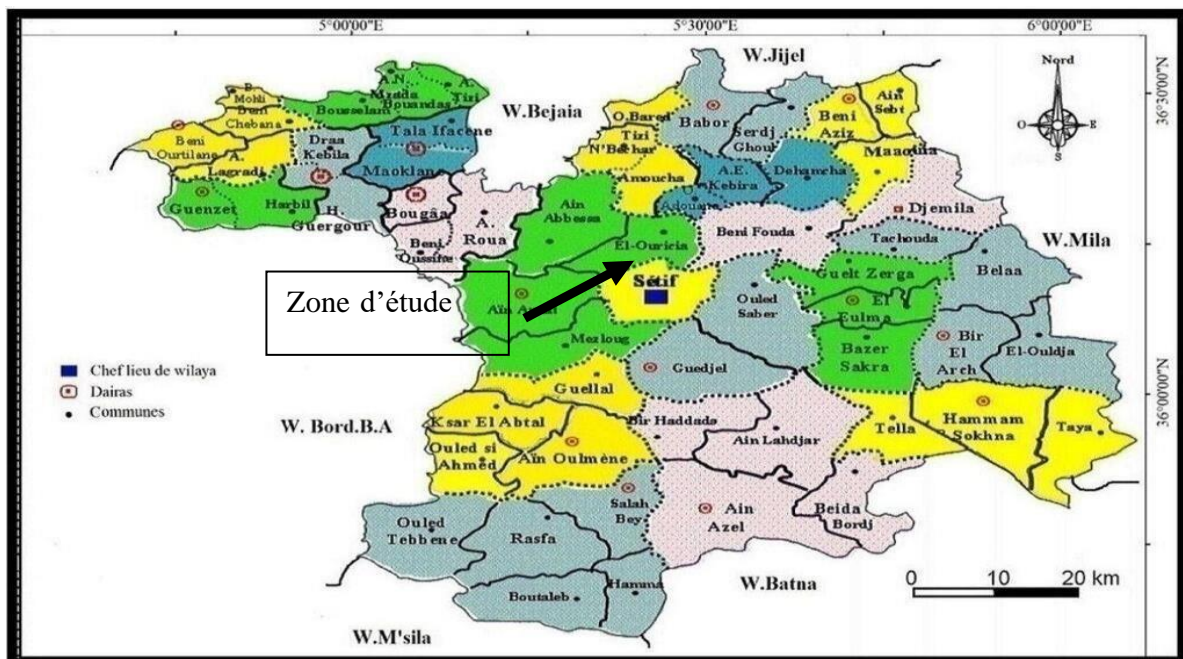


Figure II.3. Carte de la wilaya de Sétif avec ces communes (C).

II.1.2. Situation topographique

II.1.2.1. Stations de Ain Tinn et Oued El Athmania

Morphologiquement, le terrain de notre étude présente un relief hétérogène d'où la majorité des terres a des pentes qui varient entre 10 % et 25 % sont susceptibles de recevoir des constructions. Il est à noter, que les terrains présentant une bonne disponibilité d'aménagement se trouve dans la partie nord, au sud – est. Le reste des terrains est par contre accidenté avec des fortes pentes supérieures à 30 %.

Le relief de la wilaya de Mila est varié. On y trouve :

- Des massifs montagneux dans la partie Nord de la wilaya dont l'altitude la plus élevée est de 1256m.
- En dessous des communes limitrophes avec la wilaya de Jijel, le relief est caractérisé par des collines et des piémonts.
- La partie centrale de la wilaya comporte de hautes plaines.
- Au sud, on trouve des massifs montagneux d'une altitude de 1000 m

Le relief de la wilaya de Mila est donc caractérisé par une diversité de paysages qui lui donnent un cachet caractéristique des activités diverses.

Le relief de la zone d'étude, On y trouve :

- Un massif montagneux dans la partie sud-ouest de la zone d'étude dont l'altitude la plus élevée est de 1256m.
- La partie centrale de la zone d'étude comporte un relief modéré.
- Au nord, on trouve les zones les plus basses à 242 m.

II. 1.2.2. Stations de Mahouane

La structure naturelle de la ville de Setif caractérisée par la non homogénéité parce qu'elle se situe entre deux régions différentes l'atlas tellien dans le nord et la chaîne du désert dans le sud, et la région des plaines au milieu, cette diversité fait de la ville de Setif, en particulier une région caractérisée par la largeur et la hauteur allant à 1000 mètres.

Le relief est caractérisé par deux grandes composantes :

- Une zone de hautes plaines au Nord de la commune avec une altitude qui varie entre 800 et 950m

Une chaîne montagneuse : c'est la partie la plus élevée (1440).

II.1.3. Situation géologique et hydrogéologique

Les zones d'Ain Tinn et oued El Athmania sont situées dans la partie Nord des hautes plaines constantinoises, sur la bordure Sud de la zone est limitée par un relief très accidenté de djebel Grouz, tandis que la bordure Nord-Ouest est limitée par un relief isolé à coté de Mechta Ouled Salah.

La région est située entre deux unités géologiques qui sont la nappe néritique constantinoise au Sud (au niveau du massif de Djebel Grouz) et la nappe penitellienne au Nord, dans une dépression du Miopliocène Continental constituée essentiellement de formations peu ou pas tectonisés du Quaternaire ou l'on constate de plus récent au plus ancien.

- **Alluvions récentes**

Les alluvions récentes forment généralement une mince bande souvent discontinue, il s'agit d'une banquette de limons gris, de sables et de graviers.

- **Villafranchien**

Constitué de croûtes calcaires, qui sont des formations caractéristiques des hautes plaines setifiennes, des dépôts limoneux assez fins, et des alluvions.

- **Miopliocène Continental**

S'étendent sur de grandes surfaces surtout à l'Est et à l'Ouest de l'agglomération du chef-lieu, et les formations caractérisant ces terrains sont des sables, des limons rougeâtres, descailloutis et des conglomérats.

D'autres formations plus anciennes peuvent être rencontrées à savoir :

- **Crétacé inférieur**

Il s'agit d'une alternance de calcaires argileux légèrement silteux et de pelites plus ou moins marneuses selistosées.

- **Cenonien et Turonien**

Sont représentés par des calcaires massifs pouvant atteindre les 300 m d'épaisseur.

- **Albien – Vraconien :**

L'Albien et le Vraconien ne sont représentés qu'au Djebel Grouz sous la barre carbonatée Cénomaniennne. La série Albienne débute par des marnes silteuses noirâtres à intercalations de marno-calcaires micritiques au-dessus des calcaires à silex à bancs jointifs.

La région de Mahouane présente une géologie très complexe :

La stratigraphie et la lithologie : les terrains qui affleurent dans le territoire de la commune sont des terrains sédimentaires, c'est des étages du tertiaire, du secondaire, et enfin du quaternaire. L'hydrogéologie de la région présente une structure calcaire sur les monticules et

les dépôts du quaternaire sur la haute plaine. Ces éléments sont des atouts déterminant pour dire que la zone présente de grande capacité en eau souterraine.

II.1.4. Situation climatologique

II.1.4.1. Pluviométrie

La région d'étude à un climat semi-aride caractérisé par une saison particulièrement froide et humide en hiver, et une saison sèche et chaude en été. La pluviométrie moyenne annuelle est estimée entre 500 mm et 600 mm/an (Figure II.4), du fait que les précipitations sont généralement concentrées durant la saison d'hiver, cependant la période d'été n'en reçoit que peu. L'essentiel des précipitations est enregistré pendant la saison pluvieuse qui s'étale du mois d'Octobre au mois du Mai.

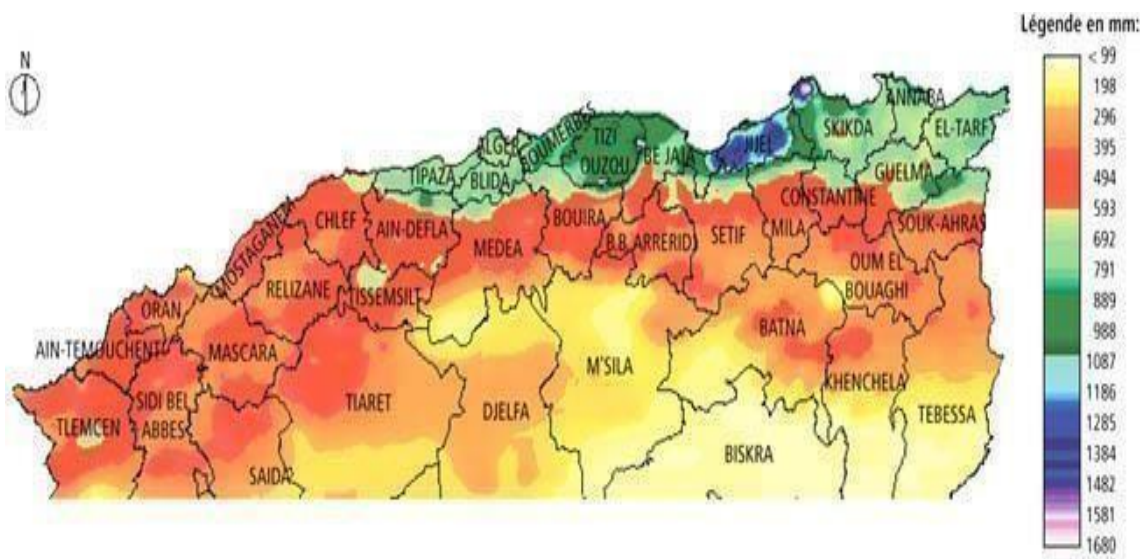


Figure II.4. Carte pluviométrique de l'Algérie (D).

II.1.4.2. Température

Pour les stations de la région de Mila, les données météorologiques utilisées pour les différents calculs sont celles de la station de Hammam Grouz.

Les températures moyennes mensuelles et saisonnières relevées de la station de Hammam Grouz pour une période de 21 ans (1989-2009), sont dressées dans le tableau (Tableau II.1) ci-dessous.

Tableau II.1. Températures moyennes mensuelles de la station de Hammam Grouz, période (1989-2009).

Température	MOIS											
	Sept	Oct	Nov	Déc	Jan	Fév	Mar	Avr	Mai	Juin	Juil	Aou
T°max °c	28,65	23,94	17,48	12,85	11,13	12,52	16,1	17,97	24,23	29,05	33,07	32,36
T°min °c	15,18	11,17	6,27	3,23	1,96	2,04	4,64	7,12	11,34	14,98	17,41	17,58
T°moy °c	21,91	17,55	11,87	8,04	6,55	7,28	10,37	12,54	17,78	22,01	25,24	24,97

La figure II.5 représente la variation mensuelle de la température au niveau de la station de Hammam Grouz

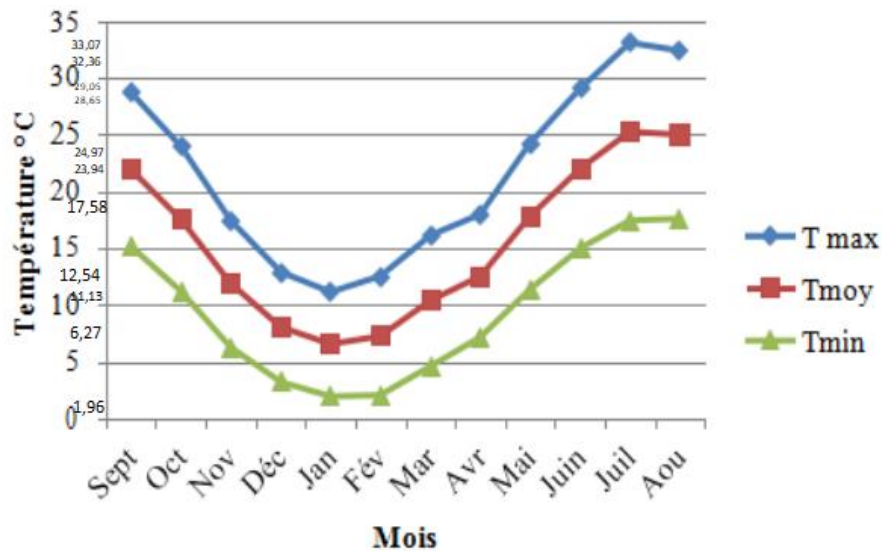


Figure II.5. Variation mensuelle de la température au niveau de la station de Hammam Grouz.

La température moyenne annuelle est de l'ordre de 15.51°C, cette température atteint un maximum de 33.07°C en été et un minimum de 1.96°C en hiver. Les mois les plus chauds sont ceux d'été (Juin, Juillet et Aout), par contre les plus froids sont ceux de l'hiver (Décembre, Janvier et Février).

La station de Mahouane fait partie du climat méditerranéen à étage frais, elle subit les influences climatiques des reliefs dominants du nord en montagnes et en vallées selon l'exposition des versants et celle du SAHARA en raison de sa position continentale.

- La moyenne mensuelle des températures est de 14.10 C°
- La moyenne mensuelle du mois le plus froid de l'année est le mois de Janvier avec 4.80C°.
- La moyenne mensuelle du mois le plus chaud de l'année est le mois de Juillet avec 33.07C°.
- L'année est divisée en deux (02) saisons bien distinctes.
- Saison chaude : débute en Mai et s'achève en Octobre
- Saison froide : s'étale de Novembre à Avril.

II.1.4.3. Vent

Les vents dominants dans la région sont les vents du Nord-est qui sévissent de Mai à Septembre.

Par contre, ceux du Nord-Ouest sont très fréquents d'Octobre à Avril. Le siroco est fréquent

en été, il souffle en moyenne de 15.3 jours par an, ce vent chaud et sec à pouvoir desséchant par l'augmentation brutale de la température, des manifestations orageuses peuvent se déclencher après ce siroco

II.1.4.4. Sismicité

Le territoire algérien divisé en quatre zones de sismicité croissante (Figure II.6) qui son :

- Zone 0 : sismicité négligeable ;
- Zone 1 : sismicité faible ;
- Zone 2 : sismicité moyenne ;
- Zone 3 : sismicité élevée.

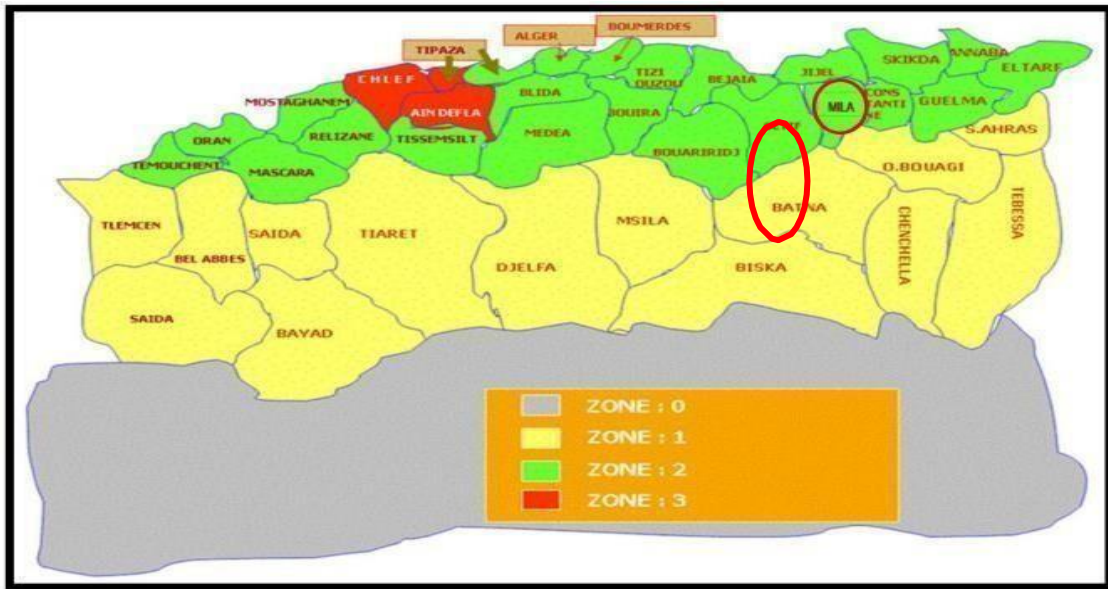


Figure II.6. Zones séismique et degré de vulnérabilité des territoires en Algérie. (E)

II.2. Importance du traitement des eaux

Le traitement des eaux est une étape cruciale pour garantir la qualité de l'eau potable que nous consommons quotidiennement. En effet, l'eau brute peut contenir des contaminants tels que des bactéries, des virus, des déchets industriels et agricoles, des produits chimiques, etc. qui peuvent être nocifs pour la santé humaine. Le traitement des eaux permet de les éliminer et de rendre l'eau sûre à la consommation. C'est pourquoi le traitement des eaux est considéré comme l'une des priorités pour garantir la santé publique et la sécurité alimentaire. De plus, le traitement des eaux joue un rôle important dans la protection de l'environnement en

empêchant la pollution des rivières, des lacs et des nappes phréatiques. En résumé, le traitement des eaux est un aspect crucial pour garantir une eau potable saine et sûre, ainsi qu'une protection de l'environnement.

II. 3. Description de la chaine de traitement des zones d'études

La plupart du temps, l'eau prélevée dans le milieu naturel n'est pas directement consommable. Pour rendre l'eau potable, on applique des traitements qui, s'ils peuvent varier suivant l'origine et la qualité de l'eau : on élimine les matières contenues dans l'eau par étapes successives, jusqu'aux organismes microscopiques comme les virus et les microbes. Les trois stations de traitement possèdent pratiquement les mêmes étapes de traitement des eaux. Ces procédés peuvent être résumés comme suite.

- Aération ;
- Pré-Ozonation ;
- Coagulation floculation ;
- Pré chloration ;
- Décantation ;
- Filtration ;
- Désinfection ;

II.3.1. Aération

- Le traitement primaire permet d'éliminer les particules en suspension, il intervient souvent après une phase d'oxydation.
- Les eaux brutes issues des Barrage peuvent arriver dans des cascades (voir figure II.7) avec comme objectif de diminuer le CO₂ brut agressif, le Fer et le Manganèse.

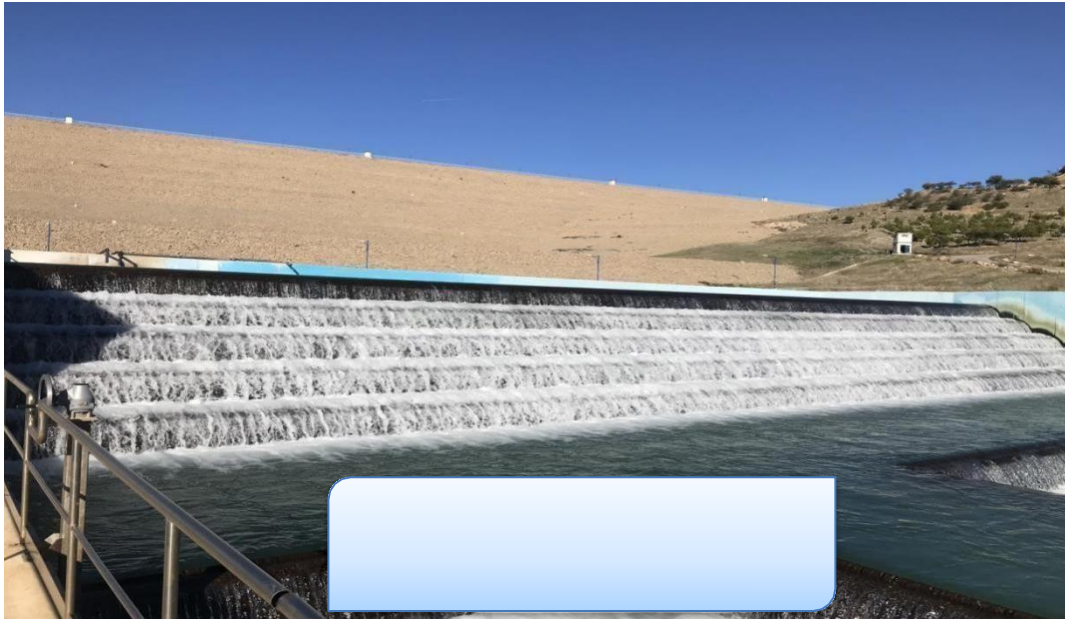


Figure II.7. Arrivé d'eau en cascade à la station de Mahouane

II.3.2. Pré-Ozonation

Il faut signaler que l'eau du barrage Beni Haroun est caractérisée par une demande en chlore élevée (Harrat et Achour, 2007 ; Achour et al, 2009 ; Achour et al, 2014), car l'eau de ce barrage contient des concentrations élevées en composés consommateurs de chlore (tels que les matières organiques, l'ammoniaque et les bromures). En effet, des études (Achour et al, 2009 ;Guerraiche, 2017) indiquent que l'eau brute qui alimente la station d'Ain Tinn de la wilaya de Mila à partir du barrage de Beni Haroun est parfois polluée et de mauvaise qualité. De ce fait, la pré-chloration est remplacée par une pré-ozonation. Ainsi, le procédé d'ozonation seul est appliqué en pré-oxydation (Pré-ozonation), en début de traitement, avec un taux de traitement de 1,5g/m³.

Cette étape peut se situer à deux niveaux : en peroxydation avant l'étape de clarification et en post oxydation avant distribution des eaux aux consommateurs. L'utilisation des procédés d'oxydation chimique tels que la chloration, l'ozonation au permanganate de potassium sont essentiels et varient d'une station à l'autre selon les besoins, soit pour viser la destruction des germes pathogènes ou pour permettre des actions complémentaires dans la destruction d'un grand nombre de micropolluants et dans l'amélioration des goûts, des odeurs et dans la destruction des couleurs.

Dans la station d'Ain Tinn, le permanganate de potassium (voir figure II.8) est un oxydant utilisé en prétraitement dans le but de permettre la précipitation du manganèse et du fer contenus dans l'eau brute à une concentration résiduelle inférieure à la norme dans l'eau traitée.

Le permanganate de potassium est également reconnu comme un oxydant efficace contre la prolifération des algues (Doré, 1989 ; Degrémont, 2005).



Figure II.8. Système de préparation du permanganate de potassium dans la Station d'Aïn Tinn

Les stations étudiées sont dotées de procédé d'ozonation. Le gaz ozoné produit in situ à partir de l'air (voir figure II.9) est injecté en deux points dans la station : pré-ozonation et post-ozonation.

L'ozone agit principalement sur l'oxydation des matières organiques, du fer et du manganèse, et la destruction des algues, planctons et autres organismes aquatiques. L'utilisation d'ozone peut également dans certains cas conduire à une amélioration de la coagulation-floculation et à un fonctionnement amélioré de la décantation (Degrémont, 2005 ; Baig et Mouchet, 2010). Le temps de contact en post-ozonation est supérieur à celui de la pré-ozonation (10 minutes environ contre 3 minutes en pré-ozonation), et cela pour assurer une désinfection totale de l'eau. Le taux de traitement est de 2,5g/m³. D'une manière générale l'ozone permettra :

- La déstructuration des particules colloïdales,
- L'oxydation des matières organique, le fer et le Manganèse.
- L'amélioration de la coagulation-floculation et le bon fonctionnement de la décantation.
- L'amélioration de la performance des filtres.
- L'élimination des pesticides et herbicides.
- Le temps de contact pour cette étape est au moins de 3 minutes.



Figure II.9. Générateur d'ozone utilisé dans la station d'Aïn Tinn

II.3.3. Coagulation:

II.3.3.1. Description:

La coagulation est un processus qui consiste à neutraliser les charges portées par les substances colloïdales ou dissoutes indésirables à l'aide d'un produit chimique de charge opposée, appelé coagulant (voir figure II.10), afin de faciliter leur agglomération en flocons décantables ou filtrables. Le coagulant peut être introduit dans un bassin de mélange rapide ou dans un mélangeur statique en ligne qui génère tous deux une violente agitation au point d'injection (voir figure II.11).

La coagulation est toujours la première étape du traitement physico-chimique. Elle précède ainsi la floculation/décantation/filtration, la filtration directe ou la filtration membranaire (microfiltration ou ultrafiltration).

En eau de surface, la coagulation est utilisée lorsque l'on désire enlever la couleur vraie, la turbidité ainsi que les algues, mais elle peut également être utilisée à d'autres fins (arsenic +5, etc.).

Lorsque l'ajout d'un produit alcalin ou acide est requis pour optimiser la coagulation, celui-ci devrait toujours être injecté soit en amont (de préférence), soit au même endroit que le coagulant afin que les conditions propices à la coagulation soient présentes au moment de l'introduction du coagulant.



Figure II.10. Coagulant utilisé et procédé d'injection dans les stations



Figure. II.11. Coagulation Essais de (Station d'Ain Tinn)

II.3.3.2. Critères de conception

a) Bassin de coagulation

- Le temps de rétention hydraulique d'un tel bassin doit être conforme aux recommandations du fournisseur du décanteur (ou autre ouvrage appelé à fournir une garantie de performance sur le procédé) et être d'au moins 1 à 2 minutes, sur la base du

débit de conception. En eau froide, il peut être parfois préférable de prolonger la rétention pour permettre un contact efficace entre l'eau et le coagulant. Le temps de rétention requis peut également varier selon la vitesse de réaction du coagulant utilisé;

- Le bassin doit être équipé d'une unité mécanique de mélange rapide. Le gradient de vitesse doit respecter les recommandations du fournisseur du type de décanteur utilisé et être de l'ordre de 300 à 1500 s⁻¹ selon les applications (les valeurs supérieures s'appliquant pour la coagulation par neutralisation des charges).
- L'entrée d'eau brute ne doit pas être dirigée directement sur l'arbre ou l'hélice de l'agitateur;
- L'entrée et la sortie du bassin doivent être disposées de manière à éviter les courts circuits hydrauliques

b) Mélangeur statique

Le mélangeur statique peut être utilisé lorsque le mode de coagulation principal se fait par neutralisation des charges (le temps de réaction du coagulant est court, soit de l'ordre de 0,5 à 1,0 s) et lorsque le débit d'eau brute ne varie pas ou très peu (l'énergie de mélange varie avec le débit). Le nombre d'éléments de mélange intérieur doit être choisi en fonction du débit et des produits chimiques injectés. Ces éléments doivent être amovibles pour des raisons d'entretien.

L'injection du coagulant doit se faire, de préférence, directement dans le mélangeur statique.

c) Autres éléments importants de conception

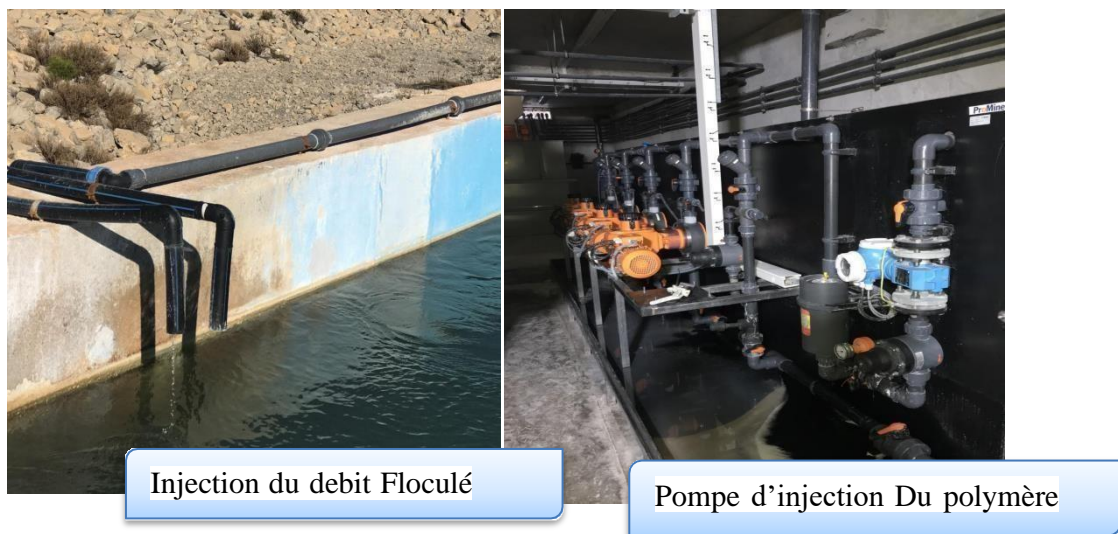
- Le dosage doit être effectué de façon continue et proportionnelle au débit;
- Lorsqu'un agitateur est utilisé, le coagulant doit être injecté dans la zone où la turbulence est la plus grande, soit au-dessus ou au dessous de l'hélice selon qu'elle refoule ou aspire l'eau. Il est souhaitable de prévoir au moins un autre point de dosage supplémentaire pour s'assurer que le mélange sera optimisé pour toutes les périodes de l'année;
- Lorsqu'un mélangeur statique est utilisé avec des pompes de type à pulsations, la fréquence de pulsation de ces dernières doit être beaucoup plus élevée que dans le cas d'un bassin de mélange rapide (en raison du faible temps de séjour);
- Des déflecteurs peuvent devoir être nécessaires dans le bassin de coagulation pour éviter la formation d'un vortex, ce dernier pouvant diminuer l'efficacité du mélange.

II.3.4. Flocculation

II.3.4.1. Description

La flocculation est l'étape de traitement qui suit la coagulation. Elle vise à favoriser la croissance de flocs par une agitation lente et prolongée de l'eau provenant des bassins de coagulation. Elle est réalisée dans un bassin pourvu d'une unité mécanique d'agitation et implique habituellement l'ajout d'un flocculant. La flocculation doit obligatoirement être réalisée avant l'étape de clarification et peut être aussi utilisée avant une filtration directe.

Il y a aussi des pompes d'injection du Polymère responsable de cette action (voir figure II.12).



Injection du debit Flocculé

Pompe d'injection Du polymère

Figure II.12. Injection du polymère dans le bassin de flocculation (cas station Mahouane)II.3.4.2.Critères de conception

Certains procédés de décantation intègrent l'étape de flocculation et par conséquent, les critères de conception découlent alors des exigences du fabricant. Dans d'autres cas, elle est faite séparément. En tout temps, le bassin, le système d'agitation et les équipements connexes doivent être conçus pour :

- Assurer le temps nécessaire pour la flocculation (de 6 à 30 minutes) au débit de conception. Une flocculation trop longue conduit à la destruction progressive du floc;
- Permettre l'ajustement de l'intensité de mélange en pourvoyant les agitateurs de variateurs de vitesse;
- Éviter le bris du floc (vitesse maximale d'extrémité de pale inférieure à 0,6 et à 1,2 m/s respectivement pour un floc fragile et un floc fort);
- Éviter la déposition du floc dans le bassin ($G > 10 \text{ s}^{-1}$);

- Résister à la corrosion.
- La configuration du bassin doit être conçue pour assurer une bonne distribution de l'eau afin d'éviter les courts-circuits et prévenir la destruction du floc aux entrées et sorties du bassin;
- Le dosage d'un flocculant doit être effectué de façon continue et proportionnelle au débit. Il doit parfois être réajusté selon la charge de MES (dosage du coagulant et turbidité);
- Il est souhaitable de prévoir plus d'un point de dosage du flocculant.
- Il importe de ne pas briser le floc lors de son transfert de la zone de floculation à la zone de décantation. Les bassins de floculation doivent être situés près des décanteurs (s'ils n'en font pas déjà partie) et les vitesses d'acheminement de l'eau floculée vers les bassins de décantation se situent préférablement entre 0,15 et 0,45 m/s pour éviter la déposition et le bris des floccs, ceci doit être fait en minimisant la turbulence aux coudes et autres changements de direction;
- Il est recommandé d'installer une lumière, de préférence submergée, à chaque bassin de floculation afin de permettre l'observation du floc. L'observation est le paramètre de contrôle le plus important pour la floculation. Sous une même intensité d'agitation, la grosseur du floc est proportionnelle à sa résistance. Plus le floc est dense et de grande taille, mieux il décantera.

Les éléments suivants peuvent être considérés pour optimiser la conception des flocculateurs :

- La profondeur du bassin ne devrait pas excéder cinq mètres en raison des courants instables parfois induits dans le bassin au-delà de cette profondeur;
- Des déflecteurs peuvent être utilisés pour éviter la formation d'un vortex et améliorer l'efficacité du mélange;
- Parfois, il est avantageux d'utiliser deux ou trois bassins en série. Le cas échéant, l'intensité de mélange devra être décroissante (de $G = 60 \text{ s}^{-1}$ à 15 s^{-1}) dans chacun des bassins. Le temps total de floculation doit respecter les exigences susmentionnées;
- La dimension des pales doit respecter un ratio $D/T = 0,2$ à $0,4$ (D = longueur des pales et T = diamètre équivalent du bassin);
- Le choix et le dosage du flocculant doivent être déterminés en laboratoire par un jar test sur l'eau à traiter ou encore par des essais pilotes. Tout flocculant utilisé en eau potable doit, au préalable, avoir été approuvé par un organisme spécialisé, en vue d'une utilisation en eau

potable;

- Les polymères organiques à moyen et haut poids moléculaire sont les plus utilisés. La charge du polymère importe peu généralement. La silice activée est également utilisée comme floculant.

II.3.5. Pré-chloration

Le rôle de Cl_2 gaz en pré chloration est d'empêcher la prolifération des algues et faire le break-point (destruction des matières organiques), mais avec le risque de former des sous-produits indésirables en cas de dosage important. La figure II.13 illustre les pompes d'injection de Cl_2 .



Figure II.13. Pompe d'injection Du Cl_2

II.3.6. Clarification

II.3.6.1. Décantation

La décantation physico-chimique permet la séparation solide-liquide désirée. Elle doit obligatoirement être précédée d'une coagulation et d'une floculation en plus d'être suivie d'une filtration.

L'étape de décantation est nécessaire lorsque la charge de l'eau brute est trop élevée pour permettre l'usage d'une filtration directe sans provoquer le colmatage trop rapide des filtres. La décantation physico-chimique peut être utilisée pour réduire les impuretés d'origine particulaire (turbidité) et/ou dissoutes (couleur vraie ou COT, fer, sulfures, arsenic valence 5,

dureté, etc.). Les matières dissoutes doivent préalablement avoir été précipitées et/ou adsorbées à un floc de coagulant. La figure II.14 représente le décanteur lamellaire de la station de Mahouane.



Figure II.14. Décanteur lamellaire de la station de Mahouane.

II.3.6.2. Filtration

La filtration est la barrière ultime et obligatoire de la filière de traitement des eaux dans la majeure partie des cas. Elle vise à réaliser ou à compléter, à travers un lit filtrant, la réduction des particules en suspension, des coliformes, des virus, des parasites ainsi que la turbidité. Sans elle, plusieurs filières de traitement ne pourraient obtenir de crédits pour l'enlèvement des virus et des kystes de protozoaires.

Les filières de traitement incorporant une filtration peuvent être de type physico-chimique, physique, biologique ou absorptive. Peu importe le type de filtre retenu, les équipements suivants sont exigés pour chaque filtre :

- Un débitmètre avec totalisateur du débit;
- Un dispositif de mesure de perte de charge;
- Un système de contrôle de débit à la sortie de chaque filtre pour assurer une répartition égale entre les filtres;
- Des robinets d'échantillonnage pour l'eau brute et l'eau filtrée (avant l'ajout d'autres produits chimiques);
- Un turbidimètre en continu sur chaque filtre avec enregistreur et alarme. Pour le traitement des eaux potables, on utilise principalement:
 - a) Filtration rapide sur sable (Selon le cas elle se met en œuvre dans des appareils ouverts à écoulement gravitaire, ou fermés sous pression);
 - b) Filtration lente sur sable;

Un filtre à sable est constitué par une couche de sable de qualité adéquate, à travers laquelle l'eau circule à vitesse relativement faible. Il permet d'intercepter les dernières particules visibles à l'œil nu de l'eau à traiter. La figure II.15 représente le bassin de filtration.



Figure II.15. Bassin de filtration

En plus des deux stations, la station d'Ain Tinn possède un traitement biologique appelé biofiltration. Ce traitement recouvre l'ensemble des procédés qui associent une épuration biologique par cultures fixées et une rétention des matières en suspension. Cette technique met en œuvre des films biologiques (voir figure II.16) minces et régulièrement renouvelés par les lavages. Les bactéries sont fixées sur un matériau adapté comme support appelé la Biolite. Un système de distribution d'air est installé appelé l'Oxazur. Lorsqu'une perte de charge importante est constatée, on dit que le filtre est colmaté. Dans ce cas, un lavage est effectué par l'eau et l'air. Dans cette station le BIOFORN est utilisé dédié à la nitrification. Dans un milieu aérobie, l'Ammonium présent dans l'eau est transformé en nitrites (NO_2) puis en nitrates (NO_3).



Figure II 16. Bio filtration de la Station d'Ain Tinn

II.3.6.3. Désinfection

La désinfection est un traitement qui permet d'éliminer les micro-organismes susceptibles de transmettre des maladies. Il existe diverses méthodes ; les plus répandues sont la chloration, l'ozonation et la stérilisation aux rayons ultra-violets. On peut procéder à la désinfection en ajoutant à l'eau une certaine quantité d'un produit chimique doté de propriétés germicides. Les produits chimiques les plus utilisés sont : le chlore, le dioxyde de chlore, l'ozone, le brome, l'iode et le permanganate de potassium. Dans ces stations, la désinfection est effectuée par l'ajout du réactif oxydant qui est le chlore gazeux Cl₂. Néanmoins, dans la station d'Ain Tinn, en plus du chlore, l'hypochlorite de sodium (N.CIO) est utilisé. Il est fabriqué sur site par électrolyse d'une solution saumâtre.

Le charbon actif est aussi utilisé aussi dans ces stations, et a comme objectif :

- ✓ Élimination affinée de la matière organique naturelle.
- ✓ Adsorption des micropolluants organiques et minéraux (pesticides, hydrocarbures, solvants chlorés...)
- ✓ Amélioration du goût et élimination des odeurs.

II.4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons donné un aperçu général sur les régions d'études. Nous avons défini la situation géographique des zones, situation topographique, géologique, hydrogéologique et la situation climatologique où on a parlé sur le climat, le vent, l'humidité et la pluviométrie des régions. Nous avons décrit aussi la chaîne de traitement des trois stations où nous avons présenté les différentes étapes de traitement. Ces étapes sont l'aération, la pré-ozonation, la coagulation floculation, la pré chloration, la décantation, la filtration et la désinfection.

Chapitre III:

Réseaux de neurones

III.1. Introduction

La modélisation est devenue un outil indispensable pour résoudre différents problèmes dans divers domaines. La résolution de certains problèmes d'optimisation reste un souci considérable chez les chercheurs, c'est pour cela que plusieurs algorithmes ont fait surface pour pallier à ce genre de problèmes, et parmi ces algorithmes, on trouve les réseaux de neurones artificiels. Dans ce chapitre, nous allons définir les réseaux de neurones, ses modèles mathématiques, ses architectures ainsi que ses domaines d'application.

III.2. Historique

Le début des premiers travaux associés à cette étude s'est déroulé dans les années 40, Loch et Pitt, ont inventé le premier "neurone artificiel", ils font alors une description d'un système simple d'écrivant les propriétés du système nerveux, (Touzet, 1992).

Un peu plus tard, (Hebb, 1949) et (Fombellid et al., 1990), tentait d'expliquer les effets d'apprentissage, de mémoire et de conditionnement à partir d'un groupe de cellules, après la publication de cette théorie, Rassemblât dans les années soixante. Davalo et Naïrn (1993) présente "Perceptron"; ce réseau qui était capables de prendre de bonnes décisions en classifications, a montré son aptitude devant le problème non linéaire.

Dans la même période Widrow (Fombellida, 1990; Hebb, 1949), dans le cadre du traitement du signal, analyse d'une loi d'apprentissage proche de celle du perceptron (loi de Windo-Hoff) et construit Adaline qui sera utilisé- en versions multiples Madaline pour apprendre à atténuer le bruit des lignes téléphoniques, celle-ci est à l'origine de l'algorithme de rétro-propagation de gradient. Nilsson(1965) et (Fombellida et al., 1990), publie la "machine learning" qui construit les fondements mathématiques de l'apprentissage automatique pour la reconnaissance de formes. Ensuite Papert et Minsky (Hebb, 1949), ont démontré clairement les limites du perceptron, et la nécessité de plusieurs couches identiques à celui-ci pour résoudre les problèmes les plus complexes.

Durant les années 70, les réseaux de neurones semblent être oubliés à jamais. C'est l'évolution des systèmes informatiques et leur disponibilité qui permettent plus facilement la simulation de réseaux de neurones au début des années quatre-vingts (Fombellida et al., 1990 ; Daval et Naïrn, 1990). De nouvelles découvertes contribuant au retour de cette approche comme par exemple, le modèle de Hopfield (Hopfield, 1982), c'est un réseau à apprentissage non supervisé à architecture généralement interconnectée. En 1982, Hopfield, Cohen et Grossberg (Fombellida, 1990 ; Davalo et Naïrn, 1999 ; Hopfield, 1982), ont définitivement réglé le

problème de stabilité de réseaux dynamiques en se basant sur la théorie de l'évolution de système physique vers l'équilibre.

Le plus grand événement qui est venu propulser les réseaux de neurones par la suite est les résultats du travail de groupe de chercheurs de l'université de Stanford Rumelhart, ce travail a permis la résolution des vieux problèmes en mettant en œuvre l'algorithme d'apprentissage de Rétro- Propagation (Fombellida,1990).

Vers la fin des années 1980 on peut dire que les réseaux de neurones sont devenus un domaine de recherche attractif, qui réunit autour d'une thématique commune des mathématiciens, des psychologues, des physiciens, des biologistes, des ingénieurs, des informaticiens (Fombellida, 1990 ; Hebb, 1949).

III.3. Neurone biologique

Le neurone est une cellule composée d'un corps cellulaire et d'un noyau. Le corps cellulaire ramifie pour former ce que l'on nomme les dendrites. Celles-ci sont parfois si nombreuses que l'on parle alors de chevelure dendritique ou d'arborisation dendritique.

C'est par les dendrites que l'information est acheminée de l'extérieur vers le soma, corps du neurone. L'information traitée par le neurone chemine ensuite le long de l'axone (unique) pour être transmise aux autres neurones. La transmission entre deux neurones n'est pas directe. En fait, il existe un espace intercellulaire de quelques dizaines d'Angströms (10^{-9} m) entre l'axone du neurone afférent et les dendrites (on dit une dendrite) du neurone efférent. La jonction entre deux neurones est appelée la synapse (voir figure III. 1) (Hagan et al., 2014).

III.3.1. Définition

Le neurone est l'unité de base du système nerveux central. Celui-ci possédait environ cent milliards, il présente des caractéristiques qui lui sont propres et se retrouve au niveau de cinq fonctions spécialisées qu'ils assurent (Davallo et Naïrn, 1993) :

- ✓ recevoir des signaux en provenance de neurones voisins;
- ✓ intégré ces signaux;
- ✓ engendrer un flux nerveux;
- ✓ le conduire;
- ✓ le transmettre à un autre neurone capable de recevoir.

III 3.2. Anatomie de neurone

Le neurone est une cellule constituée principalement de trois parties: dendrites, le corps cellulaire et l'axone

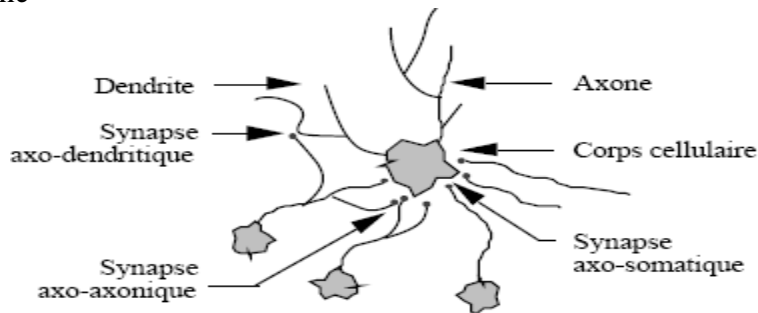


Figure III.1. Neurone biologique, (Hebb, 1949 ; Hertz et al., 1991).

a. Dendrites

Elles sont des fines extensions tubulaires. Elles sont ramifiées, ce qui les amène à faire une espèce d'arborescence autour du corps cellulaire. Cette partie collecte des signaux venant d'autres cellules ou de l'extérieur. La réception des signaux en provenance des autres neurones se fait par des points de contacts appelés synapses. Ces informations, qui ne sont rien d'autre que des impulsions électriques, sont par la suite acheminées vers le corps cellulaire, (Fombellida et al., 1990 ; Hertz et al., 1991).

b. Corps cellulaire

Il contient le noyau de neurone, recueille les informations reçues et en fait une sommation dite "spatio-temporelles", si le potentiel somatique dépasse un certain seuil, il y a émission d'un potentiel d'action appelé "spike" qui correspond à une oscillation électrique très brève, (Fombellida et al., 1990 ; Hertz et al., 1991).

c. Axone

Il sert comme moyen de transport pour les signaux émis par le neurone (l'information traitée) vers l'extérieur, et répartie sur les synapses de neurones cibles grâce à arborescence terminale que possède l'axone. Il se distingue des dendrites par sa forme et par les propriétés de sa membrane externe. En effet, il est généralement plus long que les dendrites et se ramifie à son extrémité, là où il communique avec d'autres neurones, (Davallo et Nairn, 1993 ; Hebb, 1949).

III.4. Réseau de neurones artificiels

III.4.1. Modèle mathématique

Les réseaux de neurones proposent une simulation du fonctionnement de la cellule nerveuse à l'aide d'un automate : le neurone formel. Les réseaux neuronaux sont constitués d'un ensemble

de neurones (nœuds) connectés entre eux par des liens qui permettent de propager les signaux de neurone à neurone.

Grâce à leur capacité d'apprentissage, les réseaux neuronaux permettent de découvrir des relations complexes non-linéaires entre un grand nombre de variables, sans intervention externe. De ce fait, ils sont largement utilisés dans de nombreux problèmes de classification (ciblage marketing, reconnaissance de formes, traitement de signal, ...).

III.4.2. Fonctions d'activation




La fonction d'activation (fonction de transfert) joue un rôle très important dans le comportement des neurones, elle contient un paramètre sur la somme des entrées pondérées en plus du seuil d'activation. Il en existe plusieurs types dont la nature est déterminée en fonction du réseau, le tableau III.2 résume ces différents types. Les trois les plus utilisées sont les fonctions seuil, linéaire et sigmoïde (Hagan, 2014).

III.4.3. Connectivité

La connectivité des réseaux c'est à dire la manière dont les neurones sont connectés peut-être totale (tous les neurones sont connectés entre eux) ou par couche (les neurones d'une couche ne sont connectés qu'aux couches suivantes). Il existe des réseaux monocouches ou multicouches (multi layer networks).

Tableau III.2. Fonctions de transfert [Hagan, 2014].

Nom de la fonction	Relation d'entrée /sortie	Icône
Seuil	$a = 0$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$	
Seuil symétrique	$a = -1$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$	
Linéaire	$a = n$	
Linéaire saturée	$a = 0$ si $n < 0$ $a = n$ si $0 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$	
Linéaire saturé symétrique	$a = -1$ si $n < -1$ $a = n$ si $-1 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$	

Linéaire positive	$a = 0 \text{ si } n < 0$ $a = n \text{ si } n \geq 0$	
Sigmoïde	$a = \frac{1}{1 + \exp^{-n}}$	
Tangente hyperbolique	$a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$	

III.4.4. Utilisation des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones ont une remarquable faculté à donner un sens, extraire des règles et des tendances à partir de données compliquées, bruitées et imprécises. Ils peuvent s'utiliser pour extraire des modèles et détecter des tendances reposant sur des fonctions mathématiques compliquées qui sont trop difficiles, voire impossible, à modéliser à l'aide de techniques analytiques ou paramétriques traditionnelles.

L'une des propriétés intéressantes des réseaux de neurones est qu'ils savent prévoir avec précision des données qui ne faisaient pas partie des données d'apprentissage, un processus connu sous le nom de généralisation. Compte tenu de ces caractéristiques et de leur domaine d'application étendu, les réseaux de neurones sont particulièrement bien adaptés à l'application de problématiques concrètes dans les domaines de la recherche scientifique, commerciale et industrielle. Ci-dessous, un certain nombre de domaines dans lesquels les réseaux de neurones ont été appliqués avec succès (F) :

1. Traitement du signal ;
2. Prédiction ;
3. Maîtrise des processus ;
4. Robotique ;
5. Classification ;
6. Prétraitement des données ;
7. Reconnaissance de formes ;
8. Analyse de l'image et synthèse vocale ;
9. Diagnostiques et suivi médical ;
10. Marché boursier et prévisions ;
11. Demande de crédits ou de prêts immobiliers.

III.5. Neurone formel

Les réseaux de neurones biologiques réalisent facilement un certain nombre d'applications telles que la reconnaissance de formes, le traitement de signal, l'apprentissage par exemple, la mémorisation, la généralisation, ces applications sont pourtant, malgré tous les efforts déployés en algorithmique et en intelligence artificielle, à la limite des possibilités actuelles. C'est à partir de l'hypothèse et le comportement intelligent des éléments de base du cerveau que les réseaux de neurones artificiels se sont développés. Les réseaux de neurones artificiels sont des modèles, qui peuvent être décrits par leurs composants, leurs variables descriptives et les interactions des composants (Fombellida et al., 1990 ; Freeman et Skapura, 1992).

Une simple sommation des signaux arrivants au neurone (ces signaux sont communément appelés entrées de neurones) et comparée à un seuil. De la comparaison est déduite la sortie de neurone. Cette sortie sera par exemple égale à 1 si la somme est supérieure au seuil et à 0 dans le cas contraire. Plus formellement encore, il suffit pour obtenir ce comportement de soustraire le seuil considéré à la somme des entrées, et de faire passer le résultat par la fonction de transfert et alors la sortie du neurone. Cet enchaînement de "sommation" puis "non-linéarité" présente finalement les propriétés "physiques" du neurone (figure III.4) (Fombellida et al., 1990 ; Hebb, 1949).

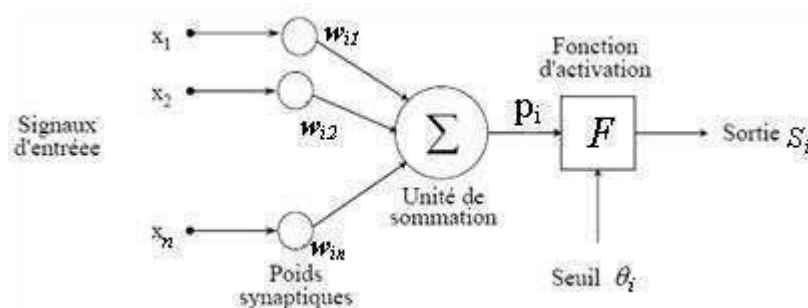


Figure III.4. Neurone formel

Un neurone formel peut être défini par les trois éléments suivants, (Hebb, 1949).

1. **Entrées "Xi"** : Typiquement, les valeurs d'entrées sont des stimuli externes en provenance de l'environnement ou des sorties d'autres neurones artificiels. Elles peuvent être discrétisées grâce à un ensemble tel que $\{0, 1\}$ ou bien être des valeurs réelles.
2. **Poids synaptiques "Wi"**: La première chose que fait un neurone formel est de calculer la somme pondérée de ses entrées:

$$p = \sum_{i=1}^n w_i x_i$$

Les poids sont des valeurs réelles qui déterminent la contribution de chaque entrée. Un algorithme d'apprentissage permet de déterminer le meilleur ensemble de poids pour le problème considéré, trouver l'ensemble optimal est souvent un compromis entre temps de calcul, minimisation de l'erreur et conservation de la capacité de généralisation pour le réseau.

3. Seuil θ : Le seuil est un nombre réel qui est soustrait de la somme pondérée des valeurs d'entrée. Pour des raisons de simplicité, le seuil peut être vu comme une entrée.

supplémentaire associée à un poids ou $W_0 = \theta$ et $X_0 = -1$. La fonction seuil interne à chaque neurone formel assure que la valeur de sommation des potentiels prés synaptiques 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). Le Perceptron originel, inventé par Frank Rosenblatt en 1958, possédait une telle fonction de seuil (sorties toujours ramenées à 0 ou 1).

- **Classification des réseaux de neurones**

La figure III.5, résume les trois différentes possibilités suivantes lesquelles on peut classer les réseaux de neurones.

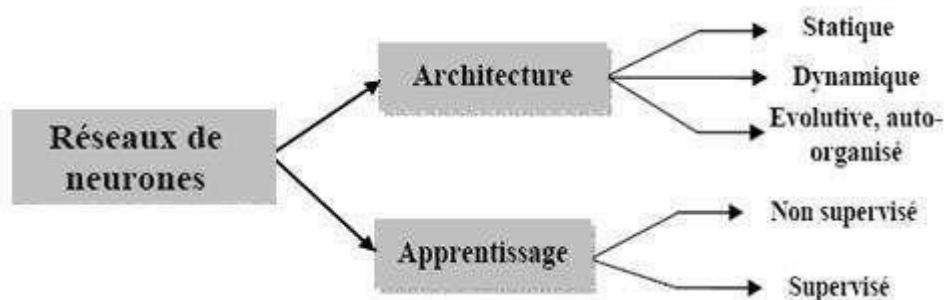


Figure III.5. Différentes possibilités de classification des réseaux de neurones, (Yeddou, 1998).

- **Description architecturale**

La plupart des réseaux de neurones ont une topologie définie sous forme de couches. Il existe quelques exceptions lorsque le réseau n'est pas explicitement défini sur plusieurs couches (comme par exemple certaines mémoires associatives), mais elles peuvent alors être considérées comme n'ayant qu'une seule couche. L'architecture du réseau peut alors être décrite par le nombre de couches et le nombre de neurones dans chaque couche, (Yeddou1998). Une terminologie similaire à celle présentée pour définir les différents types de neurones est utilisée pour définir les couches d'un réseau multicouche (Yeddou, 1998) voir (figure III.6).

- couche d'entrée pour une couche constituée de cellules perceptives;
- couche cachée pour une couche constituée de neurones cachés;

4. couche de sortie pour une couche constituée de neurones de sorties

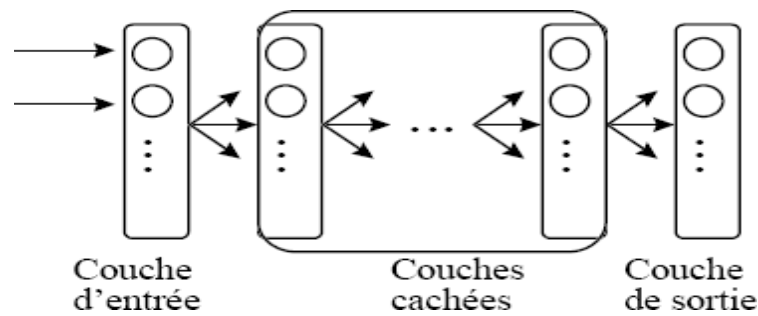


Figure III.6. Réseau de neurones à couches, (Yeddou1998).

Dans un réseau multicouche, les différentes couches sont généralement ordonnées et indexées dans le sens croissant de la couche d'entrée vers la couche de sortie. L'architecture définit le fonctionnement du réseau, il existe trois types de réseaux à architectures différentes.

III.5.1. Réseaux non bouclés

Dans lesquels l'information circule des entrées vers les sorties, sans bouclage (figure III.7); ce sont des systèmes statiques, utilisés principalement pour effectuer des tâches de classification, ou de modélisation statique de processus ; l'opérateur réalisé par un Réseau de neurones non bouclé (relation entrées-sorties) est une fonction algébrique, (Rivals et al., 1995).

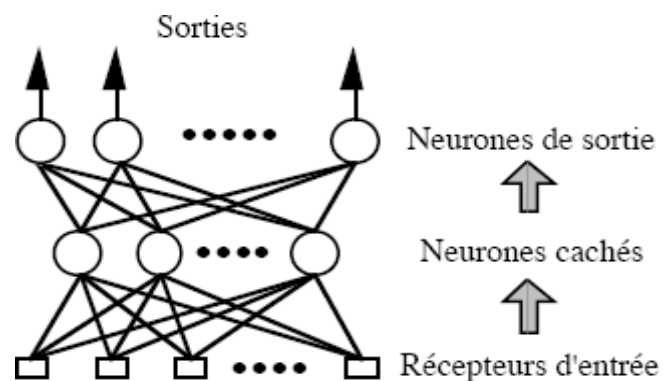


Figure III.7. Exemple de réseau de neurones non bouclé, (Rivals et al19, 95).

III.5.1.1. Réseaux bouclés

Dont le graphe des connexions contient des cycles (figure III.8); ce sont des systèmes dynamiques, utilisés comme filtres non linéaires, ainsi que pour la modélisation et la commande de processus; l'opérateur réalisé par un réseau bouclé est un ensemble d'équations aux différences couplées (Abdehagh et all.2006).

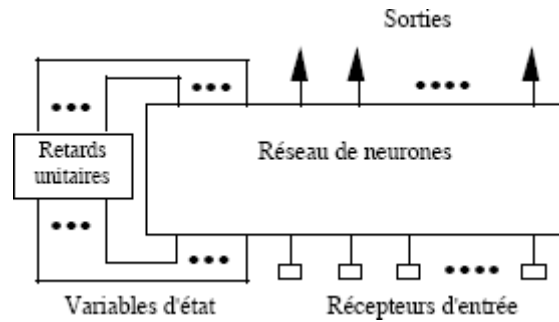


Figure III.8. Exemple de réseau de neurones bouclé, (Rivals et al., 1995).

III.5.1.2. Réseaux à architecture auto organique

Les réseaux auto organisés sont des réseaux de neurones qui changent leur structure interne pendant l'utilisation. Ainsi les neurones se regroupent topologiquement suivant la représentation des exemples issus de l'espace d'entrée, (Rivals et al. 1995).

III.5.2. Structure d'interconnexion

Les connexions entre les neurones qui composent le réseau décrivent la topologie du modèle. Elle peut être quelconque, mais le plus souvent il est possible de distinguer une certaine régularité (Mokhnache, 2004).

a. Réseau multicouche (au singulier)

Les neurones sont arrangés par couche. Il n'y a pas de connexion entre neurones d'une même couche et les connexions ne se font qu'avec les neurones des couches avalent.

Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante et celle-ci seulement. Ceci nous permet d'introduire la notion de sens de parcours de l'information (de l'activation) au sein d'un réseau et donc définir les concepts de neurone d'entrée, neurone de sortie. Par extension, on appelle couche d'entrée l'ensemble des neurones d'entrée, couche de sortie l'ensemble des neurones de sortie (Touzet. 1992) (voir figure III.9). Les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur sont appelés couches cachées.

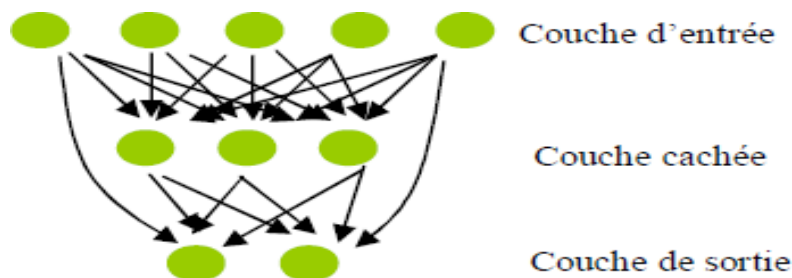


Figure III.9. Réseau multicouche (Touzet,1992).

b. Réseau à connexions locales

Il s'agit d'une structure multicouche, mais qui à l'image de la rétine, conserve une certaine topologie. Chaque neurone entretient des relations avec un nombre réduit et localisé de neurones de la couche avale (figure III.10). Les connexions sont donc moins nombreuses que dans le cas d'un réseau multicouche classique, (Touzet,1992).

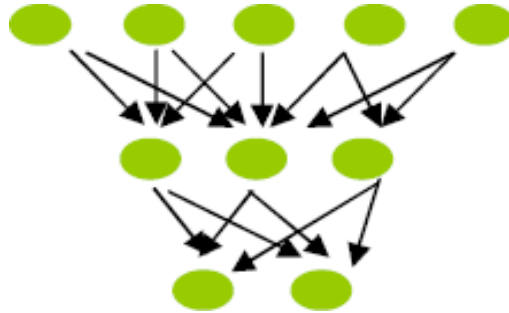


Figure III.10. Réseau à connexions locales, (Touzet,1992).

c. Réseau à connexions récurrentes

Les connexions récurrentes ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau multicouche. Ces connexions sont le plus souvent locales (Touzet, 1992).

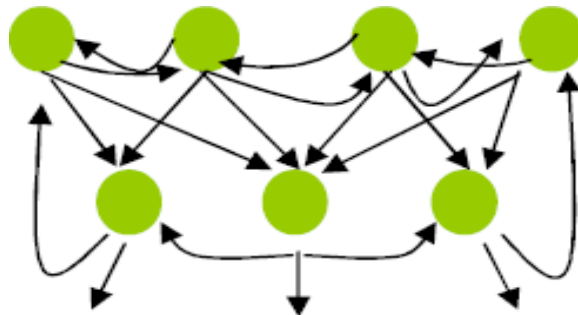


Figure III.11. Réseau à connexions récurrentes (Touzet,1992).

d. Réseau à connexion complète

C'est la structure d'interconnexion la plus générale (fig.III.12). Chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau (Touzet,1992).

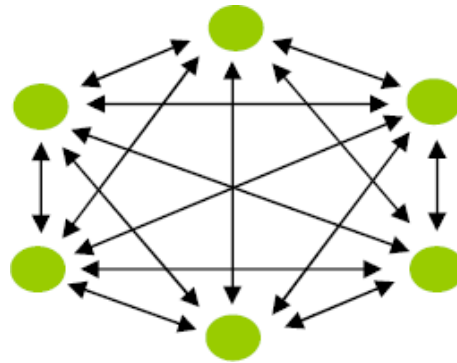


Figure III.12. Réseau à connexion complète (Touzet, 1992).

Il existe de nombreuses autres topologies possibles, mais elles n'ont pas eu à ce jour la notoriété des quelques unes que nous avons décrites ici.

III.5.3. Apprentissage

La conception de modèles de réseaux capables d'apprentissage a pour origines les travaux de Hebb (Hebb, 1949). L'apprentissage est une phase de développement d'un réseau de neurone durant laquelle on calcule les poids de neurones de telle manière que les sorties du réseau soient aussi proches que possibles de sorties désirés. L'apprentissage fait appel à des exemples de comportement de processus à modéliser (Dreyfus et al., 1979).

On distingue deux types d'apprentissage : l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé, selon qu'on fournit ou non au modèle les sorties désirées.

III.5.3.1. Apprentissage supervise

L'apprentissage supervisé suppose l'existence d'un expert (ou éducateurs) qui possède une connaissance innée de l'environnement. Le rôle de l'expert est de fournir les informations relatives à l'environnement nécessaires à l'apprentissage de réseau, sous forme d'un ensemble d'exemples composés de stimuli auxquels sont associées des réponses désirées (ou comportement souhaités) (Bentahar, 2016).

Dans ce mode d'apprentissage, les réponses désirées fournies par l'expert décrivent la fonction de réseau. Le rôle de l'algorithme d'apprentissage est d'amener le réseau à remplir cette fonction.

Au cours de l'apprentissage, on présente une entrée et on compare la sortie obtenue à la sortie désirée fournie par l'expert. La différence entre la réponse désirée et la réponse du réseau est alors utilisée pour adapter les paramètres du réseau de façon à corriger son comportement (figure III.13). Ce processus est ainsi répété jusqu'à émulation de l'expert par le réseau de

neurones artificiels, (Hertz et al., 1991)

Sous la forme décrite, l'apprentissage supervisé présente une forte contrainte opératoire : l'intervention d'un expert qui fournit précisément les réponses désirées. Une forme d'apprentissage supervisé moins contraignante consiste à instruire ou entraîner le réseau par tâtonnement en procédant par essais et erreurs.

Le réseau est alors stimulées par l'environnement et ses réponses sont sanctionnées ou recomposées afin de l'inciter à adapter le bon comportement. Cette variante d'apprentissage supervisé est qualifiée d'apprentissage renforcé (Hertz et al., 1991).

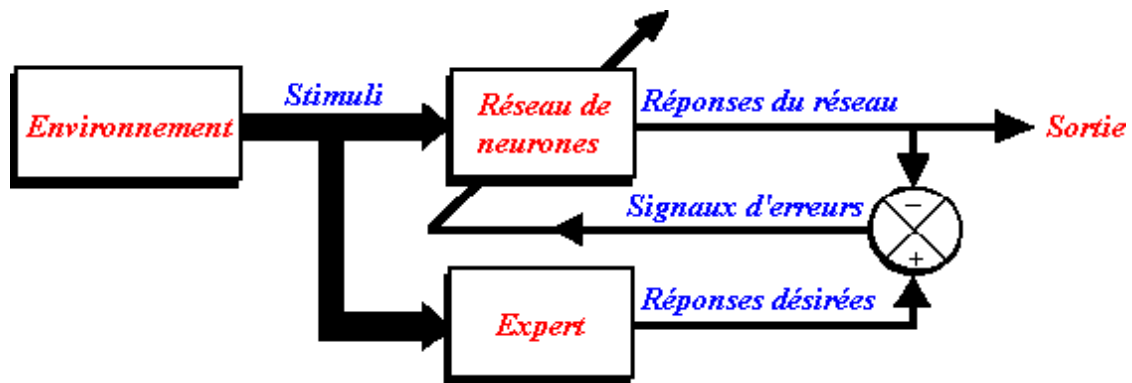


Figure III.13. Illustration de l'apprentissage supervisé

III.5.3.2. Apprentissages non supervisés

Contrairement à l'apprentissage supervisé effectué sous contrôle d'un expert, l'apprentissage non supervisé est autodidacte. L'ensemble des exemples d'apprentissages ne comprend que des stimuli. Aucune réponse désirée n'est associée (Hertz et al., 1991).

Cet apprentissage consiste à détecter automatiquement des régularités qui figurent dans les exemples présentés et modifier les poids des connexions pour que les exemples ayant les mêmes caractéristiques de régularités provoquent la même sortie. Ce type d'apprentissages est représenté schématiquement en (figure III.14).

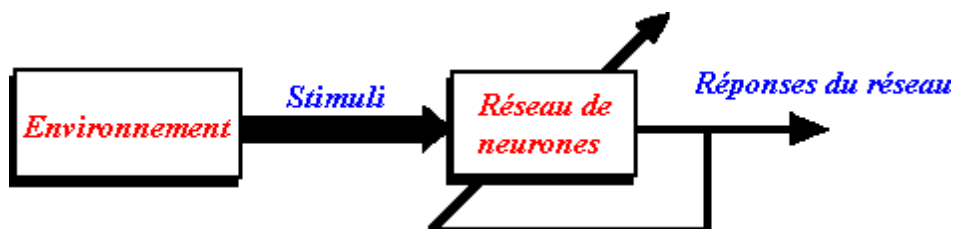


Figure III.14. Illustration de l'apprentissage non supervisé.

III.6. Modèles des réseaux de neurones

Selon la topologie de connexion des neurones, on peut les classer en deux grandes catégories :

1. Réseaux non bouclés (statique ou feedforward) ;
2. Réseaux bouclés (dynamique, feedback ou récurrent).

Un réseau de neurones non bouclé réalise une fonction (ou plusieurs) algébrique sur ses entrées par composition des fonctions réalisées par chacun de ses neurones. Dans un tel réseau le flux d'information circule des entrées vers les sorties sans retour en arrière. Tout neurone dont la sortie est une sortie du réseau est appelé « neurone de sortie » et les autres qui effectuent des calculs intermédiaires sont des « neurones cachés » (Jain et al., 1996). Il existe deux types de réseaux de neurones :

- Réseaux complètement connectés ;
- Réseaux à couche.

L'architecture la plus générale pour un réseau de neurones est le réseau bouclé (Feedback), dont le graphe des connexions est cyclique : lorsqu'on se déplace dans le réseau en suivant le sens des connexions, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ (un tel chemin est appelé cycle). La sortie d'un neurone du réseau peut donc être fonction d'elle-même (Jain et al., 1996). Les connexions récurrentes ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau multicouche. Les réseaux de neurones les plus utilisés dans la littérature sont représentés sur la figure 15.

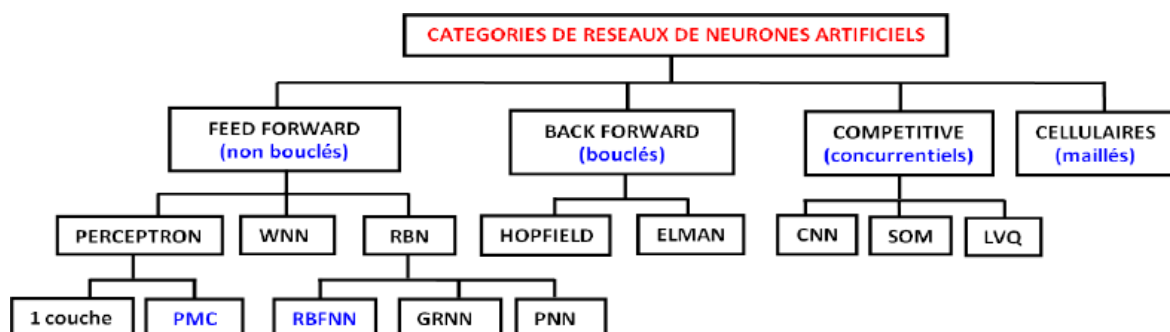


Figure III .15. Différents types de réseaux de neurones.

III.6.1. Réseau de neurone monocouche (Perceptron)

Un réseau de neurones est une structure de réseau constituée d'un nombre de nœuds

interconnectés par des liaisons directionnelles. Chaque nœud représente une unité de traitement et les liaisons représentent les relations causales entre les nœuds (Minsky et Papert, 1969). Le réseau le plus simple est celui monocouche appelé le perceptron et caractérisé de la manière suivante (figure 16) :

Il possède R informations en entrée ;

Il est composé de K neurones, que l'on représente généralement alignés verticalement. Chacun peut en théorie avoir une fonction d'activation différente. En pratique, ce n'est généralement pas le cas. Chacun des K neurones est connecté aux R informations d'entrée.

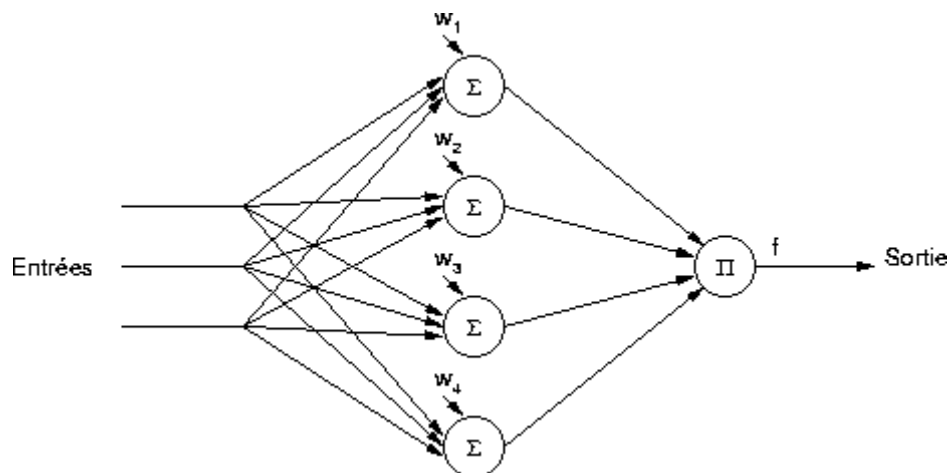


Figure III.16. Perceptron monocouche.

Le réseau de neurones possède ainsi R informations en entrée et K sorties, chaque neurone renvoyant sa sortie. Une utilisation courante est que chaque neurone de la couche représente une classe. Pour un exemple X donné, on obtient la classe de cet exemple en prenant la plus grande des K sorties.

III.6.2. Perceptron multicouche

Le perceptron multicouche (Multi Layer Perceptron MLP) est un réseau comportant plusieurs couches, chaque neurone d'une couche étant totalement connecté aux neurones de la couche suivante. Chaque neurone est un automate linéaire généralisé dont la fonction de transfert est supposée sigmoïdale (Figure 17). Une information circule de la couche d'entrée vers la couche de sortie uniquement ; il s'agit donc d'un réseau de type feedforward. Chaque couche est constituée d'un nombre variable de neurones, les neurones de la couche de sortie correspondant toujours aux sorties du système (Haykin, 1994).

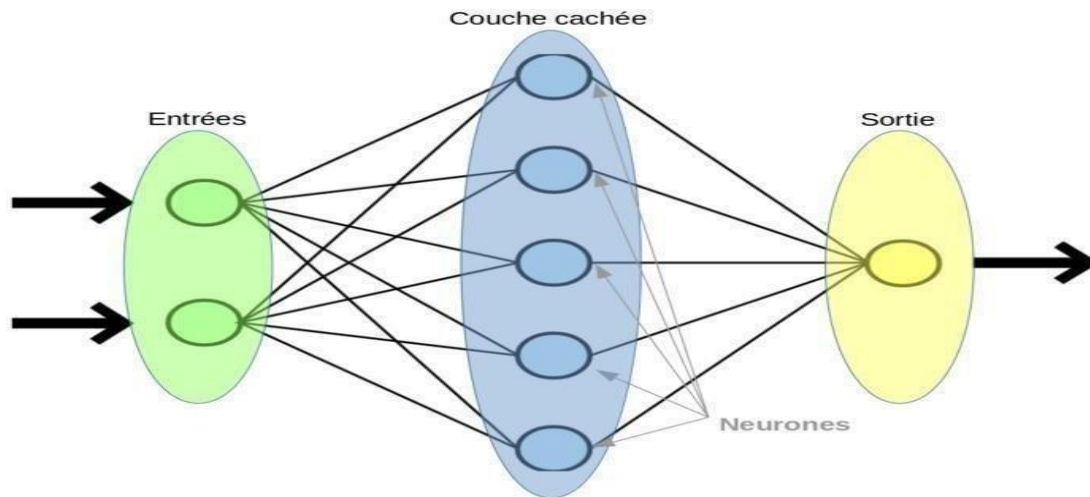


Figure III.17. Perceptron multicouche.

III.6.3. Réseaux RBF

Le réseau RBF est un réseau de neurones supervisé. Il s'agit d'une spécialisation d'un PMC. Un réseau RBF est constitué uniquement de 3 couches (figure 18).

1. Couche d'entrée : elle retransmet les entrées sans distorsion ;
2. Couche RBF : couche cachée qui contient les neurones RBF ;
3. Couche de sortie : simple couche qui contient une fonction linéaire.

Chaque neurone RBF contient une gaussienne qui est centrée sur un point de l'espace d'entrée. Pour une entrée donnée, la sortie du neurone RBF est la hauteur de la gaussienne en ce point. La fonction gaussienne permet aux neurones de ne répondre qu'à une petite région de l'espace d'entrée, région sur laquelle la gaussienne est centrée. Donc il y a quatre paramètres principaux à régler dans un réseau RBF :

1. Nombre de neurones RBF (nombre de neurones dans l'unique couche cachée) ;
2. Position des centres des gaussiennes de chacun des neurones ;
3. Largeur de ces gaussiennes ;
4. Poids des connexions entre les neurones RBF et le(s) neurone(s) de sortie.

Toute modification d'un de ces paramètres entraîne directement un changement du comportement du réseau (Park et Sandberg, 1993).

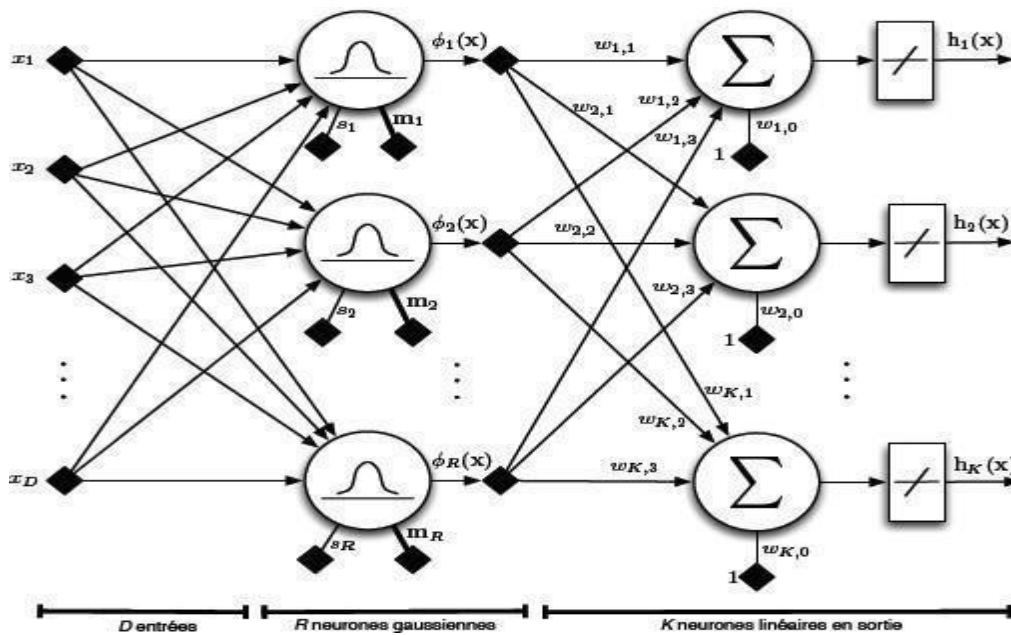


Figure III .18. Schéma d'un réseau RBF.

III.6.4. Réseaux de neurones de régression générale (RGNN)

Réseau de neurones de régression généralisé (GRNN) est une variante à base radiale des réseaux de neurones. GRNN a été suggéré par Specht en 1991.

GRNN peut être utilisé pour la régression, la prévision et la classification.

Un GRNN représente une technique améliorée dans les réseaux de neurones en fonction de la régression non paramétrique. L'idée est que chaque échantillon de formation représentera une moyenne à une base radiale, la représentation mathématique de ce type de RNA est :

$$Y(x) = \frac{\sum_{k=1}^N y_k K(x, x_k)}{\sum_{k=1}^N K(x, x_k)}$$

Y(x): Valeur de prédiction des données d'entrées x;

y_k: Poids d'activation du k^{ième} neurone de la couche cachée;

K(x,x_k): Noyau de la fonction de base radiale (noyau Gaussien) telle que formulée ci-dessous.

$$K(x, x_k) = e^{-d_k/2\sigma^2}, \quad d_k = (x - x_k)^T (x - x_k)$$

d_k : Distance euclidienne au carré entre les échantillons de formation x_k et l'entrée x. Les GRNN sont semblable aux réseaux RBF, et présente les avantages suivants:

- Haute précision dans l'estimation, car il utilise des fonctions gaussiennes ;

- Il peut gérer des bruits dans les données d'entrées ; Par contre leurs principaux inconvénients sont:
- La taille peut être énorme, ce qui influence sur le temps de calcul ;
- Absence de méthode optimale pour l'améliorer les performances.

III.6.5. Réseaux de Kohonen (Self Organized Map)

Contrairement aux réseaux de Hopfield où les neurones sont modélisés de la façon la plus simple possible, on recherche ici un modèle de neurone plus proche de la réalité. Ces réseaux sont inspirés des observations biologiques du fonctionnement des systèmes nerveux de perception des mammifères. Une loi de Hebb modifiée (tenant compte de l'oubli) est utilisée pour l'apprentissage. La connexion est renforcée dans le cas où les neurones reliés ont une activité simultanée et diminuée dans le cas contraire (alors qu'il ne se passait précédemment rien dans ce cas). Tous ces réseaux ont des applications dans la classification, le traitement d'image, l'aide à la décision et l'optimisation (Kohonen, 1989).

III.6.6. Avantages et les inconvénients des réseaux de neurones

III.6.6.1. Avantages

Un des intérêts majeurs des réseaux de neurones artificiels (informatiques) est qu'ils sont organisés sous la forme d'une structure massivement parallèle. De plus, ils sont caractérisés par les capacités positives suivantes (similaires à ceux des réseaux de neurones biologiques) :

- Capacité à généraliser, à savoir la carte entrées semblables aux sorties similaires : les réseaux de neurones sont capables d'interpoler à partir d'une expérience d'apprentissage précédent. Avec une conception soignée, un RNA peut être formé pour donner la bonne réponse à des données qu'il n'a pas préalablement rencontrées ;
- Possibilité de cartographier les fonctions linéaires et non-linéaires : la cartographie non linéaire donne souvent au RNA l'avantage de traiter les problèmes complexes du monde réel ;
- Robuste en présence de bruit (Résistance au bruit ou au manque de fiabilité des données);
- Capacité multi-variables ;
- Comportement moins mauvais en cas de faible quantité de données.

Pour l'utilisateur novice, l'idée d'apprentissage est plus simple à comprendre que les

complexités des statistiques multi variables.

Dans le cas d'un problème de classification un réseau de neurones ne se contente pas de faire un choix : il fournit aussi un niveau de confiance sur sa décision. Cela permet de rejeter des motifs ambigus et d'avoir une idée sur la précision du résultat.

Simple à manier, beaucoup moins de travail personnel à fournir que dans l'analyse statistique classique. Aucune compétence en mathématiques, informatique statistique requise (Tarassenko, 1998)

III.6.6.2. Inconvénients

1. Absence de méthode systématique permettant de définir la meilleure topologie du réseau et le nombre de neurones à placer dans la (ou les) couche(s) cachée(s) ;
2. Choix des valeurs initiales des poids du réseau et le réglage du pas d'apprentissage, qui jouent un rôle important dans la vitesse de convergence ;
3. Problème du sur-apprentissage (apprentissage au détriment de la généralisation) ;
4. La connaissance acquise par un réseau de neurone est codée par les valeurs des poids, qui sont inintelligibles pour l'utilisateur (Tarassenko, 1998).

III.7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présentés les différents modèles des réseaux de neurones. Ces RNA sont des structures mathématiques non linéaires qui sont capables de représenter le rapport fonctionnel non linéaire arbitraire et complexe entre les données d'entrée et les données de sortie de n'importe quel système. Les RNA ont été employés avec succès pour modéliser les rapports non linéaires complexes de séries chronologiques d'entrée-sortie dans une large variété de domaines. Dans cette étude, le modèle perceptron multicouches (PMC) et la régression linéaire multiple ont été choisis pour les appliquer dans le chapitre suivant.

Chapitre IV:
Modélisation de la
dose de coagulant
par les réseaux de
neurones

IV.1. Introduction

Les réseaux de neurones offrent la possibilité de modéliser des données arbitraires d'entrée au moyen de l'ajustement des connexions internes au réseau, de sorte que pour une entrée donnée de la différence entre la sortie du réseau et la réponse souhaitée, l'erreur est minimisée. C'est le processus de l'entraînement du réseau au moyen d'un apprentissage supervisé, de sorte que l'erreur du réseau est réduit de manière itérative sur un ensemble de vecteurs correspondant à des entrées-sorties d'entraînement. Pourvu que l'ensemble des données d'entraînement soit représentatif du processus, le modèle RNA résultant saisit la relation inhérente entre l'entrée et la sortie et la possibilité de généraliser pour les entrées invisibles futures (Garvey. (1997). Le perceptron multicouche (PMC) est la deuxième grande famille de réseaux de neurones, est organisé en plusieurs couches. La première couche est reliée aux entrées, puis ensuite chaque couche est reliée à la couche précédente. C'est la dernière couche qui produit les sorties du PMC. Les sorties des autres couches ne sont pas visibles à l'extérieur du réseau, et elles sont appelées pour cette raison couches cachées.

IV.2 Le Perceptron multicouches (PMC)

Le réseau neuronal le plus populaire est le perceptron multicouche (PMC) : tous les signaux circulent dans une seule direction de l'entrée vers la sortie du réseau. La figure IV.1 montre un PMC avec trois couches : une couche d'entrée, une couche de sortie et une couche intermédiaire ou cachée.

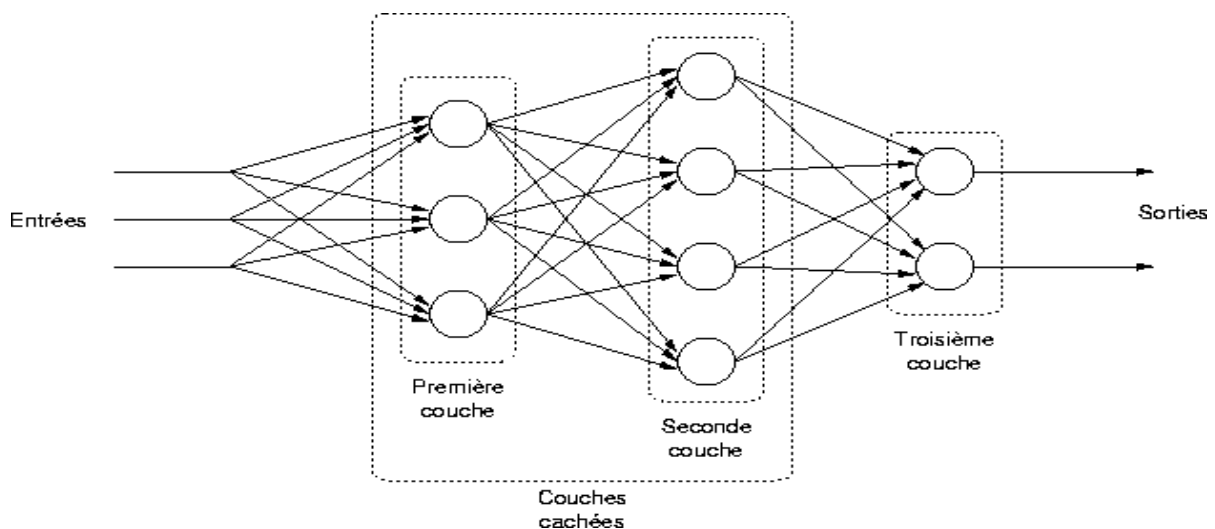


Figure IV. 1. Perceptron Multicouches avec trois couches (G)

IV.3 Méthode de construction des modèle RNA

IV.3.1. Taille de la base des données

Dans le cas de notre étude, on a choisi d'utiliser, selon la disponibilité de données, l'ensemble des paramètres pH, températures, Conductivité (Cond.), turbidité (Turb.) et l'Oxygène dissous (O₂ diss).

IV.3.2. Partage de l'ensemble des données

Il est conseillé de partager l'ensemble des données en deux sous-ensembles. à savoir

- Le premier sous ensemble servira lors de la construction du modèle RNA à l'apprentissage, il représentera 50% 60% 70% 80% 90 % de l'ensemble des données.
- Le deuxième sous ensemble qui représente les 50% 40% 30% 20% 10% restante de l'ensemble des données aura pour mission d'effectuer le test de validation. Il faut être prudent toutefois d'assurer que l'ensemble de test n'inclut pas les données de l'ensemble de la formation. Si toutefois le modèle RNA est formé d'un ensemble de données particulier, encore testé avec un autre ensemble de données complètement différentes (Djeddou. 2014).

IV.3.3. Fonction d'activation

Le choix de la fonction d'activation pour les couches cachées est nécessaire pour introduire la non-linéarité dans le réseau. Sans la non-linéarité, les couches cachées se comportent comme des perceptrons simples.

Cependant, la non-linéarité (c'est-à-la capacité de représenter des fonctions non linéaires) qui rend les réseaux multicouches puissant. Pour l'apprentissage de rétro-propagation, la fonction d'activation doit être différentiables, et ça aide si la fonction est limitée.

Lors de la conception des réseaux de neurones artificiels, la fonction de transfert initiale est appliquée à chacune des couches du réseau. Dans cette étude notre choix c'est orienté pour la fonction d'activation sigmoïdes pour les neurones de la couche cachés, et pour la couche de sortie la fonction linéaire. Cette fonction à donner des résultats meilleurs que la fonction tangente hyperbolique.

IV.3.4. Paramètres d'évaluation des performances des modèles

Dans les applications opérationnelles, ces paramètres doivent être aussi robustes et fiables que possible (O'Donnell et Canedo, 1980). Plusieurs critères d'évaluation ont été développés qui sont soit des critères graphiques, soit des critères analytiques. Wu et al. (2017) ont cité l'ensemble de paramètres d'évaluation de la performance, les plus utilisés sont :

IV.3.4.1. Coefficient de corrélation

Ce critère mesure la fluctuation des séries simulées et observées si ce coefficient est égal à 1 on a une corrélation parfaite entre les variables étudiées des Séries simulées et observées

$$R = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (M_i - M_m)(P_i - P_m)}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (M_i - M_m)^2} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - P_m)^2}}$$

IV.2.4.1. Erreur quadratique moyenne

La **RMSE** est un meilleur indicateur de la performance des modèles parce qu'il reflète la moyenne des écarts entre l'observé et le simulé,

Il est donné par

$$RMSE = \left(\frac{\sum_{i=1}^N (P_i - M_i)^2}{N} \right)^{1/2}$$

IV.3.4.2. Erreur absolue moyenne

Cet indice mesure la moyenne arithmétique des valeurs absolues des écarts induits en comparant les valeurs calculées par le modèle et les valeurs de base observées. Il est définie par:

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |P_i - M_i|}{N}$$

IV.3.4.3. Erreur moyenne absolue en pourcentage

L'une des métriques les plus couramment utilisées pour mesurer la précision des prévisions d'un modèle est MAPE, qui correspond à l'erreur moyenne absolue en pourcentage. Cet indicateur de performance est facile à interpréter. Par exemple, une valeur MAPE de x % signifie que la différence moyenne entre la valeur prévue et la valeur réelle est de x %.

$$\underline{MAPE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{(M_i - P_i)}{M_i} \right| * 100$$

IV.3.4.4. Coefficient de Nash-Sutcliffe

Le coefficient d'efficacité de Nash-Sutcliffe (NSE) est fréquemment utilisé pour l'évaluation des modèles hydrologiques. Il s'agit d'une métrique normalisée qui fixe la plage relative de la variance du résidu liée à la modification des données mesurées (Nash et Sutcliffe, 1970). Il s'exprime comme suit :

$$NSE = \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^N (Q_{obs_i} - Q_{sim_i})^2}{\sum_{i=1}^N |Q_{sim_i}|} \right)$$

Q_{obs_i} : débit observé à pas

de temps i Q_{sim_i} : débit

simulé à pas de temps i

Q_{moy} : débit moyen

√ Pour une très bonne performance $0.75 < NSE \leq 1.0$

√ Pour une bonne performance $0.65 < NSE \leq 0.75$

√ Pour une performance satisfaisante $0.5 < NSE \leq 0.65$

IV.4. Modèles de réseau de neurones artificiels

L'approche choisie dans la construction de ces modèles est présentée dans les tableaux IV. 1 IV.2 et IV.3. Les données de qualité des eaux brutes reçus par les stations d'AIN TIN, d'Oued Athmania et de Mahouane serviront de données d'entrées aux modèles RNA pour prédire la dose du coagulant.

Tableau IV. 1. Données entrées-sortie (AIN TIN)

Model RNA	Echantillon	Année	Données d'entrée			Donnée de sortie
PMC	2754	2013-2023	PH	Tem	turb	Dose de coagulant

Tableau IV.2. Données entrées-sortie (Oued Athmania)

Model RNA	Echantillon	Année	Données d'entrée					Donnée de sortie
PMC	1825	2013-2019	PH	Temp	Turb	cond	O2 diss	Dose de coagulant

Tableau IV.3. Données entrées-sortie (Mahouane)

Model RNA	Echantillon	Année	Données d'entrée				Données de sortie
PMC	557	Aout 2020- Février 2023	PH	Temp	Turb	cond	Dose de coagulant

IV.5. Prédiction de la dose de coagulation par modèle PMCNN

Nous avons simulé dans cette partie différentes architectures du modèle PMCNN. Toutes ces architectures ont été entraînées et validées sur l'ensemble de données tels que décrits dans le tableau IV.1. Nous rappelons qu'il y avait une base de données pour la modélisation de la dose de coagulant, qui contient un échantillon de cinq variables d'entrées, et chaque variable contient 2754 valeurs. Le modèle contient une variable de sortie (dose de coagulant) avec 2754 valeurs. Cette base de données a été divisée en un ensemble d'apprentissage, un ensemble de validation et un ensemble de test. On a utilisé 60%, 70% et 80% des points pour faire l'entraînement et les points restants, 40%, 30% et 20%, pour faire validation.

Pour chaque architecture, nous avons fait varier les paramètres de conception pour observer l'effet sur les performances de la modélisation. Nous avons varié le nombre de couches cachées avec le nombre de neurones dans chaque couche cachée afin de voir la performance du modèle PMCNN. Pour comparer les architectures entre elle, il est nécessaire de définir des critères d'erreur de modélisation qui est couramment appelé fonction cout.

La modélisation du problème a été effectuée comme suit :

- ✓ Choix de l'architecture du réseau : en premier lieu, il faut choisir l'architecture du réseau, c'est-à-dire le type de réseau, les entrées externes, le nombre de neurones cachés, la ou les sorties et les agencements des neurones entre eux. Cette étape influence considérablement la qualité du résultat. En effet, le nombre de poids ajustables est l'un des paramètres clés.
- ✓ Apprentissage : il faut ensuite calculer les valeurs des poids synaptiques de telle sorte que le réseau reproduise au mieux la sortie. Il fait appel à des algorithmes d'optimisation qui cherchent à minimiser par des méthodes non linéaires une fonction cout qui mesure l'écart entre les réponses réelles du réseau et ses réponses désirées. Cette optimisation se fait de manière itérative, en modifiant les poids en fonction du gradient de la fonction cout. Le système le plus communément utilisé est l'algorithme de rétropropagation de l'erreur (Livingstone et al., 1997).

- ✓ Validation : pour terminer, il faut tester la qualité du réseau obtenu en lui présentant des exemples qui ne font pas partie de l'ensemble d'apprentissage. Ce test de la capacité de généralisation du réseau est le seul véritable test de la performance du réseau (Livingstone et al., 1997) qui pourra ensuite être utilisé en prédiction.

Le logiciel utilisé est Matlab avec un code de calcul PMCNN. Il permet de développer et d'exécuter des applications utilisant la technique des réseaux de neurones formels. La fonction d'activation choisie pour les neurones des couches cachées est la fonction sigmoïde, et celle pour le neurone de sortie est la fonction linéaire. L'algorithme de minimisation retenu est celui de Levenberg-Marquardt.

IV.5.1. Station Oued El Athmania

Les résultats obtenus lors de la modélisation de la station d'Oued El Athmania sont représentés ci-dessous. Il est à signaler que la structure (3-1), c'est-à-dire deux couches cachées avec trois (3) neurones la première couche et un (1) neurone deuxième couche.

- La matrice de corrélation de la base de données est représentée sur la figure IV.2.

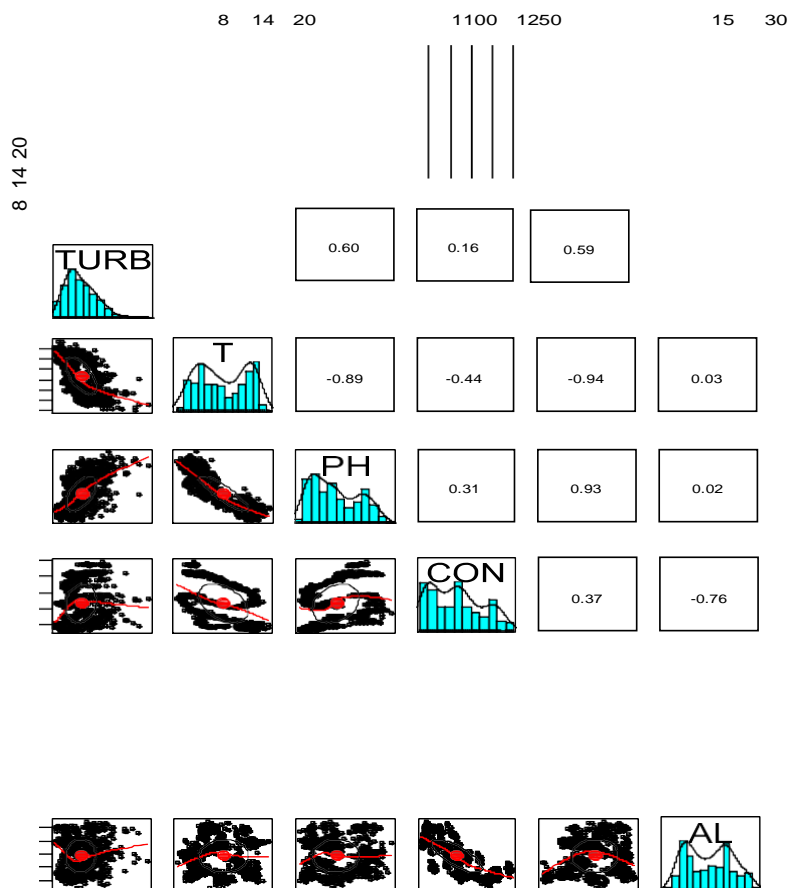


Figure IV.2. Matrice de corrélation de la base de données

- Lors de calage ou bien apprentissage, la matrice de corrélation est représentée sur la figure IV.3.

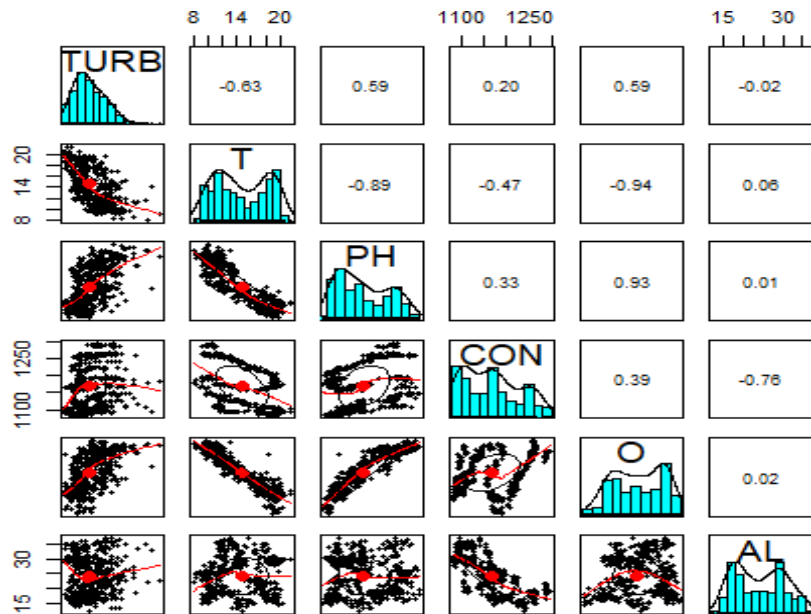


Figure IV.3. Matrice de corrélation de calage

- La matrice de corrélation de la validation est représentée sur la figure IV.4.

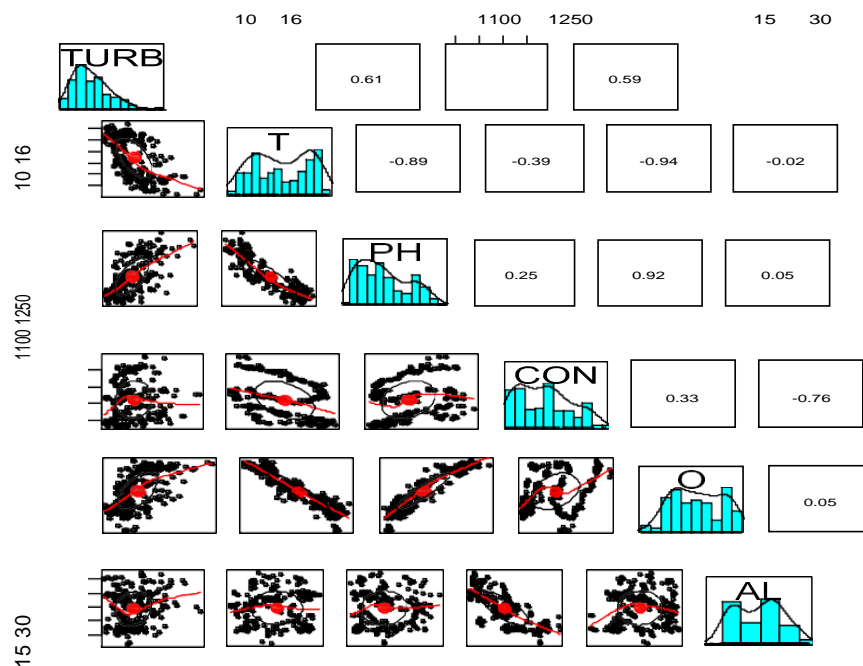


Figure IV.4. Matrice de corrélation de validation

Les figures IV.2, IV.3 et IV.4 montrent respectivement la corrélation entre les différents paramètres de matrice globale, lors de calage et lors de la validation.

IV.5.1.1. Phase apprentissage et validation (70%-30%)

Nous allons présenter les résultats d'un ensemble d'apprentissage 70% et validation 30%.

- Le schéma du modèle PMCNN retenu pour la prévision de la dose de coagulant ausein de la station Oued El Athmania est représenté sur la figure IV.5.

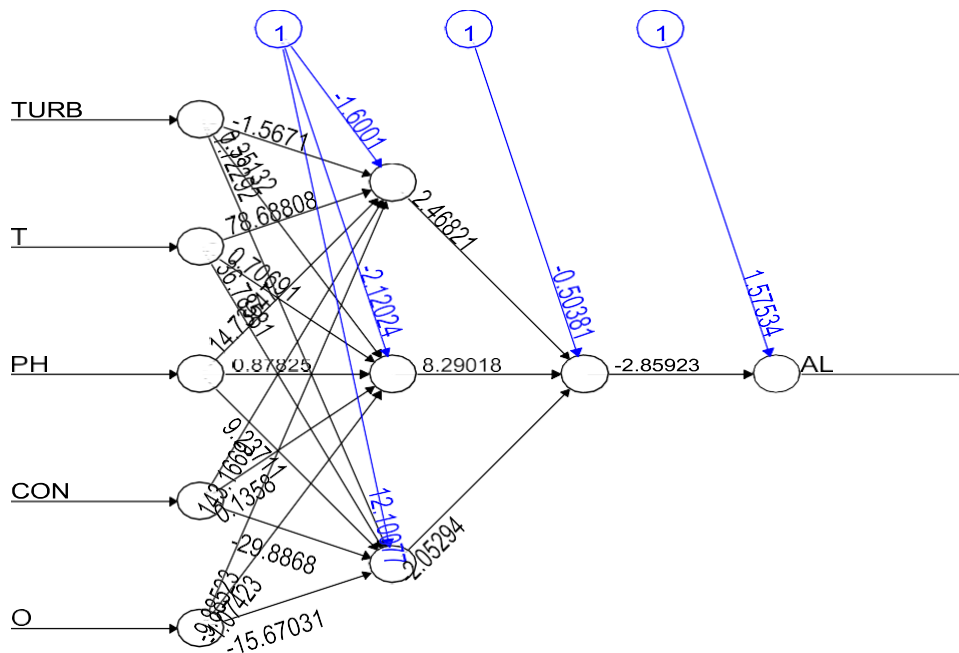


Figure IV.5. Schéma du modèle PMCNN retenu pour la prévision de la dose de coagulant ausein de la station Oued El Athmania (70%-30%)

Ce schéma montre bien le nombre de couches cachées et le nombre de neurones dans chaque couche. Le schéma nous permet de comprendre comment fonctionne le réseau de neurone pour avoir une réponse finale. Une fois les valeurs d'entrées ont été attribuées à nos neurones, ils vont être combinées en passant par des câbles jusqu'au prochaine neurone de la couche cachée. Ainsi chaque neurone d'une couche cachée va recevoir une nouvelle valeur, qui va être modifiée bien évidemment, et l'envoyée via des câbles à la couche d'après. L'opération valeur et nous donnera une réponse finale. Ainsi on aura la prédiction de notre réseau de neurone en fonction des entrées données.

Les nuages de points de la dose de coagulant prédite et observée dans la phase de calage et de validation sont représentés respectivement sur la figure IV.6 et la figure IV.7.

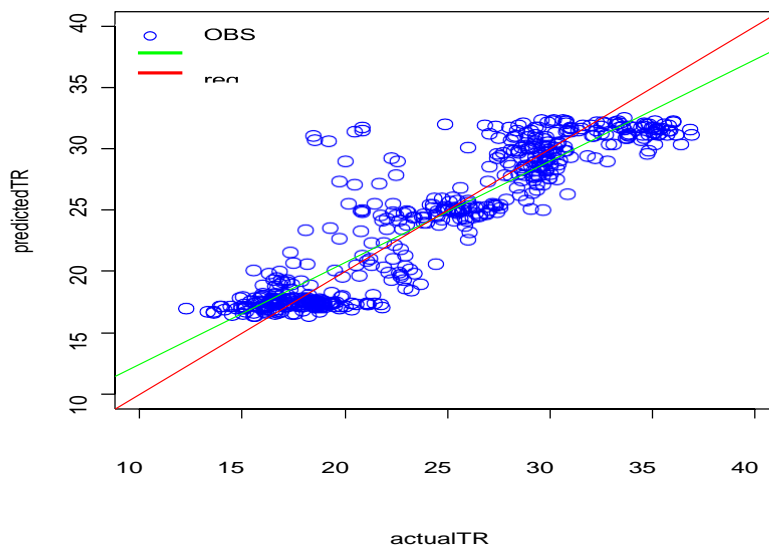


Figure IV.6. Nuage de points de la dose de coagulant prédite et observée dans la phase de calage (70%-30%).

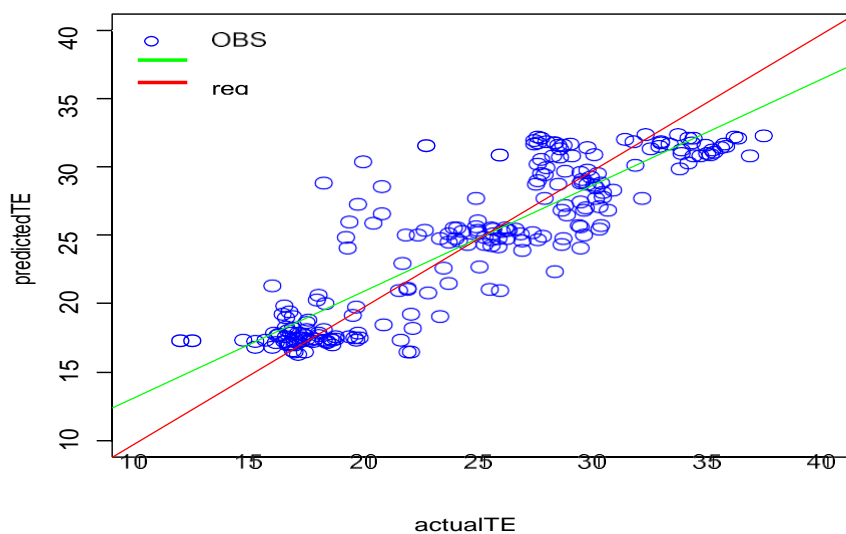
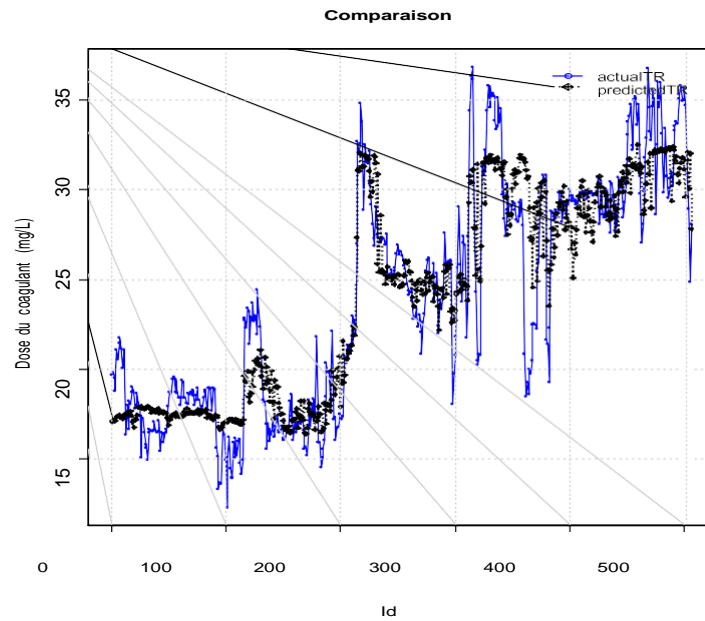
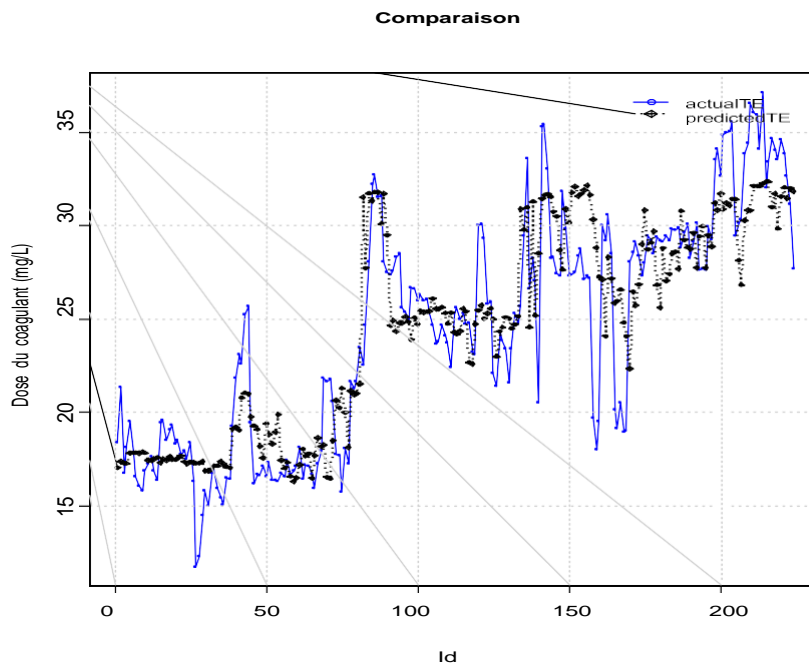


Figure IV.7. Nuage de points de la dose de coagulant prédite et observée dans la phase de validation (70%-30%).

Les figures IV.8 et IV.9 illustrent une comparaison entre les valeurs de la dose de coagulant prédites avec celles observées.



Figures IV.8. Dose de coagulant prédite par le modèle PMC versus dose de coagulant observée de la phase calage (70%-30%).



Figures IV.9. Dose de coagulant prédite par le modèle PMC versus dose de coagulant observée de la phase validation (70%-30%).

Ces figures nous renseignent la performance du modèle, au niveau des phases de calage et de validation. On remarque que les valeurs observées représentée par la couleur bleu sont pratiquement similaire aux valeurs prédites représentée par la couleur noir. Cependant, pour la phase d'apprentissage et de validation les résultats sont pratiquement identiques.

Les paramètres d'évaluation des performances sont représentés dans le tableau IV.4.

Tableau IV.4. Paramètres d'évaluation des performances.

Modèles RNA- PMC	70% - 30%	
	Deux couches cachées (3-1)	
Critères de performances	Calage	Validation
MAPE(%)	2.38	9.61
RMSE(mg/L)	2.59	2.93
MAE(mg/L)	1.91	2.25
R	0.91	0.88
NASH	0.80	0.71

Le tableau IV.4 présente les valeurs de performance lors de calage et de validation. On constate que les résultats sont très satisfaisants.

On a constaté que la dose de coagulant prédite est extrêmement proche des valeurs observées. Lors de calage et de validation on a remarqué que le modèle pourrait être utilisé pour prédire la dose de coagulant précisément avec $R = 0,91$ et $R=0.88$, respectivement. Le coefficient de Nash lors des deux phases égal à 0,8 et 0.71.

Les résultats du modèle PMC-RNA montrent que lors de la phase d'apprentissage (calage), le MAE égale à 1,91 mg/l, MRSE est de 2,59 mg/l et MAEP égale à 2.38%. Ces paramètres sont hautement significative et indique que le modèle PMC-RNA est en mesure de bien répondre aux données d'apprentissage et capable de les rapprochés.

Lors de la phase de validation, les résultats du modèle MPC-RNA montrent que MAE est de 2,25 mg/l, MRSE est de 2,93 mg/l et MAPE est de 9,61%. Ces valeurs sont un peu supérieures aux valeurs de calage, mais restent toujours significatifs. Ces paramètres sont indique que le modèle PMC-RNA est en mesure de bien répondre aux données de validation et capable de les rapprochés.

IV.5.1.2. Phase apprentissage et validation (80%-20%)

- Le schéma du modèle PMCNN retenu pour la prévision de la dose de coagulant au sein de la station Oued El Athmania est représenté sur la figure IV.10.

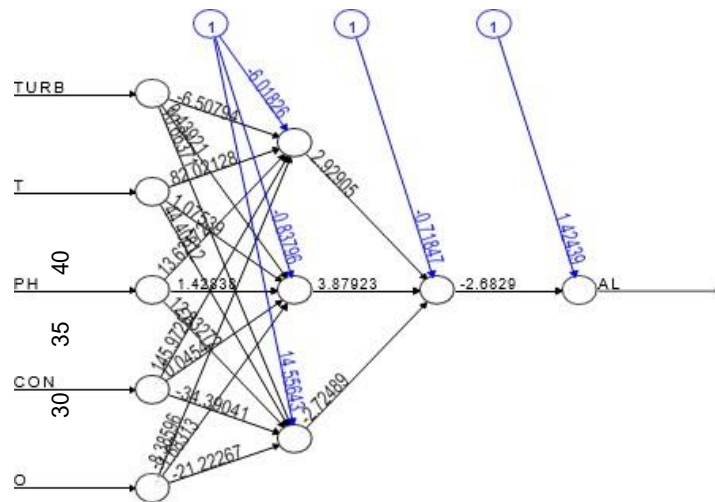


Figure IV.10. Schéma du modèle PMCNN retenu pour la prévision de la dose de coagulant ausin de la station Oued El Athmania (80%-20%)

- La validation sont représentés respectivement sur la figure IV.11 et la figure IV.12.

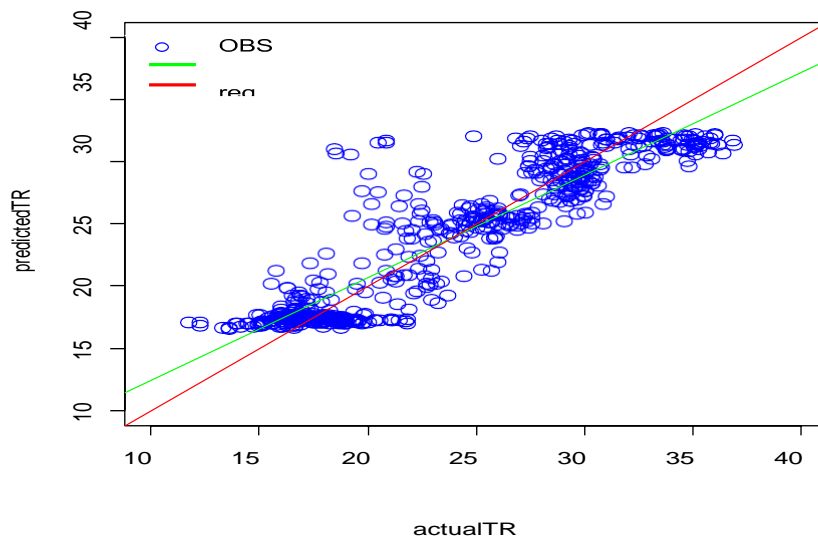


Figure IV.11. Nuage de points de la dose de coagulant prédite et observée dans la phase decalage (80%-20%).

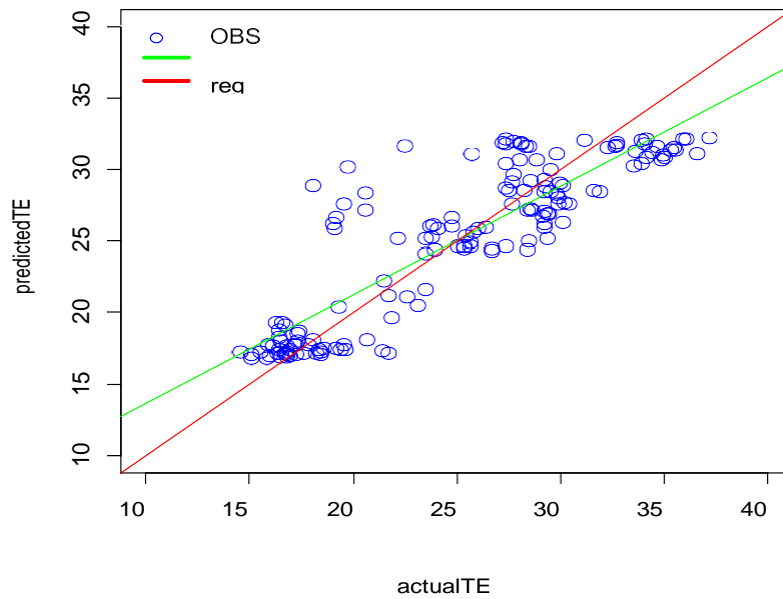
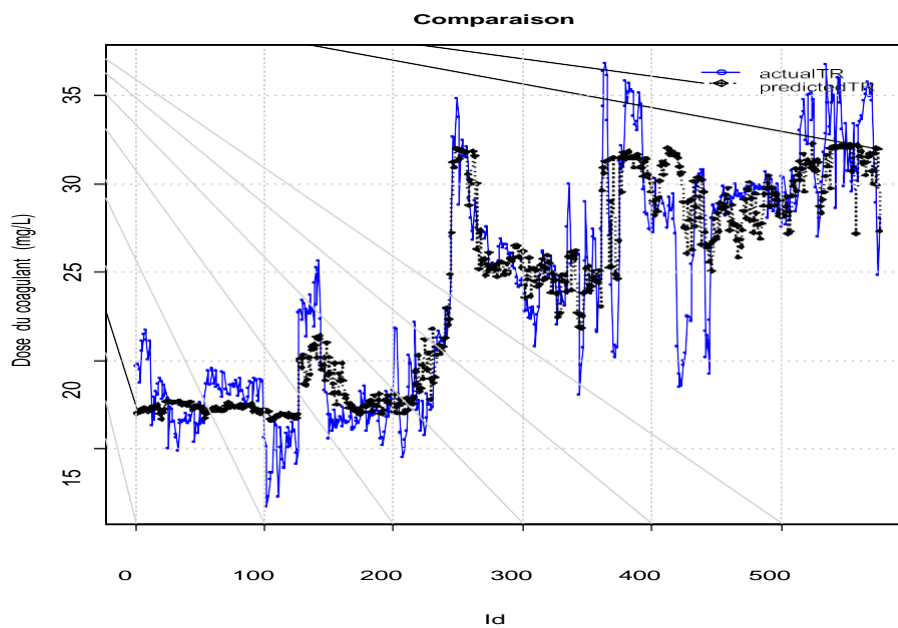
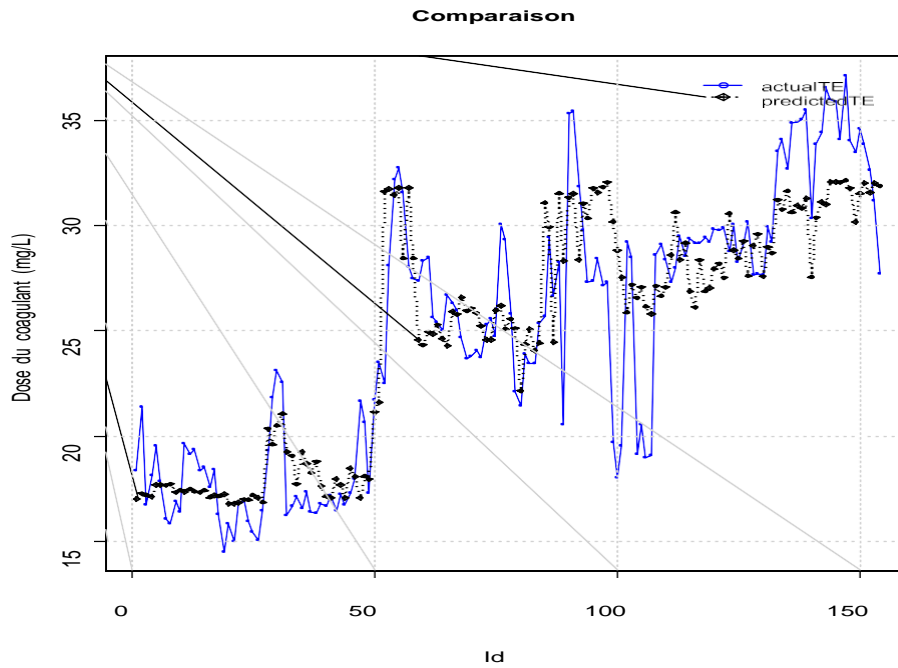


Figure IV.12. Nuage de points de la dose de coagulant prédite et observée dans la phase devalidation (80%-20%).

- Les figures IV.13 et IV.14 illustrent une comparaison entre les valeurs de la dose decoagulant prédites avec celles observées.



Figures IV.13. Dose de coagulant prédite par le modèle PMC versus dose de coagulantobservée de la phase calage (80%-20%)



Figures IV.14. Dose de coagulant prédite par le modèle PMC versus dose de coagulant observée de la phase validation (80%-20%).

- Les paramètres d'évaluation des performances sont représentés dans le tableau IV.5.

Tableau IV.5. Paramètres d'évaluation des performances.

Modèles RNA-PMC	80% - 20%	
	Deux couches cachées (3-1)	
Critères de performances	Calage	Validation
MAPE(%)	8.52	9.7
RMSE(mg/L)	2.58	3.07
MAE(mg/L)	1.93	2.33
R	0.91	0.87
NASH	0.826	0.759

IV.5.1.3. Phase apprentissage et validation (60%-40%)

- Le schéma du modèle PMCNN retenu pour la prévision de la dose de coagulant au sein de la station Oued El Athmania est représenté sur la figure IV.15.

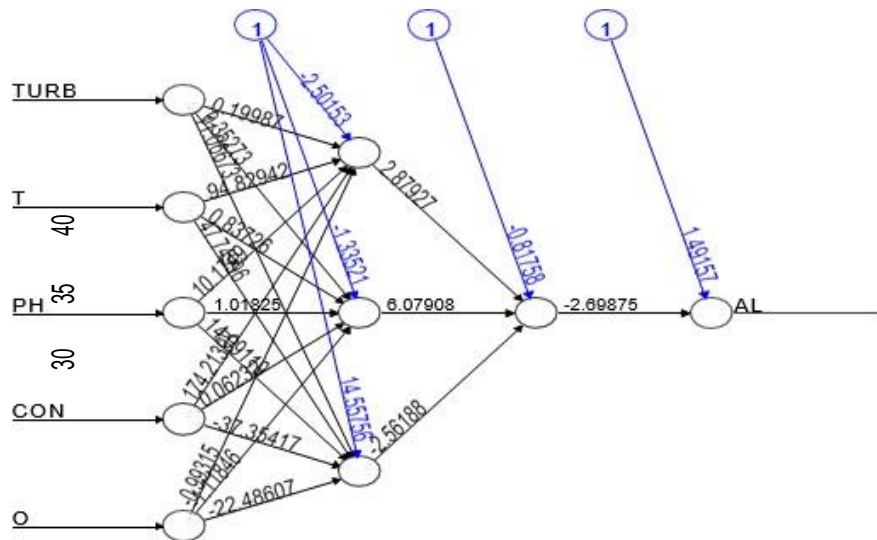


Figure IV.15. Schéma du modèle PMCNN retenu pour la prévision de la dose de coagulant ausen de la station Oued El Athmania (60%-40%)

- La validation sont représentés respectivement sur la figure IV.16 et la figure IV.17.

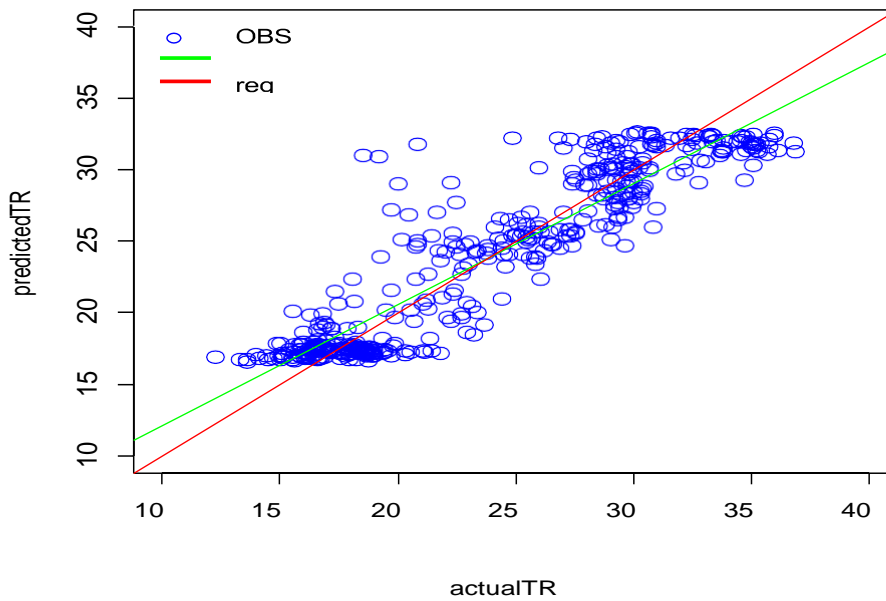


Figure IV.16. Nuage de points de la dose de coagulant prédite et observée dans la phase decalage (60%-40%).

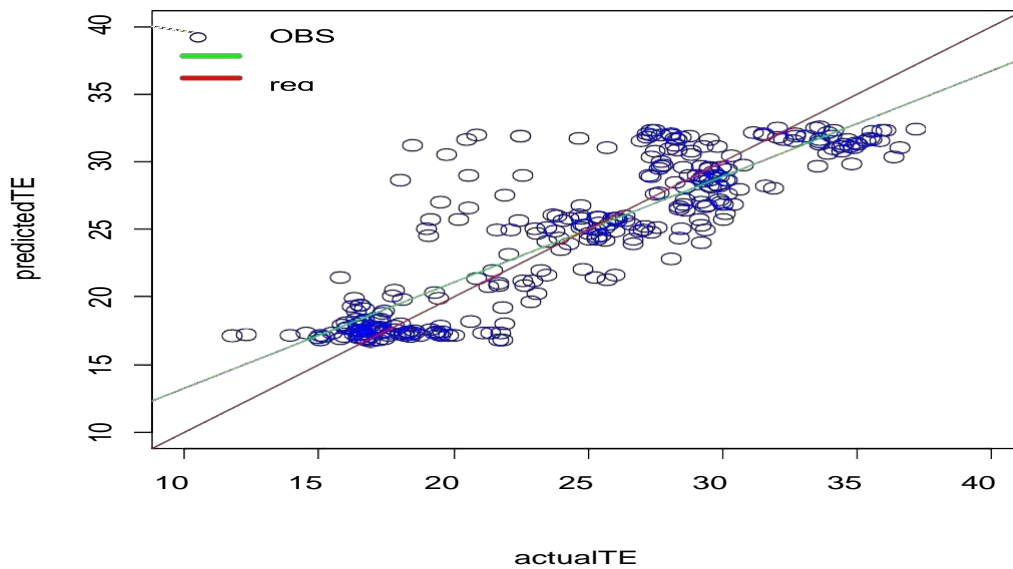
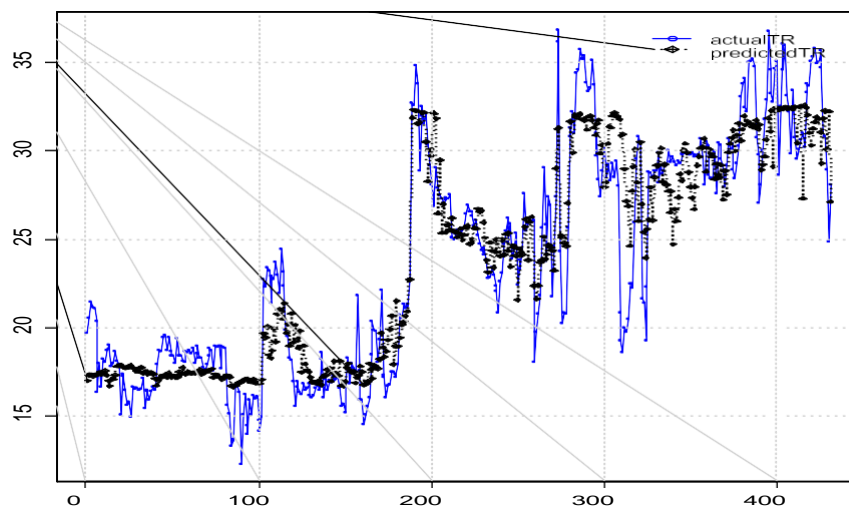
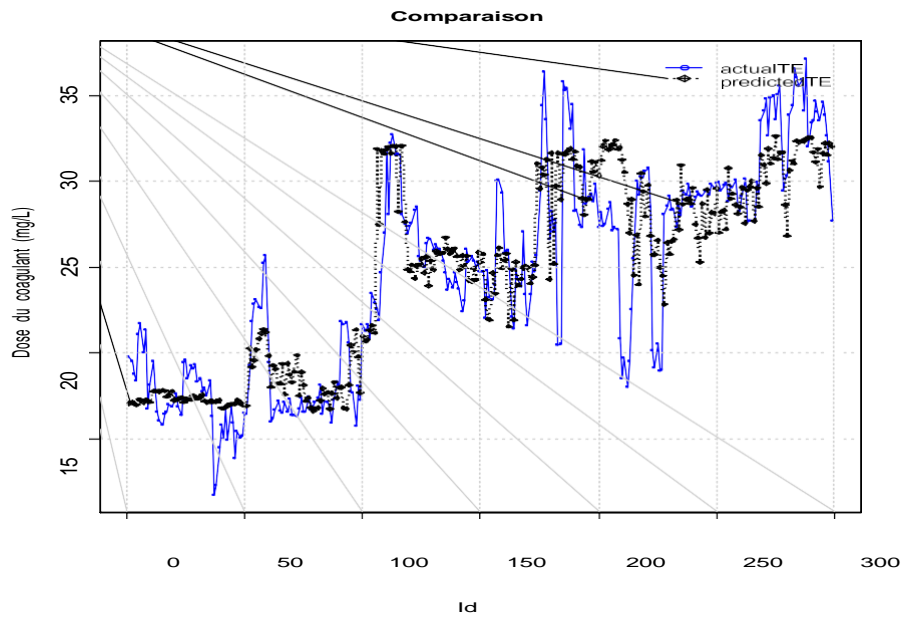


Figure IV.17. Nuage de points de la dose de coagulant prédite et observée dans la phase devalidation (40%-20%).

- Les figures IV.18 et IV.19 illustrent une comparaison entre les valeurs de la dose decoagulant prédites avec celles observées.



Figures IV.18. Dose de coagulant prédite par le modèle PMC versus dose de coagulant observée de la phase calage (60%-40%)



Figures IV.19. Dose de coagulant prédite par le modèle PMC versus dose de coagulant observée de la phase validation (60%-40%).

- Les paramètres d'évaluation des performances sont représentés dans le tableau IV.6.

Tableau IV.6. Paramètres d'évaluation des performances.

Modèles RNA-PMC	60% - 40%	
	Deux couches cachées (3-1)	
Critères de performances	Calage	Validation
MAPE(%)	8.25	9.75
RMSE(mg/L)	2.47	3.06
MAE(mg/L)	1.878	2.27
R	0.92	0.86
NASH	0.847	0.74

Les résultats des trois modélisations sont récapitulés dans le tableau IV.7.

Tableau IV.7. Récapitulatif des paramètres d'évaluation des performances.

Modèles RNA-PMC	Deux couches cachées (3-1)					
	70%	30%	80%	20%	60%	40%
Critères de performances	Calage	Validation	Calage	Validation	Calage	Validation
MAPE(%)	8.38	9.61	8.52	9.7	8.25	9.75
RMSE(mg/L)	2.59	2.93	2.58	3.07	2.47	3.06
MAE(mg/L)	1.907	2.25	1.93	2.33	1.878	2.27
R	0.91	0.88	0.91	0.87	0.92	0.86
NASH	0.80	0.71	0.826	0.759	0.847	0.74

D'après le tableau IV.7, on a constaté que les résultats de trois modélisations sont très proches et sont hautement significatifs. Il est à signaler, toute fois, que l'ensemble de l'apprentissage et validation (70% -30%) est nettement meilleure que les autres, du fait des paramètres d'erreur qui sont très intéressants lors de la validation du modèle.

IV.5.2. Station de Ain Tinn et Mahouane

De la même manière, nous avons effectués une modélisation pour la station d'Ain Tinn et celle de Mahouane. Dans ces deux stations, on s'est limité à représenter uniquement les résultats de l'ensemble de l'apprentissage et validation (70%-30%), ainsi que le coefficient de régression R et l'erreur quadratique moyenne RMSE.

Le récapitulatif des résultats aux quels nous avons aboutis sont représentés dans le tableau IV.8.

Tableau IV.8. Récapitulatif des paramètres d'évaluation des performances des deux stations Ain Tinn et Mahouane.

Modèles RNA-PMC	70% - 30%			
	Deux couches cachées (3-1)			
Critères de performances	Ain Tinn		Mahouane	
	Calage	Validation	Calage	Validation
RMSE(mg/L)	22.27	25.48	4.27	4,60
R	0.28	0.27	0,36	0,21

Le modèle PMC-RNA n'a pas donné des résultats satisfaisants pour les deux stations d'Ain Tinn et Mahouane.

D'après le tableau IV.8, les résultats montrent que lors de la phase d'apprentissage (calage), les coefficients de corrélation de la station d'Ain Tinn et de Mahouane sont respectivement 0,28 et 0,36. L'erreur quadratique moyenne de la station d'Ain Tinn et de Mahouane est respectivement 22,27 mg/l et 4,27mg/l. Ces paramètres sont médiocres et indiquent que le modèle PMC-RNA n'est pas en mesure de répondre aux données d'apprentissage et ne sont pas capables de les rapprocher.

Lors de la phase de validation, les résultats du modèle MPC-RNA montrent que les coefficients de corrélation de la station d'Ain Tinn et de Mahouane sont respectivement 0,27 et 0,21. L'erreur quadratique moyenne de la station d'Ain Tinn et de Mahouane est respectivement 25,48 mg/l et 4,60 mg/l. Ces valeurs sont médiocres et ne sont pas significatives. Ces paramètres indiquent que le modèle PMC-RNA n'est pas en mesure de bien répondre aux données de validation et ne sont pas capables de les rapprocher.

IV.6. Prédiction de la dose de coagulation par modèle Foret aléatoire (Random Forest)

Random Forest est un algorithme d'apprentissage automatique supervisé puissant et polyvalent qui pousse et combine plusieurs arbres de décision pour créer une « forêt ». Il peut être utilisé à la fois pour les problèmes de classification et de régression. C'est une technique de Machine Learning très populaire auprès des Data Scientistes et pour cause : elle présente de nombreux avantages comparé aux autres algorithmes de data. C'est une technique facile à interpréter, stable, qui présente en général de bonnes performances et qui peut être utilisée pour des tâches de régression ou de classification. Elle couvre donc une grande partie des problèmes de Machine Learning. Dans Random Forest il y a d'abord le mot "Forest" (ou forêt en français). On comprend donc que cet algorithme va reposer sur des arbres que l'on appelle arbre de décision ou arbre décisionnel.

Dans ce cas, on utilise deux modèles pour prédire la dose de coagulant à savoir, les Random Forest et les Random Forest tree.

Les résultats auxquels nous avons abouti sont représentés dans le tableau IV.9.

Tableau IV.9. Récapitulatif des paramètres d'évaluation des performances de la dose de coagulant des trois stations de traitement.

Critères de performances	RF			RF Tree		
	Ain Tinn	Mahouane	Oued El Athmania	Ain Tinn	Mahouane	Oued El Athmania
RMSE(mg/L)	1.70	0.82	0.5	1.34	0.09	0.09
R	0.95	0.96	0.99	0.96	0.999	0.9999

Le tableau IV.9 présente les valeurs de performance de la dose de coagulant par les deux modèles de forêt aléatoire. On remarque que les résultats sont très satisfaisants. On a constaté que la dose de coagulant prédite est extrêmement proche des valeurs observées. Le modèle pourrait être utilisé pour prédire la dose de coagulant précisément un coefficient de corrélation supérieure à 0,95. L'erreur quadratique moyenne est inférieure 1.70mg/l. Ces paramètres sont

$$(Q_{obsi} - Q_{moy})^2$$

pourrait être utilisé pour prédire la dose de coagulant précisément un coefficient de corrélation supérieure à 0,95. L'erreur quadratique moyenne est inférieure 1.70mg/l. Ces paramètres sont hautement significative et indique que le modèle des forêts aléatoire sont en mesure de bien prédire la dose de coagulant.

Il est à signaler que les modèles des forêts aléatoires donnent des résultats nettement meilleurs que PMC. Cela du à la robustesse des modèles des forêts aléatoires

Conclusion Générale

Conclusion Générale

Ce travail nous a permis d'appréhender le processus de coagulation floculation par l'étude de la dose de coagulant des trois stations traitement en eau potable. Notre objectif consiste à élaborer un modèle fiable et capable d'exprimer la relation entre toutes les variables descriptives caractérisant l'eau brute et la dose de coagulant à injecter durant la phase de coagulation. L'hypothèse de base est généralement qu'il s'agit d'une relation entre certaines variables d'entrées (pH, température, conductivité, turbidité et oxygène dissous), dont l'étendu varie considérablement d'une variable à une autre, et variable de sortie (dose de coagulant) déterminée dans la plupart des cas par des essais de laboratoire dits Jar- Test.

Les résultats de l'application des modèles de type neuronal dénommés réseaux de neurones artificiels à perceptron multicouche (PMC). Les tentatives de modélisations ont pu lier la valeur de la dose optimale du coagulant (sulfate d'aluminium) aux valeurs des paramètres caractérisant la qualité des eaux brutes à l'entrée de la station de traitement des eaux de surface. Le modèle PMC présenté dans ce mémoire pour la prédiction de la dose de coagulant a donné des très bons résultats pour la station d'Oued El Athmania. Ce modèle montre qu'en phase d'apprentissage, les coefficients de régression (R) est de 0.91 et que les coefficients (NSE) est de 0.80. Ces paramètres indiquent que le modèle PMC est en mesure de bien répondre aux données d'apprentissage et capable de les rapprochés. En phase de validation les coefficients de régression (R) et le des coefficients (NSE) sont de 0,88 et 0,71 respectivement. Ces résultats indiquent que les performances de généralisation du modèle PMC sont bonnes, et qu'il est en mesure de faire des prédictions de bonne qualité. Pour les stations d'Ain Tin et Mahouane, le modèle PMC n'a pas donné des bons résultats. Ce modèle montre qu'en phase d'apprentissage, le coefficient de régression, pour la station d'Ain Tinn, est de 0.28 et pour la station de Mehouane est de 0.36. Ces paramètres indiquent que le modèle PMC n'est pas en mesure de bien répondre aux données d'apprentissage et n'est pas capable de les rapprochés. En phase de validation les coefficients de régression (R) pour la station d'Ain Tinn et Mehouane sont de 0,27 et 0,21 respectivement. Ces résultats indiquent que les performances de généralisation du modèle PMC sont pas bonnes, et qu'il n'est pas en mesure de faire des prédictions de bonne qualité.

Par contre, le modèle des forêts aléatoire a donné des très bons résultats pour la prédiction de la dose de coagulant des trois stations de traitement en eau potable.

Conclusion Générale

Pour la station d'Ain Tinn, de Mahouane et d'Oued El Athmania, les coefficients de corrélation (R) sont respectivement 0.95, 0.96 et 0.99. Ces résultats indiquent que les performances de généralisation du modèle RF sont bonnes, et qu'il est en mesure de faire des prédictions de très bonne qualité.

En faisant cela, nous avons pu fournir un outil préliminaire pour la gestion automatisée des dites stations en améliorant en conséquence :

- La qualité de service des ces stations.
- L'optimisation de la dose de coagulant en temps réel, pour l'amélioration du fonctionnement de la station de production d'eau potable;
- Comme un système expert pour les conseils des opérateurs dans la station de production d'eau potable;
- Comme une boîte à outils en temps réel des systèmes d'auto-surveillances existants dans les stations d'épuration.

Un certain nombre de perspectives peuvent être envisagées concernant le travail présenté. Après avoir identifié les paramètres d'entrées et de sorties, il serait intéressant d'étudier également de manière plus précise leurs évolutions de tel sorte à :

- ✓ Prendre en considération les autres paramètres des eaux brutes pouvant influencer la dose de coagulant ;
- ✓ Essayer d'autre modèle de réseau de neurones qui sont en mesure de faire des prédictions de très bonne qualité.
- ✓ Appliquer ces modèles dans d'autres stations de traitement pour améliorer la gestion automatisée.

**RÉFÉRENCE
BIBLIOGRAPHIQUE:**

REFERENCES:

- Abdehagh N, Tezel F. H, Thibault J, "Multicomponent adsorption modeling: isotherms for ABE model solutions using activated carbon F-400.Adsorption",22(3)(2016)357–370
- Achour S., Chabbi F. (2014), Disinfection of drinking water. Constraints and optimization perspectives in Algeria, Larhyss Journal, N°19, Septembre, pp 193-212.
- Achour S., Guergazi S., Harrat N. (2009), Pollution organique des eaux de barrage de l'Est algérien et effet de la chloration. « L'état des ressources en eau au Maghreb en 2009 », Partie IV, Chapitre 14, Ed. UNESCO et GEB-Environnement, Rabat, Maroc.
- ADACHI, Y., COHEN STUART, M.A., FOKKINK, R. (1994). Dynamic aspects of bridging flocculation studied using standardized mixing. Journal of colloid and Interface science, Vol. 167, p. 346-351
- Amirtharajah A.(1988).Some theoretical views of filtration. J. Am. Water. Wks. Ass,146,36-46.
- AMIRTHARAJAH, A., O'MELLA, C.R. (1990). Coagulation Processes: Destabilization, Mixing, and Flocculation. Chapitre 4 dans Water Quality and Treatment : a Handbook of Community Water Supplies. A WWA. 4e édition, p. 269-365.
- Baig S., Mouchet P.(2010), Oxydation et réduction appliquées au traitement de l'eau-Ozone-Autres oxydants-Oxydation avancée- Réducteurs ,Techniques de l'ingénieur, W2702
- Baouab & Cherif 2015, Changement climatique et ressources en eau: tendances, fluctuations et projections pour un cas d'étude de l'eau potable en Tunisie. [Climate change and water resources: trends, fluctuations and projections for a case study of potable water in Tunisia]. La Houille Blanche 5, 99–107.
- Baouab, M. H. & Cherif, S .2017 a Revolution impact on drinking water consumption: real case of Tunisia. Social Indicators Research 132 (2), 841–859.
- Beaudry J. P., (1984). Traitement des eaux, Ed. Le Griffon d'argile INC, Canada.P27-41
- Benjamin Espinasse. APPROCHE THEORIQUE ET EXPERIMENTALE DE LA FILTRATION TANGENTIELLE DE COLLOÏDES : FLUX CRITIQUE ET COLMATAGE. Génie des procédés. Université Paul Sabatier - Toulouse III, 2003. Français.

RÉFÉRENCE BIBLIOGRAPHIQUE :

- Bentahar Y, "Caractérisation physico-chimique des argiles marocaines : application à l'adsorption de l'arsenic et des colorants cationiques en solution aqueuse", Thèse de doctorat, Université de Nice-Sophia Antipolis, France, (2016)
- Bouazza, 2011 BOUAZZA L. (2011). Effet de coagulation-floculation sur la qualité des eaux épurées de laSTEP de Ain El Houtz, mémoire de magister, université Abou Bekr Belkaid. Tlemcen, 106p.
- CAMP, T.R., ROST, D.K., BHOSTA, B.V. (1940). Effects of temperature on the rate of floc formation. Journal A WA. Vol. 32 no. fi. p. 9 13-927.
- CARDOT C. (1999).Génie de l'environnement, les traitements de l'eau, édellipses.Paris, p 247.
- Davallo.E, Naïrn.P,"Des Réseaux de Neurones", Eyrolles, 2ème édition, Mars. (1993)
- Degremont (2005), Mémento technique de l'eau, 10 ème édition, Ed. Lavoisier, Paris
- DESJARDINS R. (1997). Le traitement des eaux, 2ème édition revue et enrichie, école polytechnique de Montréal, p 304.
- Djeddou M.** 2014 Prévission du taux d'échec avec les réseaux neurones artificiels dans une station de traitement des eaux résiduaires, Thèse de doctorat, Département de Génie civil et d'Hydraulique, Université Khider-Biskra, 196 pages.
- Dreyfus.G et al, " Réseau de Neurones Méthodologie et Application", Ecole Supérieure de Physique et de Chimie Industrielles de la Ville de Paris (ESPCI) Laboratoire d'Electronique" MESURES, 699, novembre (1997).
- Dore M. (1989), Chimie des oxydants- Traitement des eaux, Ed. Lavoisier, Paris.
- Duan Jinming; Gregory John (2003). Coagulation by hydrolysing metal salts. , 100-102(none), 475–502. doi:10.1016/s0001-8686(02)00067-2
- Fombellida. M.R.J, Minsoul. M.J.M et Destine. J, L.O, "Perceptrons Multi-Couches et fonctions d'activation non-monotones", In. Proc. Neuronimes'90, EC2 et Cie, Nîmes,
- Freeman.J.A et Skapura .D.M,"Neural net works algorithms, applications and programming techniques", Addison-Wesley Publishing Company, New York, (1992).
- Garvey E.B. (1997), "On-line Quality Control of Injection Molding Using Neural Networks. Minor Thesis Department of Computer Science, Royal Melbourne Institute of Technology, Melbourne, Australia, 82 pages.

RÉFÉRENCE BIBLIOGRAPHIQUE :

- Ghernaout D. (2017). Water Treatment Chlorination: An Updated Mechanistic Insight Review. Chemistry Research Journal. (2). pp.125-138
- Ghernaout D. Aichouni M. Alghamdi A. (2018). Applying Big Data (BD) in Water Treatment Industry: A New Era of Advance. International Journal of Advances in Applied Sciences. (5). pp. 89-97.
- GRAHAM (T.) - Liquid diffusion applied to analysis. - Philosophical Transactions of the Royal Society of London, 151, 183-224 (1861)
- Guerraiche Z. (2017), Impact de la pollution urbaine sur les eaux de surface du Grand Constantinois. Thèse de Doctorat en Hydraulique, Université de Biskra, Algérie.
- HAARHOFF, J., CLEASBY, J.L. (1988). Comparing aluminum and iron coagulants for in-line filtration of cold-waters. Journal A WWA. Vol. 80 no.4 . p. 168-175
- Hagan, T. M., Demuth, B. H., Beale, M. H. and Jesús, O. D. septembre 2014 Neural 83 Network Design, 2nd Edition
- Hama T. et Handa N. (1983). The seasonal variation of organic constituents in a eutrophic lake, Lake Suwa, Japan. Part II. Dissolved organic matter. Arch. Hydrobiol., 98,4, 443-462.
- HANSON. A.T., CLEASBY, I.L. (1990). The effects of temperature on turbulent flocculation : fluid dynamics and chemistry. Journal A WA, Vol. 80 no. il. p.56-73.
- Harrat N., Achour S. (2007), Pollution des eaux de barrage de Béni Haroun et impact sur leur traitement, 21 au 23 Novembre, 1er Colloque International de Chimie CIC-1, 21 au 23 Novembre, Université de Batna.
- Haykin, S. 1994 Neural Networks: A Comprehensive Foundation, Macmillan College Publishing Company, New York, USA, 696 pages
- Hebb.D, "The Organization of Behavior", Wiley, New York, (1949).
- Hendriarianti, E and Suhasri, H., 2017. Penentuan Dosis Optimum Koagulan Biji Asam Jawa Dalam Penurunan TSS dan COD Limbah Industri. Jurnal Spektra, vol 9 no.17)
- Hertz.J, Krogh.A et Palmer R.G, «Introduction to the theory of neural, Computation and neural systems series», Addison-Wesley, New-York, (1991).
- Hopfield.J.J, "Neural networks and physical systems with emergent", collective Computational Abilities. Proc. Natl. Sci, 79(xx), (1982), 2554-2558.

RÉFÉRENCE BIBLIOGRAPHIQUE :

-Hugues GODART (2000). Eaux de distribution. Clarification. Techniques de l'ingénieur. Génie civil. 2000, Vol CE1, Num C5199, pp C5199.1-C5199.15, ISSN 1763-6825 Paris.

-Ignasius D.A. Sutapa, 2014, Perbandingan Efisiensi Koagulan Poly Alumunium Chloride dan Alumunim Sulfat Dalam Menurunkan Turbiditas Air Gambut Dari Kabupaten Katingan Provinsi Kalimantan Tengah, Jurnal Riset Geologi dan Pertambangan LIPI vol 04 no.1

Jain, A.K., Mao, J. and Mohiuddin, K.M. 1996 Artificial neural networks : a tutorial, Computer 29(3), pp. 31-44.

-JULIEN, R. (1 983). Étude de la coagulation-floculation-décantation d'une eau colorée fioide de faible alcalinité. Mémoire de maîtrise - Département de Génie Civil, École Polyrechniqrie de Montréal, 1 57p.

-KAEDING, U.W., DRIKAS, M., DELLAVERDE, P.J., MARTIN, D., SMITH, M.K. (1992). A direct cornparison between sulphate and polyaluminum chloride as coagulants in a water treatment plant. Water SuppZy, Vd 1 O. No. 4. p. 1 19- 132.

-KANG, L.S., CLEASBY, J.L. (1995). Temperature effects on flocculation kinetics using Fe(III) coagulant. Journal of Environmental Engineering, décembre 1995. p. 893- 901.

- KETTAB A. (1992). Traitement des eaux, éd. Office Des Publications Universitaires. Place centrale de Ben-Aknoun (Alger), 151p.

-Kohonen, T. 1989 Self Organization and Associative Memory Third Edition, Springer- Verlag, New York

- Lamrini, B., Benhammou, A., Karama, A. & Le Lann, M. V. A neural network system for modelling of coagulant dosage used in drinking water treatment. In: Adaptive and Natural Computing Algorithms (B. Ribeiro, R. F. Albrecht, A.Dobnikar, D. W. Pearson & N. C. Steele, eds). Springer, Vienna, pp. 96–99. doi: 10.1007/3-211-27389-1_23.

-LENGO, K.M. (1994). Effets comparés de divers coagulants sur l'enlèvement de la matière organique des eaux à potabiliser - influence de la préhydrolysatation. Mémoire de maîtrise - Département de Génie Civil. École Polytechnique de Montréal. 120 p.

- Li, P., Lin, K., Fang, Z. & Wang, K. Enhanced nitrate removal by novel bimetallic Fe/Ni nanoparticles supported on biochar. Journal of Cleaner Production 151, 21–33.

RÉFÉRENCE BIBLIOGRAPHIQUE :

- Livingstone D.J., Manallack D.T., et Tetko I.V., (1997). Data modelling with neural network : advantages and limitations. *Journal of computer-Aided Molecular Design*, vol.11 :pp 135-142.
- LOUNAS A. (2009). Mémoire de Magister Présenté à l'université du 20 Août 1955 Skikda. Amélioration des procédés de clarification des eaux de la station hamdi-kroma de Skikda.
- Margaretha, Rizka Mayasari, Syaiful, Subroto, 2012, Pengaruh kualitas air baku terhadap Dosis dan biaya koagulan aluminium sulfat dan poly aluminium chloride, *Jurnal Teknik Kimia Universitas Sriwijaya* vol 18 no.4
- Masschelein w. j. (1996). *Processus unitaire du traitement de l'eau potable*". Edition Cebedoc. Paris. France.pp.222-647
- Maulding et Harris.1968, Van Benschoten et Edzwald, 1990, Hanson et Cleasby, 1990,Va.n Benschoten et al.. 1992, Kang et al.: 1995).
- Minsky, M. and Papert, S. 1969 *Perceptrons : An Introduction to Computational Geometry*, MIT Press, Cambridge, Mass
- Mokhnache. L, "Application de RN dans le Diagnostique et la Prédiction des Isolations HT", Thèse de Doctorat, Ecole Nationale Polytechnique d'Alger, Janvier (2004).
- MORRIS, J.K., KNOCKE, W.R. (1984). Temperature effects on the of metal-ion coagulants for water treatment. *Journal A WA*. Vol. 73. mars 1984. p.74-79.
- Nash, J., Sutcliffe, J.V., 1970. River flow forecasting through conceptual models part I—A discussion of principles. *J. Hydrol.* 10 (3), 282–290.
- O'DONNEL, T. et P. CANEDO, (1980) The reliability of conceptual basin model calibration. Publication no. 129, A.I.S.H., Symposium sur les prévisions hydrologiques, Oxford, 571pages.
- Park, J. and Sandberg, I.W. 1993 *Universal Approximation Using Radial-Basis-Function Networks*, *Neural Computation*, Vol. 5, pp. 305-316.
- Rivals.I, personnaz.L, Deryfus.G, "commande par réseaux de neurones : principes fondamentaux, conception, et illustrations industrielles", Lavoisier Technique et Documentation, Paris, (1995).
- Rodier J. Legube B. Merlet N. (2005). *L'analyse de l'eau ; eau naturelles, eaux résiduaires, eau de mer*. 8eme édition. Dunod, Paris.1824p
- Ruthven D.M. (1984). *Principles of adsorption and adsorption process*, Ed.j.Wiley., New York.

RÉFÉRENCE BIBLIOGRAPHIQUE :

- SELVAPATHY, P., JAYAPAL REDDY, M. (1992). Effect of polyelectrolytes on turbidity removal. *Water Supply*, Vol. 10 no. 4. p. 175-178.
- Semmens, M.J., Field, T.K. (1980), Coagulation: Experiences in organics removal, *J. Am. Water. Wks. Ass.*, 72, 8, 476-483
- Sincero AP. Sincero AG. (2003). *Physical-chemical treatment of water and wastewater*. 1^{ed}. New York: RC Press. 832p
- Svarowsky L. (2000). *Solid-liquid separation*. 4^{eme} édition. Angle Terre: ButterworthHeinemann. 554p
- TAMBO, N. (1991). Basic concepts and innovative turn of coagulation/Flocculation ». *Water Supply*, Vol. 9. p. 1-10.
- TARDAT-HENRY, M. (1989). Évolution des dérivés de l'aluminium utilisés comme agents de coagulants. *Sciences et Techniques de l'Eau*. Vol. 22 no. 4. p.297-304.
- Tchobanoglous et al., (1985). *The Waste Crisis, Landfill, Incinerators and the Search for Sustainable Future*. Oxford: Oxford University press.
- Usepa (2011), *Water Treatment Manual: Disinfection*, Office of Environmental Enforcement, Environmental Protection Agency Ed., USA, 187 P.
- Van Benschoten et Edzwald, 1990 ; SIMULATION ET ETUDE EN LABORATOIRE DE LA FLOCCULATION LESTEE (ACTIFLO) A L'AIDE D'UNE PROCÉDURE MODIFIÉE DE JAR TEST, 1999
- VAN BENSCHOETEN, J.E., EDZWALD, J.K., RAHMAN, M.A. (1992). Effects of temperature and pH on residual aluminium for alum and polyaluminium coagulants. *Water Supply*, Vol. 10 no. 4, p.49-54.
- Van Breemen, An., Nieuwstad, T.J., Van Der Meent-Olieman. (1979). The fate of fulvic acids during water treatment, *Wat Res.*, 13, 8, 771-780
- Wang D. Wei W. Yi Yu. Hongxiao T. Gregory J. (2004). Speciation stability of inorganic polymer flocculant-PACl. *Colloids and Surfaces A: Physicochemical and Engineering Aspects*. (243). pp.1-10.
- Wu, B., Wang, Z., Zhang, Q., Shen, N., & Liu, J., 2017. Modelling sheet erosion on steep slopes in the loess region of China. *Journal of Hydrology*, 553, 549–

RÉFÉRENCE BIBLIOGRAPHIQUE :

558.doi:10.1016/j.jhydrol.2017.07.017.

- Wu, G. D. & Lo, S. L. Predicting real-time coagulant dosage in water treatment by artificial neural networks and adaptive network-based fuzzy inference system. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 21 (8), 1189–1195.

doi:10.1016/j.engappai.2008.03.015.

-Yeddou.Y.M, " Etude de synthèse sur les réseaux de neurones et leurs application", Ecole Nationale Polytechnique d'Alger, (1998).

Webographie.

A : <https://www.aquaportail.com/definition-4810-matieres-en-suspension.html>

B: <https://gifex.com/fr/fichier/quelles-sont-les-communes-de-la-wilaya-de-mila/>

C : ([https://fr.wikipedia.org/wiki/Commune_\(Alg%C3%A9rie\)](https://fr.wikipedia.org/wiki/Commune_(Alg%C3%A9rie)))

D: https://www.google.com/imgres?imgurl=https%3A%2F%2Fwww.fao.org%2F3%2Fy5953f%2Fy5953f02.jpg&tbnid=a7ngBuRzdV0YMM&vet=12ahUKEwiq0LO_rMX_AhWNvicCHRRjCbIQMygOegUIARDLAQ..i&imgrefurl=https%3A%2F%2Fwww.fao.org%2F3%2Fy5953f%2Fy5953f06.htm&docid=4fqHD16OoV6YJM&w=650&h=223&q=Carte%20pluviom%C3%A9trique%20de%20la%20r%C3%A9gion%20de%20Mila&hl=fr&ved=2ahUKEwiq0LO_rMX_AhWNvicCHRRjCbIQMygOegUIARDLAQ.

E: https://www.google.com/imgres?imgurl=https%3A%2F%2Flookaside.fbcdn.net%2Flookaside%2Fcrawler%2Fmedia%2F%3Fmedia_id%3D531294507238491%26get_thumbnail%3D1&tbnid=Sej6uy0_UejoM&vet=10CAIQxiAoAGoXChMIqPOxuo7F_wIVAAAAAB0AAAAEAY..i&imgrefurl=https%3A%2F%2Fwww.facebook.com%2F100066843385480%2Fvideos%2Fzone-sismiqueenalg%25C3%25A9rie%2F531294507238491%2F&docid=cBXmC7n6erZUUM&w=925&h=638&itg=1&q=%22carte%20s%C3%A9ismicit%C3%A9%20de%20mila%22&ved=0CAIQxiAoAGoXChMIqPOxuo7F_wIVAAAAAB0AAAAEAY

F: [<http://www.statsoft.fr/concepts-statistiques/reseaux-de-neurones-automatisees/reseaux-de-neurones-automatisees.htm#prevision.2001.>]

G: <https://www.becoz.org/these/memoirehtml/ch06s04.html>, consulté le 19 juillet 2022