

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



## Mémoire de Master

Présenté à l'Université 08 Mai 1945 de Guelma

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département de : Génie Civil & Hydraulique

Spécialité : hydraulique urbain

Présentée par : FERDI AYA

LIMANE MESSAOUDA

---

---

# Modélisation du taux de coagulant dans une station de traitement des eaux

---

---

Sous la direction de :

Dr. BOUMAAZA MESSAOUDA

JUIN 2023

---

# REMERCIEMENTS

*Tout d'abord, nous remercions Dieu tout puissant de nous avoir donné la force, la volonté, et le privilège d'étudier et de réaliser ce travail.*

*Nous tenons à remercier sincèrement notre encadreur*

***Dr. BOUMAAZA, Messaouda,** pour ses encouragements,*

*ses conseils précieux et sa disponibilité.*

*Nous remercions également les membres de jurys leur présence et nos*

*enseignants qui ont contribué à notre*

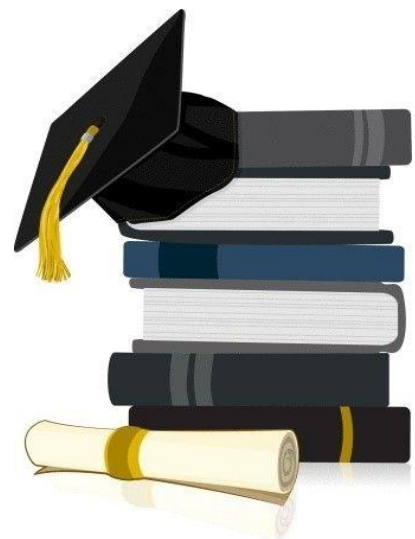
*formation.*

*À tous les responsables de notre spécialité.*

*Enfin, nous adressons nos plus sincères remerciements à tous nos proches et*

*amis, qui nous ont toujours soutenu et encouragé au cours de*

*la réalisation de ce travail.*



# DEDICACES

*Je dédie ce modeste travail :*

*A mes chers parents, tous les mots du monde ne sauraient exprimer l'immense amour que j'ai pour vous, ni la profonde gratitude que je vous témoigne pour tous les efforts et sacrifices que vous avez consenti pour mon éducation et mon bien-être. C'est grâce à vos encouragements que j'ai choisi ce noble métier.*

*Dédicace spéciale à*

- *Ma grande sœur Amira et Mon petit frère Adem*
- *Ma grand-mère et Mon grand-père*
- *Ma tante Noura*
- *Mon binôme : Limane Messaouda*

*A tous ceux qui m'aiment*

*A tous ceux que j'aime*



*Aya*

## DEDICACES

*Du fond du cœur, je dédie ce modeste travail à :*

*« Mes chers parents »*

*Merci pour votre aide et votre Patience qui m'ont poussé vers le succès.*

*Vous êtes toujours les plus importants dans ma vie ;*

*Mes sœur Farida ; Houda ; Lamia Et Marwa*

*Mon frère ; Salah Eddine*

*Mes nièces : Ranime ; Rafif ; Tasnim et Misk Et Raihane*

*Toute la famille Limane et Debbar ;*

*Mes meilleures amies Djaza, Lineb, Eness,*

*À mon binôme ; Aya ferdi*

*Tous ceux qui me sont chers.*



*Saida*

## Sommaire

Introduction générale.....	1
----------------------------	---

### Chapitre 1: Processus de production de l'eau potable

1.1. Introduction .....	3
1.2. Généralités sur le traitement de l'eau potable .....	3
1.2.1. Les particules existantes dans l'eau .....	3
1.2.2. Les critères de potabilité.....	3
1.3. Traitement d'eau .....	4
1.3.1. Prétraitement .....	6
1.3.2. Préoxydation .....	7
1.3.3. Clarification .....	8
1.3.4. L'affinage .....	28
1.3.5. Désinfection.....	30
1.3.6. Réservoirs de stockage .....	31
1.4. Conclusion .....	31

### Chapitre 2: Théorie des réseaux de neurones artificiels

2.1. Introduction .....	32
2.2. Historique .....	32
2.3. Généralités sur les neurones .....	34
2.3.1. Neurone biologique .....	34
2.3.2 Les réseaux de neurones artificiels (RNA).....	35
2.4. Architecture des réseaux de neurones .....	38
2.5. Les modèles mathématiques .....	39
2.5.1. Fonction d'activation .....	42
2.5.2. Connectivité .....	43
2.5.3. Utilisation des réseaux de neurones.....	44
2.6. Les différentes procédures et les lois d'apprentissage d'un réseau de neurones ...	45
2.6.1 Apprentissage supervisé .....	45
2.6.2 Apprentissage non supervisé.....	45
2.6.3 Apprentissage hybride.....	46
2.7. Mise en œuvre des modèles de réseaux de neurones .....	46

2.8. Les avantages et les inconvénients des réseaux de neurones .....	47
2.9. Applications : .....	48
2.10. Conclusion .....	49

### **Chapitre 3: Protocole expérimental**

3.1. Introduction .....	50
3.2. Présentation de barrage El Maouane .....	50
3.2.1. Localisation et objectif.....	50
3.2.2. Caractéristiques générales de barrage.....	51
3.3. Présentation de la station de traitement El Maouane .....	51
3.4. Les procédés de traitement de la station .....	51
3.4.1. <i>Le prétraitement (L'aération)</i> .....	52
3.4.2. <i>Préoxydation (préchloration)</i> .....	52
3.4.2. <i>Coagulation/ Flocculation</i> .....	53
3.4.4. <i>Décantation lamellaire</i> .....	54
3.4.5. <i>Filtration</i> .....	55
3.4.6. <i>Affinage (adsorption)</i> .....	55
3.4.7. <i>Désinfection</i> .....	56
3.5. Matériels et méthodes.....	57
3.5.1. <i>Présentation du laboratoire</i> .....	57
3.5.2. <i>Réactifs utilisées</i> .....	57
3.5.3. <i>Essai de coagulation-flocculation (Jar test)</i> .....	57
3.6. Conclusion .....	59

### **Chapitre 4: Modélisation de la dose de coagulant par les réseaux de neurones artificiels**

4.1. Introduction : .....	60
4.2. Résultats et discussions .....	60
4.2.1. <i>Analyse de l'eau brute et traitée</i> .....	60
4.2.2. <i>Construction du modèle du réseau de neurone artificiel</i> .....	64
4.2.3. <i>Modélisation de la dose de coagulant</i> .....	66
4.3. Conclusion .....	75
Conclusion générale.....	76

## Liste des Figures

<i>Figure 1</i> : Schéma classique d'une station de potabilisation des eaux de surface. ....	6
<i>Figure 2</i> : Dégrilleur. ....	7
<i>Figure 3</i> : Microtamis. ....	7
<i>Figure 4</i> : Technique de sédimentation combinant la coagulation et la floculation. ....	9
<i>Figure 5</i> : Coagulation/ Floculation. ....	10
<i>Figure 6</i> : Classification des particules suivant le diamètre. ....	11
<i>Figure 7</i> : Distribution ionique autour d'un colloïde. ....	12
<i>Figure 8</i> : Bilan des forces et évolution de l'énergie potentielle d'interaction d'un système { colloïde A, colloïde B }. ....	14
<i>Figure 9</i> : Classement des floes. ....	21
<i>Figure 10</i> : Bassin de décantation. ....	22
<i>Figure 11</i> : Décanteur à flux horizontal. ....	24
<i>Figure 12</i> : Décanteur à flux vertical. ....	25
<i>Figure 13</i> : Bassin de filtration. ....	26
<i>Figure 14</i> : les dimensions des membranes de filtration. ....	29
<i>Figure 15</i> : Schématisation d'un neurone biologique. ....	35
<i>Figure 16</i> : Schéma d'un réseau multicouche. ....	37
<i>Figure 17</i> : Réseau à connexions locales. ....	38
<i>Figure 18</i> : Réseau à connexions récurrentes. ....	38
<i>Figure 19</i> : Réseau à connexions complète. ....	38
<i>Figure 20</i> : Représentation d'un neurone formel. ....	41
<i>Figure 21</i> : Passage du neurone biologique vers le neurone formel. ....	42
<i>Figure 22</i> : Apprentissage supervisé et non supervisé. ....	46
<i>Figure 23</i> : Apprentissage hybride. ....	46
<i>Figure 24</i> : Barrage El Maouane Sétif. ....	51
<i>Figure 25</i> : Cascade d'aération du barrage de la station El Maouane. ....	52
<i>Figure 26</i> : Pompe d'injection du Cl <sub>2</sub> de la station El Maouane. ....	53
<i>Figure 27</i> : Coagulateur de la station El Maouane. ....	53
<i>Figure 28</i> : Floculateur de la station El Maouane. ....	54

<i>Figure 29</i> : Décanteur lamellaire de la station El Maouane. ....	55
<i>Figure 30</i> : Les filtres à sable de la station El Maouane. ....	55
<i>Figure 31</i> : Charbon actif de la station El Maouane. ....	56
<i>Figure 32</i> : Pompe d'injection de l'eau de Javel de la station El Maouane. ....	56
<i>Figure 33</i> : Jar-test de la station El Maouane. ....	58
<i>Figure 34</i> : Variation de l'eau brute et l'eau traitée en fonction de la conductivité. ....	63
<i>Figure 35</i> : Variation de l'eau brute et l'eau traitée en fonction de la turbidité. ....	63
<i>Figure 36</i> : Variation de l'eau brute et l'eau traitée en fonction de pH. ....	64
<i>Figure 37</i> : Variation de l'eau brute et l'eau traitée en fonction de $\text{NH}_4^+$ . ....	64
<i>Figure 38</i> : Architecture de modèle neuronal. ....	66
<i>Figure 39</i> : Valeurs actuelles en fonction des valeurs prédites de la dose de coagulant. ....	70
<i>Figure 40</i> : Histogramme des erreurs. ....	71
<i>Figure 41</i> : Apprentissage, validation et test du modèle. ....	72
<i>Figure 42</i> : Validation du modèle. ....	72
<i>Figure 43</i> : Valeurs prédites en fonction des valeurs expérimentales pour les données : (a) l'apprentissage et (b) la validation. ....	73
<i>Figure 44</i> : Valeurs des résidus en fonction des valeurs prévues de la dose du coagulant : (a) l'apprentissage et (b) la validation. ....	73
<i>Figure 45</i> : Profileur de prévision avec indication de la sensibilité. ....	74
<i>Figure 46</i> : Graphiques du modèle marginal. ....	74
<i>Figure 47</i> : Contours en 3D de la dose de coagulant en fonction de la turbidité et le pH. ....	75



## Liste des tableaux

<i>Tableau 1</i> : Classification des eaux en fonction de leur conductivité et résistivité. ....	4
<i>Tableau 2</i> : Normes Algériennes de potabilité.....	5
<i>Tableau 3</i> : Temps de chute des particules. ....	11
<i>Tableau 4</i> : Les principaux coagulants utilisés pour déstabiliser les particules.....	16
<i>Tableau 5</i> : Passage du neurone biologique vers le neurone formel.....	42
<i>Tableau 6</i> : Fonctions de transfert.....	44
<i>Tableau 7</i> : Appareils de mesure des différents paramètres physico-chimiques. ....	57
<i>Tableau 8</i> : Caractéristiques descriptives des paramètres de qualité de l'eau brute de la station El Maouane.....	61
<i>Tableau 9</i> : Résultats d'analyse de l'eau brute et traitée. ....	62
<i>Tableau 10</i> : Le coefficient de détermination et l'erreur quadratique moyenne pendant l'apprentissage, validation et test. ....	67
<i>Tableau 11</i> : Présentation du modèle avec les paramètres d'entrées.....	68
<i>Tableau 12</i> : Valeurs prédites de la dose de coagulant. ....	69
<i>Tableau 13</i> : Importance des variables : entrées in dépendantes et uniformes. ....	75

## Liste des abréviations

**MES** : Les matières en suspension

**O.M.S** : Organisation Mondiale de la Santé

**NH<sub>4</sub><sup>+</sup>** : Ammonium

**RMSE** : Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne

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

**PM** : Poids moléculaire

**DC** : Densité de charge

**CAG** : Le charbon actif en grain

**CAP** : Le charbon actif en poudre

**TA** : Titre alcalimétrique

**TAC** : Titre alcalimétrique complet

**pH** : Potentiel hydrogène

**TH** : Dureté

**NO<sub>3</sub><sup>-</sup>** : Nitrate

**NO<sub>2</sub><sup>-</sup>** : Nitrite

**MPL** : Perceptron multicouche

**RNA** : Réseau de neurone artificiel

**RNN** : Réseaux de neurones récurrents

**ANN** : Réseau de neurone artificiel

**IA** : Intelligence artificielle

**UV** : Ultra violet

**CO<sub>2</sub>** : Dioxyde de carbone

## Liste des unités

**a** : année

**h** : heure

**j** : jour

**s** : seconde

**min** : minute

**m<sup>3</sup>/j** : mètre cube par jour

**mg/l** : milligramme par litre

**µg/l** : microgramme par litre

**µS/cm** : micro siemens par centimètre

**µl** : microlitre

**µm** : micromètre

**nm** : nanomètre

**mm** : millimètre

**tr/min** : tour par minute

**°C** : degré Celsius

**°F** : Fahrenheit

**°H** : degré Hazen

**NTU** : unité néphélométrique de turbidité (Nephelometric Turbidity Units)

**kPa** : kilo Pascal

# RESUME

La clarification est l'ensemble des opérations permettant d'éliminer les matières en suspension (MES) de l'eau brute ainsi que la plupart des matières organiques, notamment la coagulation, la floculation et la filtration. La coagulation est une étape très importante dans la production d'eau potable à partir d'eau brute ; elle permet d'éliminer les particules colloïdales, qui sont une source de contamination ultérieure. En raison de la consommation de coagulant durant cette étape, cette dernière constitue le maillon le plus coûteux de la chaîne de traitement. Généralement, la dose de coagulant est déterminée par le Jar-Test. Cette approche présente également l'inconvénient d'avoir un temps de latence relativement long. La technologie des réseaux neuronaux artificiels est une technique d'intelligence artificielle puissante pour modéliser le processus de traitement de l'eau potable. Le but de cette étude est de prouver la relation entre la dose de coagulant et les différentes variables. La détermination de la dose de coagulant nécessaire en fonction de variables telles que la turbidité, la conductivité, le pH et l'ammonium à l'aide du modèle de réseau neuronal artificiel a été adoptée. Les résultats obtenus du modèle de prédiction de la dose de coagulant sont parfaitement conformes à ceux obtenus expérimentalement, en raison des valeurs très élevées du coefficient de détermination (99,98 % et 99,89 % pour la formation et la validation respectivement) et de l'erreur quadratique moyenne (proche de zéro).

**Mots clés :** Traitement eau potable, Coagulation, Floculation, Dose de coagulation, Modélisation, Réseaux de neurones artificiels.

## ملخص

التوضيح هو مجموعة العمليات التي تسمح بالتخلص من المواد الصلبة (MES) من المياه الخام وكذلك معظم المواد العضوية ولا سيما التخثر والتلبد والترشيح. يعتبر التخثر خطوة مهمة للغاية في إنتاج مياه الشرب من المياه الخام، العالقة بيزيل الجسيمات الغروية، والتي هي مصدر التلوث في وقت لاحق. استهلاك عامل التخثر في هذه المرحلة يجعله الأعلى في سلسلة المعالجة. بشكل عام، يتم تحديد جرعة المخثر عن طريق " اختبار الجرعة ". هذا النوع من النهج له أيضا عيوب تتمثل في وجود وقت استجابة طويل نسبيا. تقنية الشبكة العصبية الاصطناعية هي تقنية ذكاء اصطناعي قوية لنمذجة عملية معالجة مياه الشرب. هدفنا في هذه الدراسة هو اثبات العلاقة بين جرعة التخثر والمتغيرات المختلفة. تم اعتماد تحديد جرعة التخثر اللازمة بناءً على متغيرات مثل التعكر والتوصيل ودرجة الحموضة والأمونيوم باستخدام نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية. في الواقع، تتوافق نتائج نموذج التنبؤ بجرعة التخثر تمامًا مع تلك التي تم الحصول عليها تجريبيًا نظرًا للقيم العالية جدًا التي تم العثور عليها لمعامل التحديد 99.98% و 99.89% للتعلم والتحقق على التوالي وجذر متوسط الخطأ التربيعي بالقرب من الصفر.

**الكلمات المفتاحية:** معالجة مياه الشرب، التخثر، التلبد، جرعة التخثر، النمذجة، الشبكات العصبية الاصطناعية.

# ABSTRACT

Clarification is the process of removing suspended solids (SS) from raw water and most organic matter, including coagulation, flocculation and filtration. Coagulation is a very important step in the production of drinking water from raw water; it removes colloidal particles, which are a source of subsequent contamination. Due to the consumption of coagulant during this step, it is the most expensive link in the treatment chain. Generally, the coagulant dose is determined by the Jar-Test. This approach also has the disadvantage of having a relatively long latency time. Artificial neural network technology is a powerful artificial intelligence technique for modeling the drinking water treatment process. The purpose of this study is to prove the relationship between the coagulant dose and the different variables. The determination of the required coagulant dose based on variables such as turbidity, conductivity, pH and ammonium using the artificial neural network model was adopted. The results obtained from the coagulant dose prediction model are perfectly consistent with those obtained experimentally, due to the very high values of the coefficient of determination (99.98% and 99.89% for training and validation, respectively) and root mean square error (close to zero).

**Keywords:** Drinking water treatment, Coagulation, Flocculation, Coagulation ratio, Modeling, Artificial neural networks.



**Introduction général**

### Introduction générale

La pénurie d'eau propre est un problème persistant et de plus en plus grave, tant dans les pays développés que dans les pays en développement. Il est généralement rare de trouver l'eau douce et propre. Une eau propre est essentielle pour l'homme. En effet, de nombreuses sources d'eau brute contiennent des micro-organismes nuisibles ou d'autres substances rendant l'eau impropre à la consommation humaine. Ces organismes et substances doivent être éliminés par des procédés de traitement, afin de rendre l'eau propre à l'usage domestique. Le traitement de l'eau brute regroupe de nombreux processus intégrés dans une usine appelée station de traitement pour produire une eau de la qualité souhaitée [2]. Le procédé de coagulation/floculation est l'un des procédés les plus courants dans toute station de production d'eau potable, et vise à éliminer les matières organiques colloïdales/les particules inorganiques en suspension dans l'eau brute. Ces particules colloïdales, qui sont généralement de taille  $< 10 \mu\text{m}$  et sont chargés négativement, forment une suspension stable dans l'eau en raison des forces répulsives.

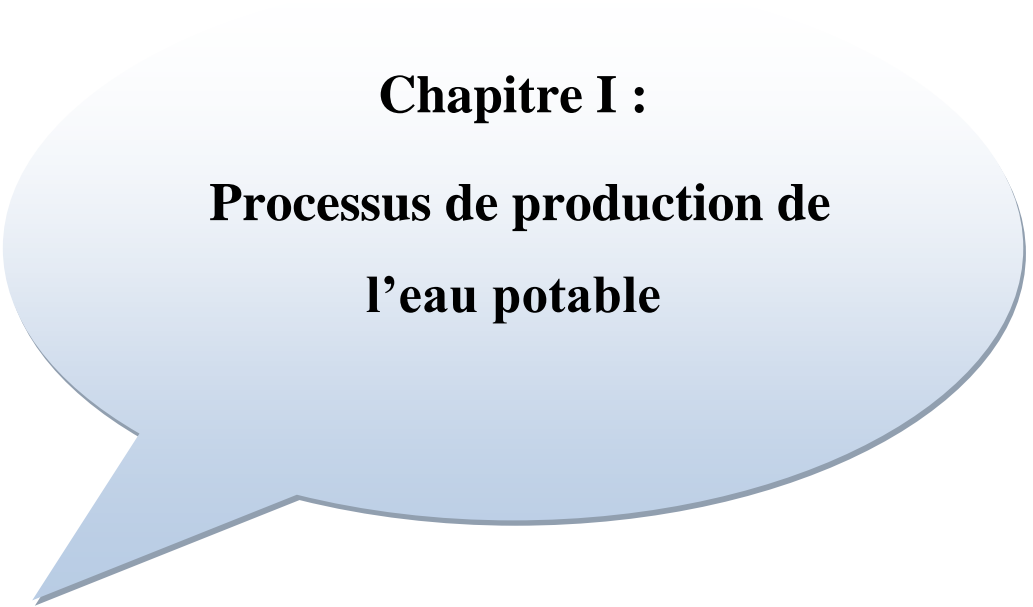
Les procédés de coagulation sont fortement non linéaires et leur fonctionnement reste difficilement modélisable à cause de la mauvaise connaissance des phénomènes mis en jeu. Les stations de traitement des eaux se heurtent très souvent à la difficulté de disposer d'un modèle fiable et capable d'exprimer la relation entre toutes les variables descriptives caractérisant l'eau brute et la dose de coagulant injectée durant la phase de clarification. Pour ces raisons, nous avons choisi la modélisation de la dose du coagulant par la méthode des réseaux de neurones en utilisant une technique de prévision par apprentissage : le perceptron multicouche (MLP), qui permet d'exploiter et d'agrèger certaines informations afin de reconnaître des situations spécifiques et agir sur le procédé. L'idée générale est la suivante : comment peut-on estimer la dose optimale du coagulant, en fonction des mesures faites sur l'eau brute à l'entrée de la station de traitement El Maouane Sétif. Cette modélisation a été intégrée dans le but de déterminer la dose optimale de coagulant en fonction de différentes caractéristiques de la qualité de l'eau brute telles que la turbidité, le pH, la conductivité... etc.

Cette étude est organisée en quatre chapitres. Le premier chapitre est consacré au processus de production de l'eau potable. Le deuxième chapitre détaille la théorie des réseaux de neurones artificiels, leurs principes et les différentes architectures. Le troisième chapitre est dédié à la présentation générale de la station de l'eau potable El Maouane ainsi que le

## **Introduction générale**

protocole expérimental. Dans le quatrième chapitre, les résultats des différents paramètres influant sur la dose du coagulant ont été analysés dans la première partie et ensuite dans la deuxième partie, la sélection du meilleur modèle neuronal issu de l'apprentissage du RNA testé dans cette étude afin de prédire la dose du coagulant en fonction des principaux paramètres de la qualité des eaux brutes reçues dans la station de production d'eau potable El-Maouane et enfin une conclusion générale reprenant les principaux résultats obtenus dans cette investigation de recherche finalisera ce document.





**Chapitre I :**  
**Processus de production de**  
**l'eau potable**

## Chapitre 1 Processus de production de l'eau potable.

### 1.1. Introduction

Une installation de traitement d'eau destinée à la consommation doit produire, en toutes circonstances, une eau répondant aux normes (fixées dans chaque pays) alors que l'eau brute peut avoir, avant traitement, des caractéristiques variables, tout particulièrement si cette eau est une eau de surface. Pour faire face à ces variations, la conception d'installation peut faire appel à plusieurs procédés et l'on doit rechercher leur combinaison la plus judicieuse. Tout au point de vue technique qu'au point économique d'investissement et des coûts de fonctionnement. Les eaux brutes doivent subir, avant leur traitement proprement dit, un prétraitement qui comporte un certain nombre d'opération.

### 1.2. Généralités sur le traitement de l'eau potable

#### 1.2.1. Les particules existantes dans l'eau

Les particules existantes dans l'eau sont généralement regroupées dans trois catégories :

- Les matières en suspension (MES) sont d'origine minérale ou organique et possèdent un diamètre supérieur à 1  $\mu\text{m}$ . Leur temps requis pour décanter d'un mètre varie de quelques dixièmes de secondes à plusieurs jours selon leur diamètre et leur densité.
- Les matières colloïdales sont des MES de même origine mais de diamètre inférieur à 1 micron. Leur vitesse de décantation est faible. Les matières colloïdales d'origine minérale ont une densité relative de l'ordre de 2,65 alors que celles d'origine organique ont une densité relative beaucoup plus faible, soit de l'ordre de 1.1. Les particules colloïdales de faible densité peuvent nécessiter théoriquement jusqu'à 666 000 années pour décanter de un mètre.
- Les matières dissoutes, quant à elles, sont généralement des cations ou anions de quelques nanomètres de diamètre, elles décantent donc encore plus lentement [1].

#### 1.2.2. Les critères de potabilité

Une eau potable doit présenter un certain nombre de caractéristiques physiques, chimiques, biologiques et en outre répondre à des critères organoleptiques essentiels (incolore, insipide, inodore, fraîche). Le **Tableau 1** présente les valeurs de la conductivité et la résistivité selon l'Organisation Mondiale de la Santé (O.M.S) [2].

**Tableau 1:** Classification des eaux en fonction de leur conductivité et résistivité.

Eléments	Unité	O.M.S
pH	-	7-8,5
Conductivité	μS/cm	-
Dureté	°F	-
Ca <sup>2+</sup>		200
Mg <sup>2+</sup>		150
Na <sup>+</sup>		-
K <sup>+</sup>	mg/l	-
Al <sup>3+</sup>		-
SO <sub>4</sub> <sup>2-</sup>		-
Cl <sup>-</sup>		200
NO <sub>3</sub> <sup>-</sup>		44
NO <sub>2</sub> <sup>-</sup>		-
NH <sub>4</sub> <sup>+</sup>		-

Outre, l'eau potable ne doit pas contenir les organismes bactériologiques tels que :

- ✓ Bactéries coliformes ;
- ✓ Escherichia coli (= Entérobactéries), KES, salmonella ;
- ✓ Streptocoques fécaux ;
- ✓ Clostridium sulfatoréducteur ;
- ✓ Bactériophages ;
- ✓ virus et parasites ;
- ✓ Pseudomonas aeruginosa (ou Bacille pyocyanique) [2].

### 1.3. Traitement d'eau

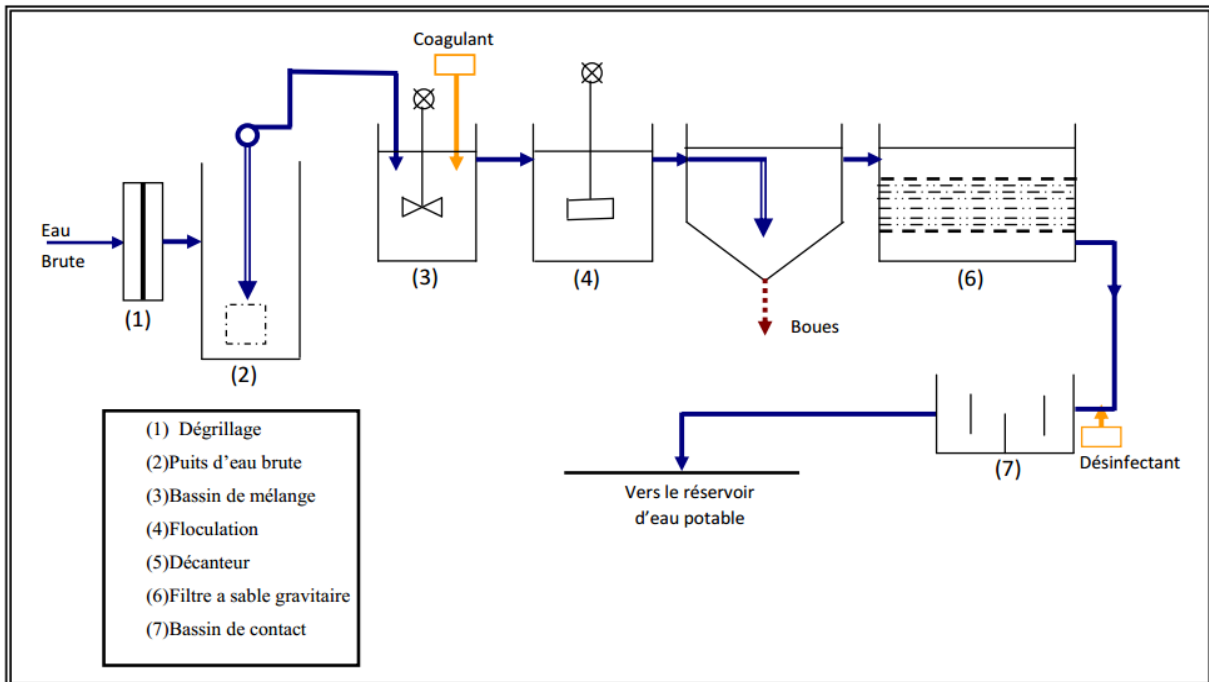
La plupart du temps, l'eau prélevée dans le milieu naturel n'est pas directement consommable. Elle est chargée de sables, de limons, de débris de matières organiques ou minérales, de substances colorantes dissoutes. Pour rendre l'eau potable, on applique des traitements qui peuvent varier suivant l'origine et la qualité de l'eau. On élimine les matières contenues dans l'eau par étapes successives, jusqu'aux organismes microscopiques comme les

## Chapitre 1 : Processus de production de l'eau potable

virus et les microbes [2]. La qualité de l'eau traitée doit répondre aux normes recommandées par le Journal Officiel Algérien [3] [4] comme le montre le **Tableau 2**. Ces procédés peuvent être résumés dans la **Figure 1**.

**Tableau 2** : Normes Algériennes de potabilité.

Paramètres	Valeurs	Unités
Température	25	°C
PH	6.5-8.5	-
Conductivité à 20 °C	2800	µS/cm
Résidu sec (180°C)	2000	mg/l
Calcium Ca <sup>2+</sup>	200	mg/l
Magnésium Mg <sup>2+</sup>	150	mg/l
Sodium Na <sup>+</sup>	200	mg/l
Potassium K <sup>+</sup>	15	mg/l
Chlorure Cl <sup>-</sup>	600	mg/l
Sulfates SO <sub>4</sub> <sup>2-</sup>	400	mg/l
Nitrates NO <sub>3</sub> <sup>-</sup>	50	mg/l
Nitrites NO <sub>2</sub> <sup>-</sup>	0.1	mg/l
Turbidité	5	NTU
Ammonium	0,5	mg/l
Aluminium	0.2	mg/l
Dureté (TH)	500	mg/l en CaCO <sub>3</sub>
Phosphore	5	mg/l
Fer total	0.3	mg/l
Potassium	12	mg/l



**Figure 1 :** Schéma classique d'une station de potabilisation des eaux de surface.

### 1.3.1. Prétraitement

Une eau, avant d'être traitée, doit être débarrassée de la plus grande quantité possible d'éléments dont la nature et la dimension constitueraient une gêne pour les traitements ultérieurs. Pour cela, on effectue des prétraitements de l'eau de surface.. Dans le cas d'une eau potable, les prétraitements sont principalement de deux types:

#### + Le dégrillage

Le dégrillage, premier poste de traitement, permet de protéger les ouvrages aval de l'arrivée de gros objets susceptibles de provoquer des bouchages dans les différentes unités de traitement. Ceci permet également de séparer et d'évacuer facilement les matières volumineuses charriées par l'eau brute, qui pourraient nuire à l'efficacité des traitements suivants, ou en compliquer l'exécution. Le dégrillage est avant tout destiné à l'élimination de gros objets : morceaux de bois, etc (**Figure 2**) [5].



*Figure 2 : Dégrilleur.*

### Le tamisage

Le tamisage, quant à lui, permet d'éliminer des objets plus fins que ceux éliminés par le dégrillage. Il s'agit de feuilles ou de morceaux de plastique par exemple ([Figure 3](#)) [5].



*Figure 3: Microtamis.*

### 1.3.2. Préoxydation

A l'issue du prétraitement, on a une eau relativement propre mais qui contient encore des particules colloïdales en suspension, et des matières organiques en solution. On les élimine dans la mesure du possible par une pré-oxydation. Celle-ci peut être faite de trois façons différentes [6]:

### *Ajout de chlore ou pré-chloration*

La pré-chloration, effectuée avant le procédé de clarification, s'est surtout développée dans les années 60. Moins en vogue dans les 80, elle tend à disparaître actuellement. Le chlore est le réactif le plus économique, mais il a comme inconvénient de former avec certains micropolluants des composés organochlorés du type chloroforme ou des composés complexes avec les phénols du type chlorophénol dont le goût et l'odeur sont désagréables [6].

### *Ajout de dioxyde de chlore*

On préfère donc parfois utiliser le dioxyde de chlore qui coûte plus cher mais n'a pas les inconvénients de l'oxydation par le chlore cités ci-dessus. Ce type de traitement est cependant réservé à des cas spécifiques. En effet, l'utilisation du dioxyde de chlore présente, lui aussi, des inconvénients non négligeables. Premièrement, il est sans effet sur l'ammonium. Deuxièmement, le dioxyde de chlore dans l'eau se décompose à la lumière, ce qui entraîne une augmentation importante du taux de traitement à appliquer en période d'ensoleillement. En conclusion, le dioxyde de chlore est un oxydant plus puissant que le chlore mais il ne s'agit pas d'une solution économique. Il reste très peu utilisé en pré-oxydation mais représente une alternative intéressante à l'utilisation du chlore lorsque celui-ci entraîne des problèmes de qualité d'eau [6].

### *Ajout d'ozone ou pré-ozonation*

Enfin, depuis quinze à vingt ans, on utilise comme pré-oxydant l'ozone, qui non seulement à l'avantage de détruire les matières organiques en cassant les chaînes moléculaires existantes, mais également a une propriété virulicide très intéressante, propriété que n'a pas le chlore. Généralement utilisée en désinfection finale, cette technique peut être mise en œuvre en pré-oxydation. Elle peut aussi être employée pour l'amélioration de la clarification. L'un des avantages d'une pré-ozonation est l'oxydation des matières organiques, et une élimination de la couleur plus importante. Un autre avantage est la diminution du taux de traitement (taux de coagulation) dans le procédé de clarification. En conclusion, la pré-ozonation est une solution de substitution à la pré-chloration. On évite ainsi les problèmes liés aux sous-produits de la chloration. Néanmoins, ce procédé ne résout pas tous les problèmes car certaines algues résistent à l'ozone. De plus, son coût reste plus élevé que celui du chlore [5].

### **1.3.3. Clarification**

La clarification est l'ensemble des opérations permettant d'éliminer les matières en suspension MES (minérales et organiques) d'une eau brute ainsi que des matières organiques

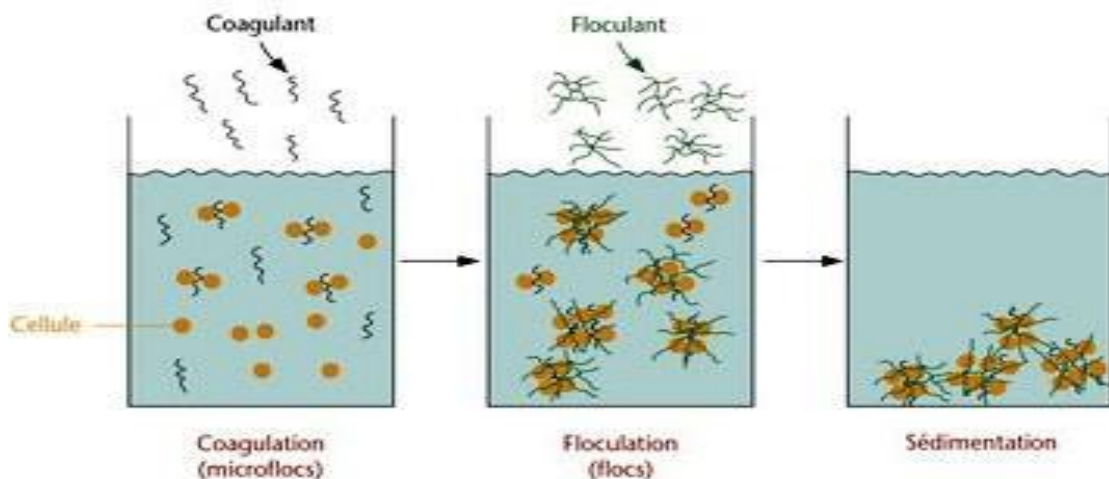
dissoutes. Suivant les concentrations de l'un et de l'autre des différents polluants, on peut être amené à pratiquer des opérations de plus en plus complexes qui vont de la simple filtration avec ou sans réactif jusqu'à la coagulation – floculation – décantation – filtration.

La clarification comprend les opérations suivantes :

- ✓ Coagulation
- ✓ Floculation
- ✓ Décantation
- ✓ Filtration [7].

### 1.3.3.1. Coagulation/ floculation

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. 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 (**Figure 4**) [8].

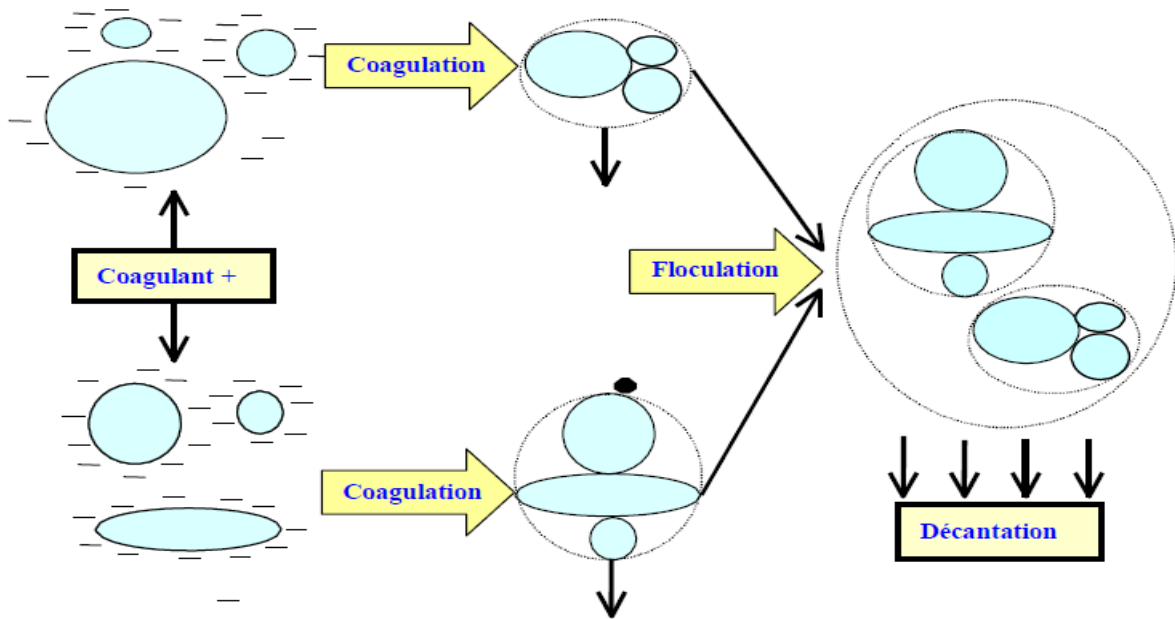


**Figure 4 :** Technique de sédimentation combinant la coagulation et la floculation.

L'opération de coagulation-floculation a pour but la croissance des particules (qui sont essentiellement colloïdales) par déstabilisation des particules en suspension puis formation de



flocs par absorption et agrégation (**Figure 5**). Les flocs ainsi formés seront décantés et filtrés par la suite [7].



*Figure 5 : Coagulation/ Flocculation.*

### ➤ Les suspensions colloïdales

#### *Taille des particules en suspension*

On peut classer les particules en fonction de leur taille. Ainsi, les particules dont le diamètre est supérieur à  $1\ \mu\text{m}$  sont des particules de diamètre organiques ou inorganiques qui se déposent facilement. Les particules dont le diamètre est inférieur à  $1\ \mu\text{m}$  sont des particules colloïdales qui se déposent très lentement (**Figure 6**). Le **Tableau 3** indique le temps nécessaire à des particules de densité et de diamètre différents pour chuter de 1 m dans une eau à  $15^\circ\text{C}$ .

Les particules de matières minérales de densité élevée ( $\approx 2.65$ ) et de faible diamètre ( $\leq 0,001\ \text{mm}$ ) se déposent très lentement et ne sont pas éliminées par un décanteur classique. Les particules de matières organiques, quant à elles, ont une densité faible, elles se déposent donc encore plus lentement [9].

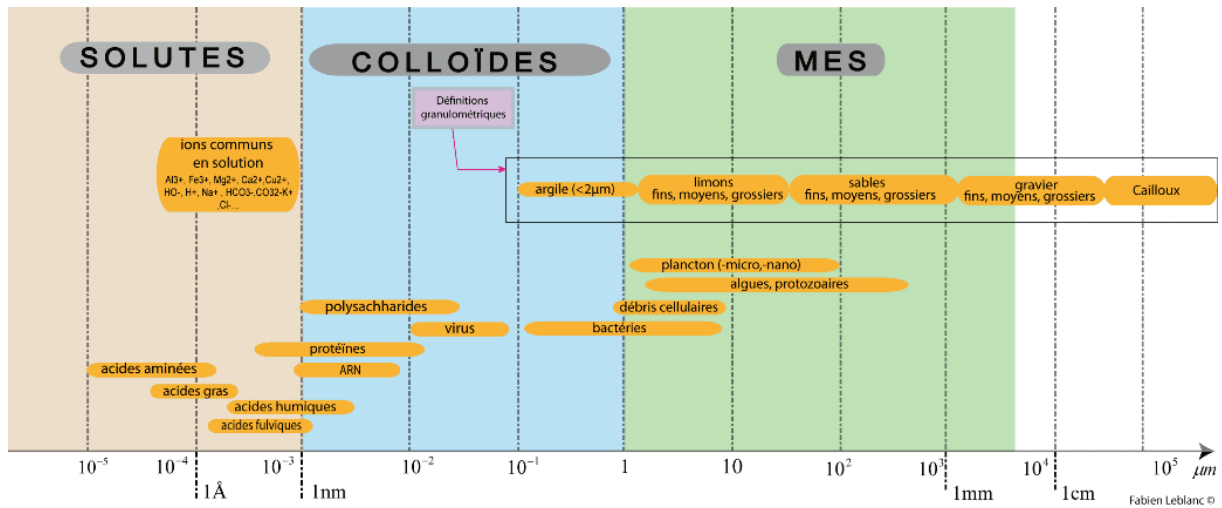


Figure 6 : Classification des particules suivant le diamètre.

Tableau 3 : Temps de chute des particules.

Type de particules	Diamètre en mm	Temps de chute		
		Densité de 2.6	Densité de 2.0	Densité de 1.1
Gravier	10.0	0.013 s	0.02 s	0.20 s
Sable grossier	1.0	1.266 s	2.09 s	20.90 s
Sable fin	0.1	126.66 s	3.48 min	34.83 min
Glaise	0.01	3.52 h	5.80 h	58.0 h
Bactéries	0.001	14.65 j	24.19 j	241.9 j
Colloïdales	0.000 1	4.12 a	6.66 a	66.59 a
Colloïdales	0.000 01	412.2 a	665.9 a	6659 a
Colloïdales	0.000 001	41 222,7 a	66 590 a	665 905 a

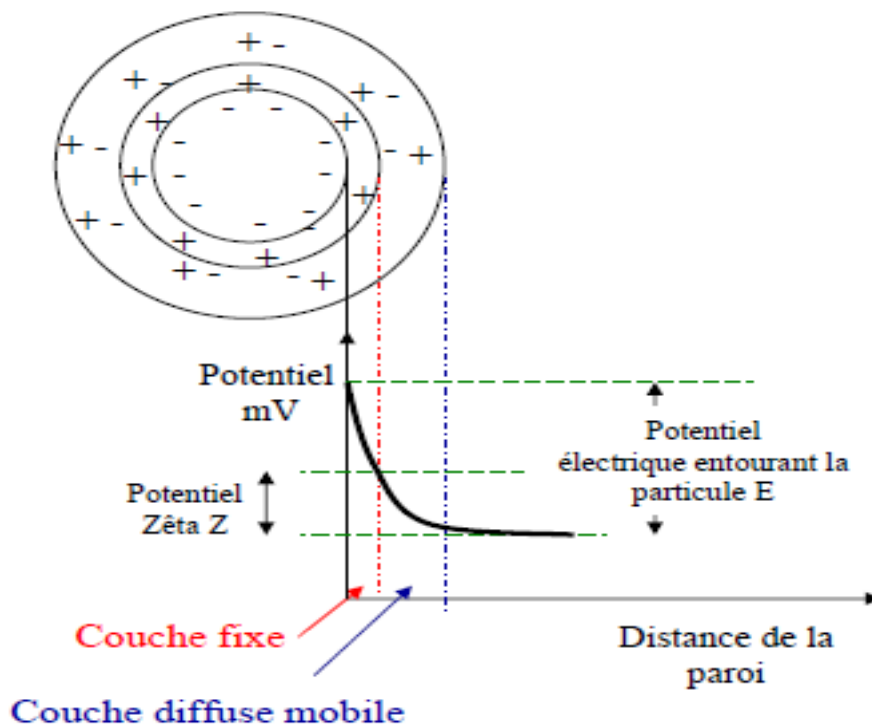
### Théorie de la double couche

Les colloïdes présents dans l'eau brute sont très généralement chargés négativement (imperfections du réseau cristallin, ionisation des groupements chimiques périphériques, ...). Afin de neutraliser cette charge négative de surface, des ions positifs, présents dans l'eau brute ou ajoutés, viennent former une couche autour du colloïde (Figure 7).

- ✓ **Théorie de HELMHOLTZ:** Une couche d'ions positifs recouvre intégralement la surface du colloïde et assure la neutralité de l'ensemble (couche adhérente).
- ✓ **Théorie de GOUM-CHAPMAN :** La couche d'ions positifs est inégalement répartie autour du colloïde; la neutralité est obtenue à plus grande distance (couche diffuse).

- ✓ **Théorie de STERN** : qui rassemble les deux précédentes et considère la formation d'une double couche. La première couche est adhérente au colloïde, le potentiel y décroît rapidement. La seconde couche est plus diffuse, avec une diminution plus lente du potentiel [10].

Le potentiel électrostatique diminue à mesure où l'on s'éloigne de la particule. Le potentiel Zéta se situe à la limite extérieure de la couche liée. C'est ce potentiel qui persiste lorsque la particule se déplace. Lors qu'un champ électrique est appliqué, les particules ayant un potentiel Zéta négatif se déplacent en direction de l'électrode positive (**Figure 7**). Le potentiel Zéta est important car il définit le comportement électrocinétique des particules et par voie de conséquence leur stabilité dans la solution. L'annulation du potentiel Zéta est l'objectif de la coagulation. Cela permet de déstabiliser les particules et de favoriser leurs agglomérations [1].



**Figure 7** : Distribution ionique autour d'un colloïde.

### ➤ Coagulation

La coagulation a pour l'objectif d'agglomérer les particules entre elles. Les colloïdes sont en effet naturellement maintenus en suspension sous l'action de forces électrostatiques de répulsion. Pour rompre ces forces et déstabiliser les colloïdes on injecte des réactifs appelés

"coagulants" qui conduisent à la formation de précipités insolubles appelés "flocs" capable de décanter [11].

Le choix du coagulant pour le traitement de l'eau de consommation doit tenir compte de l'innocuité du produit, de son efficacité et bien sûr de son coût. Le type de coagulant et la dose ont une influence sur [5]:

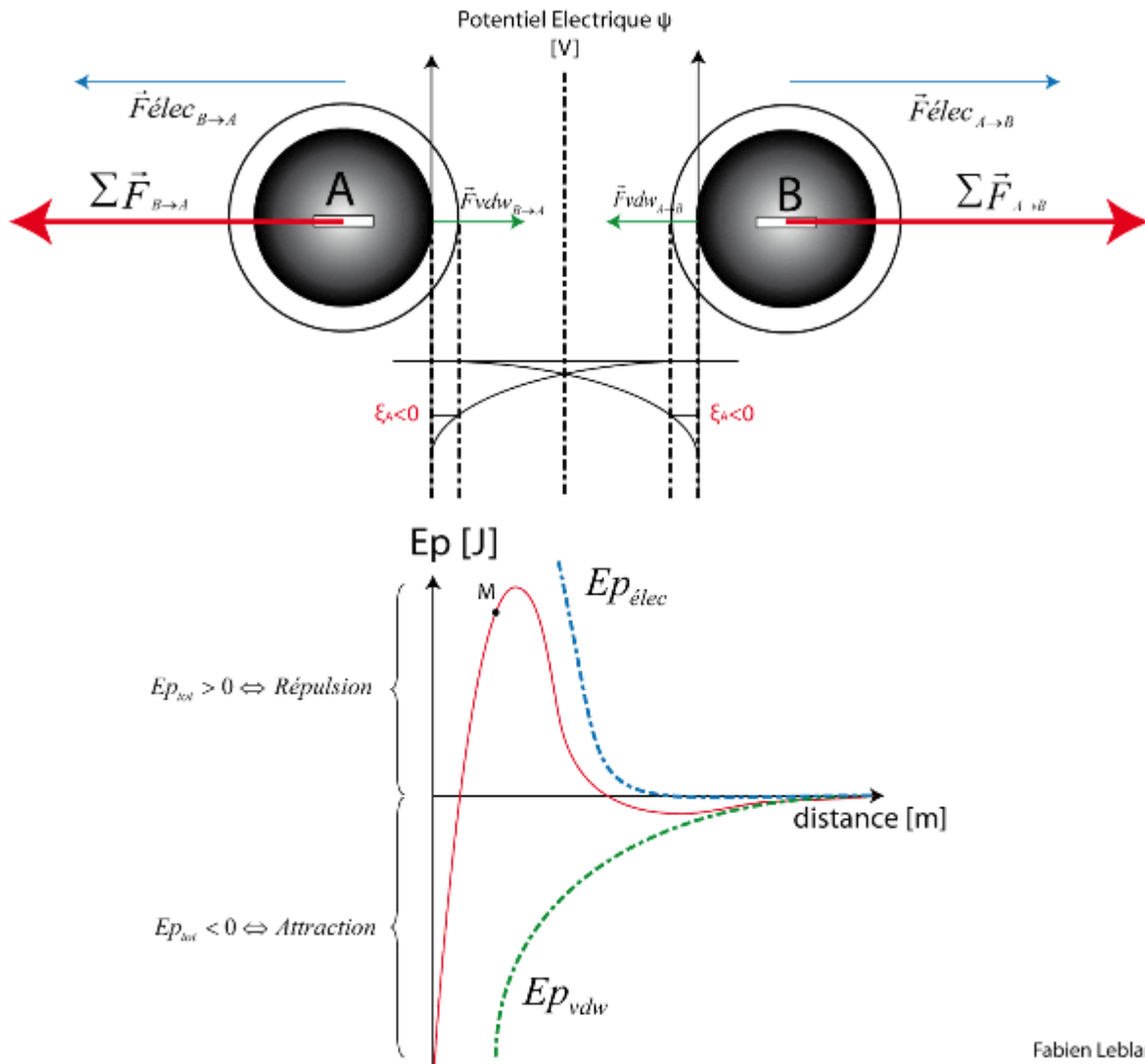
- La bonne ou la mauvaise qualité de l'eau clarifiée,
- Le bon ou le mauvais fonctionnement de la floculation et de la filtration,
- Le coût d'exploitation.

### *Théorie*

Grâce à la théorie de la double couche et à la notion du potentiel Zêta, directement accessible par l'expérience, il est possible de comprendre qualitativement pourquoi les colloïdes ne peuvent s'agglomérer naturellement entre eux pour être suffisamment lourds puis décanter.

Il existe 2 moyens pour déterminer les interactions entre 2 colloïdes identiques :

- Le bilan des forces exercées sur un colloïde B par un colloïde A quand ces deux derniers se rapprochent. On peut alors faire un bilan des forces pour une distance  $d$  fixée entre deux colloïdes.
- La détermination de l'énergie potentielle d'interaction du système  $S = \{\text{colloïde A} + \text{colloïde B}\}$ , c'est-à-dire l'énergie nécessaire à un opérateur fictif pour rapprocher deux colloïdes A et B depuis une distance infinie. On peut alors tracer la courbe de l'énergie potentielle en fonction de la distance séparant les 2 colloïdes (**Figure 8**).



**Figure 8 :** Bilan des forces et évolution de l'énergie potentielle d'interaction d'un système { colloïde A, colloïde B }.

La théorie DLVO (Derjaguin, Landau, Verwey et Overbeek) permet de tracer les courbes d'énergie potentielle d'interaction entre 2 colloïdes afin de comprendre pourquoi les colloïdes ne s'agglomèrent pas naturellement entre eux. Les résultats sont explicités sur le schéma ci-dessus. 3 courbes sont tracées sur ce schéma :

- Courbe 1 : Evolution de l'énergie potentielle d'interaction liée à la force de Van Der Waals en fonction de la distance séparant les deux colloïdes.
- Courbe 2 : Evolution de l'énergie potentielle d'interaction liée à force électrostatique en fonction de la distance séparant les deux colloïdes.
- Courbe 3 : Evolution de l'énergie potentielle totale d'interaction liée aux forces électrostatiques et aux forces de Van Der Waals.

Etant donné qu'en pratique, pour une eau non traitée, il n'y a pas d'agglomération de colloïdes, la partie de la courbe qui explique le comportement des colloïdes est la région où les forces de répulsion électrostatique sont prédominantes. Lorsque deux colloïdes chargés négativement s'approchent, il y a d'abord recouvrement de leurs couches diffuses. Il y a donc localement une très forte concentration de contre-ions positifs. Il se crée alors une répulsion de nature électrostatique entre les deux couches diffuses et par conséquent entre les deux colloïdes dont elles sont solidaires. Il est ici très important de comprendre que les colloïdes interagissent entre eux par l'intermédiaire de leur double couche et en particulier via leur couche diffuse. Il est donc intéressant de connaître la différence de potentiel entre les frontières de la couche diffuse, c'est-à-dire le potentiel Zêta. La solution apportée pour séparer les colloïdes de l'eau est le traitement de coagulation/floculation. Idéalement, on cherchera à atteindre un potentiel Zêta nul. En pratique, ça n'est pas ce processus d'annulation du potentiel Zêta qui sera prépondérant. Néanmoins, la notion de potentiel Zêta et la théorie de la double couche permettent de comprendre la stabilité d'une solution colloïdale.

### *Stratégies théoriquement possibles*

Les solutions théoriquement possibles pour annuler le potentiel zêta, sont nombreuses :

- ✓ Ajustement du pH pour atteindre le point isoélectrique des groupements fonctionnels portés par les colloïdes.
- ✓ Augmentation de la salinité pour obtenir une compression de la couche diffuse.
- ✓ Neutralisation chimique de la charge primaire par des cations polyvalents ou polymères.
- ✓ Piégeage dans des précipités de type  $\text{Al}(\text{OH})_3$  ou  $\text{Fe}(\text{OH})_3$  (sweep coagulation).
- ✓ Adsorption et pontage par des polymères chargés à longue chaîne.

Les deux premières possibilités ne sont pas applicables au niveau industriel. Les mécanismes d'action des coagulants s'interprètent par la neutralisation de la charge primaire suivie par le piégeage dans les précipités [8].

### *Coagulants utilisés :*

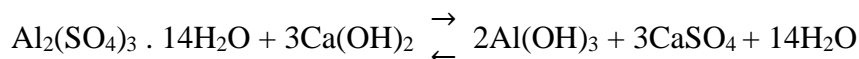
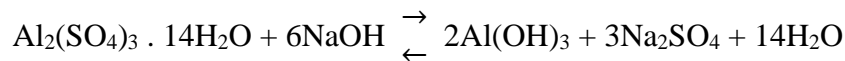
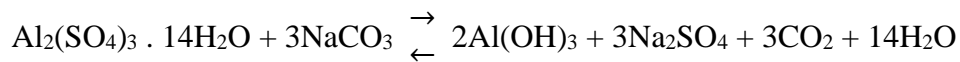
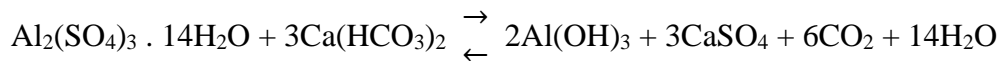
L'efficacité de la clarification dépend d'abord du coagulant utilisé. Les plus efficaces sont des sels de métaux, à bases d'aluminium ou de fer. Ils sont cités dans le **Tableau 4**.

**Tableau 4 :** Les principaux coagulants utilisés pour déstabiliser les particules.

<b>Coagulant</b>	<b>Forme chimique</b>
<b>Sulfate d'aluminium</b>	$Al_2(SO_4)_3 \cdot 18H_2O$
<b>Aluminate de sodium</b>	$NaAlO_2$
<b>Chlorure ferrique</b>	$FeCl_3 \cdot 6H_2O$
<b>Sulfate ferrique</b>	$Fe_2(SO_4)_3 \cdot 9H_2O$
<b>Sulfate ferreux</b>	$FeSO_4 \cdot 7H_2O$
<b>Sulfate de cuivre</b>	$CuSO_4$

Les produits les plus utilisés sont l'alun 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 formés. Ces produits complexes ont une solubilité qui varie avec le pH. Dans le cas de l'alun, les réactions suivantes décrivent comment est formé le précipité [1].

Lorsqu'on additionne à l'eau les sels d'aluminium ou de fer, ces derniers réagissent avec l'alcalinité de l'eau et produisent des hydroxydes.  $Al(OH)_3$  ou  $Fe(OH)_3$ , insolubles et formant un précipité. Les principales réactions de l'alun sont :



En fait, les réactions chimiques sont beaucoup plus complexes que celles présentées ci-dessus. La réaction des sels de métaux avec l'eau engendre en effet un ensemble de produits complexes qui, par différents moyens, déstabilisent les particules colloïdales et favorisent leur agglomération [9].

### *Facteurs influençant la coagulation*

Afin d'optimiser la coagulation. Il faut tenir compte de plusieurs variables en interrelation :

#### **✚ Influence du PH**

Tout d'abord, le pH a une influence primordiale sur la coagulation. 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. La plage du pH optimal est la plage à l'intérieur de laquelle la coagulation a lieu suffisamment rapidement. 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. En effet, plus on coagule à un pH acide plus on élimine de matières organiques. Toute régulation de l'opération de coagulation commence par un contrôle et une régulation du pH de coagulation. Cette régulation s'effectue en tenant compte du pH de l'eau brute, de la nature de l'eau (turbidité, température, etc.), de l'alcalinité de l'eau, de la nature et de la dose de coagulant. Par exemple, un sulfate d'aluminium a une efficacité optimale pour un pH compris entre 6,2 et 7,4 [5].

#### **✚ Influence des sels dissous**

Les sels dissous dans l'eau (responsables de la conductivité de l'eau) exercent également une influence sur la plage de pH optimal (réduction de la plage, difficulté à se placer au pH optimal) et sur la quantité requise de coagulant [5].

#### **✚ Influence de la température d'eau**

La température joue également 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 [5].

#### **✚ Influence du coagulant**

Le choix de coagulant peut influencer les caractéristiques de la coagulation. Ainsi, même si l'alun est la coagulation le plus fréquemment utilisé, il peut être avantageux de le remplacer par du sulfate ferrique. Cette dernière procure en effet 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, pour une eau donnée, qu'après avoir effectué des essais en laboratoire [9].

### *Influence de la turbidité*

La turbidité des eaux de surface est en grande partie due à la présence de particules de glaise dont le diamètre varie de 0.2 à 5.0  $\mu\text{m}$ . Il s'agit donc là de grosses particules colloïdales qui peuvent se déposer naturellement. La coagulation de ces particules est assez facile à réaliser lorsqu'on maintient le PH dans sa plage optimale [9].

### *Influence du mélange*

Au cours de la coagulation et de floculation, on procède au mélange des produits chimiques en deux étapes. A la première étape, le mélange est énergique et de courte durée (120 s au maximum): c'est le mélange rapide. Ce mélange a pour but principal de disperser les produits dans la totalité du volume d'eau à traiter. On effectue le mélange rapide en injectant les produits chimiques dans une zone de forte turbulence ou en utilisant des équipements de mélange mécanique. Un mélange rapide inadéquat entraîne en général un accroissement de la quantité de produits chimiques nécessaires.

A la deuxième étape, le mélange est lent et il a pour but de favoriser les contacts entre les particules de floc, de turbidité et de couleur. Cependant, le mélange doit être suffisamment énergique pour engendrer des différences de vitesse de l'eau dans le bassin, mais pas trop. En effet, si tel est le cas, les forces de cisaillement qui s'exercent sur les particules de floc risquent de briser ce dernier, même si la durée du mélange dans un bassin de floculation peut n'être que de 10 min (elle varie en général de 30 à 60 min) [9].

#### ➤ Floculation

Après avoir été déstabilisées, les particules colloïdales ont tendance s'agglomérer lorsqu'elles entrent en contact les unes avec les autres. Le taux d'agglomération des particules dépend de la probabilité des contacts et de l'efficacité de ces derniers. La floculation a justement pour but d'augmenter la probabilité des contacts entre les particules qui sont provoqués par la différence de vitesse entre ces particules [9].

### *Théorie*

Après avoir été déstabilisées par le coagulant, les particules colloïdales s'agglomèrent lorsqu'elles entrent en contact. C'est la floculation. Le floc ainsi formé, peut décanter, flotter ou filtrer (coagulation sur filtre), suivant le procédé de rétention le plus adapté choisi.

L'expression de Smoluchowski permet de comprendre ce phénomène. La formulation est la suivante :

$$\ln \frac{N}{N_0} = - \frac{4}{\pi} \alpha \Omega G t$$

- N et  $N_0$  sont les nombres de particules colloïdales libres à l'instant t et  $t_0$ .
- $\alpha$  représente le facteur de fréquence de collision efficace.
- $\Omega$  est le volume de particules par volume de suspension.
- G est le gradient de vitesse.
- t est le temps de contact.

Si le paramètre  $\alpha$  est égal à 1, un choc interparticulaire donne une agglomération donc une floculation. L'élément  $\Omega$  est constant, sauf intervention extérieure, car il n'y a ni création ni disparition de matière. Le gradient de vitesse G n'est qu'une valeur moyenne des vitesses spécifiques des particules dans la solution. La floculation est de qualité si le rapport  $\ln \frac{N}{N_0}$  est petit. Dans ce cas, N est inférieur à  $N_0$ . Il y a donc moins de particules libres au temps t qu'au temps  $t_0$ . Toute augmentation des paramètres énoncés entraîne une diminution ce rapport.

La stratégie pour obtenir une bonne floculation se résume en une augmentation des facteurs temps de contact t, du volume de particules  $\Omega$  et du gradient de vitesse G. L'importance relative de chacun de ces paramètres est, en première intention, la même. On comprend alors l'importance de l'agitation qui augmente le facteur G lors de la floculation. Toute injection de particules supplémentaires de type microsable ou toute traversée de lit de boue par les colloïdes déstabilisés, augmente considérablement  $\Omega$ . Le rapport  $\ln \frac{N}{N_0}$  diminue en raison du signe moins. Le nombre de particules libres N à l'instant t est donc inférieur à  $N_0$ . La floculation est alors de qualité.

Toutes les techniques de floculation appliquent l'un et/ou l'autre de ces principes. On distingue la floculation péricinétique due à l'agitation désordonnée des particules et la floculation orthocinétique provoquée par les mouvements de l'eau. Cette floculation est fonction du gradient de vitesse conféré au milieu par agitation. Elle est responsable en grande partie du phénomène de floculation [8].

### *Processus de la floculation*

La floculation est un processus principalement mécanique, visant à rassembler des amas de matières en suspensions, au préalable déjà coagulé. Ce processus nécessite donc en amont une étape de coagulation pour pouvoir fonctionner. Après la floculation, on obtient la formation de grandes masses appelées floes (amas de matières liées les uns aux autres). À terme, ces floes vont se changer en précipité et rejoindre le fond pour sédimenter. C'est ce procédé qu'on retrouve pour la filtration des particules dans les stations de traitement d'eau. On le combine à la coagulation dans la phase primaire du traitement de l'eau. Lors de la floculation, on mélange délicatement la solution pour provoquer le contact des particules que l'on souhaite éliminer. Les particules parfois invisibles à l'œil nu, vont s'associer jusqu'à devenir visible et donc facilement éliminable. Pour rendre cette opération encore plus efficace, on ajoute des polymères organiques lourds (avec un poids moléculaire élevé). Ce rajout permet entre autres de :

- Rendre l'opération plus rapide et efficace en créant des ponts entre floes, tout en augmentant leurs poids
- Faciliter le processus de décantation

Lorsque le floe atteindra sa taille optimale (**Figure 9**), le processus de floculation touchera à sa fin. C'est ici qu'intervient la phase de séparation de l'eau, avec des processus tels que la décantation.

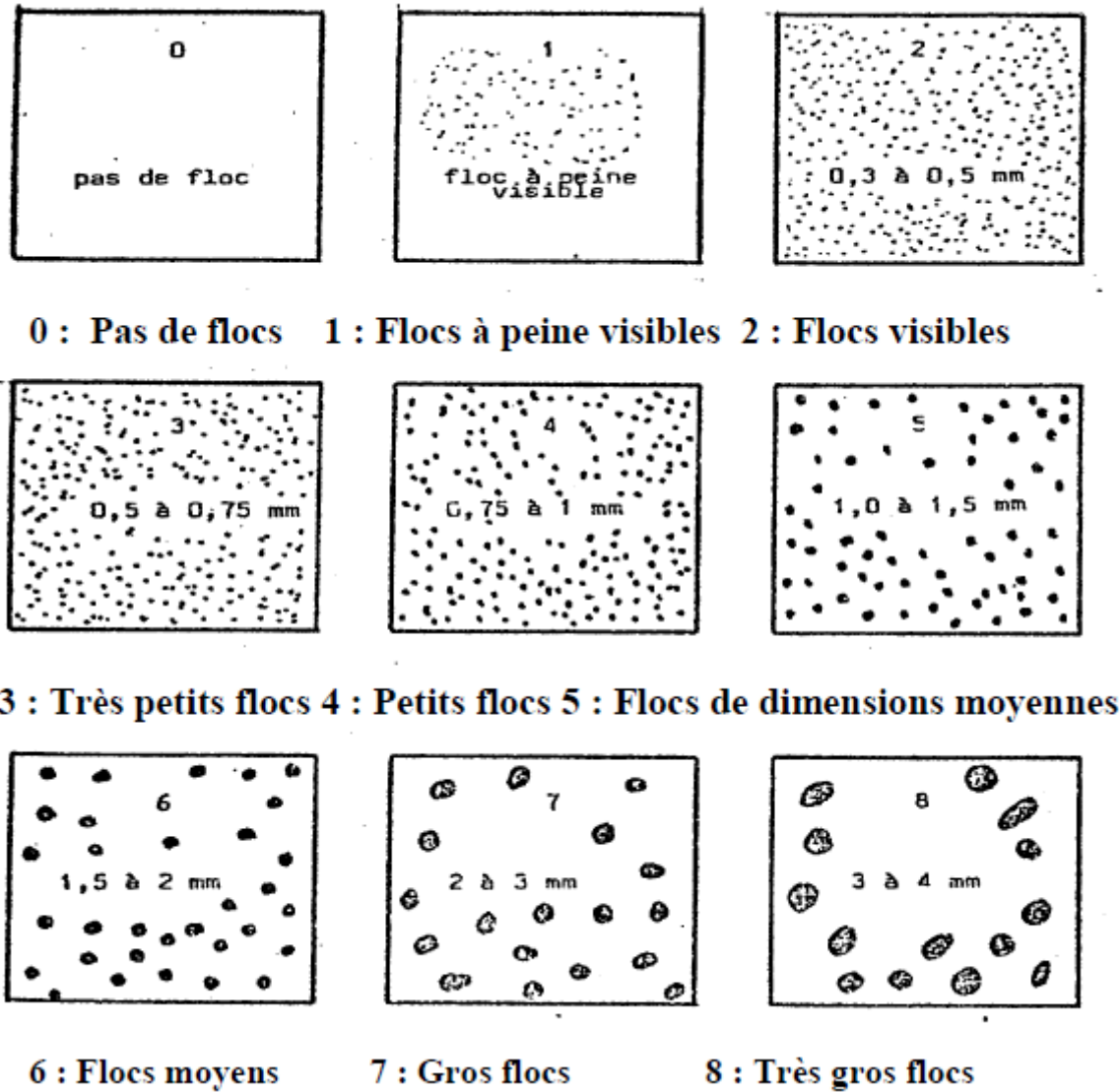


Figure 9 : Classement des floes.

### *Nature des floculants utilisés*

Les floculants sont des composés agissant par pontage. Il s'agit de polymères à haut poids moléculaire présentant des groupes réactionnels de charge inverse de celle de la suspension à traiter. On distingue des floculants naturels et synthétiques.

#### **+** *Les floculants synthétiques*

Les polymères synthétiques se répartissent en poly anions, poly cations, non ioniques et amphotères. Ce sont des polymères de type polyacrylamide ou polyacrylate. Toutes ces molécules se définissent par leur poids moléculaire (PM). Un PM élevé est caractéristique de polymères à longue chaîne. Les polymères chargés, ou poly électrolytes, se définissent

également par leur densité de charge (DC). De nombreuses charges électriques neutralisantes procurent une forte DC [8].

### ✚ *Les flocculants naturels*

On distingue comme flocculants naturels, ceux de nature organique comme l'alginate extraits des algues et l'amidon G 60 issu de la pomme de terre ou du tapioca et ceux de nature minérale telle que la silice activée, l'alumine et la bentonite. *Laminaria digitata* est l'algue la plus utilisée pour la production d'alginate [8].

### ➤ La décantation

La décantation est la méthode de séparation gravitaire la plus fréquente des Matière en suspension (MES) et colloïdes rassemblés sous forme de floc après l'étape de coagulation/floculation. Il s'agit d'un procédé de séparation solide/liquide basé sur la pesanteur. Cette séparation est induite par réduction de la vitesse horizontale qui doit être inférieure à la vitesse verticale de chute, de décantation ou ascensionnelle afin de favoriser la sédimentation des particules dans un piège. Ces particules s'accumulent au fond du bassin, d'où on les extrait périodiquement (**Figure 10**). L'eau récoltée en surface est dite clarifiée. Les facteurs clefs de la sédimentation sont la différence de masse volumique entre le solide et le liquide, la taille des particules et la viscosité du fluide [2].



*Figure 10* : Bassin de décantation.

### *Types de décantation*

Selon la concentration en solide et la nature des particules (densité et forme), on distingue quatre types de décantation: la décantation de particules discrètes, de particules flocculantes, la décantation freinée et en compression de boues.

### + Décantation des particules discrètes

Ce type de décantation (dite discrète ou individuelle) est caractérisé par le fait que les particules conservent leurs propriétés physiques initiales (forme, dimension et densité) au cours de leur chute. La vitesse de chute est indépendante de la concentration en solide ; c'est pourquoi les lois classiques de Newton et de Stokes s'appliquent dans ce contexte.

### + Décantation des particules floculantes

Ce type de décantation est caractérisé par l'agglomération des particules au cours de leur chute. Les propriétés physiques de ces particules (formes, dimension, densité et vitesse de chute) sont donc modifiées pendant le processus. Durant la décantation, les particules s'agglomèrent à un certain rythme, et les particules qui résultent de cette agglomération sont à la fois plus grosses et moins denses que les particules initiales. Cette modification continue des caractéristiques des particules rend la conception de modèle mathématique beaucoup plus complexe. On doit donc, dans la plupart des cas, procéder à des essais de laboratoire.

### + Décantation freinée

Ce type de décantation est caractérisé par une concentration élevée de particules ; ce qui entraîne la formation d'une couche de particule et, par conséquent, l'apparition d'une démarcation nette entre les solides décantés et le liquide surnageant. On trouve ce type de décantation dans la partie profonde des décanteurs.

### + Décantation en compression de boue

Dans ce type de décantation, les particules entrent en contact les unes avec les autres et reposent sur les couches inférieures. Dans cette zone, le phénomène de consolidation est relativement lent. On retrouve ce type de décantation dans les épaisseurs de boues par gravité.

### *Les types de décanteurs*

Il existe deux grands types de décanteurs :

+ **Les décanteurs à flux horizontal ou décanteurs couloir** : sont des ouvrages longitudinaux de forme parallélépipédique traversée par un débit d'eau à décanteur. L'eau décantée est reprise aval et les boues sont récupérées en fond d'ouvrage (**Figure 11**). La vitesse de chute des particules du floc dépend essentiellement de la surface de décantation et non pas de la hauteur entre le plan d'eau libre et le radier (fond de bassin). C'est pourquoi ces ouvrages comportent souvent plusieurs étages de décantation superposés de

faible hauteur. En pratique, une hauteur minimale reste toutefois nécessaire, de manière à pouvoir accumuler une quantité raisonnable de boues dans l'ouvrage avant évacuation ; ce qui entraîne la multiplication des étages. Parmi ce type de décanteurs, on rencontre les décanteurs lamellaires qui sont équipés de faisceaux de plaques ou de tubes parallèles qui contournent cet écueil, car le floc qui se dépose sur les lamelles inclinées, glisse et peut être évacué en continu. Cela permet une réduction de l'encombrement au sol des ouvrages [11].



*Figure 11* : Décanteur à flux horizontal.

- ✚ **Les décanteurs à flux vertical** : sont des ouvrages de forme coniques, tronconiques ou pyramidales, dans lesquels l'eau suit un trajet vertical. La vitesse de chute des particules du floc est uniquement contrariée par la vitesse ascensionnelle de l'eau et par les forces de frottements. L'équilibre de ces vitesses conduit à la formation d'un voile de boue; qui constitue le principe de base du fonctionnement de tous les décanteurs verticaux. Ce voile de boue est en effet essentiel, car il joue un rôle de filtre en retenant les flocons de faible dimension ; c'est le phénomène de coalescence. L'ouvrage de base est un décanteur statique ; l'eau brute arrive au sommet d'une colonne, descend au fond de l'ouvrage généralement très profond puis remonte en abandonnant son floc (**Figure 12**).

Diverses améliorations ont été apportées aux décanteurs verticaux par les différents concepteurs :

- ✓ **Les décanteurs à circulation de boues** : font appel à des dispositifs de recirculation de boues ou de circulation forcée (turbine) qui accélèrent la décantation.

- ✓ **Les décanteurs à lit de boues pulsés** : font appel à un dispositif de brassage hydraulique : l'eau à décanté est admise dans une cloche à vide qui vidange à intervalles réguliers et produit des pulsations qui mettent en mouvement le lit de boues. Ces mouvements alternatifs favorisent la cohésion du floc.
- ✓ **Les décanteurs à floc lesté** : utilisent du micro sable pour lester le floc et favoriser sa décantation. La récupération du micro sable est ensuite obtenue par la mise en œuvre d'un appareil en forme de tronc de cône qui récupère les boues extraites du décanteur et effectue la séparation du sable et des boues. Le sable est ensuite recyclé en tête de la clarification [11].



*Figure 12* : Décanteur à flux vertical.

### ➤ **Filtration**

La filtration est un procédé physique destiné à clarifier un liquide qui contient des matières solides en suspension en le faisant passer à travers un milieu poreux. Les solides en suspension ainsi retenus par le milieu poreux s'y accumulent, il faut donc nettoyer ce milieu de façon continue ou de façon intermittente (**Figure 13**) [9].





*Figure 13* : Bassin de filtration.

### *Les types des filtres*

Pour le traitement des eaux potables, on utilise principalement :

#### **+ Filtres à sable rapides**

Le filtre à sable rapide est le type de filtre le plus utilisé dans le traitement des eaux de consommation. Le matériau filtrant est maintenu en place par gravité et l'écoulement de l'eau a lieu de haut en bas. Lorsque le milieu filtrant est encrassé, on lave le filtre en inversant le sens de l'écoulement de l'eau ; le milieu filtrant est alors en expansion, et les particules d'impuretés, beaucoup moins denses que les grains de sable, sont décollées et évacuées vers l'égout à l'aide des goulottes de lavage. Les principaux éléments d'un filtre rapide sont : le fond de filtre, le gravier de support et le milieu filtrant [9].

#### **+ Filtres à sable lents**

Les filtres à sable lents doivent être construits de telle sorte que l'eau traverse lentement une couche de sable fin et que les particules les plus grosses soient arrêtées près de la surface du sable. Ces particules forment une couche poreuse très fine, dont la surface totale de pores est très grande, ce qui facilite l'adsorption des impuretés, par cette couche ou par le sable sous-jacent. Cette couche poreuse est constituée de bactéries, d'algues et de protozoaires. La filtration lente combine donc les effets de processus physiques et de processus biologiques [9].

### **Filtres sous pression**

Les filtres sous pression fonctionnent selon les mêmes principes que les filtres à sable rapides, sauf que leurs couches de sable et de gravier, ainsi que leur réseau de drainage, sont situés dans des cylindres horizontaux ou verticaux, lesquels sont conçus pour supporter des pressions de l'ordre de 1000 kPa. On peut ainsi filtrer de l'eau sous pression et la distribuer sans recourir au double pompage. Cet avantage ne compense toutefois pas les difficultés auxquelles on se heurte lorsque les filtres sont précédés d'unités de coagulation, de floculation et de décantation. En effet, pour éviter le double pompage, il faut alors que toutes ces unités de traitement fonctionnent sous pression [9].

### **Filtres à terre diatomée**

La terre diatomée qui constitue le milieu filtrant est produite à partir de dépôts naturels de diatomite, laquelle est une roche formée par des débris de diatomées, ces algues brunes unicellulaires, microscopiques, qui croissent dans les eaux douces ou salées, et dont la membrane est entourée d'une coquille siliceuse [9].

### *Critères de choix d'un filtre*

Les principaux critères de choix d'un filtre sont :

- ✓ le matériau : on peut utiliser du sable ou du charbon actif en grain. Ce deuxième type de matériau est le plus souvent utilisé en traitement d'affinage (adsorption) en deuxième étage de filtration afin d'éliminer les pesticides et les sous-produits d'oxydation (odeurs et goûts) ;
- ✓ la taille de grain du milieu filtrant ;
- ✓ le coefficient d'uniformité : si l'homogénéité des tailles n'est pas respectée, le lavage classe les grains selon leur taille, les grains les plus gros se trouvant au fond du filtre et les plus fins en surface. Dans ce cas, l'encrassement de surface entraîne un cycle de filtration plus court.
- ✓ la hauteur de la couche filtrante : il faut vérifier périodiquement si le filtre perd du matériau et compléter au besoin ;
- ✓ le taux de filtration (en  $m^3/m^2.h$ ) ou vitesse de filtration.

Le choix de ces différents critères est guidé par les caractéristiques de l'eau à traiter et la qualité de l'eau que l'on souhaite obtenir. Un filtre doit produire une eau de qualité satisfaisante et constante tout au long d'un cycle de filtration [5].

### 1.3.4. L'affinage

L'affinage a pour effet l'oxydation et la biodégradation des matières organiques et l'élimination ou l'absorption de certains micropolluants. En outre, il améliore les qualités organoleptiques de l'eau (saveur, odeur, limpidité).

#### *L'utilisation du charbon actif*

Le charbon actif est élaboré à partir de différents types matières premières qui constituent un squelette carboné : charbon, tourbe, lignite, noix de coco, etc. Lors de la montée en température (500 à 800 °C) le produit acquiert une structure microporeuse importante : de 1.000 à 1.500 m<sup>2</sup> de surface développée par gramme de charbon. Le charbon actif agit par adsorption : les atomes de carbone présents à sa surface exercent une force d'attraction sur les molécules dissoutes dans l'eau. Il peut agir comme un adsorbant seul en retenant les micropolluants minéraux et organiques ou comme adsorbant et filtrant en offrant un support au développement d'une flore bactérienne dégradant la matière organique dissoute ou l'ammoniaque. L'utilisation du charbon actif permet :

- ✓ D'améliorer la qualité organoleptique de l'eau
- ✓ D'éliminer les micropolluants
- ✓ D'éliminer l'ammoniaque
- ✓ De stabiliser la demande en chlore
- ✓ De diminuer les risques de reviviscence bactérienne dans les réseaux de distribution.

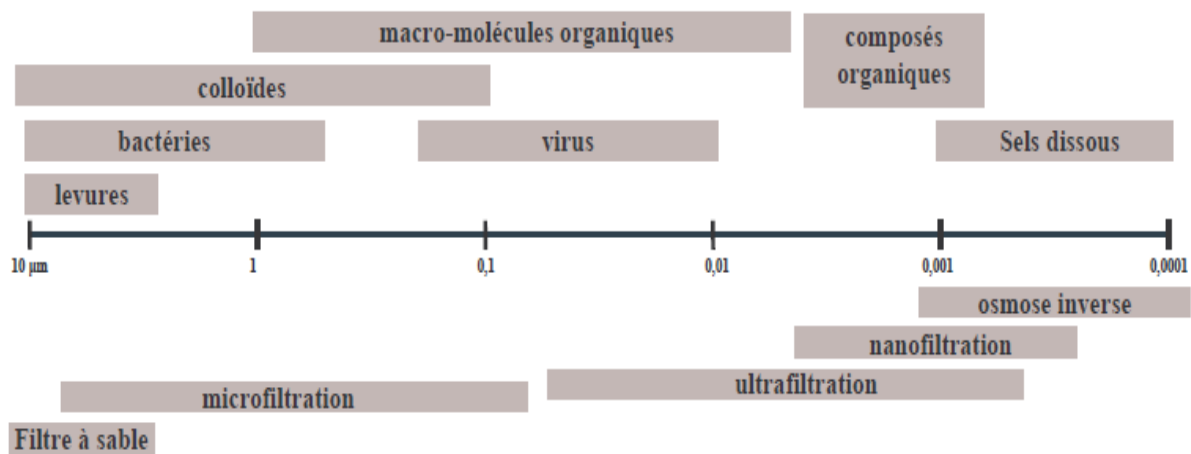
Il existe sous forme de grains (CAG) ou de poudre (CAP) :

- **Le charbon actif en grain (CAG)** peut être utilisé à la place de la filtration sur sable ou à sa suite (filtre spécifique). On parle dans ce cas de filtration sur charbon actif. On place en général une ozonation à l'amont de ce type de dispositif, pour améliorer l'élimination des composés organiques et augmenter la durée de vie du charbon. Après un certain temps d'utilisation, le filtre à CAG est saturé. Il doit être remplacé par du matériau neuf ou régénéré, c'est-à-dire de nouveau porté à haute température. On dit alors que le charbon est réactivé. Cette opération conduit à une perte de 10 à 15 % de matériau.
- **Le charbon actif en poudre (CAP)** est utilisé sous forme de suspension généralement injectée au niveau de la floculation. Il est ensuite éliminé dans le décanteur, avec le floc. Sa mise en œuvre est simple et nécessite peu d'investissement. Par contre, le coût de fonctionnement peut rapidement s'avérer important. Il peut être en cas de pollution accidentelle, pour retenir des micropolluants (phytosanitaires par exemple) [11].

Il existe des variantes dans le mode d'utilisation du CAP qui permettent notamment son recyclage. Dans certaines configurations, il constitue une étape à part entière de la filière, avec un ouvrage ou un réacteur spécifique, situé entre la décantation et la filtration. Il peut également être couplé aux techniques membranaires utilisé le couplage membranes d'ultrafiltration et charbon actif en poudre (CAP) après ozonation. Dans ce cas, les micropolluants sont fixés sur le CAP et retenus par les membranes. Le CAP contenu dans les eaux de rétrolavage des membranes est ensuite recyclé en tête de traitement [11].

### ✚ Les membranes de filtration

La technologie membranaire a pris un essor très important en matière de traitement des eaux potables au cours de la dernière décennie. Les membranes de filtration sont sélectifs qui constituent une barrière physique capable en fonction de leur seuil de coupure de retenir des microorganismes et des particules de très petite taille, voire même des molécules.



*Figure 14* : les dimensions des membranes de filtration.

Les membranes sont constituées de fibres creuses et poreuses assemblées en faisceaux dans des modules. On distingue 4 types de membranes :

- ✓ La microfiltration retient les matières en suspension, les colloïdes, les kystes de protozoaires et les bactéries. Elle n'altère pas la composition ionique de l'eau.
- ✓ L'ultrafiltration retient en plus les algues et une partie des virus. Elle ne modifie pas non plus la composition ionique de l'eau.
- ✓ La nanofiltration a la capacité de retenir certains ions monovalents ( $\text{NO}_3^-$ ) et divalentes (le calcium et le magnésium), ainsi que les molécules organiques à faible poids moléculaire. Elle modifie la composition ionique de l'eau. Il est donc nécessaire de la reminéraliser l'eau avant sa mise en distribution.

- ✓ L'osmose inverse est un procédé de purification de l'eau. Cette technique permet de dessaler l'eau de mer et de produire de l'eau ultrapure pour l'industrie.

Les membranes fonctionnent selon le principe suivant : grâce à un apport d'énergie (pression), l'eau est passée au travers de la membrane qui retient les éléments dont on a ciblé l'élimination. C'est le perméat qui est collecté et mis en distribution. La partie qui contient les impuretés retenues s'appelle le concentrat. Elle est recirculée dans les modules, pour éviter le colmatage de la membrane. Il convient d'être attentif à la destination des concentrats, qui peuvent être chargés en nitrates, pesticides, MES ou microorganismes [11].

### 1.3.5. Désinfection

La désinfection est un traitement qui permet d'éliminer les microorganismes susceptibles de transmettre des maladies. On peut procéder à la désinfection en ajoutant à l'eau une certaine quantité d'un produit chimique doté de propriétés germicides [2]. Les quatre principaux désinfectants utilisés en production d'eau potable sont les suivants :

#### ✓ *Le chlore*

Le chlore a par ailleurs l'avantage d'être un désinfectant à pouvoir rémanent : une fois que les réactions d'oxydation ont eu lieu, il ne disparaît que lentement. Ce pouvoir est mis à profit dans les réseaux de distribution, où on laisse après traitement une certaine quantité de chlore libre dite « chlore résiduel », de manière à obtenir un effet bactériostatique qui évite la reviviscence bactérienne et permet de préserver la qualité de l'eau [11].

#### ✓ *Le dioxyde de chlore*

Le dioxyde de chlore ( $\text{ClO}_2$ ) est également un bon désinfectant. Son pouvoir rémanent est plus important que celui du chlore. Il persiste donc plus longtemps dans les réseaux de distribution. Le pH a peu d'effet sur son efficacité et il ne forme pas de composés indésirables. Il peut par contre former d'autres sous-produits : les chlorites et les chlorates, également visés par la réglementation. Sa mise en œuvre est assez délicate : c'est un gaz très toxique qui doit être fabriqué sur place [11].

#### ✓ *L'ozone*

L'ozone est un désinfectant puissant, capable notamment d'éliminer les virus (avec résiduel de 0,4 mg/l d'ozone pendant 4 min). Il a l'inconvénient de ne pas être rémanent. Il ne peut donc pas assurer le résiduel bactériostatique. Son pouvoir désinfectant important permet

néanmoins de limiter la chloration de l'eau avant sa mise en distribution ; ce qui a pour conséquence d'améliorer sa qualité gustative [11].

### ✓ *Le rayonnement UV*

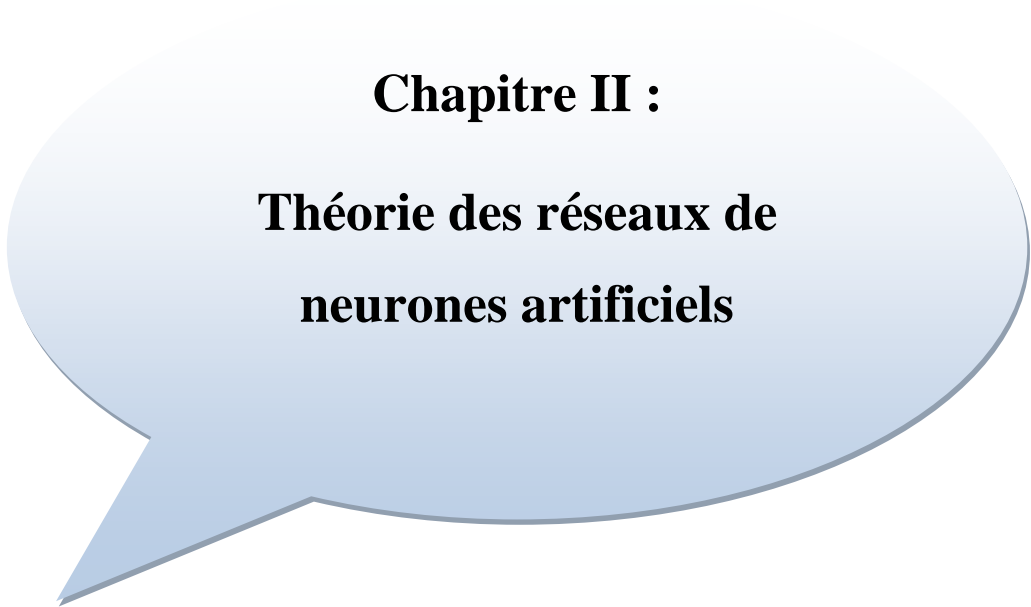
Les rayonnements ultra-violet : ils ont un effet bactéricide maximum à 250 nm et sont obtenus au moyen de lampes à basse pression de vapeur de mercure. Ils ne produisent pas de sous-produit indésirable, mais exigent une très bonne qualité d'eau vis-à-vis de MES et de la turbidité : leur absence d'effet rémanent limite généralement leur utilisation aux réseaux de distribution courts. Sinon, il faut les faire suivre d'une chloration, ce qui fait perdre de son intérêt pour cette technique [11].

### **1.3.6. Réservoirs de stockage**

A la fin de la chaîne de traitement, l'eau est stockée avant d'être fournie pour le consommateur ; pour cela des réservoirs de stockage sont conçus ; leur but principal est le stockage des eaux traitées prêtes à être consommées. Les réservoirs constituent une sécurité en cas de problèmes de production, de demandes de pointe, ou de pollution des ressources [6].

### **1.4. Conclusion**

Ce premier chapitre a servi d'introduction au domaine lié à notre étude. Nous avons décrit les différentes étapes d'une chaîne de traitement d'eau potable en nous basant sur la chaîne la plus complète possible et la plus courante. Nous avons détaillé, plus particulièrement, les procédés de coagulation et de filtration, sur lesquels porte spécifiquement notre étude. Nous avons décrit les différents paramètres physicochimiques influençant le bon fonctionnement du procédé de coagulation.



**Chapitre II :**  
**Théorie des réseaux de**  
**neurones artificiels**

### 2.1. Introduction

Lorsqu'apparaît une nouvelle technique, l'ingénieur se demande naturellement en quoi cette nouveauté peut lui être utile. Si elle est dotée d'un nom plus métaphorique que technique - ce qui est évidemment le cas pour les réseaux de neurones - la réponse à cette question doit être particulièrement précise et motivée. De plus, la mise en œuvre des réseaux de neurones est très simple ; la tentation peut être grande, d'appliquer cette technique de manière irréfléchie ou inadaptée, ce qui ne peut conduire qu'à des déceptions. C'est pourquoi nous expliquerons ici les principes fondamentaux qui justifient l'intérêt pratique des réseaux de neurones, et nous situerons ces derniers dans la perspective des méthodes classiques de traitement statistique de données ; nous montrerons que la technique des réseaux de neurones formels doit être considérés comme une extension puissante de techniques bien connues des ingénieurs, telles que la régression, et nous illustrerons notre propos par quelques exemples industriels choisis dans les domaines de la modélisation, de la commande, et de la classification automatique.[12]

### 2.2. Historique

Les réseaux de neurones sont des modèles théoriques de traitement de l'information inspirés des observations relatives au fonctionnement des neurones biologiques et du cortex cérébral. Le domaine des réseaux de neurones n'est pas nouveau car il a son origine dans des travaux conduits durant les années 40 (modèle de Hebb pour l'évolution des connexions synaptiques. Ces travaux conduiront au modèle du perceptron dans les années 60 (modèle qui a principalement été appliqué à la reconnaissance de caractères). Mais ce n'est qu'à partir de 1986 que la recherche dans ce domaine a connu une expansion importante du fait de la publication de modèles de réseaux et d'algorithmes d'apprentissage suffisamment efficaces pour résoudre des problèmes réalistes et complexes [13].

Les recherches sur les méthodes neuronales de traitement de l'information en vue de modéliser le comportement du cerveau humain ne sont pas récentes, en :

- 1980 : W. James, célèbre psychologue américain introduit le concept de mémoire associative, propose ce qui deviendra une loi de fonctionnement pour l'apprentissage sur les réseaux de neurones connue plus tard sous le nom de loi de Hebb
- 1943 : J. Mc Culloch et W. Pitts, laissent leurs noms à une modélisation du neurone biologique (un neurone au comportement binaire). Ceux sont les premiers à montrer



que des réseaux de neurones formels simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes (tout au moins au niveau théorique).

- 1949 : D. Hebb, physiologiste américain explique le conditionnement chez l'animal par les propriétés des neurones eux-mêmes. Ainsi, un conditionnement de type pavlovien tel que, nourrir tous les jours à la même heure un chien, entraîne chez cet animal la sécrétion de salive à cette heure précise même en l'absence de nourriture. La loi de modification des propriétés des connexions entre neurones qu'il propose explique en partie ce type de résultats expérimentaux.
- 1957 : F. Rosenblatt développe le modèle du Perceptron. Il construit le premier neuro-ordinateur basé sur ce modèle et l'applique au domaine de la reconnaissance de formes. Notons qu'à cet époque les moyens à sa disposition sont limités et c'est une prouesse technologique que de réussir à faire fonctionner correctement cette machine plus de quelques minutes
- 1960 : B. Widrow, un automaticien, développe le modèle ADALINE (Adaptive Linear Neuron). Dans sa structure, le modèle ressemble au Perceptron, cependant la loi d'apprentissage est différente. Celle-ci est à l'origine de l'algorithme de retro propagation de gradient très utilisé aujourd'hui avec les Perceptrons multicouches. Les réseaux de type ADALINE restent utilisés de nos jours pour certaines applications particulières.
- 1969 : M.L. Minsky et S. Papert publient ensuite un ouvrage qui met en évidence les imitations théoriques du Perceptron. Ces limitations concernent l'impossibilité de traiter des problèmes non linéaires en utilisant ce modèle.
- 1972 : T. Kohonen présente ses travaux sur les mémoires associatives et propose des applications à la reconnaissance de formes.
- 1982 : J.J. Hopfield est un physicien reconnu à qui l'on doit le renouveau d'intérêt pour les réseaux de neurones artificiels. Il présente une théorie du fonctionnement et des possibilités des réseaux de neurones.
- 1983 : La machine de Boltzmann est le premier modèle connu apte à traiter de manière satisfaisante les limitations recensées dans le cas du Perceptron. Mais l'utilisation pratique s'avère difficile, la convergence de l'algorithme étant extrêmement longue (les temps de calcul sont considérables).
- 1985 : La rétro propagation de gradient apparaît. C'est un algorithme d'apprentissage adapté aux réseaux de neurones multicouches (aussi appelés Perceptrons

multicouches). Sa découverte réalisée par trois groupes de chercheurs indépendants indique que « la chose était dans l'air ». Dès cette découverte, nous avons la possibilité de réaliser une fonction non linéaire d'entrée/sortie sur un réseau en décomposant cette fonction en une suite d'étapes linéairement séparables. De nos jours, les réseaux multicouches et la rétro propagation de gradient reste le modèle le plus productif au niveau des applications.

Depuis ce temps, le domaine des réseaux de neurones fournit constamment de nouvelles théories, de nouvelles structures et de nouveaux algorithmes. Dans ce chapitre, nous allons tenter d'exposer les plus importants.

### 2.3. Généralités sur les neurones

Le développement des connaissances de la structure interne du cerveau, et la compréhension d'une partie de son fonctionnement a contribué de façon remarquable à l'émergence des réseaux de neurones artificiels.

#### 2.3.1. Neurone biologique

Le cerveau est en réalité constitué d'un très grand nombre de neurones (de l'ordre de cent milliards), étroitement connectés entre eux par plusieurs milliers d'interconnexions pour chaque neurone. Chaque neurone est une cellule spécialisée, capable de créer, envoyer et recevoir des signaux électrochimiques. On peut le décomposer en trois régions principales :

##### **Le corps cellulaire :**

Ce corps cellulaire de forme sphérique ou pyramidale de quelques microns de diamètre ; à un noyau qui contient des informations sur les caractéristiques héréditaires, et un plasma qui contient le matériel moléculaire utilisée pour produire le matériau nécessaire par le neurone.

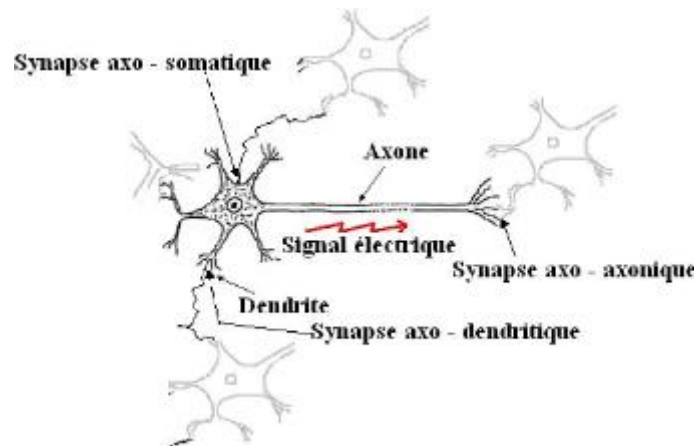
##### **Les dendrites :**

Ce sont de fines extensions tubulaires qui se ramifient autour du neurone et forment une sorte de vaste arborescence. Les signaux envoyés au neurone sont captés par les dendrites. Sa surface totale de réception des dendrites d'un neurone typique est environ 0.25 mm

##### **L'axone :**

C'est le long de l'axone que les signaux partent du neurone. Contrairement aux dendrites qui se ramifient autour du neurone, l'axone est plus long et se ramifie à son extrémité ou il se

connecte aux dendrites des autres neurones. Sa taille peut varier entre quelques millimètres à plusieurs mètres. La jonction entre deux neurones, et généralement entre l'axone d'un neurone et une dendrite d'un autre neurone est appelée : synapse.



*Figure 15* : Schématisation d'un neurone biologique.

Lorsqu'un neurone est activé, il envoie un signal électrochimique au travers de l'axone. Cette impulsion traverse les synapses vers des milliers d'autres neurones, qui peuvent à leur tour, envoyer et donc propager le signal à l'ensemble du système neuronal (c'est-à-dire, le cerveau biologique). Un neurone ne va émettre une impulsion que si le signal transmis au corps cellulaire par les dendrites dépasse un certain seuil appelé seuil de déclenchement.

### 2.3.2 Les réseaux de neurones artificiels (RNA)

#### 2.3.2.1. Définition

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont inspirés de la méthode de travail du cerveau humain qui est totalement différente de celle d'un ordinateur. Le cerveau humain se base sur un système de traitement d'information parallèle et non linéaire, très compliqué, ce qui lui permet d'organiser ses composants pour traiter, d'une façon très performante et très rapide, des problèmes très compliqués tel que la reconnaissance des formes.

### 2.3.2.2. Types de réseaux de neurones

#### ✚ Les réseaux monocouches :

##### *A- Le perceptron :*

Le perceptron, le premier type de réseau proposé et encore très largement utilisé, c'est une couche de neurone où les poids et les biais peuvent être formés pour produire un vecteur cible (TARGET) correct c'est-à-dire plus proche de l'output.

##### *B- Adaline et Madaline :*

Introduit par Widrow et M. Hoff en 1960, le modèle d'Adaline (Adaptive Linear Element) a la même architecture que le perceptron. Une couche d'entrée est connectée à une ou plusieurs sorties. Dans ce dernier cas, il est appelé Madaline (Multiple Adaptive Linear Element). La différence entre ce réseau et le perceptron est que l'Adaline est une extension du Perceptron (simple), est qu'il est destiné à l'approximation des fonctions. Sa sortie est linéaire, l'idée est de remplacer la fonction seuil sur les neurones de sortie par la fonction identité ( $f(x) = x$ ). L'avantage de cette approche est de ne plus être restreinte à une réponse binaire, et d'offrir tout l'éventail de valeurs possibles.

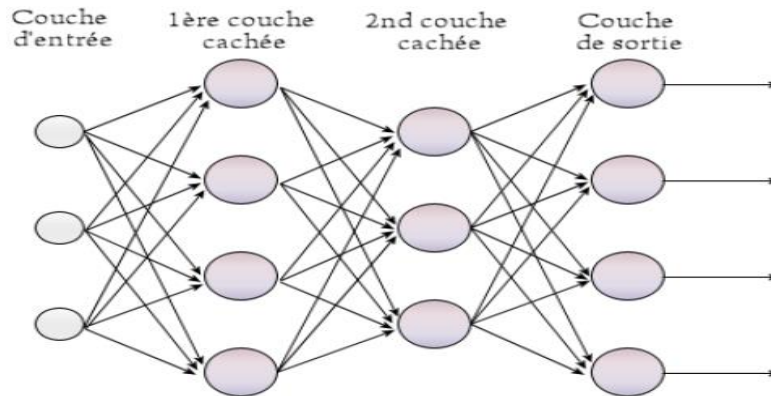
#### ✚ Les réseaux multicouches :

Les réseaux multicouches sont constitués de plusieurs couches disposées l'une après l'autre. 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 avales et chaque unité d'entrée est suivie par une succession de couches cachées et chaque unité d'une couche donnée reçoit son entrée à partir de la couche précédente seulement. La fonction d'activation utilisée dans ce type de réseau est généralement de type sigmoïde, ce qui leur donne un caractère non linéaire (**Figure 16**). On distingue généralement deux types : le perceptron multicouche (MPL) et les réseaux à fonction de base radiale (RBF).

##### *A. le perceptron multicouche (MPL) :*

La famille de réseau majoritairement employée, à lui seul ce type recouvre plus de 95% des applications scientifiques et industrielles. MLP ont d'abord été introduits pour résoudre des problèmes complexes de classification. Mais en raison de leur propriété d'approximation universelle ils ont été rapidement utilisés comme modèles de régression non linéaire, et ensuite pour la modélisation des séries temporelles et la prévision.

Lors de la conception de PMC il est important de bien spécifier le nombre de couches cachées ainsi le nombre d'unités dans ces couches mais il est également important de bien choisir la fonction d'activation et les méthodes d'apprentissage.



*Figure 16* : Schéma d'un réseau multicouche.

### **B. Fonction à base de radial RBF :**

Le type de réseau le plus utilisé après le PMC, L'architecture est la même que pour les PMC cependant, les fonctions de base utilisées ici sont des fonctions Gaussiennes.

#### **2.3.2.3. Structure d'interconnexion**

Les réseaux à couches sont les modèles connexionnistes les plus couramment utilisés leur architecture, organisée en couches successives, comprend une couche d'entrée, une couche de sortie et une ou plusieurs couches intermédiaires appelées couches cachées, car elles ne sont pas vues de l'extérieur. Chaque couche est composée d'un certain nombre de neurones. Les connexions sont établies entre les neurones appartenant à des couches successives mais les neurones d'une même couche ne peuvent pas communiquer entre eux dans le cas des réseaux à couches

### **A. Réseau à connexions locales :**

Il s'agit d'une structure multicouche, mais qui conserve une certaine topologie. Chaque neurone entretient des relations avec un nombre réduit et localisé de neurones de la couche avale.

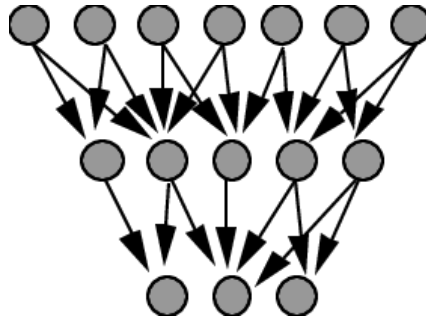


Figure 17 : Réseau à connexions locales.

### B- 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.

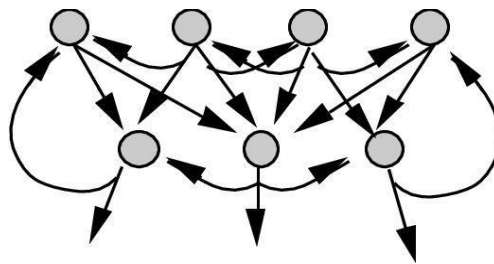


Figure 18 : Réseau à connexions récurrentes.

### C- Réseau à connexion complète :

C'est la structure d'interconnexion la plus générale. Chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau (et à lui-même)

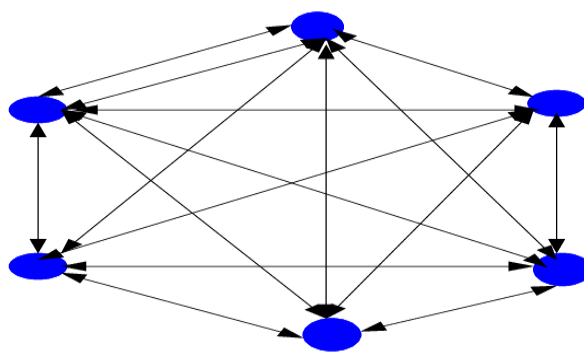


Figure 19 : Réseau à connexions complète.

## 2.4. Architecture des réseaux de neurones

On classe généralement les réseaux de neurones en deux catégories : les réseaux faiblement connectés à couches que l'on appelle des réseaux "feedforward" ou réseaux directs et les réseaux fortement connectés que l'on appelle des réseaux "récurrents". Dans ces deux

configurations, on retrouve des connexions totales ou partielles entre les couches. La figure suivante présente les différentes topologies d'un réseau de neurones artificiels.

Un neurone réalise simplement une fonction non linéaire, paramétrée, de ses variables d'entrée. L'intérêt des neurones réside dans les propriétés qui résultent de leur association en réseaux, c'est-à-dire de la composition des fonctions non linéaires réalisées par chacun des neurones. On distingue deux types de réseaux de neurones : les réseaux non bouclés et les réseaux bouclés

### ✚ Les réseaux neurones non bouclés

Un réseaux neurones non bouclé (feedforward) est donc représenté graphiquement par un ensemble de neurones connectés entre eux, l'information circulant des entrées vers les sorties sans retour en arrière, il réalise une (ou plusieurs) fonctions de ses entrées, par composition des fonctions réalisées par chacun des neurones [6].

### ✚ Les réseaux de neurones bouclés

Les réseaux bouclés ou récurrents, disposent d'un graphe de connexions 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 désigné sous le terme de « cycle »). La sortie d'un neurone du réseau peut donc être fonction d'elle-même ; cela n'est évidemment concevable que si la notion de temps est explicitement prise en considération [6].

## 2.5. Les modèles mathématiques

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, ...).

Les réseaux de neurones sont des outils principalement utilisés pour les tâches de classification. Classiquement, on soumet un vecteur au réseau de neurones qui retourne en

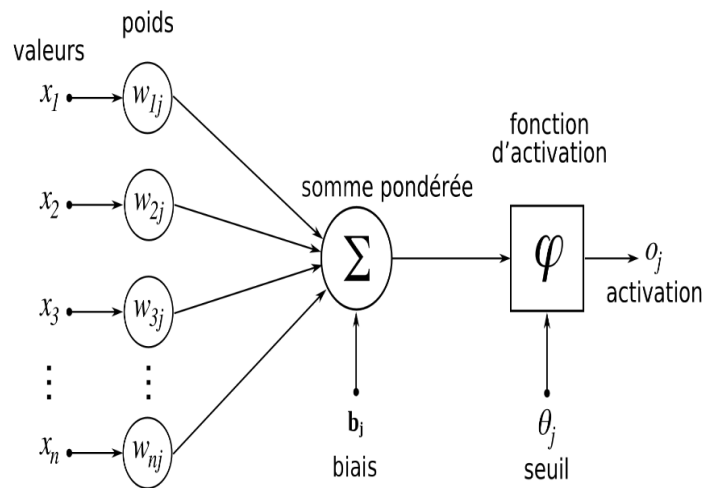
sortie un vecteur correspondant à une décision de classification de dans une classe donnée (**Figure18**). L'efficacité des réseaux de neurones pour la classification provient de leur capacité à approximer n'importe quelle fonction de l'espace des entrées dans celui des sorties, pour peu l'architecture adoptée soit suffisamment complexe. Dans ce cas, on peut considérer qu'un réseau de neurones donné modélise une famille paramétrée de fonctions dont on va chercher à déterminer les paramètres optimaux pour résoudre le problème considéré. La détermination de ces paramètres se fait grâce à des techniques d'apprentissage [13].

Les réseaux de neurones sont utilisés dans une variété de modèles mathématiques pour résoudre des problèmes complexes. Voici quelques exemples de modèles mathématiques utilisant des réseaux de neurones :

- Les réseaux de neurones peuvent être utilisés pour la régression, c'est-à-dire pour prédire une valeur numérique en fonction d'un ensemble de variables d'entrée. Les réseaux de neurones peuvent être entraînés à apprendre une fonction non linéaire qui relie les entrées et les sorties.
- Les réseaux de neurones peuvent être utilisés pour la classification, c'est-à-dire pour séparer les données en différentes classes. Les réseaux de neurones peuvent être entraînés à apprendre à reconnaître des modèles dans les données d'entrée et à les associer à des étiquettes de classe.

Un "neurone formel" (ou simplement "neurone") est une fonction algébrique non linéaire et bornée, dont la valeur dépend de paramètres appelés coefficients ou poids. Les variables de cette fonction sont habituellement appelées "entrées" du neurone, et la valeur de la fonction est appelée sa "sortie". Un neurone est donc avant tout un opérateur mathématique, dont on peut calculer la valeur numérique par quelques lignes de logiciel. On a pris l'habitude de représenter graphiquement un neurone comme indiqué sur la (**Figure 20**).





**Figure 20 :** Représentation d'un neurone formel.

Un neurone réalise une fonction non linéaire bornée :

$$Q = f(x_1, x_2, \dots, x_n; w_1, w_2, \dots, w_j)$$

Où les  $\{x_i\}$  sont les variables et les  $\{w_j\}$  sont des paramètres.

Pour des raisons que nous expliquerons plus loin, les neurones les plus fréquemment utilisés sont ceux pour lesquels la fonction  $f$  est une fonction non linéaire (généralement une tangente hyperbolique) d'une combinaison linéaire des entrées :

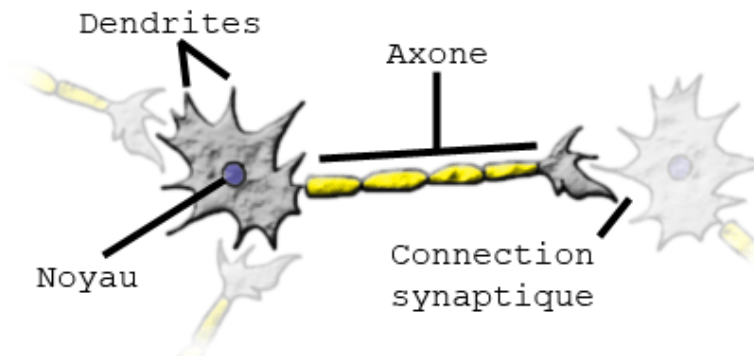
$$\mathbf{y} = \mathbf{tanh}[\sum_{i=1}^n w_i x_i]$$

Les  $\{x_i\}$  sont les variables (ou entrées) du neurone, les  $\{w_i\}$  sont des paramètres ajustables.

Un neurone formel ne réalise donc rien d'autres qu'une somme pondérée suivie d'une non linéarité. C'est l'association de tels éléments simples sous la forme de réseaux qui permet de réaliser des fonctions utiles pour des applications industrielles. On pourra résumer une modélisation de tel neurone par le **Tableau 5** et la **Figure 21**, qui nous permettra de voir clairement le passage du neurone biologique vers le neurone formel.

**Tableau 5** : Passage du neurone biologique vers le neurone formel.

Neurone biologique	Neurone artificiel
Synapses	Poids de connexions
Axone	Signal de sortie
Dendrites	Signal d'entrée
Somma	Fonction d'activation



**Figure 21** : Passage du neurone biologique vers le neurone formel.

### 2.5.1. Fonction d'activation

Les fonctions d'activation sont des fonctions mathématiques utilisées dans les réseaux de neurones artificiels. Ces fonctions sont utilisées pour déterminer la sortie d'un neurone en fonction de ses entrées pondérées.

Voici quelques-unes des fonctions d'activation les plus couramment utilisées dans les réseaux de neurones :

- *Fonction d'activation linéaire* : La fonction d'activation linéaire est simplement la fonction identité. Elle calcule la sortie en multipliant les entrées par les poids associés et en sommant les résultats.
- *Fonction d'activation sigmoïde* : La fonction d'activation sigmoïde est une fonction non linéaire qui produit une sortie dans l'intervalle  $[0, 1]$ . Elle est souvent utilisée pour les problèmes de classification binaire.

- *Fonction d'activation tangente hyperbolique* : La fonction d'activation tangente hyperbolique est similaire à la fonction sigmoïde, mais elle produit une sortie dans l'intervalle  $[-1, 1]$ . Elle est souvent utilisée pour les problèmes de classification multi classe.










### 2.5.2. Connectivité

La connectivité des réseaux de neurones peut être modélisée mathématiquement de différentes manières en fonction du type de réseau et de son architecture. Une des représentations les plus courantes est la matrice de poids, qui représente les connexions entre les neurones dans un réseau de neurones. La matrice de poids peut être définie comme une matrice de dimensions  $(n \times m)$ , où  $n$  est le nombre de neurones dans la couche d'entrée et  $m$  est le nombre de neurones dans la couche de sortie. Chaque élément de la matrice de poids représente le poids de la connexion entre un neurone d'entrée et un neurone de sortie.

Une autre représentation courante est le graphe de connexion, qui représente graphiquement les connexions entre les neurones. Dans un graphe de connexion, chaque neurone est représenté par un nœud et chaque connexion est représentée par un lien entre les nœuds. Enfin, il existe des modèles mathématiques plus complexes pour représenter la connectivité des réseaux de neurones, tels que les réseaux de neurones convolutifs (CNN) ou les réseaux de neurones récurrents (RNN). Ces modèles utilisent des opérations mathématiques telles que la convolution et la récurrence pour modéliser les connexions entre les neurones.

En résumé, la connectivité des réseaux de neurones peut être modélisée de différentes manières en fonction de l'architecture du réseau, mais la matrice de poids et le graphe de connexion sont deux des représentations les plus courantes (**Tableau 6**).

**Tableau 6 :** Fonctions de transfert.

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 saturée symétrique	$a = -1$ si $n < -1$ $a = n$ si $-1 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$	
linéaire positive	$a = 0$ si $n < 0$ $a = n$ si $n \geq 0$	
sigmoïde	$a = \frac{1}{1+\exp^{-n}}$	
tangente hyperbolique	$a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$	
compétitive	$a = 1$ si $n$ maximum $a = 0$ autrement	

### 2.5.3. 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 dans les domaines suivants [13] :

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.

### 2.6. Les différentes procédures et les lois d'apprentissage d'un réseau de neurones

Le processus d'apprentissage est difficile à décrire dans le contexte des réseaux de neurones. Il est considéré comme un problème d'ajustement et d'adaptation de l'architecture et des poids du réseau de neurone de façon que le RNA exécute efficacement une tâche spécifique. Au lieu de spécifier un ensemble de règles, les réseaux de neurones apprennent automatiquement à partir de la collection d'exemples, et c'est ce qui les rend très attractive [50]. Il existe trois types de paradigmes d'apprentissage :

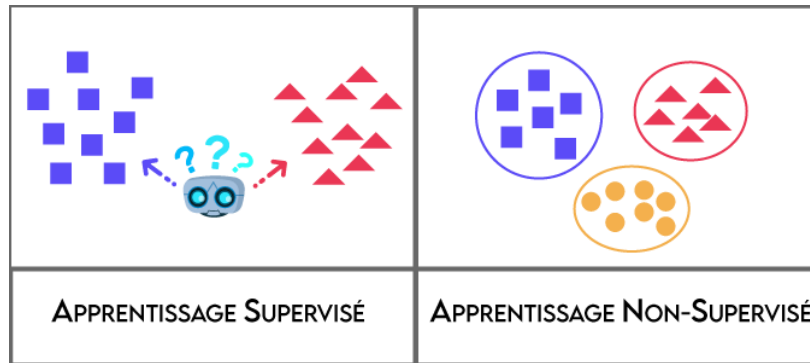
- ✚ Supervisé ;
- ✚ Non supervisé ;
- ✚ Hybride.

#### 2.6.1 Apprentissage supervisé

C'est actuellement le mode d'apprentissage le plus couramment utilisé. Le plus répandu des algorithmes d'apprentissage supervisé est l'algorithme de rétro propagation du gradient d'erreur qui est appliqué généralement dans les réseaux multicouches.

#### 2.6.2 Apprentissage non supervisé

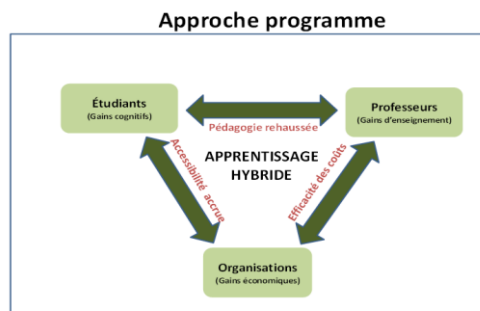
Contrairement aux modes supervisés, seule une base d'entrées est fournie au réseau. Celui-ci doit déterminer lui-même ses sorties en fonction des similarités détectées entre les différentes entrées, c'est-à-dire en fonction d'une règle d'auto-organisation, Il explore la structure des données, ou encore la corrélation entre les modèles d'entrée et les organise à partir de cette corrélation en des catégories.



*Figure 22* : Apprentissage supervisé et non supervisé.

### 2.6.3 Apprentissage hybride

Il combine l'apprentissage supervisé et non supervisé. Dans de nombreux problèmes on ne dispose pas de l'information nécessaire à la construction d'une base d'apprentissage complète. On ne dispose souvent que d'une information qualitative permettant l'évaluation de la réponse calculée, sans pour autant connaître la réponse la plus adaptée (**Figure 23**).



*Figure 23* : Apprentissage hybride.

## 2.7. Mise en œuvre des modèles de réseaux de neurones

Pour réaliser un modèle de réseaux de neurones, trois étapes successives sont nécessaires :

- Déterminer les entrées pertinentes, c'est-à-dire les grandeurs qui ont une influence significative sur le phénomène que l'on cherche à modéliser.
- Collecter les données nécessaires à l'apprentissage et à l'évaluation des performances du réseau de neurone, et choisir l'architecture du réseau, c'est-à-dire le nombre de neurones de la couche cachée. Le réseau ne doit être ni trop souple, ni trop rigide.

- Les poids sont calculés en minimisant l'erreur d'approximation sur les données de l'ensemble d'apprentissage, et en maximisant le coefficient de détermination de telle manière que le réseau réalise la tâche désirée.

Enfin, la qualité du réseau obtenu est estimée à partir d'exemples ne faisant pas partie de l'ensemble d'apprentissage.

### 2.8. Les avantages et les inconvénients des réseaux de neurones

#### *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 des entrées semblable 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.

#### *Inconvénients*

- 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) ;

- 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 ;
- La connaissance acquise par un réseau de neurone est codée par les valeurs des poids qui sont inintelligibles pour l'utilisateur.

### 2.9. Applications :

Les réseaux de neurones sont largement utilisés dans de nombreux domaines, y compris l'hydraulique urbaine. Voici quelques exemples d'applications de réseaux de neurones dans l'hydraulique urbaine :

- ❖ Prédiction de la demande en eau : Les réseaux de neurones peuvent être utilisés pour prédire la demande en eau dans une ville en fonction de différents facteurs tels que la population, les conditions météorologiques, les jours fériés, etc.
- ❖ Modélisation de la qualité de l'eau : Les réseaux de neurones peuvent être utilisés pour modéliser la qualité de l'eau dans un système de distribution d'eau en fonction de différents paramètres tels que la température, le pH, la concentration de chlore, etc.
- ❖ Prédiction de la rupture des canalisations : Les réseaux de neurones peuvent être utilisés pour prédire les endroits où les canalisations peuvent se rompre en fonction de différents paramètres tels que l'âge des canalisations, la pression de l'eau, la qualité du sol, etc.
- ❖ Optimisation des opérations de pompage : Les réseaux de neurones peuvent être utilisés pour optimiser les opérations de pompage en fonction de différents paramètres tels que la demande en eau, les coûts d'électricité, la pression de l'eau, etc.
- ❖ Détection des fuites d'eau : Les réseaux de neurones peuvent être utilisés pour détecter les fuites d'eau dans un système de distribution en analysant les données de pression et de débit.

En somme, les réseaux de neurones sont très utiles dans l'hydraulique urbaine pour la modélisation et la prédiction de différents phénomènes, permettant une meilleure gestion et une utilisation plus efficace des ressources en eau.



### 2.10. Conclusion

En conclusion, les réseaux de neurones artificiels sont des outils puissants dans le domaine de l'intelligence artificielle (IA) et de l'apprentissage automatique. Ils sont utilisés pour résoudre une grande variété de problèmes, allant de la reconnaissance d'images à la prédiction de séries chronologiques.

Les réseaux de neurones sont basés sur le fonctionnement du cerveau humain et sont capables d'apprendre à partir de données d'entrée, en ajustant leurs paramètres internes pour produire des prédictions précises. Cela en fait un outil particulièrement utile pour l'analyse de données complexes. Cependant, les réseaux de neurones ne sont pas une solution universelle à tous les problèmes de l'IA. Ils découvrent une quantité importante de données d'entraînement et de puissance de calcul pour fonctionner efficacement, et leur complexité les rend souvent difficiles à comprendre et à interpréter.

Malgré cela, les réseaux de neurones continuent de jouer un rôle important dans le développement de l'IA et de l'apprentissage automatique. Avec l'augmentation de la puissance de calcul et des ensembles de données disponibles, il est probable que les réseaux de neurones deviendront de plus en plus importants dans les années à venir.



**Chapitre III :**  
**Protocole expérimental**

### 3.1. Introduction

Une station de production d'eau potable doit produire, en toutes circonstances, une eau répondant aux normes algériennes de potabilité, alors que l'eau brute peut être sujette de variation temporelle dans ces paramètres physico-chimiques, avant traitement, tout particulièrement si cette eau est une eau de barrage. Le but de ce chapitre est la présentation générale de la station de l'eau potable El Maouane.

### 3.2. Présentation de barrage El Maouane

#### 3.2.1. Localisation et objectif

Le barrage de Maouane est situé à 8 Km au Nord-Ouest de la ville de Sétif, dans la commune d'Ourecia, daïra d'Ain-Arnat (wilaya Sétif). Il est implanté sur l'oued El-Guessar, affluent de l'oued Bou Sellam. Les travaux de construction ont commencé le 21 décembre 2008 et se sont terminés en 2015.

Le barrage de Maouane est un réservoir en aval du système "Ouest" du transfert des hautes plaines sétifiennes ; il est un réservoir car il n'a pas de vallée importante qui l'alimente. L'eau transportée par pompage sera prélevée du barrage actuel d'Ighil Emda pour approvisionner en eau potable les habitants de la région de Sétif et irriguer les plaines de la région (**Figure 24**). L'eau potable du barrage couvre 13 communes (Sétif, Ain Arnat, Ain Abassa, Mezloug, El Ourecia, Amoucha, Tizi N'bcher, Ouled Adouane, Guidjel, Ouled Saber, Ain Oulmen, Kas El Abtal, Guellal) alors que l'eau d'irrigation concernera environ 15800 ha de terres agricoles.



*Figure 24* : Barrage El Maouane Sétif.

### 3.2.2. Caractéristiques générales de barrage

La digue du barrage est de type enrochement avec noyau argileux, Sa hauteur est de 76 m, sa longueur de 824 m, tandis que sa largeur est de 7 m. Le déversoir évacue un débit de 2 m<sup>3</sup>/s ; comme il n'est ni rempli ni soumis aux risques de crues, le barrage n'a pas besoin d'un plus grand déversoir. La retenue normale s'étend sur une surface de 534 ha alors que sa capacité est estimée à 147,9 hm<sup>3</sup>.

### 3.3. Présentation de la station de traitement El Maouane

La station de traitement concernée par cette étude, est la station de production d'eau potable El Maouane qui a été mise en service le 5 juillet 2018. La station est située sur la commune d'Ourissia, daïra d'Aïn-Arnet, wilaya de Sétif. Elle possède une capacité de traitement de 135000 m<sup>3</sup> avec un débit de 3800 m<sup>3</sup>/h.

La station dispose d'une prise d'eau à hauteur variable avec une puissance d'aspiration de 6000 m<sup>3</sup>/h. Cette installation permet de capter l'eau brute pour une profondeur du barrage où la concentration d'algues est faible et où la qualité de l'eau est la meilleure. En été, cette zone se situe dans la partie inférieure, et en hiver, dans la partie supérieure du barrage.

### 3.4. Les procédés de traitement de la station

La chaîne de traitement des eaux est constituée par les étapes de traitement suivantes :

- ❖ Prétraitement (aération)

- ❖ Pré oxydation (pré chloration)
- ❖ Coagulation/Floculation
- ❖ Décantation lamellaire
- ❖ Filtration
- ❖ Affinage (adsorption)
- ❖ Désinfection

### 3.4.1. Le prétraitement (L'aération)

Le traitement primaire ou le prétraitement permet d'éliminer les particules en suspension, il intervient souvent après une phase d'oxydation. Les eaux brutes issues de barrage El Maouane arrivent dans une cascade avec comme objectif de diminuer le CO<sub>2</sub> brut agressif, le Fer et le Manganèse (**Figure 25**).



*Figure 25* : Cascade d'aération du barrage de la station El Maouane.

### 3.4.2. Préoxydation (pré chloration)

Le traitement de pré-chloration consiste, en fonctionnement normal en une injection d'eau chlorée Cl<sub>2</sub>, Pour empêcher la prolifération des algues et faire le break-point (destruction des matières organiques), et éviter le risque de former des sous-produits indésirables en cas de dosage important.



*Figure 26* : Pompe d'injection du  $\text{Cl}_2$  de la station El Maouane.

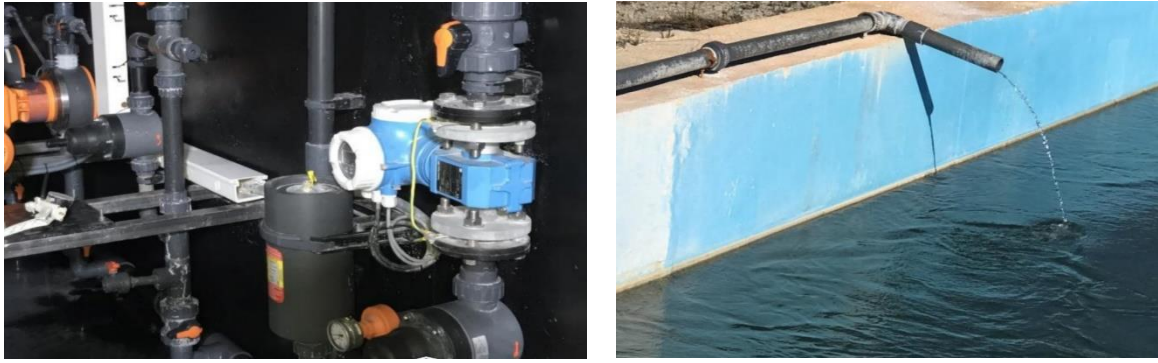
### 3.4.2. Coagulation/ Floculation

Le processus est organisé autour de deux filières de traitement identiques composées :

- D'un flash-mixing dans lequel s'opère le mélange rapide du coagulant (sulfate d'alumine)  $\text{Al}_2(\text{SO}_4)_3$  (78 tr/min). Il s'agit d'un ouvrage équipé d'un agitateur où le temps de séjour de l'eau brute est d'environ 2 minutes (**Figure 27**).
- D'un compartiment de floculation équipé de deux brasseurs lents (24 tr/min), dans lequel le floc d'hydroxyde se forme après un temps de contact de 20 minutes. La floculation est facilitée par une injection de polymères (**Figure 28**). Dans cet ouvrage la possibilité est également offerte de recycler une partie des boues de décantation.



*Figure 27* : Coagulateur de la station El Maouane.



**Figure 28** : Flocculateur de la station El Maouane.

### **3.4.4. Décantation lamellaire**

Après l'étape de coagulation/floculation dont l'objectif est de former des macro-flocs, l'eau est traitée par décantation c'est-à-dire la séparation des matières solides d'eau. L'installation des lamelles dans la partie supérieure du décanteur améliore le rendement de cette séparation pour deux raisons.

- ✚ Flux contre-courant, c'est-à-dire le flux des boues s'écoule en direction inverse par rapport au débit de l'eau.
- ✚ Par le système lamellaire la surface de clarification est très grande, par rapport les dimensions de bassin.

Afin de limiter les pertes en eau, les boues seront épaissies au fond de l'ouvrage par épaissement mécanique avec un racleur circulaire qui est installé au-dessous des plaques lamellaires (**Figure 29**). En effet lors de la rotation du port, le racleur circulaire entraîne les boues vers la fosse centrale et contribue à l'épaississement des boues en facilitant la séparation eau/boue. Par ce raclage on obtient une compaction efficace des boues traitées, cette compaction est encore améliorée par l'effet de la gravité.



*Figure 29* : Décanteur lamellaire de la station El Maouane.

### 3.4.5. Filtration

La filtration par le sable est l'une des méthodes de traitement de l'eau les plus anciennes en Algérie. Le filtre à sable est constitué par une couche de sable d'épaisseur 0.2 m, à travers laquelle l'eau circule à vitesse relativement faible. La filtration permet d'intercepter les dernières particules visibles à l'œil nu de l'eau à traiter (**Figure 30**).



*Figure 30* : Les filtres à sable de la station El Maouane.

### 3.4.6. Affinage (adsorption)

L'adsorption est un processus où un solide est employé pour enlever une substance soluble de l'eau. Dans ce processus, le charbon actif est le solide. Le charbon actif est un produit spécifiquement pour couvrir une surface interne très grande (entre 500 et 1500 m<sup>2</sup>/g) (**Figure 31**). Il est utilisé dans la station pour éliminer l'odeur de l'eau.

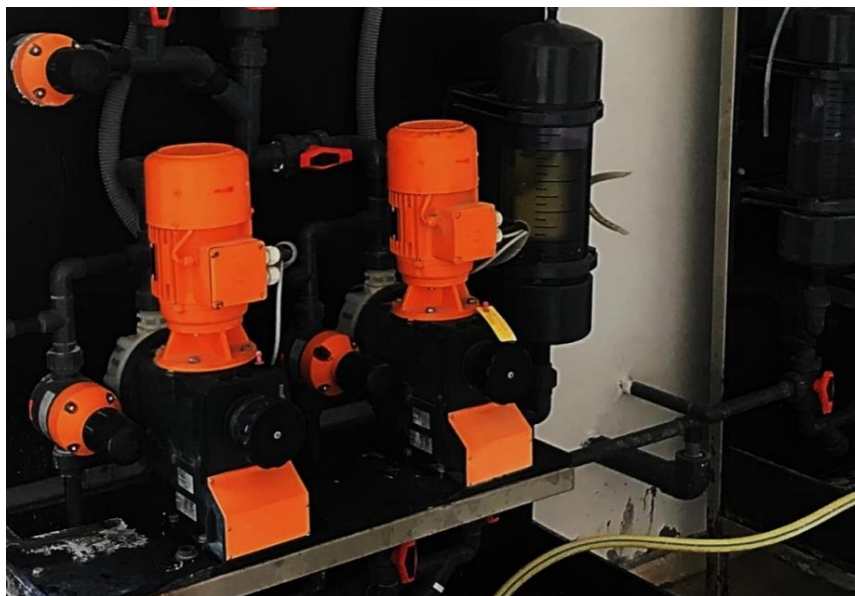




*Figure 31* : Charbon actif de la station El Maouane.

### *3.4.7. Désinfection*

La désinfection est le traitement de l'eau par chloration (eau du JAVEL) qui permet d'éliminer de façon simple et à faible coût la plupart des microbes, bactéries, virus et germes responsables de maladies comme la dysenterie, la typhoïde et le choléra. Elle ne peut toutefois détruire certains microorganismes parasites pathogènes.



*Figure 32* : Pompe d'injection de l'eau de Javel de la station El Maouane.

### 3.5. Matériels et méthodes

#### 3.5.1. Présentation du laboratoire

Le laboratoire de la station de traitement d'El Maouane est équipé de divers instruments de mesure physico-chimiques nécessaires pour identifier la qualité de l'eau, ces appareils sont présentés dans le **Tableau 7** :

**Tableau 7** : Appareils de mesure des différents paramètres physico-chimiques.

<i>Nom de l'appareil</i>	<i>Utilisation</i>
<b>Thermomètre</b>	Mesure de la température
<b>PH mètre</b>	Mesure de pH
<b>Turbidimètre</b>	Mesure de la turbidité
<b>Conductimètre</b>	Mesure de la conductivité
<b>Spectrophotomètre</b>	Mesure des nitrates, nitrites...etc
<b>La balance</b>	Mesure des masses
<b>Dessiccateur</b>	Absorber la vapeur
<b>Etuve</b>	Echauffement

#### 3.5.2. Réactifs utilisées

Les réactifs utilisés pour le traitement de l'eau de la station El Maouane sont :

- Le sulfate d'alumine pour la coagulation de l'eau brute ;
- Le polymère pour la floculation de l'eau brute ;
- Le charbon actif en poudre pour limiter les goûts dus aux sous produits de chloration ;
- La chaux pour la correction de pH de l'eau décantée ;
- Le chlore gazeux pour la pré-oxydation des eaux brutes et la désinfection finale de l'eau traitée, l'eau de javel en secours du chlore gazeux.

#### 3.5.3. Essai de coagulation-floculation (Jar test)

Le Jar Test est la méthode la plus ancienne, la moins onéreuse, la plus simple et, de ce fait, le plus utilisée. Depuis plus de 50 ans, le Jar Test est la technique standard utilisée pour optimiser l'addition de coagulants et de floculants dans le domaine du traitement de l'eau.

## Chapitre 3 : Protocole expérimental

Elle consiste à remplir 4 béchers de l'eau à traiter et à ajouter à chacun d'entre eux une dose croissante de coagulant et à attendre le temps nécessaire à l'eau pour traverser l'installation de traitement.

Le Jar Test que nous avons utilisé, de marque VELP SCIENTIPICA (JLT4) (**Figure 33**), comporte 4 agitateurs dont la vitesse de rotation peut varier entre 0 et 200 tr/min. les pales sont de type à hélices et le volume des béchers est de 1 litre.

Les essais comportent trois phases :

- ✓ Une phase brève (4 min) d'agitation rapide (100 tr/min), pendant laquelle on procède à l'introduction du coagulant.
- ✓ Une phase longue (20 min) d'agitation lente (40 tr/min), pendant laquelle se produit la formation du floc.
- ✓ Une phase de décantation (30 min) durant laquelle le floc destabilisé est entraîné vers le fond des béchers.



**Figure 33** : Jar-test de la station El Maouane.

### Mode opératoire

Prélever, à l'aide d'un siphon, 0,5 l dans chaque bécher en veillant à ne pas siphonner la surface de l'eau : Pour les eaux après floculation :

- Turbidité.

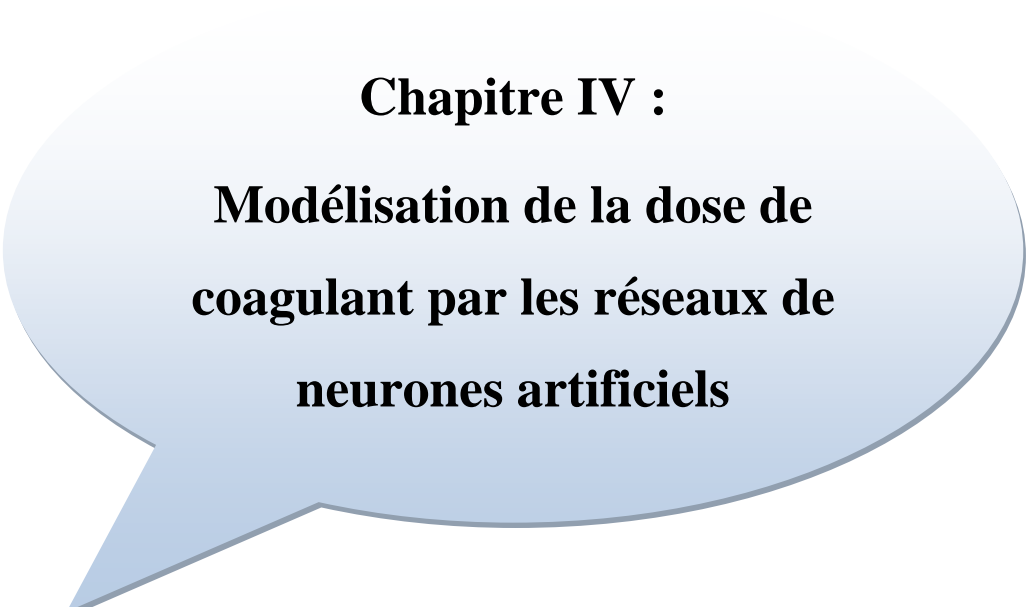
- pH après floculation.
- Température.
- Conductivité.

Et éventuellement :

- Alcalinité
- Réactif résiduel (par exemple Al total, chlore...)

### 3.6. Conclusion

La station de traitement d'El Maouane a fait l'objet de la deuxième partie de ce chapitre, le but de cette station est d'alimenter en eau potable la ville de Sétif. La chaîne de potabilisation est constituée par les étapes de traitement suivantes : pré-chloration, coagulation/floculation, décantation, filtration, affinage et désinfection.



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

### 4.1. 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, l'erreur est minimisée entre la différence de la sortie du réseau et la réponse souhaitée. 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. 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. L'objectif principal de ce chapitre est de trouver un modèle RNA peut prédire la dose du coagulant.

### 4.2. Résultats et discussions

#### 4.2.1. Analyse de l'eau brute et traitée

L'étude statistique des paramètres de qualité à l'entrée de la station (eau brute) permet une première évaluation sur la qualité de cette eau, le **Tableau 8**, résume les principales caractéristiques descriptives de la qualité l'eau brute durant 05/02/2023 à 02/03/2023.

Les valeurs moyennes de la dose du coagulant sont généralement comprises entre 2,5 et 8,5 mg/l. Les données disponibles proviennent des résultats d'essais de jar-test réalisés quotidiennement. Plusieurs paramètres descripteurs de la qualité de l'eau brute sont mesurés. Nous disposons en continu 4 paramètres descripteurs: PH, Conductivité, Turbidité,  $\text{NH}_4^+$  sachant que les paramètres température, TH et TAC sont pratiquement constants dont les analyses qui s'effectuent mensuellement.

**Tableau 8 :** Caractéristiques descriptives des paramètres de qualité de l'eau brute de la station El Maouane.

	MIN	MAX	MOYENNE	ECART-TYPE
<b>Conductivité</b> ( $\mu\text{S/cm}$ )	1020	1195	1106,45	20,775
<b>Turbidité (NTU)</b>	6,55	10,85	8,0885	1,08005
<b>pH</b>	7	7,91	7,5655	0,13895
<b>NH<sub>4</sub><sup>+</sup> (mg/l)</b>	0,02	0,05	0,042	0,0096

D'après les analyses effectuées, nous constatons que la qualité des eaux brutes est assez bonne mais elle n'est pas conforme aux normes du point de vue turbidité, conductivité, le pH et l'ammonium, ce qui nécessite un traitement léger.

Dans le cadre de notre étude, il s'agit d'estimer le taux du coagulant à injecter dans l'eau en fonction des paramètres descriptifs. Notre connaissance du procédé est limitée à des données enregistrées en temps réel. Les données disponibles proviennent des résultats d'essais de jar-test réalisés quotidiennement (**Tableau 9**). L'évolution des différents paramètres de la qualité de l'eau brute et l'eau traitée au cours du temps est présentée dans les **Figures 34-37**.

## Chapitre 4 : Modélisation de la dose de coagulant par les réseaux de neurones artificiels

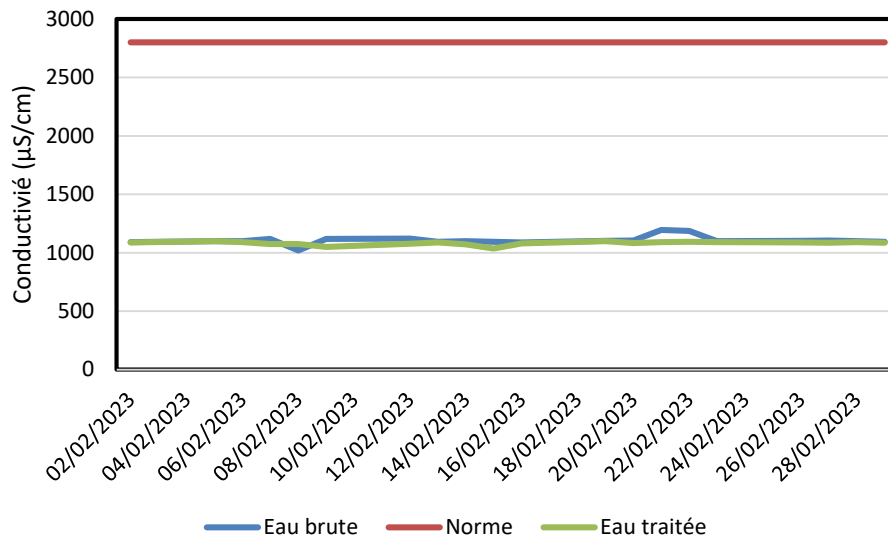
**Tableau 9** : Résultats d'analyse de l'eau brute et traitée.

La date	Eau brute				Eau traitée			
	Conductivité	Turbidité	pH	NH <sub>4</sub> <sup>+</sup>	Conductivité	Turbidité	pH	NH <sub>4</sub> <sup>+</sup>
<b>05/02/2023</b>	1100	6,55	7,55	0,05	1098	0,91	7,35	0,02
<b>06/02/2023</b>	1098	6,87	7,66	0,04	1091	0,88	7,44	0,02
<b>07/02/2023</b>	1118	7	7,54	0,05	1074	0,44	7,48	0,02
<b>08/02/2023</b>	1020	7,11	7,6	0,04	1074	0,51	7,28	0,01
<b>09/02/2023</b>	1119	7,23	7,66	0,04	1074	0,68	7,42	0,02
<b>12/02/2023</b>	1120	7,26	7,78	0,05	1051	0,45	7,45	0,02
<b>13/02/2023</b>	1095	7,55	7,5	0,04	1077	0,57	7,39	0,02
<b>14/02/2023</b>	1098	8,15	7,62	0,05	1088	0,61	7,37	0,03
<b>15/02/2023</b>	1094	8,29	7,53	0,05	1072	0,64	7,42	0,02
<b>16/02/2023</b>	1088	8,5	7,48	0,05	1036	0,51	7,24	0,03
<b>19/02/2023</b>	1102	9,27	7,52	0,05	1080	0,52	7,38	0,02
<b>20/02/2023</b>	1104	9,5	7	0,05	1100	0,6	7	0,02
<b>21/02/2023</b>	1195	10,25	7,58	0,05	1084	0,72	7,33	0,02
<b>22/02/2023</b>	1188	10,65	7,62	0,05	1091	0,61	7,49	0,02
<b>23/02/2023</b>	1100	10,85	7,5	0,05	1090	0,73	7,2	0,01
<b>26/02/2023</b>	1102	6,88	7,08	0,05	1088	0,51	7,42	0,02
<b>27/02/2023</b>	1104	7,22	7,74	0,02	1085	0,71	7,5	0,02
<b>28/02/2023</b>	1098	7,29	7,84	0,02	1091	0,64	7,48	0,01
<b>01/03/2023</b>	1094	7,18	7,91	0,02	1085	0,51	7,49	0,02
<b>02/03/2023</b>	1092	8,11	7,6	0,02	1089	0,48	7,32	0,01



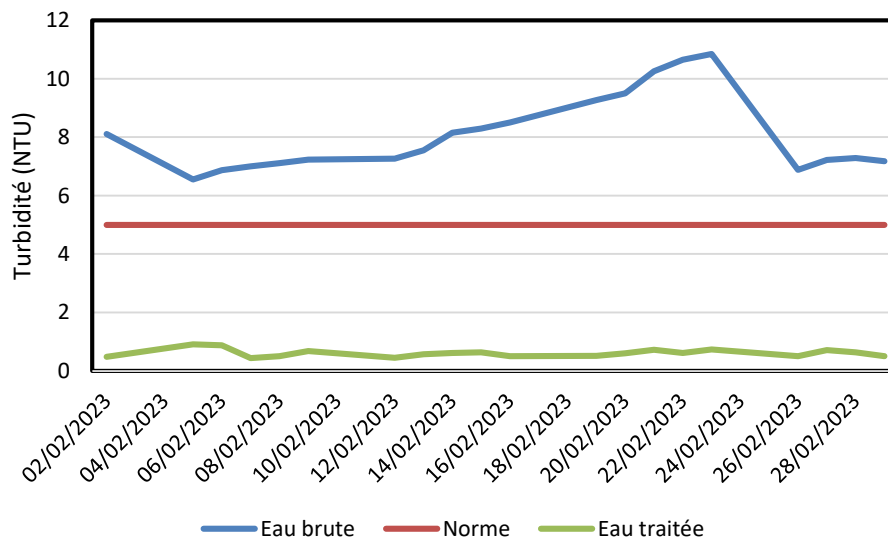
## Chapitre 4 : Modélisation de la dose de coagulant par les réseaux de neurones artificiels

Les teneurs en conductivité enregistrées au niveau des eaux étudiées, sont comprises entre 1020  $\mu\text{S}/\text{cm}$  et 1195  $\mu\text{S}/\text{cm}$  à l'entrée, et entre 1036  $\mu\text{S}/\text{cm}$  et 1100  $\mu\text{S}/\text{cm}$  à la sortie qui sont inférieures à 2800  $\mu\text{S}/\text{cm}$  (la norme algérienne) (**Figure 34**).



**Figure 34 :** Variation de l'eau brute et l'eau traitée en fonction de la conductivité.

Les turbidités enregistrées au niveau des eaux étudiées, sont comprises entre 6,55 NTU et 10,85 NTU à l'entrée, et entre 0,44 NTU et 0,91 NTU à la sortie qui sont inférieures à 5 NTU (norme algérienne) (**Figure 35**).



**Figure 35 :** Variation de l'eau brute et l'eau traitée en fonction de la turbidité.

La valeur d'entrée du pH varie de 7 à 7,91 mg/l et à la sortie de 7 à 7,49 mg/l et la valeur correspondante à la norme Algérienne est de 6,5 à 8,5 mg/l (**Figure 36**).

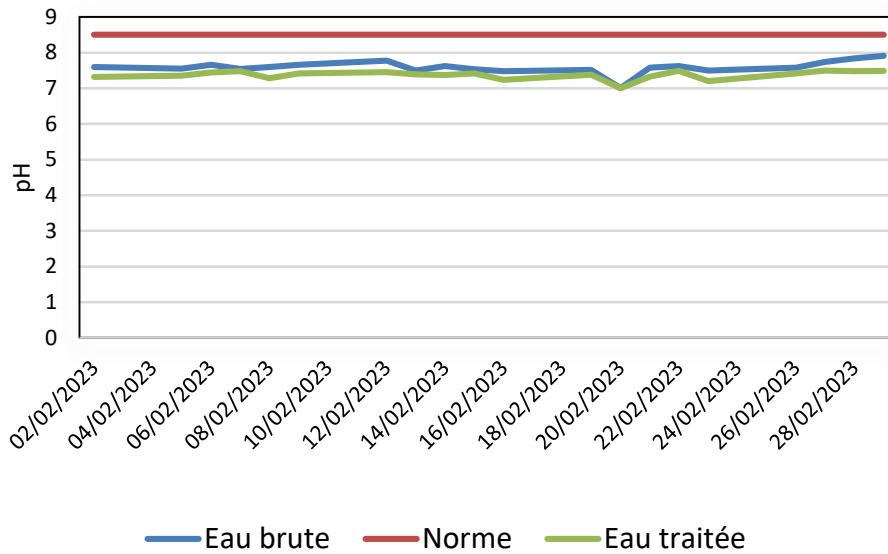


Figure 36 : Variation de l'eau brute et l'eau traitée en fonction de pH.

La Figure 37 montre que les teneurs de l'ammonium varient entre 0.02 mg/l et 0.05 mg/l à l'entrée. Les valeurs d'ammonium trouvées à la sortie de la station sont nettement très inférieures à celles de l'entrée qui oscillent entre 0.01 mg/l et 0.03 mg/l et à la valeur correspondante à la norme algérienne qui est de 0.5 mg/l.

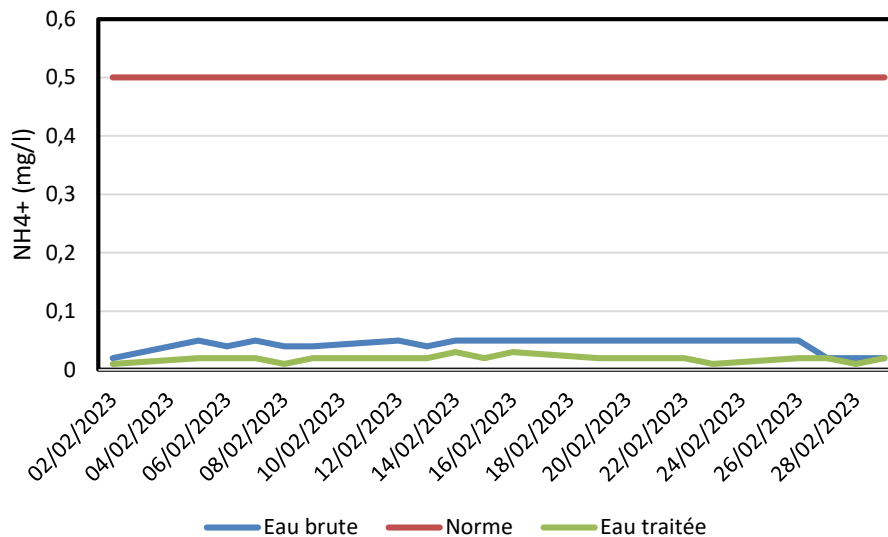


Figure 37 : Variation de l'eau brute et l'eau traitée en fonction de  $NH_4^+$ .

#### 4.2.2. Construction du modèle du réseau de neurone artificiel

La modélisation à base de réseau de neurone artificiel consiste à chercher généralement une relation entre les variables indépendantes (ou explicatives), et les variables dépendantes

(ou à expliquer). Il peut y avoir une simple variable explicative (régression simple) et comme dans notre cas plusieurs variables indépendantes (régression multiple) ; dans ce cas la formule de prédiction prend la forme générale représentée par la formule :

$$y_i = \beta_0 + \beta_1\chi_i^1 + \beta_2\chi_i^2 + \beta_3\chi_i^3 + \dots + \beta_j\chi_i^j$$

La construction d'un modèle par le réseau de neurone artificiel (RNA) passe par deux étapes : estimation des coefficients du modèle appelés coefficients de régression partielle, et la validation des résultats de la régression. Il existe de nombreux critères de validation des modèles utilisés dans les simulations et/ou dans les prévisions. Ces critères sont classés en deux groupes : un groupe des indicateurs graphiques et un groupe des mesures numériques. Du premier groupe, nous avons choisi deux critères, le premier concerne la comparaison entre les valeurs observées et celles prédites (en anglais Scatterplots), et le deuxième, le tracé des courbes de variation des doses prédites et celle des valeurs observées. Du deuxième groupe, nous avons sélectionné deux critères de mesure de l'erreur numérique : le coefficient de détermination ( $R^2$ ), la Racine de l'Erreur Quadratique Moyenne (RSME)

**4.2.2.1. Le coefficient de détermination ( $R^2$ )**

$$R^2 = \left[ \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_{ipredit} - \bar{Y}_{predit}) (Y_{iexp} - \bar{Y}_{exp})}{\sigma_{predit} \sigma_{exp}} \right]^2$$

Avec :

$Y_{ipredit}$  et  $Y_{iexp}$  correspondent respectivement aux valeurs prédites et expérimentales par le modèle de la dose du coagulant pour la journée  $i$  ;

$\bar{Y}_{predit}$  et  $\bar{Y}_{exp}$  sont les moyennes des valeurs prédites et expérimentales par le modèle ;

$\sigma_{predit}$  et  $\sigma_{exp}$  les écarts-types des valeurs prédites et expérimentales.

**4.2.2.2. Racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)**

La fonction d'erreur permet d'évaluer la performance d'un réseau de neurones au cours de l'apprentissage.

$$RSME = \sqrt{\frac{\sum (Y_{predit} - Y_{exp})^2}{N}}$$

$N$  : représente le nombre de valeurs utilisées. Une erreur moyenne RMSE proche de zéro signifie que le modèle est très bon.

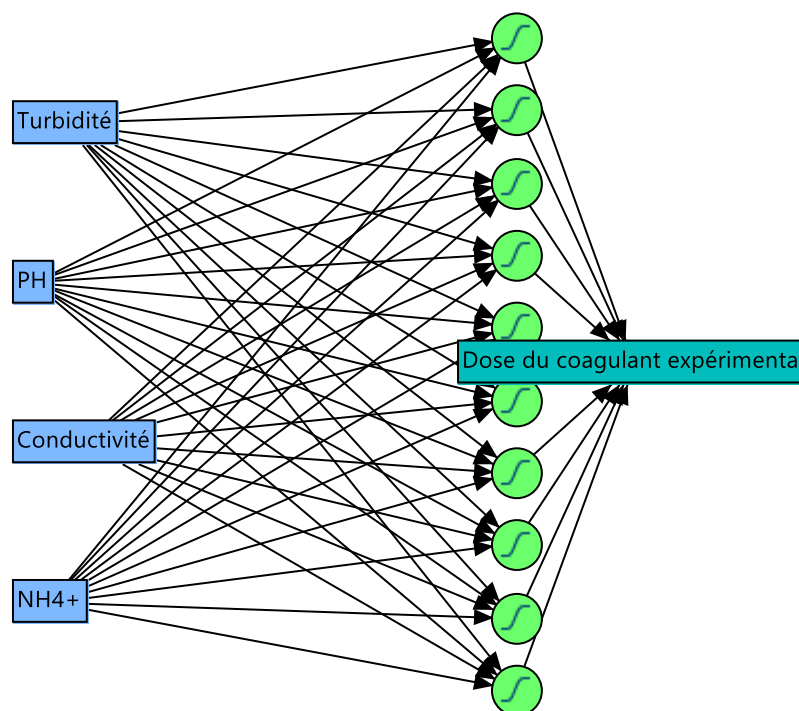
### 4.2.3. Modélisation de la dose de coagulant

Dans la littérature, des approches de modélisation par des modèles de représentation linéaire et non linéaire ont été proposées. L'hypothèse de base est généralement qu'il s'agit d'une relation entre certaines variables d'entrées (variables explicatives), dont l'étendu varie considérablement d'une variable à une autre, et la variable de sortie (variable à expliquer) déterminée dans la plupart des cas par des essais de laboratoire dits Jar-Test.

La base de données est scindée en trois parties : 70 % pour la partie calage (apprentissage), cette dernière doit être suffisamment représentative ; 15 % pour la partie validation, et 15 % pour la partie test afin de juger la qualité prédictive du modèle. Il est à signaler que la répartition de la base de données se fait d'une façon aléatoire.

#### 4.2.3.1. Schéma du modèle

Le modèle construit pour prédire la dose de coagulant du procédé de traitement dans la station de traitement de El Maouane est constitué de 4 neurones dans la couche d'entrée, 10 neurones dans la couche cachée, et 1 neurone dans la couche de sortie (**Figure 38**).



**Figure 38** : Architecture de modèle neuronal.

**4.2.3.2. Prédiction de la dose de coagulant**

Le **Tableau 10** montre les résultats suivants: le coefficient de détermination ( $R^2$ ) pendant l'apprentissage, la validation, le test et toutes les valeurs prédites (sortie) par rapport aux valeurs réelles (cible), c'est-à-dire (99,98%, 99,89%, 99,99% et 99,80%) correspondant à toutes les valeurs prédites par la turbidité respectivement. Ces résultats indiquent que la corrélation entre les valeurs  $R^2$  mesurées de la réponse expérimentale et la réponse ANN prédite est une bonne corrélation.

**Tableau 10** : Le coefficient de détermination et l'erreur quadratique moyenne pendant l'apprentissage, validation et test.

	Échantillons	MSE	$R^2$
<b>Apprentissage</b>	14	1.91047E-3	9.99842 E-1
<b>Validation</b>	3	1.88499E-3	9.98952 E-1
<b>Test</b>	3	2.01922E-5	9.99999 E-1
<b>Ensemble de données</b>	20	3.61922E-5	9.99980 E-1

Ces paramètres indiquent que le modèle ANN est en mesure de bien répondre aux données d'apprentissage et capable de les rapprocher. Le modèle ANN est donc en mesure de résoudre le problème des données entrée-sortie en fonction des neurones cachées comme le montre les **Tableaux 11** et **12** et l'équation suivante :

**Tableau 11 :** Présentation du modèle avec les paramètres d'entrées.

$$H_1 = \tanh (0.5*(-0.52463*\text{Turbidité} + 4.51502*\text{PH} + 0.03710*\text{Conductivité} + 42.37383*\text{NH}_4^+ - 71.808342));$$

$$H_2 = \tanh (0.5*(-0.56858*\text{Turbidité} + 6.95547*\text{PH} - 0.032249*\text{Conductivité} + 141.41701*\text{NH}_4^+ - 18.37123));$$

$$H_3 = \tanh (0.5*(0.26134*\text{Turbidité} + 3.14080*\text{PH} + 0.013700*\text{Conductivité} + 140.320796*\text{NH}_4^+ - 36.39350));$$

$$H_4 = \tanh (0.5*(-0.26457*\text{Turbidité} + 8.25397*\text{PH} - 0.009596*\text{Conductivité} + 11.127856*\text{NH}_4^+ - 50.72349));$$

$$H_5 = \tanh (0.5*(0.38301*\text{Turbidité} + 5.79994*\text{PH} - 0.002054*\text{Conductivité} + 120.58251*\text{NH}_4^+ - 50.89731));$$

$$H_6 = \tanh (0.5*(-1.82878*\text{Turbidité} - 1.69966*\text{PH} + 0.0140264*\text{Conductivité} - 45.792787*\text{NH}_4^+ + 15.87062));$$

$$H_7 = \tanh (0.5*(1.268113*\text{Turbidité} - 4.28568*\text{PH} - 0.05972*\text{Conductivité} + 37.92924*\text{NH}_4^+ + 86.79511));$$

$$H_8 = \tanh (0.5*(1.10037*\text{Turbidité} - 4.53038*\text{PH} + 0.015277*\text{Conductivité} - 67.92987*\text{NH}_4^+ + 10.09177));$$

$$H_9 = \tanh (0.5*(-0.10440*\text{Turbidité} + 9.54726*\text{PH} - 0.01904*\text{Conductivité} - 112.47693*\text{NH}_4^+ - 45.58062));$$

$$H_{10} = \tanh (0.5*(-2.15245*\text{Turbidité} - 0.37377*\text{PH} + 0.07258*\text{Conductivité} + 86.60228*\text{NH}_4^+ - 64.11289));$$

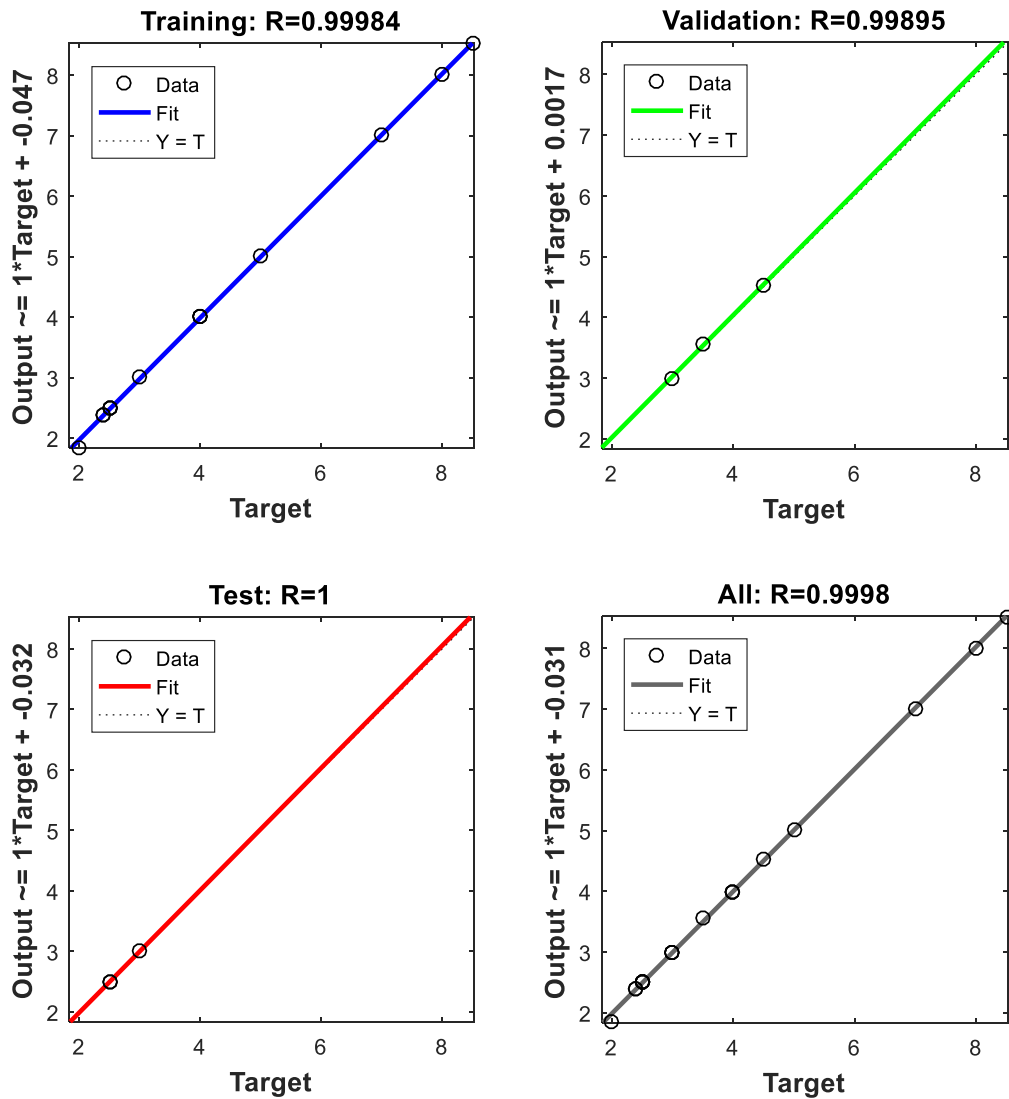
$$\text{Dose du coagulant} = 0.66476*H_1 - 0.23301*H_2 + 0.53819*H_3 + 0.15563*H_4 - 1.62275*H_5 - 5.06131*H_6 + 2.05573*H_7 - 0.18664*H_8 + 2.06816*H_9 + 3.25845*H_{10} + 6.045361$$

## Chapitre 4 : Modélisation de la dose de coagulant par les réseaux de neurones artificiels

**Tableau 12 :** Valeurs prédites de la dose de coagulant.

Turbidité	PH	Conductivité	NH4+	Dose du coagulant	H1	H2	H3	H4	H5	H6	H7	H8	H9	H10	Dose du coagulant prévu
6,55	7,55	1100	0,05	3	0,70995	0,76463	-0,89708	-0,06898	-0,39275	0,97043	-0,48506	-0,94118	-0,35885	0,91695	3,0
6,87	7,66	1098	0,04	4	0,66543	0,55391	-0,50394	0,28811	-0,56192	0,95860	-0,59946	-0,90461	0,61333	0,60371	4,4
7	7,54	1118	0,05	2,5	0,79334	0,50374	-0,85929	-0,25079	-0,35955	0,94912	-0,64129	-0,87181	-0,54985	0,94026	2,5
7,11	7,6	1020	0,04	2,4	-0,68733	0,92239	-0,81834	0,37255	-0,59381	0,83755	0,95774	-0,94932	0,82035	-0,98298	2,4
7,23	7,66	1119	0,04	4,5	0,79964	0,18102	-0,34845	0,14705	-0,52864	0,94098	-0,79731	-0,81393	0,45860	0,79083	4,5
7,26	7,78	1120	0,05	3,5	0,92031	0,85723	-0,69937	0,59813	0,35169	0,88430	-0,82412	-0,93857	0,45809	0,90300	3,5
7,55	7,5	1095	0,04	2,5	0,20435	-0,07723	-0,62765	-0,41313	-0,74708	0,88992	0,16964	-0,65465	-0,05641	-0,11138	2,5
8,15	7,62	1098	0,05	3	0,52867	0,67944	-0,81833	0,01773	0,09612	0,51021	0,37536	-0,77861	-0,10550	-0,23372	3,0
8,29	7,53	1094	0,05	2,5	0,26753	0,49282	-0,86228	-0,33906	-0,13287	0,44898	0,66164	-0,65926	-0,46585	-0,47549	2,5
8,5	7,48	1088	0,05	2,5	-0,00507	0,38246	-0,88413	-0,50676	-0,22819	0,28381	0,83823	-0,54309	-0,60263	-0,74049	2,5
9,27	7,52	1102	0,05	5	0,14199	0,09709	-0,81273	-0,50970	0,01679	-0,33466	0,83354	-0,16697	-0,59139	-0,85639	5,0
9,5	7	1104	0,05	4	-0,78342	-0,94770	-0,95691	-0,99183	-0,89553	-0,10208	0,98367	0,81814	-0,99664	-0,87579	4,0
10,25	7,58	1195	0,05	8	0,94098	-0,89999	-0,26888	-0,71167	0,27561	-0,56689	-0,79501	0,73756	-0,86923	0,77375	8,0
10,65	7,62	1188	0,05	8,5	0,92198	-0,87020	-0,20556	-0,63204	0,44842	-0,79753	-0,60938	0,77032	-0,79805	0,32532	8,0
10,85	7,5	1100	0,05	7	-0,33969	-0,37058	-0,75031	-0,68807	0,25750	-0,94574	0,98025	0,62354	-0,68513	-0,99551	7,0
6,88	7,08	1102	0,05	4	-0,21977	-0,63714	-0,97260	-0,96816	-0,93749	0,97628	0,55603	-0,45169	-0,99017	0,87978	4,0
7,22	7,74	1104	0,02	3	0,52183	-0,60955	0,78608	0,41389	-0,91355	0,96677	-0,83374	-0,64140	0,97299	-0,32832	3,0
7,29	7,84	1098	0,02	2,5	0,58822	-0,27621	0,82939	0,70265	-0,84518	0,95168	-0,83089	-0,75923	0,99057	-0,57350	2,2
7,18	7,91	1094	0,02	2	0,65705	0,05558	0,84950	0,83217	-0,78296	0,95290	-0,85947	-0,84660	0,99556	-0,59964	2,0
8,11	7,6	1092	0,02	2,4	-0,19090	-0,84957	0,70408	-0,19511	-0,94381	0,85145	0,02238	-0,04539	0,91296	-0,93642	2,6

La **Figure 39** montre les valeurs expérimentales ("réelles") et celles prédites de la dose du coagulant pour l'apprentissage, la validation, le test et l'ensemble de données. Il a été constaté que les points forment une ligne à peu près droite, cela signifie que les valeurs expérimentales ("réelles") et celles prédites de la dose de coagulant sont bien corrélées et que la prédiction du modèle est précise.



**Figure 39** : Valeurs actuelles en fonction des valeurs prédites de la dose de coagulant.



4.2.3.3. Apprentissage et validation

La **Figure 40** représente L'histogramme des erreurs distribuées sur un intervalle de 20 cases qui a été généré dans le réseau du modèle au moyen des erreurs dans la formation, la validation et le test, on remarque que les erreurs sont situées autour de la ligne zéro (orange).

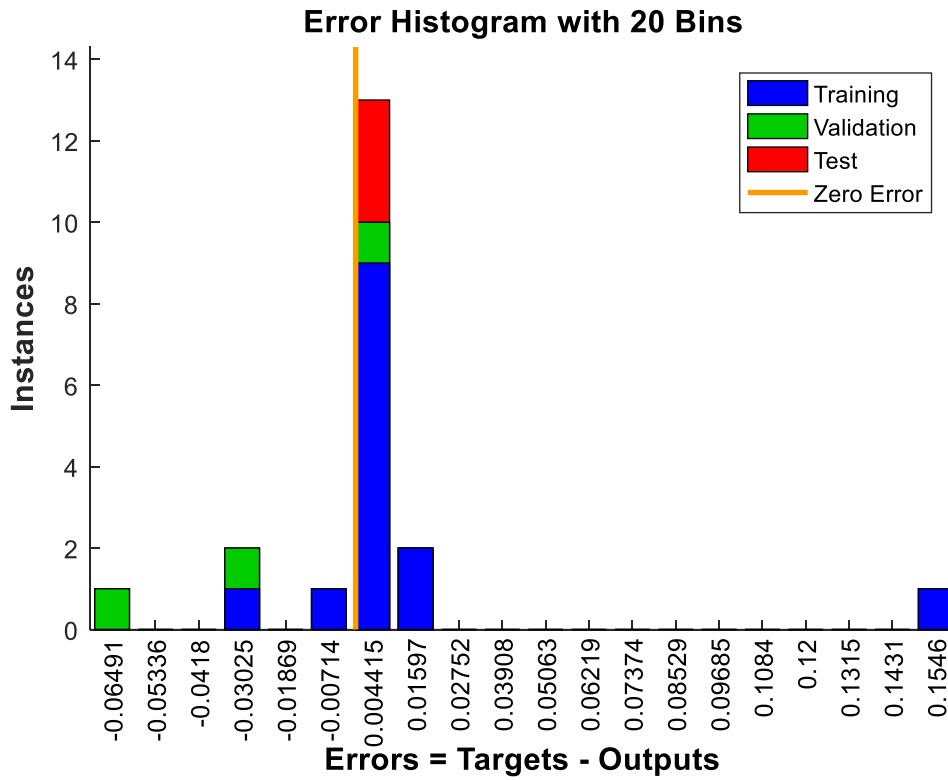


Figure 40 : Histogramme des erreurs.

Le processus de formation et de validation ont été arrêtés à la 2ème itération comme le montre la **Figure 41**.

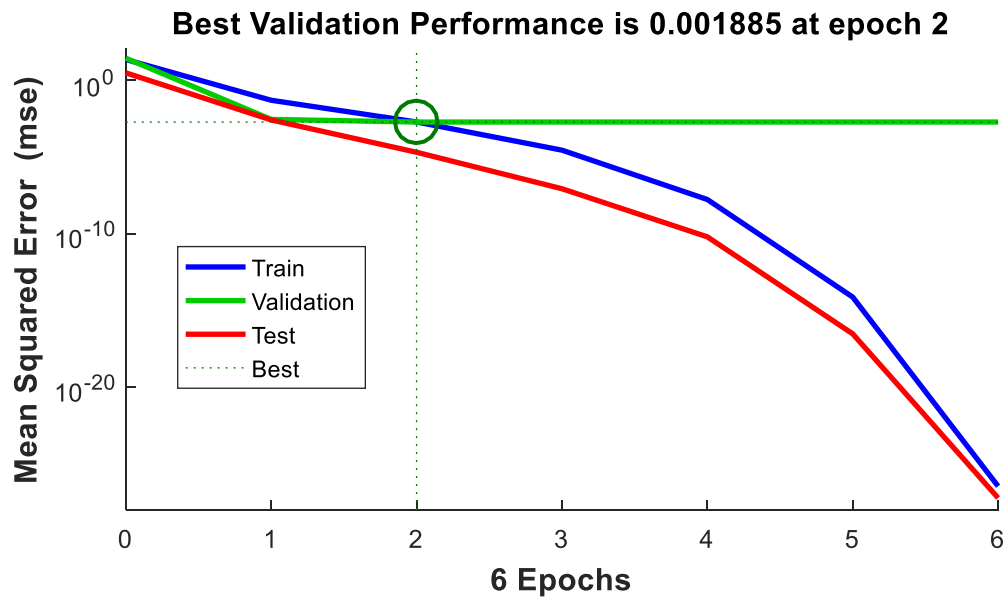


Figure 41 : Apprentissage, validation et test du modèle.

Après qu'une validation optimale ait été enregistrée à 2.4247 E-13 par le gradient à la 6ème itération. ANN a évalué le point d'arrêt comme étant idéal, au-delà de ce point le biais de validation a dépassé les tolérances acceptées (Figure 42). Ce qui conduit à un niveau de confiance élevé concernant le modèle de sortie.

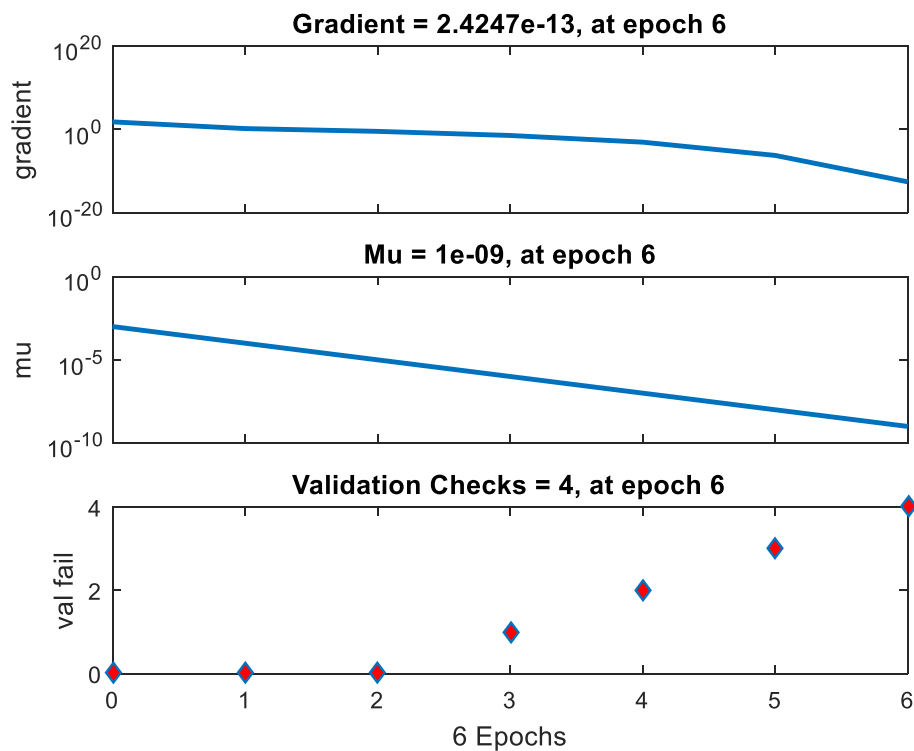
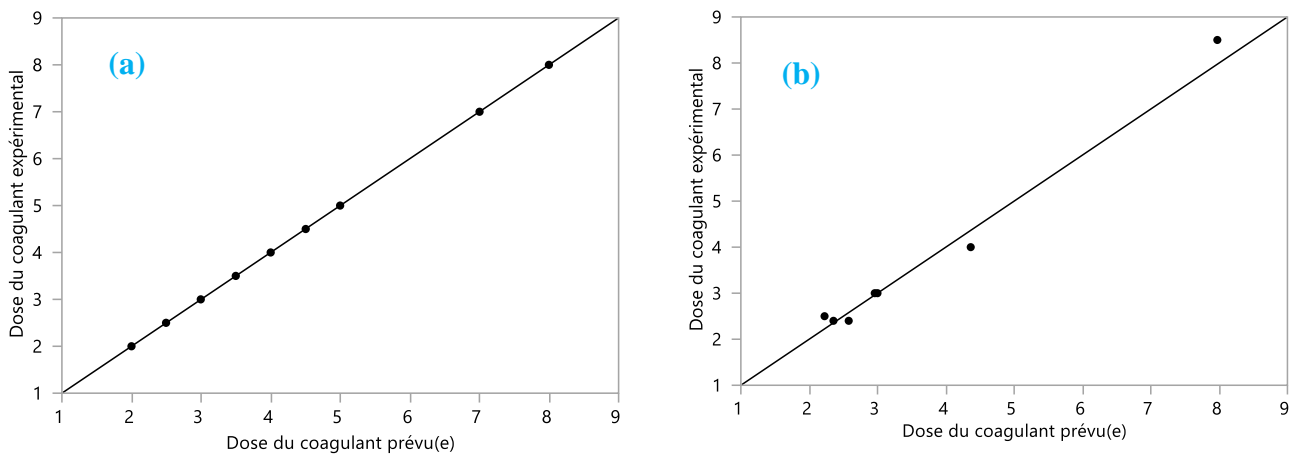


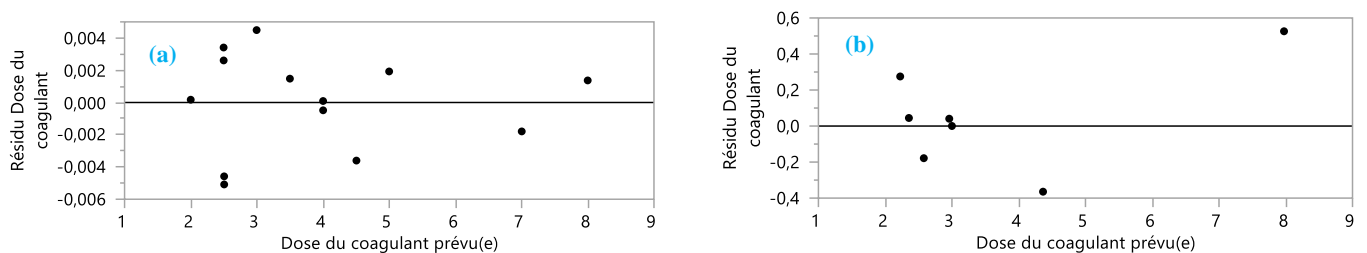
Figure 42 : Validation du modèle.

La **Figure 43** illustre l'évolution des valeurs prédites par rapport aux valeurs réelles pour le taux d'abattement de la dose de coagulant pour l'apprentissage et la validation. Ce diagramme montre le bon accord entre les données expérimentales et les modèles ajustés avec un coefficient de corrélation de 99,98% et 99,89% qui révèle la grande validité des modèles obtenus.



**Figure 43 :** Valeurs prédites en fonction des valeurs expérimentales pour les données : (a) l'apprentissage et (b) la validation.

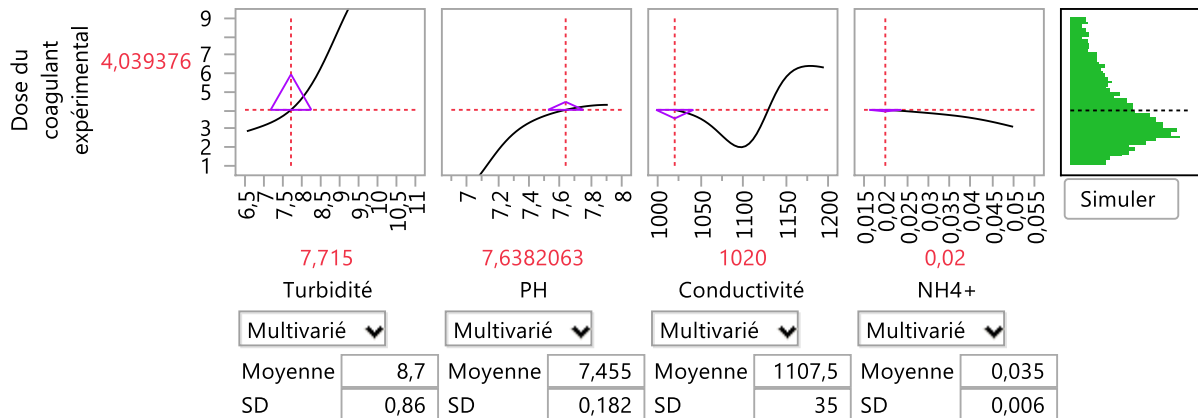
L'analyse des résidus montre clairement que les résidus sont bien répartis de part et d'autre de la ligne zéro (**Figure 44**). Cela confirme la normalité des résidus. Le modèle présente bien les réponses mesurées.



**Figure 44 :** Valeurs des résidus en fonction des valeurs prévues de la dose du coagulant : (a) l'apprentissage et (b) la validation.

Le profileur de prévision avec indication de la sensibilité comme l'illustre la **Figure 45** nous permet de visualiser les valeurs correspondantes de la dose du coagulant pour les

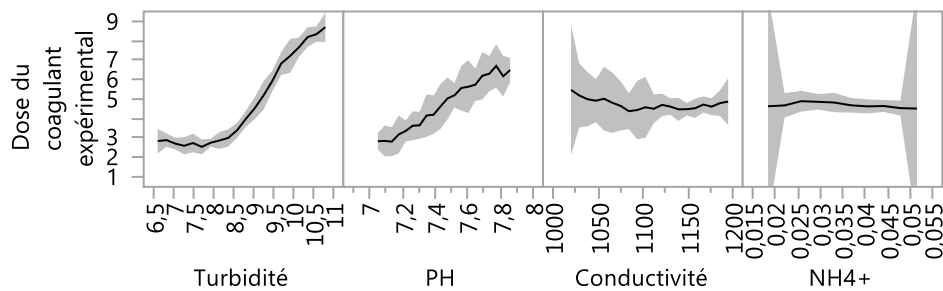
différentes valeurs des variables indépendantes notamment la turbidité, la conductivité, le pH et l'ammonium.



**Figure 45 :** Profileur de prévision avec indication de la sensibilité.

Les réseaux de neurones sont souvent comparés à une boîte noire car, en effet, il est très difficile de comprendre les calculs effectués durant le processus d'apprentissage. Néanmoins, il est possible en résultat à ces calculs d'estimer la sensibilité des variables d'entrées et ainsi de savoir quelles sont les variables les plus explicatives du phénomène à modéliser.

Un effet interactif du niveau de la dose de coagulant a été mis en évidence dans le graphique du modèle marginal et le profileur de prévision (Figure 46). Dans notre cas, les variables turbidité et pH ont été estimées comme les plus explicatives qui influent énormément sur la dose du coagulant comme le montre la Figure 46 et le Tableau 12.

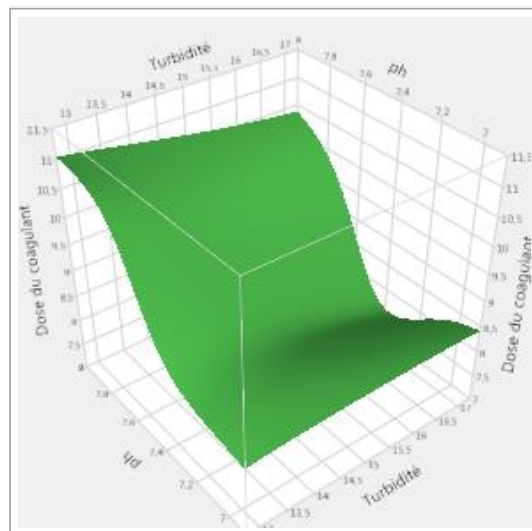


**Figure 46 :** Graphiques du modèle marginal.

**Tableau 13 :** Importance des variables : entrées in dépendantes et uniformes.

Colonne	Effet principal	Effet total					
			0	2	4	6	8
Turbidité	0,563	0,739	[Bar chart showing relative importance]				
PH	0,221	0,277	[Bar chart showing relative importance]				
Conductivité	0,022	0,18	[Bar chart showing relative importance]				
NH4+	0,017	0,068	[Bar chart showing relative importance]				

Les interactions combinées des effets entre les entrées et les variables de réponse peuvent également être examinées à l'aide d'autres illustrations graphiques telles que la **Figure 47** qui montre l'évolution de la dose de coagulant en 3D en fonction de la turbidité et le pH. Ces graphiques de surface ont été obtenus en faisant varier deux paramètres de la gamme d'essais expérimentaux dans le modèle.



**Figure 47:** Contours en 3D de la dose de coagulant en fonction de la turbidité et le pH.

### 4.3. Conclusion

Le présent chapitre expose les résultats de l'application des modèles de type neuronal dénommés réseaux de neurones artificiels à perceptron multicouche (MLP) pour la prédiction de la dose de coagulant pour le procédé de potabilisation de la station de El Maouane on utilisant les différents paramètres de qualité des eaux brutes reçues de la retenue du barrage de El Maouane. Le modèle de prévision de la dose du coagulant décrit de manière satisfaisante les résultats obtenus expérimentalement vu les valeurs trouvées du coefficient de détermination très élevées et l'erreur quadratique moyenne proche de zéro.



## **Conclusion générale**

### Conclusion générale

Le travail présenté dans ce mémoire a montré le bienfondé d'une approche basée sur les concepts de la théorie des réseaux de neurones pour aborder le problème complexe que constitue la détermination au laboratoire de la dose de coagulant au niveau des stations de traitement de l'eau potable. En effet, le traitement de l'eau potable est réalisé dans la plupart des cas par un système physico-chimique classique, utilisant la coagulation-floculation comme procédé de base. La gestion du procédé est la plus simple, et les coûts d'installation et d'opération sont les moins chers. Cependant, la qualité d'eau produite et le contrôle d'un système stable sont très sensibles aux variations de la qualité de l'eau brute à traiter, ce dernier étant caractérisé par différentes variables à savoir la conductivité, pH, turbidité, et l'ammonium.

Les fonctions d'apprentissage de ANN ont fait objet de cette étude ainsi que la minimisation de l'erreur moyenne quadratique même en cas de faible quantité de données. La technique des réseaux de neurones présente l'avantage de pouvoir traiter un nombre illimité de paramètres caractéristiques du phénomène à la différence des méthodes statistiques. Pour ce faire dans un premier temps, les notions de base ont été présentées par la suite en vue d'obtenir le bon modèle fonctionnel avec une erreur quasi nulle et un coefficient de corrélation proche de 1. Ensuite une modélisation de la dose u coagulant a été effectuée par le modèle ANN. En effet, le modèle de prévision de la dose du coagulant décrit de manière satisfaisante les résultats obtenus expérimentalement vu les valeurs trouvées du coefficient de détermination très élevées 99,98% et 99,89% pour l'apprentissage et la validation respectivement et l'erreur quadratique moyenne proche de zéro.

## Références bibliographiques

- [1] **C. Desjardins.** Simulation et étude en laboratoire de la floculation lestée (actiflo) à l'aide d'une procédure modifiée de jar test, Mémoire pour l'obtention du diplôme de maîtrise des sciences appliquées, édition Ecole polytechnique de Montréal, Canada, 1999 .
- [2] **N. Maref.** Traitement et épuration des eaux, Polycopié de cours, Université Djillali Liabès de Sidi Bel Abbès Faculté de Technologie Département d'Hydraulique, Algérie, 2020.
- [3] **Journal Officiel de la République Algérienne.** N° 18, 50<sup>ème</sup> année correspondant au 23 mars 2011.
- [4] **Journal Officiel de la République Algérienne.** N° 13, 53<sup>ème</sup> année correspondant au 9 mars 2014.
- [5] **N. Valentin.** Construction d'un capteur logiciel pour le contrôle automatique du procédé de coagulation en traitement d'eau potable, Thèse présentée pour l'obtention du grade de Docteur de l'UTC, Centre International de Recherche sur l'Eau et l'Environnement, 2000.
- [6] **S. Heddami.** Contribution à la modélisation de la qualité des eaux par les réseaux de neurones, Mémoire pour obtenir le titre de Magister en sciences agronomiques, Institut National Agronomiques, Algérie, 2006.
- [7] **H.R. Hernandez de Leon.** Supervision et diagnostic des procédés de production d'eau potable. Automatique / Robotique. INSA de Toulouse, 2006.
- [8] **C. Cardot.,** les Traitements de l'eau pour l'ingénieur, Procédés physico-chimiques et biologiques, Cours et problèmes résolus, Génie de l'Environnement, 2010.
- [9] **R. Desjardins.** Le traitement des eaux, 2<sup>ème</sup> édition revue et améliorée, Ecole Polytechnique de Montréal, Canada, 1997.
- [10] **Degrémont.** Mémento technique de l'eau, 10<sup>ème</sup> édition, 2005.
- [11] **E. Jestin.** La production et le traitement des eaux destinées à l'alimentation et à la préparation de denrées alimentaires, Agence de l'eau Seine Bocages Normands Normandie, 2006.



[12] **G. Dreyfus, J.M. Martinez, M. Samuelides, M.B. Gordon, F. Badran et S. Thiria.** Apprentissage statistique, Réseau de neurone cartes topologiques machines à vecteurs supports. École Supérieure de Physique et de Chimie Industrielles de la Ville de Paris, 3<sup>ème</sup> édition, 2008.

[13] **G. Imene.** Optimisation du dosage de coagulant dans une usine de traitement d'eau potable par des différents modèles de réseaux de neurones artificielles, Université Larbi Ben M'Hidi , 2020.