

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR  
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE



Université 20 Août 1955 Skikda

Faculté des Sciences

Département des Sciences Agronomiques



**Filière :** Sciences Agronomiques

**Option:** Aménagement

Hydro-Agricole

**Mémoire de fin d'études :**

En vue de l'obtention du diplôme de Master II en Sciences Agronomiques

**Thème :**

*Modélisation des Variables Physico-Chimique au Niveau  
des Stations de Traitement des Eaux Par le Biais de  
l'Intelligence Artificielle: Une étude de cas.*

**Présenté par :**

- Benzeghaia Sara
- Bouchoukh Khaoula
- Bouyeddou Ghada
- Ali Nara Rayane

**Membres de Jury:**

Dr : HEBAL Aziz	(MCA)	Président	Université du 20 Août 1955- Skikda
Mr : SADOUNE Abdelaziz	(MAA)	Examineur	Université du 20 Août 1955 - Skikda
Pr : HEDDAM Salim	(Pr)	Promoteur	Université du 20 Août 1955 - Skikda

**Année universitaire : 2022-2023**

# *Dédicaces*

*Mes merveilleux parents, ce travail est dédié à vous deux.*

*À mon cher père **Malek** qui m'as toujours montré la voie du courage et de la persévérance et m' pousser à devenir se que je suis.*

*À ma première enseignante, ma mère **Hafida** celle qui m'a appris les bases de la vie et qui m'a encouragé à poursuivre mes rêves et me soutenant dans les moments difficiles et célébrant avec moi mes réussites.*

*C'est le fruit de votre investissement, de vos sacrifices et de votre amour indéfectible.*

*À mes très chères sœurs **Samira, Soraya et Fatima Zahra** pour leurs soutien inconditionnel et leurs présences précieuses.*

*À mon frère **Abd-elkarim**.*

*À mes princesses **Rim, Rayane et Iline**.*

*À ma chère amie et compagnon de route durant notre parcours universitaire **Khaoula**.*

*À mon très chère copine **Nourhène**, et mes amies **Ghada, Hassiba et Chaima**.*

*À mon encadrant **Mr. Professeur HEDDAM Salim** pour leur guidage éclairé, soutien infailible et leur expertise.*

*À tous mes enseignants.*

*À l'âme de mon oncle **Ibrahim**, que dieu lui fasse miséricorde.*

*À tout la famille **BENZEGHAIA et BOULABAIEZ**.*

*À tous ceux qui m'ont soutenu. Votre présence dans ma vie à été un véritable moteur et je vous en suis éternellement reconnaissante.*

***Sara.***

# *Dédicaces*

*J'ai l'honneur de dédier ce travail à mes très chères parents :*

*À mon très cher père **Rabah**, qui m'a aidé tous mes études et m'a bien élevé et m'a poussé à devenir ce que je suis.*

*À mon très douce maman **Houria**, la source d'amour dans notre famille, et m'a donné beaucoup de courage.*

*À mon cher frère **Abdelaziz**, et mes belles chères sœurs **Warda**, **Meriam**, **Khadidja**, **Samih** et leurs maris.*

*À mes enfants **Abdelmohaymen**, **Abdelbari**, **Safi Eddin**, **Abdeldjalil**, **Rassim**, **Baha Eddin**, **Anes**, **Firas**, **Yaakoub**.*

*À tout ma famille de mon oncle **Aziz** et ma grande mère **Kharoufa**, et tout la famille **BOUCHOUKH** et **BOUSALSSAL**.*

*À ma copine et meilleur amie **Sara**, et mes amies proches **Firdaws**, **Manel**, et la personne qui toujours encourage moi ma chérie **Ryane**.*

*À mes enseignants.*

*À mes collègues de promotion 2023 Aménagement Hydro-Agricole surtout **Chaima**, **Ghada** et **Hassiba**.*

*Et tous Cues qui ont une relation de proche ou de loin avec la réalisation du présent mémoire.*

***Khaoula.***

# Dédicaces

Tous les mots ne sauraient exprimer la gratitude, l'amour, le respect, la reconnaissance, c'est tout simplement que je dédie ce mémoire de master:

A mon très cher père **Mahfoud** : aucune dédicace ne saurait exprimer l'amour, l'estime, le dévouement et le respect que j'ai toujours eu pour vous.

Ce travail est le fruit de tes sacrifices que tu as consentis pour mon éducation et ma formation.

A ma très chère mère **Aziza**: qui représente pour moi la source de tendresse et l'exemple de dévouement, et qui n'a pas cessé de me motiver et de prier pour moi, sa prière et sa bénédiction m'ont été d'un grand secours pour mener à bien mes études.

A mon oncle **Mohamed**, je n'oublierai pas tes encouragements, ton soutien et ton amour infini pour que mon travail aboutisse.

A **ARAMIS.R** celui qui a eu un grand mérite après Allah dans ce que j'ai accompli grâce à ses efforts considérables et à son évaluation élevée.

A mon très cher frère : **Ramzi** qui est toujours mon fidèle.

Accompagnant dans les moments les plus délicats de cette vie mystérieuse, et qui m'ont aidé et soutenue à toute épreuve.

A mes sœurs : **Chaima** et **Malak** qui ne sont pas cessées de m'encourager et soutenir pour la réalisation de ce travail.

A tous les membres de la famille **BOUYEDDOU** et **BOUSSAKTA**.

A mes trinômes **Sara**, **Rayane** et **Khaoula** qui me partagent le travail pour réaliser ce projet.

A tous mes enseignants depuis mes premières années d'études.

A tous ceux qui me sentent chère, par un mot m'ont donné la force de continuer...

**Ghada.**

# Dédicaces

Avec tous mes sentiments de respect, avec l'expérience de ma reconnaissance, je dédie ma remise de diplôme

A ma famille, elle qui m'a doté d'une éducation digne, son amour a fait de moi ce qui je suis aujourd'hui,

A l'homme de ma vie mon précieux offre du dieu, ma réussite et tout mon respect mon très cher père **Ahcen** je vous aime

A mon paradis, la source de ma joie et mon bonheur maman **Jasmine** qui ma soutenu et encouragé durant des années d'études je vous aime ma moitié

A mon frère **Abd raouf** je suis chanceuse d'avoir un formidable frère comme vous, les mots ne seront jamais suffisants pour vous exprimer a quel point je vous aime

A ma petite sœur **Kenza** la lumière de mes yeux n'oublie jamais tout l'amour que j'ai pour toi

A mes grandes sœurs **Asma** et **Iman** je suis si heureuse de vous avois tout les deux dans ma vie je vous aime

A la plus gentille belle sœur **Maissa** je t'aime comme si tu étais ma sœur

A mon beau frère **Fateh** qui était comme si un vrai frère pour moi

A monsieur **Sadoune** et monsieur **Othmane Rouag** merci pour les conseils

A ma meilleure copine **djihad** qui était toujours a coté de moi

A ma chère cousine **Maroua** je suis heureuse de t'avoir dans ma vie

A tous les membres de ma grande famille **Ali Nara** et **Nasri**, à mes tantes **Salima**, **Nasira**, **Fadia**

A mon oncle **riyad** et sa femme **Zahia** et ses enfants **Midou** et **Chiraz**

A tout ce qui ont participé à ma réussite et tous qui m'aiment

**Rayane.**

# *Remerciements*

*Le présent travail est le fruit de recherches de plusieurs années consécutives dans le domaine Aménagement Hydro-Agricole, il a suscité beaucoup de courage, de volonté, de persévérance et de réussite enfin, cette réussite je la dois d'abord à nous encadreur **Mr. Professeur HEDDAM Salim** de l'Université de Skikda. Tous nos remerciements, sans vous on ne saurai aujourd'hui en présence d'une telle réussite .On vous remercie également pour tous vos précieux conseils votre soutien, et votre accompagnement scientifique et moral durant toutes ces années, on ne saura exprimer tout le bien que vous nous avez procuré dans la réalisation de ce travail car les mots seuls ne suffisent pas.*

*Nos plus profonds remerciements vont également pour les membres de jury de notre soutenance d'abord **Mr. HEBAL Aziz** de l'Université de Skikda, qui a accepté de présider le jury, de notre soutenance, et **Mr. SADOUNE Abdelaziz** de l'Université de Skikda, qui nous a honorées d'avoir accepté d'examiner notre mémoire de fin d'études.*

*Avec beaucoup de joie nous exprimons nos remerciements à **Mm. METLLAOUI Karima** Directrice et responsable de la station de traitement des eaux Azzaba la willaya de Skikda, qui nous a beaucoup aidées dans la réalisation de ce projet mettant à notre disposition les moyens matériels et le savoir faire dans les analyses au laboratoire.*

*Nos remerciements très chaleureux à tous nos amis (e) du Département d'Agronomie de l'Université de Skikda.*

## ملخص:

تهدف هذه الدراسة إلى إعداد نموذج رياضي باستعمال تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) لحساب كمية مادة التخثر (Coagulant) المستعملة في محطات تصفية مياه الشرب. أجريت الدراسة على مستوى محطة تصفية المياه الشروب لمدينة بودواو ولاية بومرداس. يستعمل على مستوى هذه المحطة مادة سيلفات الألمنيوم ( $Al_2(SO_4)_3 \cdot 18H_2O$ ) كمادة تخثر، وقد قمنا بتطبيق نموذج البارسيبترون متعدد الطبقات (MLPNN) مع إجراء مقارنة مع نموذج المنحدر الخطي المتعدد (MLR). اعتمدت الدراسة على استغلال قاعدة بيانات لقياسات يومية تمتد من 24 ديسمبر 2008 إلى 16 جوان 2012 والتي قدرت بـ 827 بيان يومي، والتي تحتوي على القياسات الخاصة بنوعية الماء الخام على مستوى مدخل المحطة والمتمثلة في: (1) درجة حرارة الماء الخام (Tw)، (2) درجة الحموضة (Ph)، (3) الناقلية الكهربائية للماء (Sc)، (4) درجة تعكر الماء (TU)، (5) اللون الظاهري (CA)، (6) اللون الحقيقي (Cv)، (7) الأشعة فوق البنفسجية (UV)، أما كمية مادة التخثر فتم قياسها باستعمال تقنية الجار ثاست (Jar-Test). ومن هذا المنطلق فإن النموذج الرياضي يستعمل متغيرات نوعية الماء الخام السبعة (Tw, PH, SC, CA, CV, UV, TU) كمدخل (Input) ومادة التخثر كمخرج (Output). قمنا بتقسيم قاعدة البيانات إلى قسمين: 70% لتطوير وتدريب النموذج (Training) و30% الباقية لتقييم فعالية النموذج الرياضي (Validation). اعتمد تقييم النموذج على حساب أربع معاملات: معامل الارتباط الخطي (R)، معامل ناش سيتكليف (NSE)، معدل الخطأ المطلق (MAE) وجذر معدل الخطأ التربيعي (RMSE). أثبتت النتائج المتحصل عليها فعالية النموذج MLPNN حيث كانت النتائج جد مشجعة بمعاملات  $R=0.825$ ،  $NSE=0.679$ ،  $RMSE=7.846$ ،  $MAE=5.868$ ، مقارنة بالقيم المتحصل عليها بواسطة النموذج MLR، والتي كانت:  $R=0.722$ ،  $NSE=0.520$ ،  $MAE=7.846$ ،  $RMSE=9.597$ .

## الكلمات المفتاحية:

النموذج الرياضي؛ محطة تصفية المياه؛ كمية مادة التخثر؛ الشبكات العصبية الاصطناعية؛ تطوير وتدريب النموذج؛ فعالية النموذج.

**Abstract:**

The present master's thesis in agriculture water management was focused on modelling coagulant dosage in water treatment plant. Using daily data collected at Boudouaou water treatment plant, Algeria, we have tried to develop a machine learning model based on artificial intelligence for better prediction of coagulant dosage measured using the Jar-Test process. In total, 827 daily data corresponding to the period ranging from 28 December 2008 to 16 June 2012 was used for the modelling purpose. The raw water quality variables measured at the inlet of the water treatment plant were respectively: (i) raw water temperature ( $T_w$ ), (ii) raw water pH, (iii) raw water specific conductance (SC), (iv) raw water turbidity (TU), (v) the Ultraviolet (UV) measurement, (vi) the apparent raw water color (CA), and (vii) the true color (CV). The aluminum sulfate ( $Al_2(SO_4)_3 \cdot 18H_2O$ ) was used as coagulant and it is the variable to be modelled. Dataset was divided into two parts: (i) the training subset with a ratio of 70% and (ii) the validation subset with 30% subset. The multilayer perceptron neural network (MLPNN) was used as machine learning and their performances were compared with those of the standalone multiple linear regression (MLR). The performances of the developed models were evaluated using four performance metrics namely, the mean absolute error (MAE), root mean squared error (RMSE), the correlation coefficient (R), and the Nash-Sutcliffe model efficiency (NSE). Obtained results revealed that, the MLPNN was more accurate exhibiting performance indices of approximately;  $R \approx 0.825$ ,  $NSE \approx 0.679$ ,  $RMSE \approx 7.846$ ,  $MAE \approx 5.868$ , compared to the values of  $R \approx 0.722$ ,  $NSE \approx 0.520$ ,  $RMSE \approx 9.597$ , and  $MAE \approx 7.846$  obtained using the MLR model, respectively.

**Keywords:**

Modelling ; Coagulant dosage ; water treatment plant ; MLPNN ; MLR ; training ; validation.

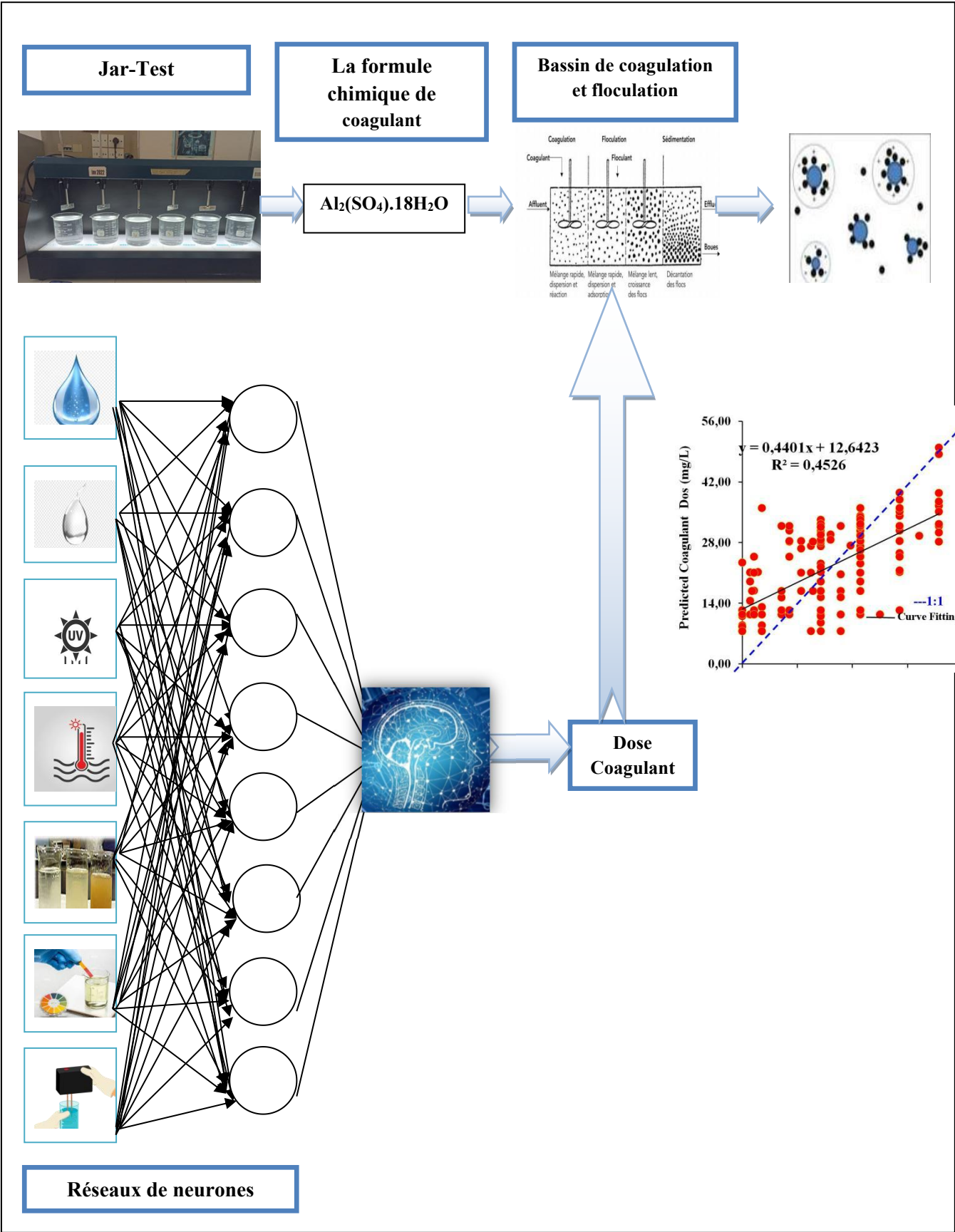
## Résumé :

L'objectif de cette étude est de développer un modèle mathématique utilisant la technique des réseaux de neurones artificiels (ANN), pour calculer la dose de coagulant utilisée dans les stations de traitement des eaux potables. L'étude a été menée au niveau de la station de traitement des eaux de la ville de Boudouaou, dans la wilaya de Boumerdes. La station utilise le sulfate d'aluminium ( $Al_2(SO_4)_3 \cdot 18H_2O$ ) comme coagulant. Nous avons appliqué le modèle dite perceptron multicouche (MLPNN) en le comparant avec le modèle de régression linéaire multiple (MLR). L'étude s'est appuyée sur l'exploitation d'une base de données de mesures quotidiennes s'étendant du 24 décembre 2008 au 16 juin 2012, comprenant 827 données quotidiennes. Les données comprennent les mesures de la qualité de l'eau brute au niveau de l'entrée de la station, qui sont les suivantes : (1) Température de l'eau brute (Tw), (2) Acidité (pH), (3) Conductivité électrique de l'eau (SC), (4) Turbidité de l'eau (TU), (5) Couleur apparente (CA), (6) Couleur vraie (CV), (7) Ultraviolet (UV). Quant à la dose de coagulant, elle a été mesurée en utilisant la technique de « Jar-Test ». Le modèle mathématique utilise les sept variables de la qualité de l'eau brute (Tw, pH, SC, TU, CA, CV, UV) en tant qu'entrées (Input), et le coagulant en tant que sortie (Output). Nous avons divisé la base de données en deux parties : 70% pour le développement et l'entraînement du modèle (Training) et les 30% restants pour évaluer l'efficacité du modèle mathématique (Validation). L'évaluation du modèle s'est basée sur le calcul de quatre indices de performances : le coefficient de corrélation linéaire (R), le coefficient de Nash-Sutcliffe (NSE), l'erreur absolue moyenne (MAE) et la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE). Les résultats obtenus ont démontré l'efficacité du modèle MLPNN, avec des résultats très encourageantes :  $R=0.825$ ,  $NSE=0.679$ ,  $RMSE=7.846$ ,  $MAE=5.868$ , comparés aux valeurs obtenues par le modèle MLR, qui étaient :  $R=0.722$ ,  $NSE=0.520$ ,  $RMSE=9.597$ ,  $MAE=7.846$

## Mots-Clés :

Modélisation ; station de traitement des eaux ; dose de coagulant ; réseau de neurone artificiel ; MLPNN ; MLR ; training ; validation.

# Graphical Abstract & Résumé Graphique



## ***Liste des Tableaux***

### ***Chapitre III: Présentation de la station de traitement des eaux potable Boudouaou***

Tableau III.1. Statistiques descriptives des variables utilisées et la dose de coagulant 29

### ***Chapitre V: Résultats de la modélisation de la dose de coagulant***

Tableau V.1. Structures des modèles utilisés 39

Tableau V.2. Performances des modèles appliqués à la modélisation de la dose de coagulant 55

## Liste des Figures

### **Chapitre I : Généralités sur les traitements des eaux potables**

Figure I.1. Schéma générale de la chaine de traitement de l'eau potable.	06
Figure I.2. Exemple Bassin brise de charge.	07
Figure I.3. Le dégrillage	08
Figure I.4. Vue éclatée d'un décanteur PULSATOR.	09
Figure I.5. Filtration sur le sable.	09
Figure I.6. Schéma d'une filière classique de production d'eau potable à partir d'eau superficielle (brute)	10

### **Chapitre II: Procédés physico-chimiques pour les traitements des eaux potables**

Figure II.1. Schématisation de l'échelle logarithmique.	12
Figure II.2. Appareil de pH-mètre.	13
Figure II.3. Le conductimètre pour les mesures de la conductivité électrique.	14
Figure II.4. Le turbidimètre (mesure de la turbidité).	15
Figure II.5. Coagulation-floculation	18
Figure II.6. Schématisation de la séquence des opérations de l'expérience	19
Figure II.7. Jar-Test.	20
Figure II.8. Gamme approximatives de tailles de particules dans les eaux naturelles	22
Figure II.9. Illustration des mécanismes de floculation	23

### **Chapitre III: Présentation de la station de traitement des eaux potable Boudouaou**

Figure III.1. Station de traitement d'eau potable Boudouaou	25
Figure III.2. Schéma générale du système SPIK et localisation de la station de traitement.	26
Figure III.3. Représentation de la station de traitement des eaux de Boudouaou.	28

### **Chapitre IV: Présentation des modèles à base des réseaux de neurones artificielles (ANN)**

Figure IV.1. Réseau de neurones artificiels	33
Figure IV.2. Schéma d'un neurone biologique	34
Figure IV.3. Modèle de perceptron	36
Figure IV.4. Réseau multicouches	37

### **Chapitre V: Résultats de la dose de coagulant**

Figure V.1. Lancement de régression linéaire	41
Figure V.2. Sélection des inputs et output	41
Figure V.3. Affichage de régression linéaire	41
Figure V.4. Transfert les résultats vers un fichier EXCEL (Training)	42
Figure V.5. Transfert les résultats vers un fichier EXCEL et calculer la dose de coagulant (Validation)	42
Figure V.6. Calculer les performances numériques des modèles	43
Figure V.7. Sélection des données	43
Figure V.8. Élaboration des figures (Scatterplot)	43
Figure V.9. Sélection des données	44

Figure V.10. Élaboration de figure courbe de comparaison	44
Figure V.11. Lancement des logiciels Statistica	45
Figure V.12. Choix des types des fichiers des données	45
Figure V.13. Lecture de fichier des données	46
Figure V.14. Lancement de la boîte à outil réseau de neurone artificiel	46
Figure V.15. Choix de l'approximation de fonction (Régression)	47
Figure V.16. Sélection des inputs et l'output des modèles	47
Figure V.17. Division de la base des données entre l'apprentissage(70%) et validation(30%)	48
Figure V.18. Choix des types des modèles réseaux de neurone artificiel(MLPNN)	48
Figure V.19. Choix des fonctions d'activation et lancement de la phase d'apprentissage des modèles	49
Figure V.20. Présentation des résultats des différentes modèles et choix de meilleure modèle	49
Figure V.21. Lecture des performances des meilleurs	50
Figure V.22. Affichage des inputs et des valeurs calculé par le modèle (partie apprentissage)	50
Figure V.23. Affichage des inputs et des valeurs calculé par le modèle (partie validation)	50
Figure V.24. Transfert les résultats vers un fichier EXCEL (Training)	51
Figure V.25. Transfert les résultats vers un fichier EXCEL (Validation)	51
Figure V.26. Calculer des performances numériques de chaque modèle	52
Figure V.27. Elaboration des figures scatterplot	52
Figure V.28. Elaboration des figures des courbes de comparaison	53
Figure V.29. Scatterplot des valeurs de la dose de coagulant mesurées et calculées par les modèles MLPNN pour les données de validation	56
Figure V.30. Comparaison entre les valeurs de la dose de coagulant mesurées et calculées par les modèles MLPNN pour les données de validation.	57
Figure V.31. Scatterplot des valeurs de la dose de coagulant mesurées et calculées par les modèles MLR pour les données de validation.	58
Figure V.32. Comparaison entre les valeurs de la dose de coagulant mesurées et calculées par les modèles MLR pour les données de validation.	59

## *Table des Matières*

<b>Introduction Générale</b>	01
<b>Chapitre I. Généralités sur les traitements des eaux potables</b>	03
I.1. Introduction	05
I.2. Objectif	05
I.3. Quelques Définitions	05
I.4. La chaîne de traitement des eaux potables	05
I.4.1. Stockage d'eau	05
I.4.2. Prétraitement	07
I.4.2.1. Brise charge	07
I.4.2.2. Le dégrillage et tamisage	07
I.4.2.3. Le dessablage	08
I.4.2.4. Le débouage	08
I.4.2.5. Le déshuilage dégraissage	08
I.4.3. Traitement majeur	08
I.4.3.1. Préchloration	08
I.4.3.2. Coagulation Flocculation	08
I.4.3.3. La décantation	09
I.4.3.4. La filtration	09
I.4.3.5. Désinfection	10
I.5. Conclusion	10
<b>Chapitre II. Procédés physico-chimiques pour les traitements des eaux potables</b>	11
II.1. Introduction	12
II.2. Objectif	12
II.3. Les paramètres physico-chimiques	12
II.3.1. Le PH	12
II.3.1.1. Mesure du pH au laboratoire	13
II.3.2. La température de l'eau ( $T_w$ )	13
II.3.3. La conductivité électrique (SC)	13
II.3.3.1. Mesure de la conductivité électrique au laboratoire	14
II.3.4. La salinité	14
II.3.4.1. Mesure de la salinité de l'eau au laboratoire	15
II.3.5. La Turbidité (TU)	15
II.3.5.1. Mesure de la turbidité de l'eau au laboratoire	15
II.3.6. Matières en suspension (MES)	16
II.3.7. La couleur	16
II.3.7.1. La couleur vraie (CV)	16
II.3.7.2. La couleur apparente (CA)	16
II.3.8. Le Rayonnement (UV)	17
II.3.9. L'Oxygène Dissous	17
II.3.10. Coagulation et Flocculation	17
II.3.10.1. Coagulation	18
II.3.10.2. Jar-Test	19
II.3.10.3. Facteurs influençant la coagulation	21
II.3.10.4. Flocculation	23
II.4. Conclusion	23
<b>Chapitre III. Présentation de la station de traitement des eaux potable Boudouaou</b>	24
III.1. Introduction	25

III.2. Présentation de la station de traitement des eaux Boudouaou	25
III.3. Localisation de la station	25
III.4. Historique de la station	26
III.5. Origine de l'eau brute au niveau de la station	27
III.6. Système de traitement des eaux potables & Station de Boudouaou	27
III.7. Problématique & collecte de données	29
<b>Chapitre IV. Présentation des modèles à la base des réseaux de neurones artificielles (ANN)</b>	<b>30</b>
IV.1. Introduction	31
IV.2. Historique	31
IV.3. Réseaux de neurones	32
IV.3.1. Réseaux de Neurones Artificiels	32
IV.3.2. Neurone Biologique	34
IV.4. L'apprentissage automatique	34
IV.4.1. L'apprentissage supervisé	35
IV.4.2. L'apprentissage par renforcement	35
IV.4.3. L'apprentissage non supervisé	35
IV.5. Le perceptron	35
IV.5.1. Le perceptron monocouche	35
IV.5.2. Le perceptron multicouche (MLPNN)	36
IV.6. Conclusion	37
<b>Chapitre V. Résultats de la modélisation de la dose de coagulant</b>	<b>38</b>
V.1. Introduction	39
V.2. Étapes de développement du modèle MLR	41
V.3. Étapes de développement du modèle MLPNN	45
V.4. Résultats et Discussion	53
V.5. Conclusion	60
<b>Conclusion Générale</b>	<b>61</b>
<b>Références Bibliographiques</b>	<b>63</b>

***Introduction Générale***

## **Introduction**

De nos jours, assurer l'accès à l'eau potable pour tout le monde est devenu l'une des préoccupations majeures des autorités. Cependant, l'eau pure n'est pas facilement disponible dans la nature et la grande majorité des ressources en eau sont contaminées par la présence d'impuretés dissoutes qui affectent considérablement la qualité physique, chimique et biologique de l'eau. Par conséquent, l'eau brute doit être traitée à l'aide d'un processus compliqué avant d'être livrée au consommateur et avant de pouvoir être consommée par l'homme. Non seulement la station de traitement est importante car elle affecte la qualité de l'eau potable délivrée, mais aussi parce que le coût devient très cher, nécessitant un renforcement des techniques de gestion optimisées. Une seule station de traitement des eaux potables se compose de processus successives réalisées dans le temps et soumises à différents processus physiques et chimiques. Cependant, la préozonation, la coagulation, la floculation, la décantation, la filtration et la post-chloration sont largement adoptées pour les stations de traitement des eaux potables. Parmi les différentes étapes de traitement, la coagulation est le processus de traitement courant pour éliminer les particules en suspension, c'est-à-dire les colloïdes, et il est considéré comme une étape critique dans le processus global, nécessitant d'être correctement réalisé. Cependant, pour suivre son efficacité en réponse aux exigences des clients en termes de qualité de l'eau potable, une détermination correcte du taux de dosage du coagulant est d'une grande importance.

Dans la majorité des stations de traitement d'eau destinée à la consommation, l'opérateur utilise le « Jar-Test » pour déterminer les doses optimales de coagulant nécessaire pour éliminer efficacement les impuretés de l'eau. Cette opération de Jar-Test nécessite beaucoup de temps et d'intervention de l'opérateur. Pour cela, il sera très intéressant de réfléchir sur des méthodes alternatives qui peuvent aider à la détermination de la dose de coagulant dans les stations de traitement des eaux potables, parmi lesquelles la modélisation à base d'intelligence artificielle. L'objectif principal de notre travail est de développer un modèle mathématique utilisant la technique des réseaux de neurones artificiels(ANN) pour calculer la dose de coagulant utilisée dans les stations de traitement des eaux potables, par modélisation des variables physico-chimiques des eaux du barrage Keddara alimentant la station de traitement des eaux potables de Boudouaou, Grand Alger. Pour cela nous avons adopté le plan de travail suivant:

- Le premier chapitre est consacré à quelques généralités sur les traitements des eaux potables.
- Dans le deuxième chapitre, nous avons présenté quelques procédés physico-chimiques utilisés dans les stations de traitement des eaux potables.
- Le troisième chapitre est consacré à la présentation de la station de traitement des eaux potables Boudouaou.
- Dans le quatrième chapitre, nous avons présentés les modèles à base de réseaux de neurones artificiels (ANN).
- Dans le dernier chapitre, nous avons présentés les résultats obtenus par les modèles ANN,
- Enfin, une conclusion générale.

*Chapitre I: Généralités sur les Traitements des Eaux  
Potables*

---

## I.1. Introduction

Le traitement de l'eau potable est un processus crucial pour fournir de l'eau propre et de bon qualité valable pour la consommation humaine. L'eau brute provenant des sources telles que les rivières, les lacs, les puits et les nappes phréatiques contient une variété de contaminants tels que les bactéries, Les virus, des produits chimiques, des minéraux et des matières organiques. Le traitement d'eau potable vise à éliminer ou réduire ces contaminants afin de rendre l'eau potable et saine à consommer.

## I.2. Objectif

Le traitement des eaux potables à comme principale objectif de protéger la santé publique en limitant l'exposition d'une population à des microorganismes pathogènes et des contaminants chimiques néfastes. Dans cette optique, l'utilisation de différents filtres et ouvrages de traitement dans les installations de traitement des eaux potables a pour but de permettre l'enlèvement physique de microorganismes, de minéraux en suspension et de colloïdes organiques (Hendrick et al., 2005).

## I.3. Quelques Définitions

- **Traitement des eaux:** le traitement de l'eau joue également un rôle important pour rendre l'eau propre à la consommation humaine. Le processus implique généralement plusieurs étapes telles que la filtration, la désinfection etc., pour éliminer les bactéries, les matières en suspension, les virus. Le traitement de l'eau est essentiel pour assurer la santé et la sécurité publiques en fournissant de l'eau potable (Zhou et Smith, 2002).
- **L'eau Potable:** est une eau qui peut être consommé sans risque pour la santé, car elle n'est ni toxique, ni infestée de parasites, de bactéries ou virus pathogène pour l'homme, ainsi l'eau doit être agréable au goût, dépourvue d'odeur désagréables, et limpide, on mesure plutôt les caractéristiques les plus appropriés et on les compare à des normes (Desjardins, 2010)
- **L'eau Brute:** Ce sont des eaux non traitées qui contiennent de nombreuses substances d'origine naturelle, ou provenant de l'activité humaine (Henry, 1992).

## I.4. La chaîne de traitement des eaux potables

### I.4.1. Stockage d'eau

Le stockage d'eau brute présente un intérêt dans le cas de sécheresse prolongé (bassin du débit des rivières, avec souvent altération de la qualité de l'eau), le volume d'eau

brute emmagasinée doit permettre de répondre à la demande en eau de la période la plus longue envisagé. Le stockage présente également un intérêt lorsqu'il ya une pollution accidentelle qui détériore la qualité de l'eau brute de façon inacceptable par l'installation de traitement, on peut arrêter le pompage en rivière pour utiliser l'eau stockée, en évitant ainsi l'arrêt de la production d'eau traitée, le volume du stockage est alors déterminé en fonction des risques de pollution en amont de la prise d'eau, et de la durée maximale envisagée pour l'arrêt du pompage direct d'eau brute (Degremont, 2004 ).

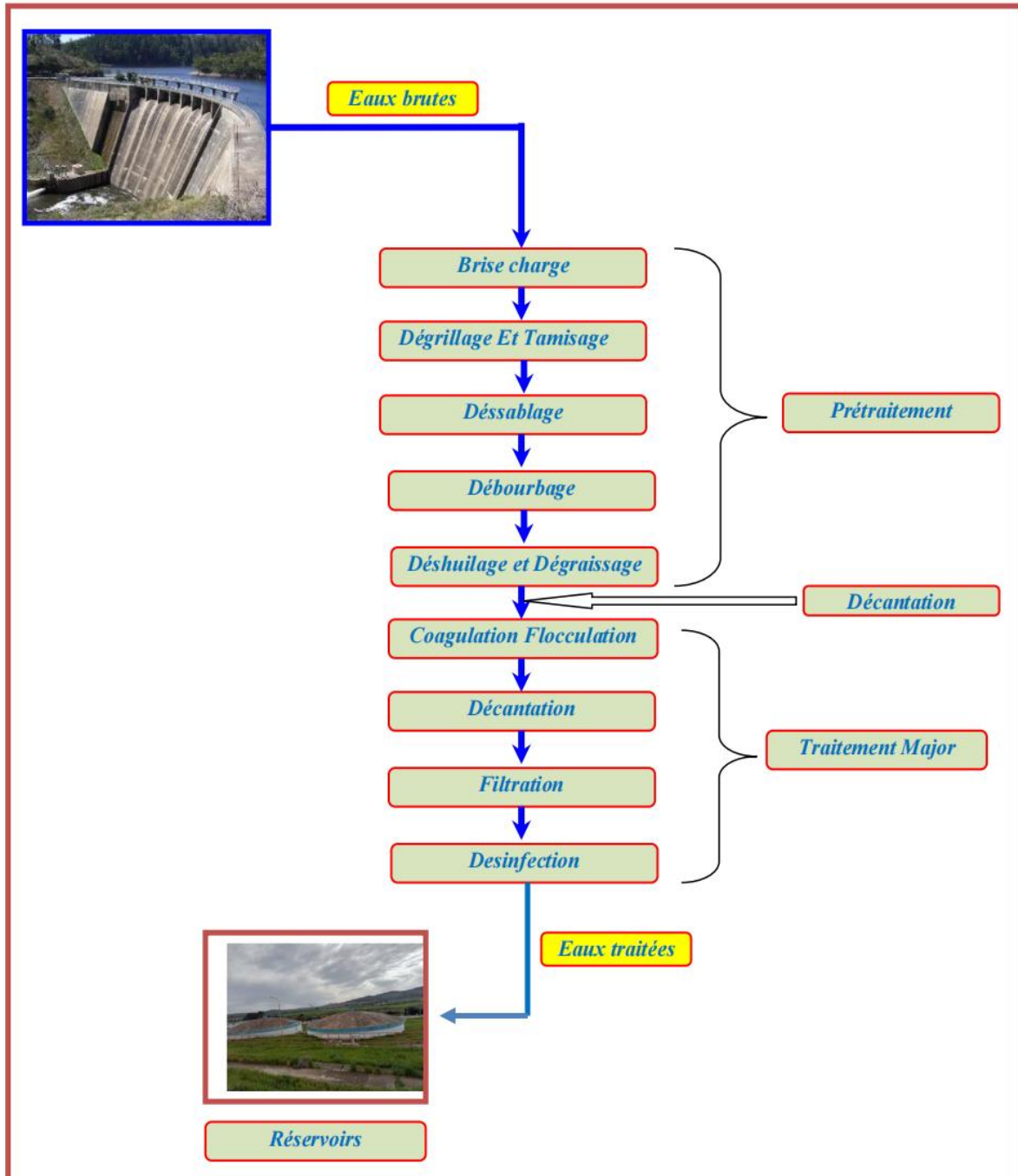


Figure I.1. Schéma générale de la chaîne de traitement de l'eau potable.

## I.4.2. Prétraitement

Les eaux brutes doivent généralement subir, avant leur traitement proprement dit, un prétraitement qui comporte un certain nombre d'opérations uniquement physique ou mécanique, il est destiné à extraire de l'eau brute la plus grande quantité possible d'éléments dont la nature ou la dimension constituerait un gêne pour les traitements ultérieurs. Les opérations de prétraitement sont les suivantes (une station de traitement peut comporter une ou plusieurs de ces opérations suivantes son importance) (Degremont, 2004).

### I.4.2.1. Brise charge

Est un réservoir intermédiaire dans lequel une partie de l'énergie du jet d'eau à son entrée est brisée par une vanne, donnant lieu ainsi à une perte de charge singulière.



Figure I.2. Exemple Bassin brise de charge.

### I.4.2.2. Le dégrillage et tamisage

- **Dégrillage:** Premier poste de traitement permet de protéger les ouvrages avals 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 suivant, ou en compliquer l'exécution, le dégrillage est avant tout destiné à l'élimination de gros objets: morceaux de bois, etc....
- **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 (Hernandez De León, 2007).



**Figure I.3.** Le dégrillage

#### **I.4.2.3. Le dessablage**

L'élimination des sables présents dans l'effluent brut est indispensable si on veut protéger les conduites et pompes contre la corrosion et aussi éviter le colmatage des canalisations par une sédimentation au cours du traitement (Gilles, 2008).

#### **I.4.2.4. Le débouage**

Est une étape de séparation solide-liquide qui précède la clarification des eaux de surface particulièrement chargées lorsque la décantation classique en un seul étage n'est plus possible, le but de cette pré décantation est d'éliminer la majorité des matières en suspension de l'eau brute, d'en assurer l'évacuation sous forme de boues concentrées et de fournir à l'étape de décantation principale une eau de qualité acceptable (Degremont, 2004).

#### **I.4.2.5. Le déshuilage dégraissage**

C'est une opération destinée à réduire les graisses et huiles non émulsionnées par simple sédimentation physique en surface et qui sera éliminée par un raclage (Gilles, 2008).

### **I.4.3. Traitement majeur**

#### **I.4.3.1. Préchloration**

L'oxydation est une opération essentielle à tout traitement des eaux. Elle est toujours incluse en fin de filière au niveau de la désinfection. Le chlore est le plus réactif et 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 (CIDF, 2000).

#### **I.4.3.2. Coagulation Flocculation**

Sont les processus qui permettent l'élimination des colloïdes (Cardot, 1999), la détermination du taux de coagulant est effectuée par un essai expérimental appelé "JAR-Test ».

### I.4.3.3. La décantation

L'élimination des matières en suspension présentes dans le milieu liquide est réalisée par sédimentation, en utilisant uniquement les forces de gravité (Degremont, 2004).

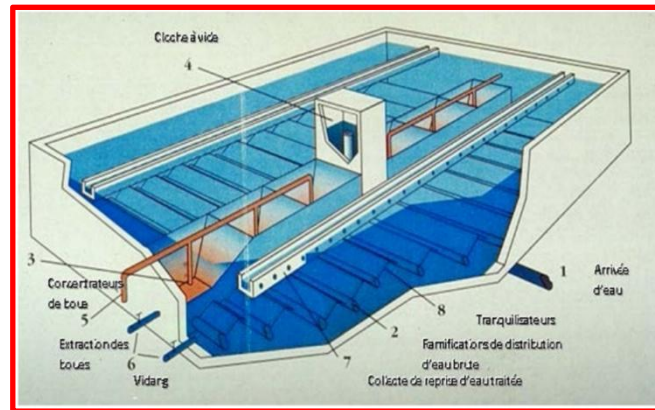


Figure I.4. Vue éclatée d'un décanteur PULSATOR (Haouassi, 2014)

### I.4.3.4. La filtration

Le système de filtration est composé de filtres avec tailles différentes et se composent la plupart du temps de gravier, sable et de charbon de bois. Il y a deux types de filtration de bases par le sable:

- **La filtration lente:** La filtration lente par le sable est un processus biologique parce qu'elle emploie des bactéries pour traiter l'eau, les bactéries forment une couche sur la partie supérieure du sable et nettoie l'eau pendant qu'elle traverse.
- **La filtration rapide:** la filtration rapide par le sable est un processus physique qui enlève les matières solides en suspension dans l'eau, cette filtration rapide est beaucoup plus répandue, cette étape est importante dans le processus de traitement (Degremont, 2005).

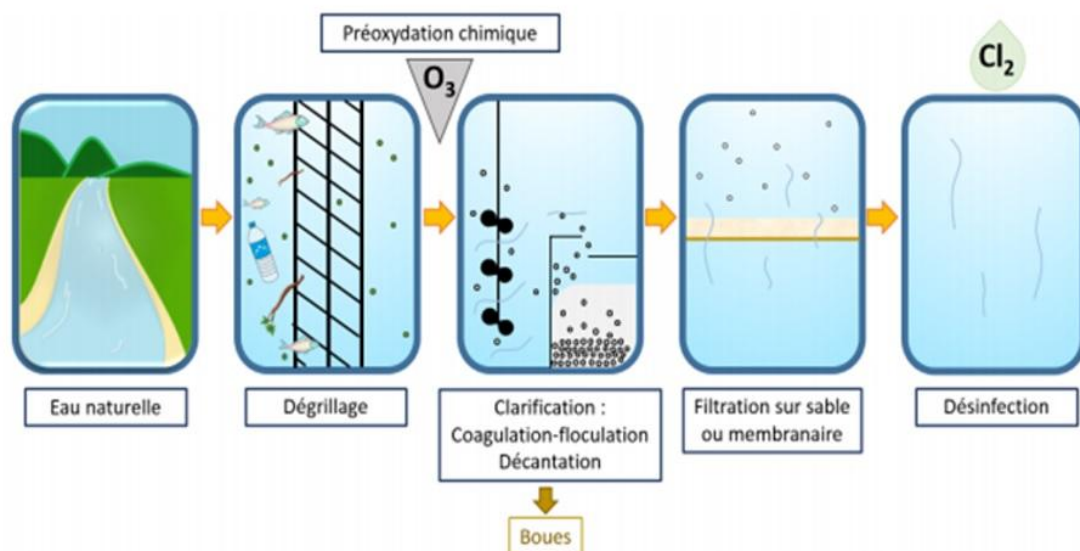


Figure I.5. Filtration sur le sable.

La filtration a pour objectif de retenir les dernières particules en suspension non éliminées dans le décanteur (précipité de fer, aluminium, matière organique...), en faisant circuler l'eau à travers un milieu poreux qui est le plus souvent le sable. L'efficacité de la filtration dépend de la taille des grains de sable, de la hauteur de la couche de sable et de la vitesse de filtration. Au fur et à mesure du passage de l'eau au travers du lit filtrant, les matières retenues s'accumulent dans les interstices entre les grains de sable et le filtre se colmate. Il faut donc le laver régulièrement en envoyant de bas en haut un courant d'eau et d'air qui permet de détacher et d'entraîner les particules fixées sur les grains. A la remise en service du filtre, les premières eaux sont soit rejetées au milieu naturel, soit recyclées en tête de traitement (Justin, 1995).

#### I.4.3.5. Désinfection

Les bactéries et virus pathogènes qui demeurent dans l'eau sont éliminés lors de l'étape de désinfection. On utilise pour cela du chlore, de l'ozone ou des ultraviolets. Une petite quantité de chlore reste dans l'eau produite pour éviter un développement bactérien plus en aval dans le réseau d'eau (Degremont, 2005).



**Figure I.6.** Schéma d'une filière classique de production d'eau potable à partir d'eau superficielle (brute) (Salvé, 2020).

## I.5. Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons présenté brièvement la chaîne de traitement des eaux potables. En premier lieu, nous avons également donné des définitions des termes clés. Ensuite, nous avons donné un aperçu de l'objectif du traitement des eaux, et finalement en terminant par le parcours de l'eau jusqu'à ce qu'elle devienne de l'eau potable.

***Chapitre II: Procédés Physico-Chimiques Pour les  
Traitements des Eaux Potables***

---

## II.1. Introduction

Les paramètres physico-chimiques des eaux potables incluent une grande variété de caractéristiques, et sont également utilisés pour surveiller la qualité de l'eau traitée tout au long du processus de traitement, depuis l'entrée de l'eau brute jusqu'à la distribution de l'eau potable. La plupart des paramètres physico-chimiques telle que : le PH, la température, la turbidité, la conductivité et la salinité sont mesurés au niveau du laboratoire à l'aide de méthodes normalisées et sont régulièrement réveillés pour garantir la qualité de l'eau potable.

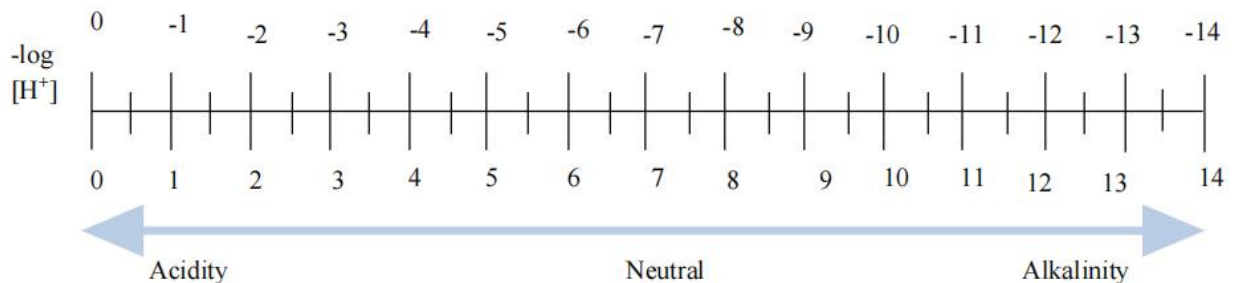
## II.2. Objectif

Les procédés physico-chimiques dans le traitement des eaux potable visent à éliminer les impuretés et les contaminants de l'eau brute tels que : les bactéries, les virus...etc. Afin de produire une eau de haute qualité propre et sure à la consommation humaine et à d'autres utilisations.

## II.3. Les paramètres physico-chimiques

### II.3.1. Le PH

Le potentiel hydrogène (pH) mesure l'acidité ou la basicité de l'eau, l'évolution du pH des eaux de surface implique une modification des conditions de fonctionnement des procédés de la filière de traitement choix des réactifs, dégazage du CO<sub>2</sub>, pré-reminéralisation, ajustement du pH...etc. (Gaid, 1988).



**Figure II.1.** Schématisation de l'échelle logarithmique.

Le pH est mesuré par le pH-mètre, et s'exprime selon une échelle logarithmique de 0 à 14 unités, une mesure inférieure à 07 signifie que l'eau est acide, une mesure supérieure à 07 désigne une eau basique ou alcalique (le pH sans unité).



Figure II.2. Appareil de pH-mètre.

### II.3.1.1. Mesure du pH au laboratoire

- Prélevez un échantillon d'eau à mesurer (brute, clarifié, traité) ;
- Rincez l'électrode du pH-mètre avec une solution tampons ou bien avec l'eau distillé ;
- Plongez l'électrode du pH-mètre dans l'échantillon d'eau et attendez que la lecture se stabilise ;
- Lisez le pH sur l'affichage du pH-mètre, et écrivez-le ;
- Rincez soigneusement l'électrode du pH-mètre avec de l'eau distillé après chaque mesure ;
- Essuyez l'électrode avec un chiffon propre pour éviter la contamination.

### II.3.2. La température de l'eau ( $T_w$ )

La température des eaux de surface peut varier entre ( $0.5\text{ C}^\circ$ ) et ( $30\text{ C}^\circ$ ), ce sont les températures les plus basses qui conditionnent des ouvrages dans lesquels la réaction chimique (comme la coagulation et floculation), sont mises en œuvre ou les traitements biologiques (Gaid, 1988). La température des eaux potables devrait être inférieure en été et supérieure en hiver à la température de l'air (Legube, 2015). La température désignée par ( $T_w$ ) et mesurée en Degré Celsius ( $\text{C}^\circ$ ) par le thermomètre.

### II.3.3. La conductivité électrique (SC)

La conductivité électrique d'une eau est la conductance d'une colonne d'eau comprise entre deux électrodes métalliques de  $1\text{cm}^2$  de surface et séparées l'une de l'autre de  $1\text{cm}$  (Rodier et al., 2009). La conductivité électrique d'une eau est fonction de la concentration en ions dans l'eau, de la minéralisation de l'eau sans réel danger pour la santé humaine lorsque les ions sont

naturels, ce paramètre de qualité fait l'objet d'une référence pour des raisons de confort du consommateur et du réseau (Legube, 2015). La conductivité est mesurée par le conductimètre, il est constitué de deux parties: un boîtier électronique qui affiche la valeur de la conductivité et d'une cellule qui mesure cette valeur, est exprimée par micro siemens par cm (us/cm) l'unité plus utilisée en traitement d'eau.



Figure II.3. Le conductimètre pour les mesures de la conductivité électrique.

### II.3.3.1. Mesure de la conductivité électrique au laboratoire

- Prélevez un échantillon d'eau à mesurer (brute, clarifié, traité) ;
- Vérifiez que les électrodes sont propre et ne sont pas endommagées ;
- Rincez l'électrode de conductimètre avec une solution tampons ou bien avec l'eau distillée ;
- Plongez l'électrode de conductimètre dans l'échantillon d'eau, et cliquez sur le bouton « CAL » pour afficher le résultat de la conductivité électrique ;
- Lisez la conductivité sur l'affichage de conductimètre, et écrivez-le ;
- Rincez soigneusement l'électrode de conductimètre avec de l'eau distillée après chaque mesure ;
- Essuyez l'électrode avec un chiffon propre et sec.

### II.3.4. La salinité

La salinité est une propriété de l'eau de mer qui est fondamentale à l'étude du milieu marin (Aminot et Chaussepied, 1983). La salinité est officiellement mesurée à partir de la conductivité électrique de l'eau, son unité est le siemens par mètre (s/m).

### II.3.4.1. Mesure de la salinité de l'eau au laboratoire

- Prélevez un échantillon d'eau à mesurer (brute, clarifié, traitée) ;
- Rincez l'électrode de conductimètre avec une solution tampons ou bien avec l'eau distillée;
- Plongez l'électrode de conductimètre dans l'échantillon d'eau et cliquez sur le bouton « M » pour afficher le résultat de salinité, attendez que la lecture se stabilise ;
- Lisez la salinité sur l'affichage de conductimètre;
- Rincez soigneusement l'électrode de conductimètre avec de l'eau distillée après chaque mesure ;
- Eteignez le conductimètre, et essuyez l'électrode avec un chiffon propre pour éviter la contamination.

### II.3.5. La Turbidité (TU)

La turbidité est liée à la concentration en matières en suspension (incluant les matières colloïdales), les mesures de turbidité peuvent être exprimées en unités Jackson (JTU) ou en unité Néphélométrique (NTU) en encore unité Formazin (FTU). La turbidité est un paramètre facile à mesurer qui donne une bonne appréciation de la variation de la qualité des eaux brute (Gaid, 1988). On mesure la turbidité à l'aide d'un turbidimètre optique (utilisé pour une turbidité intérieure à 40) (Rodier et al., 2009).



Figure II.4. Le turbidimètre (mesure de la turbidité).

#### II.3.5.1. Mesure de la turbidité de l'eau au laboratoire

- Prélevez un échantillon d'eau à mesurer (brute, clarifié, traitée) ;
- Rincez le tube du turbidimètre avec une solution tampons ou bien avec l'eau distillée ;

- Assurer que le turbidimètre est en bon état de fonctionnement pour garantir des résultats précis ;
- Placez l'échantillon de l'eau dans le tube, et évitez de toucher le tube ou l'eau avec les mains nues pour éviter d'introduire les particules supplémentaires dans l'eau ;
- Insérez le tube dans le turbidimètre et appuyez sur le bouton « X » pour lancer la mesure;
- Lisez la mesure sur l'affichage de turbidimètre, et notez-le;
- Rincez soigneusement le tube de turbidimètre avec de l'eau distillée après chaque mesure ;
- Essayez le tube de turbidimètre avec l'eau distillée après un chiffon propre et sec, et mettez-le dans turbidimètre.

### II.3.6. Matières en suspension (MES)

Les matières en suspension sont composées de substances minérales (sable, limons, argiles...etc.), et vivantes (plancton, algues), tout en étant un support d'accrochage pour les bactéries, virus et parasite. Elles sont définies comme étant décantables en deux heures ou bien retenues sur un filtre de porosité de l'ordre du micromètre, elles sont notamment génératrices de couleur et de turbidité (Gaid, 1988). La détermination des matières en suspension dans l'eau s'effectue par filtration ou par centrifugation. La méthode par centrifugation est surtout réservée aux eaux contenant trop des matières colloïdales pour être filtration est supérieur à une heure. (Rodier et al., 2009).

### II.3.7. La couleur

La couleur est due à la présence de matières organiques dissoutes ou colloïdales (notamment les substances humiques), ainsi qu'à la présence de Fer (couleur rouge), de manganèse (couleur noir), ou d'algues (couleur verte) (Gaid 1988). On distingue :

#### II.3.7.1. La couleur vraie (CV)

La couleur d'une eau est dite vraie ou réelle lorsqu'elle est due aux seules substances dissoutes, c'est-à-dire passant à travers un filtre de porosité égale à  $(0.45\mu\text{m})$  (Rodier et al, 2009).

#### II.3.7.2. La couleur apparente (CA)

La couleur est dite apparente quand les substances en suspension y ajoutent leur propre coloration. Les couleurs réelles et apparentes sont approximativement identiques dans l'eau claire et eaux de faible turbidité (Rodier et al., 2009).

### II.3.8. Le Rayonnement (UV)

La découverte des effets bactéricides des radiations solaires date de 1878([Cardot, 1999](#)), la production d'UV est réalisée par des lampes contenant un gaz inerte et des vapeurs de mercure, le passage d'un courant électrique provoque l'excitation des atomes de mercure qui émettent en retour des rayons de longueur d'ordre comprise entre 240 et 270 nm. L'irradiation par une dose suffisante de rayonnement UV permet la destruction des bactéries, virus, germes, levures, champignons, algues, ...etc. Les rayonnements UV ont la propriété d'agir directement sur les chaînes d'ADN des cellules et d'interrompre le processus de vie et de reproduction des microorganismes comme pour l'ozone, elle n'est pas caractérisée par un effet rémanent ([Hernandez De León, 2007](#)).

### II.3.9. L'Oxygène Dissous

Les concentrations en oxygène dissous, constituent avec les valeurs de pH, l'un des plus importants paramètres de qualité des eaux pour la vie aquatique. L'oxygène dissous dans les eaux de surface, provient essentiellement de l'atmosphère et l'activité photosynthétique des algues et des plantes aquatiques. La concentration en oxygène dissous varie de manière journalière et saisonnière car elle dépend de nombreux facteurs, tels que la pression partielle en oxygène de l'atmosphère, la température de l'eau, la salinité, la pénétration de la lumière, l'agitation de l'eau et la disponibilité en nutriments ([Merabet, 2010](#)).

### II.3.10. Coagulation et Flocculation

La coagulation et la flocculation sont des opérations essentielles notamment pour le traitement des eaux de surface, bien que constituant deux étapes distinctes (théoriquement comme techniquement), la coagulation et la flocculation sont inséparables dans la majorité des cas, cette double opération précède toujours une ou plusieurs étapes de séparation liquide/solide ([Legube, 2015](#)). Historiquement, le seul objectif était la contribution à l'abatement de la turbidité et des matières en suspension. Aujourd'hui, c'est l'action très importante de ces opérations dans l'élimination des matières organiques dissoutes qui est principalement recherchée, la coagulation et la flocculation peuvent aussi participer à l'élimination de nombreux micropolluants minéraux ainsi qu'à celle des microorganismes ([Legube, 2015](#)).

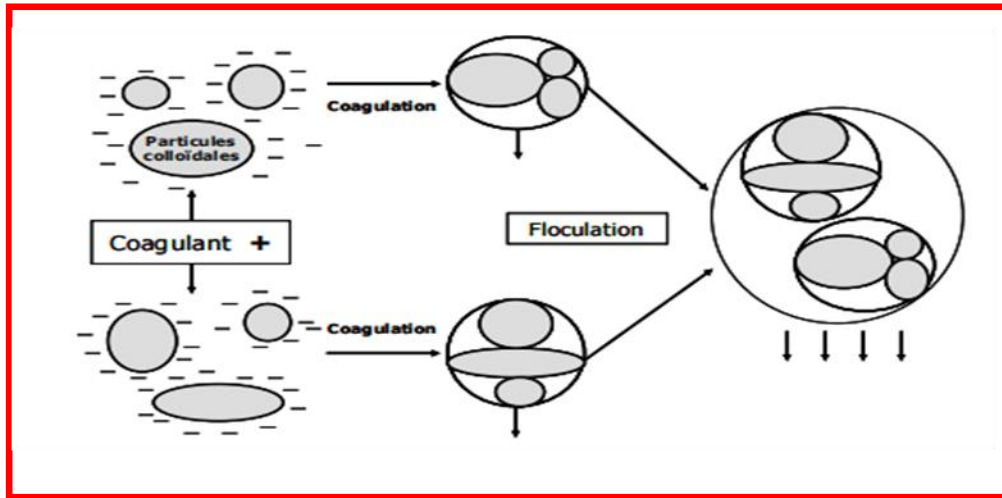


Figure II.5. Coagulation-floculation (Legube, 2015).

### II.3.10.1. Coagulation

La charge électrique et la couche d'eau qui entourent les particules hydrophiles tendent à éloigner les particules les unes des autres et par conséquent, à les stabiliser dans la solution. Le but principal de la coagulation est de déstabiliser ces particules pour favoriser leur agglomération. (Desjardins, 1997). La coagulation-floculation d'une eau brute se compose de deux étapes: La terminologie en usage dans le domaine du traitement de l'eau associe la coagulation à un phénomène de déstabilisation des particules et celui de floculation à la formation des agrégats décantables, sans que l'emploi de ces deux termes ne préjuge des mécanismes physico-chimiques correspondants (Fressenger et Bersillon, 1947). Ces deux étapes sont effectuées sous agitation contrôlée, l'intensité du mélange étant le plus souvent caractérisé par le gradient moyen vitesse  $G$  (énergie moyenne dissipée par unité de volume) et de temps de mélange ( $t$ ). La stabilité des colloïdes provient, d'une part des forces de répulsion résultant de l'interpénétration des doubles couches ioniques entourant les particules, et d'autre part de l'agitation moléculaire maintenant les particules en suspension en milieu aquatique naturel, les colloïdes sont le plus souvent recouverts de matière organique qui peut également induire une stabilisation d'origine stérique (Wilkinson et al., 2001).

Les particules colloïdales présentes dans les effluents domestiques et les eaux de surface sont chargées négativement avec un potentiel zêta compris entre 15 et 20 mV (Eckenfelder, 1982 ; Grutsch, 1945). Comme son nom l'indique, le sel métallique hydrolysable interagit avec l'eau pour donner des produits d'hydrolyse chargés positivement, qui représentent les espèces coagulantes. L'utilisation de techniques telles que la résonance magnétique nucléaire de l'aluminium (RMN),

L'EXAFS au seuil K du Fer, ou encore la diffusion des rayons X aux petits angles (DPAX), ont permis récemment d'identifier la nature des espèces hydrolysées d'aluminium et de fer.

### II.3.10.2. Jar-Test

En laboratoire, le choix des coagulants ainsi que la détermination du taux de traitement optimal sont réalisées à l'aide de l'essai de (JAR-TEST) ou l'essai en flocon (Heddam, 2012). En générale, l'équipement utilisé comprend un agitateur à hélices multipostes (4 ou 6 postes) doté d'un variateur de vitesse et d'un compteur de tour. Chaque poste est équipé d'un béccher d'un titre de volume rempli du même volume d'eau.

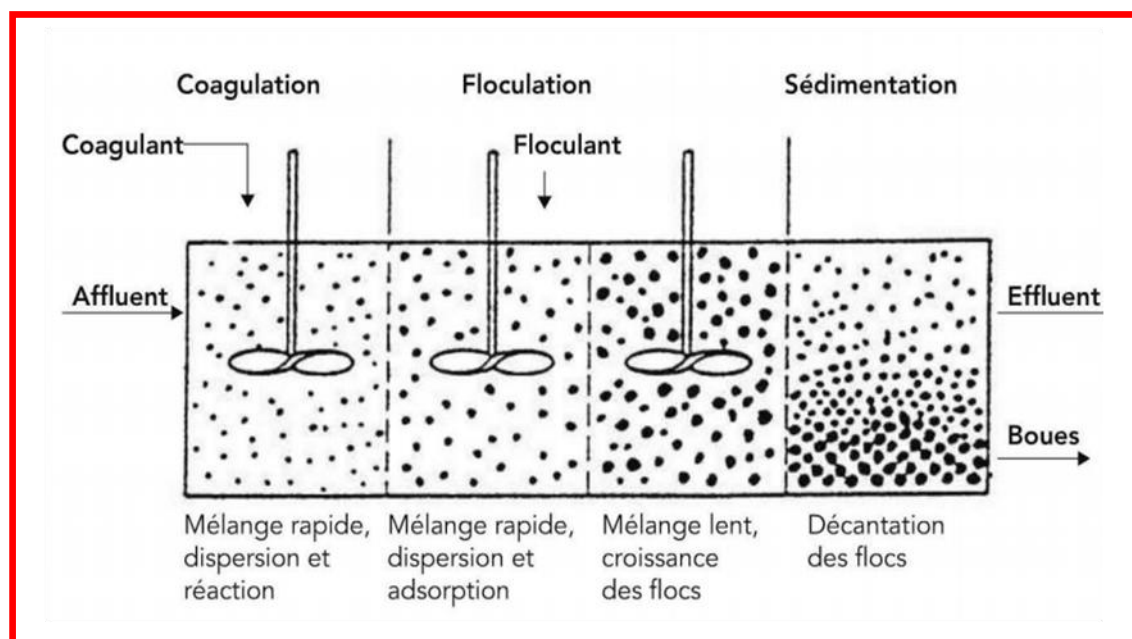


Figure II.6. Schématisation de la séquence des opérations de l'expérience (Hernandez De León, 2007)

Ensuite, trois principales opérations sont exécutées :

- **1<sup>ère</sup> étape**: Introduction du coagulant sous agitation rapide (100 à 200 tr/min) pendant 2 à 3 minutes (tempe qui peut être parfois plus long) et rajustement éventuel du PH (si possible avant l'introduction de coagulant), c'est la phase de Coagulation;
- **2<sup>ème</sup>étape**: agitation lente (200 40tr/min) pendant 10 à 20 min, c'est la phase de grossissement des floccs ou flocculation;
- **3<sup>ème</sup> étape**: décantation pendant 10 à 60 minutes, selon le type de décanteur utilisé.

Entre la 1<sup>ère</sup> et la 2<sup>ème</sup> il peut être testé l'introduction d'un réactif flocculant (on d'un charbon actif en poudre), à la fin de la phase de coagulation toujours sous agitation rapide très

courte. Chaque b cher doit recevoir une appr ciation not e en fonction de la taille des floccs et de leur vitesse de d cantation, Pendant la phase de coagulation, il est possible d'effectuer une mesure de potentiel (ou du "streaming current").   la fin de l'exp rience, les  chantillons d'eau d cant e doivent  tre pr lev s les boues d cant es, plusieurs analyses peuvent ensuite  tre r alis es sur les  chantillons d'eau d cant e et parfois filtr e (Legube, 2015).



Figure II.7. Jar-Test.

Les objectifs principaux de l'exp rience de "Jar-Test" sont tr s fr quemment de deux ordres, et ce pour un param tre donn  de qualit  (turbidit , MES, COD, m taux) :

- D terminer la dose optimale de coagulant (et de flocculant) ;
- D terminer la zone optimale de PH de coagulation (Legube, 2015).

Les principaux coagulants utilis s pour d stabiliser les particules et pour produire un flocc sont :

- Le sulfate d'alumine  $Al_2(SO_4)_3 \cdot 14H_2O$  ;
- L'aluminate de sodium  $NaAlO_2$  ;
- Le chlorure d'aluminium  $AlCl_3$  ;
- Le chlorure ferrique  $FeCl_3$  ;
- Le sulfate ferrique  $Fe_2(SO_4)_3$  ;
- Le sulfate ferreux  $FeSO_4$  ;
- Le sulfate de cuivre  $CuSO_4$  ;
- Les polyelectrolytes.

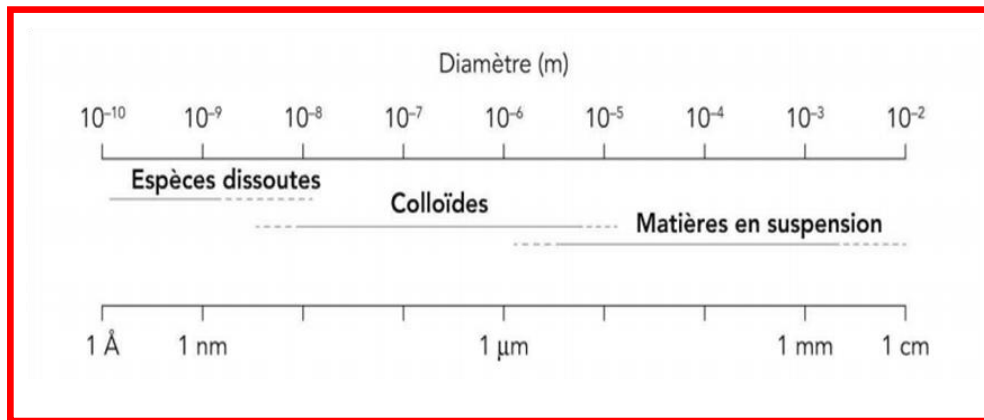
Les produits les plus utilis s pour la purification des eaux sont les sels d'aluminium et de Fer, on a longtemps pens  que ces sels lib raient des ions  $Al^{++}$  et  $Fe^{3+}$  qui neutralisaient ainsi la coagulation, on sait maintenant que les produits d'hydrolyse des sels d'aluminium et de Fer sont des coagulants plus efficaces que les ions eux m me (Desjardins, 1997).

### II.3.10.3. Facteurs Influençant la Coagulation

La coagulation est de loin le traitement le plus efficace mais c'est aussi celui qui représente la dépense de traitement la plus élevée, c'est également la plus globale et en poids de matières éliminées c'est certainement le moins coûteux.

- **Turbidité:** L'élimination de la Turbidité est très importante, l'élimination de gros colloïdes minéraux, ceux-là même qui sont responsables de la turbidité est le domaine de prédilection de la coagulation.
- **Couleur:** La coagulation c'est aussi l'élimination de la couleur, c'est-à-dire des matières organiques à l'état colloïdal et dissous et les micropolluants organiques (Kettab, 1992).
- **Résistivité:** Elle baisse légèrement à cause des ions sulfatés ajoutés avec l'aluminium dans le cas du traitement avec le sulfate d'aluminium des polymères d'aluminium « sulfates » (Kettab, 1992).
- **Le pH:** Le pH est plus ou moins effectué selon le type de coagulant utilisé et sa concentration, quand le sulfate d'aluminium  $Al_2(SO_4)_3$  est utilisé comme coagulant et est additionné à l'eau, il se déclenche une hydrolyse qui entraîne une baisse sensible du pH. Généralement chaque  $Al^{3+}$  nécessite pour passer à l'état de l'hydroxyde d'aluminium  $[Al(OH)_3 \cdot 3OH]$  provenant des bicarbonates et de l'eau elle-même, les protons  $H^+$  sont ainsi libérés. Le TAC baisse donc également, par contre l'utilisation des polymères basique d'aluminium comme coagulant n'entraîne qu'une très faible variation du pH qui n'affecte en rien la déstabilisation (Kettab, 1992).
- **Sels dissous :** Les sels contenus dans une eau exercent les influences suivantes sur la coagulation et la floculation :
  - Modification de la plage de pH optimale ;
  - Modification du temps requis pour la floculation ;
  - Modification de la qualité de la coagulation requis ;
  - Modification de la qualité résiduelle de coagulant dans l'effluent... (Desjardins, 1997).
- **Température:** On ne dispose pas d'information en ce qui concerne l'influence de la température de l'eau sur la coagulation, toutefois l'expérience révèle que durant l'hiver lorsque la température de l'eau avoisine  $0(C^\circ)$ , le floc se décante plus difficilement et a tendance à perpétrer plus profondément dans les filtres. Une diminution de la température de l'eau entraîne une augmentation de sa viscosité, c'est ce qui explique les difficultés de décantation du floc, de plus pour une même vitesse de filtration, les forces de cisaillement qui s'exercent sur le floc sont plus importantes, ce qui en favorise le brise et l'entraînement dans le filtre, on constate en outre que la plage de pH optimale se rétrécit (Desjardins, 1997).
- **Mélange:** Au cours de la coagulation et de la floculation, on procède au mélange des produits en deux étapes:

- **Le mélange rapide:** ce mélange est énergique et de court durée (120s au max), et a pour but principale de disperser les produits dans la totalité du volume d'eau 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 générale un accroissement la quantité de produits chimiques nécessaires.
- **Le mélange lent:** le mélange est lent et il a pour but de favoriser les contacts entre les particules de floccs, de turbidité et de couleur, cependant le mélange doit être suffisamment énergétique pour engendrer des différences de vitesse de l'eau dans le bassin, mais pas trop.
- **Les matières colloïdales:** du fait de leurs très petites dimensions, les colloïdes sont soumis à une diffusion importante et sédimentent très lentement. Le rôle des forces et des interactions inter particulaires est donc important pour la stabilité des colloïdes. Ainsi, les colloïdes sont stables s'ils sont résistants à l'agrégation, et instables si l'agrégation est obtenue rapidement. En générale les colloïdes se classent en deux catégories: les particules hydrophiles et les particules hydrophobes, Citons parmi les particules hydrophiles (les protéines, amidon, polymères synthétique ...etc.), les particules hydrophobes ont revanche peu d'affinité pour l'eau (argiles, caoutchouc, latex...etc.). Ces particules sont instables au sens thermodynamique mais peuvent être cinétiquement stables en raison des répulsions interarticulaires, Dans la plupart des cas, les forces de répulsion sont électriques, et les propriétés d'ensemble de toutes les particules, colloïdales sont caractéristiques d'une surface développée importante et d'une répartition de charges négatives sur toute la surface (Gaid, 1988).



**Figure II.8.** Gamme approximatives de tailles de particules dans les eaux naturelles (Legube, 2015).

### II.3.10.4. Flocculation

Après avoir été déstabilisées, les particules colloïdales ont tendance à s'agglomérer en entrant en contact les unes avec les autres. Le taux d'agglomération dépend de la probabilité de ces contacts et de leur efficacité (Desjardins, 2015). La flocculation consiste à ajouter des macromolécules de poids moléculaire élevé facilitant le phénomène d'agrégation (Linke et Booth, 1960), deux mécanismes principaux d'action sont proposés suivant la charge des polymères considérés. Lorsque la macromolécule est neutre ou faiblement chargée, l'agrégation s'effectue par adsorption du polymère sur différents colloïdes établissant ainsi des ponts entre ces particules, l'adsorption de ce type de polymère conduite à mettre en contact avec la surface un nombre limité de monomères. Lorsque l'agrégation est effectuée par la mise en présence de particules et de polymères des charges opposées, la neutralisation des charges des surfaces par adsorption des poly électrolytes devient le phénomène prépondérant (Gregory, 1973).

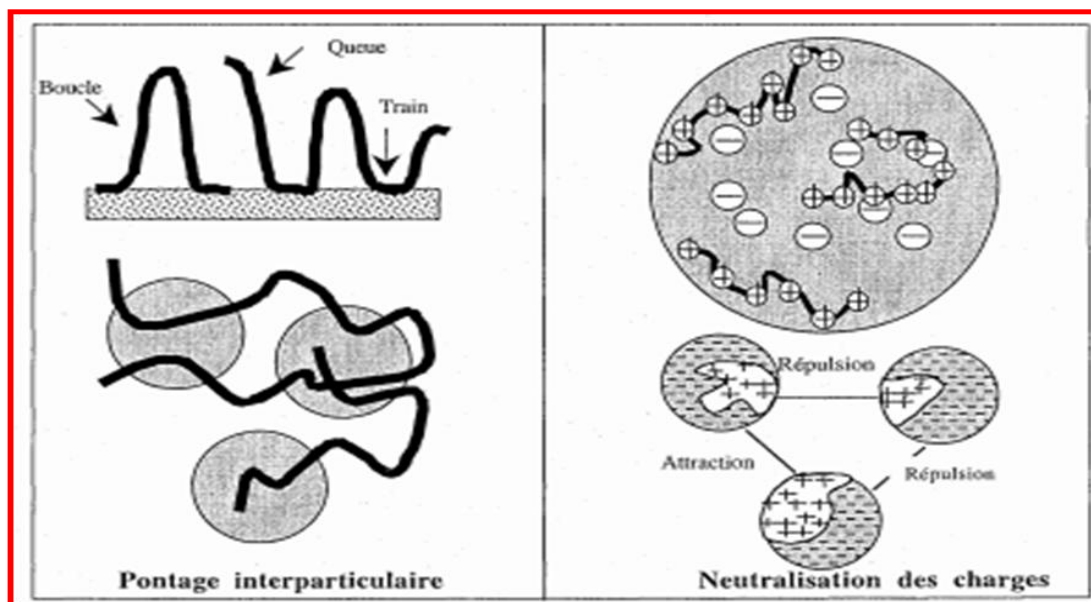


Figure II.9. Illustration des mécanismes de flocculation (Elsamrani, 2003).

La flocculation a pour but d'augmenter la probabilité des contacts entre les particules (Desjardins, 2015). Les flocculants sont des produits qui ont des actions inter particules par pontage, ces flocculant sont pour la plupart constituées de polymères à haut poids moléculaire possédant des groupes réactifs de charge inverse à celle de la suspension à traiter (Kettab, 1992).

## II.4. Conclusion

Au cours de ce chapitre, les définitions, des appareils et des unités de mesure des paramètres physico-chimiques ont été données, ainsi que les méthodes de mesure de certains de ces paramètres en laboratoire. Nous avons examiné de manière plus détaillée l'opération de coagulation-flocculation et l'essai de « Jar-Test ».

***Chapitre III : Présentation de la Station de Traitement  
des Eaux potable Boudouaou***

---

### III.1. Introduction

Mise en service en 1986, la station de traitement des eaux de Boudouaou est historiquement, la plus importante infrastructure de production des eaux conventionnelles alimentant la Capitale, Alger. Elle fait partie du système SPIK (système de production Isser Keddara) et est alimentée à partir du barrage de Keddara (capacité 142 Millions m<sup>3</sup>), lui-même principalement alimenté par pompage depuis le barrage de Beni Amrane (capacité 12 Millions m<sup>3</sup>), approvisionné par l'oued Isser et en dépannage par délestage du barrage de Koudiat Accerdoune (capacité 640 Millions m<sup>3</sup>) (SEEAL 2008).

### III.2. Présentation de la station de traitement des eaux Boudouaou

La station de traitement fait partie du système Isser-Keddara, elle traite les eaux des barrages Béni-Amrane, Keddara et Hamiz pour alimenter Alger en eau potable. Elle constitue un ouvrage essentiel dans la chaîne de production d'eau à partir des eaux de surface, avec une capacité de production maximale de 540 000 m<sup>3</sup>/Jour (Bouzetine, 2012).



Figure III.1. Station de traitement d'eau potable Boudouaou

### III.3. Localisation de la station

L'usine de traitement se situe à environ 7km du barrage Keddara, entre la ville de Boudouaou et d'Ouled Moussa. La station de traitement des eaux de Boudouaou est située à 8Km au sud de Boumerdes et 40Km à l'est d'Alger, elle occupe une superficie de 17 hectares, elle a

été dimensionnée pour traiter un débit maximale d'eau de barrage de Keddara. Cette station est prévue pour l'alimentation en eau potable du grand Alger (Belkadi et Ikhenoussene, 2008).

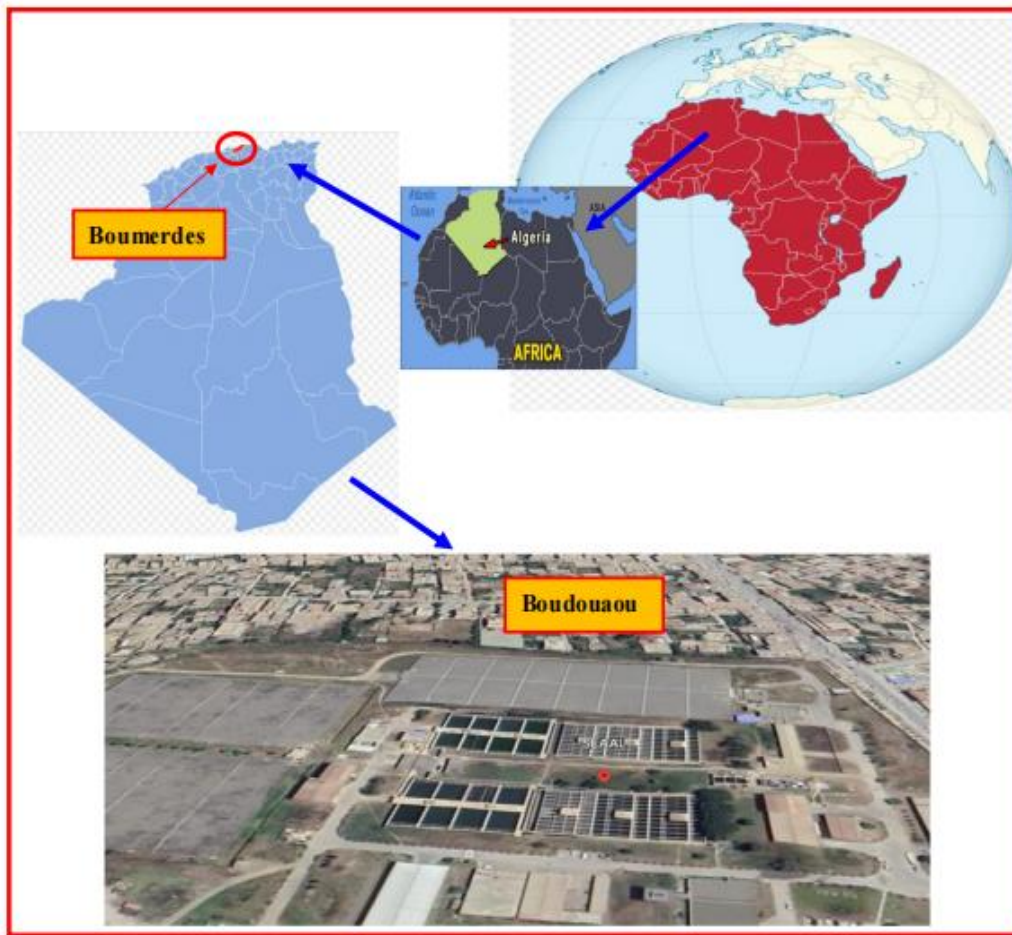


Figure III.2. Localisation de la station de traitement des eaux potable de Boudouaou.

#### III.4. Historique de la station

Avant les années 1987, l'alimentation en eau potable du grand-Alger était assurée par les champs de captage du Mazafran, de Beraki et du Hamiz. La quantité des eaux souterraines n'arrivaient plus à couvrir les besoins toujours grandissants des consommateurs. Pour combler le déficit en eau potable de la région algéroise, un nouveau système d'approvisionnement a été mis en service à partir de 1987 appelé SPIK (système de production Isser-Keddara) et qui a pour objet de retenir des eaux des oueds Isser, Keddara, et Hamiz, de les traiter puis les transporter jusqu'aux différents quartiers d'Alger (Bouzetine, 2012). Les travaux de réalisation de ce système ont été terminés en Janvier 1983 (Medjahed et Toubal, 2013).

### **III.5. Origine de l'eau brute au niveau de la station**

Le barrage Keddara est l'origine de l'eau brute qui arrive gravitairement à la station de Boudouaou, il est situé dans la wilaya de Boumerdes (ANBT, 1987). Le barrage de Keddara, dont la capacité de stockage est de 145 millions de mètres cubes, reçoit les eaux de l'oued Keddara, du barrage de Beni Amrane, qui a une capacité de stockage de 16 millions m<sup>3</sup>, et du trop-plein du barrage Hamiz. Le transfert de l'eau du barrage de Beni Amrane vers le barrage de Keddara est assuré par une station de pompage dont la capacité de refoulement est de 7m<sup>3</sup>/s (ANBT, 1987).

### **III.6. Système de traitement des eaux potables & Station de Boudouaou**

Cette station de traitement compte : (i) un ouvrage d'arrivée et de mélange, (ii) une étape de clarification assurée par le procédé de coagulation-floculation grâce à des décanteurs de type « PULSATOR » lamellaire à lit de boue, utilisant le sulfate d'aluminium comme coagulant, (iii) des filtres type « AQUAZURV », et enfin l'eau est stockée dans deux réservoirs de capacité totale 2 x 50 000 m<sup>3</sup> (Figure III.3), avant qu'elle ne soit pompée vers la ville d'Alger (SEAAL, 2008).

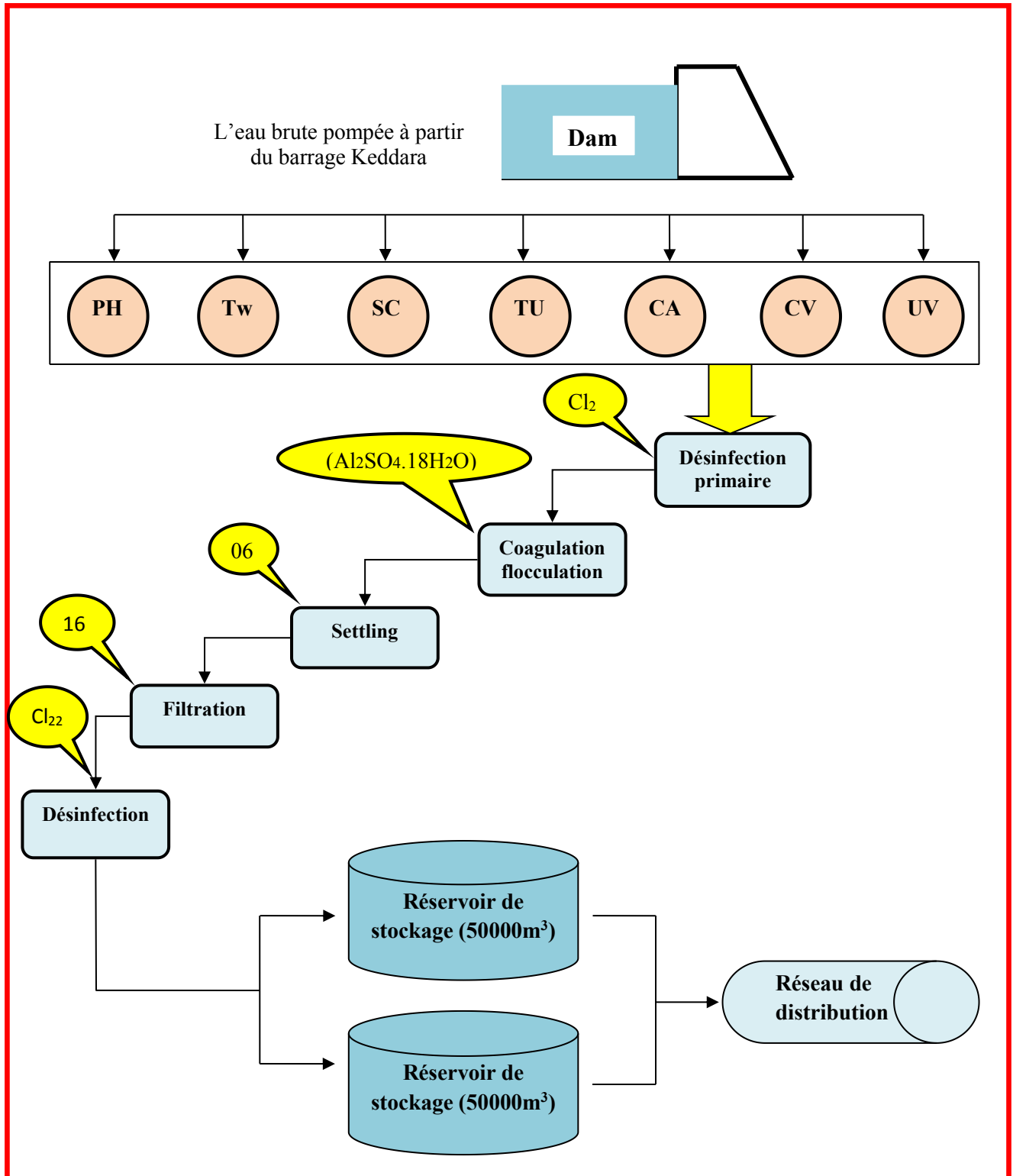


Figure III.3.Représentation de la station de traitement des eaux de Boudouaou

### III.7. Problématique & collecte de données

L'objectif de notre travail est la modélisation de la dose du coagulant (Dos) en fonction des variables descriptives caractérisant l'eau brute à l'entrée de la station. Nous disposons pour cela de sept variables: la température ( $T_w$ ), le pH, la turbidité (TU), la conductivité électrique de l'eau (SC), les ultraviolets ( $UV_{254}$ ), la couleur vraie (CV) et la couleur apparent (CA). Ces sept variables sont mesurées deux fois par jour, parallèlement la dose de coagulant (Dos) est déterminée par les essais Jar-Test effectués au laboratoire. Les caractéristiques statistiques des variables retenues sont présentées dans le tableau III.1. La base de données s'étale sur une période allant du 24/12/2008 à 16/06/2012 avec un total de 827 données. La base de données est divisée en deux partis: 70% pour l'apprentissage (580) et 30% pour la validation (256).

**Table III.1.** Statistiques descriptives des variables utilisées et la dose de coagulant.

Variables	Subset	Unit	$X_{mean}$	$X_{max}$	$X_{min}$	$S_x$	$C_v$	$R$
<i>Station de Traitement des Eaux Potables Boudouaou</i>								
$Dos$	Training	Mg/L	22.335	50.000	0.000	13.548	0.607	1.000
	Validation	Mg/L	23.825	50.000	0.000	13.930	0.585	1.000
	All data	Mg/L	22.648	50.000	0.000	13.647	0.602	1.000
$T_w$	Training	°C	15.146	19.400	10.200	2.005	0.132	-0.411
	Validation	°C	15.091	19.500	10.900	2.102	0.139	-0.374
	All data	°C	15.166	19.500	10.200	2.009	0.132	-0.389
PH	Training	//	7.959	8.300	7.480	0.183	0.023	0.278
	Validation	//	7.976	8.330	7.420	0.178	0.022	0.410
	All data	//	7.964	8.330	7.420	0.182	0.023	0.319
$SC$	Training	$\mu.s/cm$	983.775	1280.000	702.000	98.848	0.100	-0.022
	Validation	$\mu.s/cm$	977.420	1312.000	691.000	104.274	0.107	0.005
	All data	$\mu.s/cm$	982.439	1312.000	691.000	100.748	0.103	-0.008
$TU$	Training	NTU	5.354	62.600	1.170	5.061	0.945	0.472
	Validation	NTU	6.119	58.680	1.310	6.746	1.102	0.470
	All data	NTU	5.527	62.600	1.170	5.603	1.014	0.464
$CA$	Training	UH	16.034	70.000	5.000	6.744	0.421	0.602
	Validation	UH	16.991	60.000	5.000	8.025	0.472	0.598
	All data	UH	16.194	70.000	5.000	7.045	0.435	0.596
$CV$	Training	UH	9.459	20.000	2.500	3.566	0.377	0.551
	Validation	UH	10.158	30.000	3.250	4.141	0.408	0.605
	All data	UH	9.615	30.000	2.500	3.723	0.387	0.564
$UV$	Training	$SAC_{254}$	0.125	3.544	0.017	0.151	1.210	-0.028
	Validation	$SAC_{254}$	0.119	0.305	0.043	0.030	0.252	0.321
	All data	$SAC_{254}$	0.123	3.544	0.017	0.127	1.038	-0.001

[Abbreviations:  $X_{mean}$ , mean;  $X_{max}$ , maximum;  $X_{min}$ , minimum;  $S_x$ , standard deviation;  $C_v$ , coefficient of variation;  $R$ , coefficient of correlation with coagulant dosage;  $T_w$ : water temperature, (C°) /Celsius; **pH**: pH of the water, (without unit); **TU**: water turbidity, (NTU)/Nephelometric Turbidity Unit; **SC**: specific conductance, ( $\mu.s/cm$ )/microsiemens per centimeter; **CV**: true color, (UH)/ Hazen units; **CA**: apparent color, (UH)/ Hazen units; **UV**: UV rays, ( $SAC_{254}$ )/Spectral Absorption Coefficient].

***Chapitre IV : Présentation des Modèles à base des  
Réseaux de Neurones Artificielles (ANN)***

---

## IV.1. Introduction

Les réseaux de neurones sont des modèles informatiques inspirés de la structure et fonctionnement du cerveau humain. Un réseau de neurones est un outil puissant de la modélisation des relations complexes entre les données d'entrée et de sortie, les réseaux de neurones artificiels sont composés de plusieurs couches de neurones interconnectés, chaque neurone reçoit des entrées, effectue une opération mathématique sur ces entrées, puis transmet le résultat à d'autres neurones de la couche suivante, le processus se répète jusqu'à ce qu'une réponse soit générée à partir des entrées. L'avantage des réseaux de neurones se situe dans leur capacité d'apprendre à résoudre des problèmes complexes à partir la modélisation des exemples d'apprentissage réel.

## IV.2. Historique

- En 1890 ; W. James, célèbre psychologue américain introduit le concept de mémoire associative, et 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.
- En 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 (Touzet, 1992).
- En 1949, D. Hebb initie, dans son ouvrage "The Organization of Behavior", la notion d'apprentissage, deux neurones entrant en activité simultanément vont être associés (c'est-à-dire que leurs contacts synaptiques vont être renforcés). On parle de loi de Hebb et d'associationnisme.
- En 1958, F. Rosenblatt développe le modèle du Perceptron, c'est un réseau de neurones inspiré du système visuel, il possède deux couches de neurones : une couche de perception (sert à recueillir les entrées) et une couche de décision, c'est le premier modèle pour lequel un processus d'apprentissage a pu être défini;

S'inspirant du perceptron, Widrow et Hoff, développent, dans la même période, le modèle de l'Adaline (Adaptive Linear Element), ce dernier sera, par la suite, le modèle de base des réseaux de neurones multicouches ;

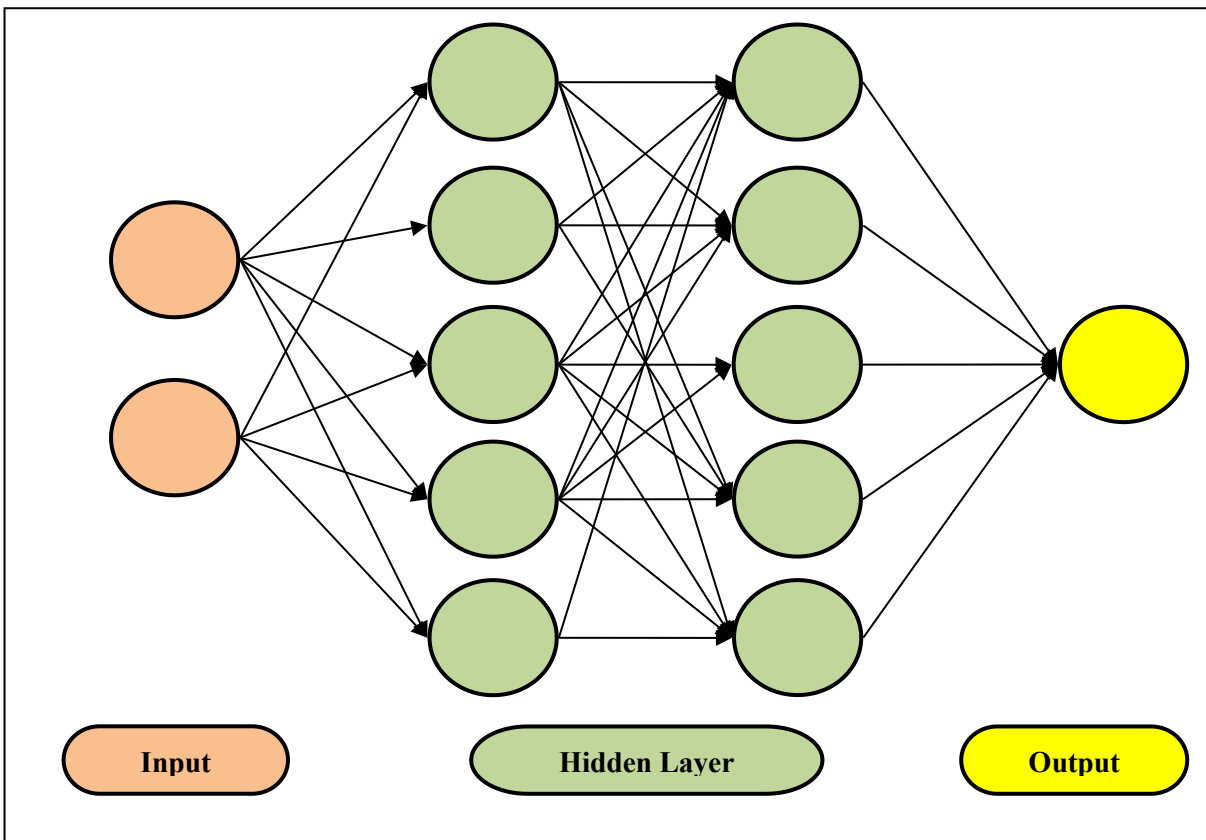
- En 1969, Les recherches sur les réseaux de neurones ont été pratiquement abandonnées lorsque M. Minsky et S. Papert ont publié leur livre « Perceptrons » (1969) et démontré les limites théoriques du perceptron, en particulier, l'impossibilité de traiter les problèmes non linéaires par ce modèle. En 1982, Hopfield développe un modèle qui utilise des réseaux totalement connectés basés sur la règle de Hebb pour définir les notions d'attracteurs et de mémoire associative ;
- En 1984 c'est la découverte des cartes de Kohonen avec un algorithme non supervisé basé sur l'auto-organisation et suivi une année plus tard par la machine de Boltzman (1985);

Une révolution survient alors dans le domaine des réseaux de neurones artificiels : une nouvelle génération de réseaux de neurones, capables de traiter avec succès des phénomènes non-linéaires : le perceptron multicouche ne possède pas les défauts mis en évidence par Minsky, proposé pour la première fois par Werbos, le Perceptron multicouche apparaît en 1986 introduit par Rumelhart, et simultanément, sous une appellation voisine, chez Le Cun (1985). Ces systèmes reposent sur la rétropropagation du gradient de l'erreur dans des systèmes à plusieurs couches, chacune de type Adaline de Bernard Widrow, proche du Perceptron de Rumelhart. De nos jours, l'utilisation des réseaux de neurones dans divers domaines ne cesse de croître, les applications en sont multiples et variées (Ammar, 2007).

### **IV.3. Réseaux de neurones**

#### **IV.3.1. Réseaux de Neurones Artificiels**

Aujourd'hui de nombreux termes sont utilisés dans la littérature pour désigner le domaine des réseaux de neurones artificiels, comme connexionnisme ou neuromimétique. Pour notre part, il nous semble qu'il faut associer à chacun de ces noms une sémantique précise, ainsi, les réseaux de neurones artificiels ne désignent que les modèles manipulés, ce n'est ni un domaine de recherche, ni une discipline scientifique (Touzet, 1992). Le cerveau humain est une structure massivement parallèle et comprend entre 10 et 100 milliards de neurones, chaque neurone possédant quelques milliers de connexions ou synapses (10.000 environ), il s'agit donc d'un réseau à très forte complexité de connexions.



**Figure IV.1.** Réseau de neurones artificiels

Les réseaux de neurones artificiels cherchent à reproduire les fonctions d'un réseau de neurones réel en général face à une application spécifique, un réseau de neurones peut être modélisé comme un graphe orienté dont les nœuds sont des neurones qui sont reliés par des arcs pondérés. Les réseaux de neurones artificiels fonctionnent en 2 phases:

- Une phase d'apprentissage pendant laquelle le réseau apprend à reconnaître les prototypes présentés, il apprend à reconnaître des échantillons en ajustant les poids des interconnexions ou coefficients synaptiques entre neurones ;
- Une phase de reconnaissance pendant laquelle on présente au système des vecteurs d'entrée inconnus qu'il va reconnaître, dans le cas d'un réseau de Hopfield [Hop82] fonctionnant en mémoire associative, le réseau évolue en général vers un des prototypes déjà appris (Ouali, 1991).

### IV.3.2. Neurone Biologique

Le neurone biologique comprend :

- Le corps cellulaire, qui fait la somme des influx qui lui parviennent ; si cette somme dépasse un certain seuil, il envoie lui-même un influx par l'intermédiaire de l'axone;
- L'axone, qui permet de transmettre les signaux émis par le corps cellulaire aux autres neurones;
- Les dendrites, qui sont les récepteurs principaux, reçoivent les signaux qui lui parviennent;
- Les synapses, qui permettent aux neurones de communiquer avec les autres via les axones et les dendrites (Borne et al., 2007).

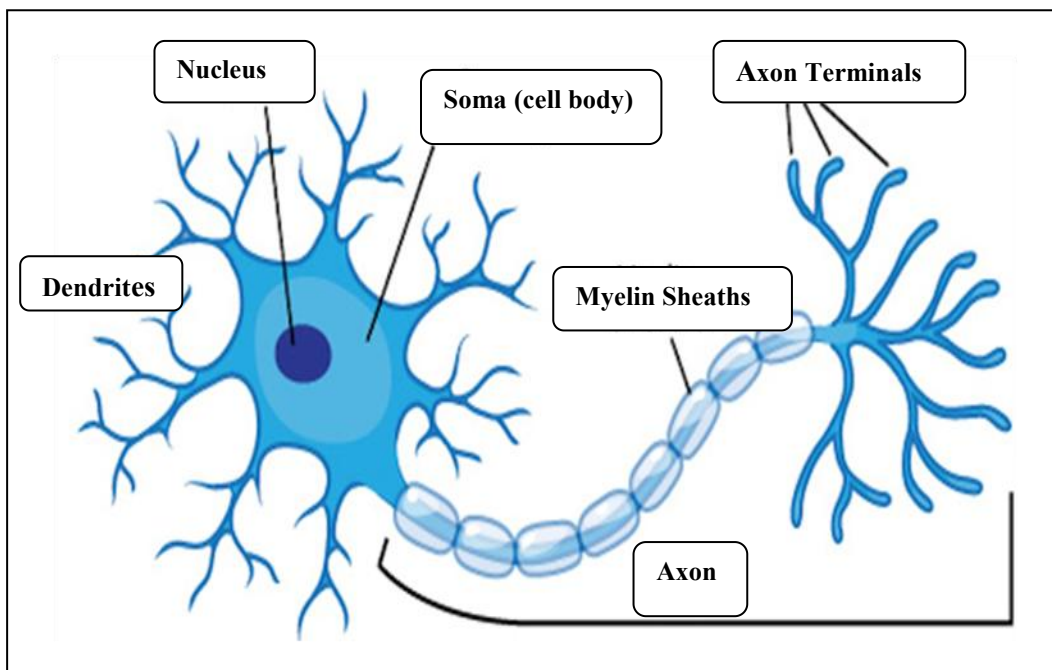


Figure IV.2. Schéma d'un neurone biologique

### IV.4. L'apprentissage automatique

Les réseaux de neurones artificiels font également partie des algorithmes de machine learning (ML), alors que le terme de Deep Learning fait référence des réseaux de neurones à apprentissage profonds et à leur capacité d'apprentissage automatique. Il existe en réalité de nombreux types de réseaux de neurones, en plus des réseaux profonds classiques, comme les réseaux convolutifs, spécialisés dans le traitement d'images basé sur l'application de filtres (par exemple la recherche de contours pour reconnaître un objet spécifique), ou encore les réseaux

récurrents, spécialisés dans l'analyse de séries temporelles et ainsi très utilisés en analyse de texte et reconnaissance de parole. L'apprentissage automatique s'appuie donc sur l'expérience et l'exploitation des données. Il existe de fait plusieurs méthodes d'apprentissage, mais les plus communément utilisées sont les suivantes :

1. **L'apprentissage supervisé:** principalement utilisé pour les réseaux de neurones ; le réseau apprend à l'aide d'un jeu de données comprenant des entrées et des sorties, ou cibles (par exemple, dans la reconnaissance de chiffres, les entrées sont les images et les sorties sont les chiffres à identifier) ; le but de l'apprentissage est alors de réussir à faire une prédiction la plus proche possible de la cible ;
2. **L'apprentissage par renforcement:** au lieu de données d'apprentissage, l'algorithme est directement en contact avec un environnement (par exemple un robot qui doit marcher sur un sol accidenté) et va apprendre de ses actions dans cet environnement et les mémoriser (le mouvement de jambe qui permet au robot d'avancer est perçu comme positif, celui qui le fera tomber comme négatif);
3. **L'apprentissage non supervisé:** l'algorithme est uniquement fourni en données d'entrée et doit extraire de lui-même de l'information afin de partitionner les données et d'en extraire une structure sous-jacente ; le clustering est la méthode d'apprentissage non supervisé la plus répandue, et dans laquelle la machine trouve des points communs entre des données d'un groupe hétérogène et identifie d'elle-même des sous-classes de données homogènes ; il existe également des réseaux de neurones, appelés auto-encodeurs, qui utilisent cette méthode, et dont le but est le plus souvent de réduire la dimension des données ou de les débruiter (**Lamy, 2022**)

## IV.5. Le perceptron

### IV.5.1. Le perceptron monocouche

Réseau neuronal constitué d'un seul neurone artificiel ayant une valeur de sortie binaire qui est déterminée par l'application d'une fonction monotone à une combinaison linéaire des valeurs d'entrée, avec apprentissage par correction d'erreur ([Kadous, 2012](#)).

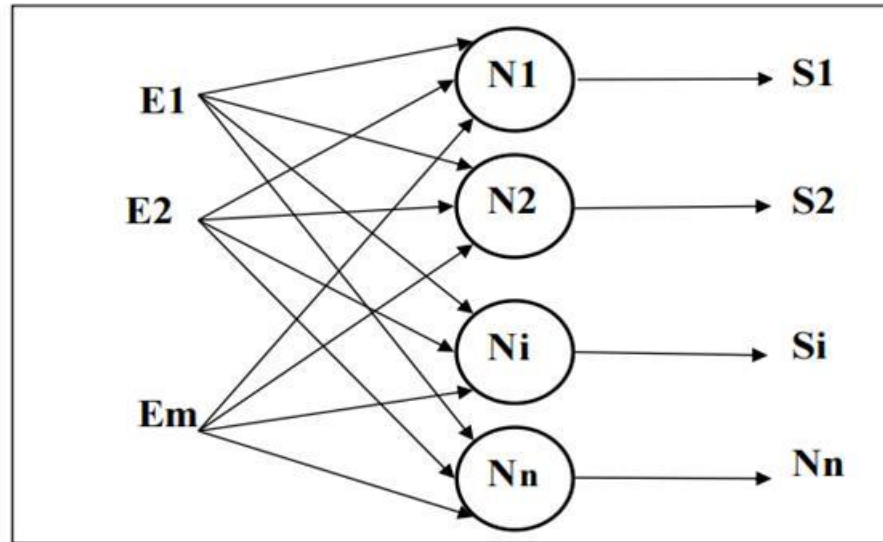


Figure IV.3. Modèle de perceptron

#### IV.5.2. Le perceptron multicouche (MLPNN)

Nous avons précédemment étudié les perceptrons (réseaux monocouche) et nous avons vu que les neurones de sortie étaient chacun connectés aux mêmes informations. Nous les avons perçus comme une couche (alignés verticalement). Ainsi, une couche est constituée de neurones étant connectés aux mêmes informations mais n'étant pas connectés entre eux. Il s'agit maintenant de généraliser le perceptron. On peut ainsi disposer les neurones en plusieurs couches. Ainsi les informations en entrée sont connectés à tous les neurones de la première couche, tous les neurones de la première couche sont connectés à tous les neurones de la seconde couche, et ainsi de suite jusqu'à la dernière couche, appelée couche de sortie. Toutes les couches excepté la couche de sortie sont considérées comme "couches cachées". La couche cachée permet plus d'interaction et instinctivement, on est conscient que notre réseau de neurone pourra apprendre des "fonctions" plus complexes en rajoutant une couche. Le fonctionnement n'est pas pour autant complexe. On a toujours le choix de la fonction d'activation, et l'évaluation de la sortie d'un neurone se déroule de la même manière. La seule différence est que la sortie d'un neurone de la couche cachée sera l'une des informations d'entrées des neurones de la couche de sortie.

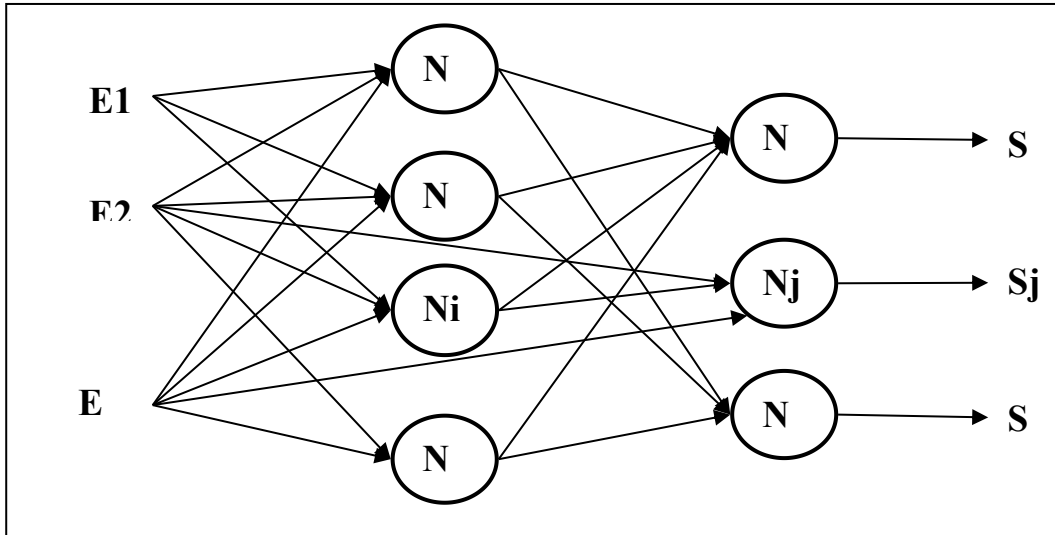


Figure IV.4. Réseau multicouches

Un réseau MLPNN est constitué:

- ✓ D'une couche d'entrée (un neurone par variable plus un pour le biais) ;
- ✓ Une ou plusieurs couches cachées (avec un nombre arbitraire de neurones) ;
- ✓ Une couche de sortie (un neurone pour la discrimination, un neurone par classe dans le multi classe) ;
- ✓ Il est acyclique ;
- ✓ Il est complètement connecté (Ouled-Diaf, 2008).

## IV.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les réseaux de neurones artificiels, en spécifiant leur historique, l'apprentissage des réseaux de neurone, et ses différents perceptrons.

***Chapitre V : Résultats de la Modélisation de la Dose de  
Coagulant***

---

## V.1. Introduction

Cette section vise à évaluer l'efficacité de modèles appliquer pour la modélisation du dosage de coagulant au niveau de la station de traitement des eaux potables de la ville de Boudouaou à savoir; le modèle à base de réseau de neurones artificielles (MLPNN), et le modèle à base de régression linéaire multiple (MLR). Nous avons testé plusieurs combinaisons des variables d'entrée et au total 12 modèles ont été développés (Tableau V.1). Pour les modèles MLPNN nous avons de MLPNN1 à MLPNN12, et pour la régression linéaire multiple, nous avons de MLR1 à MLR12. Les résultats obtenus sont reportés dans le Tableau V.2. Les résultats obtenus étaient très variables d'un modèle à l'autre. Nous évaluons donc l'impact des variables d'entrée sur les performances des modèles par une comparaison entre plusieurs combinaisons d'entrée, dans lequel différents nombres et combinaisons des sept variables de qualité de l'eau brute d'entrée ont été testés pour leur capacité à prédire correctement la dose de coagulant. Nous comparons entre les modèles à sept entrées, six entrées, cinq entrées, quatre entrées, trois entrées et deux variables d'entrée.

**Table V.1.** Structures des modèles utilisés.

MLPNN	MLR	Input combination	Output
MLPNN1	MLR1	T <sub>w</sub> , pH, SC, TU, CA, CV, UV	Dos
MLPNN2	MLR2	T <sub>w</sub> , pH, SC, TU, CA, CV	Dos
MLPNN3	MLR3	T <sub>w</sub> , pH, SC, TU, CA	Dos
MLPNN4	MLR4	T <sub>w</sub> , pH, TU, CA, CV	Dos
MLPNN5	MLR5	T <sub>w</sub> , pH, SC, TU	Dos
MLPNN6	MLR6	T <sub>w</sub> , TU, CA, CV	Dos
MLPNN7	MLR7	T <sub>w</sub> , TU, CA, UV	Dos
MLPNN8	MLR8	T <sub>w</sub> , pH, SC	Dos
MLPNN9	MLR9	TU, CA, CV	Dos
MLPNN10	MLR10	T <sub>w</sub> , pH, TU	Dos
MLPNN11	MLR11	T <sub>w</sub> , pH	Dos
MLPNN12	MLR12	CA, CV	Dos

Pour la validation des modèles, nous avons sélectionné quatre critères de mesure de l'erreur numérique: la racine carrée de l'Erreur Quadratique Moyenne (RMSE), la moyenne des erreurs (MAE), le coefficient de Corrélation (R), et le critère d'efficacité de Nash-Sutcliffe (NSE). Pour les deux premiers critères (RMSE et MAE) elles doivent être proches de zéro pour avoir un meilleur modèle alors que pour les deux autres indices (R et NSE) il faut toujours chercher à avoir des modèles ayant des coefficients proches de 1.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |Dos_{pre,i} - Dos_{obs,i}|}{N} \quad (01)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (Dos_{obs,i} - Dos_{pre,i})^2}{N}} \quad (02)$$

$$NSE = 1 - \left[ \frac{\sum_{i=1}^N (Dos_{obs,i} - Dos_{pre,i})^2}{\sum_{i=1}^N (Dos_{obs,i} - \overline{Dos_{obs}})^2} \right] \quad (03)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (Dos_{obs,i} - \overline{Dos_{obs}})(Dos_{pre,i} - \overline{Dos_{pre}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (Dos_{obs,i} - \overline{Dos_{obs}})^2 \sum_{i=1}^N (Dos_{pre,i} - \overline{Dos_{pre}})^2}} \quad (04)$$

$\overline{Dos_{obs}}$  and  $\overline{Dos_{pre}}$  sont les moyennes des valeurs mesurés et calculer de la dose de coagulant,  $Dos_{obs}$  and  $Dos_{pre}$ , sont les valeurs mesurer et calculer par les modèles, et N corresponds au nombre de points. Nous avons utilisé le logiciel Statistica Release 7. Statistica est un logiciel qui permet d'analyser les données et des calculs statistiques.

## V.2. Étapes de développement du modèle MLR

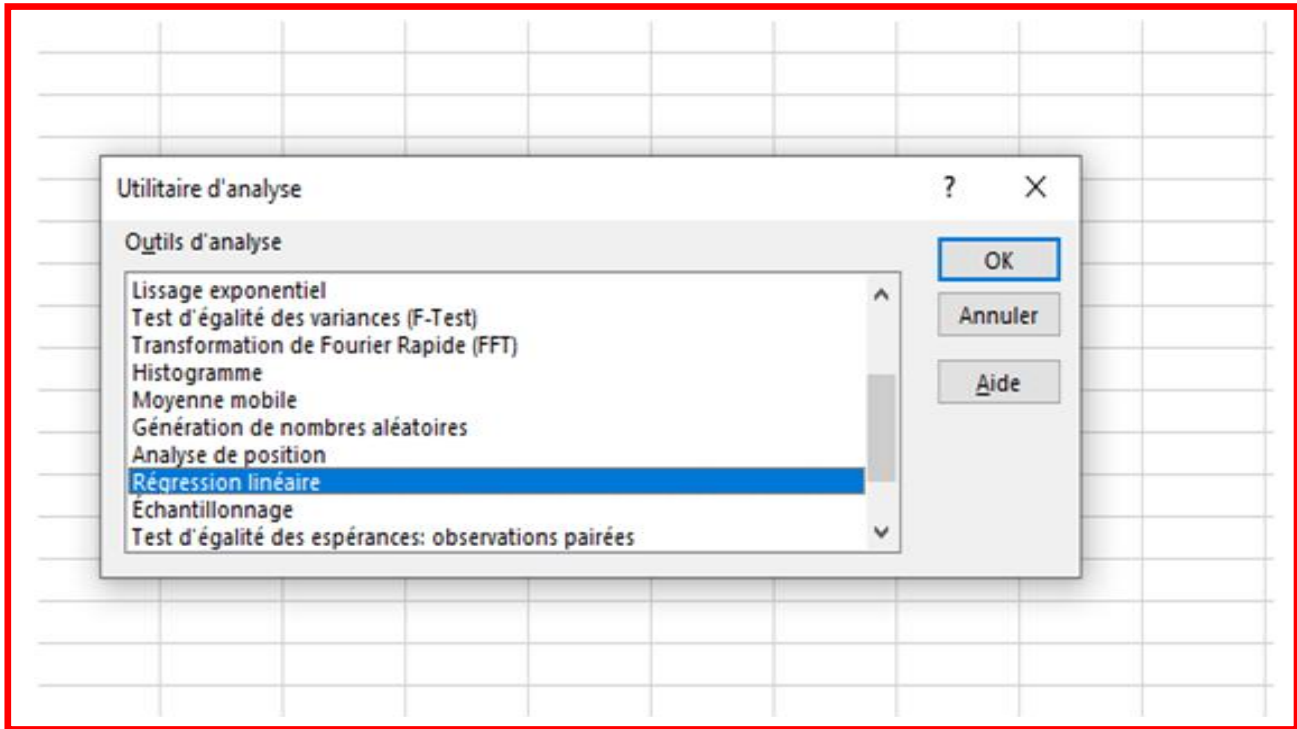


Figure V.1. Lancement de régression linéaire

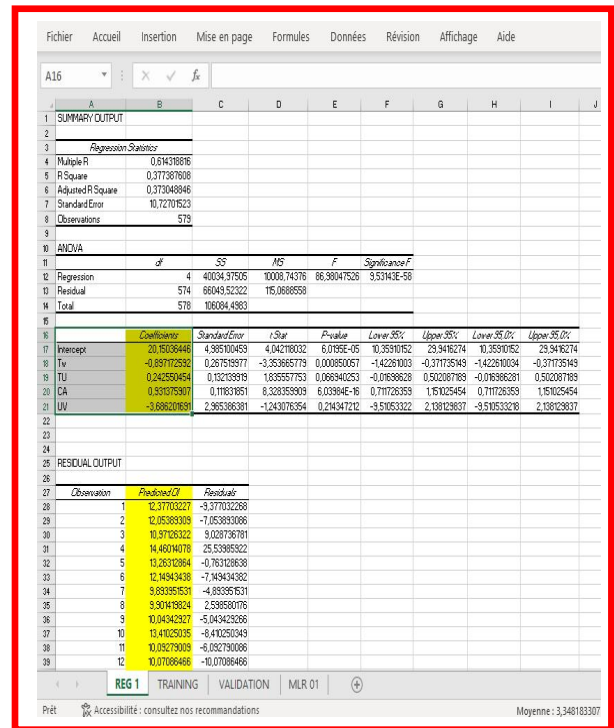
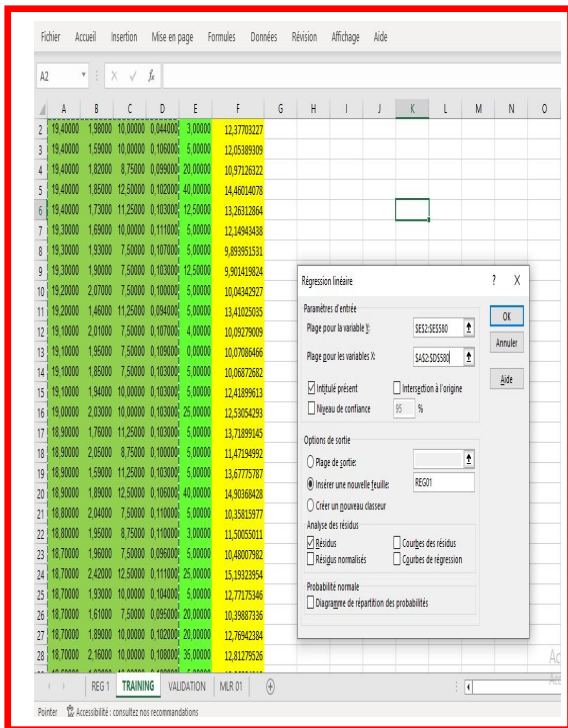


Figure V.2. Sélection des inputs et output

Figure V.3. Affichage de régression linéaire

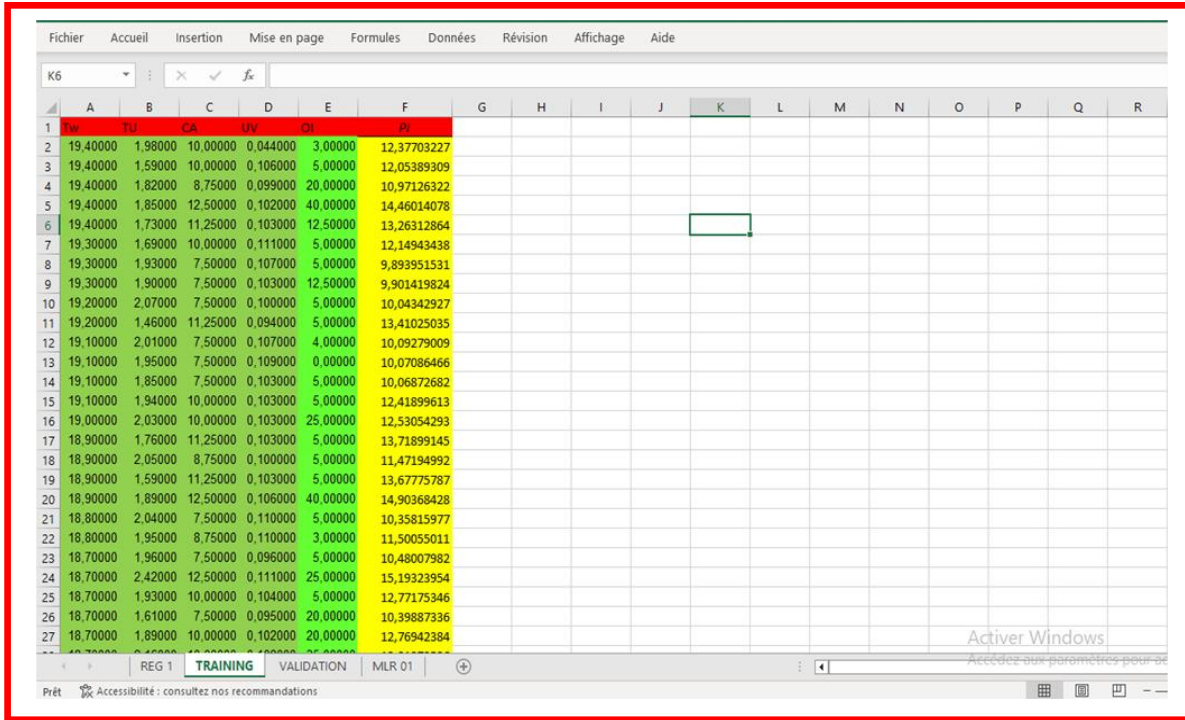


Figure V.4. Transfert les résultats vers un fichier EXCEL (Training)

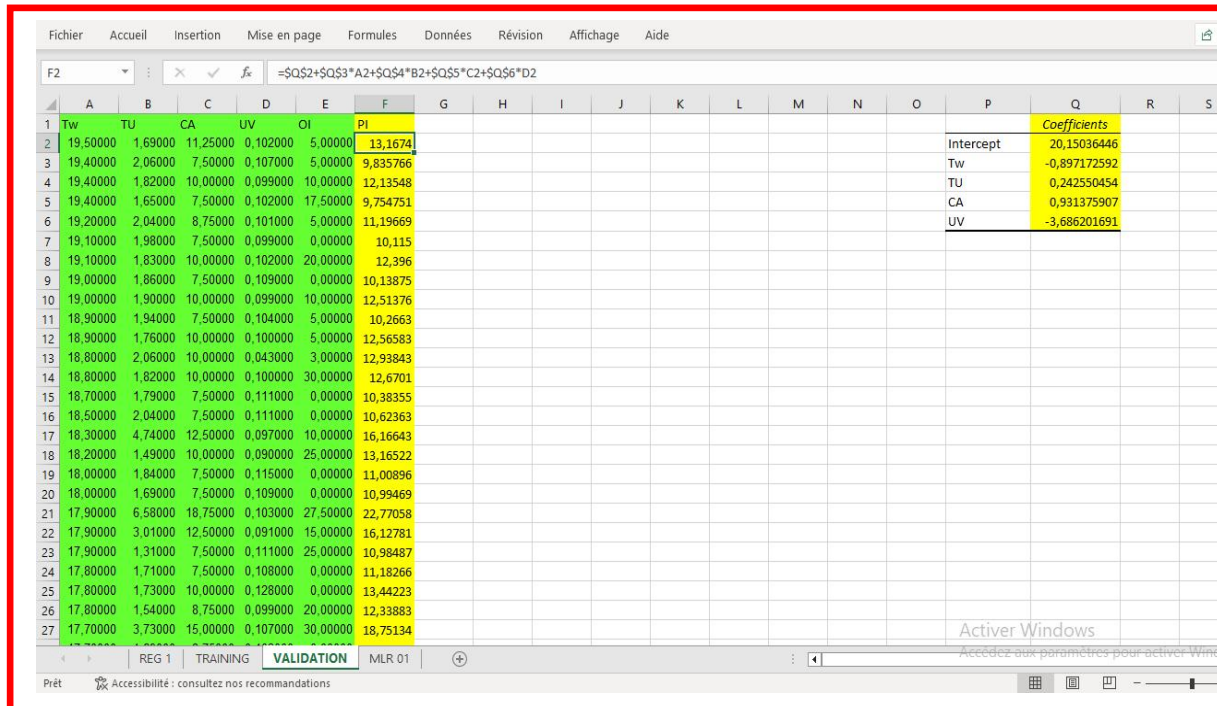


Figure V.5. Transfert les résultats vers un fichier EXCEL et calculer la dose de coagulant partie (Validation)

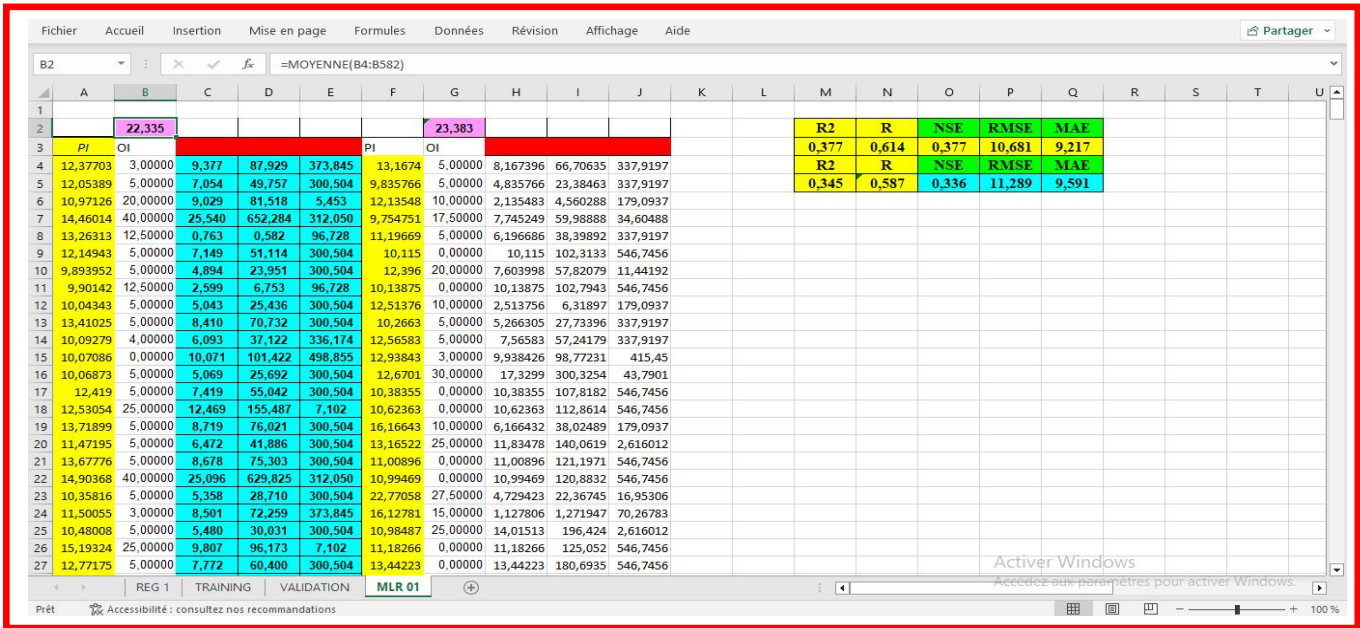


Figure V.6. Calculer les performances numérique des modèles

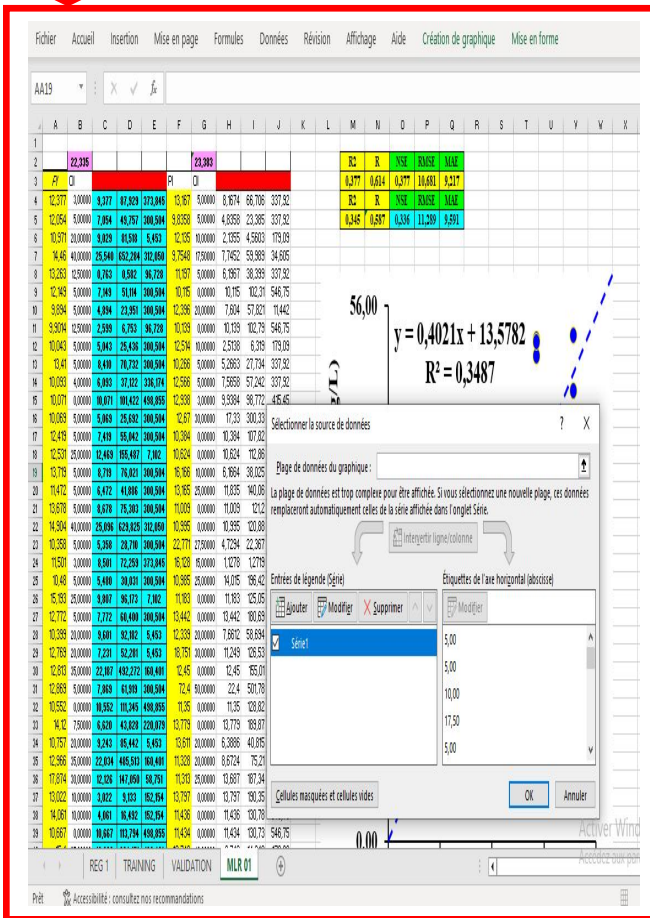


Figure V.7. Sélection des données

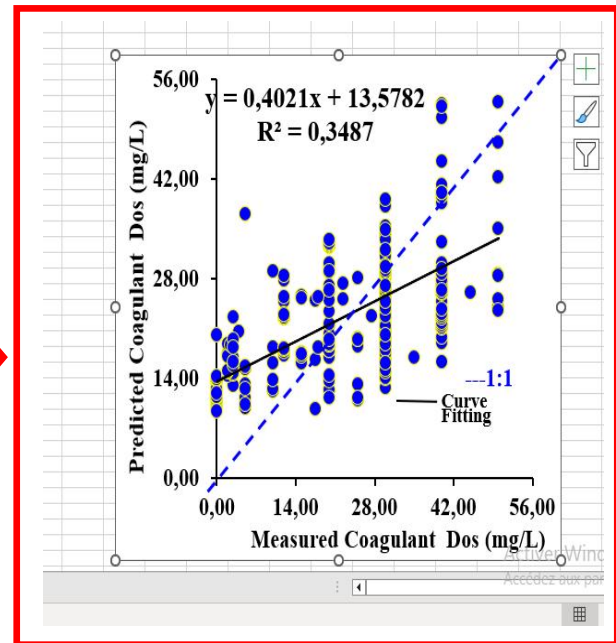


Figure V.8. Elaboration du figure scatterplot

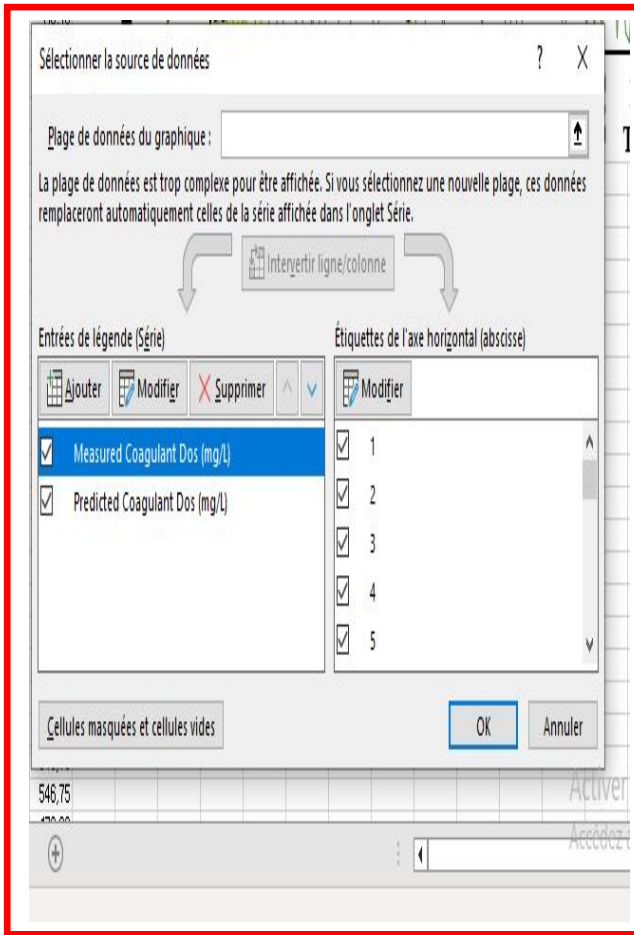


Figure V.9. Sélection des données

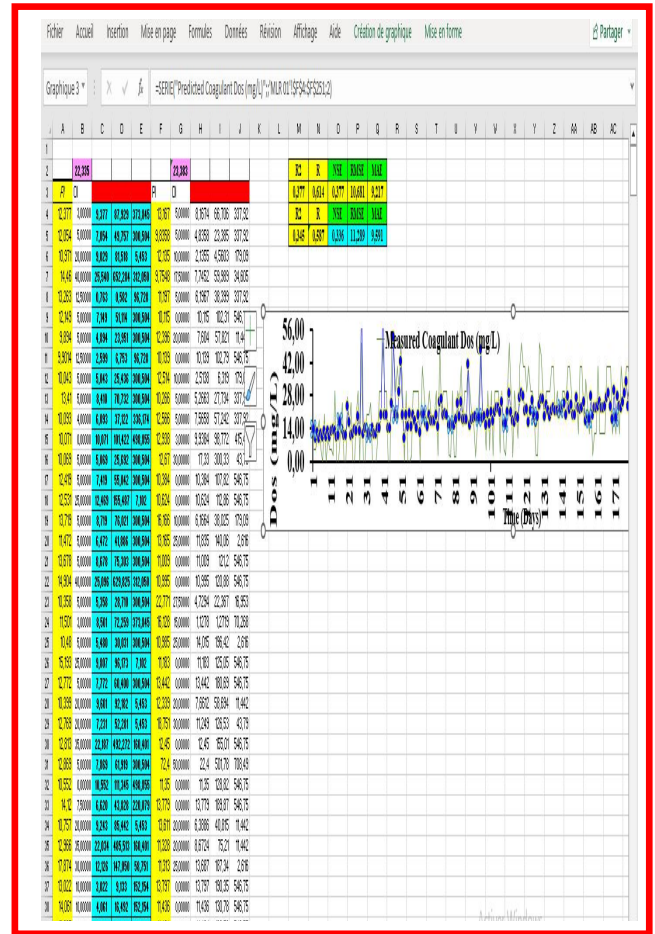
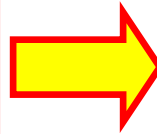


Figure V.10. Elaboration du figure courbe de comparaison

### V.3. Étapes de développement du modèle MLPNN

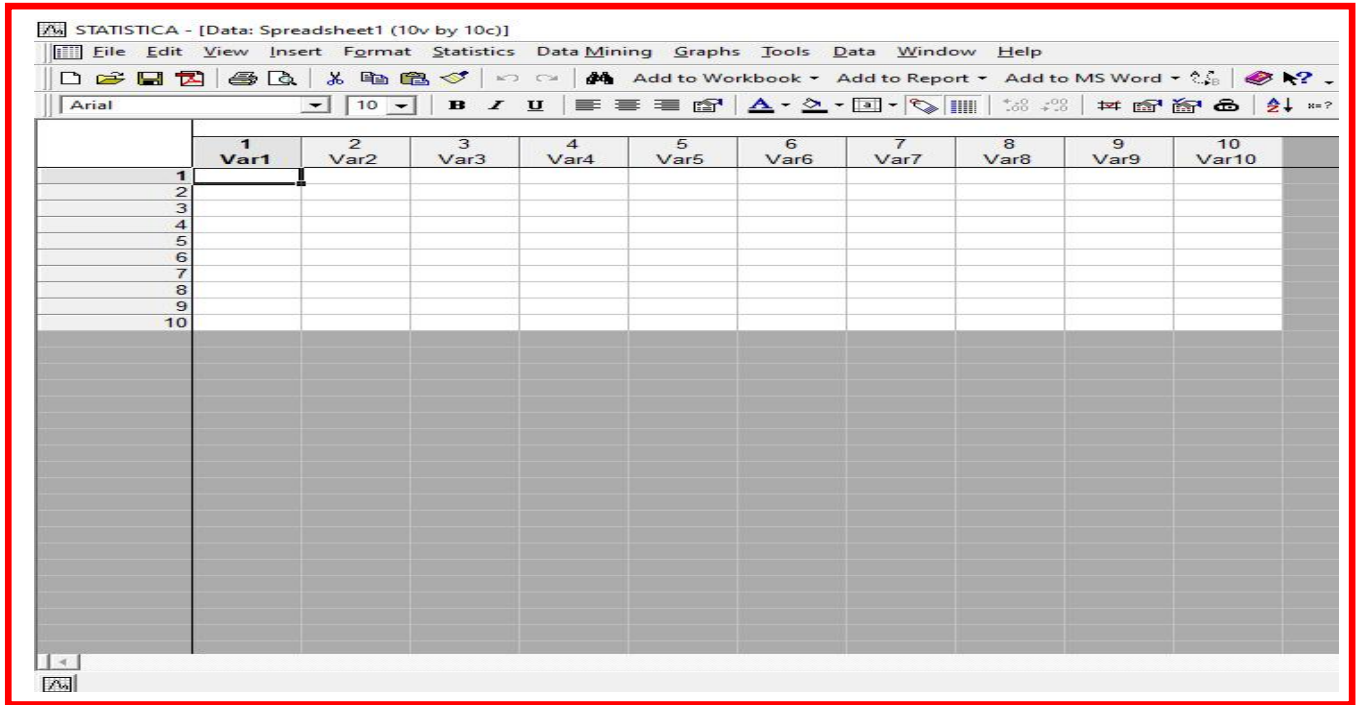


Figure V.11. Lancement du logiciel Statistica

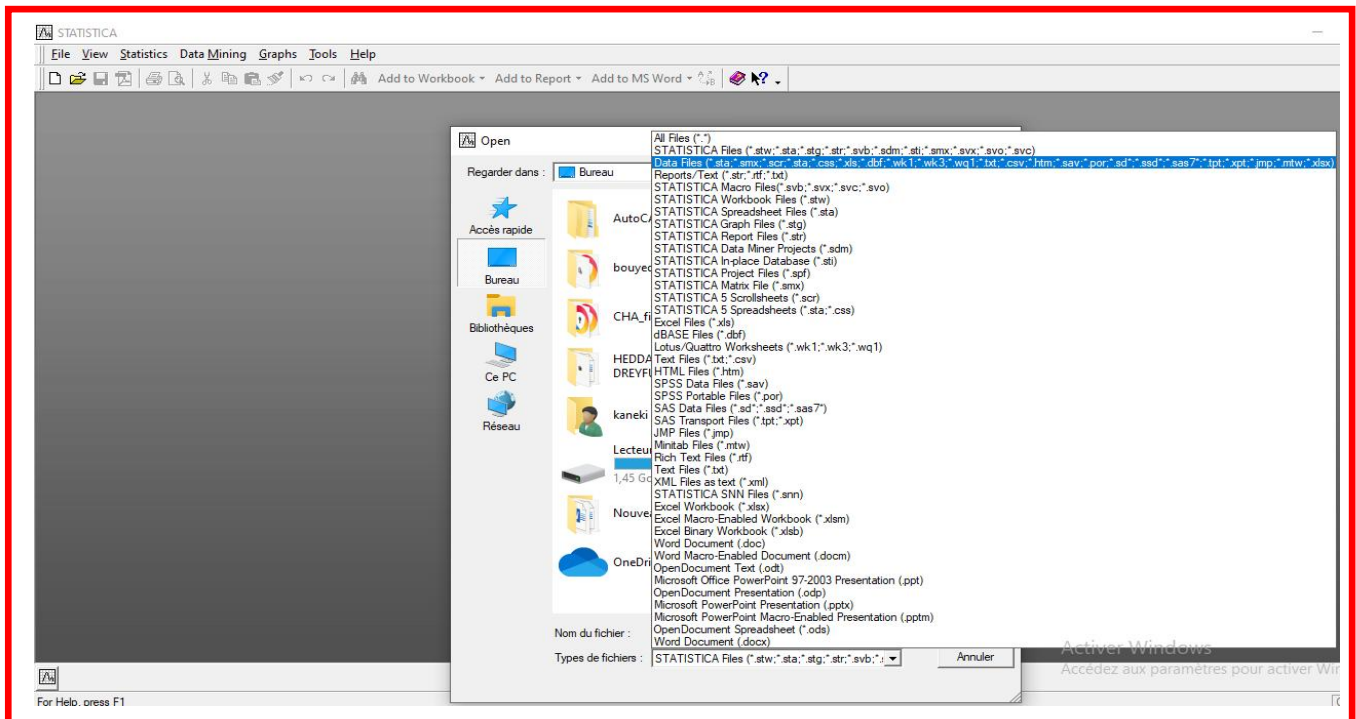


Figure V.12. Choix des types de fichier des données

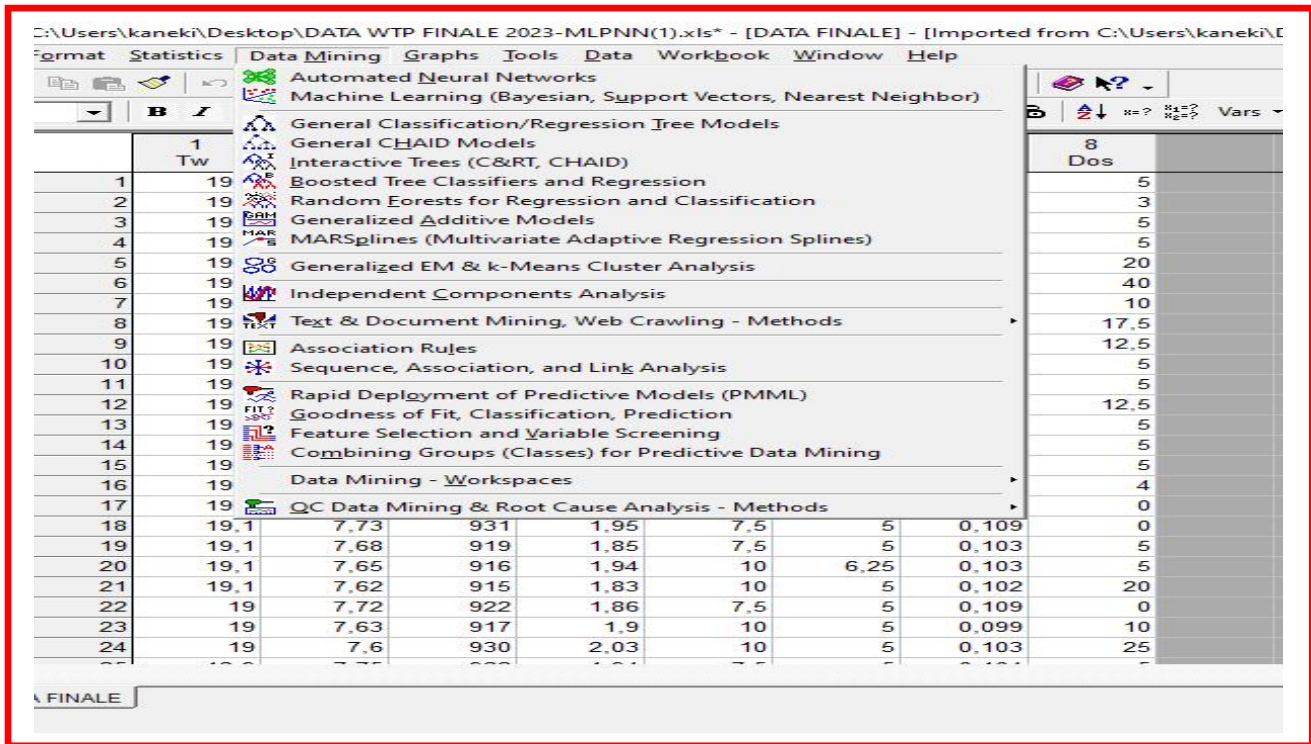


Figure V.13. Lecture du fichier des données

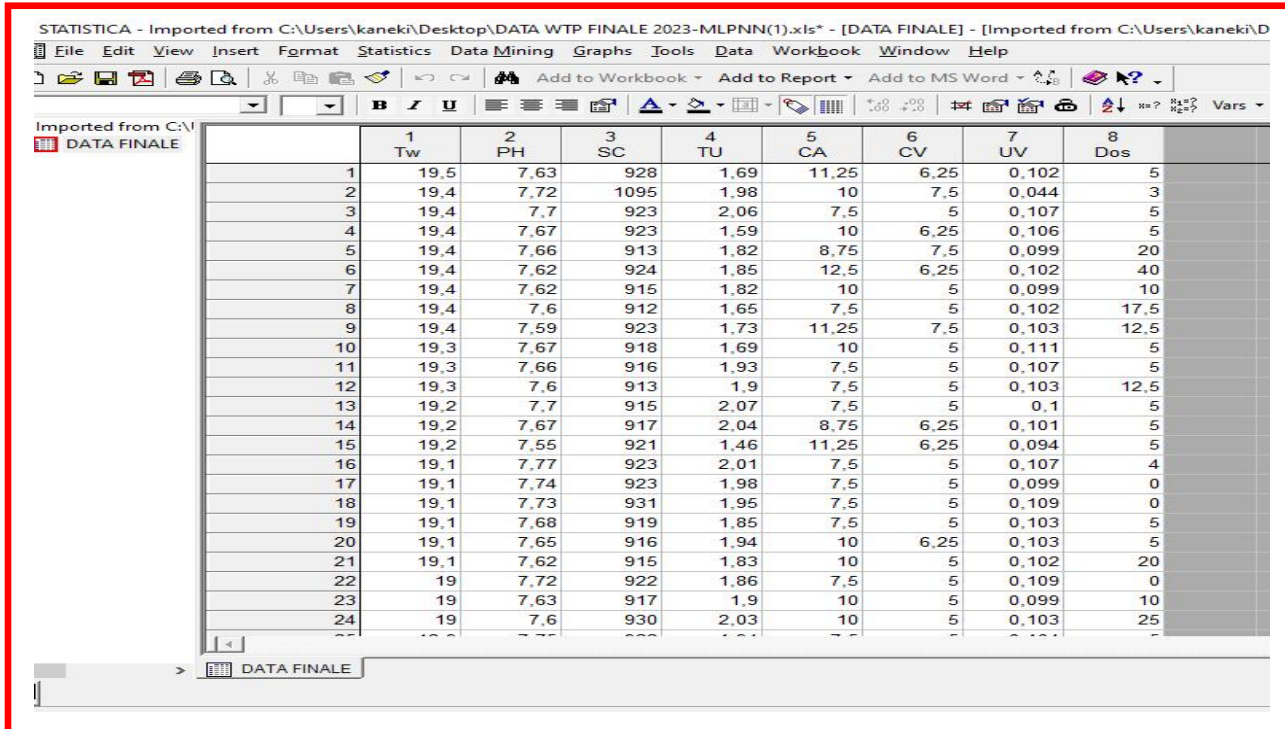


Figure V.14. Lancement de la boîte à outil réseau de neurone artificiel

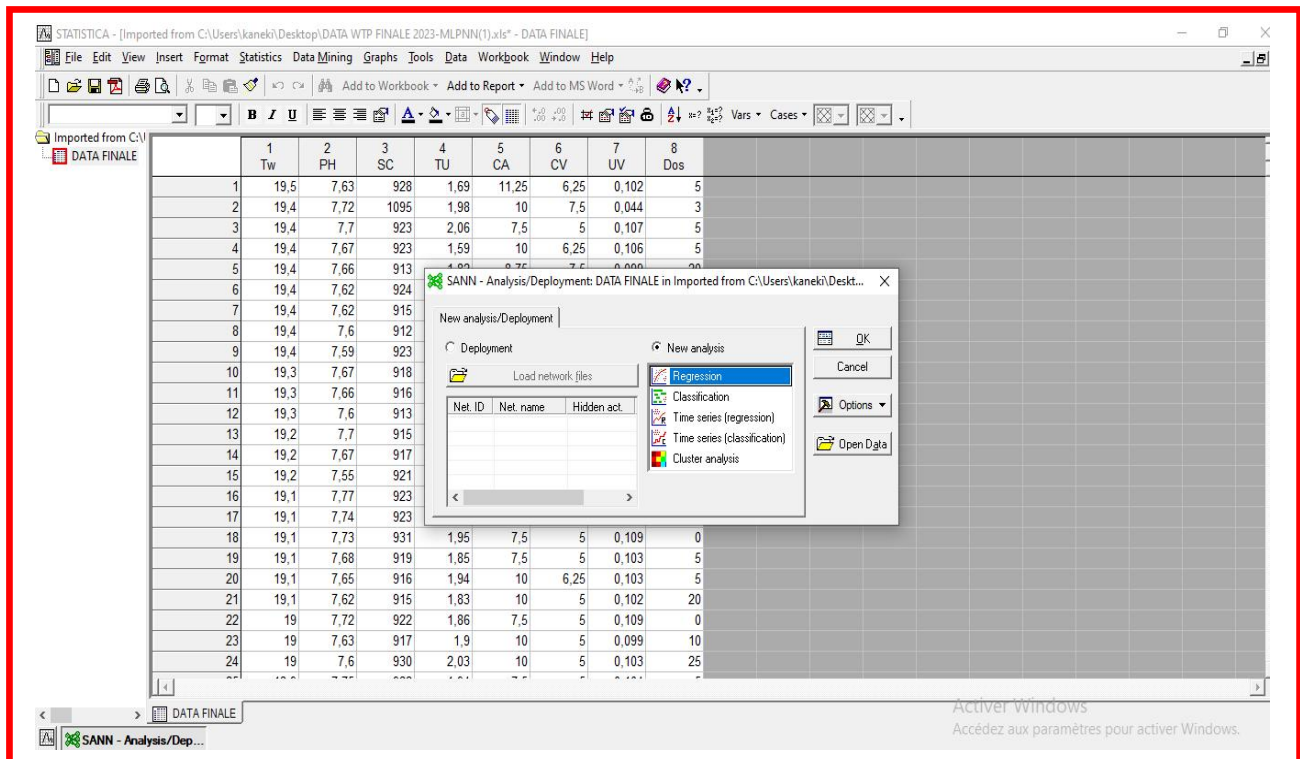


Figure V.15. Choix de l'approximation de fonction (Régression)

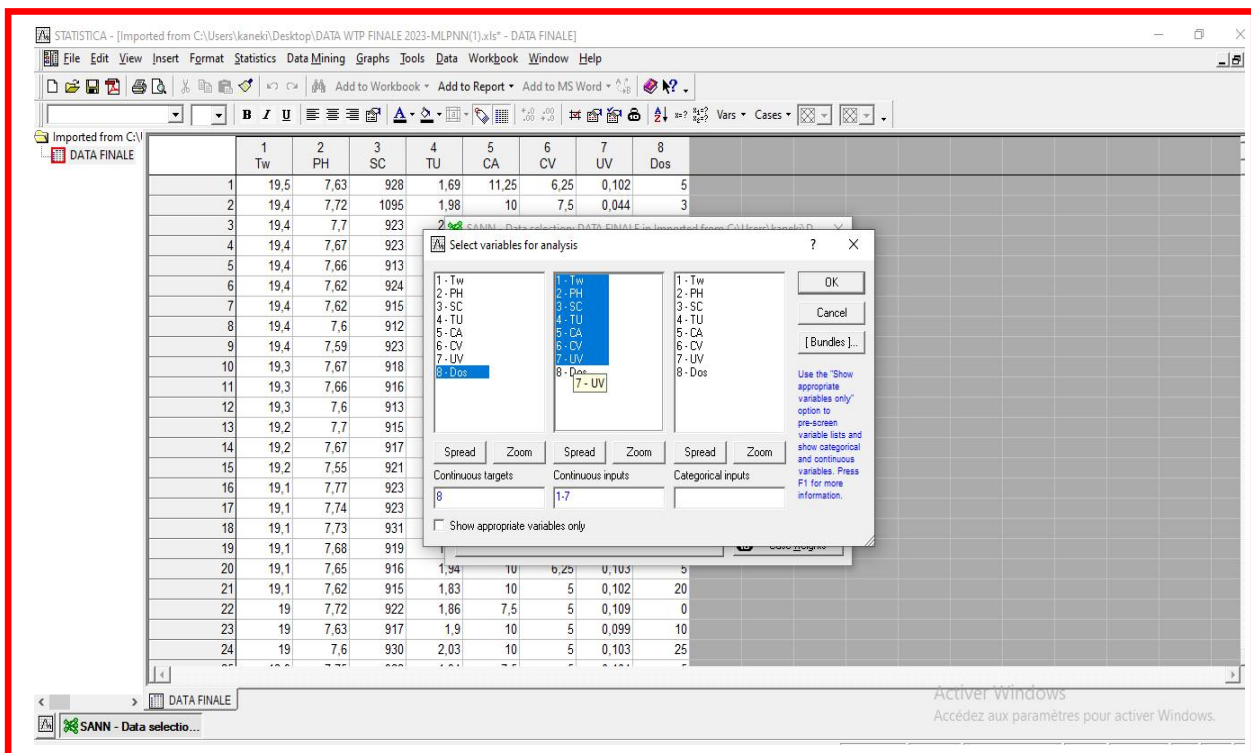


Figure V.16. Sélection des inputs et l'output des modèles

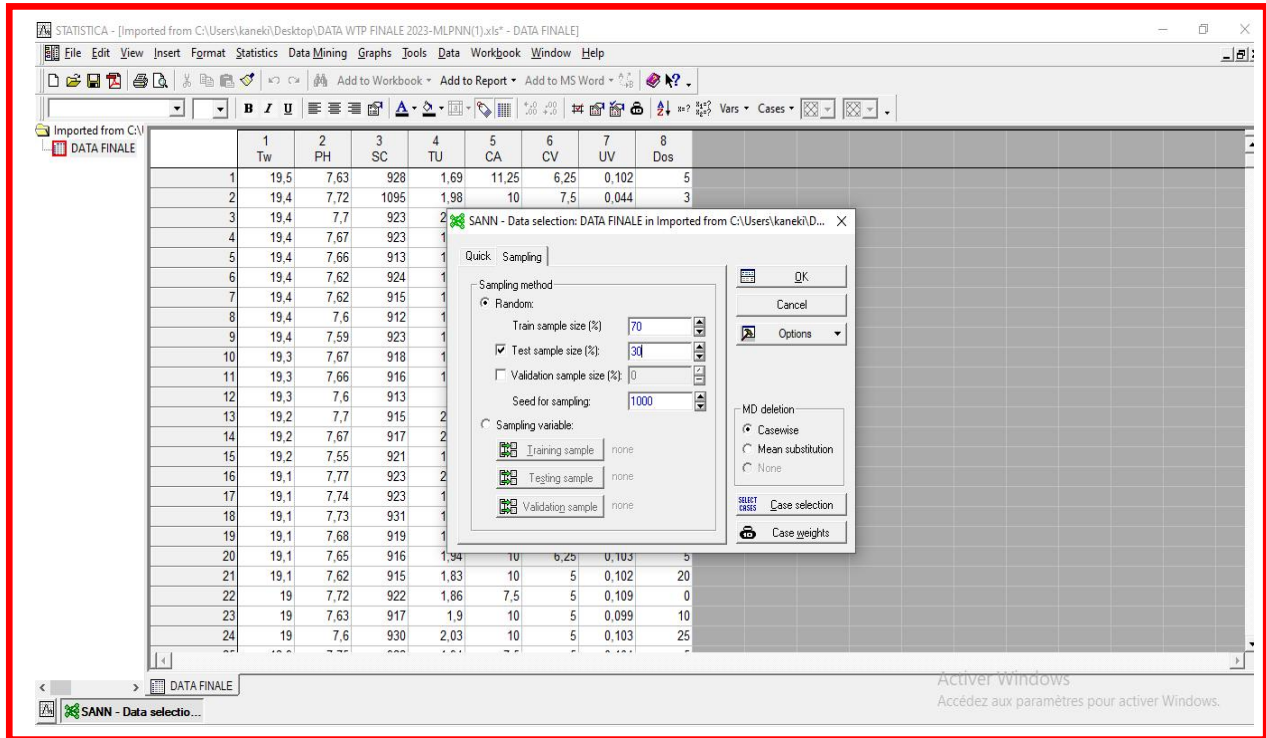


Figure V.17. Division les bases des données entre l'apprentissage(70%) et validation(30%)

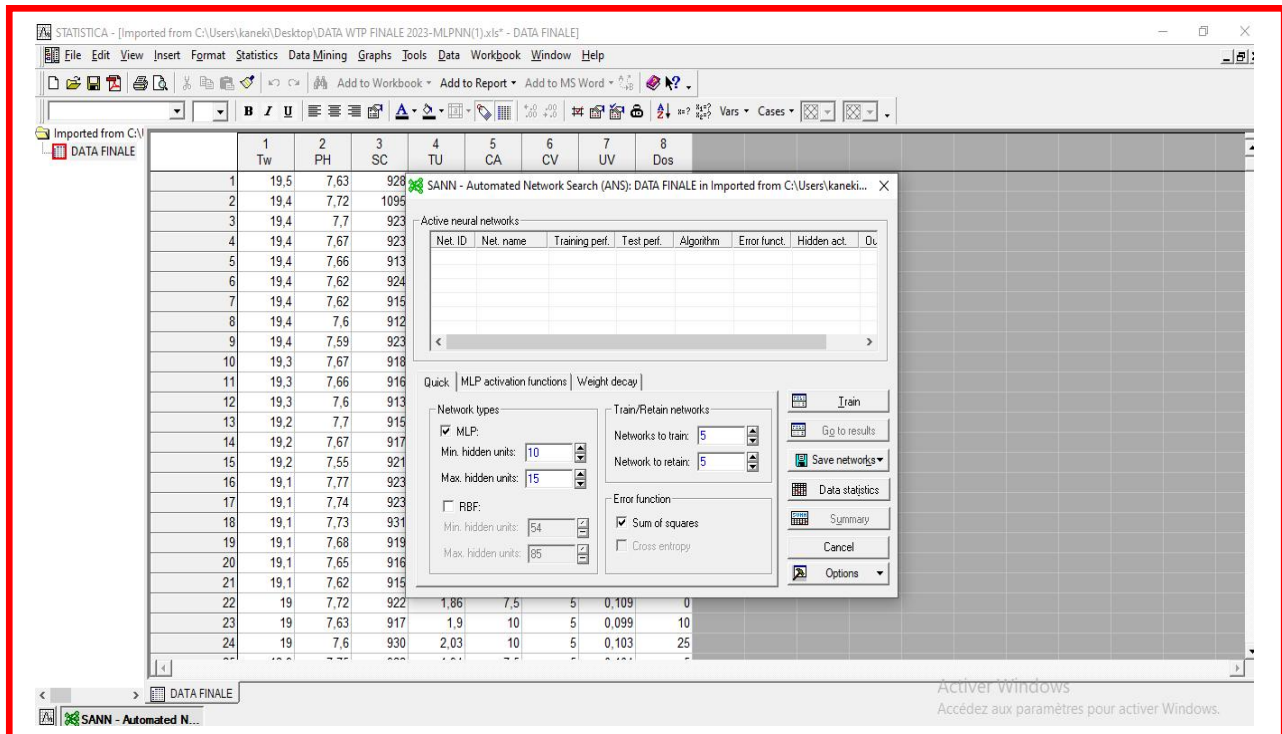


Figure V.18. Choix des types des modèles réseaux de neurone artificiel(MLPNN)

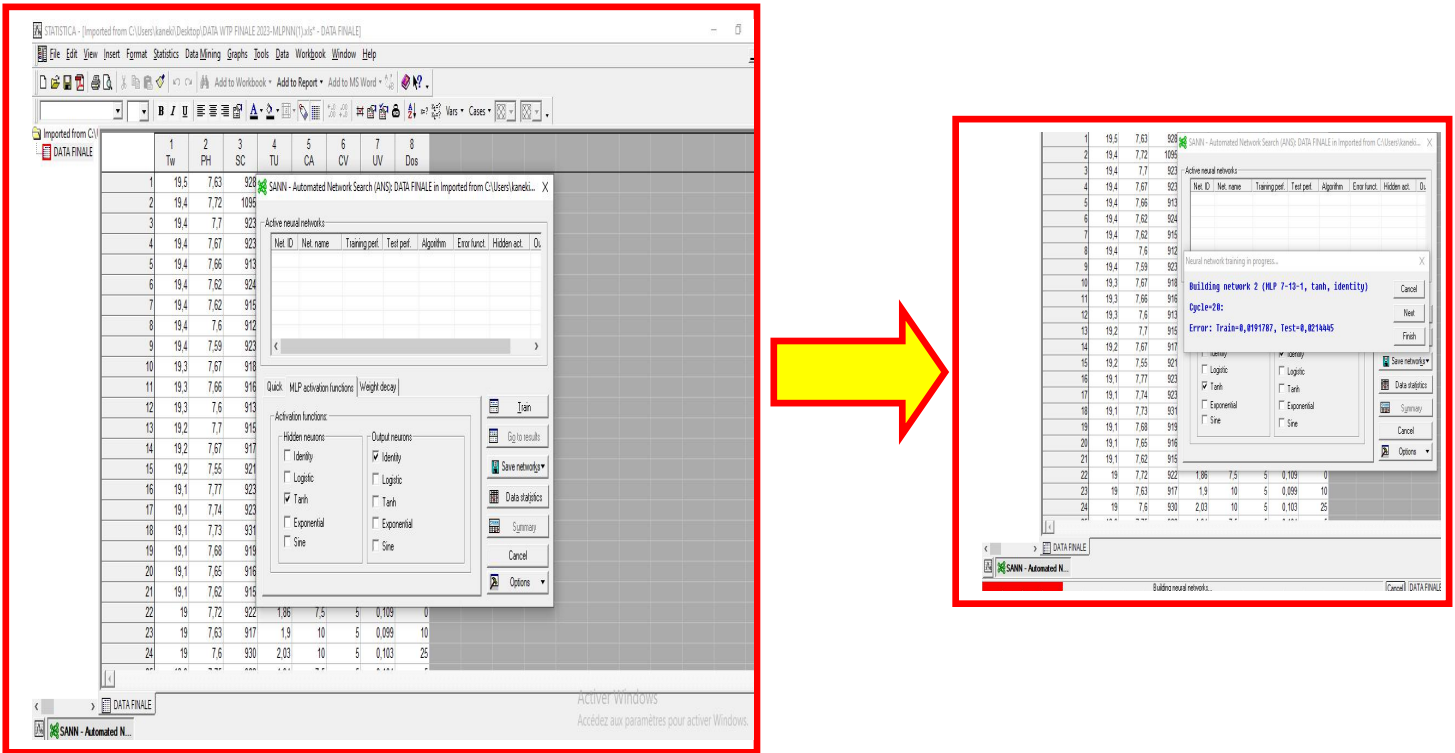


Figure V.19. Choix des fonctions d'activation et lancement de la phase d'apprentissage des modèles

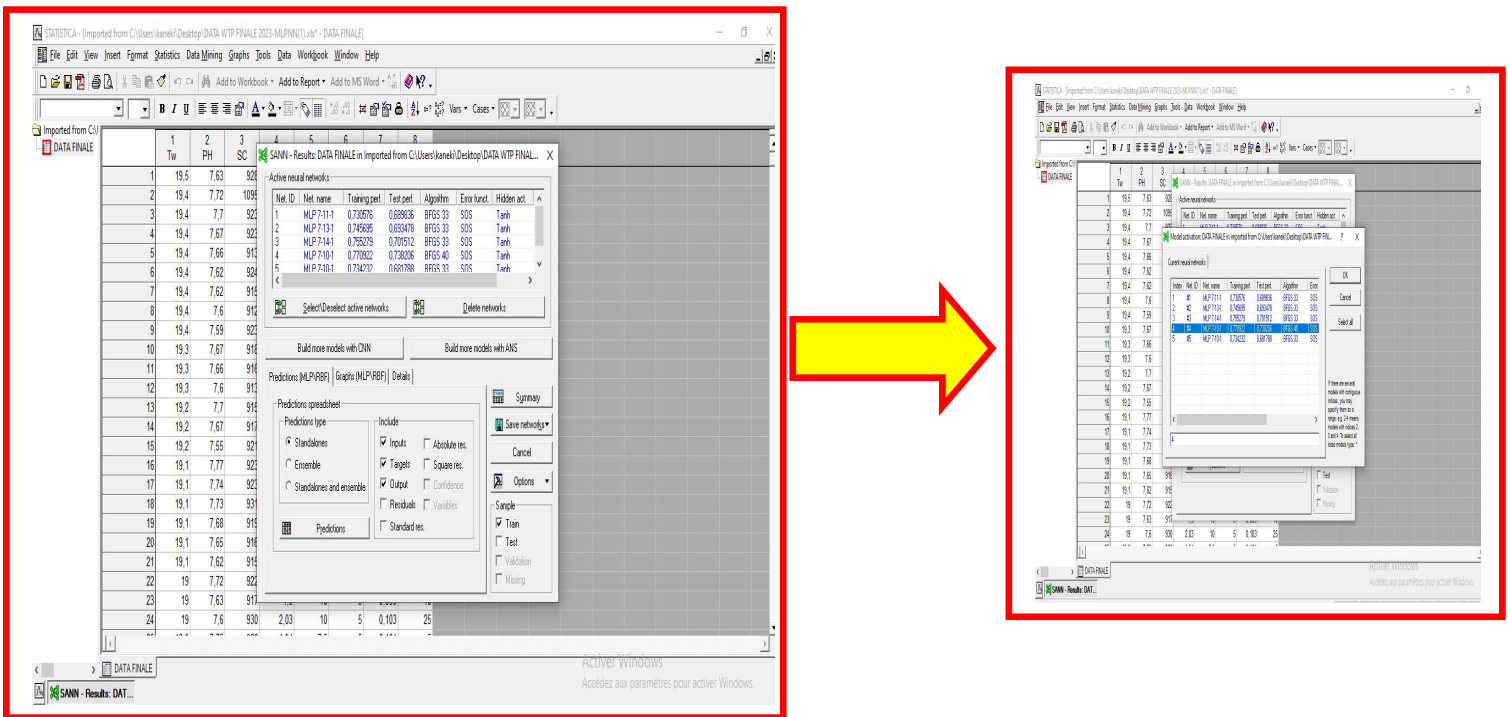


Figure V.20. Présentation des résultats des différents modèles et choix du meilleur modèle

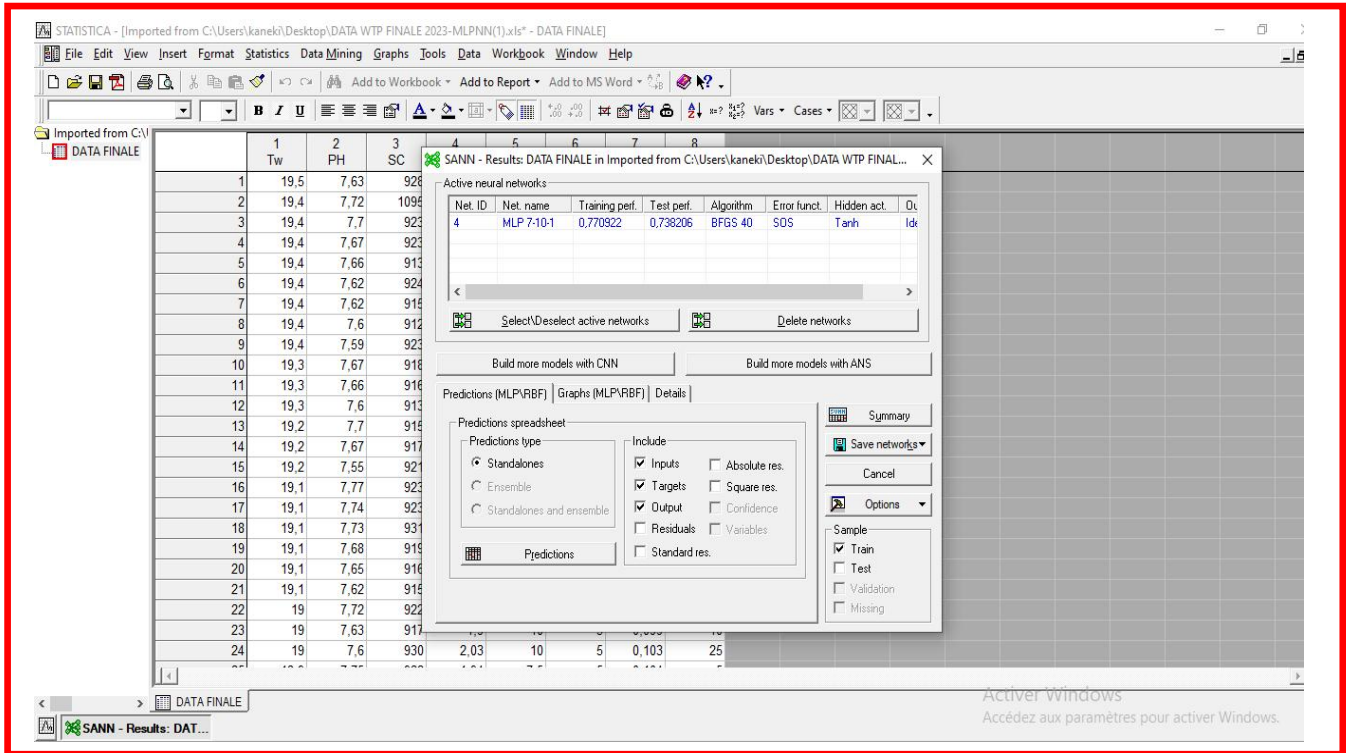


Figure V.21. Lecture des performances des meilleurs modèles

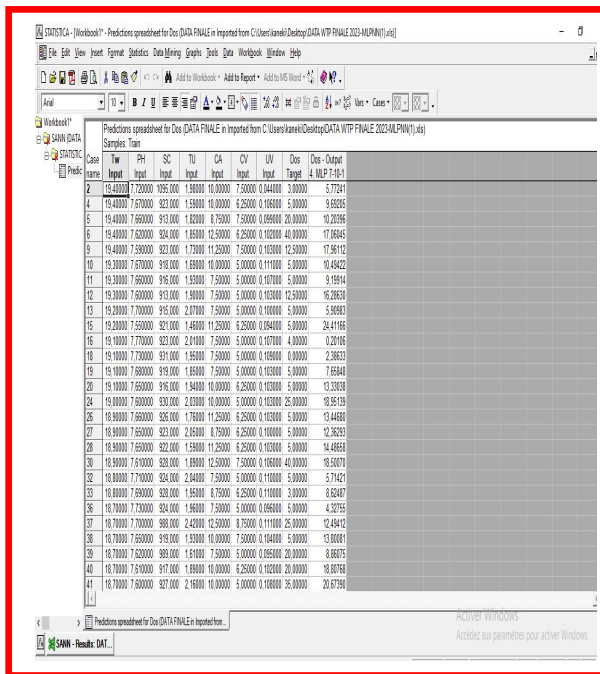


Figure V.22. Affichage des inputs et des valeurs calculées par le modèle (partie apprentissage)

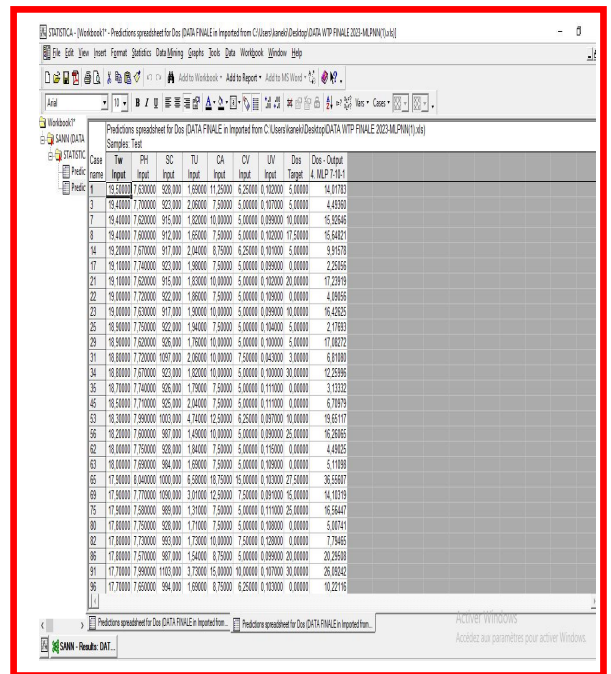


Figure V.23. Affichage des inputs et des valeurs calculées par le modèle (partie validation)

The screenshot shows an Excel spreadsheet with the following data:

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	Tw	PH	SC	TU	CA	CV	UV	Oi	Pi
2	19.40000	19.40000	19.40000	1.98000	10.00000	7.50000	0.044000	3.00000	15.32321
3	19.40000	7.670000	923.000	1.59000	10.00000	6.25000	0.106000	5.00000	10.51175
4	19.40000	7.660000	913.000	1.82000	8.75000	7.50000	0.099000	20.00000	9.04227
5	19.40000	7.620000	924.000	1.85000	12.50000	6.25000	0.102000	40.00000	18.13400
6	19.40000	7.590000	923.000	1.73000	11.25000	7.50000	0.103000	12.50000	18.21947
7	19.30000	7.670000	918.000	1.69000	10.00000	5.00000	0.111000	5.00000	13.44978
8	19.30000	7.660000	916.000	1.93000	7.50000	5.00000	0.107000	5.00000	14.25354
9	19.30000	7.600000	913.000	1.90000	7.50000	5.00000	0.103000	12.50000	21.558
10	19.20000	7.700000	915.000	2.07000	7.50000	5.00000	0.100000	5.00000	9.42602
11	19.20000	7.550000	921.000	1.46000	11.25000	6.25000	0.094000	5.00000	24.03404
12	19.10000	7.770000	923.000	2.01000	7.50000	5.00000	0.107000	4.00000	2.12277
13	19.10000	7.730000	931.000	1.95000	7.50000	5.00000	0.109000	0.00000	5.40379
14	19.10000	7.680000	919.000	1.85000	7.50000	5.00000	0.103000	5.00000	11.20199
15	19.10000	7.650000	916.000	1.94000	10.00000	6.25000	0.103000	5.00000	13.32682
16	19.00000	7.600000	930.000	2.03000	10.00000	5.00000	0.103000	25.00000	22.13977
17	18.90000	7.660000	926.000	1.76000	11.25000	6.25000	0.103000	5.00000	12.08915
18	18.90000	7.650000	923.000	2.05000	8.75000	6.25000	0.100000	5.00000	12.76985
19	18.90000	7.650000	922.000	1.59000	11.25000	6.25000	0.103000	5.00000	12.84194
20	18.90000	7.610000	928.000	1.89000	12.50000	7.50000	0.106000	40.00000	16.39785
21	18.80000	7.710000	924.000	2.04000	7.50000	5.00000	0.110000	5.00000	7.60552
22	18.80000	7.690000	928.000	1.95000	8.75000	6.25000	0.110000	3.00000	7.80500
23	18.70000	7.730000	924.000	1.96000	7.50000	5.00000	0.096000	5.00000	5.09810
24	18.70000	7.700000	988.000	2.42000	12.50000	8.75000	0.111000	25.00000	13.12889
25	18.70000	7.650000	919.000	1.93000	10.00000	7.50000	0.104000	5.00000	10.30431
26	18.70000	7.620000	989.000	1.61000	7.50000	5.00000	0.095000	20.00000	15.33879
27	18.70000	7.610000	917.000	1.89000	10.00000	6.25000	0.102000	20.00000	17.70806

Figure V.24. Transfert des résultats vers un fichier EXCEL (Training)

The screenshot shows an Excel spreadsheet with the following data:

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	Tw	PH	SC	TU	CA	CV	UV	Oi	Pi
2	19.50000	7.630000	928.000	1.69000	11.25000	6.25000	0.102000	5.00000	16.23864
3	19.40000	7.700000	923.000	2.06000	7.50000	5.00000	0.107000	5.00000	9.50740
4	19.40000	7.620000	915.000	1.82000	10.00000	5.00000	0.099000	10.00000	20.02925
5	19.40000	7.600000	912.000	1.65000	7.50000	5.00000	0.102000	17.50000	21.13668
6	19.20000	7.670000	917.000	2.04000	8.75000	6.25000	0.101000	5.00000	10.70879
7	19.10000	7.740000	923.000	1.98000	7.50000	5.00000	0.099000	0.00000	4.54648
8	19.10000	7.620000	915.000	1.83000	10.00000	5.00000	0.102000	20.00000	19.87287
9	19.00000	7.720000	922.000	1.86000	7.50000	5.00000	0.109000	0.00000	6.25801
10	19.00000	7.630000	917.000	1.90000	10.00000	5.00000	0.099000	10.00000	18.70506
11	18.90000	7.750000	922.000	1.94000	7.50000	5.00000	0.104000	5.00000	3.36042
12	18.90000	7.620000	926.000	1.76000	10.00000	5.00000	0.100000	5.00000	19.30654
13	18.80000	7.720000	1097.000	2.06000	10.00000	7.50000	0.043000	3.00000	13.74786
14	18.80000	7.670000	923.000	1.82000	10.00000	5.00000	0.100000	30.00000	13.18005
15	18.70000	7.740000	926.000	1.79000	7.50000	5.00000	0.111000	0.00000	3.69290
16	18.50000	7.710000	925.000	2.04000	7.50000	5.00000	0.111000	0.00000	7.33067
17	18.30000	7.990000	1003.000	4.74000	12.50000	6.25000	0.097000	10.00000	23.06419
18	18.20000	7.600000	987.000	1.49000	10.00000	5.00000	0.090000	25.00000	18.31750
19	18.00000	7.750000	928.000	1.84000	7.50000	5.00000	0.115000	0.00000	2.49339
20	18.00000	7.690000	984.000	1.69000	7.50000	5.00000	0.109000	0.00000	6.33777
21	17.90000	8.040000	1000.000	6.58000	18.75000	15.00000	0.103000	27.50000	36.09366
22	17.90000	7.770000	1090.000	3.01000	12.50000	7.50000	0.091000	15.00000	15.50399
23	17.90000	7.580000	989.000	1.31000	7.50000	5.00000	0.111000	25.00000	18.34996
24	17.80000	7.750000	928.000	1.71000	7.50000	5.00000	0.108000	0.00000	2.15375
25	17.80000	7.730000	993.000	1.73000	10.00000	7.50000	0.128000	0.00000	5.66793
26	17.80000	7.570000	987.000	1.54000	8.75000	5.00000	0.099000	20.00000	20.79793
27	17.70000	7.990000	1103.000	3.73000	15.00000	10.00000	0.107000	30.00000	26.58587

Figure V.25. Transfert des résultats vers un fichier EXCEL (Validation)

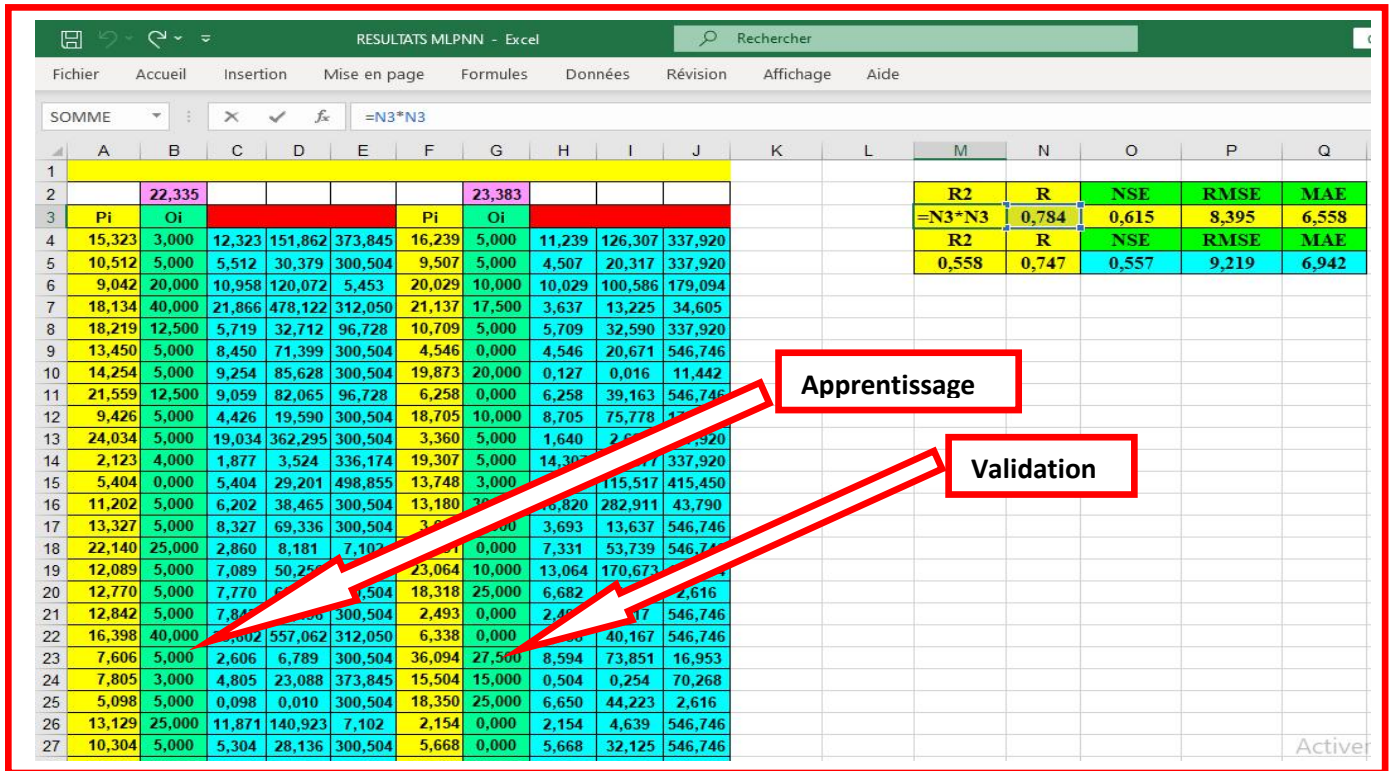


Figure V.26. Calcul des performances numériques de chaque modèle.

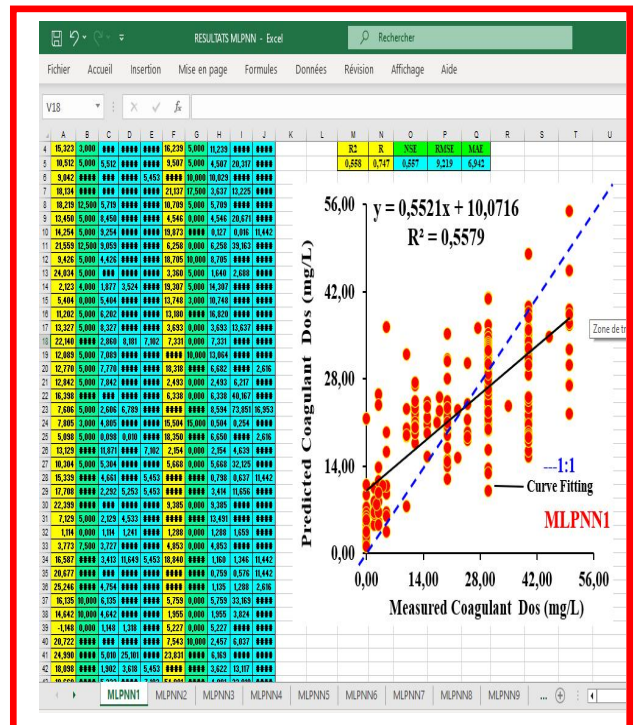
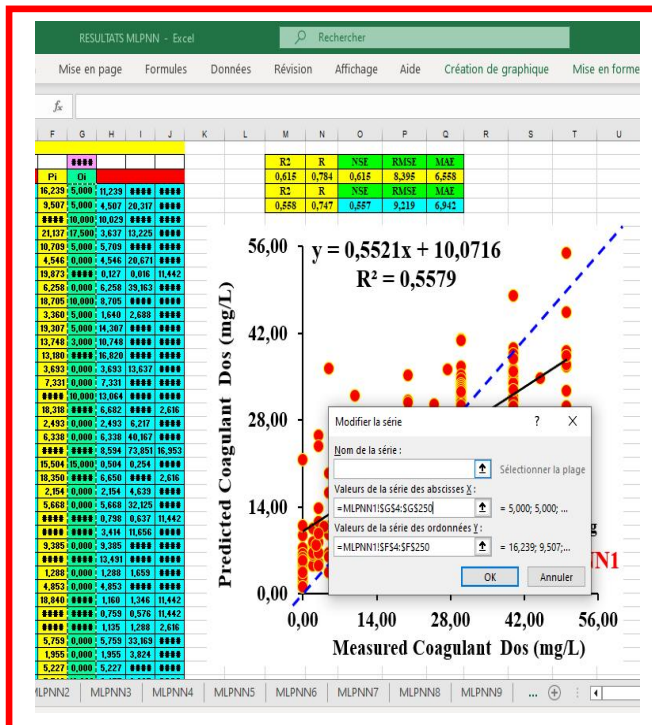


Figure V.27. Elaboration des figures scatterplot

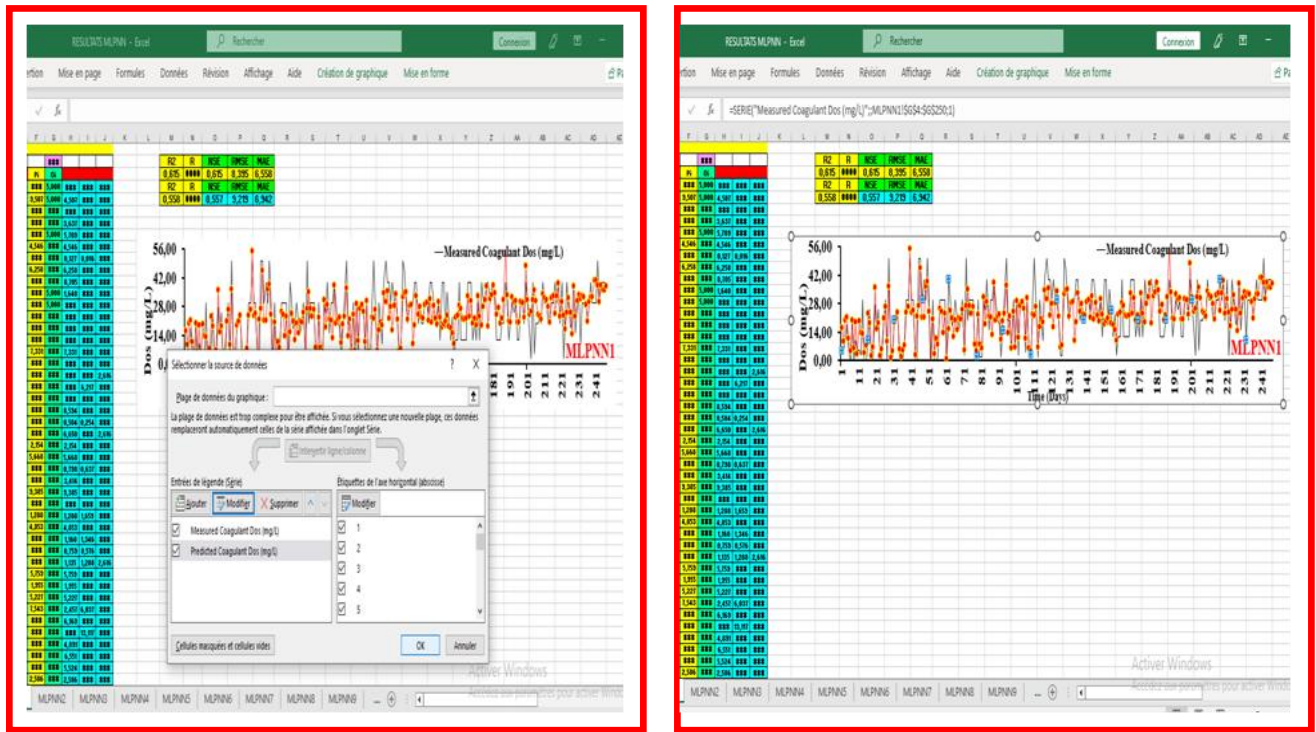


Figure V.28. Elaboration des figures courbes de comparaison

## V.4. Résultats et Discussion

Les performances des modèles sont reportées dans le Tableau V.1 en terme de R, NSE, RMSE, et MAE. Nous discutons ci-après les résultats obtenus en phase de validation. Sans aucune exception, les modèles MLPNN sont meilleures que les modèles MLR, et le modèle MLPNN5 est le modèle qui présente les plus grandes valeurs des R ( $\approx 0.825$ ) et NSE ( $\approx 0.679$ ), ainsi que les plus faibles valeurs des RMSE ( $\approx 7.846$  mg/L) et MAE ( $\approx 5.868$  mg/L). Le modèle MLPNN5 est suivie par le modèle MLPNN3 ( $R \approx 0.803, NSE \approx 0.644, RMSE \approx 8.264$  mg/L, MAE  $\approx 6.131$ ), alors que le modèle MLPNN11 qui utilise uniquement les deux variables  $T_w$  et pH était le modèle le plus faible ( $R \approx 0.539, NSE \approx 0.288, RMSE \approx 11.692$  mg/L, MAE  $\approx 9.634$ ). Il est clair à partir des résultats obtenus et reportés dans le [Tableau V.2](#) que, l'utilisation des sept variables comme entrées du modèle MLPNN ne permet pas d'obtenir les meilleurs résultats, bien au contraire on remarque que : entre le modèle MLPNN1 qui a comme entrée les ( $T_w$ , pH, SC, TU, CA, CV, UV) et MLPNN2 pour lequel nous avons supprimer les UV, les performances numériques s'améliorent, i.e., les R et NSE augmentent de (0.747 et 0.557) pour atteindre les

valeurs de (0.803 et 0.644), et les RMSE et MAE se dégradent de (9.219 et 6.942) pour atteindre les valeurs de (8.264 et 6.131). Une autre remarque importante qui est, au-delà des deux modèles MLPNN2 et MLPNN5 pour lesquels nous avons obtenus les meilleurs résultats, les deux modèles MLPNN4 qui utilise les ( $T_w$ , pH, TU, CA, CV) et MLPNN8 qui utilise ( $T_w$ , pH, SC) qui possèdent relativement les mêmes performances, sont classés en deuxième position. En conclusion, et la lumière des résultats obtenus avec les modèles MLPNN, on peut conclure que pour obtenir de meilleures performances l'utilisation des quatre variables  $T_w$ , pH, SC, TU, se présente comme la meilleure solution, i.e. le modèle MLPNN5.

Pour qui est des modèles MLR, on peut conclure ce qui suit. Les meilleures performances sont obtenues par le modèle MLR1 à égalité avec les modèles MLR2, MLR3, et MLR4, avec des différences négligeables ( $R \approx 0.609$ ,  $NSE \approx 0.363$ ,  $RMSE \approx 11.056$  mg/L,  $MAE \approx 9.378$ ). Les plus faibles performances sont obtenues avec le modèle MLR8 ( $R \approx 0.350$ ,  $NSE \approx 0.113$ ,  $RMSE \approx 13.049$  mg/L,  $MAE \approx 10.926$ ). Pour les autres modèles on remarque que les performances numériques étaient proches les unes des autres avec des différences négligeables. La comparaison entre le meilleur modèle des réseaux de neurones avec le meilleur modèle à base de régression linéaire multiple nous permet de conclure ce qui suit. Le meilleur modèle MLPNN5 ( $R \approx 0.825$ ,  $NSE \approx 0.679$ ,  $RMSE \approx 7.846$  mg/L,  $MAE \approx 5.868$ ) dépasse largement le modèle MLR1 ( $R \approx 0.609$ ,  $NSE \approx 0.363$ ,  $RMSE \approx 11.056$  mg/L,  $MAE \approx 9.378$ ), avec des améliorations significatives de l'ordre de  $\approx 26.182\%$ ,  $\approx 46.439\%$ ,  $\approx 29.034\%$ , et  $\approx 37.428\%$  en terme des R, NSE, RMSE et MAE, respectivement. Finalement, nous présentons une comparaison entre les différents modèles sous forme de courbes Scatterplot et des courbes de comparaison (Figures V.1-4). Les courbes Scatterplot permet de visualiser les données mesurées et calculer par les modèles sous forme de nuage de points alors que pour les courbes de comparaison, on visualise la tendance de variation des données et surtout la capacité des modèles à calculer les données extrêmes.

**Table V.2.** Performances des modèles appliqués à la modélisation de la dose de coagulant.

Models	Training				Validation			
	R	NSE	RMSE	MAE	R	NSE	RMSE	MAE
MLPNN1	0.784	0.615	8.395	6.558	0.747	0.557	9.219	6.942
MLPNN2	0.841	0.707	7.332	5.560	0.803	0.644	8.264	6.131
MLPNN3	0.736	0.541	9.167	7.443	0.734	0.538	9.417	7.270
MLPNN4	0.783	0.613	8.420	6.521	0.768	0.591	8.860	6.782
MLPNN5	0.833	0.693	7.495	5.575	0.825	0.679	7.846	5.868
MLPNN6	0.715	0.512	9.459	7.720	0.727	0.527	9.524	7.661
MLPNN7	0.705	0.498	9.595	7.800	0.709	0.502	9.776	7.972
MLPNN8	0.811	0.658	7.916	6.143	0.762	0.580	8.974	6.649
MLPNN9	0.696	0.484	9.727	7.986	0.700	0.488	9.911	8.010
MLPNN10	0.704	0.496	9.610	7.846	0.722	0.520	9.597	7.846
MLPNN11	0.567	0.322	11.149	9.297	0.539	0.288	11.692	9.634
MLPNN12	0.665	0.443	10.088	8.478	0.671	0.449	10.248	8.348
MLR1	0.625	0.390	10.571	9.130	0.609	0.363	11.056	9.378
MLR2	0.623	0.389	10.585	9.148	0.609	0.363	11.058	9.372
MLR3	0.620	0.384	10.625	9.153	0.601	0.353	11.143	9.418
MLR4	0.617	0.381	10.651	9.252	0.606	0.359	11.087	9.449
MLR5	0.555	0.308	11.257	9.471	0.530	0.270	11.833	9.982
MLR6	0.616	0.380	10.658	9.231	0.585	0.229	12.162	10.29
MLR7	0.614	0.377	10.681	9.217	0.587	0.336	11.289	9.591
MLR8	0.412	0.170	12.334	10.452	0.350	0.113	13.049	10.926
MLR9	0.608	0.370	10.745	9.287	0.594	0.340	11.250	9.548
MLR10	0.548	0.300	11.323	9.658	0.528	0.268	11.847	10.046
MLR11	0.412	0.170	12.335	10.468	0.539	0.114	13.036	10.926
MLR12	0.606	0.367	10.768	9.303	0.598	0.351	11.157	9.466

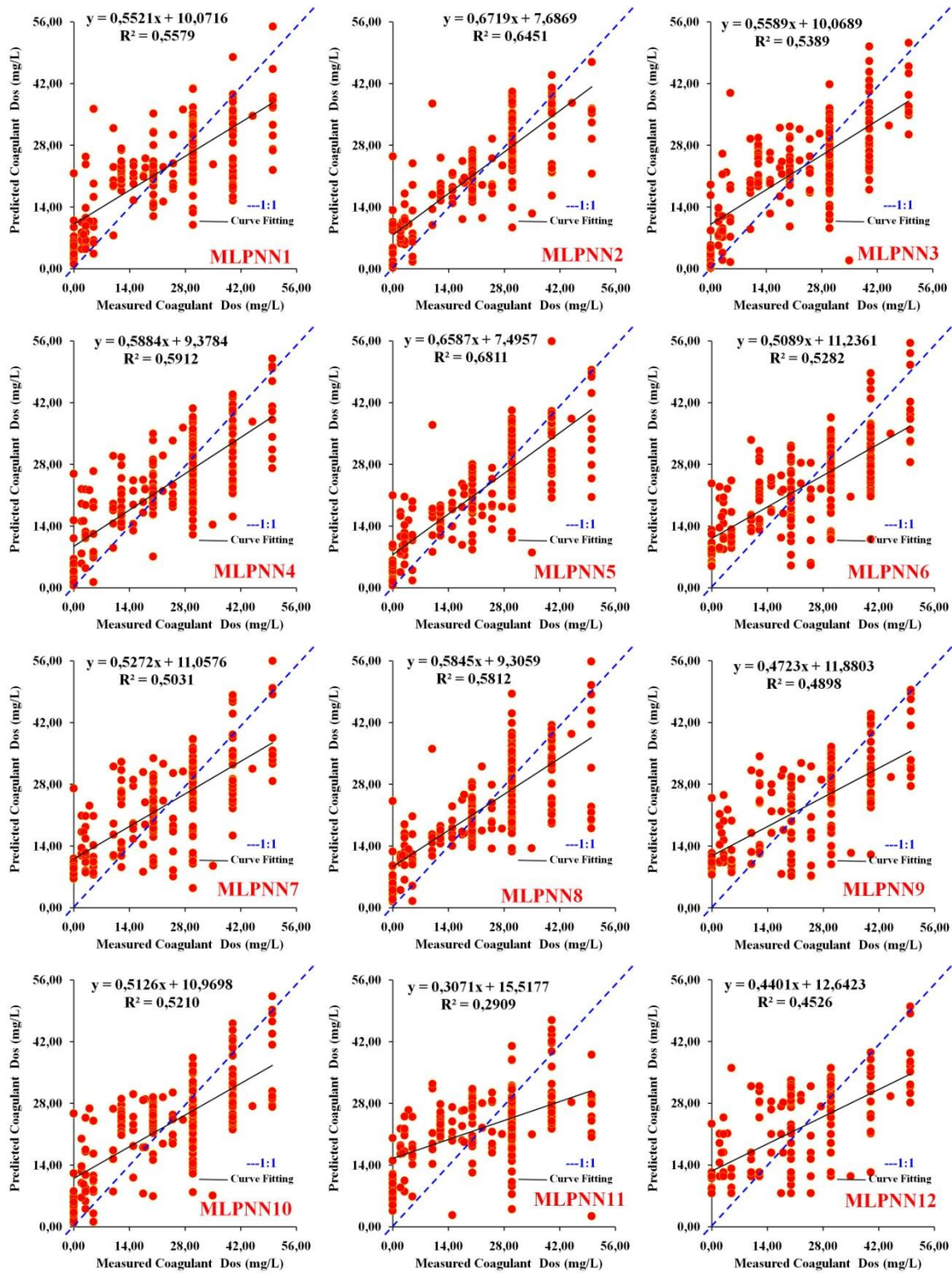
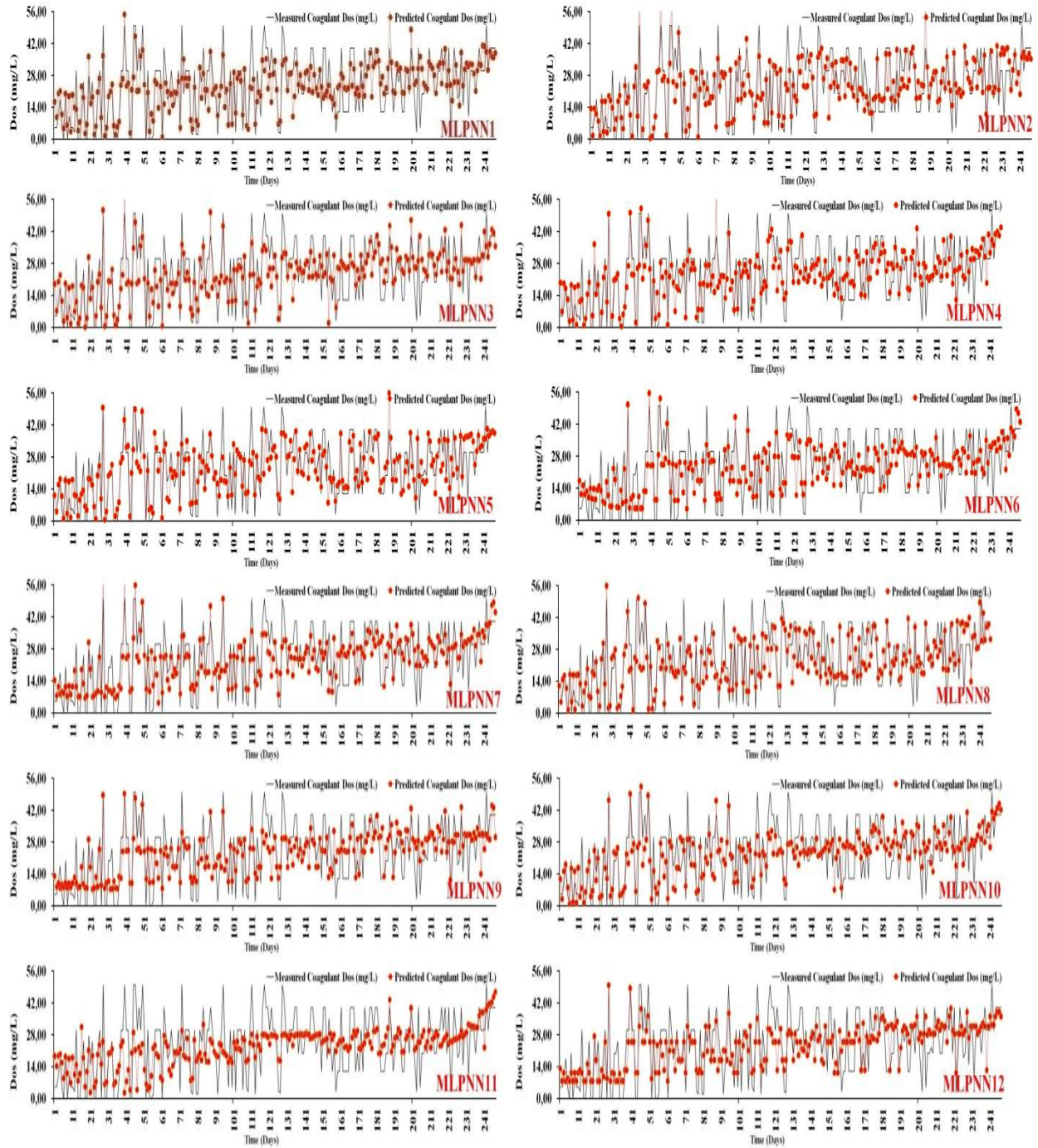


Figure V.29. Scatterplot des valeurs de la dose de coagulant mesurées et calculées par les modèles MLPNN pour les données de validation.



**Figure V.30.** Comparaison entre les valeurs de la dose de coagulant mesurées et calculées par les modèles MLPNN pour les données de validation.

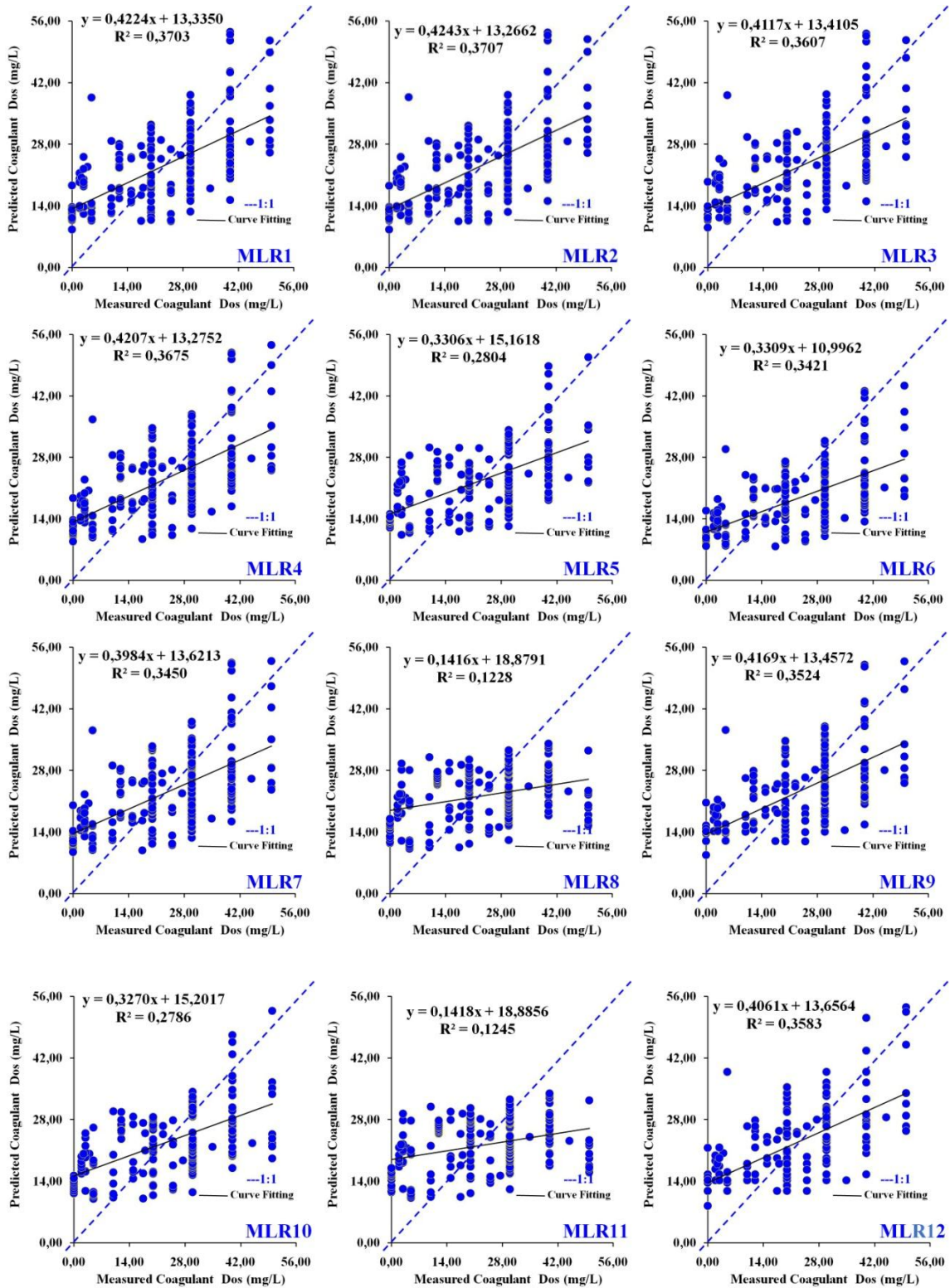


Figure V.31. Scatterplot des valeurs de la dose de coagulant mesurées et calculées par les modèles MLR pour les données de validation.

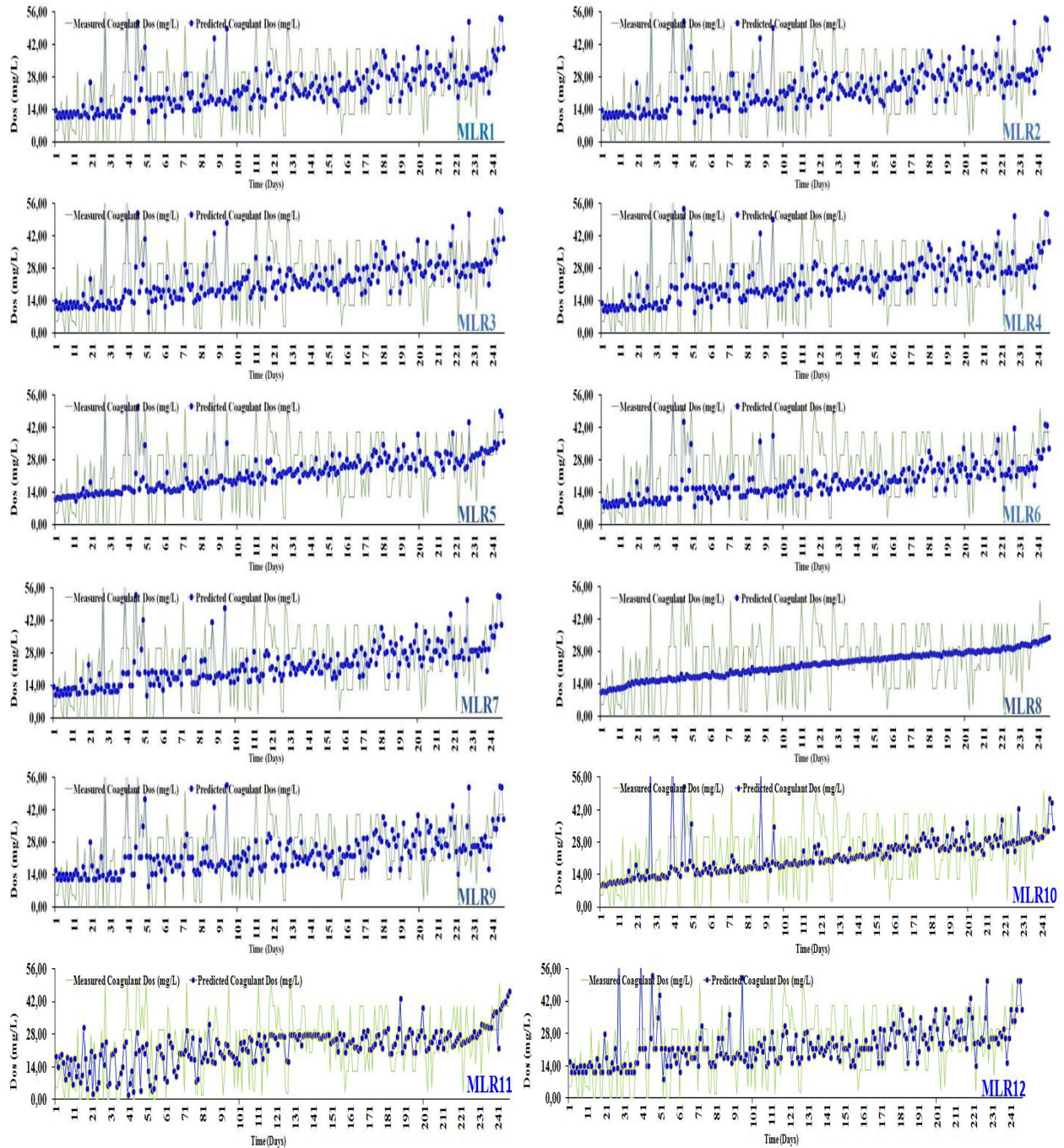


Figure V.32. Comparaison entre les valeurs de la dose de coagulant mesurées et calculées par les modèles MLR pour les données de validation.

## **V.5. Conclusion**

Le présent chapitre a fait l'objet de la présentation et la discussion des résultats obtenus par les modèles MLR et MLPNN. Nous avons comparé entre plusieurs modèles avec des inputs différents et nous avons constaté que la différence entre les modèles MLPNN et MLR était significative et la supériorité des modèles à base de réseaux de neurones artificiels a été démontré. Bien que les réseaux de neurones artificiels sont des modèles à base d'apprentissage et à base de fonction non linéaire, nous avons constaté que le fait d'utiliser beaucoup de variables d'entrée n'aboutit pas automatiquement à de meilleures résultats, par contre, les meilleures performances ont été obtenus avec les modèles ayant moins de variables d'entrées. Pour qui est des modèles MLR qui sont des modèles linéaires, nous avons constaté que plus le modèle utilise plusieurs inputs, plus les performances s'améliorent, et les meilleurs résultats ont été obtenus avec le modèle à sept entrées.

***Conclusion Générale***

## ***Conclusion Générale***

L'objectif principal de la présente étude était de concevoir une méthode robuste qui aide à améliorer la prédiction du taux de dosage de coagulant dans les stations de traitement des eaux potables. En particulier, nous avons essayé de démontrer que l'utilisation des réseaux de neurones artificiels donnait une grande précision par rapport aux modèles de régression linéaire multiple (MLR). A partir des variables de qualité de l'eau brute mesurées à l'entrée de la station de traitement des eaux potables de Boudouaou, nous avons appliqué un modèle neuronal, à savoir le MLPNN. Une analyse des erreurs entre les données mesurées et prédites a révélé que le MLPNN était plus précis avec lequel nous avons obtenus les métriques d'erreurs les plus faibles, c'est-à-dire le RMSE et le MAE, et les plus grandes valeurs de R et NSE. En outre, il a été démontré que la meilleure précision a été obtenue en utilisant les modèles avec peu de variables d'entrée et non ayant toutes les variables combinées ensemble, et la suppression d'une certaines variable entraîne automatiquement une augmentation des performances des modèles.

Par conséquent, le modèle MLPNN est proposé comme une méthode alternative au Jar-Test classique, notamment en fournissant sa valeur approximative basée sur les variables de qualité de l'eau disponibles. Cette nouvelle méthode serait adaptée au calcul d'autres dosages chimiques, et elle mérite d'être testée pour des conclusions robustes. Cette étude ouvre la porte à d'autres travaux de recherche et en particulier l'utilisation d'autres modèles et d'autres variables de la qualité des eaux brutes. Aussi, il sera plus intéressant si on peut avoir d'autres techniques de modélisation, par exemple l'utilisation des méthodes hybrides et les techniques basés sur le traitement de signal. En fin, on pose la question sur la possibilité de généralisation de la présente étude sur d'autres stations de traitement des eaux potables, sachant que dans la majorité des cas la qualité des eaux varie d'une station à une autre.

*Références Bibliographiques*

1. Aminot A., Chaussepied M. (1983). Manuel des analyses chimiques en milieu marin CNEXO, Brest, p 395.
2. Ammar M-Y. (2007). Mise en œuvre de réseau de neurones pour la modélisation de cinétiques réactionnelles en vue de la transposition. Batch/Continu. Thèse de doctorat de L.L.N.P-Toulouse, 160p.
3. ANBT. (1987). Agence nationale des barrages et transfert, Monographie barrage de Keddara, Kobba, Alger.55p.
4. Belkadi N., Ikhenoussene L. (2008). Optimisation de la désinfection en vue d'une amélioration de la rémanence du chlore des eaux produites ou transférées de l'usine de Boudouaou, mémoire d'ingénieur, faculté de génie mécanique et génie des procédés, université Houari Boumediene, Alger.60p.
5. Borne, P., Benrejeb, M., & Haggège, J. (2007). Les réseaux de neurones: présentation et applications (Vol. 15). Editions OPHRYS.260p.
6. Bouzoutine. (2012). Rapport de centre de traitement Boudouaou, Boumerdes. 60p.
7. Cardot C. (1999). Les traitements de l'eau Procédés physico-chimiques et biologique. Ellepses Edition Marketing S.A. 200p.
8. CIDF, Centre International De Formation. (2000). Principes généraux de traitement des eaux, Lyonnaise des eaux.188p.
9. Degremont G. (2004). Mémento technique de l'eau, 10ème édition Tom1-Tom2.988p.
10. Degremont G. (2005). Mémento technique de l'eau, Deuxième édition Tom2.1188p.
11. Desjardins R. (1997). Le traitement des eaux. 2<sup>ème</sup> édition revue et améliorée.288p.
12. Desjardins R. (2010). Le traitement des eaux. 2<sup>ème</sup> édition, Presses Internationales Polytechnique, canada, PP 3-18.
13. Eckenfelder W. (1982). Gestion des eaux uses urbaines et industrielles. Tec-Doc. Lavoisier. 503p.
14. Elsamrani, A. (2003). Traitement des eaux pluviales par coagulation-floculation: spéciation des éléments traces, influence des anions complexant, et recherche sur le devenir des boues à partir du système de silice-phosphate-FeCl [indice]3. Doctoral dissertation, Institut National Polytechnique de Lorraine.203p.
15. Fiessenger F., Bersillon J-L., (1977). Prépolymérisation de l'hydroxyde d'aluminium pour la coagulation des eaux. Trib cebebeau- 399, 52-68.
16. Gaid K. (1988). Traitement des eaux potable 1 qualité des eaux et clarification. Série Technique de l'ingénieur P9-10.

17. Gilles O., (2008). L'eau école Industrielle et commercial, Ville de Namur.103p
18. Gregory J., (1973). Rates of flocculation of latex particle by cationic polymers .J. Coll. Interface Sci.42, 448-456.
19. Grutsch, J. F. (1978). Wastewater treatment: the electrical connection. *Environmental Science & Technology*, 12(9), 1022-1027.
20. Haoussi R. (2014). Modélisation de quelques paramètres de qualité des eaux brutes de surface de la station de traitement oued alhmania, (w. Mila-Est Algérie).Mémoire de master option, hydraulique urbaine,125p.
21. Heddami S., (2011). Contribution à la modélisation de la qualité des eaux approche par les réseaux de neurones, les méthodes de classification application à la station de traitement des eaux de Boudouaou- Algérie. Thèse de doctorat, Ecole nationale supérieure agronomique Alger (ENSA), 250p.
22. Hendrick D.W., Clunie W.F., Strubbaum G.D., Klein D.A., Champlin T.L., KugrensP., Hirsch J., McCourt B., Nordby M.D., Hunt D.J., Allen M.J. (2005). Filtration, removals of microorganisms and particules. *Journal of environmental engineering* 131 (12), 1621-1632
23. Hernandez De León H.R. (2007). Supervision et diagnostic des procédés de production d'eau potable. Thèse de doctorat, UTC/Lyonnaise des Eaux/CNRS, 163P.
24. Jestin E. (1995). La production et le traitement des eaux destinées à l'alimentation et à la préparation de denrées alimentaires. Cahier technique : Agence de l'eau seine Normandie, p34.
25. Kadous D., (2012). Utilisation des réseaux de neurones comme outil du datamining: Génération de modèle comportemental d'un processus physique à partir de données. Master physique, Université Abou Bekr Belkaid Tlemcen UABT, Département de Physique.98p.
26. Kettab A. (1992). Traitement des eaux, les eaux potable Office des Publication universitaire.103p.
27. Lamy C. (2022). Étude de l'utilisation de réseau de neurones artificiels pour des calculs de haute performance dédiés à la modélisation du transport de sources énergétique. Modélisation et simulation, Université de Bordeaux, Français.203p.
28. Legube B., (2015). Production d'eau potable Filières et procédés de traitement. Dunod.
29. Linke F., Both F. (1960). Physical chemical aspects of flocculation by polymers. *Trans. Amer. Inst. Min. Met. Eng.* 217, 364-371.
30. Medjahed F., Toubal S., (2013). La réutilisation des boues générées après coagulation flocculation des eaux potable, mémoire d'ingénieur, traitement des eaux, université Boumerdes, 102 P.
31. Merabet S. (2010). Evaluation de la qualité physico-chimique des eaux brutes et Distribuées du barrage réservoir de béni Haroun. Mémoire de magister chimie analytique. Université Mentouri de Constantine. 165p.

- 32.** Ouali J-E. (1991). Architecture intégrée flexible pour réseaux de neurones. Modélisation et simulation. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble-INPG, Français. 201p
- 33.** Ouled-Diaf M. (2008). Approche Analytique Pour La Reconnaissance Hors-Ligne De l'Écriture Arabe Manuscrite. Mémoire de Magister, l'Université de Guelma, Faculté des Sciences et de l'Ingénierie Département de Génie Électrique, 125p.
- 34.** Rodier J., Legube B., Merlet N et al. (2009). Analyse de l'eau ,9<sup>ème</sup> édition, Dunod Paris.
- 35.** Salvé J. (2020). Développement de matériaux hybrides chitosan-montmorillonite pour la coagulation-floculation des eaux naturelles : de l'étude de la relation structure-réactivité en eaux modèles à l'application au traitement d'eaux de rivière. Thèse de doctorat, L'université de Poitiers, École nationale supérieure d'ingénieurs (Poitiers), Institut de chimie des milieux et matériaux de Poitiers - IC2MP, 286p.
- 36.** Société Des Eaux et de L'assainissement d'Alger.,
- 37.** Tardat Henry M. (1992). Chimie Des Eaux, 2ème Edition, Les éditions du griffond'Argile, paris, pp 213-215.
- 38.** Touzet C. (1992). Les réseaux de neurones artificiels, introduction au connexionnisme: courbs, exercices et travaux pratique. EC2, Collection de l'EERIE, N. Granbiasi.
- 39.** Wilknison K., Reinhardt A., et Buffle J. (2001). Détermining some of the roles of natural organic matter based upon its physiochemical structure. 4e congrés International Gruttee, 22-23 Novembre. Limoges, pp 2-8.
- 40.** Zhou, H., & Smith, D. W. (2002). Advanced technologies in water and wastewater treatment. *Canadian Journal of Civil Engineering*, 28(S1), 49-66.

**Nom et prénom : Benzeghaia Sara**

**Nom et prénom : Bouchoukh Khaoula**

**Nom et prénom : Bouyeddou Ghada**

**Nom et prénom : Ali Nara Rayane**

---

**Titre :**

**Résumé :**

L'objectif de cette étude est de développer un modèle mathématique utilisant la technique des réseaux de neurones artificiels (ANN), pour calculer la dose de coagulant utilisée dans les stations de traitement des eaux potables. L'étude a été menée au niveau de la station de traitement des eaux de la ville de Boudouaou, dans la wilaya de Boumerdes. La station utilise le sulfate d'aluminium ( $Al_2(SO_4)_3 \cdot 18H_2O$ ) comme coagulant. Nous avons appliqué le modèle dite perceptron multicouche (MLPNN) en le comparant avec le modèle de régression linéaire multiple (MLR). L'étude s'est appuyée sur l'exploitation d'une base de données de mesures quotidiennes s'étendant du 24 décembre 2008 au 16 juin 2012, comprenant 827 données quotidiennes. Les données comprennent les mesures de la qualité de l'eau brute au niveau de l'entrée de la station, qui sont les suivantes : (1) Température de l'eau brute (Tw), (2) Acidité (pH), (3) Conductivité électrique de l'eau (SC), (4) Turbidité de l'eau (TU), (5) Couleur apparente (CA), (6) Couleur vraie (CV), (7) Ultraviolet (UV). Quant à la dose de coagulant, elle a été mesurée en utilisant la technique de « Jar-Test ». Le modèle mathématique utilise les sept variables de la qualité de l'eau brute (Tw, pH, SC, TU, CA, CV, UV) en tant qu'entrées (Input), et le coagulant en tant que sortie (Output). Nous avons divisé la base de données en deux parties : 70% pour le développement et l'entraînement du modèle (Training) et les 30% restants pour évaluer l'efficacité du modèle mathématique (Validation). L'évaluation du modèle s'est basée sur le calcul de quatre indices de performances : le coefficient de corrélation linéaire (R), le coefficient de Nash-Sutcliffe (NSE), l'erreur absolue moyenne (MAE) et la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE). Les résultats obtenus ont démontré l'efficacité du modèle MLPNN, avec des résultats très encourageantes :  $R=0.825$ ,  $NSE=0.679$ ,  $RMSE=7.846$ ,  $MAE=5.868$ , comparés aux valeurs obtenues par le modèle MLR, qui étaient :  $R=0.609$ ,  $NSE=0.363$ ,  $RMSE=11.058$ ,  $MAE=9.372$

**Mots clés :**

Modélisation ; station de traitement des eaux ; dose de coagulant ; réseau de neurone artificiel ; MLPNN ; MLR ; training ; validation.

**Année Universitaire : 2022/2023**