République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

UNIVERSITÉ YAHIA FARÈS DE MÉDÉA
Département de Génie des Procédés et Environnement

Mémoire de Master

En vue de l'obtention de diplôme de Master en Génie des Procèdes ; Option : Génie de l'environnement

Thème

ETUDE ET MODELISATION DES PHENOMENES D'OSMOSE INVERSE

La soutenance aura lieu le : 10 / 06 / 2023 à .08H15 à l'amphi A

Présentée par :
Mlle : Manel BENKORTBI
Mme: Maroua HADIDI

Proposés et dirigés par :
Pr. LAIDI Maamar
Dr. IBRIR Abdellah

الحمد لله الذي بنعمته
تتم الصالحات،
وبفضله تتنزل
الخيرات والبركات
وبتوفيقه تتحقق
المقاصد والغايات

Remerciements

Je remercie tout d'abord, Dieu, tout puissant de m'avoir guidé dans la réalisation de ce modeste travail dans de bonnes conditions.

Je tiens en outre à remercier mes chers parents qui m'ont guidé depuis mon enfance vers le chemin du savoir.

Des mentions de profonde reconnaissance vont à mon promoteur **Pr. LADI Maamar** d'avoir accepté de m'encadrer, de me guider et de m'avoir faire bénéficier de sa rigueur méthodologique.

J'exprime une profonde gratitude à mon Co-promoteur **Dr. IBRIR Abdellah** qui a fourni le meilleur de lui-même pour l'élaboration de ce modeste travail**.**

Nous remercions également monsieur le président de jury le **Pr. HANINI Salah** ainsi que les membres du jury messieurs **Dr. RAHAL Soufiane** et **Pr. KHAOUANE Latifa** pour leur présence, pour leur lecture attentive de notre mémoire bien que pour les remarques qu'ils m'adresseront lors de cette soutenance afin d'améliorer mon travail.

Je voudrais également remercier pour leur collaboration, tout le personnel de l'antibiotical SAIDAL de la ville Médéa

Je souhaiterais remercier tous les enseignants qui ont participé à ma formation durant mon cursus scolaire et universitaire.

Enfin, je remercie tous ceux qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail de master

A mes très ***chers parents***

Je vous dois ce que je suis aujourd'hui grâce à votre amour, à votre patience, à vos innombrables sacrifices et pour tout l'enseignement que vous m'avez transmis.

Que ce modeste travail, soit pour vous une petit compensation et reconnaissance envers ce que vous avais fait d'incroyable pour moi.

A ma chère sœur ***Amira*** *ainsi qu`a sa* ***petite famille***

A mes neveux ***abdesamie, Mouadh , Bader***

A mes cher frères ***Med amine , Smail et*** *ma belle sœur* ***Batoul***

A ma nièce ***Lylia***

A toute la famille ***BENKORTBI***

Une spéciale dédicace à ***MAZIGHI Yasser et Moussab , BELLATRACH Ikram, TAHRAOUI Chourouk ,LAIDI Khaoula , MEKATEL Samer ,KEHLI Imene , HADIDI Maroua , MAHTEL Nedjma , Nessma MAKHTICH***

A tous qui ont contribué dans ma formation depuis mon enfance.

Tous qui connaissent Manel de près ou de loin.

Manel BENKORTBI

Dédicaces

À la personne la plus chère que le destin, m'a rencontrée qui m'a soutenu, au flot de tendresse, à l'œil attentif qui ne dort jamais, à la personne qui m'a donnée le sang pour vivre, à ma chère maman « **Ghania** » que dieu la protège.

A celui qui a allumé une bougie pour éclairer notre chemin, à celui qui a porté le poids de la vie jusqu'à ce que nous arrivions à celui qui nous a donné des années de sa vie, mon cher père « **Mustapha** » , que dieu le protège.

A mes frères « **Alilo** et **Nasro** » **;**

A mes chères sœurs « **Ryma et Rouya** »**,**

Pour ses soutiens morale et leurs conseils précieux toute au long de mes études.

A mon cher mari « **Wassim** » qui m'a aidé et supporté dans les moments difficiles, pour la patience et les soutiens dont il a fait preuve pendant toute la durée de ce travail et à qui je voudrais exprimer mes affections et mes gratitudes…merci infiniment

A ma chère binôme « **BENKORTBI Manel** » pour sa entente et sa sympathie

Pour toute la famille et les proches, un par un, petits et grands.

A tous ceux que j'aime et qui m'aiment.

HADIDI MAROUA

الملخص: تهدف دراستنا إلى نمذجة معدل تحويل المياه المعالجة بالتناضح العكسي من أجل معرفة إنتاجية وكفاءة الوحدات المستخدمة في صناعة الأدوية .لهذا، تم تطوير نموذج رياضي يعتمد على تقنيات الذكاء الاصطناعي .تعد الشبكات العصبية الاصطناعية (RNA)مفيدة بشكل خاص لنمذجة العمليات اللاخطية المعقدة نظرًا لقدرتها الواعدة .التقنية المستخدمة في هذا العمل هي RNA استنادًا إلى قاعدة بيانات تم جمعها من مجمع SAIDAL المضاد للحيوية فيMédéa ، وهي تتضمن 717 بيانات لمدة 3 سنوات تمتد من 1 يناير 2020 إلى 31 ديسمبر 2022. تدور نتائج النمذجة حول تطوير برنامج .®Matlab أظهرت النتائج أن الشبكة العصبية الثابتة المحسّنة (RNAO) لها بنية (5-12-18-1): {5 خلايا عصبية في طبقة الإدخال؛ 12خلية عصبية في الطبقة المخفية الأولى؛ 18خلية عصبية في الطبقة المخفية الثانية وخلايا عصبية واحدة في المخرجات} يستنسخ RNAO بأمانة البيانات التجريبية لمجمع SAIDAL بدقة جيدة من حيث جذر متوسط الخطأ التربيعي (RMSE) = 2.4398 ومعامل الانحدار R = 0.89

الكلمات المفتاحية: التناضح العكسي؛ نموذج رياضي؛ صناعة الادوية؛ الشبكات العصبية الاصطناعية (RNA) مجمع صيدال الذكاء الاصطناعي.

Study and modeling of reverse osmosis phenomena

Abstract: Our study aims to model the conversion rate of water treated by reverse osmosis in order to know the efficiency of the modules used in the pharmaceutical industry. For this, a mathematical model has been developed based on artificial intelligence techniques. Artificial neural networks (ANN) are particularly useful for modeling complex nonlinear processes due to their promising capability. The technique used in this work is the ANN based on a database collected from SAIDAL antibiotic complex of 717 data for a period of 3 years extending from January 01, 2020 to December 31, 2022. The results of the modeling are based on the development of a Matlab® program. The results show that the optimized static neural network (RNAO) has an architecture of (5-12-18-1): {5 neurons in the input layer; 12 neurons in the first hidden layer; 18 neurons in the second hidden layer and a single neuron in the output}. The RNAO faithfully reproduces the experimental data of the SAIDAL complex with a good precision in terms of root mean square error (RMSE) = 2.4398 and a regression coefficient R = 0.89.

Key words: *reverse osmosis; mathematical model; pharmaceutical industry; artificial neural networks (ANN); SAIDAL complex;*

Étude et modélisation des phénomènes d'osmose inverse

Résumé : Notre étude a pour but de modéliser le taux de conversion de l'eau traitée par osmose inverse afin de connaitre le rendement ainsi que l'efficacité des modules utilisés dans l'industrie pharmaceutique. Pour cela, un modèle mathématique a été élaborer basé sur les techniques d'intelligence artificielle. Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont particulièrement utilisés pour modéliser des processus non linéaires complexe en raison de leur capacité prometteuse. La technique utilisée dans ce travail est le RNA basé sur une base de données collectée du complexe anti-biotical SAIDAL de Médéa, elle regroupe 717 données pendant une durée de 3 ans allant du 01 janvier 2020 au 31 décembre 2022. Les résultats de la modélisation s'articulent sur l'élaboration d'un programme Matlab®. Les résultats montrent que le réseau de neurones statiques optimisé (RNAO) a une architecture de (5-12-18-1) : {5 neurones dans la couche d'entrée ; 12 neurones dans la première couche cachée ; 18 neurones dans la deuxième couche cachée et un seul neurone en sortie}. Le RNAO reproduit fidèlement les données expérimentales du complexe SAIDAL avec une bonne précision en termes de la racine d'erreur quadratique moyenne (RMSE) = 2.4398 et un coefficient de corrélation R = 0.89.

Mots Clés : osmose inverse ; modèle mathématique ; industrie pharmaceutique ; les réseaux de neurones artificielles (RNA) ; complexe SAIDAL

Table des Matières

Table des matières …..... I
Abréviations …..... IV
Nomenclature et symbole…..... V
Liste des tableaux…..... VI
Liste des figures……VII
Introduction générale …..... 1
Références bibliographiques..... 2

Chapitre I : généralité sue l'osmose inverse

I.1. Introduction 3
I.2. Définition de l'eau……..….....3
I.3. Les différentes sources d'eaux ……..3
I.3.1. Eaux de surface……..... ..3
I.3.2. Eaux souterraines.....4
I.3.3. Eaux saumâtres..... 4
I.3.4. Eaux douces..... 5
I.4. Origine de la salinité..... 5
I.5. Le dessalement de l'eau de barrage en Algérie.....5
I.5.1. Les procédés de dessalement 6
I.5.2. Le choix d'un procédé……...…7
I.5.2.1. Facteur technique..... 7
I.5.2.2. Facteur économique..... 7
I.6. L'osmose inverse..... 7
I.6.1. Définition d'osmose..... 7
I.6.2. Définition d'osmose inverse 8
I.6.3 Le principe d'osmose inverse..... 8
I.6.4. Généralité du prétraitement..... 10
I.6.5. Le prétraitement selon le complexe antibioticale SAIDAL..... 10
I.6.5.1 : Section filtration..... 10
I.6.5.2. : Section osmose inverse..... 12
I.6.5.3 La membrane d'osmose inverse..... 14
I.6.5.4. Colmatage de membranes et leur nettoyage..... 16
I.6.6. Les caractéristiques principales d'une unité d'osmose inverse 16
I.6.6.1. Pression osmotique 16

I.6.6.2. Toux de conversion 17
I.6.6.3 Mécanisme de transfert 17
I.7. Les avantages et les inconvénients d'osmose inverse 17
I.7.1.1 Les avantages d'OI 17
I.7.2 Les inconvénients d'OI 18
I.8. Techniques et modélisation par intelligence artificielle 18
I.8.1. Réseaux des neurones artificiels (RNA) 18
I.9. Catégories des réseaux de neurones artificiels 19
II.9.1. Réseaux de neurones multicouches statiques 19
I.9.2. Réseaux de neurones dynamiques 20
I.10. Apprentissage des réseaux de neurones 21
I.11. Types d'apprentissages 21
I.11.1. Apprentissage non supervisé 21
I.11.2. Apprentissage forcé ou imposé 22
I.11.3. Apprentissage supervisé 22
I.12. Algorithme de la rétro-propagation 23
I.13. Fonctions d'activation 24
I.14. Avantages et inconvénients des RNA 25
Références bibliographiques 26

Chapitre II : Méthodologies de travail et résultats

II.1. Introduction 27
II.2. Collection de la base de données 27
II.3. Modélisation par les Réseaux de Neurone Artificiel (RNA) 27
II.3.1. Méthodologie de calcul 29
II.3.1.1. Normalisation des données 29
II.3.1.2. Dé-normalisation des données 30
II.3.1.3. Conception de réseau de neurone artificiel 30
II.4. Modélisation par les méthodes d`intelligence artificiel (MATLAB) 31
II.4.1. Etude statistique du Taux de conversion (%) et les paramètres physiques 31
II.4.2. Critères de performances statistiques (Analyse et évaluation d'un modèle) 35
II.5. Résultats de la prédiction du Taux de conversion (%) de l`eau à l'aide des réseaux de neurone artificiel (RNA) 36
II.5.1. Choix des paramètres de RNA 36
II.5.2. Concept du réseau de neurones de type feedforward (MLP) 37
II.5.3. Interprétation des résultats 40
II.5.4. Interface graphique d'utilisateur du meilleur modèle. 44

II.6. Conclusion.....45
Références bibliographiques……..……46
Conclusion générale…….……..48

Abréviations

Abréviation	Signification
ERA	**E**rreur **R**elative **A**bsolue
FFNN	**F**eed**F**orward**N**euronal**N**etwork
MATLAB	**M**atrix **L**aboratory
MAE	**E**rreur **M**oyenne **A**bsolue
MAPE	**E**rreur **M**oyenne **A**bsolue en **P**ourcentage
MLP	**M**ulti-**L**ayer **P**erceptron
MSE	**M**ean **S**quared **E**rror
NRMSE	**R**acine de l`**E**rreur **Q**uadratique **M**oyenne **N**ormalisée
RMSE	**R**acine de l`**E**rreur **Q**uadratique **M**oyenne
RNA	**R**éseaux de **N**eurone **A**rtificiel
RNAO	**R**éseaux de **N**eurone **A**rtificiel **O**ptimale.
STD	**S**tandard **D**eviation

Nomenclatures et Symboles

Lecture	Désignation	Unité
TC	**T**aux de **C**onversion	%
T	**T**empérature	K
P	**P**ression	Bar
Qe	**D**ébit d'**e**ntrée	m^3/h
Qs	**D**édit de **s**ortie	m^3/h
Ce	**C**onductivité d'**e**ntrée	µS / cm
pH	**P**otentiel **H**ydrogène	-
Pp	**P**aramètre **p**hysique	-
IA	**I**ntelligence **A**rtificielle	-
OI	**O**smose **I**nverse	-
PO	**P**ression **O**smotique	-
PPM	**P**artie **P**ar **M**illion	-
Q_0	**D**ébit initial	m^3/h
Q_C	**D**ébit de **C**oncentra	m^3/h
Q_P	**D**ébit **P**erméat	m^3/h

Liste des Tableaux

Numéro	Titre du tableau	Page
	Chapitre I	
Tableau I.1	Le type d'eau en fonction de la salinité	**5**
Tableau I.2	Fonctions d`activation usuelles, a = f (t)	**25**
Tableau I.3	Les avantages et les inconvénients des RNA	**25**
	Chapitre II	
Tableau II.1	Description statistique de l'ensemble des données.	**33**
Tableau II.2	Structure du RNA optimisé	**36**
Tableau II.3	Modèle de réseau de neurones établi {(Couche entrée –1^{ére} couche cachée)}.	**39**
Tableau II.4	Modèle de réseau de neurones établi {[1ère Couche cachée - 2ème Couche cachée]}.	**39**
Tableau II.5	Modèle de réseau de neurones établi {[2ème Couche cachée – couche sortie]}.	**40**
Tableau II.6	Résultats des paramètres statistiques du modèle RNAO développé dans ce travail.	**43**

Liste des Figures

Figure	Titre de la figure	Page
	Chapitre I	
Figure I.1	Les eaux de surface	4
Figure I.2	Les eaux souterraines.	4
Figure I.3	Installation de dessalement.	6
Figure I.4	Schéma de principe d'osmose et d'osmose inverse	9
Figure I.5.	Séparation en phase liquide par perméation à travers une membrane	9
Figure I.6	Installation d'osmose inverse	10
Figure I.7	Membrane en spirale.	15
Figure I.8	Réseau multicouche MLP	20
Figure I.9	Apprentissage non supervisé	22
Figure I.10	Apprentissage supervisé	22
Figure I.11	Réseau de neurones multicouche	23
	Chapitre II	
Figure II.1	Schéma de calcul du Taux de conversion (%) par les réseaux de neurones artificiel (RNA)	29
Figure II.2	Analyse de corrélation des données d'entrée pour les modèles prédictifs	34
Figure II.3	Réseau de neurones artificiels de type feedforward	37
Figure II.4	La différence en termes d'erreur pour les nombres de neurones dans chaque couche cachée.	38
Figure II.5	Courbe de régression linéaire des données prédites par RNAo par rapport aux données expérimentales pour la base de données pour la phase globale	41
Figure II.6	Courbe de régression linéaire des données prédites par RNAo par rapport aux données expérimentales pour la base de données de la phase d`apprentissage.	41
Figure II.7	Courbe de régression linéaire des données prédites par RNAo par rapport aux données expérimentales pour la base de données pour la phase de test	42
Figure II.8	Courbe de régression linéaire des données prédites par RNAo par rapport aux données expérimentales pour la base de données pour la phase de validation.	42
Figure II.9	La projection des données expérimentale sur les données calculée pour la phase de test.	43
Figure II.10	L'interface graphique du modèle optimale par RNA	44

INTRODUCTION GÉNÉRALE

CHAPITRE I

GÉNÉRALITÉS SUR L'OSMOSE INVERSE et l'IA

I.1. Introduction

De nombreuses régions du monde souffrent d'une absence ou d'une insuffisance de sources d'eau douce, en raison de la croissance démographique ou de la production industrielle. Le processus de dessalement de l'eau est une méthode permettant de produire de l'eau potable ou de l'eau douce à partir d'eau salée ou saumâtre(Chaima and Rihab 2020) . Cette technique peut aider à résoudre les problèmes de pénurie d'eau, ce qui pourrait contribuer à améliorer les niveaux de vie et favoriser le développement des secteurs qui en dépendent. (Chaima and Rihab 2020).

Il existe diverses technologies pour effectuer le dessalement de l'eau, chacune avec des coûts différents, mais toutes nécessitant une grande quantité d'énergie. Les techniques les plus couramment employées sont la distillation et l'osmose inverse, qui sont largement utilisées à des fins industrielles depuis de nombreuses années (Chaima and Rihab 2020)**.**

Cependant, ces techniques peuvent avoir des conséquences environnementales graves et significatives, notamment en ce qui concerne le concentré (ou saumure) produit lors du processus de dessalement. De plus, les rejets de produits chimiques utilisés dans ces techniques pourraient également avoir des effets indésirables sur l'environnement (Chaima and Rihab 2020).

I.2. Définition de l'eau

L'eau est un composé chimique largement répandu sur terre, indispensable à la vie de tous les organismes vivants. Environ 70% du corps humain est composé d'eau.

L'eau est généralement présente sous forme liquide et est un solvant très efficace, inodore et incolore.

Les substances présentes dans l'eau peuvent être soit en suspension, colloïdales ou dissoutes (Ahlem and Hanane 2019) .

I.3. Les différentes sources d'eaux

I.3.1. Eaux de surface

Les eaux de surface peuvent être classées en deux catégories : les eaux de rivières et les eaux de lacs. Ces eaux sont définies par leur surface libre et stockées dans des réservoirs naturels ou artificiels. La dureté de toutes les eaux de surface est considérée comme modérée (Ahlem and Hanane 2019). La Figure I.1 représente un exemple sur les eaux de surface.



Figure I.1 : Les eaux de surface.

I.3.2. Eaux souterraines

Les eaux souterraines ont pour origine des sources naturelles ou des puits, et leur caractéristique est influencée par la structure et la porosité du terrain. La Figure I.2 illustre Les eaux souterraines. Ces deux facteurs déterminent le type de nappe et la manière dont l'eau se déplace (Ahlem and Hanane 2019).



Figure I.2 : Les eaux souterraines

I.3.3. Eaux saumâtres

Généralement on appelle eau saumâtre, une eau salée non potable de salinité inférieure à celle de l'eau de mer. La plupart des eaux saumâtres contiennent entre 1 à 10 g de sels par litre. Ce sont parfois des eaux de surface mais le plus souvent des eaux souterraines qui se sont chargées en sels,

en dissolvant certains sels présents dans les sols qu'elles ont traversés. Leur composition dépend donc de la nature des sols traversés et de la vitesse de circulation dans ces sols. Les principaux sels dissous sont le $CaSO_4$, le $CaCO_3$, le $MgCO_3$ et NaCl (Ahlem and Hanane 2019)**.**

I.3.4. Eaux douces

L'eau douce est une eau qui contient une faible concentration de sels dissous, il est utilisé dans de nombreuses activités humaines telles que l'agriculture, l'industrie, la production d'énergie, la consommation domestique, et bien sûr la consommation humaine directe.

I.4. Origine de la salinité

Actuellement, il existe une autre source de salinité des eaux souterraines qui pose un problème, à savoir l'intrusion marine. Cette dernière se produit lorsque les eaux de mer pénètrent dans les nappes phréatiques situées le long du littoral, à la suite de l'abaissement du niveau de ces nappes dû à une surexploitation excessive (Chaima and Rihab 2020)**.** Le tableau I.1 regroupe les normes de la salinité pour chaque type d'eau.

Tableau I.1 : Le type d'eau en fonction de la salinité(Nawal 2012).

Type d'eau	Salinité en (mg/l)
- Eau douce	< 500
- Eau légèrement saumâtre	1000-5000
- Eau modérément saumâtre	5000-15000
- Eau très saumâtre	15000-35000
- Eau de mer	35000-42000

I.5. Le dessalement de l'eau de barrage en Algérie

Le dessalement de l'eau de barrage en Algérie est une technique utilisée pour transformer l'eau de barrage en eau potable en éliminant les sels et les minéraux. Cette technique est importante car l'eau de barrage peut contenir des impuretés et des sels qui la rendent impropre à la consommation.

Le processus de dessalement de l'eau de barrage implique généralement l'utilisation de l'osmose inverse, qui est une méthode de filtration de l'eau à travers une membrane semi-perméable qui permet le passage de l'eau mais retient les impuretés. Cette technique nécessite une pression élevée pour forcer l'eau à travers la membrane, ce qui peut être produit par des pompes haute pression. Le coût de production d'eau dessalée peut varier en fonction des technologies utilisées, de la qualité

de l'eau brute et de l'énergie nécessaire pour faire fonctionner l'usine. Cependant, cette technique peut être une solution viable pour fournir de l'eau potable à une population qui n'a pas accès à des sources d'eau douce. En Algérie, le dessalement de l'eau de barrage est considéré comme une alternative importante pour lutter contre la pénurie d'eau potable dans certaines régions du pays. Les autorités locales ont mis en place des projets de dessalement pour fournir de l'eau potable à des zones qui ne sont pas connectées au réseau de distribution d'eau potable. (Mahmoudi, Abdellah, and Ghaffour 2009)

I.5.1. Les procédés de dessalement

Il y a plusieurs méthodes de dessalement disponibles, chacune avec ses propres avantages et inconvénients, et qui peuvent être classées de différentes manières. Certaines sont mieux adaptées à certaines situations que d'autres. Parmi ces méthodes, il y a celles qui ont été largement mises en œuvre à grande échelle avec des capacités de production élevées et qui ont subi des améliorations significatives pour améliorer leur compétitivité, tandis que d'autres sont encore en développement et ne conviennent qu'aux installations de faible capacité.

La figure I.3 illustre un système de dessalement qui comprend une armoire électrique pour la commande (une partie moteur-pompe et une partie hydraulique).



Figure I.3 : Installation de dessalement.

Actuellement, six procédés de dessalement sont utilisés, regroupées en deux grandes familles **:** (Chaima and Rihab 2020).

- ✓ Procédé de distillation par vapeur : avec changement de phase (distillation, congélation, extraction par formation d'hydrates solides...).

- ✓ Procédé à membrane : avec utilisation de membranes (électrodialyse, osmose inverse, Procédé osmo-ionique...).(Bousamat and Zebbar 2019).

I.5.2. Le choix d'un procédé

Il y a deux facteurs clés à considérer lors du choix d'un processus de traitement d'eau : (Nawal 2012)

I.5.2.1. Facteur technique

- ✓ La composition chimique et les caractéristiques physiques de l'eau à traiter (l'eau de mer), pour déterminer le type de prétraitement nécessaire, en particulier les procédés de membrane.
- ✓ La salinité de l'eau produite, qui peut varier de 300 à 500 ppm pour la consommation d'eau potable et de 15 à 30 ppm pour l'alimentation en eau industrielle, en fonction de l'usage prévu.
- ✓ La taille de l'installation.
- ✓ La source d'énergie disponible.(Nawal 2012)

I.5.2.2. Facteur économique

- ✓ Le coût de l'énergie, qui dépend de sa nature (renouvelable, gaz, etc.) et de sa disponibilité locale.
- ✓ Le coût des produits chimiques.
- ✓ Le coût d'exploitation et d'entretien de l'installation (Nawal 2012)

I.6. L'osmose inverse

En milieu naturel, l'osmose est un phénomène crucial pour maintenir les équilibres biologiques en permettant le déplacement de l'eau à travers des membranes semi-perméables afin de rééquilibrer les concentrations de solutés. Cependant, dans le cadre de la technique de dessalement de l'eau de mer utilisée en industrie, appelée osmose inverse, on applique une pression élevée pour contrer l'osmose naturelle et forcer l'eau salée à traverser une membrane semi-perméable, afin d'obtenir de l'eau douce (Ahlem and Hanane 2019).

I.6.1. Définition d'osmose

Comme vu précédemment, l'osmose directe est un processus naturel où l'eau se déplace à travers une membrane semi-perméable, allant du compartiment où la concentration de soluté est la plus faible vers celui où elle est la plus forte. Ce phénomène se poursuit jusqu'à ce qu'un équilibre soit atteint, créant ainsi une pression osmotique en raison de la différence de concentration. Si une pression supérieure à la pression osmotique est appliquée à la solution concentrée, le processus

s'inverse et l'eau se déplace du compartiment le plus concentré vers celui où la concentration est la plus faible. Les solutés, tels que les sels et les molécules, restent piégés de l'autre côté de la membrane (Ahlem and Hanane 2019)**.**

I.6.2. Définition d'osmose inverse

L'osmose inverse est une technique de séparation liquide-liquide qui permet d'éliminer le solvant d'une solution, généralement de l'eau, en le faisant traverser une membrane semi-perméable sous l'effet d'un gradient de pression (de 54 à 80 bars pour le traitement de l'eau de mer). Ce processus se déroule à température ambiante et ne nécessite pas de changement de phase. La consommation énergétique de l'osmose inverse est uniquement électrique, principalement pour alimenter les pompes haute pression. (Ahlem and Hanane 2019).

On utilise l'osmose inverse pour déstaliniser l'eau de mer et les eaux saumâtres, concentrer les fluides alimentaires tels que le lait et les jus de fruits, ainsi que pour traiter les effluents liquides. (Ahlem and Hanane 2019)

I.6.3 Le principe d'osmose inverse

La notion d'osmose repose sur l'équilibre de concentration en soluté de part et d'autre d'une membrane semi-perméable. Si l'on considère un système avec deux compartiments séparés par une membrane sélective et contenant des solutions de concentrations différentes, l'osmose se manifeste par un mouvement d'eau allant de la solution diluée vers la solution concentrée. Au fur et à mesure, la quantité d'eau transférée par osmose diminue. À un certain stade, la pression appliquée atteint un niveau où le flux d'eau se stabilise. Si l'on simplifie en supposant que la solution diluée est de l'eau pure, cette pression d'équilibre est appelée pression osmotique. Si la pression dépasse la pression osmotique, un flux d'eau s'inverse, c'est-à-dire de la solution concentrée vers la solution diluée, et ce phénomène est appelé osmose inverse.

Par conséquent, l'osmose inverse est une méthode de séparation qui vise à extraire l'eau d'une solution, généralement salée, comme l'eau de mer. Son objectif principal est de réduire la concentration totale de solutés dans la solution, la figure I.4. représente Schéma de principe d'osmose et d'osmose inverse un exemple (Ahlem and Hanane 2019).

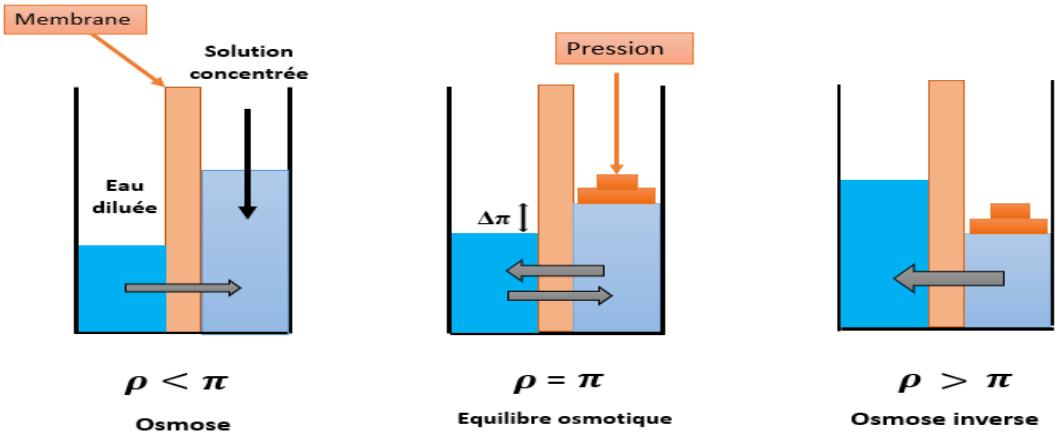


Figure I.4. Schéma de principe d'osmose et d'osmose inverse

L'osmose inverse implique le passage de l'eau à travers des membranes semi-perméables en raison de la pression différentielle, allant de la solution concentrée vers la solution diluée. Le taux d'élimination est mesuré en pourcentage de la salinité totale, et la réduction de la salinité de l'eau saumâtre dépasse les 92%, tandis que celle de l'eau de mer dépasse les 98,5%.

L'écoulement s'effectue en continu tangentiellement à la membrane. Une partie de la Solution à traiter (débit Q_0) se divise au niveau de la membrane en deux parties de Concentrations différentes :

- ✓ Une partie qui passe à travers la membrane ou perméat (débit Q_p).
- ✓ Une partie qui ne passe pas à travers la membrane, appelée concentrât ou retentât (débit Qc), et qui contient les molécules ou particules retenues par la membrane (Chaima and Rihab 2020).

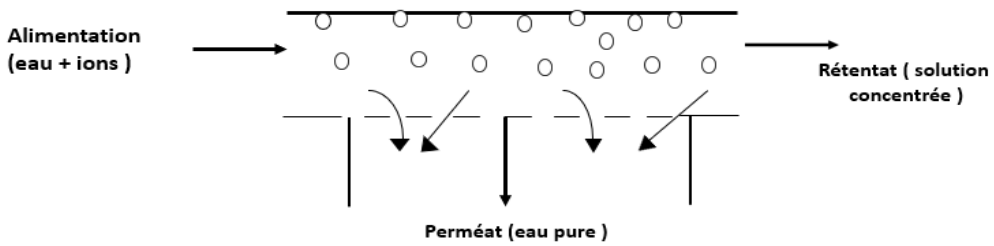


Figure I.5.Séparation en phase liquide par perméation à travers une membrane (Chaima and Rihab 2020)

Les principaux constitutifs d'une installation d'osmose inverse sont schématisés sur la figure suivant

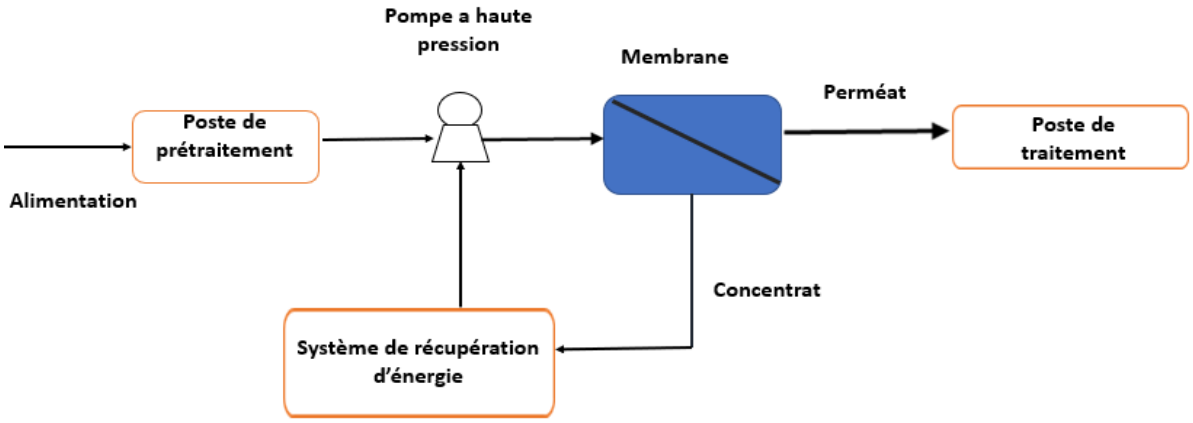


Figure I.6. Installation d'osmose inverse

I.6.4. Généralité du prétraitement

- ✓ Chloration : Cette méthode empêche la croissance des organismes vivants. Elle est utilisée pour éviter l'obstruction des conduites.
- ✓ Filtration : Cette étape sert à protéger les pompes et assurer le bon fonctionnement des pulvérisateurs en éliminant les particules en suspension.
- ✓ Traitement antitartre : La distillation entraîne la précipitation du carbonate de calcium qui se dépose sur la paroi des échangeurs et limite le transfert de chaleur. Cette étape permet donc d'éviter la formation de tartre et d'assurer une meilleure performance des échangeurs.(Bousamat and Zebbar 2019)

I.6.5. Le prétraitement selon le complexe antibioticale SAIDAL

Les phases à travers lesquelles la transformation est obtenue sont :

- ✓ Section filtration
- ✓ Section osmose inverse

I.6.5.1 : Section filtration

- ✓ **A) mécanique**

L'eau provenant du réseau d'alimentation entre en une quantité pareille (115 m^3/h x 2) dans les filtres à sable et anthracite.

L'eau, en traversant ces lits, perd une grande partie des matières en suspension, en protégeant de cette façon les filtres à adsorption d'un rapide et dangereux encrassement.

L'action du lit filtrant est dans ce cas augmentée par l'injection, en amont les filtres, de sulfate d'aluminium.

Ce composé chimique dans l'eau donne lieu à des ions de sulfate d'aluminium hydraté autour duquel vont se concentrer les solides suspendus ayant des dimensions plus réduites jusqu'à former un corps (flocon) à haute vitesse de sédimentation et de dimensions qui peuvent être facilement retenues par le filtre.

Le dosage du sulfate d'aluminium est effectué en utilisant une des pompes. La solution est préparée et accumulée dans le réservoir. L'homogénéisation de la solution avec l'eau brute est effectuée dans le mélangeur statique.

Le débit théorique de la solution est de 34,8 1/h équivalent à environ 15 ppm de sulfate d'aluminium …etc.

En cas de manque de solution dans le réservoir susdit, la pompe doseuse s'arrête automatiquement.

Après une période, dont la durée dépend des caractéristiques de l'eau brute et même de l'avis technique des responsables de l'exploitation de l'installation, les filtres doivent être contre- lavés dans le but de connaitre à nouveau la valeur de la perte de la charge suivant montant initial.

La perte de la charge maximum admissible à travers les filtres est techniquement en rapport avec le débit minimum souhaitable, en outre, elle est en relation avec la pression nécessaire et la qualité souhaitée à la sortie des filtres.

Dans ce cas particulier, le client impose une perte de charge maximum de 0,8 kg/cm^2.

Des filtres à sable sont présents en aval, l'eau entre dans le réservoir et y reste environ 30 heures, Pour éviter que la lenteur de la recharge dans ce réservoir donne lieu à la formation de substances organiques, on effectue, en amont des filtres, un dosage d'hypochlorite de sodium.

Ce dosage est effectué en utilisant une des pompes. La solution est accumulée dans le réservoir. L'homogénéisation de la solution avec l'eau brute est effectuée dans le mélangeur statique.

Le débit théorique de la solution est de 14 l/h, équivalent à environ 2.4ppm de Cl_2.

En cas de manque de solution dans le réservoir susdit, la pompe doseuse s'arrête comme précédent.

- ✓ **B) Adsorption**
- ✓ Le réservoir est placé entre deux des pompes, l'eau filtrée est acheminée vers les deux filtres à charbon actif avec un débit de 122 m^3/h chacun.

A ce stade sont retenus le chlore résiduel et d'éventuelles substances organiques contenues dans l'eau, qui pourrait détériorer d'une façon irréversible soit les membranes de l'osmose inverse, soit les résines échangées d'ions de la déminéralisation.

L'adsorption est réalisée sur un lit à charbon actif. Le principe du phénomène consiste à un transfert de masse (guidé par les forces de Van der Waal) du liquide à la surface d'adsorbant ayant une affinité physique avec cette masse.

La quantité de chlore résiduel dans l'eau est contrôlée par la chaîne et la valeur de ce paramètre est supérieure à 0,5 ppm activant l'alarme qui commande l'arrêt des unités de l'osmose inverse.

Cependant, ces filtres doivent être périodiquement contre lavés en fonction des mêmes considérations faites à propos des filtres à sable.

Ensuite, un prélèvement est prévu en aval des filtres à charbon actif, d'une valeur de 60 m^3/h d'eau potable. Les restants 184 m^3/h traversent l'échangeur de chaleur à plaques dans lequel ils atteignent la température théorique de 20°C. Celle-ci est la température idéale pour le fonctionnement des modules d'osmose inverse dans les conditions du projet. Après avoir traversé cet échangeur de chaleur, l'eau entre dans la section d'osmose inverse.

I.6.5.2. : Section osmose inverse

Avant d'entrer dans les unités d'osmose inverse, l'eau subit une ultérieure filtration mécanique dans les filtres à bougies.

Ces filtres sont plus surs et servent à retenir d'éventuels morceaux de charbon ou des particules dues aux corrosions, une solution d'hexamétaphosphate de sodium est injectée en amont de ces filtres

Ce dosage est effectué en utilisant deux des pompes. La solution est préparée et accumulée dans le réservoir, l'homogénéisation arrive substantiellement à l'intérieur des filtres. Le débit théorique de la solution est de 18,5 l/h équivalent à environ 10 ppm à d'hexamétaphosphate sec. L'injection de cette solution sert à éviter la précipitation des carbonates à l'intérieur des unités, c'est pourquoi qu'en cas de manque de la solution dans le réservoir, l'entière section d'osmose inverse s'arrête automatiquement.

L'acide sulfurique est après injecté. Ce dosage est effectué comme précédemment. La solution est accumulée dans le réservoir. L'homogénéisation arrive directement dans le tuyau acheminant l'eau et est perfectionnée à travers les pompes. Le débit théorique de la solution est de 10.5 l/h correspondant à environ 210 ppm. L'injection de l'acide sulfurique doit maintenir le pH de l'eau dans un champ de valeur compris entre 5 et 6. des valeurs différentes qui activent une des alarmes. Même en cas de manque d'acide sulfurique dans le réservoir susmentionné, la section s'arrête automatiquement. A travers deux des pompes, l'eau est acheminée aux unités d'osmose inverse.

Dans ces unités l'eau est dessalée, c'est à dire perd une grande partie de sels contenus en solution. Ceci arrive en filtrant l'eau à travers des membranes semi-perméables en direction opposée à celle de l'osmose. En effet dans l'osmose c'est le solvant pur qui migre, à travers une membrane semi-perméable, vers la solution qui la dilue, tandis que dans l'osmose inverse , le solvant est contraint à migrer de la solution jusqu'au solvant pur en exerçant une forte pression sur la solution Une fraction de cette pression sert à équilibrer la pression osmotique du solvant pur qui est la cause de sa migration vers la solution et l'excès doit être établi en fonction du débit d'eau pure demandée .Le rendement de ces unités est de 75%, c'est pourquoi avec 92 m^3/h à l'entrée dans chaque unité, d'eau produite obtient une valeur de 69 m^3/h chacune.

Les restants 23 m3/h sont acheminés à l'évacuation, dans le but d'obtenir une qualité optimale de l'eau produite, il est important que le rapport 69/23 soit maintenu et constant, c'est pourquoi sont placées sur la décharge les vannes de réglage du débit qui servent aux chaînes de contrôle.

Ces vannes sont du type usuellement ouvert et sont équipées avec dispositif de blocage du volant avec clef, car leur fermeture accidentelle pourrait causer des détériorations irréversibles aux membranes. Aussi importante aux buts du rendement de ces unités, c'est la pression de l'eau en entrée. Pour cette raison, on a placé les vannes de réglage de la pression immédiatement en amont de chaque unité, asservies aux chaînes de contrôle, de sorte à maintenir en aval d'elles-mêmes la valeur de la pression constante. Le tarage de ces chaînes devra de temps en temps être varié puisque la pression sur les membranes, pour maintenir constante la production dans le temps, doit être graduellement augmentée. La différence entre les valeurs de tarage avec membranes nouvelles et avec membranes après deux années de fonctionnement, devrait être autour les 2 kg/cm^2. Les vannes sont du type normalement fermé et donc en cas de manque de tension ou air, elles arrêtent les unités et doivent toujours être en position de fermeture lorsque les pompes qui alimentent les lignes sont arrêtées. Elles sont équipées de volant avec système de blocage à clef dans le but d'éviter des manœuvres accidentelles. En outre, l'ouverture automatique de ces vannes est retardée dans le but de limiter la puissance adsorbée par la pompe au moment du démarrage et obtenir graduellement la valeur due de la pression en entrée aux unités.

Le fonctionnement de chaque unité est le suivant: 92 m^3/h entrent, distribués dans une façon pareille, dans les 8 tuyaux constituant le stade primaire; 46 m^3/h passent à travers les 48 membranes contenues par les tuyaux susdits et constituent le 75% de l'eau produite; les restants 46 m^3/h entrent, distribués d'une façon pareille, dans les tuyaux constituant le stade secondaire; 23 m^3/h passent à travers les 18 membranes contenues par les tuyaux susdits et constituent les restants 25% de l'eau produite; les restants 23 m^3/h sont acheminés à l'évacuation et constituent le concentré. Les unités d'osmose inverse ont besoin de lavages chimiques lorsque leur pollution commence à donner lieu

à une production non plus conforme aux qualités requises de procédé. L'analyse chimique des échantillons, prélevés des prises appropriées placées sur le côté perméat des tuyaux, indiquera, fois par fois le type de substances polluantes et en fonction de ces résultats on préparera les solutions chimiques appropriées pour l'élimination de la pollution (à ce propos, veuillez-vous référer à la Section IIIème Partie Vème. Le lavage chimique vient effectue en préparant la solution dans le réservoir et en recirculant la même en utilisant la pompe et en se connectant, par des lignes provisoires, aux points appropriés équipés de joints rapides en entrée et en sortie à chaque semi-unité et en entrée au réservoir. Le lavage chimique vient effectue sur une demi-unité à la fois. La solution de lavage, avant d'entrer dans la demi- unité, vient mécaniquement filtrée dans le filtre, dans le but d'éliminer les substances non-dissoutes en suspension. Dans le but d'espacer plus que possible les lavages chimiques des unités, on a prévu que, tour à tour, une fois toutes les 24 heures (et de toute façon en cas d'arrêt même si bref) elles soient lavées avec eau propre. Ce lavage est effectué en prélevant de l'eau du réservoir de l'eau décarbonatée, la faisant passer à travers un des filtres et donc à travers une des pompes arrêtées, à travers l'unité et la déchargeant à travers une des vannes. La durée de l'opération sera de 15 minutes à peu près, Ce lavage peut être effectué soit par commande manuelle, soit par commande automatique En cas de commande automatique, le lavage vient effectué, sans aucune intervention de la part de l'opérateur, toutes les 24 heures et à chaque arrêt des unités, sauf en cas d'arrêt pour manque de tension à l'installation, Dans ce dernier cas, au re- tour de la tension, l'opérateur devra manuellement commander le lavage de chaque unité (une à la fois) ou, si l'arrêt a été seulement de quelques minutes, l'entrée en service des deux unités. La pompe utilisée pour ce lavage est une des pompes et plus précisément celle qui est en train d'alimenter la ligne de déminéralisation en service. Les unités peuvent venir placées hors de service non seulement pour les alarmes déjà mentionnés, mais aussi pour les alarmes suivantes : protègent les pompes d'alimentation protègent les pompes d'alimentation, protègent les pompes d'alimentation pendant la phase d'entré en service, protègent les membranes.

Pour d'ultérieurs détailles concernât le verrouillage, veillez-vous référer à la section du manuel d'instruction relative à la description des automatismes de l'osmose inverse (Termokimik Carporation).

I.6.5.3. La membrane d'osmose inverse

Les modules commerciaux disponibles pour l'OI se divisent en quatre types : tubulaires, plaque et cadre, enroulés en spirale et en fibres creuses (Bousamat and Zebbar 2019). Un module enroulé en spirale est composé de couches de membrane et de couche d'espacement enroulées autour d'un tube de collecte d'eau dessalée (figure I.7). Les bords des couches sont collés, à l'exception de

l'extrémité du tube de produit qui est connectée à une ouverture sur le tube. La solution d'alimentation est pompée à travers le module à haute pression par l'une de ses extrémités. Le solvant traverse la membrane, qui rejette la plupart du soluté. Le solvant dans la couche d'espacement se diffuse dans le tube collecteur, d'où il quitte le module en tant que perméat. La solution d'alimentation, qui a maintenant une concentration élevée de soluté, sort par l'extrémité opposée du module en tant que retentât.

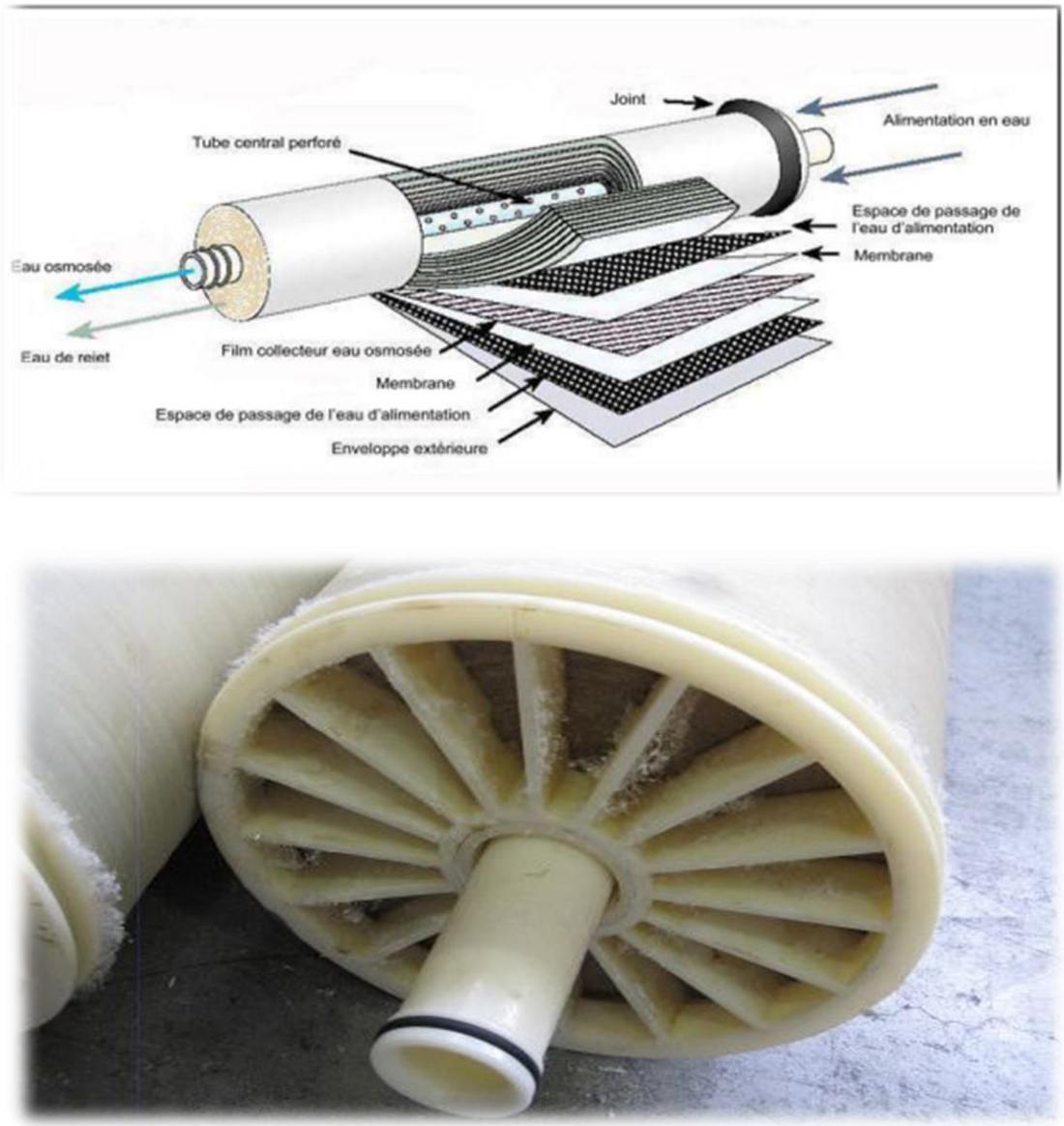


Figure I.7. Membrane en spirale

Ensuite, l'eau de mer est injectée dans le module d'osmose inverse à l'aide de la pompe à haute pression.

I.6.5.4. Colmatage de membranes et leur nettoyage

Le blocage des membranes peut entraîner une diminution du débit ou une augmentation de la pression de fonctionnement. Pour choisir les agents de nettoyage et les conditions d'opération les plus efficaces, il est important de déterminer la nature et la structure des éléments qui bouchent la membrane. Ces éléments peuvent être classés en deux catégories distinctes :

-Les résidus solubles dans l'eau, qui peuvent être éliminés par une étape de rinçage.

-Les résidus non solubles dans l'eau, qui forment une couche poreuse et résistante, composée principalement de protéines et des sels, ainsi que de microorganismes, colloïdes, polysaccharides insolubilisés, etc.

Le nettoyage des membranes a pour but de limiter le colmatage irréversible de perméabilité, et par le fait même, à prolonger la durée de vie des membranes. Les différentes techniques de nettoyage sont :

-Le nettoyage mécanique, un nettoyage partiel, mais rapide. Son principe consiste à décoller et retirer la matière accumulée sur la membrane par des forces mécaniques.

-Le nettoyage chimique, qui implique un arrêt de production périodique, génère des coûts en solutions de lavages et en traitement des effluents. Il se compose d'une séquence de lavages acide et basique, ainsi que de phases de rinçage.

-Le nettoyage enzymatique, qui constitue une alternative aux traitements chimiques. Il peut être appliqué dans les cas de membranes sensibles aux réactifs chimiques, au pH ou à la température élevée, ainsi que dans les cas de colmatage avancé (Boumehdi 2019).

I.6.6. Les caractéristiques principales d'une unité d'osmose inverse

I.6.6.1. Pression osmotique (PO)

La pression osmotique (π) augmente avec la concentration et diminue avec la masse molaire élevée. La loi de Van't Hoff permet de calculer la pression osmotique, en indiquant que celle-ci est proportionnelle à la concentration des solutés (Ahlem and Hanane 2019).

$$\pi = i * C * R * T \qquad (I.1)$$

Avec :

π : la pression osmotique (bars).

i : le nombre d'espèces d'ions constituent le soluté.

C : la concentration molaire du soluté ($mol.m^{-3}$).

R : la constante des gaz parfait (0,0831 $joule.mol^{-1}.K^{-1}$).

T : la température (K)

I.6.6.2. Toux de conversion

Le liquide à traiter (l'eau micro filtrée) est séparé en deux flux de concentrations différentes à travers la membrane, avec un débit initial Q_0.

- ✓ Le premier flux qui passe à travers la membrane est appelé "perméat" et a un débit de Q_p.
- ✓ Le second flux qui ne traverse pas la membrane contient les molécules ou les particules qui ont été retenues par la membrane, et est appelé "concentrât" ou "rétentat" ou encore "saumure".

Le taux de conversion correspond à la proportion du débit total du liquide qui traverse effectivement la membrane (Ahlem and Hanane 2019).

$$Y = \frac{Q_p}{Q_0} \qquad \text{(I.2)}$$

I.6.6.3. Mécanisme de transfert

Le mécanisme de transfert impliqué dans l'osmose inverse consiste en la solubilisation et la diffusion des solvants et des solutés à travers une membrane semi-perméable. Toutes les molécules (solutés et solvants) se dissolvent dans la membrane et se déplacent à travers celle-ci, comme dans un solide ou un liquide, sous l'influence d'un gradient de concentration et de pression (Chaima and Rihab 2020)**.**

I.7. Les avantages et les inconvénients d'osmose inverse

I.7.1. Les avantages

- ✓ Il peut être extrêmement utile dans les situations d'urgence lorsque les réserves d'eau sont contaminées par de l'eau salée, comme cela s'est produit suite à des marées salines ou des tsunamis récents en Asie. (Chaima and Rihab 2020)**.**
- ✓ Le recours à la méthode de l'osmose inverse est envisageable selon les catégories de contaminants, physique, chimique, biologique, présents naturellement dans l'eau. Désormais ces déchets rejetés dans les rivières peuvent être éliminés grâce à cette technologie**.**
- ✓ Elle permet non seulement de produire une eau potable à partir d'eau salée mais aussi, exploiter l'épuration des eaux usées des villes côtières refoulées dans la mer.

I.7.2. Les inconvénients

- ✓ Des besoins énergétiques importants sont nécessaires ;
- ✓ L'utilisation des produits chimiques pour nettoyer les membranes ;
- ✓ Des traces de métaux lourds peuvent s'échapper des installations ;
- ✓ Il n'existe pas de réglementation spécifique concernant la qualité de l'eau produite par ces traitements (Chaima and Rihab 2020).

I.8. Techniques et modélisation par intelligence artificielle

I.8.1. Réseaux des neurones artificiels (RNA)

On considère qu'un cerveau est un ensemble, très complexes, de neurones interconnectés et que chaque neurone a un comportement simple et modélisable. Sous le terme de Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) on regroupe un certain nombre de modèles dont l'intention est d'imiter quelques fonctions du cerveau humain en reproduisant certaines de ses structures de base (Benimam 2019).

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) gagnent en importance dans diverses applications. En mettant davantage l'accent sur les réseaux intelligents, RNA a un rôle important et il appartient à la famille de l'intelligence artificielle (Kukreja et al. 2016). Les réseaux de neurones artificiels peuvent être la technologie la plus réussie au cours des deux dernières décennies, ils ont été largement utilisés dans une grande variété d'applications dans divers domaines. Un réseau de neurones artificiels, souvent simplement appelé réseau de neurones, est un modèle mathématique (ou informatique) inspiré de la structure et de la fonction des réseaux de neurones biologiques dans le cerveau. Un réseau de neurones artificiels se compose d'un certain nombre de neurones artificiels (c'est-à-dire des unités de traitement non linéaires) qui sont connectés les uns aux autres via des poids synaptiques (ou simplement des poids). Un réseau de neurones artificiels peut « apprendre » une tâche en ajustant les poids. Un réseau de neurones artificiels est un outil puissant et polyvalent. Les réseaux de neurones artificiels ont été utilisés avec succès dans diverses applications telles que les applications biologiques, médicales, industrielles, de génération de contrôle, d'ingénierie logicielle, la prévision météorologique, la reconnaissance faciale, le pilotage automatique, la robotique, les domaines environnementaux, finances, économiques et sociales. La grande polyvalence des réseaux de neurones artificiels provient de leur grande capacité d'apprentissage. Il a été théoriquement prouvé qu'un réseau de neurones artificiels peut approximer n'importe quel mappage continu avec une précision arbitraire. La cartographie continue souhaitée ou la tâche souhaitée est acquise dans un réseau de neurones artificiels par apprentissage. Un réseau de neurones artificiels est un modèle mathématique qui tente de simuler la structure et les fonctionnalités des réseaux de neurones biologiques. Le bloc de construction de base de tout réseau

de neurones artificiels est composé de neurones artificiels, c'est-à-dire un modèle mathématique (fonction). Un tel modèle a trois ensembles de règles simples : la multiplication, la sommation et l'activation. À l'entrée du neurone artificiel, les entrées sont pondérées, ce qui signifie que chaque valeur d'entrée est multipliée par un poids individuel. Dans la section médiane du neurone artificiel se tr1ouve la fonction somme qui additionne toutes les entrées pondérées et les biais. À la sortie du neurone artificiel, la somme des entrées et du biais précédemment pondérés passe par la fonction d'activation qui est également appelée fonction de transfert (Krenker, Bešter, and Kos 2011).

I.9. Catégories des réseaux de neurones artificiels

Il est possible de diviser les réseaux de neurones en deux principales catégories :

- ✓ Les réseaux de neurones statiques.
- ✓ Les réseaux de neurones dynamiques.

I.9.1. Réseaux de neurones multicouches statiques

Ce genre de réseau est généralement structuré en couches de neurones. Chaque neurone d'une couche reçoit ses entrées à partir des neurones de la couche précédente ou directement de l'entrée du réseau. Dans ce cas, il n'y a pas de rétroaction d'informations, ce qui signifie que l'information circule dans une seule direction, de l'entrée vers la sortie.

Les réseaux de neurones statiques sont largement utilisés pour résoudre des problèmes complexes de classification ou d'approximation de fonctions non linéaires. Parmi les types de réseaux de neurones statiques les plus populaires, on trouve :

- ✓ Les réseaux multicouches (MLP : Multi-Layer Perceptron).
- ✓ Les réseaux modulaires.
- ✓ Le modèle de Kohonen.

Un MLP est structuré en différentes couches, comprenant une couche d'entrée, une couche de sortie, et éventuellement une ou plusieurs couches intermédiaires appelées couches cachées, car elles ne sont pas directement visibles de l'extérieur. Chaque couche est constituée d'un certain nombre de neurones qui sont interconnectés. Les neurones d'une couche sont connectés à tous les neurones de la couche suivante, mais il n'y a pas de connexions entre les neurones d'une même couche.(Benimam 2019).

Un neurone ne peut envoyer son résultat qu'à un neurone situé dans une couche antérieure à la sienne (figure I.8)

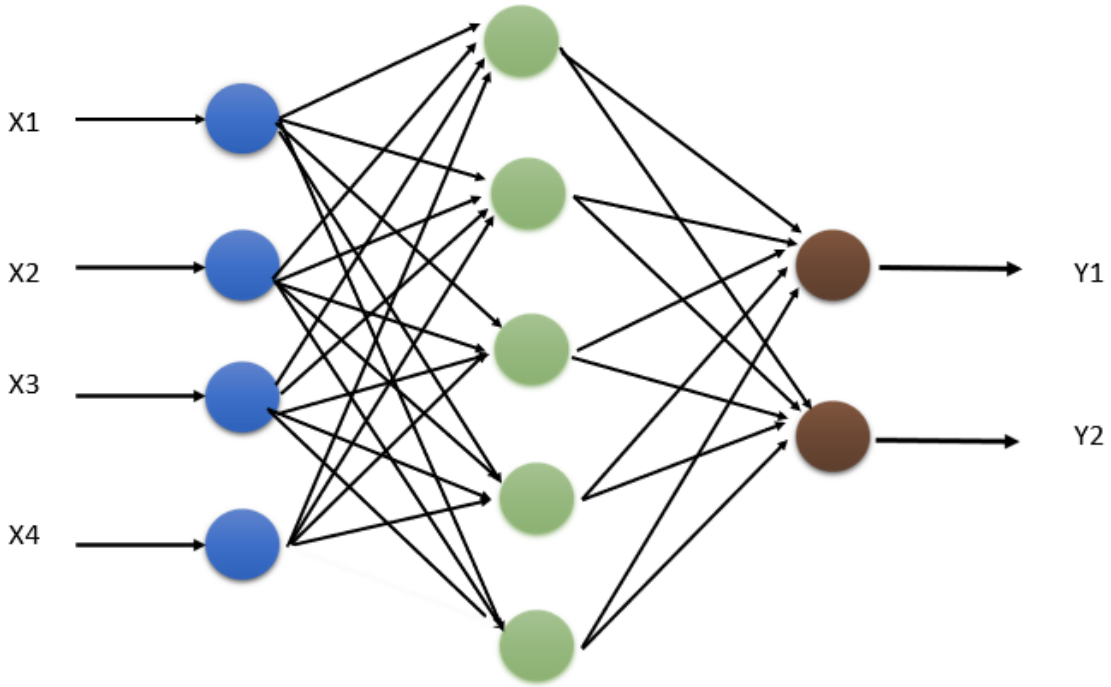


Figure I.8 : Réseau multicouche MLP.

I.9.2. Réseaux de neurones dynamiques

Les réseaux dynamiques, également appelés réseaux récurrents, sont organisés de manière à ce que chaque neurone reçoive, en plus des informations externes, une partie ou la totalité de l'état du réseau (c'est-à-dire les sorties des autres neurones). Dans ces réseaux, l'influence entre les neurones s'exerce dans les deux sens. L'état global du réseau dépend également de ses états précédents. Les équations qui décrivent le comportement des neurones dans ce cas peuvent être des équations différentielles ou aux différences. La structure interne de ces réseaux est exploitée pour l'identification et la commande de systèmes dynamiques. (Benimam 2019).

Certains des réseaux de neurones dynamiques les plus célèbres sont :

- ✓ Les réseaux de neurones avec temps de retard.
- ✓ Les réseaux de neurones avec retour de sortie.
- ✓ Le réseau de Hopfield

I.10. Apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage est le processus par lequel un réseau de neurones acquiert la capacité d'effectuer certaines tâches en modifiant ses paramètres internes, tels que les poids synaptiques. Cette modification est réalisée à l'aide d'un algorithme d'apprentissage paramétrique, appelé "algorithme d'apprentissage". L'objectif de l'apprentissage est d'améliorer les performances futures du réseau en se basant sur les expériences acquises.

Il existe plusieurs modes d'apprentissage, qui se distinguent principalement par le type d'exemples disponibles pour le réseau de neurones. L'apprentissage peut être considéré comme le problème de mise à jour des poids des connexions dans le réseau afin d'accomplir la tâche qui lui est demandée. L'apprentissage est la caractéristique fondamentale des réseaux de neurones, et il peut être réalisé de différentes manières et selon différentes règles.

Les algorithmes d'apprentissage ont pour objectif de minimiser l'erreur de décision commise par le réseau de neurones en ajustant les poids à chaque présentation d'un vecteur d'entraînement. (Benimam 2019).

I.11.Types d'apprentissages

Les algorithmes d'apprentissage peuvent être classés en trois catégories principales :

- ✓ Apprentissage non supervisé.
- ✓ Apprentissage forcé ou imposé.
- ✓ Apprentissage supervisé.

I.11.1. Apprentissage non supervisé

L'apprentissage non supervisé se base sur des informations locales disponibles à l'entrée. Il s'agit de la capacité des réseaux de neurones à apprendre sans avoir connaissance de la sortie souhaitée. Dans ce cas, le réseau organise de lui-même les données d'entrée qui lui sont présentées afin de minimiser un critère de performance spécifique. Les informations d'entrée sont présentées au réseau, et des catégories internes sont formées par une auto-organisation du réseau. Cet apprentissage est également appelé compétitif, car il y a une compétition entre les unités du réseau pour représenter le vecteur d'entrée. (Figure I.9).

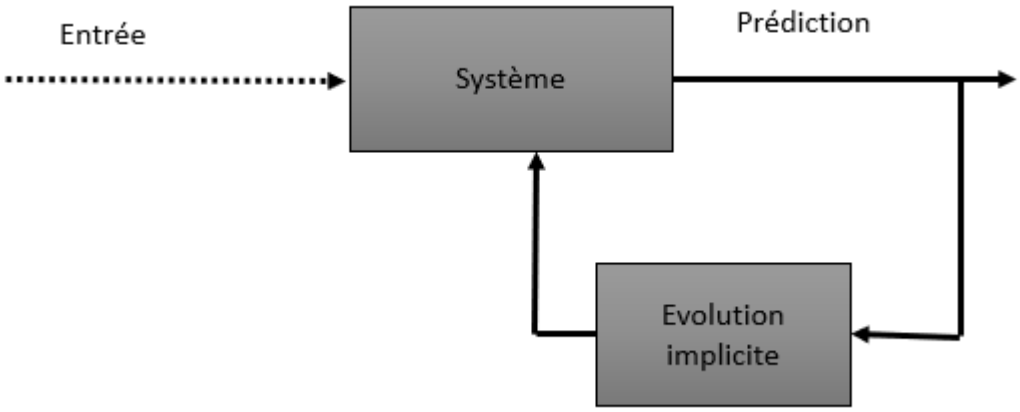


Figure I.9 : Apprentissage non supervisé.

I.11.2. Apprentissage forcé ou imposé

Dans l'apprentissage supervisé, on fournit uniquement au réseau des informations sur la qualité de la sortie, en indiquant si elle est correcte ou incorrecte. Cela entraîne une variation sélective des poids de connexion, permettant ainsi au réseau de s'ajuster et d'améliorer progressivement ses performances en fonction des retours fournis. (Benimam 2019).

I.11.3. Apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé se réfère à la situation dans laquelle des exemples d'entrées et de sorties correspondantes sont disponibles simultanément. L'objectif est de construire un modèle capable de prédire et de fournir la valeur de la sortie désirée à partir de l'entrée donnée. Lorsqu'une erreur est identifiée, un signal d'erreur est fourni afin de minimiser celle-ci. Cela permet d'optimiser les paramètres internes du réseau, c'est-à-dire les poids synaptiques. Cette procédure est répétée jusqu'à ce qu'un critère de performance satisfaisant soit atteint. (figure I.10**)**

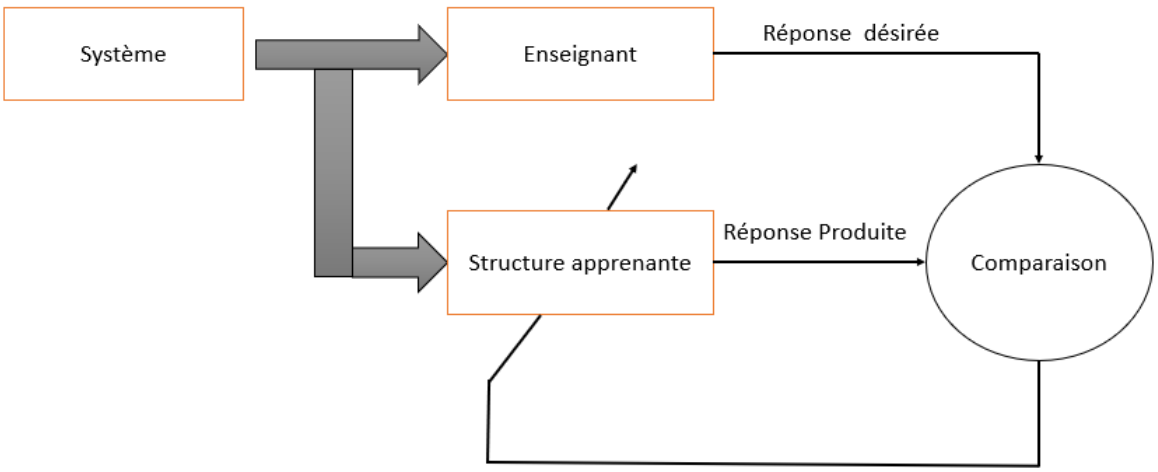


Figure I.10 : Apprentissage supervisé.

Le réseau de neurones produit une ou plusieurs valeurs de sortie en fonction du traitement des valeurs d'entrée. Les calculs effectués dépendent des poids attribués à chaque entrée, qui sont déterminés lors de la phase d'apprentissage.

La rétropropagation est la méthode d'apprentissage supervisé la plus couramment utilisée pour entraîner les réseaux de neurones statiques.

Après avoir terminé l'apprentissage, le réseau de neurones acquiert la capacité de réaliser la tâche pour laquelle il a été formé. (Benimam 2019).

I.12. Algorithme de la rétro-propagation

La rétro propagation, qui est la règle la plus couramment utilisée pour l'apprentissage supervisé des réseaux de neurones, est largement utilisée dans les MLP (perceptrons multicouches). Cet algorithme peut également être appliqué à d'autres architectures de réseaux de neurones dotées de fonctions d'activation dérivables. Son principe consiste à propager le signal de la couche d'entrée vers la couche de sortie (propagation avant), puis à calculer l'erreur entre les sorties souhaitées et les sorties prédites par le réseau. Ensuite, cette erreur est rétro propagée de la sortie vers l'entrée, ce qui permet d'ajuster les poids synaptiques du réseau. La structure d'un réseau multicouche est présentée ci-dessous (figure I.11) :

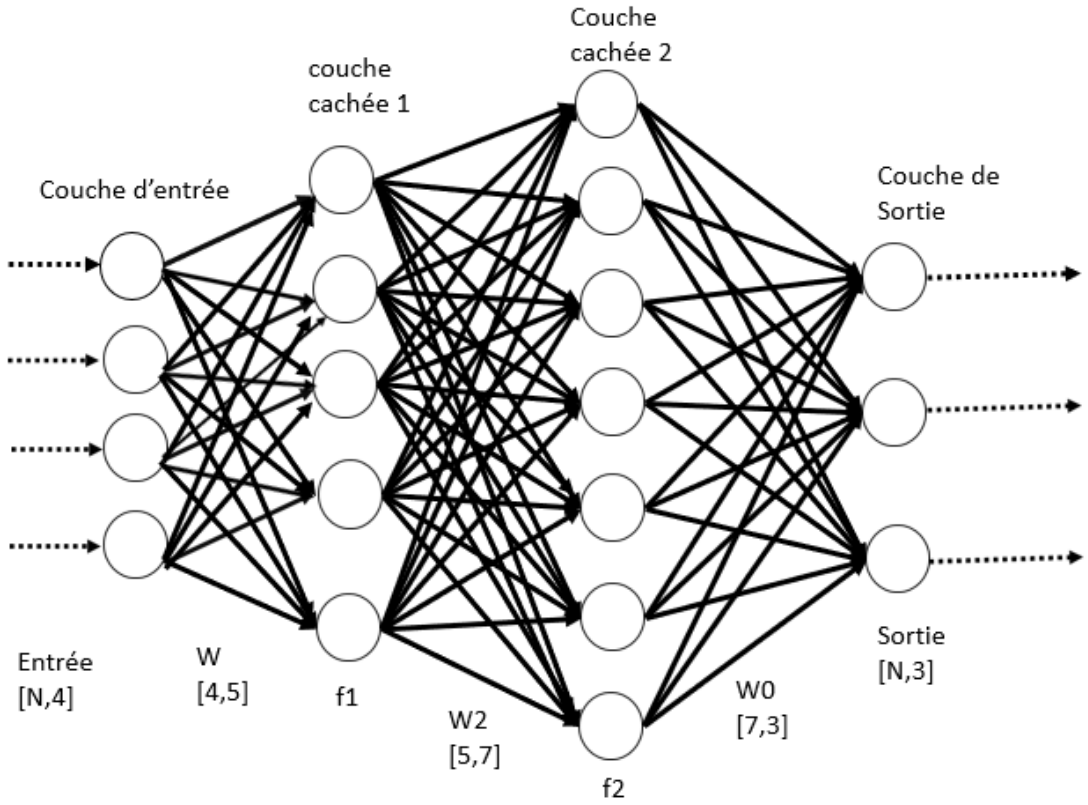


Figure I.11 : Réseau de neurones multicouche.

La somme pondérée peut être présentée dans la formule suivante (Eq.I.3) :

$$Neti = \sum_{j=0}^{N} Wij * Xj \quad \text{(I.3)}$$

Tel que :

- Xj : l'état du neurone de la couche précédente.
- Wij : le poids de la connexion reliant le neurone cible i au neurone émetteur j.
- N : le nombre de neurone dans la couche émettrice.
  - Les neurones auront à la sortie (Eq.I.4)

$$y_i = f(Neti) = \frac{1}{(1+\exp(-Neti))} \quad \text{(I.4)}$$

  - Où :
  - $f(Neti)$: est la fonction sigmoïde
  - L'erreur quadratique est décrite par la formule suivante (Eq. I.5)

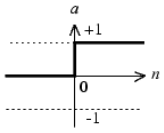
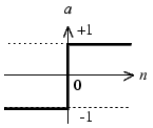
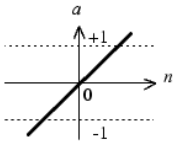
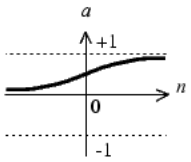
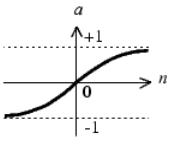
$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N} (y_{i\,exp} - Y_{i\,cal})^2 \quad \text{(I.5)}$$

  - Avec :
  - $Y_{i\,cal}$ *:* la sortie désirée.
  - $Y_{i\,exp}$ *:* la sortie observée.
  - N : Nombres des données.

I.13. Fonctions d'activation

La fonction d'activation est responsable du calcul de la valeur de l'état du neurone, qui est ensuite transmise aux neurones en aval. Elle permet également d'introduire une non-linéarité dans le fonctionnement du neurone. Contrairement aux neurones biologiques dont l'état est binaire, la plupart des fonctions de transfert utilisées sont continués, offrant une gamme infinie de valeurs possibles comprises dans l'intervalle [0, +1] ou [-1, +1]. Il existe de nombreuses formes possibles pour les fonctions de transfert. Le tableau II.2 présente quelques exemples de fonctions de transfert utilisées dans le programme de calcul MATLAB® (Hagan, Demuth, and Beale 1995). De plus, étant donné que la continuité et la différentiable des fonctions d'activation à tous les points sont des caractéristiques requises par les algorithmes d'optimisation modernes, certaines fonctions d'activation couramment utilisées qui satisfont à ces exigences sont la fonction linéaire, la fonction tangente hyperbolique et la fonction sigmoïde logarithmique. La fonction linéaire est généralement plus adaptée pour les neurones de sortie, tandis que les fonctions sigmoïdes sont souvent préférées pour les neurones des couches cachées. (Benimam 2019).

Tableau I.2. Fonctions d`activation usuelles, a = f(t)(Si-Moussa 2003; Benimam 2019).

Nom de la fonction	Relation entré /sortie	Graphe de la fonction	Fonction MATLAB correspondante
Seuil	a=0 Si n < 0 a=1 Si n ≥ 0		***hardlim***
Seuil symétrique	$a = -1$ Si $n < 0$ $a = 1$ Si $n \geq 0$		***hardlims***
Linéaire	$a = n$		***purelin***
Logarithmique sigmoïde (Logistique)	$a = \frac{1}{1+e^{-n}}$		***logsig***
Tangente hyperbolique	$a = \frac{e^{+n}-e^{-n}}{e^{+n}+e^{-n}}$		***tansig***

I.14. Avantages et inconvénients des RNA

L'exploitation simultanée des réseaux de neurones permet de bénéficier à la fois des avantages et des inconvénients de cette méthode. Le tableau I.3 récapitule les points forts et les limitations des réseaux de neurones artificiels.

Tableau I.3. Les avantages et les inconvénients des RNA (Benimam 2019).

Modélisation par les Réseaux de neurones artificiels	
Avantages	**Inconvénients**
✓ Le modèle mathématique non requis. ✓ Aucune connaissance basée sur les règles. ✓ Plusieurs algorithmes d'apprentissage sont disponibles.	✓ Boite noire. ✓ L'adaptation aux environnements et le réapprentissage est souvent obligatoire.

Références bibliographiques

Ahlem, M, and Mehdi H. 2019. "Comparaison Des Paramètres Des Châssis d'osmose Inverse Avant et Apres Lavage Chimique." Université Abdelhamid Ibn Badis Mostaganem.

Benimam, Hania. 2019. "Contribution à La Modélisation Du Coefficient d'activité à Dilution Infinie Des Solutés Organiques et de l'eau Dans Les Liquides Ioniques." Yahia Fares de Medea (Algerie).

Boumehdi, Fethallah Tadjeddine. 2019. "Contribution à l'étude Du Colmatage Des Membranes d'osmose Inverse : Cas de Tmm el magtaa." Université Abdelhamid Ibn Badis de Mostaganem.

Bousamat, S, and Bakhta Z. 2019. "Modélisation et Commande d'un Système de Dessalement D'eau Pilotée Par Une Machine Asynchrone." Université Ibn-Khaldoun Tiaret.

Chaima, A, and Toumi R. 2020. "Dessalement de l'eau de Mer Par Osmose Inverse." Université Badji Moukhtar- Anaba.

Hagan, M T, Demuth, H B, and Beale M H. 1995. "Neural Network Design." *Boston Massachusetts PWS* 2: 734. https://doi.org/10.1007/1-84628-303-5.

Krenker, A, Janez B, and Andrej K. 2011. "Introduction to the Artificial Neural Networks." *InTech*, 1–18.

Kukreja, H, Bharath N, Siddesh C S, and Kuldeep S. 2016. "An Introduction to Artificial Neural Network." *International Journal Of Advance Research And Innovative Ideas In Education* 1 (5): 27–30.

Mahmoudi, H, Ouagued A, and Noreddine G. 2009. "Capacity Building Strategies and Policy for Desalination Using Renewable Energies in Algeria." *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 13 (4): 921–26. https://doi.org/10.1016/j.rser.2008.02.001.

Nawal, Sahbi. 2012. "Etude de Dessalement Des Eaux de Mer Par l'osmose Inverse de La Commune de Bou Haroun." Université Larbi Ben M'hidi– Oum EL BouakiI *These de Doctorat*.

Si-Moussa, Chérif. 2003. "Modélisation Des Équilibres de Phases a Pressions Élevées Par Les Réseaux de Neurones Artificiels." *These de Doctorat*.

CHAPITRE II

MÉTHODOLOGIES DE TRAVAIL ET RÉSULTATS

II.1. Introduction

Au cours des dernières années, les méthodes d'intelligence artificielle (IA) ont connu une forte expansion en tant qu'outil de calcul scientifique dans plusieurs disciplines des sciences et de l'ingénierie, transformant ainsi les industries, la vie quotidienne et diverses disciplines scientifiques (Shen 2018). La modélisation de l'osmose inverse est une méthode utilisée pour comprendre et prédire le comportement des membranes semi-perméables dans les processus de dessalement de l'eau. L'osmose inverse est une technique de filtration de l'eau qui implique le passage de l'eau à travers une membrane semi-perméable pour éliminer les sels et les minéraux indésirables. Dans ce chapitre, nous exposons les différentes méthodologies utilisées concernant la collecte de la base de données ainsi que les résultats de la modélisation par RNA du Taux de conversion (%) de l'eau filtrée par osmose inverse en fonction des paramétrés physiques (PP).

II.2. Collection de la base de données

Pour améliorer la modélisation pour la prédiction du Taux de conversion (%) de l`eau à partir d`osmose inverse, nous avons utilisé des méthodes d`intelligences artificiels pour développer des modèles corrélatifs/prédictifs liés à des problèmes non linéaires (R. Li et al. 2016) sur la base d'une variation des paramètres physiques (PP). Débit d`entrée (notée Qe), Pression (P), Conductivité électrique (Ce), Température (T), et le Potentiel hydrogène (pH) ont été servis comme variables d'entrée et le Taux de conversion (TC (%)) a été utilisé comme variable de sortie du modèle de prédiction. Nous construisons l'architecture de la base des données qui est l'épine dorsale de cette modélisation. La base des données utilisée dans la modélisation par les RNA est constituée de 717 valeurs expérimentales collectées du 01 janvier 2020 au 31 décembre 2022. Les paramètres physiques telle que débit d`entrée, Pression, Conductivité à l`entrée, Température et le Potentiel hydrogène ont été collecte d`après les appareils de mesure respectivement : débitmètre ; baromètre ; conductimètre ; Thermomètre et le pH mètre. La base des données est réalisée par une matrice rectangulaire de dimension (717 ; 5) pour la gamme des entrées et (717 ; 1) pour la gamme de sortie, répartie de la façon suivante : 75% pour la phase d`apprentissage et 25% pour la phase de test et de validation. L'expérience numérique a été réalisée (L.-L. Li et al. 2020) sur le système d'exploitation Microsoft Windows 10 et le logiciel MATLAB® R2018a. La configuration de l'ordinateur est spécifiquement décrite comme suit : (processeur Intel® Core™ i5-4210M, 2,6 GHz, 4 Go de RAM, 64 bits).

II.3. Modélisation par les Réseaux de Neurone Artificiel (RNA)

La connaissance expérimentale du débit de sortie (Qs) d`eau à partir de l`osmose inverse est souvent influencé par les grandeurs mesurables telles que le débit d`entrée, la pression, la conductivité à l`entrée, la température et le Potentiel d`hydrogène. Bien que les RNA font partie

des modèles de boites noires qui représentent une relation empirique entre des ensembles d'entrées et de sorties (Kanungo et al. 2006), le choix des variables d'entrées et de sorties est décisif pour que le modèle neuronal se rapproche des modèles déterministes.

La sélection et la collecte des données sur lesquelles les méthodes d`intelligence artificielle font l`apprentissage, constituent la première étape de la modélisation neuronale. Le choix des variables d'entrées et de sorties et le prétraitement des données constituent la deuxième étape. Ensuite la normalisation et la division de la base de données en trois phases (apprentissage, test et validation). L'étape suivante concerne le choix des paramètres du réseau de neurones (type de réseau de neurones, le nombre de couches cachées et le nombre de neurones dans chaque couche cachée, la fonction de transfert, l'algorithme d'apprentissage et le nombre d'itérations) qui vont permettre au réseau d'apprendre la relation entre les entrées et la sortie choisie à partir des données sélectionnées. La troisième étape est consacrée à l'apprentissage, test et la validation du réseau choisi. Enfin la performance du réseau optimale est enregistrée pour faire la représentation par des coefficients de régression.

II.3.1. Méthodologie de calcul

Le schéma de la figure II.1 illustre le principe de calcul du Taux de conversion (%) en utilisant les RNA.

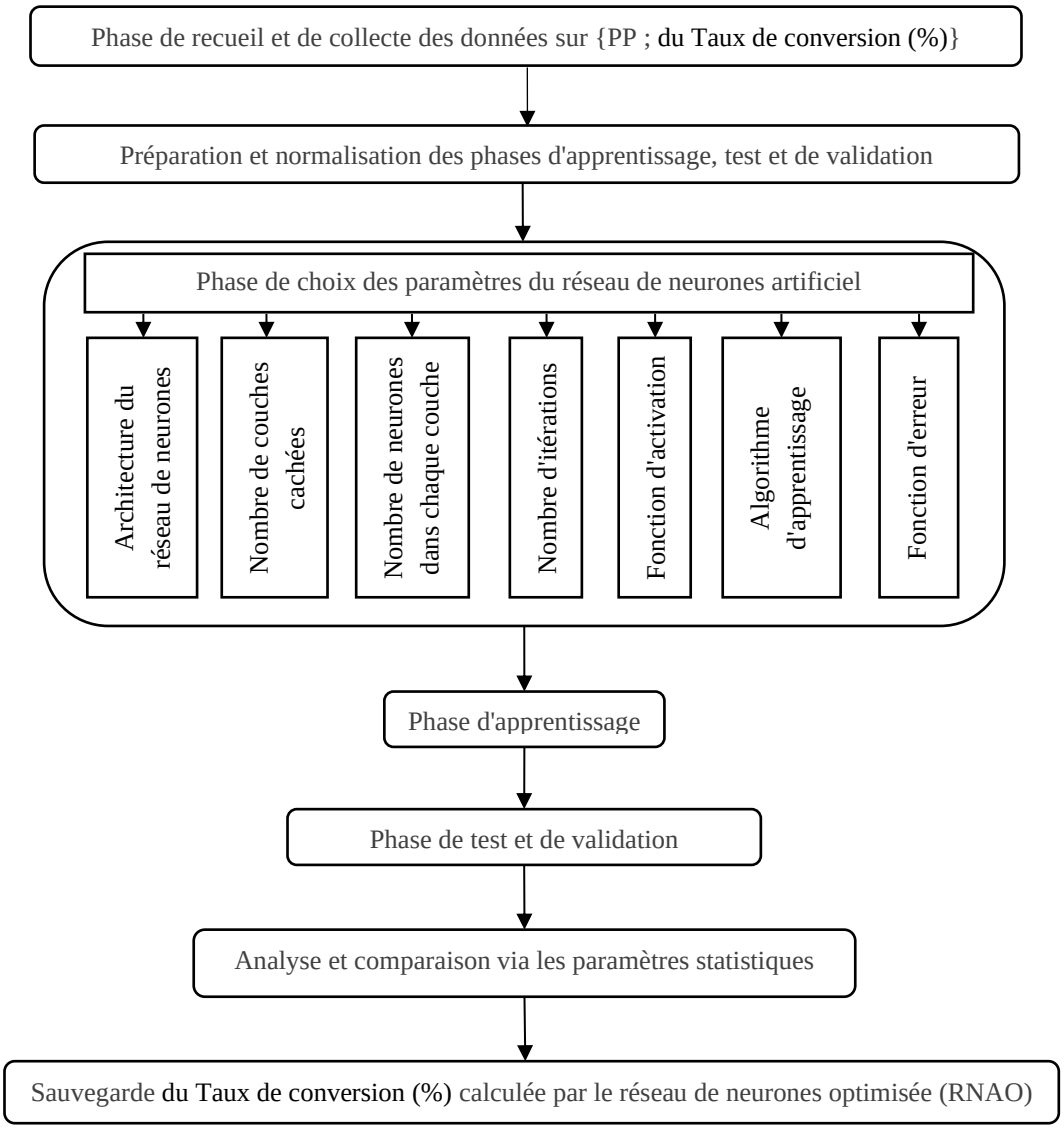


Figure II.1 : Schéma de calcul du Taux de conversion (%) par les réseaux de neurones artificiel (RNA). ref

II.3.1.1. Normalisation des données

Les données sont réparties en six colonnes, correspondant respectivement aux : {Débit d`entrée, la pression, la conductivité à l`entrée, la température le Potentiel hydrogène et le Taux de conversion (%)}. Le taux de conversion TC (%) est donnée par l`équation (II.1)

Les valeurs numériques ont été normalisées afin d'améliorer l'optimisation. La normalisation se fait par ligne, chaque paramètre des entrées et de sorties (x_i) est normalisé ($x_{i\ normalisée}$) par l`équation (II.2) (Premnmx de MATLAB) suivante :

$$TC\ (\%) = (Q_e - Q_s) * 100 \qquad \text{(II.1)}$$

$$x_{i\ normalisée} = 2\ \frac{x_i - \min(x_i)}{\max(x_i) - \min(x_i)} - 1 \qquad \text{(II.2)}$$

II.3.1.2. Dé-normalisation des données

Les valeurs numériques seront tous dé-normalisées afin de représente ces valeurs a son état réel, chaque paramètre des entrées et de sorties ($x_{i\ normalisée}$) est transformé en (x_i) par l'équation (II.3) (Postmnmx sur MATLAB) :

$$x_i = \frac{1}{2} * (x_{i\ normalisée} + 1) * (\max(x_i) - \min(x_i)) + \min(x_i) \qquad \text{(II.3)}$$

II.3.1.3. Conception de réseau de neurone artificiel :

L'apprentissage supervisé est retenu dans cette étude, il consiste à fournir au réseau des jeux de données d'entrées (Qe, P, Ce, T et le pH) pour lesquels on connaît les réponses souhaitées (Taux de conversion (%)). On construit alors un critère d'erreur en comparant la réponse de {% de TC} prédite par le modèle de RNA à celle attendue {% de TC expérimentale}.

Un algorithme de correction des poids synaptiques va permettre de diminuer cette erreur et d'améliorer ainsi la réponse du RN. La mise en œuvre de cette technique impose la constitution d'une base d'apprentissage formée de l'ensemble de jeux de données et des sorties associées.

Il n'existe pas de règle pour la fixation du nombre de couches cachées, ainsi que du nombre de neurones dans chaque couche cachée dans un réseau de neurones de type MLP pour un problème donné, sauf des limitations par quelques lois statistiques basées sur la règle heuristique qui dicte que le nombre de connexions entre neurones, qui est directement proportionnel au nombre de poids et de biais ne doit jamais dépasser la taille de la matrice données. Par conséquent, la stratégie d'essai et d'erreur est la plus raisonnable. Pour obtenir la meilleure structure neuronale, le nombre de neurones dans chaque couche cachée est varié par le modélisateur à partir d'un programme Matlab pour optimiser la structure à travers des tests basée sur des formules d'erreur statistique. Dans cette étude, le nombre de neurone dans chaque couche cachée a été testé pour une et pour deux couches cachées avec différentes fonctions de transfert. Tandis que le nombre de neurones a été optimisé d'une manière systématique dans les deux choix précédents dans l'algorithme du RNA. Le nombre de neurones dans le cas d`une seule couche cachée a été varié entre 1 et 20, et pour les deux couches cachées : entre 5 et 20 neurones pour la première couche cachée et entre 5 et 20 neurones pour la deuxième couche cachée. Cependant, chaque architecture a été répété 20 fois afin d'éviter la convergence vers un minimum local. Le nombre optimal de neurones cachés est défini

comme le nombre pour lequel la racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et le coût de généralisation sont minimaux.

Les neurones artificiels sont arrangés en couches, où la couche d'entrée reçoit des signaux d'entrée (u_i) du monde expérimental et chaque couche successive reçoit les sorties pondérées ($w_{j,i}$) de la couche précédente comme son entrée résultante ainsi en un RNA de type feedforward (cas de Multi-Layer Perceptron MLP), dans lequel chaque sortie d'une couche est alimentée en avant à la couche qui la succède où elle est traitée. Les sorties de la dernière couche constituent les sorties prédites par le modèle de RNA.

Dans un tel RNA de type feedforward un neurone, dans une couche cachée ou une couche de sortie, a deux taches : Il additionne le biais aux entrées pondérées de plusieurs connexions et applique ensuite une fonction d'activation (dite aussi fonction de transfert ou encore fonction de seuillage) à cette somme comme donnée par l'équation (II.4) (pour le neurone "j" de la première couche cachée.

$$z_j = f\left[\sum_{i=1}^{n} w_{j,i}.u_i + b_j\right], j = 1,2,\dots,m \qquad \text{(II.4)}$$

Ensuite, il propage la valeur résultante par les connexions partantes aux neurones de la couche suivante où elle subit le même processus de calcul donné par l'équation (II.5) :

$$v_k = f\left[\sum_{j=1}^{m} w_{j,k}.z_j + b_k\right], k = 1,2,\dots\dots,l \qquad \text{(II.5)}$$

En combinant des équations II.3 et II.4 on obtient la relation (équation II.6) entre la sortie v_k et les entrées du RN :

$$v_k = f\left[\sum_{j=1}^{m} w_{j,k}.f\left[\sum_{i=1}^{n} w_{i,j}.u_i + b_j\right] + b_k\right] \qquad \text{(II.6)}$$

Enfin, il propage la valeur résultante par les connexions partantes aux neurones de la couche suivante où elle subit le même processus de calcul donné par l'équation II.7 :

$$u_p = f\left[\sum_{k=1}^{l} w_{k,p}.v_k + b_p\right], p = 1,2,\dots\dots,h \qquad \text{(II.7)}$$

En combinant des équations II.5 et II.6 on obtient la relation entre la sortie u_p et les entrées du RN (Eq.II.8) :

$$u_p = f\left[\sum_{k=1}^{l} w_{k,p}.f\left[\sum_{j=1}^{m} w_{j,k}.f\left[\sum_{i=1}^{n} w_{i,j}.u_i + b_j\right] + b_k\right] + b_p\right] \qquad \text{(II.8)}$$

A la fin les meilleurs résultats en termes d'erreur sont sauvegardés, avec une erreur tend vers 0 et un coefficient de détermination R^2 tend vers l`unité.

II.4. Modélisation par les méthodes d`intelligence artificiel (MATLAB)

II.4.1. Etude statistique du Taux de conversion (%) et les paramètres physiques

Le taux du débit de sortie et les paramètres physique sont associés les uns aux autres dans une relation complexe, faisant de la modélisation de la qualité de l'eau un processus plus complexe

(Kurt and Oktay 2010; Bai et al. 2016). Par conséquent, les données d'entrée (variables physique) du modèle doivent être déterminées au départ. Dans cette modélisation, la méthode d'analyse de corrélation, terme désignant les significations d'une relation entre deux ou plusieurs variables, est appliquée pour définir la structure d'entrée (Liu et al. 2014). Les résultats de l'analyse de corrélation des variables d'entrée sont présentés dans la figure II.2. Il montre que toutes les variables ont une faible corrélation mutuelle. Par conséquent, les variables physiques, à savoir le débit d`entrée, Pression, Conductivité à l`entrée, Température et le Potentiel hydrogène sont choisies comme variables d'entrée. L'évolution du contenu de l`eau telle que le taux du débit de sortie, en plus des conditions physiques, sont caractérisées par les paramètres statistiques. Les statistiques descriptives sont utilisées pour décrire quantitativement ou résumer les caractéristiques des données afin d'expliquer davantage leur implication. Le taux de conversion (%) moyens quotidiens, les teneurs extrêmes (maximum et minimum) et les variations statistiques descriptives des données sur les polluants atmosphériques et les conditions météorologiques sont résumées dans le tableau II.1. La moyenne est un terme statistique introduit pour expliquer la tendance moyenne des données. Le maximum et minimum montrent l'amplitude de la série temporelle. La variance est la moyenne des différences au carré par rapport à la moyenne (Eq. II.9). Pour déterminer la variance, on calcule d'abord la différence entre chaque point et la moyenne ; ensuite, on met au carré et on divise la somme par N-1. L'écart type ou bien Standard Déviation (STD) est une mesure pour quantifier la quantité de variation ou de dispersion des valeurs de données (Eq. II.10), c`est aussi, une statistique qui examine à quelle distance de la moyenne se trouve un groupe de nombres, en utilisant la racine carrée de la variance. Un STD élevé montre que les points de données sont répartis sur une plage de valeurs plus large, Un STD faible indique que les points de données ont tendance à être proches de la moyenne de l'ensemble de données (Wang et al. 2017).

$$Variance = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2}{N-1} \qquad \text{(II.9)}$$

$$STD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2}{N-1}} \qquad \text{(II.10)}$$

Où x_i est les valeurs expérimentales, $\bar{x}$ est la moyenne des données expérimentales et N représente la taille des données expérimentale.

Tableau II.1 : Description statistique de l'ensemble des données.

Catégorie des variables	Variables	Unité	Plages des variables (min - max)	Moyenne	STD	Variances
Les entrées	Débit d'entrée	(m^3 / h)	40 – 75	59,92	5,50	30,32
	Pression	(bar)	20 – 31	2,46	2,46	6,09
	Conductivité $_{entrée}$	(µS / cm)	1680 - 3890	503,40	503,4	$25,34.10^4$
	Température	(°C)	12,2 - 38,4	5,70	5,705	32,55
	Potentiel hydrogène	-	5,12 - 6,61	0,14	0,146	0,021
La sortie	Taux De Débit de sortie	(%)	38,57 - 80	5,56	5,562	30,94

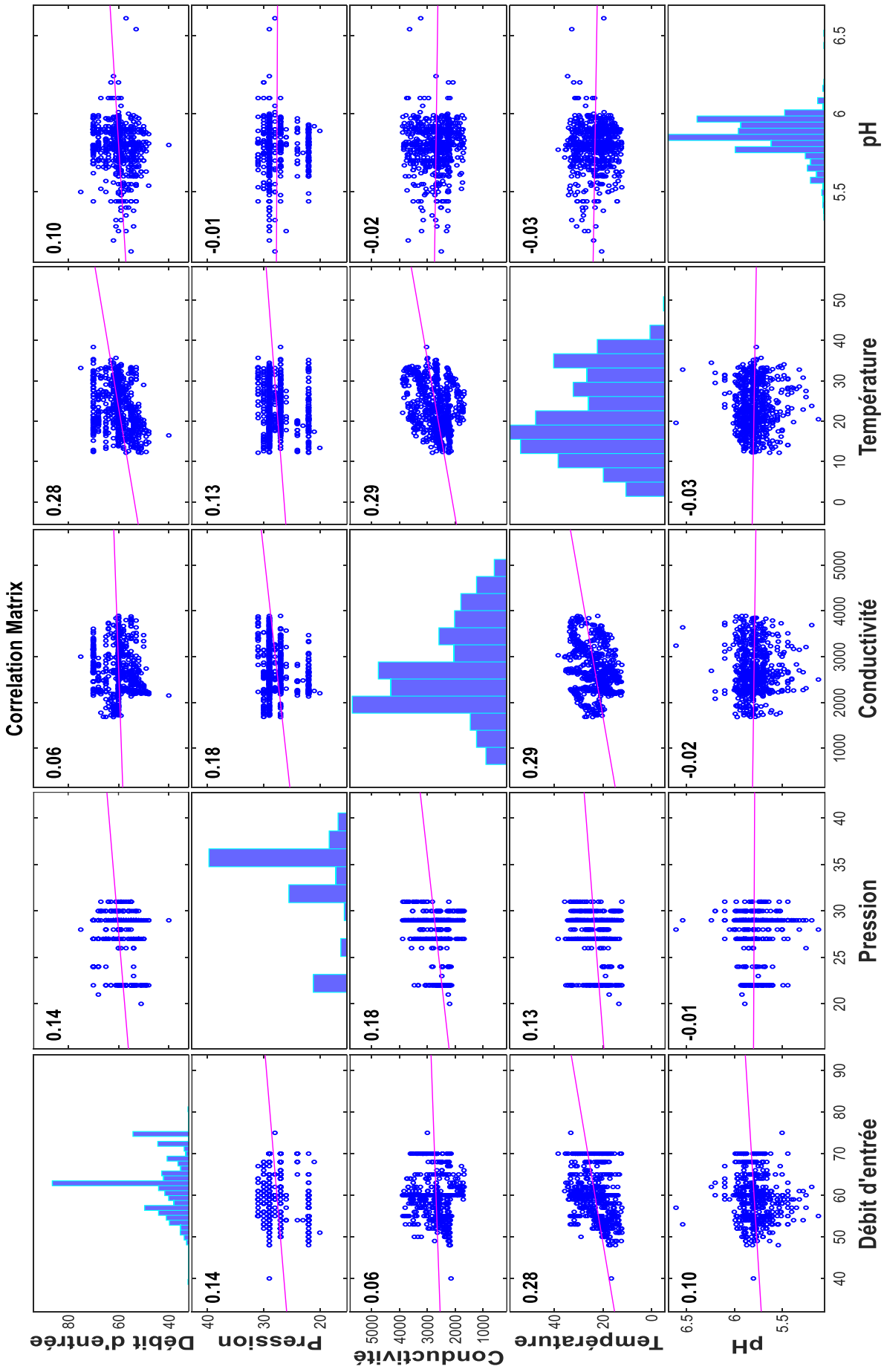


Figure II.2 : Analyse de corrélation des données d'entrée pour les modèles prédictifs.

II.4.2. Critères de performances statistiques (Analyse et évaluation d'un modèle)

La fiabilité et la précision des modèles, développés à partir des méthodes d'intelligence artificielle, reposent sur divers indices statistiques. L'évaluation des modèles proposés dans cette étude a été organisée à l'aide de huit critères de performances statistiques afin de tester le pouvoir prédictif. Les indices d'évaluation couramment utilisés comprennent l'erreur quadratique moyenne (MSE), la racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE), l'erreur quadratique moyenne normalisée (NRMSE), l'erreur moyenne absolue (MAE), l'erreur moyenne absolue en pourcentage (MAPE), l'erreur relative absolue (ERA), le coefficient de corrélation (R) et le coefficient de détermination (R^2), sont donnés par les équations (II.11) à (II.18) : (A. El bey et al., 2021a, 2021b; H. Bouzemlal et al., 2023; A. Ibrir et al., 2021a, 2021b; Abdellah Ibrir, 2022; Ibrir & Ouldkhaoua, 2017; Saïfour & Feddak, 2022; Moumen et al., 2023a, 2023b)

$$MSE = \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^{n}(Y - Y_{cal})^2 \quad \text{(II.11)}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} * \sum_{i=1}^{n}(Y_{cal} - Y)^2} \quad \text{(II.12)}$$

$$NRMSE = \sqrt{\frac{n \sum_{i=1}^{n}(Y - Y_{cal})^2}{\left(\sum_{i=1}^{n} Y\right)^2}} \quad \text{(II.13)}$$

$$MAE = \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^{n}|Y_{cal} - Y| \quad \text{(II.14)}$$

$$MAPE = \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^{n}\left(\frac{|Y - Y_{cal}|}{Y}\right) * 100 \quad \text{(II.15)}$$

$$ERA = \left|\sum_{i=1}^{n}\frac{Y - Y_{cal}}{|Y|}\right| \quad \text{(II.16)}$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^{n}((Y - \bar{Y}) * (Y_{cal} - \bar{Y}_{cal}))}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(Y - \bar{Y})^2 * \sum_{i=1}^{n}(Y_{cal} - \bar{Y}_{cal})^2}} \quad \text{(II.17)}$$

$$R^2 = 1 - \left(\frac{\sum_{i=1}^{n}((Y - Y_{cal})^2)}{\sum_{i=1}^{n}((Y - \bar{Y})^2)}\right) \quad \text{(II.18)}$$

Où Y sont les données observées, $\bar{Y}$ est la moyenne arithmétique des données observées donnés par l'équation (II.19), Y_{cal} sont les valeurs calculées, $\bar{Y}_{cal}$ est la moyenne arithmétique des données prédites donnés par l'équation (II.20) et "n" est le nombre des données.

$$\bar{Y} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} Y \quad \text{(II.19)}$$

$$\bar{Y}_{cal} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} Y_{cal} \quad \text{(II.20)}$$

II.5. Résultats de la prédiction du Taux de conversion (%) de l`eau à l'aide des réseaux de neurone artificiel (RNA)

Dans notre travail on exploite la technique de RNA, en utilisant le logiciel MATLAB® afin de prédire le Taux de conversion (%) en fonction des paramètres physiques.

L'optimisation de l'architecture du RNA consiste à la détermination :

- Du nombre de neurones dans chaque couche cachée ainsi que le nombre des couches cachée.
- La fonction d'activation de la couche cachée et la couche de sortie
- L'algorithme d'apprentissage, par comparaison des performances des RN sur la base d'apprentissage, test et validation en termes de la racine d'erreur quadratique moyenne (RMSE) (Reynel-Avila et al. 2015).

II.5.1. Choix des paramètres de RNA

Le réseau de neurones de type feedforward (FFNN) du programme de langage de calcul scientifique MATLAB®.

Nous avons programmé le RNA avec une couche cachée et deux couches cachées, après une comparaison entre les erreurs de chaque structure on a choisi de travailler avec deux couches cachées et la fonction **newff,** qui correspond au RN de type FFNN, avec l'algorithme d'apprentissage de Levenberg- Marquardt (la fonction **trainlm** de MATLAB®), la fonction tangente sigmoïde (fonction **tansig** de MATLAB®) pour la couche cachée et la fonction linéaire (fonction **purelin** de MATLAB®) pour la couche de sortie.

La structure du RNA optimisé (RNAO) pour la prédiction des taux de conversion est résumée dans le tableau II.2.

Tableau II.2 : Structure du RNA optimisé.

Type du réseau	**Algorithme d'apprentissage**	**Couche Entrée**	**Couche Cachée**			**Couche Sortie**
		Nb. De neurones	**Paramétrés**	**Couche Cachée 1**	**Couche Cachée 2**	
FFNN-BP (Fonction **newff** de MATLAB)	Levenberg-Marquardt. (Fonction **trainlm** de MATLAB)	5	**Nb. de neurones**	12	18	1
			Fonction d'activation	(Fonction **tansig** de MATLAB).	(Fonction **tansig** de MATLAB).	(Fonction **purelin** de MATLAB).

II.5.2. Concept du réseau de neurones de type feedforward (MLP)

Les neurones artificiels sont arrangés en couches, où la couche d'entrée reçoit des signaux d'entrée (u_i) du monde réel et chaque couche successive reçoit les sorties pondérées ($w_{i,j}$) de la couche précédente. Les sorties de la dernière couche constituent les sorties au monde réel. Le schéma du RNA de type "MLP" à rétro-propagation est utilisé pour modéliser le taux de conversion est représentée sur la Figure II. 3.

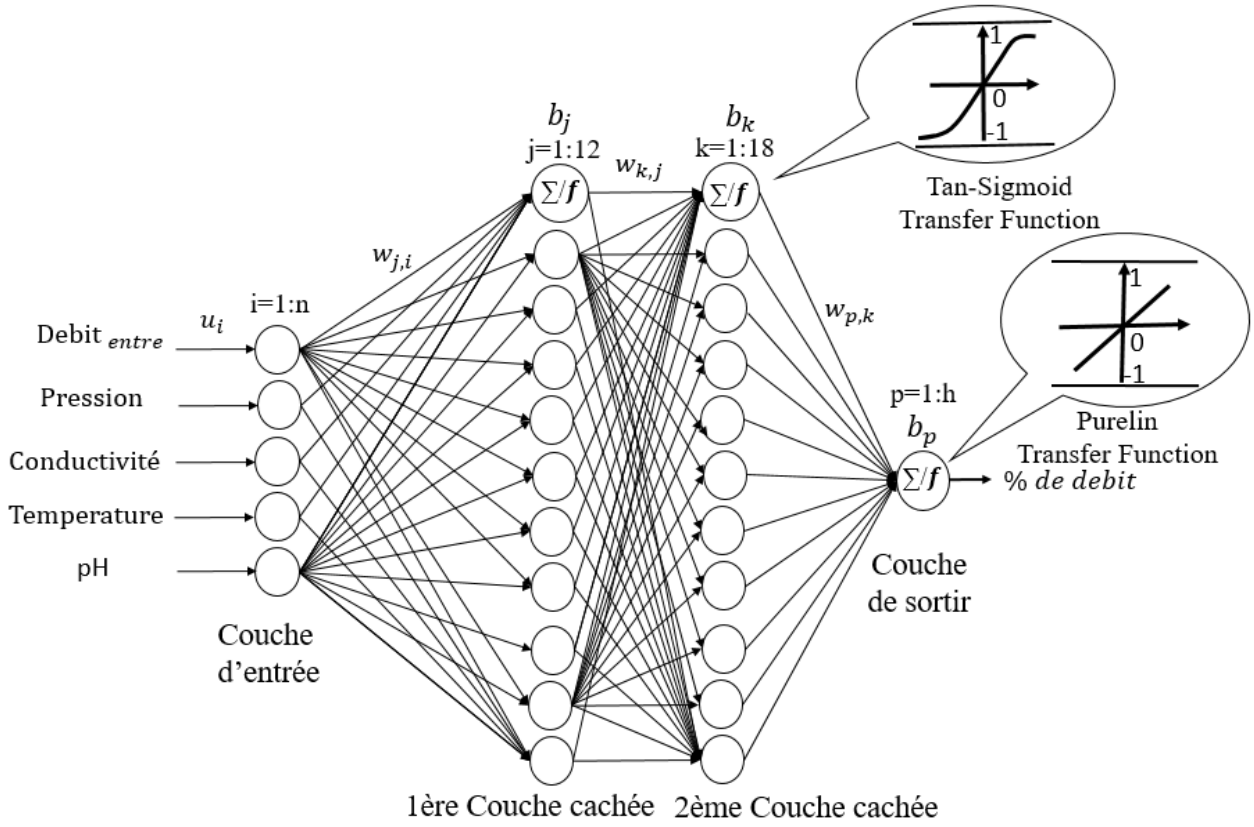


Figure II.3 : Réseau de neurones artificiels de type feedforward.

La figure II.4 représente la différence en termes d'erreur pour les nombres de neurones dans chaque couche cachée.

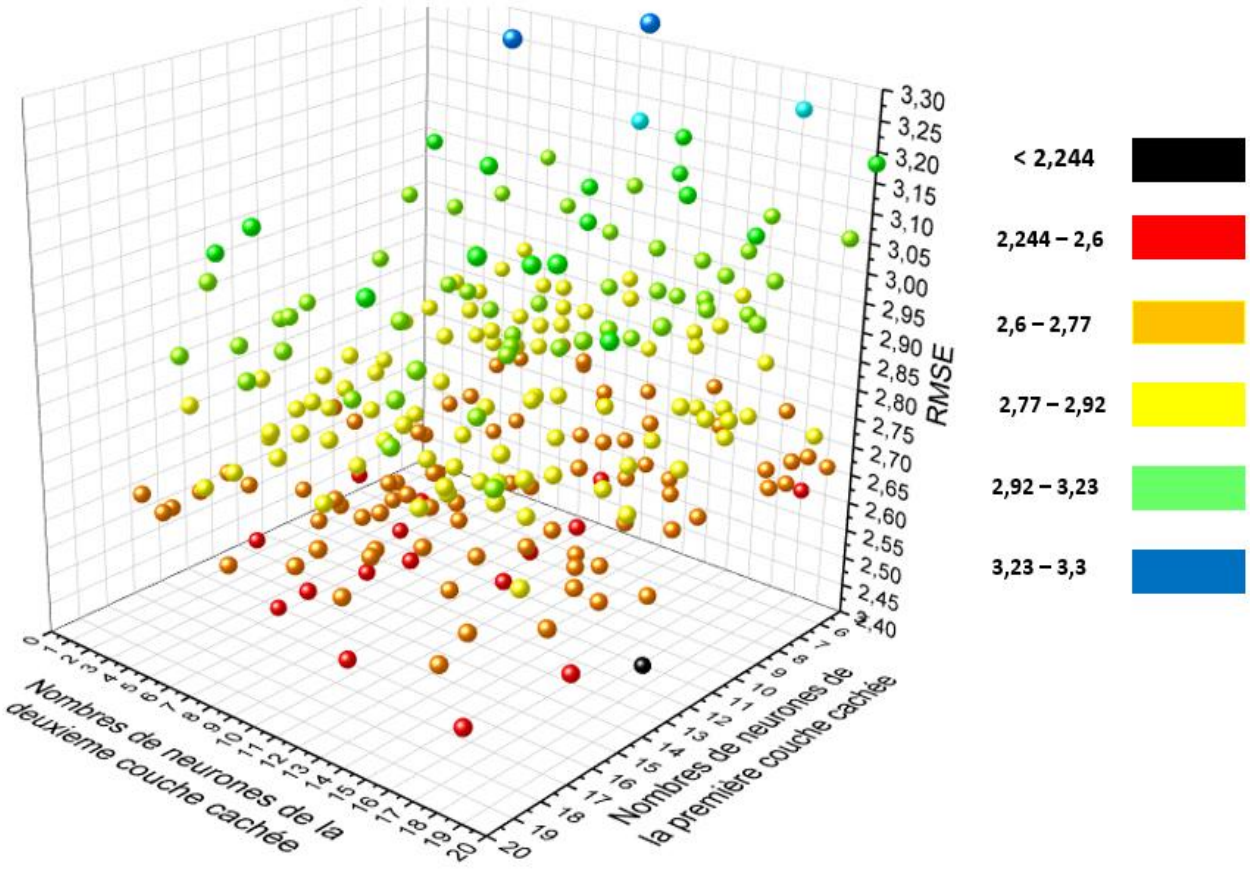


Figure II. 4 : la différence en termes d'erreur pour les nombres de neurones dans chaque couche cachée.

Les tableaux de II.3 a II.5 récapitulent les poids et les biais des deux couches cachées et de la couche de sortie du réseau de neurones optimisée.

Tableau II.3 : Modèle de réseau de neurones établi {(Couche entrée –1^{ére} couche cachée)}.

Connexion [couche entrée – 1^{ére} couche cachée]					
Matrice des poids					**Matrice des poids**
$W_{i,1}$	**$W_{i,1}$**	**$W_{i,1}$**	**$W_{i,1}$**	**$W_{i,1}$**	**$W_{i,1}$**
-0.8503	-0.8503	-0.8503	-0.8503	-0.8503	-0.8503
-2.6966	-2.6966	-2.6966	-2.6966	-2.6966	-2.6966
0.0484	0.0484	0.0484	0.0484	0.0484	0.0484
1.6552	1.6552	1.6552	1.6552	1.6552	1.6552
0.9445	0.9445	0.9445	0.9445	0.9445	0.9445
-2.0349	-2.0349	-2.0349	-2.0349	-2.0349	-2.0349
-3.7613	-3.7613	-3.7613	-3.7613	-3.7613	-3.7613
-2.2420	-2.2420	-2.2420	-2.2420	-2.2420	-2.2420
1.7643	1.7643	1.7643	1.7643	1.7643	1.7643
-1.8149	-1.8149	-1.8149	-1.8149	-1.8149	-1.8149
0.8272	0.8272	0.8272	0.8272	0.8272	0.8272
0.6421	0.6421	0.6421	0.6421	0.6421	0.6421

Tableau II.4 : Modèle de réseau de neurones établi {[1ère Couche cachée - 2ème Couche cachée]}.

Connexion [1ère couche cachée – 2ème couche cachée]								
poids	1	2	3	4	5	6	7	8
$W_{j,1}$	0.4636	-0.4266	0.2620	-1.1383	0.3777	-0.4279	-1.9780	0.2615
$W_{j,2}$	0.5763	0.9865	-0.5466	-1.3818	-1.7223	0.8442	-2.4834	-0.4936
$W_{j,3}$	-1.7085	-2.1464	0.0624	-1.1534	0.1986	-0.3595	0.5256	-1.6377
$W_{j,4}$	-0.4834	-1.5997	0.6751	-1.7401	-2.1160	-0.4021	-0.0720	-1.3736
$W_{j,5}$	-0.9946	1.9397	0.1725	-0.4581	0.1407	1.4064	-0.0519	0.1591
$W_{j,6}$	-1.6184	0.6269	0.1239	0.7440	-0.7361	1.8774	1.2596	1.4212
$W_{j,7}$	-1.7983	1.4342	1.7490	0.2556	0.0409	-2.5923	2.3826	-0.9996
$W_{j,8}$	0.9175	-0.8491	1.2819	-0.6833	-1.0379	2.7173	-0.9729	1.2672
$W_{j,9}$	-1.0062	0.0848	1.4365	-1.0785	1.2372	0.2985	-0.5671	-0.8635
$W_{j,10}$	-1.6356	-0.0337	0.2325	0.6096	0.1786	1.6321	0.4485	0.6298
$W_{j,11}$	-0.5609	0.9195	1.4341	0.5419	1.9279	0.9799	-1.5023	-1.0030
$W_{j,12}$	1.4116	-0.4114	0.8126	-1.3259	-0.8403	-1.6279	-0.9245	-1.9166
$W_{j,13}$	-0.5560	1.6970	-0.3237	-1.1348	-0.8494	1.0056	-0.6611	-2.4644
$W_{j,14}$	0.5391	-0.4793	1.5945	-1.2620	1.1056	2.0302	-0.9646	-1.4662
$W_{j,15}$	0.0866	0.9509	0.7420	1.1643	-0.8650	-1.4966	1.0401	-0.5934
$W_{j,16}$	1.8627	-0.2078	-0.6615	0.2256	0.4460	-0.8493	-1.1709	1.5092
$W_{j,17}$	1.7304	-1.2790	-1.6836	0.2459	-1.5812	-0.3461	0.7697	-1.0154
$W_{j,18}$	-0.5112	1.7414	0.2568	-0.4776	-0.7547	0.6501	0.4295	0.5616

Matrice des poids	9	10	11	12	**Vecteur des biais (b_k)**
$W_{j,1}$	0.8009	-1.1581	1.9186	-1.4313	-3.9559
$W_{j,2}$	-0.9723	-0.2821	2.3794	-0.9572	-2.8920
$W_{j,3}$	-0.0017	-1.4572	-0.3135	-1.1725	2.6721
$W_{j,4}$	-0.4453	-1.4216	0.7582	-0.1523	1.9333
$W_{j,5}$	0.4261	1.6280	-0.8913	0.6151	1.6772
$W_{j,6}$	1.3788	-0.3410	-0.8402	-1.5301	1.6014
$W_{j,7}$	0.0492	0.0652	-1.9933	0.3727	0.5899
$W_{j,8}$	-0.1308	-1.6702	-0.8976	0.5444	-0.2975
$W_{j,9}$	-1.0808	-1.0141	1.5460	1.3021	0.4871
$W_{j,10}$	-1.6773	2.2382	-0.0845	0.9659	-0.7661
$W_{j,11}$	0.9517	0.2857	1.0385	-1.2449	-0.6628
$W_{j,12}$	0.9650	-0.1017	0.3689	0.8612	1.1573
$W_{j,13}$	2.1545	-0.4150	-0.2075	0.2981	-0.9906
$W_{j,14}$	0.9961	0.5460	1.7630	0.1478	2.4428
$W_{j,15}$	1.0369	-1.6635	0.4671	1.3956	2.4532
$W_{j,16}$	0.4664	-0.6028	1.5252	-2.0062	2.5056
$W_{j,17}$	-1.6733	-0.0494	-1.0664	-0.3193	3.3836
$W_{j,18}$	0.1714	2.0530	0.9366	-1.8521	-3.4573

Tableau II.5 : Modèle de réseau de neurones établi
{[2ème Couche cachée – couche sortie]}.

Poids	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**	**8**	**9**	**10**
$W_{m,1}$	0.7434	0.8010	-0.7685	0.8445	0.4108	0.7189	1.1926	-0.4318	-0.3372	-0.8628

Poids	**11**	**12**	**13**	**14**	**15**	**16**	**17**	**18**	**Vecteur des biais (b_p)**
$W_{m,1}$	0.9474	-1.2725	-0.9884	1.5124	-1.6621	-0.3732	1.5371	-0.6784	-0.4573

II.5.3. Interprétation des résultats

Les résultats de performances du modèle du réseau de neurones établies pour les phases : Globale, apprentissage, test et validation pour la prédiction des taux de conversion sont présentés sur les figures de II.5 à II.8 montre bien que la majorité des points sont situés sur la première bissectrice avec un coefficient de détermination approchant l'idéal [α (pente), β (ordonnée à l'origine), R (coefficient de détermination)] = $[0.82, 11, 0.89]_{\text{Globale}}$. Ce qui confirme la robustesse de modèle du RNA.

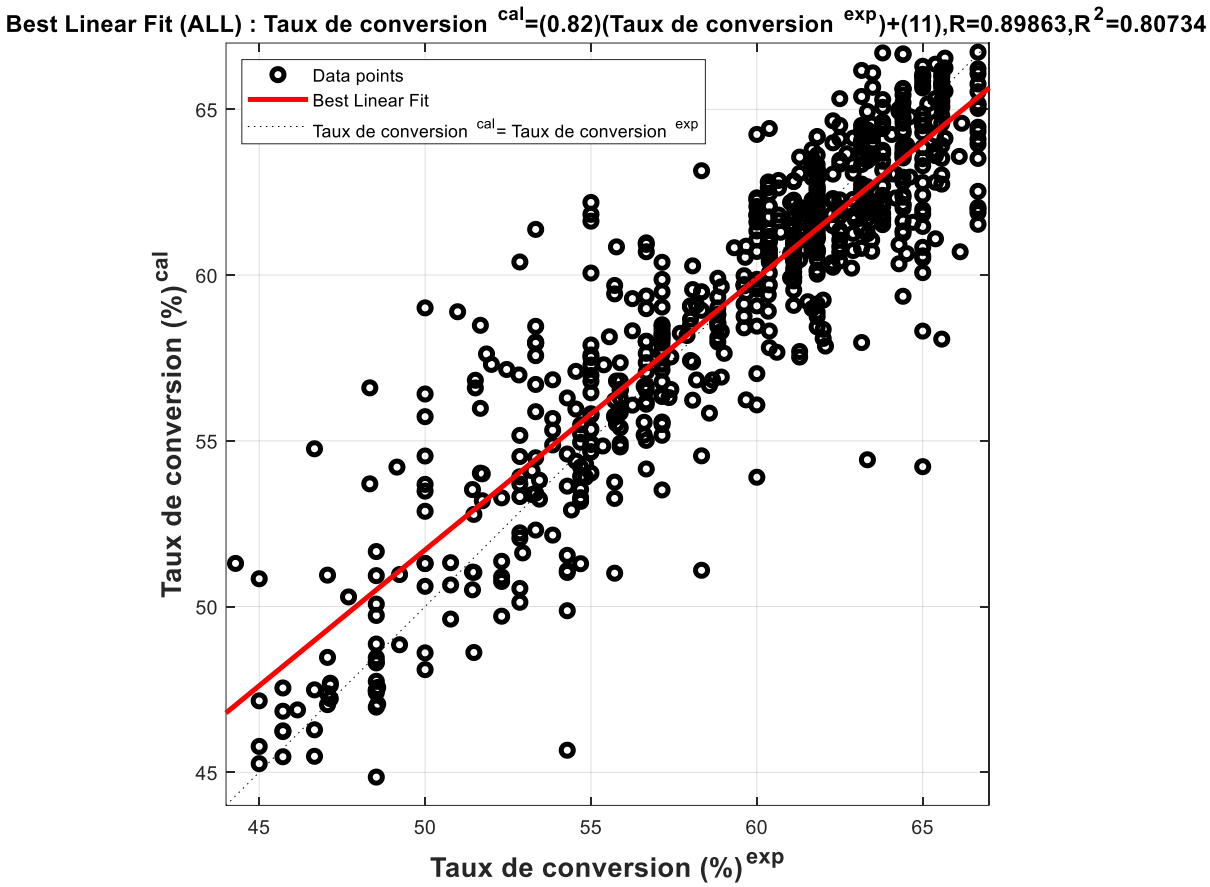


Figure II.5 : Courbe de régression linéaire des données prédites par RNAO par rapport aux données expérimentales pour la base de données pour la phase globale.

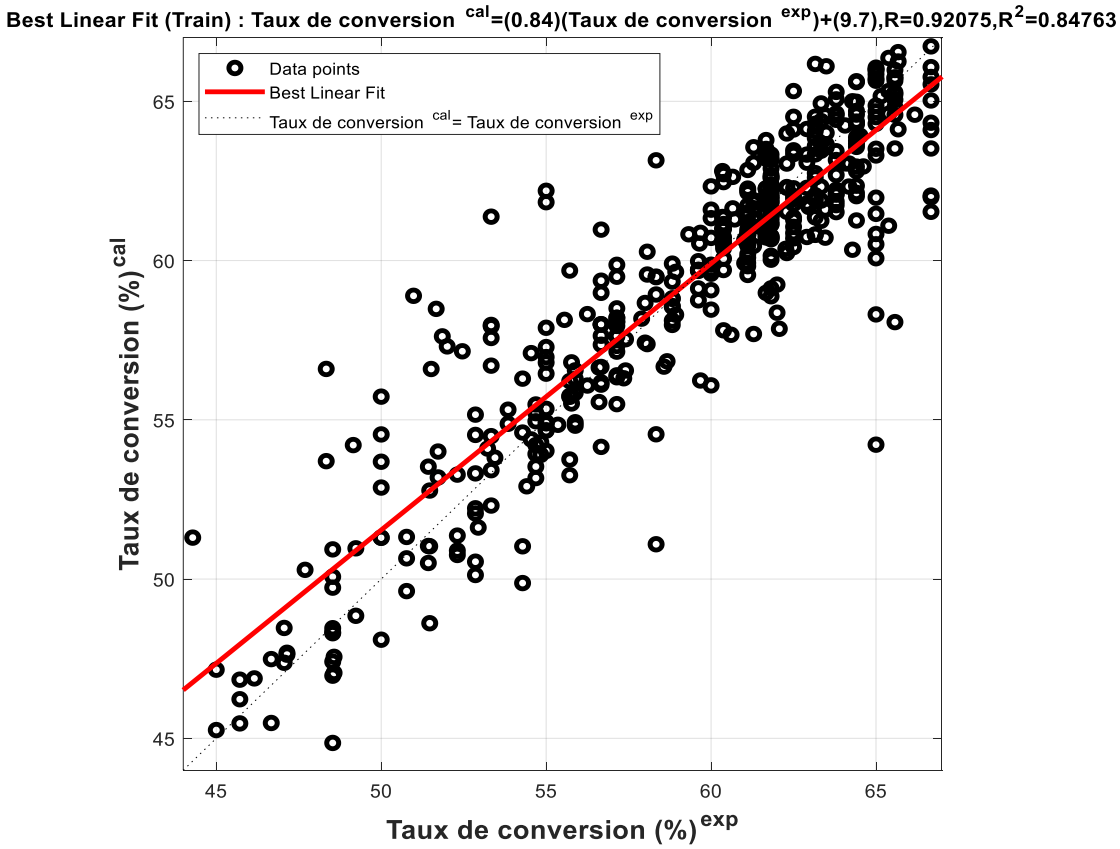


Figure II.6 : Courbe de régression linéaire des données prédites par RNAO par rapport aux données expérimentales pour la base de données de la phase d`apprentissage.

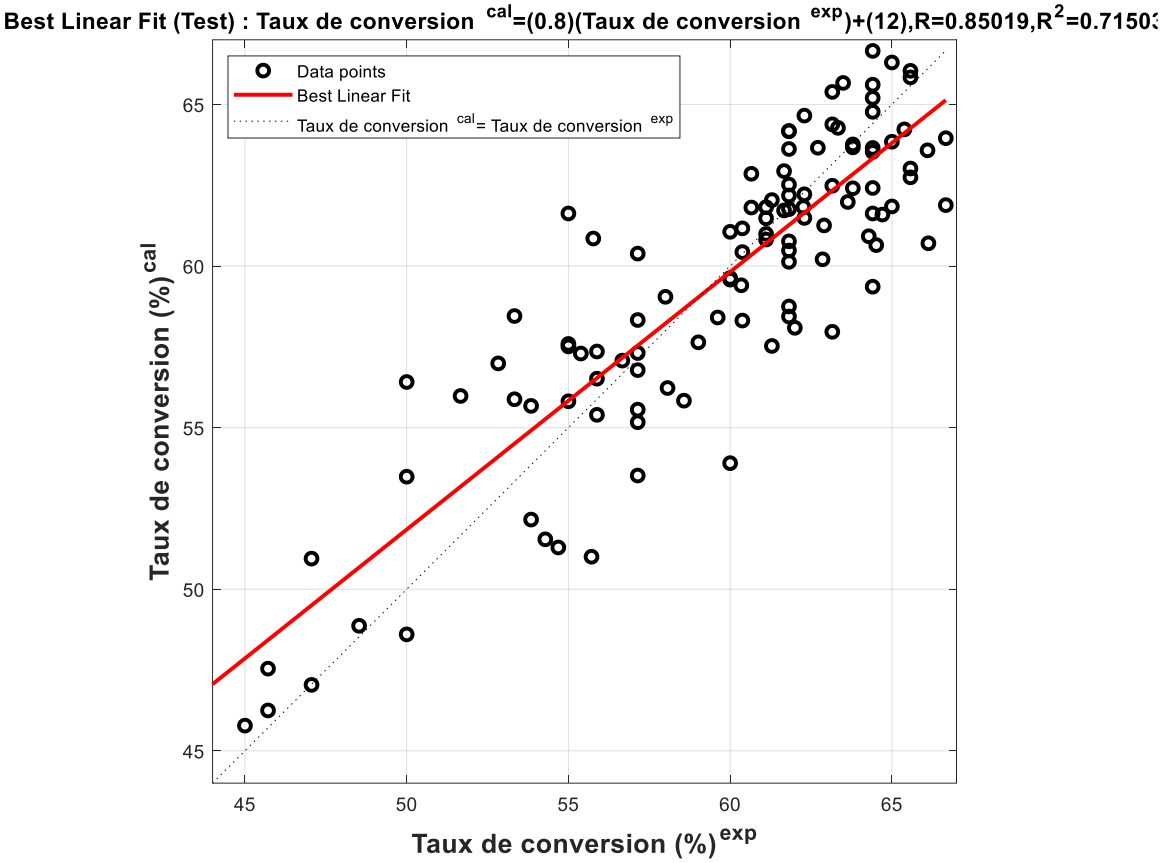


Figure II.7 : Courbe de régression linéaire des données prédites par RNAO par rapport aux données expérimentales pour la base de données pour la phase de test.

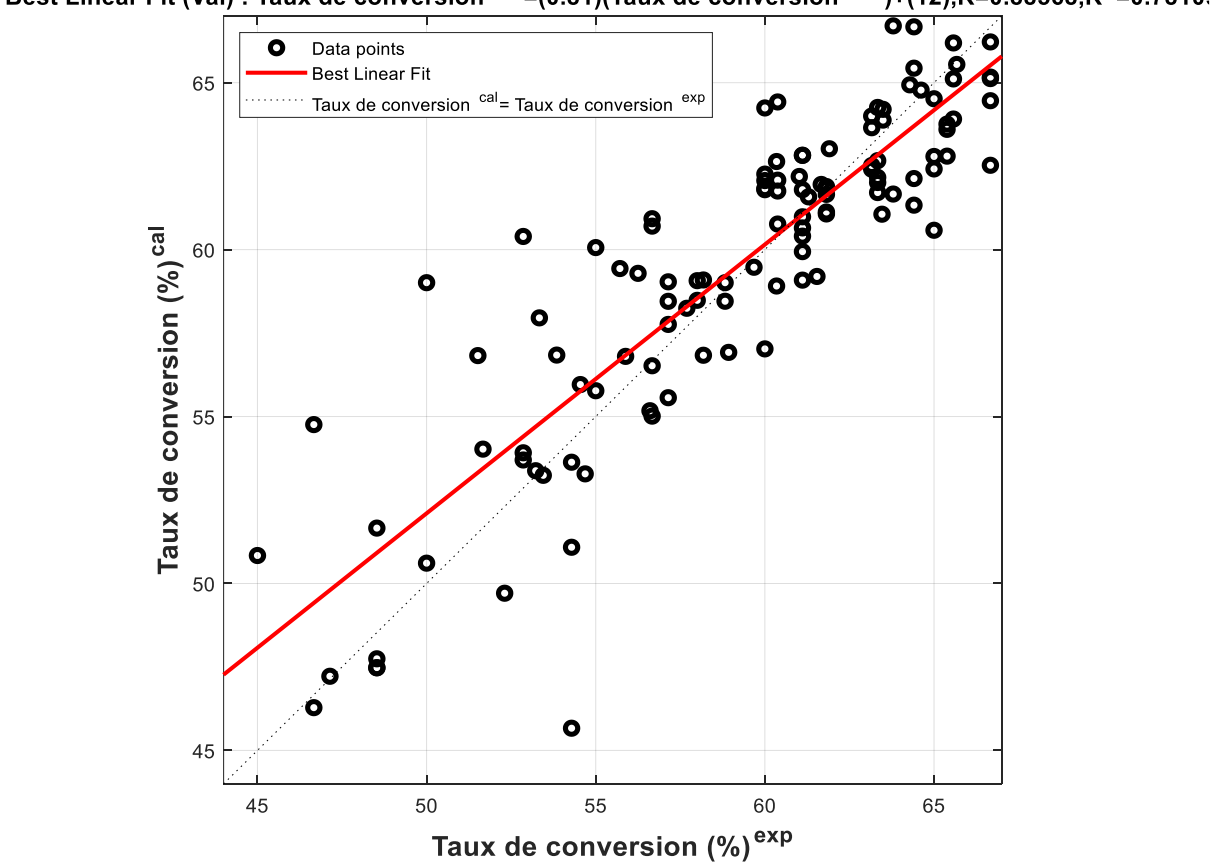


Figure II.8 : Courbe de régression linéaire des données prédites par RNAO par rapport aux données expérimentales pour la base de données pour la phase de validation.

Pour analyser plus précisément des performances du modèle élaborer par RNA, on illustre sur la figure II.9 la projection des données expérimentales sur les données calcules par le modèle mathématique pour la phase de test, ainsi que l`ensemble des erreurs : MSE ; RMSE ; NRMSE ; MAE ; MAPE ; ERA et R^2 sont calculée pour les valeurs prédîtes des taux de conversion. Les résultats de calcul sont indiqués dans le tableau II.6. Le RNA montre d'une part la prédiction de calcul des taux de conversion, et d'autre part la robustesse du modèle neuronal.

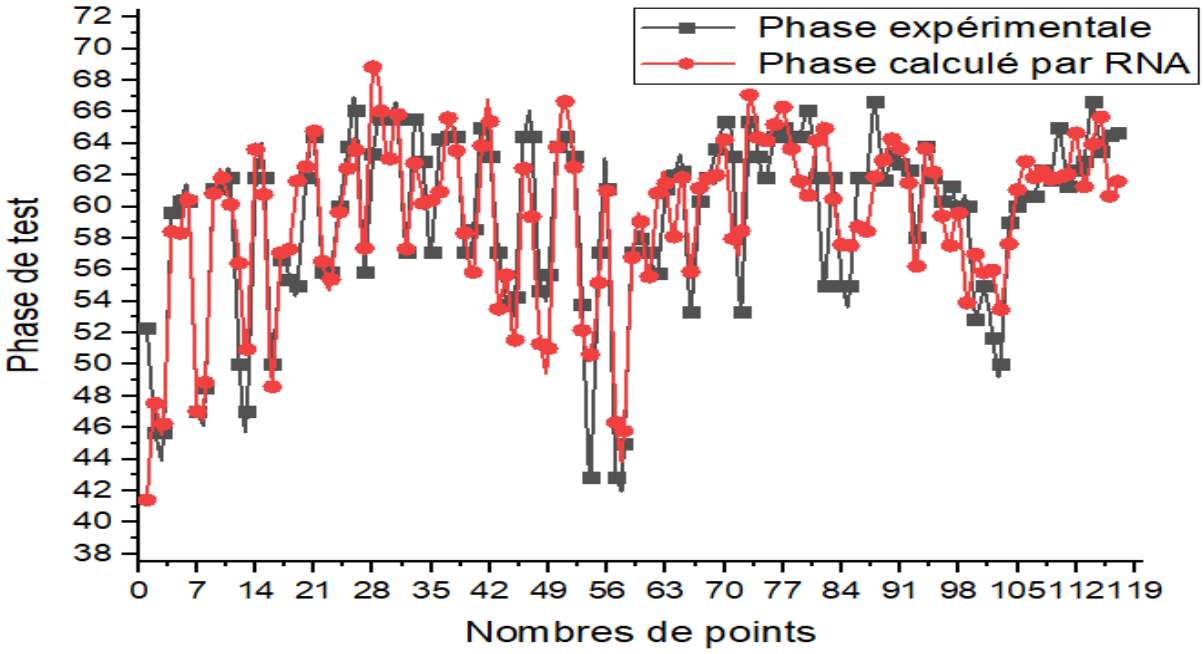


Figure II.9 : La projection des données expérimentale sur les données calculée pour la phase de test.

Tableau II.6 : Résultats des paramètres statistiques du modèle RNAO développé dans ce travail.

Type d'erreur	Phase (App)	Phase (Test)	Phase (Val)	Phase (All)
MSE	0.1589	0.4895	1.02108	0.3649
RMSE	2.1700	2.9420	2.6026	2.4398
NRMSE	0.0067	0.0118	0.0539	0.0102
MAE	1.4790	2.1806	1.8742	1.6819
MAPE	2.5667	3.7890	3.2672	2.9156
ERA	0.9076	0.1052	0.8061	1.5223
α	0.84	0.8	0.81	0.82
β	9.7	12	12	11
R	0.92	0.85	0.88	0.89
R^2	0.84	0.71	0.78	0.80

II.5.4. Interface graphique d'utilisateur du meilleur modèle

Afin de simplifier la complexité du modèle mathématique élaboré par la modélisation obtenue dans le présent travail, une interface graphique (également appelée interface d'utilisateur) est développée pour améliorer la convivialité du modèle RNA développé. Cette interface graphique d'utilisateur est un outil qui permet l`utilisation directe et sans effort du modèle de RNA pour calculer le taux de conversion. A cette fin, cette interface a été créée pour le calcul du taux de conversion dans l'intervalle des variables d'entrées. Pour cela un programme Matlab a été conçu avec une capture d'écran de l'interface résultante (figure II.10).

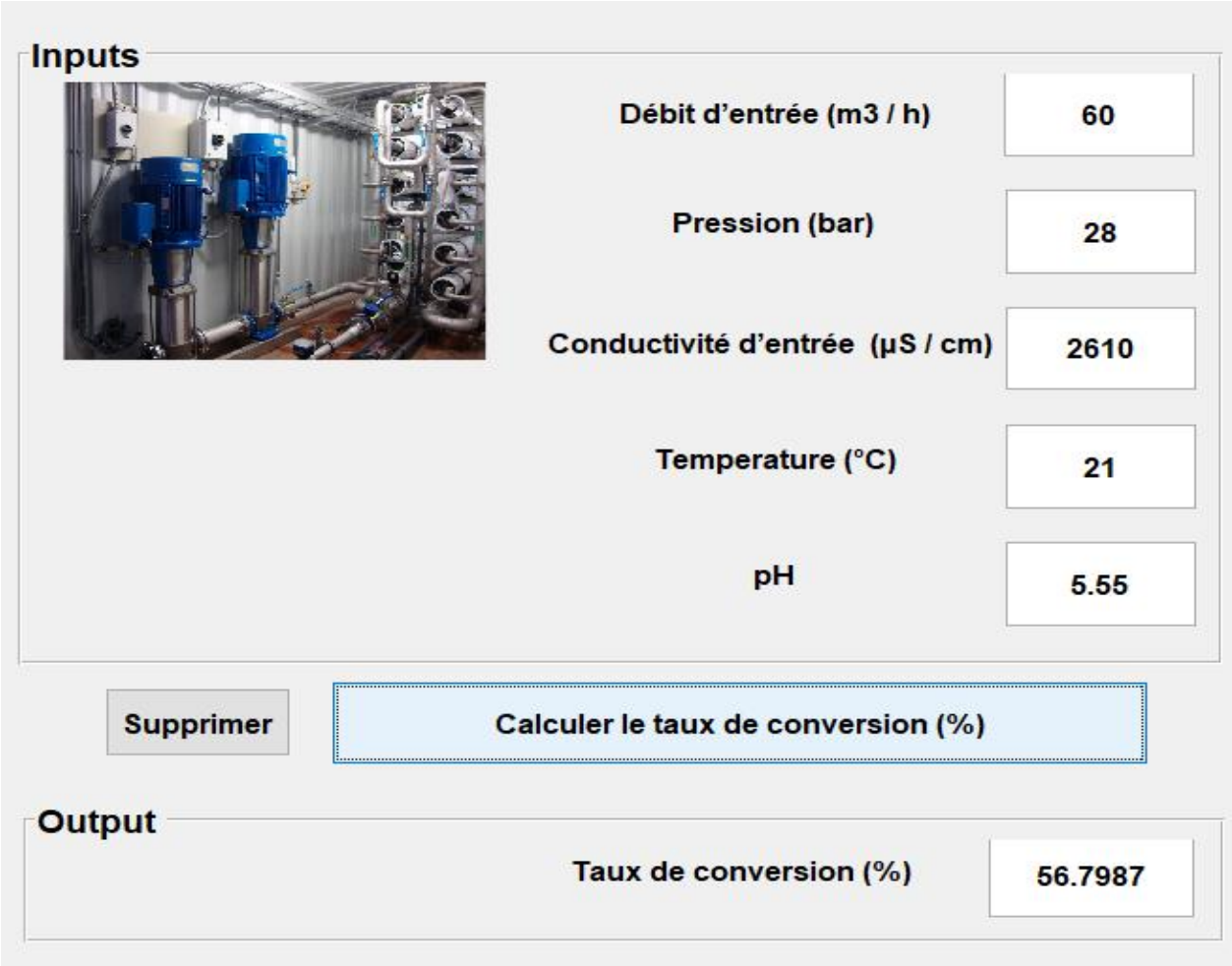


Figure II.10 : L'interface graphique du modèle optimale par RNA.

II.6. Conclusion

Ce travail de mémoire a pour but de mesurer et modéliser le taux de conversion de l'eau traitée par osmose inverse destinée à l'industrie pharmaceutique pendant une période allant du 01 janvier 2020 jusqu`à 31 décembre 2022.

D`après les résultats obtenus on a observé que la structure neuronale avec deux couches cache est la plus performante, avec l`erreur de la racine quadratique moyenne minimale correspond aux 5 neurones dans la couche d'entrée et 12 neurones dans la première couche cachée et 18 neurones pour la deuxième couche cachée et la fonction de transfert tangent sigmoïde pour les deux couches cachées et la fonction de transfert pure line pour la couche de sortie.

Sont construits dans le but de prédire du taux de conversion de l'eau traitée qui passe par la membrane d'osmose inverse. Avec une bonne précision de la racine d'erreur quadratique moyenne (RMSE) = 2.4398 et un coefficient de régression R = 0.89.

.

Références bibliographiques

El bey, M., Laidi, M., Yettou, A., Hanini, S., Ibrir, A., Hentabli, M., & Ouldkhaouaa, H. (2021a). Practical Artificial Neural Network Tool for Predicting the Competitive Adsorption of Dyes on Gemini Polymeric Nanoarchitecture. *Journal of Chemists and Chemical Engineers*, *70*(9–10), 481–488.

El bey, M., Laidi, M., Yettou, A., Hanini, S., Ibrir, A., Hentabli, M., & Ouldkhaouaa, H. (2021b). Praktični alat umjetne neuronske mreže za predviđanje kompetitivne adsorpcije bojila na polimernoj nanoarhitekturi gemini. *Journal of Chemists and Chemical Engineers*, *70*(9–10), 481–488.

Bai Y, Yong L, Xiaoxue W, Jingjing X, Chuan L. 2016. "Air Pollutants Concentrations Forecasting Using Back Propagation Neural Network Based on Wavelet Decomposition with Meteorological Conditions." *Atmospheric Pollution Research* 7 (3): 557–66. https://doi.org/10.1016/j.apr.2016.01.004.

Bouzemlal H, Boumahdi M, Hanini S, Laidi M, Ibrir A, Roubehie Fissa M., Boucherit N. (2023). New method of prediction of climatic conditions by artificial neural networks (case of the province of Médéa). *Algerian Journal of Environmental Science and Technology*, *9*(4), 1419–1428.

Ibrir A, Kerchich Y., Hadidi N, Rebhi R. (2021). Evaluation and prediction of the effects of the dispersion of (VOCs) on the population in urban air using ANSYS CFX. *Algerian Journal of Environmental Science and Technology*, *7*(4), 2135–2142.

Ibrir, Abdellah. (2022). *Contribution À L'Étude En Trois Dimensions (3D) De La Dispersion D'Un Polluant Gazeux Dans Un Milieu Urbain*. These de doctorat.Univ. Yahia Fares de Medea.

Ibrir A, Kerchich Y, Hadidi N, Merabet H, Hentabli M. (2021). Prediction of the concentrations of PM1, PM2.5, PM4, and PM10 by using the hybrid dragonfly-SVM algorithm. *Air Quality, Atmosphere and Health*, *14*(3), 313–323.

Ibrir A, Ouldkhaoua H. (2017). *Modélisation neuronale et empirique de l'adsorption d'un système multi composants*. Mémoire de Master.Univ. Yahia Fares de Medea.

Kanungo, D, Arora M, Sarkar S., Gupta R. 2006. "A Comparative Study of Conventional, ANN Black Box, Fuzzy and Combined Neural and Fuzzy Weighting Procedures for Landslide Susceptibility Zonation in Darjeeling Himalayas." *Engineering Geology* 85 (3–4): 347–66.

Saïfour K, Feddak F. (2022). *Utilisation d'une méthode d'intelligence artificielle pour la modélisation d'un procédé de traitement des eaux*. Mémoire de Master.Univ. Yahia fares de Medea.

Kurt A, Ayşe B. 2010. "Forecasting Air Pollutant Indicator Levels with Geographic Models 3days in Advance Using Neural Networks." *Expert Systems with Applications* 37 (12): 7986–92. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.05.093.

Li L, Xue Z, Ming-Lang T, Raymond T. 2020. "Short-Term Wind Power Forecasting Based on Support Vector Machine with Improved Dragonfly Algorithm." *Journal of Cleaner*

Production 242 (January): 118447. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.118447.

Li, R, Hongjun M, Lin W, Jianjun H, Peipei R, Xiaoyu L. 2016. "The Evaluation of Emission Control to PM Concentration during Beijing APEC in 2014." *Atmospheric Pollution Research* 7 (2): 363–69. https://doi.org/10.1016/j.apr.2015.10.010.

Liu T, Mei W, Kai D, Ying L, Jie Z. 2014. "Correlation Analysis and Control Scheme Research on PM2.5." *Applied Mechanics and Materials* 590 (June): 888–94. https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMM.590.888.

Moumen R, Laidi M, Hanini S, Hentabli M, Ibrir A. (2023a). Multicomponent Adsorption Capacity Forecasting Based on Support Vector Machine with Dragonfly Algorithm. *Journal of Chemists and Chemical Engineers of Croatia*, *72*(3–4), 169–178.

Moumen R, Laidi M, Hanini S, Hentabli M, Ibrir A. (2023b). Predviđanje kapaciteta višekomponentne adsorpcije metodom potpornih vektora uz algoritam Dragonfly. *Journal of Chemists and Chemical Engineers of Croatia*, *72*(3–4), 196–178.

Reynel A, Hilda E, Didilia I. Mendoza C, Adrián B, Joaquín S. 2015. "Assessment of Naproxen Adsorption on Bone Char in Aqueous Solutions Using Batch and Fixed-Bed Processes." *Journal of Molecular Liquids* 209: 187–95.

Shen, C. 2018. "A Transdisciplinary Review of Deep Learning Research and Its Relevance for Water Resources Scientists." *Water Resources Research* 54 (11): 8558–93.

Wang, P, Hong Z, Zuodong Q, Guisheng Z. 2017. "A Novel Hybrid-Garch Model Based on ARIMA and SVM for PM2.5 Concentrations Forecasting." *Atmospheric Pollution Research*.

CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES

Conclusion Générale et Perspectives

Les réseaux de neurones possèdent une propriété remarquable dont l'apport est manifesté pour la modélisation des processus non linéaires : ce sont des approximateurs universels parcimonieux. Les modèles des réseaux neurones artificiels (RNA) ont finalement été appliqués pour la prévision du taux de conversion des membranes d'osmose inverse vieille qui ont été abordés par d'autres chercheurs d'une façon réductible dont la taille de la base de données et les paramètres calculés ont donné des résultats encourageants.

Le but de ce travail est l'utilisation des réseaux de neurones pour la modélisation de taux de conversion de l'eau traitée par osmose inverse pour connaitre le rendement ainsi que l'efficacité des modules utilisées dans l'industrie pharmaceutique.

D`après les résultats obtenus, on a observé que la structure neuronale avec deux couches caches est la plus performante, avec une erreur de la racine quadratique moyenne RMSE minimale correspond aux 5 neurones dans la couche d'entrée et 12 neurones dans la première couche cachée et 18 neurones pour la deuxième couche cachée et la fonction de transfert tangente sigmoïde pour les deux couches cachées, une fonction de transfert purline pour la couche de sortie ont construits dans le but de prédire du taux de conversion de l'eau traitée qui passe par la membrane d'osmose inverse, avec une bonne précision de la racine d'erreur quadratique moyenne (RMSE) = 2.4398 et un coefficient de corrélation R = 0,89.

A la fin on suggère :

1. Des perspectives concernent le recours à la méthode de l'osmose inverse, qui est envisageable selon les catégories de contaminants, physiques, chimiques, biologiques, présents naturellement dans l'eau. Désormais ces déchets rejetés dans les rivières peuvent être éliminés grâce à cette technologie.
2. Des perspectives concernent la modélisation d'autres processus (microfiltration, ultrafiltration) pour des fins de prédiction.
3. Nous pouvons aussi étendre l'idée de ce travail à d'autres méthodes de l'intelligence artificielle (Support vecteur machine, Réseaux de neurones multiples, …).

Partie bibliographique :

Wimalawansa, S. J. (2013). Purification of Contaminated Water with Reverse Osmosis: Effective Solution of Providing Clean Water for Human Needs in Developing Countries. *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, *3*(12), 15.

El bey, M., Laidi, M., Yettou, A., Hanini, S., Ibrir, A., Hentabli, M., & Ouldkhaouaa, H. (2021a). Practical Artificial Neural Network Tool for Predicting the Competitive Adsorption of Dyes on Gemini Polymeric Nanoarchitecture. *Journal of Chemists and Chemical Engineers*, *70*(9–10), 481–488.

El bey, M., Laidi, M., Yettou, A., Hanini, S., Ibrir, A., Hentabli, M., & Ouldkhaouaa, H. (2021b). Praktični alat umjetne neuronske mreže za predviđanje kompetitivne adsorpcije bojila na polimernoj nanoarhitekturi gemini. *Journal of Chemists and Chemical Engineers*, *70*(9–10), 481–488.

Bai Y, Yong L, Xiaoxue W, Jingjing X, Chuan L. 2016. "Air Pollutants Concentrations Forecasting Using Back Propagation Neural Network Based on Wavelet Decomposition with Meteorological Conditions." *Atmospheric Pollution Research* 7 (3): 557–66. https://doi.org/10.1016/j.apr.2016.01.004.

Bouzemlal H, Boumahdi M, Hanini S, Laidi M, Ibrir A, Roubehie Fissa M., Boucherit N. (2023). New method of prediction of climatic conditions by artificial neural networks (case of the province of Médéa). *Algerian Journal of Environmental Science and Technology*, *9*(4), 1419–1428.

Ibrir A, Kerchich Y., Hadidi N, Rebhi R. (2021). Evaluation and prediction of the effects of the dispersion of (VOCs) on the population in urban air using ANSYS CFX. *Algerian Journal of Environmental Science and Technology*, *7*(4), 2135–2142.

Ibrir, Abdellah. (2022). *Contribution À L'Étude En Trois Dimensions (3D) De La Dispersion D'Un Polluant Gazeux Dans Un Milieu Urbain*. These de doctorat.Univ. Yahia Fares de Medea.

Ibrir A, Kerchich Y, Hadidi N, Merabet H, Hentabli M. (2021). Prediction of the concentrations of PM1, PM2.5, PM4, and PM10 by using the hybrid dragonfly-SVM algorithm. *Air Quality, Atmosphere and Health*, *14*(3), 313–323.

Ibrir A, Ouldkhaoua H. (2017). *Modélisation neuronale et empirique de l'adsorption d'un système multi composants*. Mémoire de Master.Univ. Yahia Fares de Medea.

Kanungo, D, Arora M, Sarkar S., Gupta R. 2006. "A Comparative Study of Conventional, ANN Black Box, Fuzzy and Combined Neural and Fuzzy Weighting Procedures for Landslide Susceptibility Zonation in Darjeeling Himalayas." *Engineering Geology* 85 (3–4): 347–66.

Saïfour K, Feddak F. (2022). *Utilisation d'une méthode d'intelligence artificielle pour la modélisation d'un procédé de traitement des eaux*. Mémoire de Master.Univ. Yahia fares de Medea.

Kurt A, Ayşe B. 2010. "Forecasting Air Pollutant Indicator Levels with Geographic Models 3days in Advance Using Neural Networks." *Expert Systems with Applications* 37 (12): 7986–92. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.05.093.

Li L, Xue Z, Ming-Lang T, Raymond T. 2020. "Short-Term Wind Power Forecasting Based on Support Vector Machine with Improved Dragonfly Algorithm." *Journal of Cleaner Production* 242 (January): 118447. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.118447.

Li, R, Hongjun M, Lin W, Jianjun H, Peipei R, Xiaoyu L. 2016. "The Evaluation of Emission Control to PM Concentration during Beijing APEC in 2014." *Atmospheric Pollution Research* 7 (2): 363–69. https://doi.org/10.1016/j.apr.2015.10.010.

Liu T, Mei W, Kai D, Ying L, Jie Z. 2014. "Correlation Analysis and Control Scheme Research on PM2.5." *Applied Mechanics and Materials* 590 (June): 888–94. https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMM.590.888.

Moumen R, Laidi M, Hanini S, Hentabli M, Ibrir A. (2023a). Multicomponent Adsorption Capacity Forecasting Based on Support Vector Machine with Dragonfly Algorithm. *Journal of Chemists and Chemical Engineers of Croatia*, *72*(3–4), 169–178.

Moumen R, Laidi M, Hanini S, Hentabli M, Ibrir A. (2023b). Predviđanje kapaciteta višekomponentne adsorpcije metodom potpornih vektora uz algoritam Dragonfly. *Journal of Chemists and Chemical Engineers of Croatia*, *72*(3–4), 196–178.

Reynel A, Hilda E, Didilia I. Mendoza C, Adrián B, Joaquín S. 2015. "Assessment of Naproxen Adsorption on Bone Char in Aqueous Solutions Using Batch and Fixed-Bed Processes." *Journal of Molecular Liquids* 209: 187–95.

Shen, C. 2018. "A Transdisciplinary Review of Deep Learning Research and Its Relevance for Water Resources Scientists." *Water Resources Research* 54 (11): 8558–93.

Wang, P, Hong Z, Zuodong Q, Guisheng Z. 2017. "A Novel Hybrid-Garch Model Based on ARIMA and SVM for PM2.5 Concentrations Forecasting." *Atmospheric Pollution Research*.