REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE YAHIA FARES DE MEDEA

Faculté de **T**echnologie

Département de **G**énie des **P**rocédés et **E**nvironnement

En vue de l'obtention du diplôme de MASTER en Génie des Procédés

Filière : Génie des Procédés
Spécialité : Génie Chimique

Prédiction du flux d'eau et du flux inverse de soluté dans les processus d'osmose directe.

Présenté par :

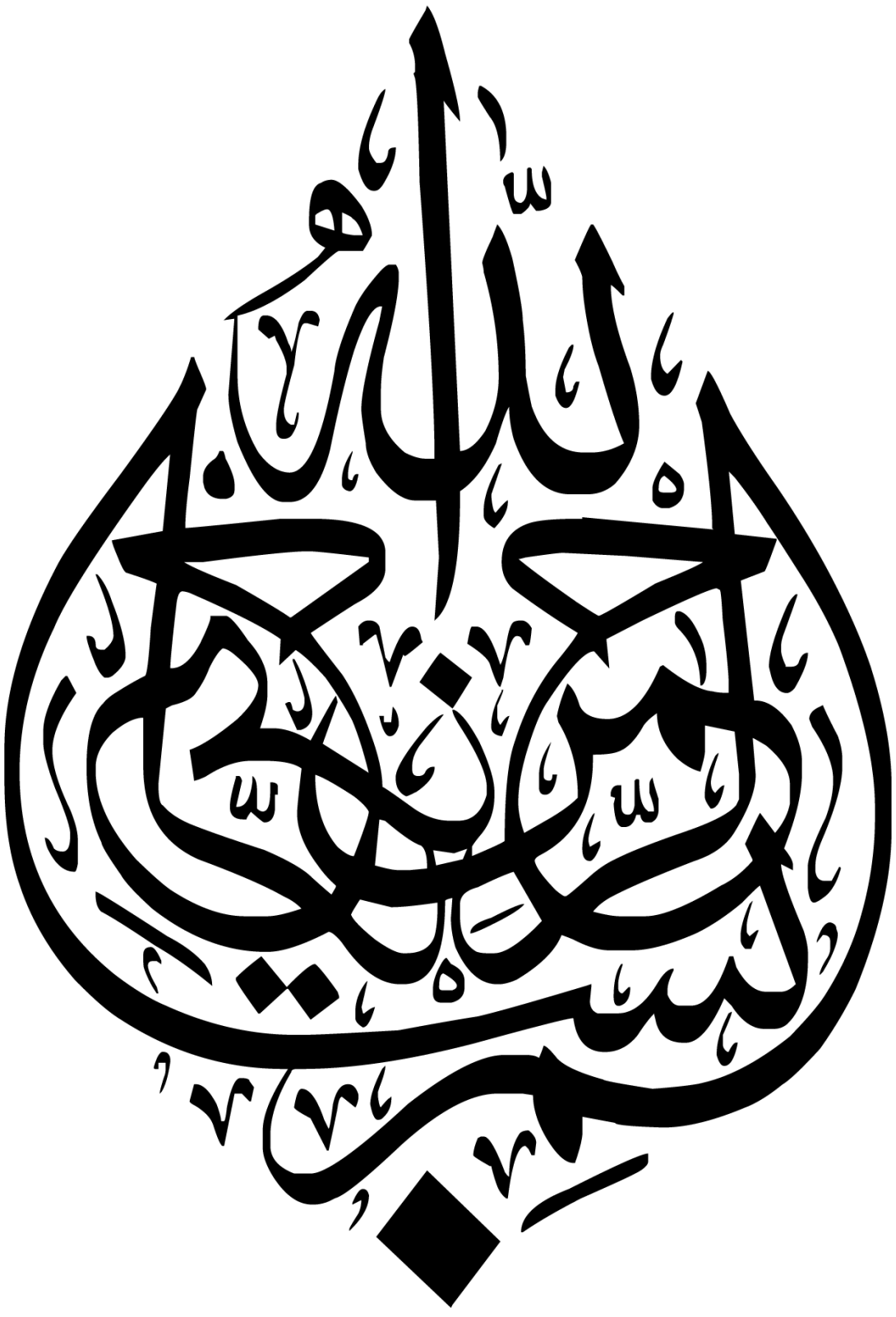
- M^{elle} BOUFRAH Lila

Proposé et Dirigé par :

Encadreur : Dr. AMMI Yamina

Co-Encadreur : Dr. KRATBI Fouad

Promotion 2024-2025



Dédicaces

Du fond de mon cœur, je dédie ce travail à tous ceux qui me sont chers.

À ma chère mère,

Toi qui m'as offert ton amour et ta tendresse,
Toi qui as illuminé mon chemin par ta bonté,
Les mots ne suffisent pas à exprimer toute ma gratitude.
Je t'offre ce travail comme témoignage de mon amour profond,
Et je formule pour toi tous mes vœux de santé et de bonheur.
Car tu es la première source de chacun de mes succès.

À mon cher père,

Toi qui m'as appris la véritable signification de l'amour et de la persévérance,
Tu as toujours été ma source de force et d'inspiration.
Je t'offre ce travail en témoignage de ma profonde gratitude
Pour chaque moment de soutien inestimable que tu m'as offert.

À ma chère grand-mère,

Toi qui as semé dans mon cœur les valeurs de l'amour et de la tendresse,
Tu es la source de ma sécurité dans la vie.
Je t'offre ce travail en signe de ma profonde reconnaissance
Pour chaque instant de chaleur et de générosité que tu m'as offert.
Ta présence dans ma vie est une bénédiction inestimable.

À mes chers frères et sœurs,

Vous êtes la lumière qui éclaire mon chemin,
Et le soutien qui ne s'épuise jamais.
Grâce à vous, je trouve la force de continuer.
Je vous offre ce travail en signe de ma sincère affection et de ma profonde reconnaissance.

À mon cher frère Salim,

Toi qui as toujours été mon pilier à chaque étape,
Tu n'as jamais hésité à m'aider, à m'encourager,
Et tu as été une source inépuisable de force et d'inspiration.
Je t'offre ce travail avec toute ma gratitude.
Merci d'avoir toujours été là, à mes côtés.
Sans toi, le chemin n'aurait pas été aussi facile.
Je te dédie cette réussite avec toute ma fierté et ma reconnaissance.

À mes chers amis,

Vous avez toujours été une source d'inspiration et de soutien.
Grâce à vous, les rêves prennent vie et les espoirs prospèrent.
Vous êtes ceux qui donnent un sens à chaque moment.
Je vous offre ce travail en témoignage de mon affection sincère
Et de ma profonde gratitude.

A TOUTE MA FAMILLE BOUFRAH.

Remerciement

Il m'est agréable d'exprimer ma gratitude, tout d'abord, à Allah, source de toute connaissance, qui m'a accordé la volonté et la patience nécessaires pour accomplir ce travail.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à ma superviseure, Dr ***Yamina Ammi****, pour son accompagnement bienveillant et sa disponibilité tout au long de ce projet. Sa capacité d'écoute et la qualité de nos échanges ont été précieuses, rendant cette expérience particulièrement enrichissante. Je lui suis profondément reconnaissante pour ses conseils avisés et ses retours constructifs, qui ont largement contribué à l'amélioration de mon travail et à l'élargissement de mes connaissances. Son encadrement a été une véritable source de motivation et d'inspiration et je lui en suis infiniment reconnaissante.*

J'exprime également ma plus profonde gratitude à l'ensemble de ***mes professeurs*** *pour la qualité de l'enseignement qu'ils m'ont dispensé tout au long de* ***mon parcours universitaire****.*

Je tiens à remercier toutes les personnes qui ont contribué, de près ou de loin, à la réalisation de ce travail.

Ma plus grande reconnaissance va à ***mes parents****, qui ont toujours veillé sur moi avec amour et avec le souci de mon avenir.*

Que le Tout-Puissant Allah vous bénisse tous abondamment.

الملخص

تنبؤ بتدفق الماء والتدفق العكسي للمذاب في عمليات التناضح الأمامي.

الهدف من هذا العمل هو تطوير نموذجين مثاليين من الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) للتنبؤ بتدفق الماء والتدفق العكسي للمذاب في عمليات التناضح الأمامي. تم بناء نموذجين مثاليين من الشبكات العصبية من نوع feedforward ، يتميزان ببنية تضم ثمانية خلايا عصبية في طبقة الإدخال، وستة عشر أو سبعة عشر خلية عصبية في الطبقة المخفية لتدفق الماء أو التدفق العكسي على التوالي، وخلية عصبية واحدة في طبقة الإخراج، وذلك بهدف نمذجة عمليات النقل داخل الأغشية. تم استخدام مجموعة مكونة من 354 نقطة بيانات. بالنسبة للنماذج الأكثر واعدة، تم مقارنة القيم المتوقعة بالقياسات التجريبية. لوحظت ارتباطات جيدة جداً خلال مرحلة الاختبار، حيث بلغ معامل الارتباط R = 0.9237 وجذر متوسط الخطأ التربيعي 3.0500 (RMSE) لتر/م²·ساعة لتدفق الماء، بالإضافة إلى R = 0.9602 و RMSEبمقدار 7.5342 جم/م²·ساعة للتدفق العكسي للمذاب. أظهرت تحليل الحساسية، الذي تم باستخدام طريقة الأوزان، أن التنبؤ بهذه التدفقات يعتمد بشكل كبير على المعامل البنيوي للغشاء، يليه تركيزات المحاليل ونوع الغشاء، بينما يكون لتأثير درجات الحرارة دور أقل.

الكلمات المفتاحية :التنبؤ، تدفق الماء، التدفق العكسي للمذاب، التناضح الأمامي.

Summary

Prediction of water flux and reverse solute flux in forward osmosis processes.

The objective of this work is to develop two optimal artificial neural network (ANN) models to predict water flux and reverse solute flux in forward osmosis processes. Two optimal feedforward neural network models were developed, characterized by a structure comprising eight neurons in the input layer, sixteen or seventeen neurons in the hidden layer for water flux or reverse solute flux respectively, and one neuron in the output layer, in order to model transport through the membranes. A dataset of 354 data points was used. For the most promising models, the predicted values were compared to experimental measurements. Very good correlations were observed during the testing phase, with a correlation coefficient of R = 0.9237 and a RMSE of 3.0500 L/m²·h for the water flux, as well as an R = 0.9602 and a RMSE of 7.5342 g/m²·h for the reverse solute flux. The sensitivity analysis, carried out using the weight-based method, revealed that the prediction of these fluxes depends strongly on the membrane structural parameter, followed by the solution concentrations and the membrane type, while temperatures have a lesser influence.

Keywords: Prediction, water flux, reverse solute flux, forward osmosis.

Résumé

Prédiction du flux de l'eau et du flux inverse de soluté dans les procédés d'osmose directe.

L'objectif de ce travail est d'élaborer deux modèles de réseaux de neurones artificiels (RNA) optimaux pour prédire le flux d'eau et le flux inverse de soluté dans les procédés d'osmose directe. Deux modèles neuronaux optimaux de type feedforward, caractérisés par une structure comprenant huit neurones dans la couche d'entrée, seize ou dix-sept neurones dans la couche cachée pour le flux de l'eau ou le flux inverse respectivement, et un neurone dans la couche de sortie, ont été construits afin de modéliser les transferts au sein des membranes. Un ensemble de 354 points de données a été utilisé. Pour les modèles les plus prometteurs, les valeurs prédites ont été comparées aux mesures expérimentales. De très bonnes corrélations ont été observées lors de la phase de test, avec un coefficient de corrélation R = 0.9237 et une REQM de 3.0500 L/m²·h pour le flux de l'eau, ainsi qu'un R = 0.9602 et une REQM de 7.5342 g/m²·h pour le flux inverse de soluté. L'analyse de sensibilité, effectuée selon la méthode des poids, a révélé que la prédiction de ces flux dépend fortement du paramètre structurel de la membrane, suivi des concentrations des solutions et du type de membrane, tandis que les températures exercent une influence moindre.

Mots-clés : Prédiction, flux de l'eau, flux inverse de soluté, osmose directe.

Abréviations i
Nomenclature et symboles ii
Liste des tableaux iv
Liste des figures v

Introduction générale 01

Chapitre I. Généralités sur les membranaires

I.1. Introduction 04
I.2. Généralités 04
I.2.1. Définition de la membrane 04
I.2.2. Classification des membranes 05
I.2.2.1. Classification d'après la structure 05
I.2.2.2. Classification d'après la nature chimique 06
I.2.2.3. Classification d'après la géométrie de préparation des membranes 07
I.2.2.4. Classification d'après le mécanisme de séparation 10
I.3.Procédé d'osmose 11
I.3.1 Osmose direct 11
I.3.1.1 Définition 11
I.3.1.2 Principe d'osmose 12
I.3.1.3 Applications modernes de l'osmose directe 13
I.3.2 Osmose inverse (OI) 16
I.3.2.1 Définition 16
I.3.2.2 Avantages et inconvénients de membranaire 17
I.4 Notions dans l'osmose directe 17
I.4.1 Flux d'eaux 18
I.4.2 Flux de soluté inverse 18
I.4.3 Flux inverse (transfert inverse) 19
I.4.4 Solution d'extraction 19
I.4.5 Solution d'extraction pour le procédé OD 19
I.5 Conclusion 20

Chapitre II. Réseaux de neurones artificiels

II.1. Introduction 21
II.2. Historique 21
II.3. Réseaux de neurones artificiels (RNA) 22
II.3.1. Neurone biologique 22
II.3.2. Neurone formel 22
II.3.3. Architecture d'un réseau de neurones 25
II.3.4. Apprentissage des réseaux de neurones 26
II.3.4.1. Apprentissage non supervisé 27
II.3.4.2. Apprentissage supervisé 27
II.3.4.3. Apprentissage forcé ou imposé 28
II.4. Réseaux de neurones les plus utilisés 28
II.4.1. Perceptron monocouche (perceptron simple) 29
II.4.2. Perceptron multicouche (en anglais Multi Layer Perceptron) 29
II.4.3. Réseaux à fonction radiale 30
II.4.4. Cartes auto-organisatrices de Kohonen (SOM) 30

II.4.5. Réseaux de Hop Field 30
II.4.6. Réseaux ART 31
II.5. Conception d'un modèle neuronal 31
II.5.1. Détermination des entrées/sorties du réseau de neurones 31
II.5.2. Construction de la base de données et choix des échantillons 32
II.5.3. Définition de la structure du réseau 32
II.5.3.1. Nombre de couches cachées 33
II.5.3.2. Nombre de neurones cachés 33
II.5.4. Apprentissage 33
II.5.5. Evaluation des performances du réseau de neurones 36
II.5.6. Limites 37
II.6. Conclusion 37

Chapitre III. Prédiction du flux d'eau et du flux inverse de soluté dans les processus d'osmose directe par RNA

III.1 Introduction 38
III.2. Collecte des données, prétraitement et analyse 38
III.3. Développement des modèles RNA 44
III.4 Performance des modèles neuronaux 43
III.5 Expressions mathématiques de modèle neuronal optimal 53
III.6. Analyse de sensibilité par la méthode de "poids" 59
III.7. Diagnostic des points aberrants et domaine d'applicabilité du modèle neuronal optimisé : 61
III.8. Conclusion 64

Conclusion générale et perspectives 66
Références bibliographiques 70

Symbole	**Signification**
ART	Adaptive résonance theory
BD	Base de données
b_j^h	Biais du neurone j de la couche cachée
b_1^o	Biais du neurone de la couche de sortie
CTA	Cellulose tri acétate
DS	Solution d'extraction
ECP	Polarisation de concentration externe
FS	Solution d'alimentation
ICP	Polarisation de concentration interne
IR	Importance relative
Jw	Flux d'eau
Js	Flux de soluté inverse
MBR	Membranaire
MF	Microfiltration
OI	Osmose inverse
OD	Osmose directe
PMC	Perceptron multicouche
RNA	Réseaux de neurones artificiels
RFR	Réseaux à fonction radiale
R	Coefficient de corrélation
TFC	Composite à film mince
w_{ji}^I	Poids synaptique de la connexion du neurone *i* de la couche d'entrée au neurone *j* de la couche cachée
w_{1j}^H	Poids synaptique de la connexion du neurone *j* de la couche cachée au neurone de la couche de sortie

Lecture	Désignation	Unité
C	Concentration molaire du soluté.	$mol.m^{-3}$
Ct	Concentration des solutés extraits dans la solution d'alimentation.	g/L
EAM	Erreur absolue moyenne	(-)
EQM	Erreur quadratique moyenne	**(-)**
ESP	Erreur Standard de Prédiction	(-)
i	Nombre d'espèces d'ions constituent le soluté.	(-)
Js	Flux de soluté inverse.	g/m^2h
Jw	Flux d'eau.	L/m^2h
m	Surface de la membrane	m^2
R	Constante des gaz parfait (0.0831)	$L.bar.mol^{-1}.K^{-1}$
REQM	Racine de l'Erreur Quadratique Moyenne	(-)
Π	Pression osmotique	bars
Pw	Densité de l'eau	kg/L
T	Température	K
Vt	Volume d'eau perméable à la fin du temps de perméation.	L
Δt	Temps de perméation en heures.	h
Δw	Variation de masse de la solution d'extraction.	kg
Zj	Sortie de la couche cachée	(-)

Lettres Grecques

Lecture	Désignation	Unité
α	Pente de la droite du meilleur ajustement linéaire	(-)
β	Ordonnée à l'origine de la droite du meilleur ajustement linéaire	(-)

Exposants

Cal	Calculée
Exp	Expérimentale
H	Cachée (Hidden)
I	Entrée (Input)
O	Sortie (Output)

Indices

Lecture	**Désignation**
Max	Maximum
Min	Minimum
Mean	Moyenne
std	Écart type (en anglais standard deviation)

Chapitre I. Généralités sur les membranaires

Tableau I.1. Avantages et inconvénients des membranaire. 17

Chapitre II. Réseaux de neurones artificiels

Tableau II.1. Fonctions de transfert usuelles, *f(x)* 24

Tableau II.2. Résumé des caractéristiques des algorithmes d'apprentissage de rétro-propagation implantés dans MATLAB® 35

Chapitre III. Prédiction du flux d'eau et du flux inverse de soluté dans les processus d'osmose directe par RNA

Tableau III.1. Codage numérique de type de membrane, de la solution d'extraction (DS) et de la solution d'alimentation (FS). 39

Tableau III.2. Matrice des coefficients de corrélation pour base de données (BD). 41

Tableau III.3. Analyse statistique des données d'entrée et de sorties. 42

Tableau III.4. Comparaison entres les modèles neuronaux (RNA). 46

Tableau III.5. Structure des modèle $RNA_{optimaux}$. 47

Tableau III.6. Vecteurs de régression linéaire issue de l'équation linéaire : [équation linéaire : $y_{cal}=\alpha y_{exp}+\beta$, α (pente), β (ordonnée à l'origine), l'erreur absolue moyenne *(EAM)*, l'erreur quadratique moyenne *(REQM*), l'erreur de standard de prédiction *(ESP) et R* (coefficient de corrélation)]. 52

Tableau III.7. Poids et biais du $RNA_{optimal}$ pour le flux d'eau (Jw)dans les processus d'osmose directe. 56

Tableau III.8. Poids et biais du $RNA_{optimal}$ pour le flux inverse de soluté (Js)dans les processus d'osmose directe. 57

Chapitre I. Généralités sur les membranaires

Figure I.1.	Principe de fonctionnement d'une membrane sélective	05
Figure I.2.	Membrane symétrique	06
Figure I.3.	Membranes asymétriques ou anisotropes	06
Figure I.4.	Membranes denses	07
Figure I.5.	Modules plans	08
Figure I.6.	Modules spiraux	08
Figure I.7.	Module tubulaire	09
Figure I.8.	Modules à fibres creuses	10
Figure I.9.	Gamme de rétention de différentes particules par les procédés membranaires	11
Figure I.10.	Schémas de principe de l'osmose directe et inverse	13
Figure I.11.	Applications de l'osmose directe (OD) dans les domaines de l'eau, de l'énergie et des sciences de la vie	14

Chapitre II. Réseaux de neurones artificiels

Figure II.1.	Neurone biologique.	22
Figure II.2.	Neurone formel.	23
Figure II.3.	Structure d'un réseau de neurones non bouclé.	25
Figure II.4.	Principe de l'apprentissage non supervisé.	26
Figure II.5.	Principe de l'apprentissage non supervisé.	27
Figure II.6.	Principe de l'apprentissage supervisé.	28
Figure II.7.	Réseaux de neurones les plus utilisés.	29

Chapitre III. Prédiction du flux d'eau et du flux inverse de soluté dans le processus d'osmose directe par RNA.

Figure III.1.	Flux en fonction de paramétrer structurel : (a) Flux d'eau, (b) Flux inverse de soluté.	43
Figure III.2.	Organigramme de développement et l'optimisation de l'architecture d'un RNAoptimal.	44
Figure III.3.	Comparaison entre les valeurs expérimentales et les valeurs calculées pour les $RNA_{optimax}$: (a) Jw pour la phase test, (b) Jw pour la phase totale, (c) Js pour la phase test et (d) Js pour la phase totale.	50
Figure III.4.	Performances des modèles neuronaux $RNA_{optimaux}$: (a) le flux d'eau (Jw) et (b) le flux inverse de soluté (Js).	53
Figure III.5.	Représentation schématique du $RNA_{optimaux}$ pour le flux d'eau et le flux inverse de soluté dans les processus d'osmose directe	55
Figure III.6.	Architecture finale du réseau de neurone optimal de type feedforward.	58

Figure III.7. Présentation des pourcentages de l'importance relative (IR) de chaque variable d'entrée sur : (a) flux de l'eau (Jw) et (b) flux inverse de soluté (Js). 61

Figure III.8. Diagnostic des données potentiellement suspectes et domaine d'applicabilité des modèles neuronaux optimaux pour la phase totale : (a) le flux de l'eau "Jw" (b) le flux inverse de soluté "Js". 64

Introduction générale

La rareté de l'eau est devenue un défi mondial pressant en raison de la croissance rapide de la population et du développement industriel florissant, entraînant une augmentation d'environ 1 % par an de la demande en eau douce (Misstear et al. 2022). L'osmose directe (OD) est une technologie membranaire émergente utilisée pour le traitement et la réutilisation de l'eau. Comparée aux technologies membranaires conventionnelles à entraînement par pression, l'OD présente plusieurs avantages, notamment une faible propension à l'encrassement et une faible consommation d'énergie, puisqu'aucune pression ou chaleur supplémentaire n'est requise (Chung et al. 2012). Dans le procédé OD, l'eau traverse une membrane semi-perméable sous l'effet de la différence de pression osmotique entre la solution extractrice (DS), qui possède une pression osmotique plus élevée, et la solution d'alimentation (FS), dont la pression osmotique est plus faible (Cath et al. 2006).

De manière générale, la performance de l'osmose directe (OD) est évaluée à l'aide de deux paramètres clés : le flux d'eau (Jw) et le flux inverse de soluté (Js). Le flux d'eau mesure l'efficacité de la récupération de l'eau, en indiquant la quantité d'eau effectivement transportée de la solution d'alimentation vers la solution extractrice. En revanche, le flux inverse de soluté représente la possibilité que le soluté de la solution extractrice traverse la membrane en sens inverse et retourne dans la solution d'alimentation, ce qui peut entraîner une diminution de la différence de pression osmotique. Un procédé OD optimal doit ainsi présenter un flux d'eau élevé tout en minimisant le flux inverse de soluté.

Malgré les caractéristiques prometteuses du procédé d'osmose directe (DO), plusieurs inconvénients limitent actuellement son exploitation commerciale. L'un des principaux obstacles est l'efficacité souvent insatisfaisante des systèmes OD. Cette efficacité peut être améliorée par l'optimisation des paramètres de procédé et par l'application de conceptions membranaires avancées (Kahrizi et al. 2020 et Gruber et al. 2016); toutefois, ces approches nécessitent de nombreuses expérimentations dans des conditions opératoires variées, ce qui est long et coûteux. Pour relever ces défis, la modélisation des procédés est apparue comme une approche pratique permettant d'obtenir des résultats précis tout en réduisant le temps et les ressources nécessaires à l'optimisation des procédés de traitement de l'eau.

Des modèles mathématiques, tels que le modèle de diffusion-solution (SD), ont été développés afin de prédire les performances des membranes en se basant sur les mécanismes de transport des solutés. Cependant, ces modèles reposent sur des équations complexes de transfert de masse et nécessitent des données détaillées sur les propriétés des solutions pour la simulation des procédés. En pratique, ces propriétés ne sont pas toujours disponibles dans la littérature, et certaines hypothèses idéalisées peuvent ne pas être adaptées à des conditions de fonctionnement extrêmes, ce qui peut entraîner des imprécisions dans les modèles basés sur les équations. Le processus d'optimisation reste également lourd, ce qui freine son application à grande échelle (Silva et al. 2009).

Récemment, les méthodes d'apprentissage automatique (en englais : machine learning "ML") ont suscité un intérêt croissant en tant qu'outils de modélisation dans les procédés de traitement de l'eau (Rath et al. 2022, Jeong et al. 2021, Joy et al 2021 et Odabasi et al. 2022). Parmi les différentes méthodes de ML, le réseau de neurones artificiels (RNA) est l'algorithme le plus couramment utilisé. Il permet de corréler divers paramètres et d'analyser les interactions entre eux afin de prédire les performances du procédé. Contrairement aux modèles traditionnels basés sur des équations, tels que le modèle SD, qui établissent des relations mathématiques entre les différents paramètres, le RNA s'appuie sur un grand ensemble de données pour découvrir et analyser les relations directes présentes dans ces données, qui peuvent ensuite être utilisées pour prédire un nouveau groupe de données non observé. Ainsi, le RNA constitue une méthode de modélisation adaptée pour la prédiction et l'exploration des performances des procédés de traitement de l'eau (Tan et al. 2012).

Un modèle RNA ne nécessite pas de formules complexes ni de propriétés détaillées des solutions pour fonctionner, mais seulement quelques paramètres d'entrée, ce qui permet de gagner du temps lors de la mise en place et de réduire les besoins en calcul. Étant donné que le modèle RNA est construit à partir d'un ensemble de données couvrant différentes conditions, il possède également la capacité de prédire divers cas, au lieu d'être limité à un scénario spécifique.

À ce jour, seules quelques études de modélisation par RNA portant sur le flux de l'eau ont été rapportées dans le domaine de l'osmose directe (OD), mettant en évidence une lacune dans la recherche concernant la prédiction du flux inverse de soluté, qui constitue pourtant un autre indicateur de performance essentiel du procédé OD. Par ailleurs, le paramètre structurel

(S) est un paramètre intrinsèque bien connu des membranes, utilisé pour déterminer le degré de polarisation de concentration interne (ICP) dans la structure de support poreuse des membranes OD. Ce paramètre joue un rôle crucial dans l'évaluation des performances des membranes OD. Cependant, les études de modélisation précédentes n'ont pas pris en compte le paramètre structurel comme variable d'entrée. Dans cette étude, pour la première fois, le paramètre structurel a été introduit comme variable d'entrée dans les modèles RNA. Cette inclusion est significative, car le paramètre structurel établit un lien entre les propriétés des membranes et leurs performances, ce qui permet potentiellement de réduire le nombre de variables nécessaires ainsi que la complexité du modèle.

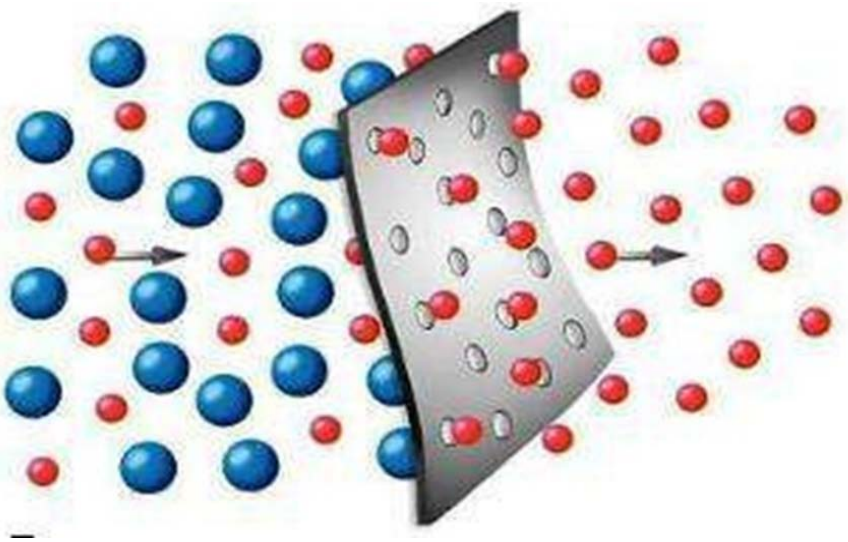
L'objectif de ce travail est d'appliquer des modèles neuronaux de type ***feedforward*** (RNA) pour prédire le flux d'eau ainsi que le flux inverse de soluté dans le procédé d'osmose directe. Ainsi, ce mémoire est structuré en trois chapitres :

- Le premier chapitre est consacré aux généralités sur les membranes, au procédé d'osmose, ainsi qu'aux notions fondamentales liées à l'osmose directe.
- Le deuxième chapitre est dédié à la présentation des réseaux de neurones artificiels. Nous y rappelons les définitions et notations de base relatives aux réseaux de neurones, puis nous exposons les différents types de réseaux ainsi que la méthodologie d'apprentissage. Nous présentons également, de manière générale, les étapes de conception d'un réseau de neurones : le choix des entrées et des sorties, l'élaboration de la base de données, la définition de la structure du réseau, etc.
- Le troisième chapitre est consacré à la prédiction du flux d'eau et du flux inverse de soluté dans les procédés d'osmose directe à l'aide des réseaux de neurones artificiels (RNA).

Les conclusions tirées de ce travail ainsi que les études qui peuvent être envisagées à l'avenir sont présentées à la fin de cette thèse.

CHAPITRE I

Généralités sur les membranaires.



I.1 Introduction

Les procédés de séparation membranaire ont pris leur essor dans les années 70 en particulier grâce au développement des matériaux et des techniques de fabrication des membranes qui offrent une meilleure rentabilité dans tous les termes de consommation énergétique par apport à des techniques de séparation conventionnelles telle que la distillation, des conditions de fonctionnement tolérables, un traitement souhaitable, et qu'elles favorisent le développement dans toutes les branches de l'industrie. Parmi eux, l'osmose inverse et nano filtration sont utilisées en traitement de séparation des différentes molécules organiques et inorganiques qui permettent une séparation conforme aux normes actuellement en vigueur (Ammi 2016).

Le procédé d'osmose directe est de plus en plus utilisé dans les applications de traitement de l'eau, de la production alimentaire et de boissons à l'industrie lourde (Aquaporin.What is forward osmoses https://aquaporn.com/what-is-forward-osmosis/ 10/02/2025).

Ce chapitre vise à faire le point sur les généralités concernant les membranes, le procédé d'osmose, ainsi que les notions fondamentales liées à l'osmose directe.

I.2 Généralités

I.2.1 Définition de la membrane

Une membrane est une couche mince de la matière condensée ayant des propriétés physiques et mécaniques propres. La membrane permsélective est une interphase séparant deux milieux, et contrôlant le transport des constituants d'une manière spécifique. La partie du mélange retenue par la membrane est appelée retentât et ce qui traverse cette dernière est appelée perméat. La membrane peut être homogène ou composite, dense ou poreuse, isotrope ou anisotrope, solide ou liquide, ionique ou neutre. Il a fallu attendre les années 60 pour voir apparaitre les premières membranes organiques industrielles (Figure I.1). Il s'agissait de membrane hautement perméable dont la structure asymétrique permet d'obtenir à la fois une bonne sélectivité de séparation et une haute perméabilité aux solutés ioniques ou macro moléculaire (Chabane et Koul 2022).

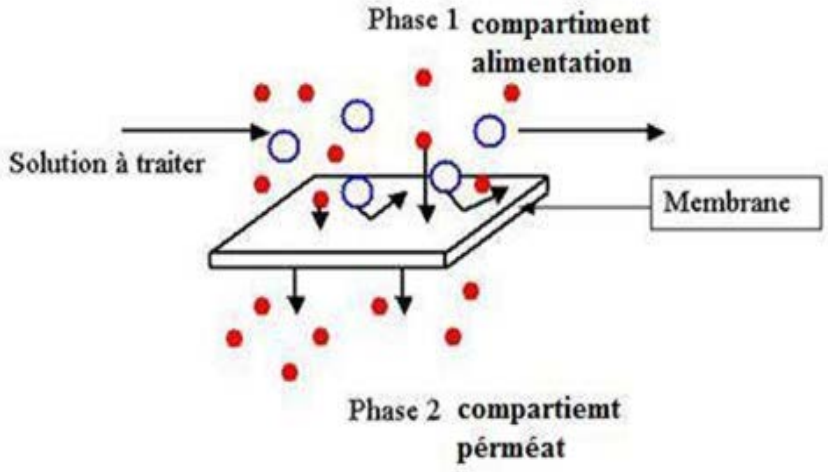


Figure I.1 Principe de fonctionnement d'une membrane sélective (Christine Cun.2003).

I.2.2 Classification des membranes

L'élément au cœur du procédé de filtration membranaire est la membrane. Il convient de choisir la membrane adaptée au procédé utilisé, ce qui n'est pas toujours une tâche aisée. Le type de membrane, la conception de l'installation et les paramètres de traitement doivent être adaptés et sélectionnés avec soin afin d'obtenir les performances et la rentabilité voulues sur l'ensemble du procédé. Les membranes peuvent être classées selon les paramètres suivants (Aissaoui et Boulmerka 2021).

I.2.2.1 Classification d'après la structure

Il est possible de classer les membranes en fonction de la structure des différents matériaux. On peut les distinguer :

a-Membranes isotropes (symétriques)

Appelées aussi membranes de première génération. Leurs propriétés structurelles restent constantes tout le long de leur épaisseur. Elles ont besoin d'une haute pression de travail pour arriver à faire passer l'eau tout le long de la pellicule membranaire (Figure I.2) (Aissaoui et Boulmerka 2021).

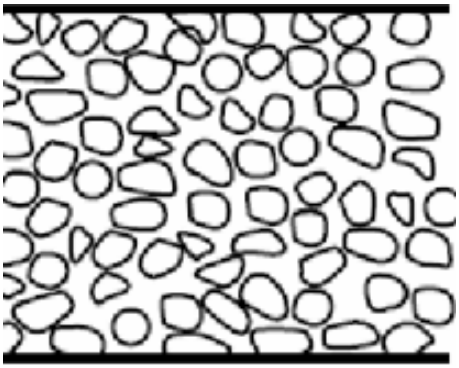


Figure I.2. Membrane symétrique (Barbar 2006).

b- Membranes anisotropes (asymétriques)

Elles présentent une structure hétérogène, leur structure composite varie de la surface de la membrane vers l'intérieur (Figure I.3). Elles sont constituées soit du même polymère, dont la porosité varie à travers l'épaisseur de la membrane, soit de plusieurs polymères différents aux propriétés distinctes (membranes composites) disposés en couches. Les membranes composites comportent en général un support macroporeux sur lequel est déposée une couche filtrante de faible épaisseur gouvernant les propriétés de tamisage moléculaire (Hamza Roumaissa et Riham 2021).

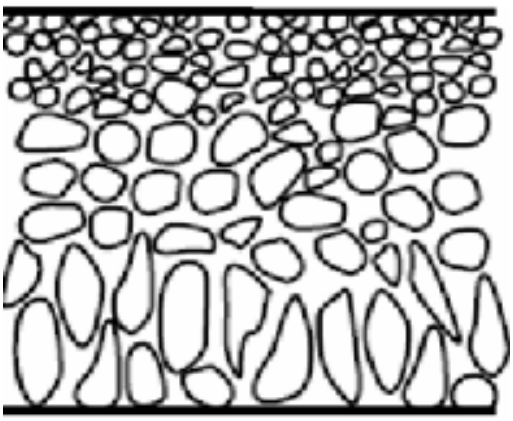


Figure I.3. Membranes asymétriques ou anisotropes (Barbar 2006).

I.2.2.2 Classification d'après la nature chimique

a-Membranes organiques

Les membranes organiques sont les premières à avoir fait leur apparition sur le marché. On distingue généralement les membranes à base d'acétate de cellulose, les membranes à base des polymères de synthèse (Hamza Roumaissa et Riham 2021).

b- Membranes inorganiques ou minérales

Ces techniques se sont diffusées plus tardivement que les membranes organiques. Ces membranes sont composées de corps entièrement minéraux (matières céramiques, métal fritté, verre). Leur arrivée a permis de travailler dans des conditions extrêmes de température et d'agression chimique, ce qui a ouvert de nouvelles voies dans la séparation par membrane.

Les membranes dites dynamiques sont fabriquées par l'utilisateur à partir de tubes poreux dont le diamètre des pores est compris entre 0.5 et 5 µm. Une dispersion colloïdale de zirconium associée à des copolymères est introduite à l'intérieur des tubes. Certaines de ces membranes peuvent trouver des applications en eaux usées (Aissaoui et Boulmerka 2021)**.**



Figure I.4. Membranes denses (Barbar 2006).

I.2.2.3 Classification d'après la géométrie de préparation des membranes

- **Définition des modules**

Les appareils unitaires de séparation, mettant en œuvre des membranes, sont appelés « Cartouches » ou « modules ». Leur conception est différente suivant la forme de la membrane et doit, à la fois, assurer une circulation suffisante à la surface de celle-ci et présenter une bonne compacité. Ils sont aussi conçus en fonction de l'application à venir et doivent satisfaire aux facilités d'exploitation (montage, démontage, nettoyage**)** (Hamza Roumaissa et Riham 2021).

- **Types des modules**

Les modules supportent les membranes. Actuellement quatre types de modules sont commercialisés.

❖ **Modules plans**

❖ Il s'agit de la forme de module la plus simple (Figure I.5). Ils peuvent comporter une seule (échelle laboratoire) ou une succession d'un grand nombre de membranes (échelle industrielle type filtre presse).

Son inconvénient majeur réside en sa plus faible densité de membranes envisageable, entrainant des coûts d'installation et opératoires accrus. En outre, cette configuration présente également des difficultés de maintien de l'étanchéité interne et externe (discontinuités dans le cas d'empilements par exemple). Malgré la possibilité de remplacement individuel des éléments constitutifs de l'installation de filtration, une espérance de vie plus faible des membranes concoure à des frais de maintenance élevés (Leitner 2013).

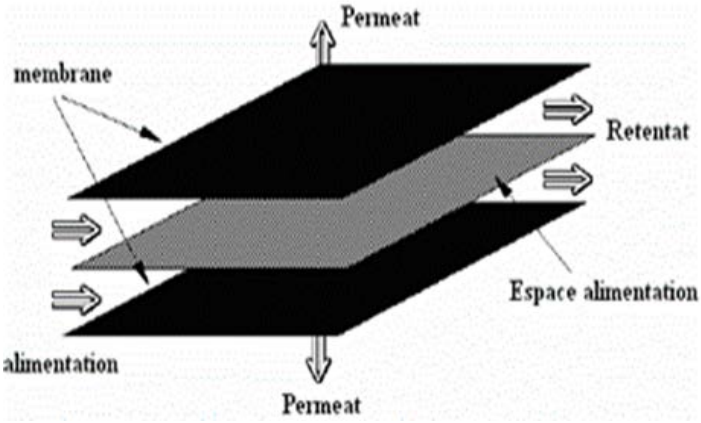


Figure I.5. Modules plans (Leitner 2013).

❖ **Modules spiraux**

Au sein des modules spiraux, une membrane plane est enroulée sur elle-même autour d'un tube poreux qui recueille le filtrat. On obtient ainsi un cylindre multi-couches où le perméat s'écoule selon un chemin spiralé vers le tube poreux tandis que l'alimentation circule axialement dans les canaux (Jean et al 2002).

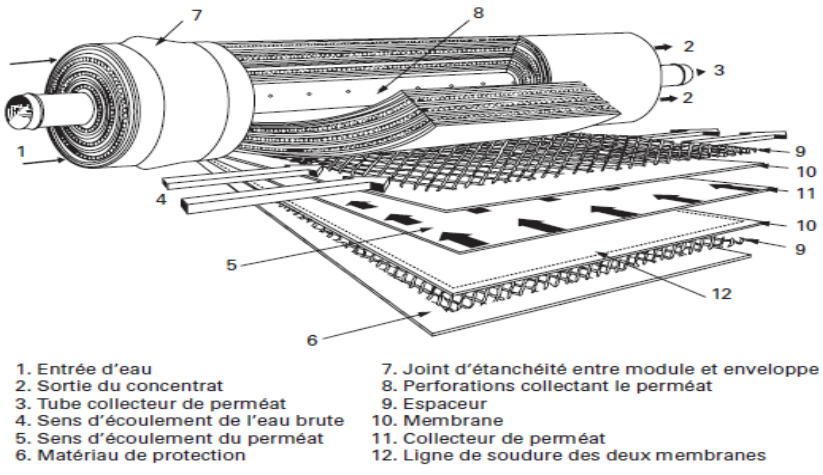


Figure I.6. Modules spiraux (Suez.2025).

❖ Modules tubulaires

Les modules tubulaires sont composés d'un certain nombre de tubes de membrane assemblés en un agencement à enveloppe et à tube. Les diamètres intérieurs des membranes tubulaires sont généralement compris entre 5 et 25 mm, et les longueurs de tube sont dans l'intervalle de 0,6 à 6 m. Le perméat est récupéré dans l'enveloppe du module à l'extérieur des tubes. En raison de leurs grands diamètres internes, les modules tubulaires sont capables de traiter le flux d'alimentation contenant des particules de tailles relativement grosses. Ils sont plus résistants au colmatage et peuvent être facilement nettoyés**.**

Les principaux inconvénients sont la nécessité d'un grand espace au sol pour fonctionner et des coûts d'investissement élevés (Berkani 2024)

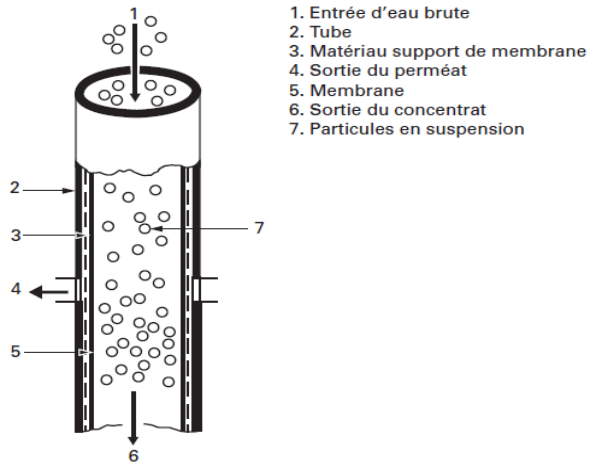


Figure I.7 Module tubulaire (Suez 2025).

❖ Modules fibres creuses

Les fibres creuses sont assemblées en parallèle suivant deux configurations :

- ✓ **Configuration Int-Ext (schéma a) :** comme c'est le cas pour les modules tubulaires, l'eau à traiter circule à l'intérieur des fibres et le perméat est récupéré à l'extérieur des fibres. Il y a écoulement tangentiel canalisé à l'intérieur des fibres.
- ✓ **Configuration Ext-Int (schéma b et c) :** l'eau circule à l'extérieur des fibres et le perméat est récupéré à l'intérieur des fibres. L'écoulement entre les fibres est libre.

Dans les deux cas, les membranes sont assemblées en faisceaux et leurs extrémités sont noyées dans des bouchons de colle qui isolent le perméat de l'eau à traiter. Un module industriel peut-être constitué de dizaines de milliers de fibres. Les fibres creuses supportent des rétro lavages. L'écoulement à l'intérieur des fibres creuses est, selon toutes probabilités, laminaire (Aissaoui et Boulmerka 2021).

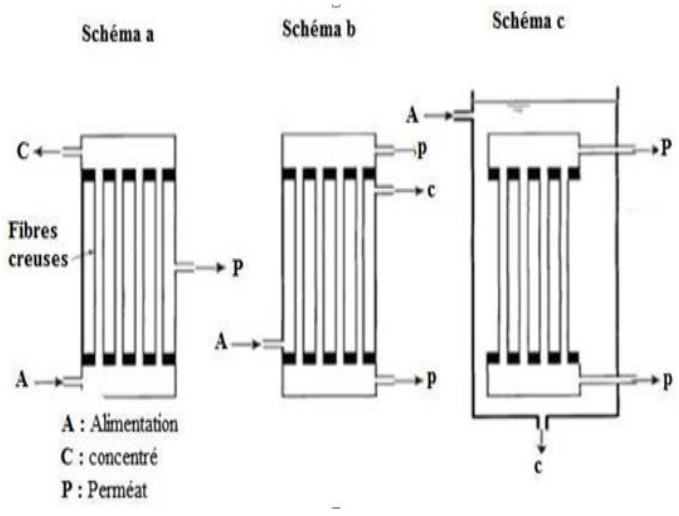


Figure I.8. Modules à fibres creuses (Aissaoui et Boulmerka 2021).

I.2.2.4 Classification d'après le mécanisme de séparation

La classification la plus répandue des membranes d'après le mécanisme de séparation est la suivante (Annane 2015) :

a. Membranes poreuses (MF, UF, NF), où les effets de tamisage et de friction jouent des rôles importants, comme en NF, les forces de surface peuvent jouer un rôle important. Les pores peuvent être subdivisés en plusieurs catégories :

- ✓ Macropores-plus grands que 50 nm (MF) ;
- ✓ Mésopores-2 à 50 nm (UF) ;
- ✓ Micropores-plus petits que 2 nm (NF).

b. Membranes denses (perméation de gaz, pervaporation, osmose inverse (OI)) ; ces membranes peuvent être considérées comme des milieux denses où la diffusion des espèces a lieu dans les volumes libres situés entre les chaînes moléculaires du matériel de la membrane ;

c. Membranes échangeuses des ions : Ces membranes sont considérées comme un type spécial de membranes non poreuses, consistant dans des gels denses, ayant une charge positive (échangeuses des anions) ou négative (échangeuses des cations).

Il a noté que la communauté scientifique ne s'entende pas sur cette classification. (Aptel et Buckley 1996) considèrent que les membranes d'OI sont des membranes poreuses. La figure I.9 montre schématiquement la correspondance entre les opérations de filtration par membrane, la taille des pores et les composés retenus.

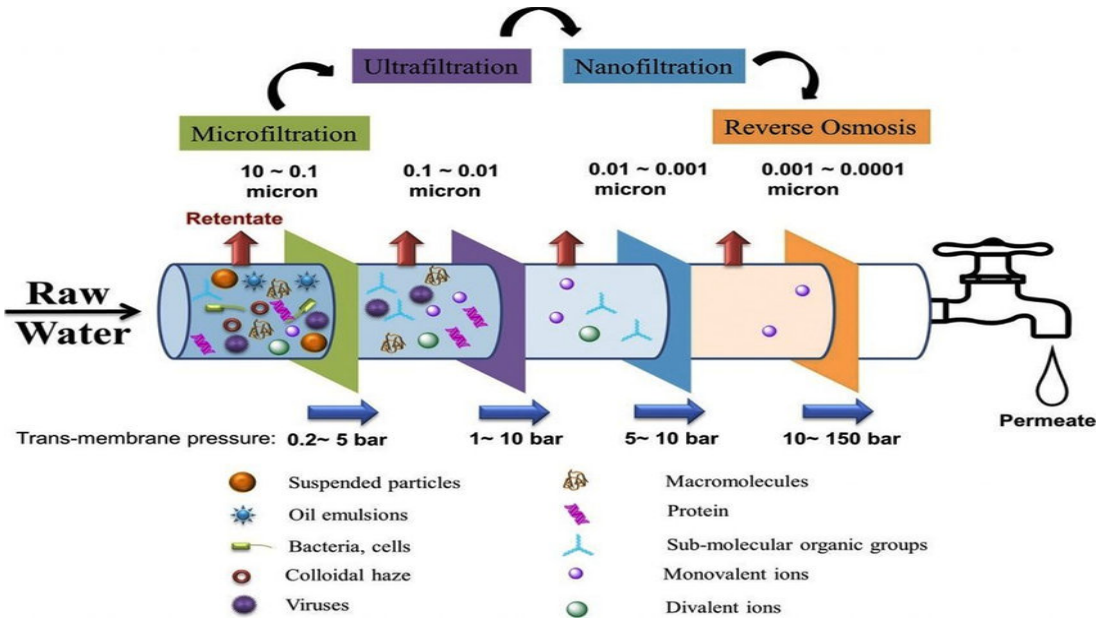


Figure I.9. Gamme de rétention de différentes particules par les procédés membranaires (Shahid et al. 2023).

I.3 Procédé d'osmose

I.3.1 Osmose direct

I.3.1.1 Définition

L'osmose est un phénomène physique exploité par les êtres humains depuis les premiers jours de l'humanité. Les premières cultures ont réalisé que le sel pouvait être utilisé pour dessécher les aliments pour une conservation à long terme. Dans les environnements salins, la plupart des bactéries, champignons et autres organismes potentiellement pathogènes se déshydratent et meurent ou deviennent temporairement inactivés à cause de l'osmose. Traditionnellement, l'osmose est définie comme le mouvement net de l'eau à travers une membrane sélectivement perméable entraîné par une différence de pression osmotique à travers la membrane. Une membrane sélectivement perméable permet le passage de l'eau, mais rejette les molécules de soluté ou les ions. La pression osmotique est la force motrice de nombreuses applications qui seront examinées et discutées ici**.**

Les applications actuelles du phénomène d'osmose s'étendent du traitement de l'eau et de la transformation des aliments à la production d'énergie et aux nouvelles méthodes de libération contrôlée de médicaments. Cette revue se concentrera sur l'osmose à travers des membranes polymères, principalement dans le domaine du traitement et du dessalement de l'eau. Des références à d'autres applications de l'osmose seront faites lorsque cela sera nécessaire pour mieux comprendre les aspects théoriques et appliqués de l'osmose (Tzahi 2006).

L'osmose directe (OD) est un procédé de séparation de l'eau qui utilise une membrane semi-perméable et l'énergie naturelle de la pression osmotique pour séparer l'eau des solutés dissous. La pression osmotique est utilisée pour transporter l'eau à travers la membrane tout en retenant tous les solutés dissous de l'autre côté.

Ce procédé de filtration extrêmement efficace, qui garantit que seule de l'eau pure est extraite de la solution d'alimentation, rend la technologie d'osmose directe utile pour plusieurs types d'applications de traitement des eaux industrielles, telles que la gestion des eaux usées, la concentration des produits et le recyclage de l'eau. Comme elle repose sur l'énergie naturelle de la pression osmotique, il s'agit également d'une méthode moins énergivore que d'autres technologies de traitement de l'eau basées sur la pression hydraulique (Aquaporin.What is forward osmoses https://aquaporn.com/what-is-forward-osmosis/ 25/02/2025).

L'osmose directe est un procédé qui est relativement nouveau comparé à la version inverse, qui a 60 ans d'histoire et l'expérience de milliards de mètres cubes traités.

Les premiers développements en osmose direct ont été faits simplement en inversant sa sœur, l'osmose inverse. Cela donnait des résultats mitigés, car les membranes n'avaient pas été réellement conçues pour cela et, selon la géométrie des modules d'osmose (Serge 2017)**.**

I.3.1.2 Principe d'osmose

Dans le processus d'osmose directe, la force motrice est un gradient de pression osmotique, contrairement à l'osmose inverse où le transport de l'eau est induit par un gradient de pression hydrostatique (Figure I.10). Dans ce procédé, le gradient de pression osmotique entre une solution d'extraction concentrée et une solution d'alimentation moins concentrée permet le transfert de l'eau à travers une membrane semi-perméable. Cette membrane laisse passer les molécules d'eau tout en retenant les solutés (Figure I.10). Ce mécanisme entraîne la dilution de la solution d'extraction, tandis que les solutés présents dans le courant d'alimentation se concentrent.

L'osmose directe ne nécessite pas l'application d'une pression hydraulique, ce qui peut réduire le risque de colmatage irréversible de la membrane. Toutefois, cette technologie reste encore peu mature par rapport à l'osmose inverse et fait actuellement l'objet de nombreuses études prospectives (Ghamri 2022).

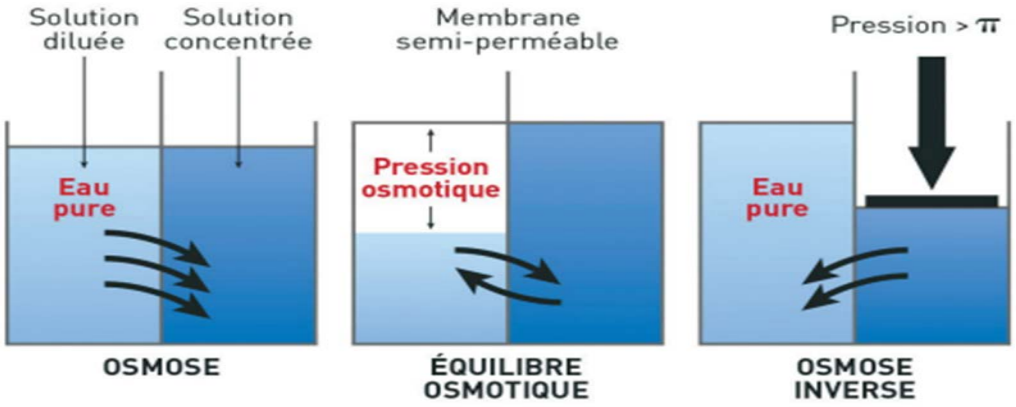


Figure I.10. Schémas de principe de l'osmose directe et inverse (Serge et al 2018).

I.3.1.3 Applications modernes de l'osmose directe

L'osmose directe a été étudiée pour une large variété d'applications. Bien que son utilisation commerciale soit encore limitée, des solutions commencent à émerger, notamment dans le domaine de la purification de l'eau (comme les sacs d'extraction) et dans l'industrie pharmaceutique (par exemple, les pompes osmotiques).

Cette technologie est également utilisée, ou à l'étude, dans des domaines tels que le traitement des eaux usées, la purification de l'eau, le dessalement de l'eau de mer, la transformation des aliments, les applications pharmaceutiques, ainsi que la production d'électricité (Tzahi 2006).

I.3.1.4 Avantages et inconvénients de l'osmose directe

- **Avantages**

La technologie de l'osmose directe (OD) présente de nombreux avantages potentiels, principalement en raison de la faible pression hydraulique requise, le processus étant entraîné par un gradient osmotique. Les bénéfices possibles de l'OD dans diverses applications de traitement de l'eau sont illustrés dans la figure I.11.

Tout d'abord, l'osmose directe offre la possibilité de réduire la consommation d'énergie — et donc les coûts — à condition que des solutés d'entraînement appropriés ainsi que des méthodes de régénération économiquement et techniquement viables soient développés. Cet avantage pourrait s'avérer particulièrement intéressant dans un contexte de crise énergétique.

En outre, de l'énergie peut être récupérée grâce au mélange d'eau douce et d'eau salée par le biais du procédé d'osmose retardée sous pression (ORP).

Des études récentes ont montré que l'encrassement des membranes en osmose directe (OD) est relativement faible, plus facilement réversible, et peut être réduit par l'optimisation des conditions hydrodynamiques.

Par ailleurs, le procédé d'OD permet un rejet efficace d'une grande variété de contaminants, tout en assurant un flux d'eau élevé et un taux de récupération important, grâce au fort gradient de pression osmotique appliqué à travers la membrane.

Ces taux de récupération élevés contribuent à réduire le volume de saumure généré lors du dessalement, ce qui représente un enjeu environnemental majeur pour les usines de dessalement, notamment celles situées à l'intérieur des terres.

Dans les domaines du traitement des aliments liquides et des produits pharmaceutiques, l'osmose directe (OD) présente l'avantage de préserver les propriétés physiques des aliments — telles que la couleur, le goût, l'arôme et les nutriments — sans altérer leur qualité, puisque le fluide n'est ni pressurisé ni chauffé.

Dans le domaine médical, l'OD peut être utilisée pour la libération contrôlée de médicaments à faible biodisponibilité orale (par exemple, en raison d'une faible solubilité), notamment à l'aide de pompes osmotiques.

Grâce à cette diversité d'avantages potentiels, l'osmose directe a été proposée et étudiée dans de nombreuses applications (Shuaifei et al. 2011).

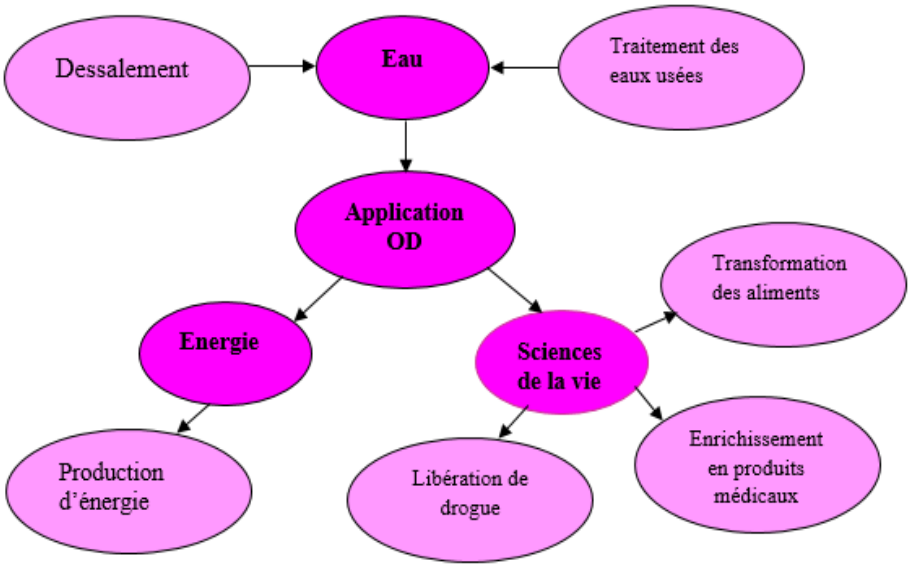


Figure I.11 Applications de l'osmose directe (OD) dans les domaines de l'eau, de l'énergie et des sciences de la vie (Shuaifei et al. 2011).

Le procédé d'osmose directe (OD) présente plusieurs avantages, notamment une faible propension à l'encrassement ainsi qu'une faible consommation d'énergie, puisqu'il ne nécessite ni pression ni apport de chaleur supplémentaires (Shaoheng et al. 2024).

- **Inconvénients**

Malgré les caractéristiques prometteuses du procédé d'osmose directe (OD), plusieurs inconvénients limitent encore son exploitation à l'échelle commerciale. L'un des principaux obstacles réside dans l'efficacité souvent jugée insuffisante des systèmes OD.

Bien que cette efficacité puisse être améliorée par l'optimisation des paramètres opératoires et par la mise en œuvre de membranes à conception avancée, ces améliorations requièrent des expérimentations approfondies dans des conditions variées de fonctionnement, ce qui représente un processus long et coûteux (Shaoheng et al. 2024).

Les procédés d'osmose directe (OD) restent confrontés à des défis majeurs, notamment la polarisation de concentration (CP) et la diffusion inverse du soluté d'extraction.

Lors du processus, les solutés situés à proximité de la surface de la membrane sont dilués par le flux d'eau traversant cette dernière. Une partie de ces solutés peut alors être piégée dans la structure poreuse de la membrane, ce qui limite l'efficacité globale du transfert et compromet les performances du système.

Ce mouvement de soluté est lié à l'un des phénomènes de transport principaux : la polarisation de concentration (CP). Celle-ci peut entraîner une réduction du gradient osmotique, et par conséquent une diminution du flux d'eau.

La CP se divise en deux types : la polarisation de concentration externe (ECP), qui se produit à la surface de la membrane, et la polarisation de concentration interne (ICP), qui se manifeste au sein de la couche de support de la membrane.

Les effets de polarisation de concentration (CP) constituent la principale limitation des procédés d'osmose directe (OD). Puisque le processus OD est entraîné par un gradient de pression osmotique (OP), il est crucial de bien comprendre ces restrictions afin de maximiser la force motrice lors du transfert de masse.

Les limitations de performance dépendent à la fois des propriétés des membranes et des caractéristiques des solutions d'extraction utilisées (Shaoheng et al. 2024).

I.3.2 Osmose inverse (OI)

L'OI, moins connu sous le nom de « hyper-filtration », est une technique a haute pression D'efficacité énergétique pour les processus de déshydratation, concentration de substances de Faibles poids moléculaire dans les solutions, ou purifier les eaux usées. Elle a la capacité de Concentrer les matières dissoutes ainsi que les solides en suspensions. Comme son nom L'indique, l'OI est le phénomène d'osmose en inverse. Alors pour décrire l'OI, il est nécessaire de comprendre le phénomène d'osmose en premier (Khaouane 2021).

L'osmose est le transport de l'eau à travers une membrane sélectivement perméable d'une région de potentiel chimique de l'eau plus élevé vers une région de potentiel chimique de l'eau plus faible. Elle est provoquée par une différence de concentrations de soluté à travers la membrane qui permet le passage de l'eau, mais rejette la plupart des molécules de soluté ou des ions. La pression osmotique (π) est la pression qui, si elle était appliquée à la solution la plus concentrée, empêcherait le transport de l'eau à travers la membrane. L'osmose inverse utilise la pression osmotique (Tzahi et 2006).

L'eau contient des solutés, notamment des sels. Lorsque deux solutions de concentrations différentes sont séparées par une membrane semi-perméable, l'eau traverse naturellement cette membrane par osmose, du côté le moins concentré vers le côté le plus concentré, jusqu'à ce que les concentrations s'équilibrent ou que la différence de pression atteigne la pression osmotique. Ce mouvement d'eau entraîne une diminution de la concentration dans le compartiment où l'eau arrive et une augmentation dans celui d'où elle provient.

Inversement, si une pression hydrostatique supérieure à la pression osmotique est appliquée sur l'un des compartiments, l'eau est forcée à quitter ce compartiment, malgré l'augmentation de la concentration en soluté qu'elle subit, provoquant une dilution dans l'autre compartiment.

- **Pression osmotique**

La pression osmotique (π) augmente avec la concentration de la solution et est d'autant plus élevée que la masse molaire des solutés est faible. Elle peut être calculée à l'aide de la loi de Van 't Hoff.

$$\pi = i * c * R * T \qquad (I.3)$$

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 L.bar.mol^{-1}.K^{-1}).

T: la température (K) (Meftouh et Nedjar 2021).

I.3.2.2 Avantages et inconvénients de membranaire

Les avantages et les inconvénients des membranaire sont mentionner dans le tableau suivant.

Tableau I.1. Avantages et inconvénients des procédés membranaires (https://en.wikipedia.org/wiki/Forward_osmosis 17/03/2025).

Avantages	Inconvénients
▪ Caractère compact et modulaire des installations et donc une construction sur mesure par ajout d'éléments standards et une maintenance relativement souple. ▪ Extraction de produits en continu de milieux entièrement isolés de l'extérieur par le film séparateur et donc l'élimination de toute contamination croisée entre l'amont et l'aval. ▪ Sélectivité élevée ▪ Grand respect de l'environnement ▪ Besoin énergétique moindre ▪ Coût d'exploitation modéré ▪ Coût d'exploitation modéré	▪ Coût d'investissement relativement élevé. ▪ Traitement spécifique à certains types d'effluents. ▪ Colmatage, par des particules ou des microorganismes et donc la diminution des flux transmembranaires et la nécessité de mettre en œuvre des opérations de lavage. ▪ Durée de vie limitée des membranes. ▪ Coût énergétique résultant des fortes pressions à appliquer.

I.4 Notions dans l'osmose directe

Dans le procédé d'osmose directe (OD), l'eau est transportée à travers une membrane semi-perméable sous l'effet de la différence de pression osmotique entre la solution d'extraction (DS), qui présente une pression osmotique plus élevée, et la solution d'alimentation (FS), dont la pression osmotique est plus faible.

En général, les performances de l'OD sont évaluées à partir de deux paramètres clés : le flux d'eau (Jw) et le flux de soluté inverse (Js) (Shaoheng et al 2024).

I.4.1 Flux d'eaux

Le flux d'eau (Jw) mesure l'efficacité de la récupération d'eau, c'est-à-dire la quantité d'eau transportée de la solution d'alimentation vers la solution d'extraction (Shaoheng et al., 2024).

À partir des équations de performance et des propriétés des membranes, un modèle de diffusion en solution peut être élaboré pour prendre en compte l'effet des différentes solutions d'extraction ainsi que la structure des membranes.

Un conductimètre a été utilisé pour homogénéiser la distribution du soluté et pour enregistrer les variations de conductivité dans la solution d'alimentation.

Les valeurs du flux d'eau (J_W) ont ensuite été calculées à l'aide des équations suivantes :

$$J_W = \frac{\Delta_w}{m\Delta_t\rho} \qquad (I.2)$$

Avec :

Δ_w : est la variation de masse de la solution d'extraction en kg.

ρ: est la densité de l'eau en kg/L, m est la surface de la membrane (m^2).

Δ_t: est le temps de perméation en heures (Shaoheng et al. 2023)**.**

I.4.2 Flux de soluté inverse

Le flux inverse de soluté correspond au phénomène par lequel le soluté de la solution de tirage pénètre dans la solution d'alimentation, ce qui peut réduire la différence de pression osmotique (Shaoheng et al. 2024).

Les valeurs du flux de soluté inverse (J_s) ont été calculées à l'aide des équations suivantes :

$$J_s = \frac{\Delta(C_t V_t)}{m\Delta_t} \qquad (I.3)$$

C_t : la concentration des solutés extraits dans la solution d'alimentation,

V_t : le volume d'eau perméable à la fin du temps de perméation, respectivement.

Les tests dans les mêmes conditions ont été répétés cinq fois et les valeurs moyennes des données expérimentales ont été appliquées comme résultats (Shaoheng et al 2023).

I.4.3 Flux inverse (transfert inverse)

Comme pour toutes les membranes semi-perméables, une partie du soluté de la solution d'extraction peut diffuser à travers la membrane vers la solution d'alimentation. Ce phénomène est appelé flux inverse ou transfert inverse, et il doit être pris en compte lors de la conception d'une application d'osmose directe.

Le flux inverse dépend du choix de la solution d'extraction ainsi que des caractéristiques de la membrane.

Les membranes d'osmose directe les plus performantes limitent au maximum ce flux inverse afin de réduire les coûts liés à l'ajout continu de soluté d'extraction durant le fonctionnement (Aquaporin.What is forward osmoses https://aquaporn.com/what-is-forward-osmosis/ 25/02/2025).

I.4.4 Solution d'extraction

La solution concentrée présente du côté perméat de la membrane constitue la source de la force motrice dans le procédé d'osmose directe (OD).

Dans la littérature scientifique, plusieurs termes sont utilisés pour désigner cette solution, notamment : solution d'extraction, agent osmotique, milieu osmotique, solution motrice, moteur osmotique, solution d'échantillon ou encore saumure (Tzahi et al. 2006).

La solution d'extraction, hautement saline, génère la différence de pression osmotique nécessaire pour induire le transfert d'eau depuis la solution d'alimentation à travers la membrane. Pour garantir des performances optimales, elle doit être formulée avec précision afin de s'adapter à la composition de l'effluent traité.

Au fur et à mesure que l'eau est transférée et que la solution d'alimentation se concentre, la solution d'extraction se dilue progressivement. Cette dilution réduit son efficacité osmotique, rendant nécessaire sa régénération dans un système de récupération dédié (Aquaporin.What is forward osmoses https://aquaporn.com/what-is-forward-osmosis/ 25/02/2025).

I.4.5 Solution d'extraction pour le procédé OD

La disponibilité d'une solution d'extraction appropriée est essentielle pour le développement et l'efficacité de la technologie d'osmose directe (OD). Une solution bien choisie permet non seulement d'optimiser les performances du procédé, mais aussi de réduire les coûts liés à la récupération et au réapprovisionnement du soluté d'extraction.

Outre une faible toxicité et un coût abordable, une solution d'extraction idéale doit répondre à plusieurs critères clés.

Premièrement, elle doit être capable de générer une pression osmotique élevée afin d'assurer un flux d'eau significatif à travers la membrane. Deuxièmement, sa régénération doit être techniquement et économiquement réalisable, ce qui permettrait de limiter la consommation énergétique et de réduire les coûts d'exploitation globaux.

Enfin, il est préférable que le soluté d'extraction présente un faible poids moléculaire et une faible viscosité dans sa solution aqueuse. Comme mentionné précédemment, la polarisation de concentration, notamment la polarisation de concentration interne (PCI), est un phénomène inévitable dans le procédé d'osmose directe.

La PCI est en partie due au faible coefficient de diffusion du soluté d'extraction. Ce coefficient est inversement proportionnel au poids moléculaire du soluté et à la viscosité de la solution. Ainsi, un soluté d'extraction ayant un poids moléculaire élevé et une viscosité importante présentera un faible

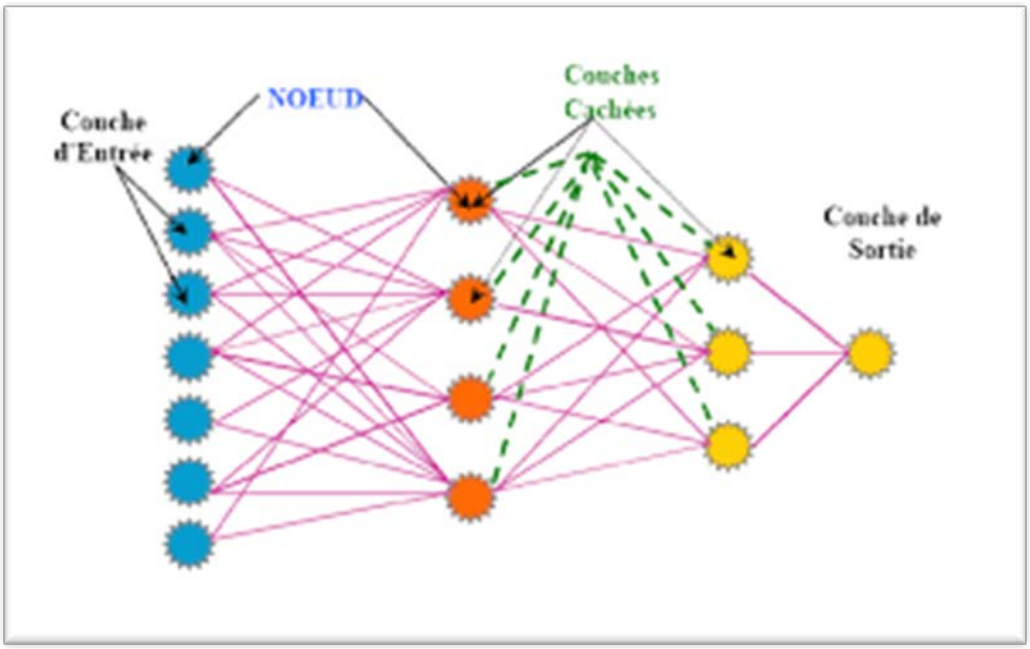
coefficient de diffusion, ce qui accentuera la PCI. Par conséquent, l'utilisation d'un soluté avec un faible poids moléculaire et une faible viscosité est plus avantageuse pour minimiser cet effet.
D'autres critères sont également souhaitables, notamment un état solide à température ambiante, facilitant la manipulation, ainsi qu'une bonne compatibilité avec les membranes utilisées en OD (Qingchun et al. 2013).

I.5 Conclusion

Parmi les technologies membranaires, l'osmose directe (OD) se distingue par son potentiel dans divers domaines, notamment le traitement des eaux et les procédés de concentration. Grâce à son fonctionnement à basse pression, elle permet de réduire la consommation énergétique par rapport aux procédés sous pression. Toutefois, son développement à grande échelle reste limité par certains défis, tels que l'encrassement membranaire et la sélection des agents osmotiques adaptés.

CHAPITRE II

Réseaux de neurones artificiels



II.1. Introduction

Les réseaux de neurones connaissent depuis quelques années un succès croissant dans divers domaines des sciences de l'ingénieur, celui du génie des procédés n'échappe pas à cette règle.

Dans un premier temps, nous rappelons les définitions et notations de bases relatives aux réseaux de neurones. Nous poursuivons en exposant les types et la méthodologie d'apprentissage. Nous présentons aussi, d'une manière générale, les étapes de conception d'un réseau de neurones : le choix des entrées et des sorties, l'élaboration de la base de données et de la structure du réseau…etc.

II.2. Historique

Les premiers à proposer un modèle sont deux américains de Chicago, le neurophysiologiste Warren McCullers et le logicien Walter Pitt, qui inventent en1943 le premier neurone formel qui portera leurs noms (neurone de McCullers- Pitt). Quelques années plus tard en 1949, Heb propose une formulation du mécanisme d'apprentissage, sous la forme d'une règle de modification des connexions synaptiques. Cette règle repose sur le fait que si deux neurones sont connectés entre eux et activées au même temps, les connexions qui les relient doivent être renforcées, dans le cas contraire, elles ne sont pas modifiées. Le premier réseau de neurones artificiels apparaît en 1958, grâce aux travaux de Frank Rosenblatt qui conçoit le fameux perceptron. Le perceptron possède une couche de neurones d'entrée, ainsi qu'une couche de sortie. Ce réseau parvient à apprendre à identifier des formes simples et à calculer certaines fonctions logiques, à la fin des années 60 (1969) Rosenblatt à reçut une critique violente par Marvin Minsky et Seymour Papert, qui publient un livre dans lequel ils décrivent une série de problèmes de reconnaissance des forme qu'un perceptron ne peut pas résoudre, problème dit d'un apprentissage difficile. Les travaux sur la technologie des réseaux neuronaux sont alors quasiment interrompus, il faudra alors attendre le début des années 80 (1982) pour que Hopfield démontre l'intérêt d'utiliser des réseaux récurrents "feed-back".

En parallèle des travaux de Hopfield, Werbos conçoit son algorithme de rétropropagation de l'erreur, qui offre un mécanisme d'apprentissage pour les réseaux multicouches de type perceptron (MLP), fournissant ainsi un moyen d'entraîner les neurones des couches cachées. Cet algorithme de 'back- propagation' ne sera pourtant popularisé qu'en 1986 par Rumelhart (Laidi 2009).

II.3. Réseaux de neurones artificiels (RNA)

II.3.1. Neurone biologique

L'idée de réseaux de neurones artificiels a été inspirée de la manière par laquelle les neurones biologiques traitent les informations. Le cerveau humain est composé de cellules distinctes appelées neurones formant un ensemble dense d'environ 10 à 100 milliards d'unités interconnectées. Tel qu'il est illustré sur la figure II.1, le neurone est une cellule composée d'un corps cellulaire et d'un noyau. Le corps cellulaire se ramifie pour former les dendrites. C'est par les dendrites que l'information est acheminée de l'extérieur vers le soma (corps du neurone).

L'information est traitée alors par le corps cellulaire. Si le potentiel d'action dépasse un certain seuil, le corps cellulaire répond par un stimulus. Le signal transmis par le neurone est cheminé ensuite le long de l'axone (unique) pour être transmis aux autres neurones. La transmission entre deux neurones n'est pas directe. En fait, il existe un espace intercellulaire de quelques dizaines d'Angströms entre l'axone du neurone afférent et les dendrites du neurone efférent. La jonction entre deux neurones s'appelle synapse (Benmerak et Zahraoui 2022).

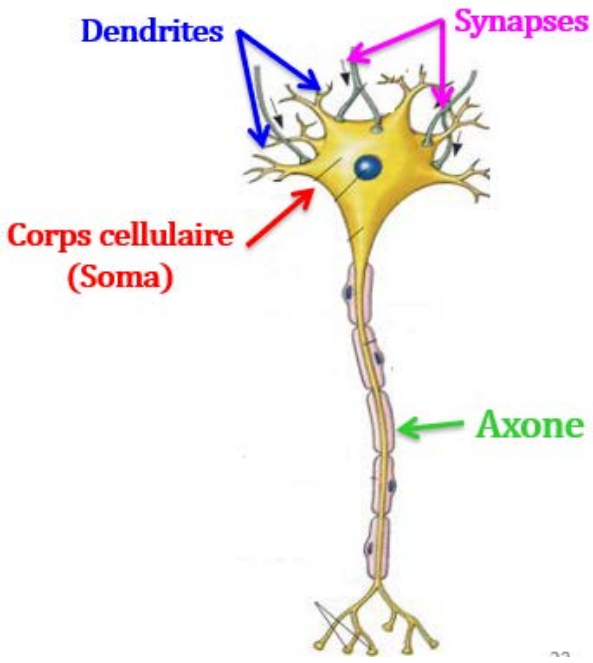


Figure II.1. Neurone biologique (Ammi et al. 2021).

II.3.2. Neurone formel

Le neurone formel est l'élément essentiel d'un réseau de neurones. C'est un opérateur mathématique très simple, dont on peut facilement calculer la valeur numérique. Son fonctionnement est schématisé sur la figure II.2.

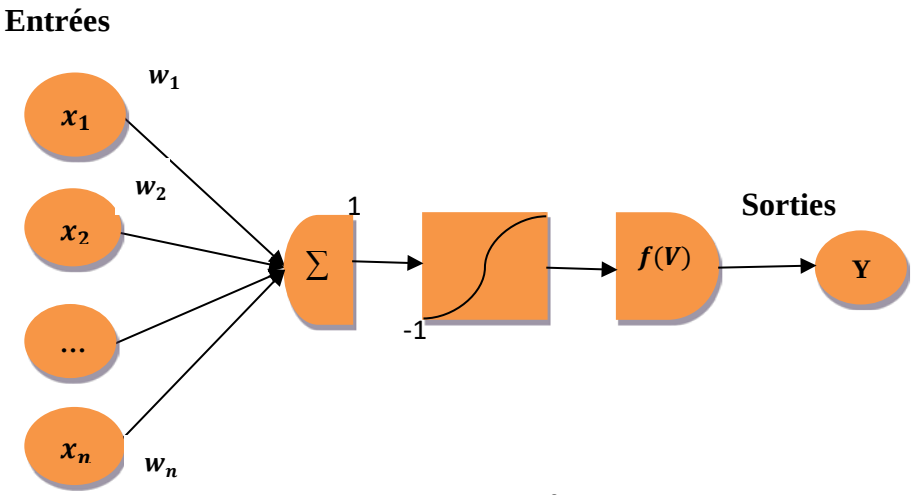


Figure II.2. Neurone formel (Ammi 2016).

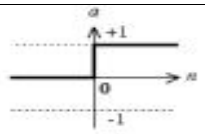
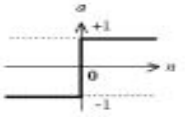
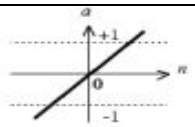
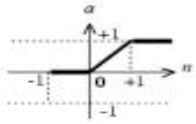
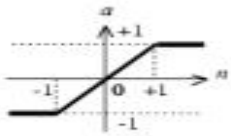
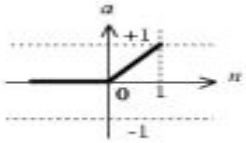
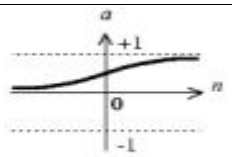
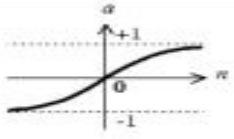
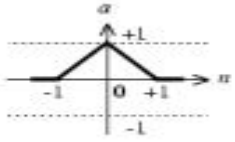
Un neurone formel est une fonction algébrique paramétrée, non linéaire en ses paramètres. Ses entrées peuvent être les sorties d'autres neurones ou des entrées de signaux extérieurs. Sa sortie est une fonction non linéaire *f* d'une combinaison linéaire *v* des entrées (x_i). Le potentiel *v* le plus fréquemment utilisé est la somme pondérée des entréesx_i pondérées par les coefficients (w_i) également appelés poids de connexions :

$$v = w_0 + \sum_{i=1}^{n} (w_i x_i) \qquad \text{(II. 1)}$$

Précisons que le poids $w_0$est affecté à une entrée constante appelée "biais". Une fonction *f*, appelée fonction d'activation, est appliquée à ce potentiel *v*. Le choix d'une fonction d'activation se révèle dans certains cas être un élément constitutif important des réseaux de neurones. Les fonctions mathématiques les plus souvent utilisées dans notre travail sont regroupées dans le tableau II.1. À la différence des neurones biologiques dont l'état est binaire, la plupart des fonctions de transfert sont continues, offrant une infinité de valeurs possibles comprises dans l'intervalle [0, +1] ou [-1, +1]. Un neurone formel, réalise donc l'opération suivante (Benmerak et Zahraoui 2022) .

$$y = f(v) = f\left(w_0 + \sum_{i=1}^{n} (w_i x_i)\right) \qquad \text{(II. 2)}$$

Tableau II.1. Fonctions de transfert usuelles, a=f(n) (Khaouane 2013).

Nom de la fonction	**Relation entrée / 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 ≥ 0		hardlims
Linéaire	a = n		purelin
Linéaire saturée	a = 0 si n < 0 a = n si 0 ≤ n ≤1 a =1 si n > 1		satlin
Linéaire saturée symétrique	a = −1 si n < −1 a = n si −1≤ n ≤1 a =1 si n >1		Satlins
Linéaire positive	a = 0 si n < 0 a = n si n ≥ 0		Poslin
Logistique (Sigmoïde logarithmique)	$a = \frac{1}{1+e^{-n}}$		Logsig
Tangente hyperbolique	$a = \frac{e^{+n}-e^{-n}}{e^{+n}+e^{-n}}$		Tansig
Triangulaire de base	a = 1-|n| , -1≤ n ≤ +1 a=0 , autrement		Tribas

II.3.3. Architecture d'un réseau de neurones

Un RNA est formé d'un ensemble de neurones formels interconnectés. Deux grands types d'architectures peuvent être distingués (Benmerak et Zahraoui 2022) :

- **Les réseaux de neurones non bouclés :** Ils réalisent une (ou plusieurs) fonction(s) algébrique(s) des entrées, par composition des fonctions réalisées par chaque neurone. Les réseaux de neurones non bouclés sont des outils statiques utilisés principalement pour effectuer des tâches d'approximation de fonctions non linéaires, de modélisation de processus statiques non linéaires. La figure II.3 illustre la structure de ce type de réseau.

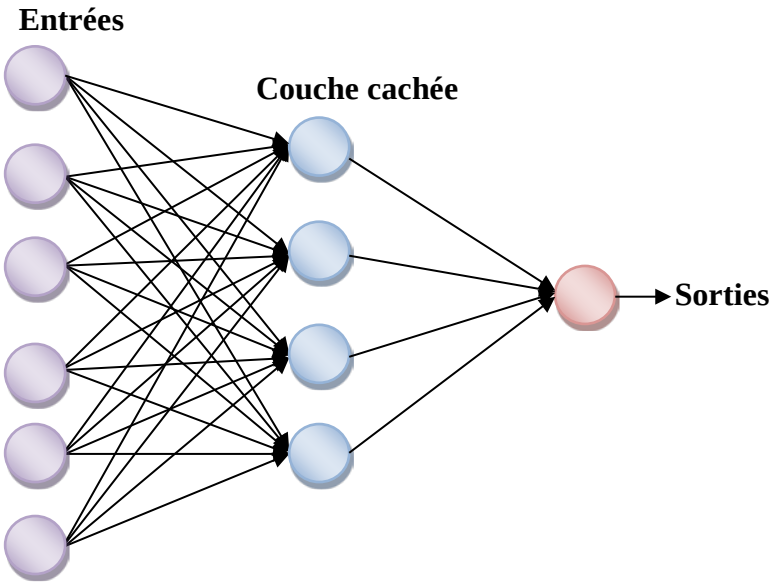


Figure II.3. Structure d'un réseau de neurones non bouclé (Benmerak et Zahraoui 2022).

- **Les réseaux de neurones bouclés :** Ils constituent quant à eux un système dynamique "à temps discret", régi par une (ou plusieurs) équation(s) aux différences non linéaires, résultant de la composition des fonctions réalisées par chacun des neurones et des retards associés à chacune des connexions. Ils sont utilisés pour effectuer des tâches de modélisation et d'adaptation de systèmes dynamiques, de commande de processus ou de filtrage.

Un réseau de neurones bouclé est schématisé par un graphe de connexions qui est cyclique. Lorsqu'on se déplace dans le réseau en suivant le sens des connexions, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ (un tel chemin est désigné sous le terme de "cycle"). Ainsi, un retard entier multiple de l'unité de temps choisie est attaché à chaque connexion d'un réseau de neurones bouclé (ou à chaque arrête de son graphe). Une grandeur à un instant donné ne peut pas être fonction de sa propre valeur au même instant. Tout cycle du graphe du réseau doit avoir un retard non nul (Khaouane 2013).

La figure II.4 représente un exemple de réseau de neurones bouclé. Les chiffres dans les carrés indiquent le retard attaché à chaque connexion, exprimé en multiple de l'unité de temps. Ce réseau contient un cycle, qui part du neurone 3 et revient à celui-ci en passant par le neurone 4. La connexion de 4 vers 3 ayant un retard d'une unité de temps.

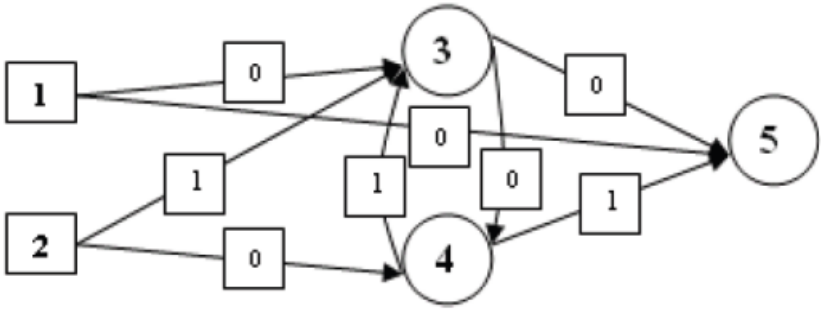


Figure II.4. Structure d'un réseau de neurones bouclé (récurent) (Khaouane 2013).

II.3.4. Apprentissage des réseaux de neurones

On appelle apprentissage, l'opération par laquelle le réseau de neurones acquiert la capacité de réaliser certaines tâches en modifiant les paramètres internes (poids synaptique), cette modification se fait en utilisant un algorithme d'adaptation paramétrique appelé "algorithme d'apprentissage".

L'apprentissage consiste alors à améliorer les performances futures du réseau en se basant sur les expériences acquises.

Plusieurs modes d'apprentissage peuvent être distinguées, ceux-ci se différencient principalement par le type d'exemples disponible pour un RNA, l'apprentissage peut être considéré comme le problème de la mise à jour des poids des connexions au sein du réseau, afin de réussir la tâche qui lui est demandée. L'apprentissage est la caractéristique principale des RNA et il peut se faire de différentes manières et selon différentes règles.

L'objectif des algorithmes d'apprentissages est de minimiser l'erreur de décision effectuée par le RNA en ajustant les poids à chaque présentation d'un vecteur d'entraînement (Laidi 2009).

Les algorithmes d'apprentissages peuvent se répartir en trois classes :

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

II.3.4.1. Apprentissage non supervisé

Cet entraînement se fait sur la base d'informations locales existant à l'entrée. Il représente la capacité des réseaux de neurones à apprendre sana connaître la sortie désirée. Dans ce cas, le réseau organise lui-même les entrées qui lui sont présentées de façon à minimiser un critère de performance donné. Les informations d'entrée sont présentées au réseau et des catégories internes sont formées par une auto organisation du réseau. Cet apprentissage est dit aussi compétitif du moment où il y a une compétition entre les unités du réseau à représenter le vecteur d'entrée (Laidi 2006). La figure II.5 montre le principe de l'apprentissage non supervisé.

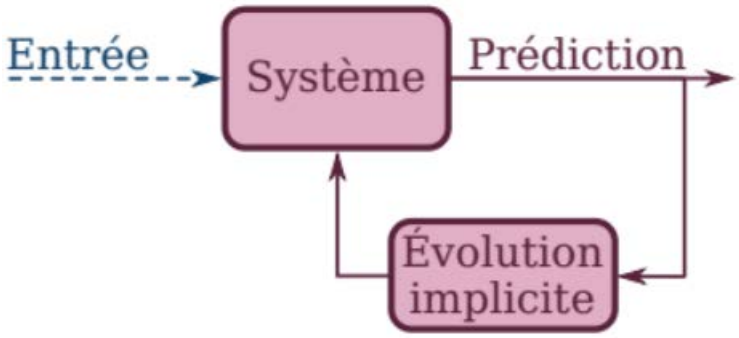


Figure II.5 Principe de l'apprentissage non supervisé (Kherbache et Ben labiod 2022).

II.3.4.2. Apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé (Figure II.6) correspond au cas où l'on dispose d'exemples d'entrées et de sorties simultanément (c'est-à-dire les entrées et les sorties désirées correspondantes). On cherche alors à construire un modèle capable de prédire et donner la valeur de la sortie désirée connaissant celle de l'entrée et fournit un signal d'erreur quand une erreur est établie ; en minimisant celle-ci, on a un outil d'optimisation des paramètres internes du réseau qui sont les poids synaptiques. Cette procédure est répétée jusqu'à qu'un critère de performance soit satisfait (Laidi 2006).

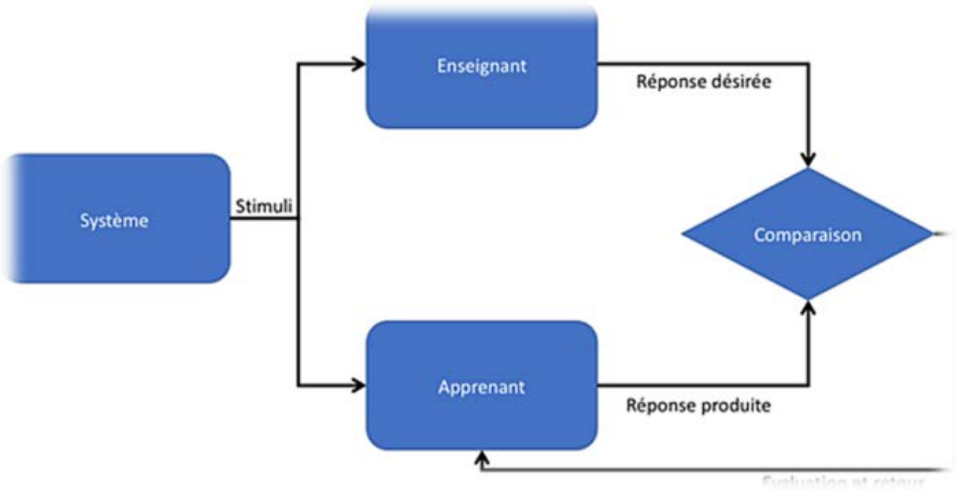


Figure II.6 Principe de l'apprentissage supervisé (Kherbache et Ben labiod 2022).

II.3.4.3. Apprentissage forcé ou imposé

Dans cet apprentissage on indique seulement au réseau si la sortie est bonne ou mauvaise en induisant ainsi une variation sélective des poids de connexions (Laidi 2009).

II.4. Réseaux de neurones les plus utilisés

Un RNA est formé d'un ensemble de neurones formels interconnectés. Deux grands types d'architectures peuvent être distingués (Figure II.7) :

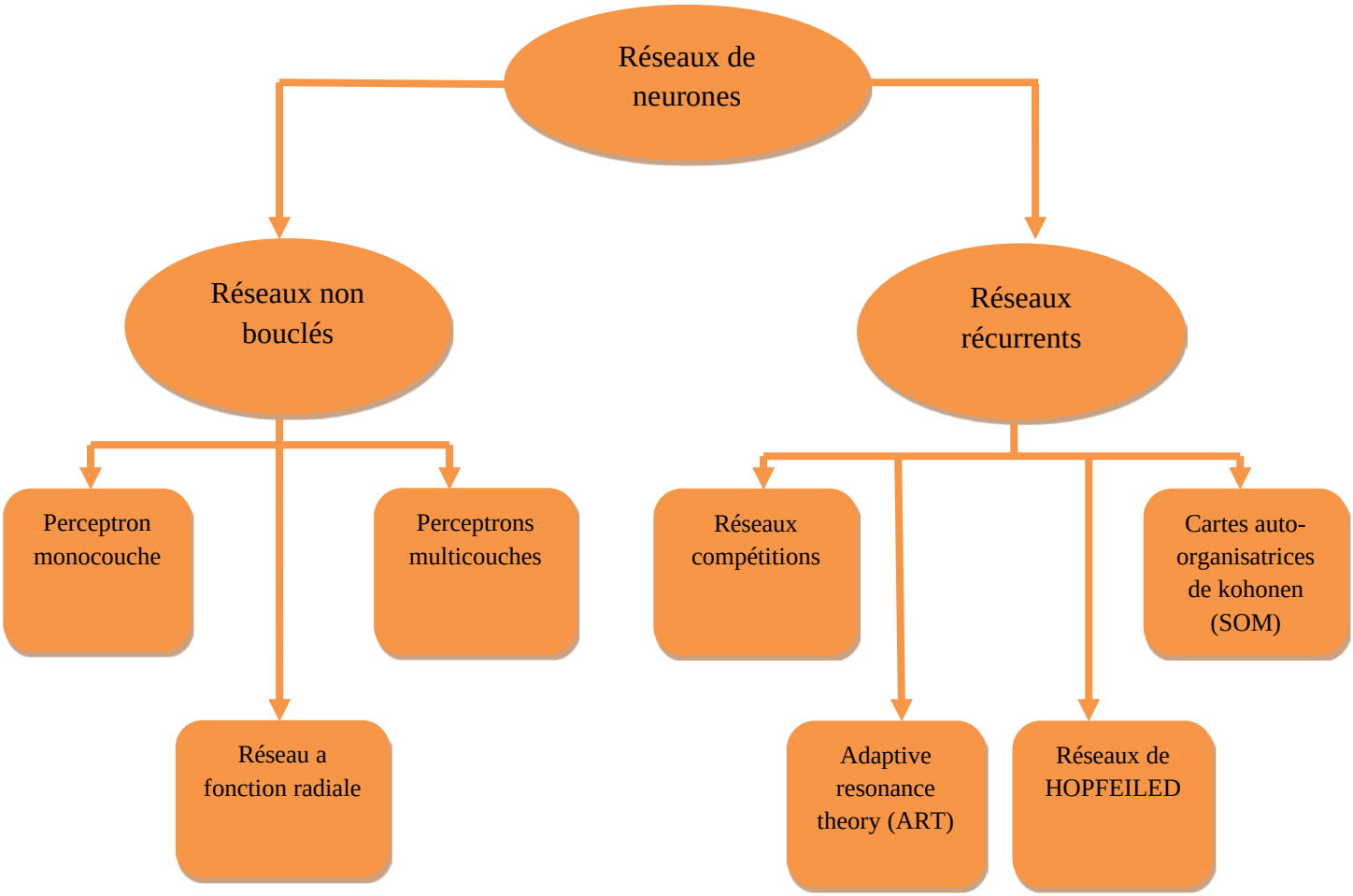


Figure II.7. Réseaux de neurones les plus utilisés.

II.4.1. Perceptron monocouche (perceptron simple)

Le perceptron est le premier modèle des réseaux de neurones inventés en 1957 par Frank Rosenblatt (Rosenblatt 1958). C'est un réseau simple, puisqu'il ne se compose que d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie. Il peut aussi être utilisé pour faire de la classification et pour résoudre des opérations logiques simples, il suit généralement un apprentissage supervisé (Talbi 2011).

II.4.2. Perceptron multicouche (en anglais Multi Layer Perceptron)

Le PMC est un réseau de neurones non bouclé caractérisé par une structure bien particulière. Ces neurones sont organisés en couches successives où les informations circulent dans un seul sens, de la couche d'entrée vers la couche de sortie. Les neurones d'une même couche ne sont pas interconnectés. Un neurone ne peut envoyer son résultat qu'à un neurone situé dans une couche postérieure à la sienne. Le réseau est formé de plusieurs couches, qui s'appellent, par convention :

- **Couche d'entrée :** cette couche représente toujours une couche associée aux entrées du système, composée des cellules d'entrée qui correspondent aux k variables d'entrée.
- **Couche(s) cachée(s) :** chaque couche est composée de p neurones. Ces neurones n'ont aucun lien avec l'extérieur et sont appelés neurones cachés.
- **Couche de sortie :** elle est constituée par la valeur de sortie de la combinaison linéaire des fonctions de transferts de la couche cachée.

Les neurones sont reliés entre eux par des connexions pondérées. Ce sont les poids de ces connexions qui gouvernent le fonctionnement du réseau et programment une application de l'espace des entrées vers l'espace des sorties, à l'aide de la transformation non linéaire (Benmerak et Zahraoui 2022).

Dans notre étude, nous avons adopté le modèle le plus couramment utilisé, le Perceptron Multi-couches (PMC), illustré par la figure II.3 et dont les principes sont exposés dans ce qui suit.

II.4.3. Réseaux à fonction radiale

Les réseaux à fonction de bases radiales (RFR) ou plus simplement réseaux à bases radiales ont été proposés par Moody et Darren (Moody et Darren 1989). Les RFR seront donc employés dans les mêmes types de problèmes que les perceptrons multicouches à savoir, en classification et en approximation de fonctions, particulièrement. L'apprentissage le plus utilisé pour les RFR est le mode hybride (Talbi 2011).

II.4.4. Cartes auto-organisatrices de Kohonen (SOM)

Les cartes topologiques ou cartes auto organisatrices ont été introduites pour la première fois par Kohonen en 1982 (Kohonen 1982). Ce sont des réseaux à apprentissage non-supervisé qui établissent une carte discrète, ordonnée topo-logiquement, en fonction de patterns d'entrée. Le réseau forme ainsi une sorte de treillis dont chaque nœud est un neurone associé à un vecteur de poids. La correspondance entre chaque vecteur de poids est calculée pour chaque entrée. Par la suite, le vecteur de poids ayant la meilleure corrélation, ainsi que certains de ses voisins, vont être modifiés afin d'augmenter encore cette corrélation (Talbi 2011).

II.4.5. Réseaux de Hop Field

Les réseaux de Hop Field (Hop Field 1982) sont des réseaux récurrents et entièrement connectés. Dans ce type de réseau, chaque neurone est connecté à chaque autre neurone et il n'y a aucune différence entre les neurones d'entrée et de sortie. Ils fonctionnent comme une mémoire associative non-linéaire et sont capables de trouver un objet stocké en fonction de représentations

partielles ou bruitées. L'application principale des réseaux de Hop Field est l'entrepôt de connaissances, mais aussi la résolution de problèmes d'optimisation. Le mode d'apprentissage utilisé ici est le mode non-supervisé (Talbi 2011).

II.4.6. Réseaux ART

Les réseaux ART (en anglais Adaptive Résonance Theory) sont des réseaux à apprentissage par compétition (Carpenter et Gross berg 1987; Carpenter et Gross berg 1988). Dans ce genre de réseau, les vecteurs de poids ne seront adaptés que si l'entrée fournie est suffisamment proche d'un prototype déjà connu par le réseau. Il est à noter qu'il existe deux principaux types de réseaux ART : les ART-1 pour des entrées binaires et les ART-2 pour des entrées continues. Le mode d'apprentissage des ART peut être supervisé ou non (Talbi 2011).

II.5. Conception d'un modèle neuronal

Les réseaux de neurones réalisent des fonctions non linéaires paramétrées. Leurs mises en œuvre nécessitent :

- La détermination des entrées et des sorties pertinentes, c'est-à-dire les grandeurs qui ont une influence significative sur le phénomène que l'on cherche à modéliser ;
- La construction de la base de données et le choix des échantillons ;
- La détermination du nombre de neurones cachés nécessaires pour obtenir une approximation satisfaisante ;
- La réalisation de l'apprentissage ;
- L'évaluation des performances du réseau de neurones à l'issue de l'apprentissage (Khaouane 2013).

II.5.1. Détermination des entrées/sorties du réseau de neurones

Pour toute conception de modèle, la sélection des entrées doit prendre en compte deux points essentiels :

- Premièrement, la dimension intrinsèque du vecteur des entrées doit être aussi petite que possible, en d'autres termes, la représentation des entrées doit être la plus compacte possible, tout en conservant pour l'essentiel la même quantité d'information et en gardant à l'esprit que les différentes entrées doivent être indépendantes.

- En second lieu, toutes les informations présentées dans les entrées doivent être pertinentes pour la grandeur que l'on cherche à modéliser : elles doivent donc avoir une influence réelle sur la valeur de la sortie (Khaouane 2013).

II.5.2. Construction de la base de données et choix des échantillons

Le processus d'élaboration d'un réseau de neurones commence par la construction d'une base de données et le choix des échantillons. Il faut donc déterminer les grandeurs qui ont une influence significative sur le phénomène que l'on cherche à modéliser.

Cette étape est cruciale et aide à déterminer le type de réseau le plus approprié pour résoudre un problème donné. En particulier, la façon dont se présente l'échantillon conditionne le type de réseau, le nombre de cellules d'entrée et de sortie et la façon dont il faudra mener l'apprentissage, le test et la validation (Bishop 1995).

Afin de développer une application à base de réseaux de neurones, il est nécessaire de disposer de deux bases de données, une pour effectuer l'apprentissage et l'autre pour tester le réseau obtenu et déterminer ses performances.

Pour mieux contrôler la phase d'apprentissage, il est souvent préférable de posséder une troisième base de données appelée "base de validation croisée" (Stone 1977). Les avantages liés à l'utilisation de cette troisième base de données seront exposés dans les paragraphes suivants. Notons qu'il n'y pas de règle pour déterminer ce partage d'une manière quantitative, néanmoins chaque base doit satisfaire aux contraintes de représentativité de chaque classe de données et doit généralement refléter la distribution réelle, c'est-à-dire la probabilité d'occurrence des diverses classes

Généralement, les bases de données subissent un prétraitement qui consiste à effectuer une normalisation appropriée tenant compte de l'amplitude des valeurs acceptées par le réseau. Les valeurs d'entrées et de sortie sont normalisées dans un intervalle spécifique afin de donner à chaque paramètre la même influence statistique. De plus, un problème additionnel peut survenir à cause d'une possible saturation de la sortie, si la somme pondérée des entrées du perceptron multicouche($\sum(w_i x_i)$) est dans la partie asymptotique de la fonction d'activation (Khaouane 2013).

II.5.3. Définition de la structure du réseau

La détermination de l'architecture optimale est restée pendant longtemps un problème ouvert. Il existe actuellement diverses méthodes empiriques mettant notamment en jeu des tests statistiques pour une vaste classe de réseaux.

Comme nous l'avons mentionné, nous avons retenu le perceptron multicouche comme base du modèle. Nous structurons ce réseau en précisant le nombre de couches et de neurones cachés pour que le réseau soit en mesure de reproduire ce qui est déterministe dans les données.

II.5.3.1. Nombre de couches cachées

Mis à part les couches d'entrée et de sortie, il faut décider du nombre de couches intermédiaires ou cachées. Sans couche cachée, le réseau n'offre que de faibles possibilités d'adaptation. Néanmoins, il a été démontré qu'un perceptron multicouche avec une seule couche cachée pourvue d'un nombre suffisant de neurones, peut approximer n'importe quelle fonction avec la précision souhaitée

II.5.3.2. Nombre de neurones cachés

Chaque neurone peut prendre en compte des profils spécifiques de neurones d'entrée. Un nombre plus important permet donc de mieux "coller" aux données présentées, mais diminue la capacité de généralisation du réseau. Il faut alors trouver le nombre adéquat de neurones cachés nécessaire pour obtenir une approximation satisfaisante. Le nombre de neurones cachés dépend du type de données dont on dispose. En général, ce nombre est déterminé par des règles empiriques. Suivant les auteurs, la taille de la couche cachée doit être (Dames 2005) :

- Soit égale à celle de la couche d'entrée ;
- Soit égale à 75 % de celle-ci
- Soit égale à la racine carrée du produit du nombre de neurones dans la couche d'entrée et de sortie.

Pour des cas plus sophistiqués, la recherche consisterait soit à :

- Estimer un réseau comportant de nombreux neurones puis à le simplifier par l'analyse des multi-Colinéarités ou par une règle d'apprentissage éliminant les neurones inutiles (Dames 2005) ;
- Définir une architecture tenant compte de la structure des variables identifiées au préalable par une analyse en composantes principales ;
- Augmenter progressivement la complexité du modèle à chaque itération, dite "Cascadant", et réévaluer l'efficacité de généralisation à chaque addition d'un nouveau neurone (Khaouane 2013).

II.5.4. Apprentissage

Une fois l'architecture choisie, elle doit subir une phase d'apprentissage. Cette dernière consiste à calculer les coefficients synaptiques de telle manière que les sorties du réseau de neurones

soient, pour les exemples utilisés lors de l'apprentissage, aussi proches que possibles des sorties "désirées". Celles-ci correspondent à la valeur de la fonction que l'on veut approcher ou à la sortie du processus que l'on veut modéliser.

L'apprentissage correspond donc à la phase du développement du réseau durant laquelle les coefficients synaptiques sont modifiés jusqu'à l'obtention du comportement désiré.

Dans notre étude, comme nous disposons des valeurs de sortie, nous avons choisi l'apprentissage supervisé, mettant en jeu un algorithme d'optimisation. Ce dernier cherche à minimiser, par des méthodes d'optimisation non linéaire, une fonction de coût qui constitue une mesure de l'écart entre les réponses réelles du réseau et ses réponses désirées.

Cette optimisation se fait de manière itérative, en modifiant les poids en fonction du gradient de la fonction de coût : le gradient est estimé par une méthode spécifique, dite la règle du gradient de l'erreur (en anglais delta Rule). C'est une des règles les plus utilisées pour l'apprentissage supervisé de réseaux de neurones. Initialement développée pour résoudre des problèmes de traitements adaptatifs du signal, elle a conduit ensuite à un algorithme connu sous le nom de l'algorithme de rétropropagation du gradient de l'erreur (en anglais Back-propagation). On distingue deux étapes dans la phase d'apprentissage :

- **Une phase de propagation**, qui consiste à présenter une configuration d'entrée au réseau, puis à la propager à celle de sortie en passant par les couches cachées.
- **Une phase de rétropropagation**, qui consiste, après le processus de propagation, à minimiser l'erreur commise sur l'ensemble des exemples présentés, erreur considérée comme une fonction des poids synaptiques. Cette erreur représente la somme des différences au carré entre les réponses calculées et celles désirées pour tous les exemples contenus dans l'ensemble de l'apprentissage.

Les algorithmes de rétropropagation implantés actuellement dans les logiciels de RNA appartiennent à une des cinq classes suivantes (Khaouane 2013) :

- Descente du gradient ;
- Descente des gradients conjugués ;
- Quasi-Newton ;
- Levenberg-Marquardt ;
- Régularisation

Le tableau I.2 résume les algorithmes d'apprentissage par rétropropagation implanté dans la boite à outils des RN du programme MATLAB® (Demuth et Beadle 2000).

Tableau I.2. Résumé des caractéristiques des algorithmes d'apprentissage de rétropropagation implantés dans MATLAB® (Demuth et Beadle 2000).

Algorithme	Caractéristiques
Descente du gradient	
Descente du gradient simple (**tradingd**)	Descente du gradient de base. Réponse lente ; peut être utilisée pour apprentissage en mode séquentiel
Descente du gradient avec moment (**traingisme**)	Descente du gradient avec moment. Le moment permet à un réseau de répondre non seulement au gradient local, mais aussi aux tendances récentes dans la surface d'erreur. Sans moment un réseau peut être coincé dans un minimum local peu profond. Plus rapide que traingd, ne peut être utilisée que pour apprentissage en mode séquentiel
Descente du gradient avec taux d'apprentissage variable (**traingda**)	Taux d'apprentissage variable. Plus rapide que traingd, mais ne peut être utilisée que pour apprentissage en mode batch. Utilise des règles heuristiques pour la variation du taux d'apprentissage
Descente du gradient avec moment et taux d'apprentissage variable (**traingdx**)	Descente du gradient avec inertie (momentum) et taux d'apprentissage variable
Descente des gradients conjugués	
Descente des gradients conjugués avec la méthode de mise à jour de Fletcher-Reeves (**traincgf**)	Il possède la plus petite mémoire de stockage parmi les algorithmes de gradient conjugués.
Descente des gradients conjugués avec la méthode de mise à jour de Polak-Ribiére (**traincgp)**	Nécessite une mémoire de stockage légèrement plus grande que traincgf. Convergence plus rapide sur quelques problèmes
Descente des gradients conjugués avec la méthode de reprises Powell-Beale (**traincgb**)	Nécessite une mémoire de stockage légèrement plus grande que traincgp. Convergence Généralement plus rapide.
Scaled conjugate gradient (**trainscg**)	Le seul algorithme de gradients conjugués qui n'exige aucune recherche de ligne. Très bon algorithme d'apprentissage en général
Quasi-Newton	

BFGS quasi-Newton (**trainbfg**)	Il exige le stockage d'une approximation de la matrice Hessiènne et nécessite plus de calcul à chaque itération que les algorithmes de gradients conjugués, mais possède habituellement une convergence plus rapide.
Sécante à un pas (**trainoss**)	Cet algorithme exige moins de stockage et calcul par époque que l'algorithme BFGS. On peut considérer cela un compromis entre des algorithmes de quasi-Newton complets et des algorithmes de gradients conjugués.
Levenberg-Marquard	
Levenberg-Marquardt (**trainlm**)	C'est l'algorithme d'apprentissage le plus rapide pour les réseaux de taille modérée. Il a la caractéristique de réduction de mémoire pour l'utilisation quand l'échantillon d'apprentissage est grand.
Régularisation	
Régularisation Bayésienne (**trainbr**)	Mise à jour des poids et des biais selon l'optimisation de Levenberg-Marquardt. Il réduit au minimum une combinaison d'erreurs quadratiques et des poids et détermine ensuite la combinaison correcte afin de produire un réseau avec une capacité de généralisation meilleure. Ce processus est appelé la régularisation bayésienne. Il réduit la difficulté de déterminer l'architecture de réseau optimum.

II.5.5. Evaluation des performances du réseau de neurones

Enfin, la dernière étape doit permettre d'estimer la qualité du réseau obtenu en lui présentant des exemples qui ne font pas partie de l'ensemble d'apprentissage. Elle permet à la fois d'apprécier les performances du système neuronal et de détecter le type de données qui posent problème. Si les performances ne sont pas satisfaisantes, il faudra, soit modifié l'architecture du réseau, soit modifié la base d'apprentissage (Khaouane 2013).

II.5.5. Limites

Les RNA possèdent quelques limites à savoir :

- Les RNA restent encore, en partie, une boite noire car ils ne permettent pas d'expliquer les relations pertinentes entre les variables. De ce point de vue, le système n'a donc qu'un pouvoir explicatif médiocre et n'est pas capable de retracer le cheminement suivi pour atteindre le résultat.
- Les modèles les plus simples sont souvent les meilleurs et les moins coûteux en temps de calcul, donc les RNA pourraient être utiles lorsque les modèles simples produisent des résultats insatisfaisants ce qui est généralement le cas des modèles économiques.
- Les RNA sont utilisés comme des outils de modélisation par apprentissage, qui permettent d'ajuster des fonctions non linéaires très générales à des ensembles de points ; comme toute méthode qui s'appuie sur des techniques statistiques, l'utilisation des RNA nécessite que l'on dispose de données suffisamment représentatives.

Ces limites ne constituent pas pour autant un grand handicap pour les RNA dont les applications en différentes procédés continuent de faire surface (Azizi 2011).

II.6. Conclusion

Tout au long de ce chapitre, nous avons donné un maximum d'informations sur les réseaux de neurones d'une façon générale tout en mettant l'accent sur les réseaux de neurones de type feedforward, vraisemblablement les plus utilisés dans les modélisations statiques du fait qu'ils sont doués de la propriété d'approximation universelle.

Nous avons présenté un algorithme d'apprentissage très utilisé dans la communauté connexionniste : l'algorithme de rétro propagation du gradient. Plusieurs travaux lui ont été consacrés et un certain nombre de modifications ont été proposées pour accélérer le temps d'apprentissage, réduire les besoins en mémoire de stockage et améliorer la capacité de généralisation ainsi que les performances du réseau obtenu. Un résumé des caractéristiques des algorithmes d'apprentissage de rétro propagation implantée dans MATLAB® a été présenté.

CHAPITRE III

Prédiction du flux de l'eau et du flux inverse de soluté dans les processus d'osmose directe par RNA





III.1 Introduction

Les données expérimentales relatives au flux d'eau et au flux inverse de soluté lors des processus d'osmose directe ont été utilisées pour appliquer les techniques de modélisation décrites dans le chapitre II. Ce chapitre sera structuré en quatre axes principaux : dans le premier axe, nous présenterons la collecte des données expérimentales issues des essais d'osmose directe. Ensuite, nous procéderons au prétraitement et à l'analyse de ces données, afin d'identifier les variables influentes et préparer les ensembles de données pour la modélisation. Dans le troisième axe, nous développerons des modèles avancés en utilisant les réseaux de neurones artificiels (RNA) pour prédire le comportement du flux de l'eau et du flux inverse de soluté. Puis, nous effectuerons une analyse de sensibilité basée sur la méthode dite du « poids » afin de déterminer l'impact relatif de chaque variable d'entrée. Enfin, dans le quatrième axe, nous diagnostiquerons les points aberrants et définirons le domaine d'application du modèle neuronal optimisé.

III.2. Collecte des données, prétraitement et analyse

Dans cette étude, nous avons utilisé les données disponibles dans la littérature (Achilli et al. 2009, Phillip et al. 2010, Wei et al. 2011, You et al. 2012, Wang et al. 2012, Widjojo et al. 2012, Han et al. 2012, Boo et al. 2012, Yong et al. 2012, Emadzadeh et al. 2013, Ma et al. 2013, Bui et al. 2013, Coday et al. 2013, Emadzadeh et al. 2013, Stilma et al. 2014, Emadzadeh et al. 2014 a et b, Luo et al. 2014, Liu et al.2014, Manickam et al.2015, Zirehpour et al.2015, Liu et al.2015, Park et al.2015, Low et al.2015, Tian et al.2015, Wang et al.2015, Shen et al.2016, Ghanbari et al.2016, Kuang et al.2016, Song et al.2016, D'Haese et al.2017, Tian et al.2017, Zhang et al.2017, Pan et al. 2017, Qiu et al.2017, Rastgar et al.2017, Choi et al.2017, Ma et al. 2017, Wang et al.2018, Shokrollahzadeh et al.2018, Shibuya et al.2018, Wu et al.2018, Wang et al.2018, Feng et al.2018, Zhang et al.2018, Wang et al.2020, Zheng et al.2018, Du et al.2022, Wang et al.2021, Wu et al.2022, Chowdhury et al.2018, Zhang et al.2019, Kwon et al.2019, Shen et al.2020, Xu et al.2020, Sahebi et al.2020, Arjmandi et al.2020, Martin et al.2020, Sahebi et al.2021, a. K. Zheng et al.2021. Hadadpour et al.2021, Ahmed et al.2021, Kallem et al.2021, Nawaz et al.2022, Kim et al.2022, Kim et al.2021, Zheng et al.2021 Jazini et al.2021, ilyas et al.2022, Chaoui et al.2022, Ma et al.2023).

Le codage numérique de certain paramètre de la base de données "type de membrane, solution d'extraction (DS) et solution d'alimentation (FS)" est mentionné dans le tableau ci-dessous :

Tableau III.1 Codage numérique de type de membrane, de la solution d'extraction (DS) et de la solution d'alimentation (FS).

Paramètres		**Présentation dans base de données**	**Unités**
Type de membrane	**Triacétate de cellulose (CTA)**	0	-
	Composite à film mince (TFC)	1	-
Solution d'extraction (DS)	**NaCl**	58.44	g/mol
	KCl	74.55	g/mol
	$MgCl_2$	95.21	g/mol
	Na_2SO_4	142.04	g/mol
	$MgSO_4$	120.37	g/mol
	$CaCl_2$	110.98	g/mol
	$NH4HCO_3$	79.06	g/mol
Solution d'alimentation (FS)	**Eau d'ionisée**	0	-
	NaCl	58.44	g/mol

Le nombre total de variables d'entrées et de sorties (type de membrane, solution d'extraction (DS), solution d'alimentation (FS), concentration de la solution d'extraction, concentration de la solution d'alimentation, température de la solution d'extraction, température de la solution d'alimentation, paramètre structurel, flux d'eau et flux inverse de soluté) a été réduit à l'aide des matrices de corrélation (Tableau III.2).

Chaque matrice illustre l'intensité des relations existantes entre les différents paramètres. Cette intensité a été quantifiée à l'aide des coefficients de corrélation de Pearson (R), calculés selon l'Équation III.1. (Belhadj et Boudjemai 2024) :

$$R(Z.Y) = \frac{\sum_i (Z_i - \bar{z})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_i (z_i - \bar{z})^2}\sqrt{\sum_i (y_i - \bar{y})^2}} \qquad \text{(III. 1)}$$

Où Z_i est la $i^{ème}$ valeur du vecteur Z (type de membrane, solution d'extraction (DS), solution d'alimentation (FS), concentration de la solution d'extraction, concentration de la solution

d’alimentation, température de la solution d’extraction, température de la solution d’alimentation, paramètre structurel, flux d'eau et flux inverse de soluté), y_i est la $i^{ème}$valeur du vecteur Y (type de membrane, solution d’extraction (DS), solution d’alimentation (FS), concentration de la solution d’extraction, concentration de la solution d’alimentation, température de la solution d’extraction, température de la solution d’alimentation, paramètre structurel, flux d'eau et flux inverse de soluté) ; $\overline{z}$ et $\overline{y}$ sont respectivement les moyennes arithmétiques des vecteurs *Z* et *Y*. Le coefficient de corrélation de Pearson (R) doit présenter un degré de liaison modéré, c’est-à-dire rester inférieur à 0.70 ($R < 0.70$) (Guesmia et Terkmane2023).

Tableau III.2. Matrice des coefficients de corrélation de Pearson pour base de données (BD).

	Type de membrane	Solution d'extraction (g/mol)	Concentration de la solution d'extraction (M)	Solution d'alimentation (g/mol)	Concentration de la solution d'alimentation (M)	Température de la solution d'extraction (◦C)	Température de la solution d'alimentation (◦C)	Paramétrer Structurel (µm)	Flux d'eau (L/m^2h)	Flux de soluté inverse (g/m^2h)
Type de membrane	1.0000	-0.1973	-0.1861	-0.0484	-0.1956	-0.0707	-0.0707	0.2161	0.2623	-0.2626
Solution d'extraction (g/mol)	-0.1973	1.0000	-0.0452	-0.0581	0.0801	-0.0020	-0.0020	-0.0690	-0.2840	-0.1331
Concentration de la solution d'extraction (M)	-0.1861	-0.0452	1.0000	0.0099	0.0832	0.0023	0.0023	-0.0859	0.3277	0.2550
Solution d'alimentation (g/mol)	-0.0484	-0.0581	0.0099	1.0000	0.5487	0.0699	0.0699	0.0304	-0.1249	-0.1322
Concentration de la solution d'alimentation (M)	-0.1956	0.0801	0.0832	0.5487	1.0000	0.0465	0.0465	-0.0360	-0.1256	-0.0898
Température de la solution d'extraction (◦C)	-0.0707	-0.0020	0.0023	0.0699	0.0465	1.0000	0.2543	0,0087	0.0721	0.0391
Température de la solution d'alimentation (◦C)	-0.0707	-0.0020	0.0023	0.0699	0.0465	0.2543	1.0000	0.0078	0.0993	0.0430
Paramétrer Structurel (µm)	0.2161	-0.0690	-0,0859	0.0304	-0.0360	0.0087	0.0078	1.0000	-0.3402	-0.1324
Flux d'eau (L/m^2h)	0.2623	-0.2840	0.3277	-0.1249	-0.1256	0.0721	0.0993	-0,3402	1.0000	0.2189
Flux de soluté inverse (g/m^2h)	-0.2626	-0.1331	0.2550	-0.1322	-0.0898	0.0391	0.0430	-0.1324	0.2189	1.0000

L'analyse statistique des variables d'entrée et de sortie — incluant les valeurs minimales (min), les moyennes arithmétiques ($\bar{x}$, Équation III.2), les valeurs maximales (max) et les écarts-types (Std, Équation III.3), selon Belhadj et Boudjemai (2024) — est présentée dans le tableau III.3.

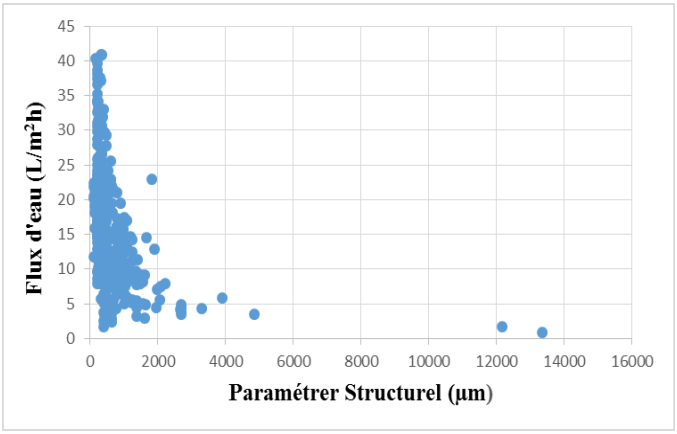
$$\bar{x} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} xi \qquad (III.2)$$

$$\text{Std} = \left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(xi - \bar{x})^{2}\right)^{1/2} \qquad (III.3)$$

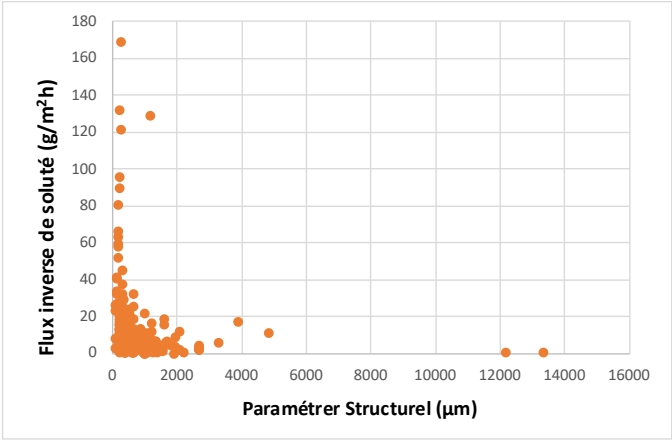
Tableau III.3. Analyse statistique des données d'entrée et de sortie.

	Min	**Moyenne**	**Max**	**Std**
Type de membrane (-)	0.0000	0.5734	1.0000	0.4950
Solution d'extraction (DS) (g/mol)	58.4400	68.3748	142.0400	21.7590
Concentration de la solution d'extraction (M)	0.0000	1.3708	5.0000	0.8680
Solution d'alimentation (FS) (g/mol)	0.0000	1.3708	58.4400	17.2440
Concentration de la solution d'alimentation (M)	0.0000	5.6129	0.5000	0.0830
Température de la solution d'extraction (°C)	10.0000	0.014	40.0000	4.2480
Température de la solution d'alimentation (°C)	10.0000	23.8842	40.0000	4.2480
Paramétrer Structurel (µm)	103.1000	693.1294	13340.0000	1072.7710
Flux d'eau (L/m^2h)	0.8800	15.1764	40.8500	8.4250
Flux de soluté inverse (g/m^2h)	0.0000	11.2892	168.8900	18.3720

La figure III.1 illustre les flux d'eau expérimentaux en fonction des paramètres structurels, représentés par des cercles bleus (354 points), ainsi que les flux inverses expérimentaux, indiqués par des cercles orange (354 points). Lorsque le paramètre structurel varie de 0 à 2000 µm, les résultats expérimentaux montrent que la majorité des points se concentrent dans cette plage, indiquant une forte densité de données pour des membranes à structure compacte. Cela suggère que la plupart des tests ont été réalisés avec des membranes présentant un faible paramètre structurel, conformément à l'objectif de maximiser le rendement en termes de flux. Dans cette plage, les flux d'eau ainsi que les flux inverses de solutés atteignent également leurs valeurs maximales, confirmant ainsi l'intérêt de cette gamme structurelle.



(a)



(b)

Figure III.1. Flux en fonction de paramétrer structurel : (a) Flux d'eau, (b) Flux inverse de soluté.

III.3. Développement des modèles RNA

Cette étape concerne la création des modèles de réseaux de neurones artificiels (RNA). Ces réseaux sont particulièrement adaptés en raison de leur capacité à extraire les relations non linéaires présentes dans la base de données (Belhadj et Boudjemai, 2024). Pour établir des modèles non linéaires reliant les caractéristiques de la membrane aux conditions opératoires de filtration, tant pour le flux d'eau que pour le flux inverse de soluté, l'utilisation des RNA est indispensable et s'est révélée être une technique de modélisation efficace. En effet, cette méthode est largement employée pour les études non linéaires et constitue un outil puissant pour la construction de modèles prédictifs.

Dans ce travail, une procédure de développement et d'optimisation de l'architecture d'un RNA est décrite, selon l'organigramme présenté ci-dessous.

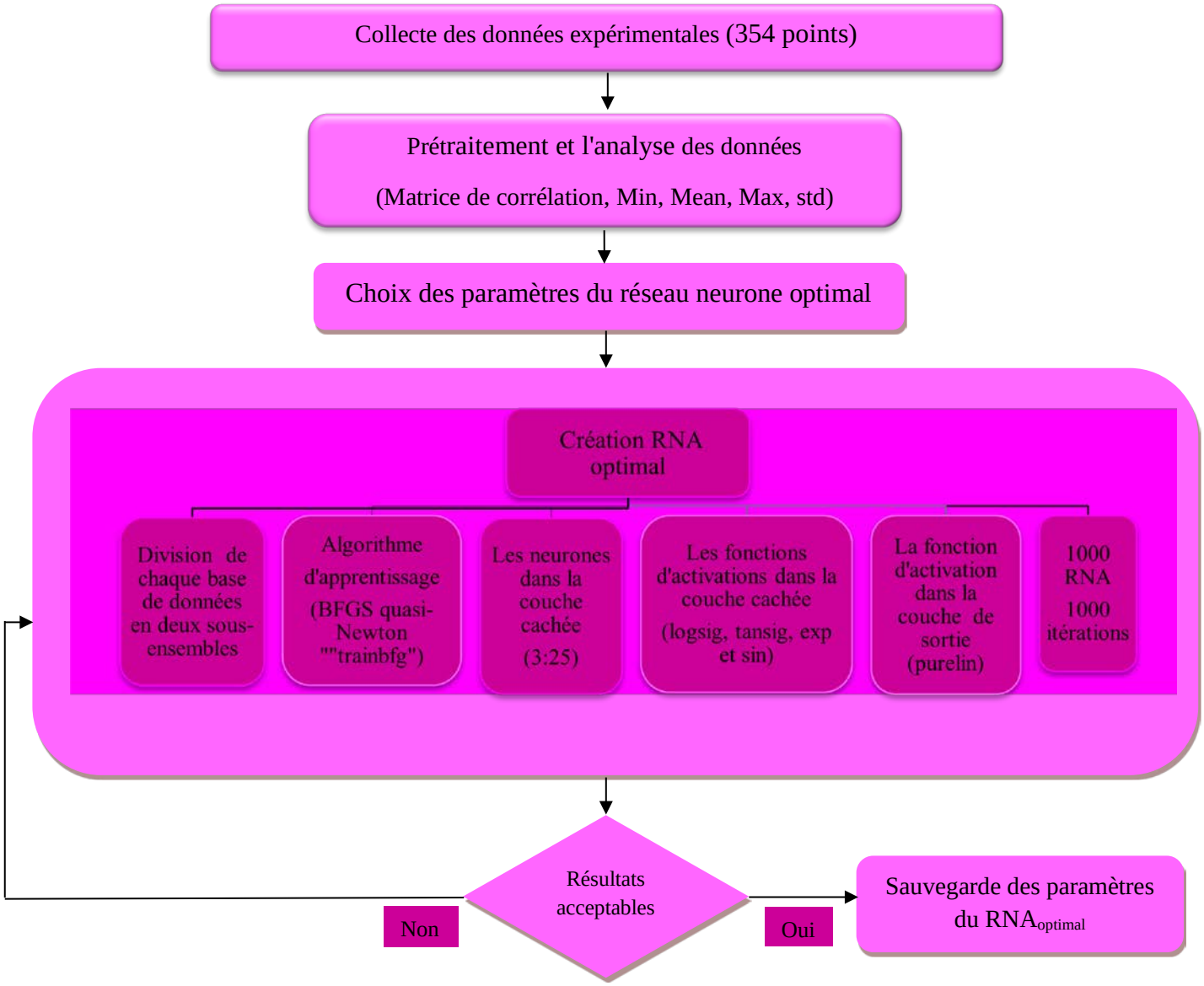


Figure III.2. Organigramme de développement et l'optimisation de l'architecture d'un $RNA_{optimal}$.

L'algorithme d'apprentissage utilisé dans ce travail est le BFGS quasi-Newton (trainbfg). Chaque réseau de neurones artificiels (RNA) comprend trois couches de neurones : une couche d'entrée composée de 8 neurones, une couche cachée dont le nombre de neurones actifs est optimisé durant l'apprentissage, et une couche de sortie avec une unité générant la valeur estimée du flux d'eau et du flux inverse de soluté. Le nombre de neurones dans la couche cachée a été testé entre 3 et 25.

Plusieurs fonctions d'activation ont été utilisées dans la couche cachée, notamment la tangente hyperbolique sigmoïde (tansig), la sigmoïde logarithmique (logsig), ainsi que les fonctions exponentielles et sinus. La couche de sortie utilise une fonction de transfert linéaire (purelin).

La procédure d'élaboration du réseau de neurones artificiels (RNA) décrite ci-dessus a été réalisée à l'aide du logiciel STATISTICA. Ce logiciel a été employé pour optimiser l'architecture des modèles neuronaux utilisés pour prédire le flux d'eau et le flux inverse de soluté dans les processus d'osmose directe.

III.4 Performance des modèles neuronaux

Les performances de neuf modèles de réseaux de neurones artificiels (RNA), évaluées à l'aide du coefficient de corrélation (R) et de l'erreur absolue moyenne (EAM) sont présentées dans le tableau suivant. Ces résultats correspondent à trois divisions différentes de la base de données :

- Division 01 : 80 % pour l'apprentissage et 20 % pour le test,
- Division 02 : 70 % pour l'apprentissage et 30 % pour le test,
- Division 03 : 60 % pour l'apprentissage et 40 % pour le test.

D'après ce tableau, le seizième modèle (RNA_{06}) apparaît comme le modèle optimal ($RNA_{optimal}$) pour décrire le flux d'eau dans les processus d'osmose directe, offrant les meilleures performances par rapport aux autres modèles, avec un coefficient de corrélation de R = 0.9237 et une erreur absolue moyenne (EAM) de 2.2669 L/m²·h lors de la phase de test, et R = 0.9314 avec une EAM de 2.1668 L/m²·h pour l'ensemble des données.

De même, le septième modèle (RNA_{07}) est optimal pour décrire le flux inverse de soluté dans les mêmes processus, avec des résultats supérieurs aux autres modèles : R = 0.9237 et EAM = 2.2669 L/m²·h pour la phase de test, et R = 0.9314 et EAM = 2.1668 g/m²·h pour l'ensemble des données.

Tableau III.4. Comparaison entres les modèles neuronaux (RNA).

			Pourcentage	Jw: Flux d'eau (L/m^2h)		Js : Flux inverse de soluté (g/m^2h)	
				R	EAM	R	EAM
RNA avec deux sorties (Jw et Js)	RNA_{01}	Phase d'apprentissage : 284 oints	80%	0.8978	2.6544	0.8475	5.2023
		Phase de test : 70 points	20%	0.8366	3.0457	0.9412	5.5799
		Phase totale : 354 points	-	0.8851	2.7318	0.8710	5.2770
	RNA_{02}	Phase d'apprentissage : 248 points	70%	0.8775	3.2563	0.8368	5.5071
		Phase de test : 106 points	30%	0.8569	3.0647	0.9078	5.3985
		Phase totale : 354 points	-	0.8697	3.1726	0.8380	5.4973
	RNA_{03}	Phase d'apprentissage : 213 points	60%	0.8773	3.1554	0.7868	5.6549
		Phase de test : 141 points	40%	0.8736	2.9775	0.8986	5.2417
		Phase totale : 354 points	-	0.8739	3.0846	0.8223	5.4903
RNA avec une seule sortie (Jw)	RNA_{04}	Phase d'apprentissage : 284 points	80%	0.9339	2.0349	-	-
		Phase de test : 70 points	20%	0.9177	2.2454	-	-
		Phase totale : 354 points	-	0.9311	2.0765	-	-
	RNA_{05}	Phase d'apprentissage : 248 points	70%	0.9250	2.2101	-	-
		Phase de test : 106 points	30%	0.8992	2.6070	-	-
		Phase totale : 354 points	-	0.9162	2.3289	-	-
	RNA_{06}	Phase d'apprentissage : 213 points	60%	0.9366	2.1006	-	-
		Phase de test : 141 points	40%	0.9237	2.2669	-	-
		Phase totale : 354 points	-	0.9314	2.1668	-	-
RNA avec une seule sortie (Js)	RNA_{07}	Phase d'apprentissage : 284 points	80%	-	-	0.8608	4.7661
		Phase de test : 70 points	20%	-	-	0.9602	5.1070
		Phase totale : 354 points	-	-	-	0.8800	4.8335
	RNA_{08}	Phase d'apprentissage : 248 points	70%	-	-	0.8489	5.3680
		Phase de test : 106 points	30%	-	-	0.9255	5.3695
		Phase totale : 354 points	-	-	-	0.8637	5.3685
	RNA_{09}	Phase d'apprentissage : 213 points	60%	-	-	0.7845	6.1426
		Phase de test : 141 points	40%	-	-	0.8663	5.4770
		Phase totale : 354 points	-	-	-	0.8139	5.8775

Le tableau III.5 présente la structure des modèles neuronaux optimaux ($RNA_{optimaux}$) obtenus. Le premier modèle neuronal optimal, dédié à la prédiction du flux d'eau (Jw), comporte 16 neurones dans la couche cachée avec une fonction d'activation logistique (sigmoïde logarithmique). Le deuxième modèle neuronal optimal, destiné à la prédiction du flux inverse de soluté (Js), comporte 17 neurones dans la couche cachée, également avec une fonction d'activation logistique (sigmoïde logarithmique).

Table III.5. Structure des modèle $RNA_{optimaux}$.

	Algorithme D' apprentissage	**Couche entrée**	**Couche cachée**		**Couche sortie**	
		Nombre de neurone	**Nombre de neurone**	**Fonction d'activation**	**Nombre de neurone**	**Fonction d'activation**
$RNA_{optimal}$ avec Jw	BFGS quasi-Newton **(trainbfg)**	8	**16**	**logsig**	1	Purelin
$RNA_{optimal}$ avec Js		8	**17**	**logsig**	1	Purelin

Conformément à la discussion précédente, les modèles neuronaux optimaux ($RNA_{optimaux}$) ont été développés dans le but de prédire le flux d'eau (Jw) et le flux inverse de soluté (Js) dans les processus d'osmose directe. L'intrigue et les paramètres de la régression linéaire ont obtenus en utilisant la fonction ***"postreg"*** de MATLAB. En général, un coefficient de corrélation R supérieur à 0,5 est considéré comme satisfaisant, tandis qu'une valeur supérieure à 0,9 indique une excellente corrélation entre les valeurs prédites et expérimentales (Benrkia et Boulenoir 2022).

La figure III.3 présente les courbes de régression linéaire comparant les flux d'eau et les flux inverses de soluté prédits par les modèles neuronaux optimisés ($RNA_{optimaux}$) aux valeurs expérimentales correspondantes. Les vecteurs de régression obtenus sont proches de la ligne idéale, ce qui reflète la qualité des prédictions fournies par les modèles.

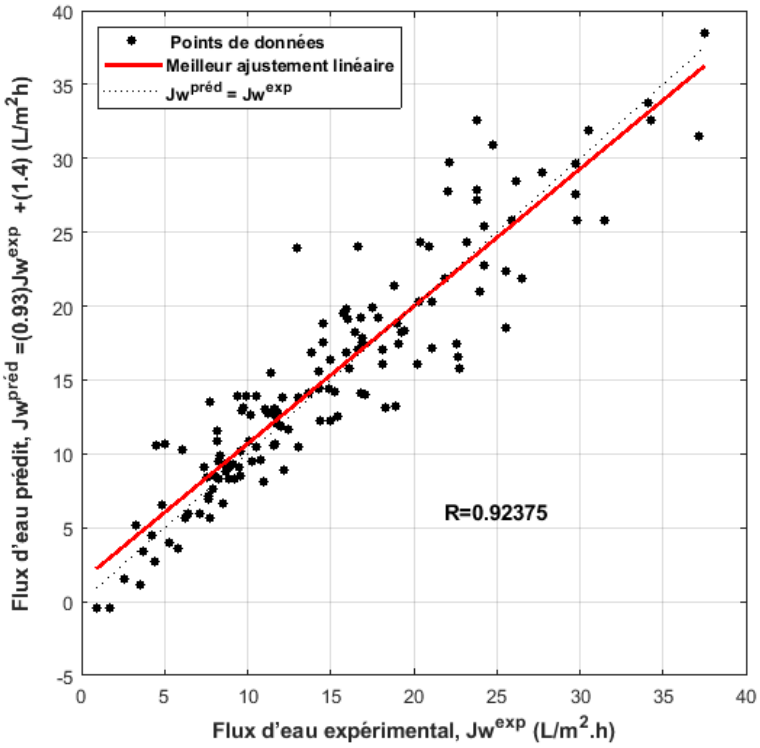
Pour le flux d'eau (Jw) :

- En phase de test, les paramètres de régression sont : [α, β, R] = [0.9300, 1.3815, 0.9237] ;
- En phase totale, on obtient : [α, β, R] = [0.8941, 1.7471, 0.9314].

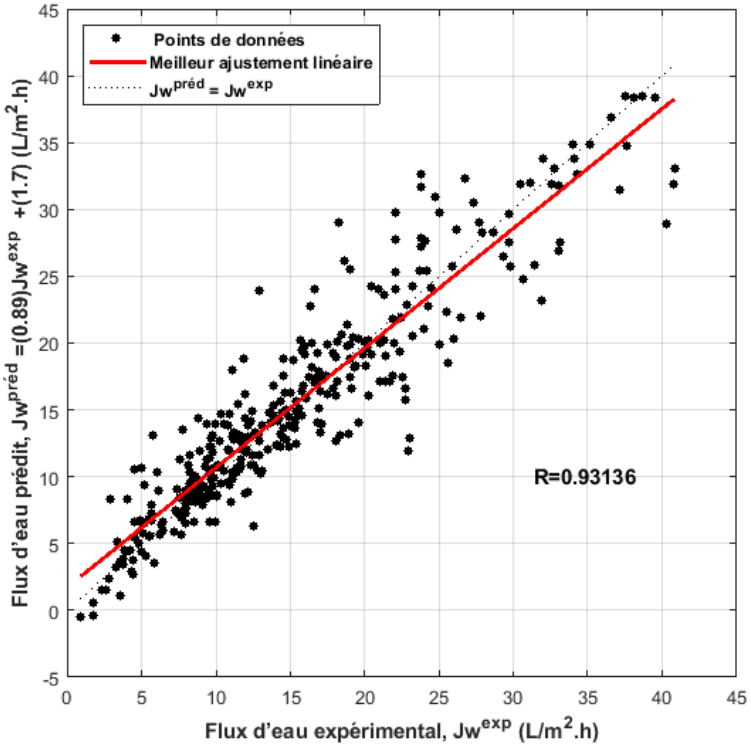
Pour le flux inverse de soluté (Js) :

- En phase de test, les paramètres sont : [α, β, R] = [0.7032, 2.1306, 0.9602] ;
- En phase totale, les résultats sont : [α, β, R] = [0.7350, 2.8038, 0.8800].

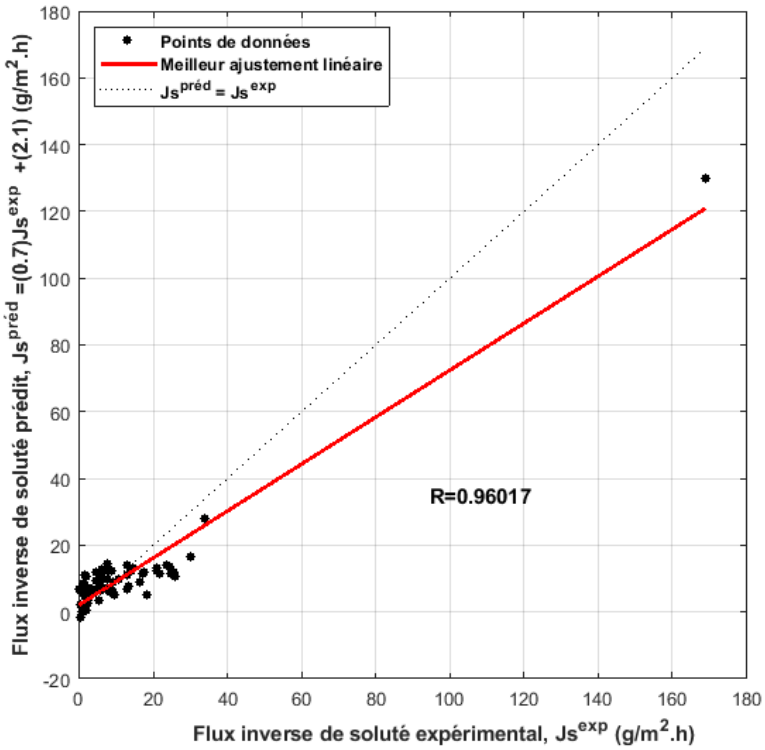
Ces résultats montrent que les modèles RNA développés permettent une prédiction fiable, avec des coefficients de corrélation (R) élevés, notamment pour le flux inverse de soluté. Cela confirme la robustesse et l'efficacité des architectures neuronales optimisées pour modéliser les phénomènes complexes d'osmose directe. Les coefficients de corrélation sont considérés comme excellents ($0.90 \leq R \leq 1.00$) pour les deux phases. Ce qui démontre la robustesse du modèle neuronal "RNA optimal" ainsi que sa capacité à prédire les différents paramètres caractérisant ces flux dans les processus d'osmose directe.



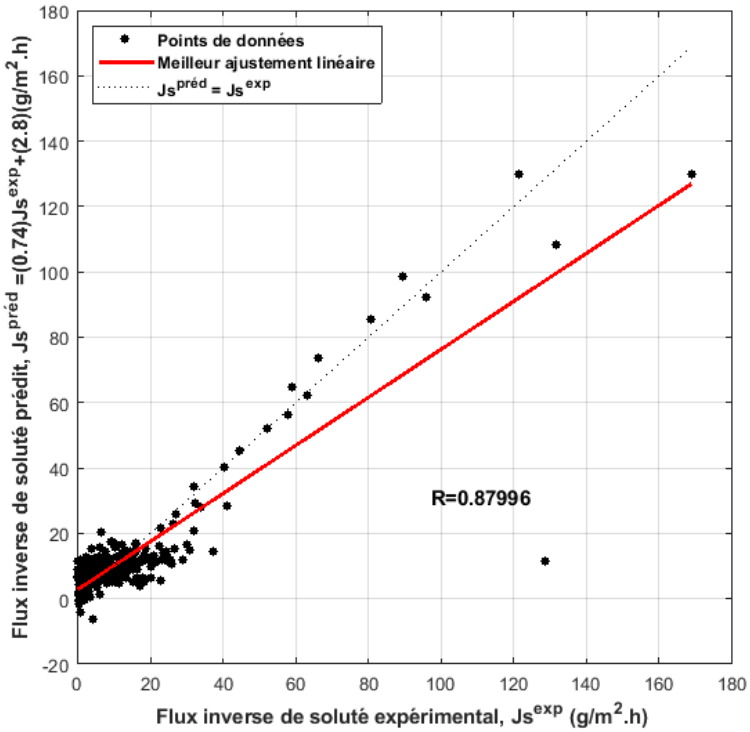
(a)


Points de données
Meilleur ajustement linéaire
Jw^préd = Jw^exp
R=0.93136
Flux d'eau prédit, Jw^préd =(0.89)Jw^exp +(1.7) (L/m^2.h)
Flux d'eau expérimental, Jw^exp (L/m^2.h)

(b)


Points de données
Meilleur ajustement linéaire
Js^préd = Js^exp
R=0.96017
Flux inverse de soluté prédit, Js^préd =(0.7)Js^exp +(2.1) (g/m^2.h)
Flux inverse de soluté expérimental, Js^exp (g/m^2.h)

(c)



(d)

Figure III.3. Comparaison entre les valeurs expérimentales et les valeurs calculées pour les RN $_{optimaux}$: (a) Jw pour la phase test, (b) Jw pour la phase totale, (c) Js pour la phase test et (d) Js pour la phase totale.

La performance des modèles neuronaux optimisés ($RNA_{optimaux}$) a été évaluée à l'aide de plusieurs indicateurs statistiques, notamment le coefficient de corrélation (R), la racine de l'erreur quadratique moyenne (REQM), l'erreur absolue moyenne (EAM) et l'erreur standard de prédiction (ESP). Ces indicateurs permettent d'estimer la qualité de la modélisation en quantifiant l'écart entre les valeurs expérimentales observées et celles prédites par les modèles.

En particulier, les erreurs REQM, EAM et ESP ont été utilisées pour mesurer la précision des prédictions fournies par les modèles $RNA_{optimaux}$. Les expressions mathématiques de ces critères d'évaluation sont présentées ci-dessous, selon les formulations proposées par Chabane et Koul (2022).

$$EAM = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|(y_{i.exp} - y_{i.cal})\right| \qquad \text{(III. 4)}$$

$$\text{REQM} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_{i.exp} - Y_{i.cal})^2}{n}} \qquad \text{(III. 5)}$$

$$ESP(\%) = \frac{REQM}{Y_e} * 100 \qquad \text{(III. 6)}$$

Où n est le nombre total de données, $y_{i.exp}$ est la valeur expérimentale.$y_{i.cal}$ représente la valeur calculée à partir du modèle $RNA_{optimal}$ et $Y_e$est la valeur moyenne des données expérimentales.

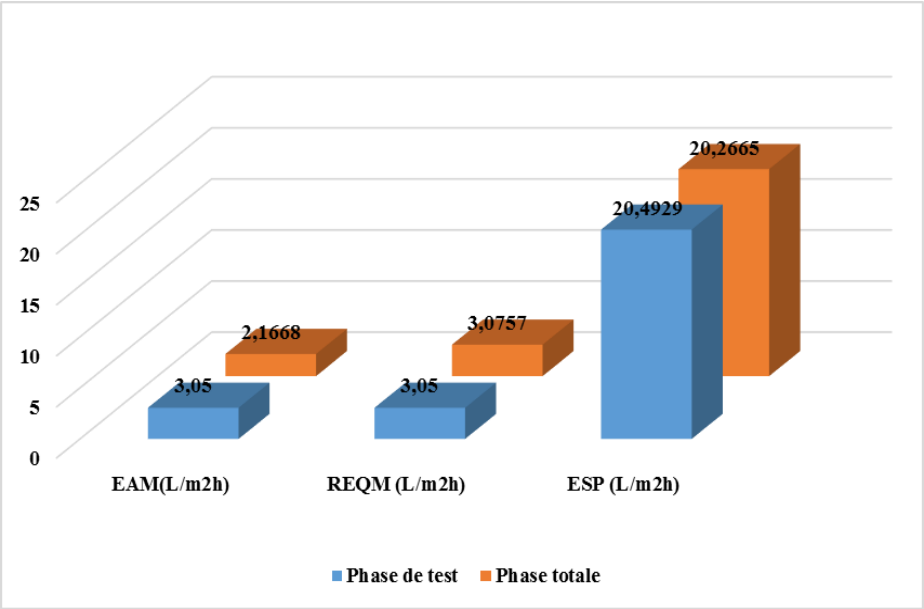
Les vecteurs de régression linéaire pour les modèles neuronaux "$RNA_{optimaux}$" optimisés et les erreurs (REQM, EAM et ESP) sont présentés dans le tableau III.6 et la figure III.4. Il est prouvé que les approches neuronales proposées donnent des résultats excellents avec des valeurs de vecteur de régression approchant à l'idéal [équation linéaire : $y_{cal}=\alpha y_{exp}+\beta$, $\boldsymbol{\alpha}$**=1** (pente), $\boldsymbol{\beta}$**=0** (ordonnée à l'origine), ***R*=1** (coefficient de corrélation)] dans l'ajustement des profils des $RNA_{optimaux}$. Les modèles $RNA_{optimaux}$ ont donné des erreurs plus faibles. Ce qui indique que les modèle $RNA_{optimaux}$ possèdent une capacité de modélisation très élevée pour décrire le flux d'eau et du flux inverse de soluté dans les processus d'osmose directe par RNA.

Les vecteurs de régression linéaire associés aux modèles neuronaux optimisés ($RNA_{optimaux}$), ainsi que les valeurs des erreurs statistiques (REQM, EAM et ESP), sont présentés dans le tableau III.6 et illustrés dans la figure III.4. Les résultats obtenus démontrent que les approches neuronales développées offrent une excellente capacité prédictive. En effet, les vecteurs de régression sont très proches de l'idéal, défini par l'équation linéaire : $y_{cal}=\alpha y_{exp}+\beta$ avec α = 1 (pente), β = 0 (ordonnée à l'origine) et R = 1 (coefficient de corrélation).

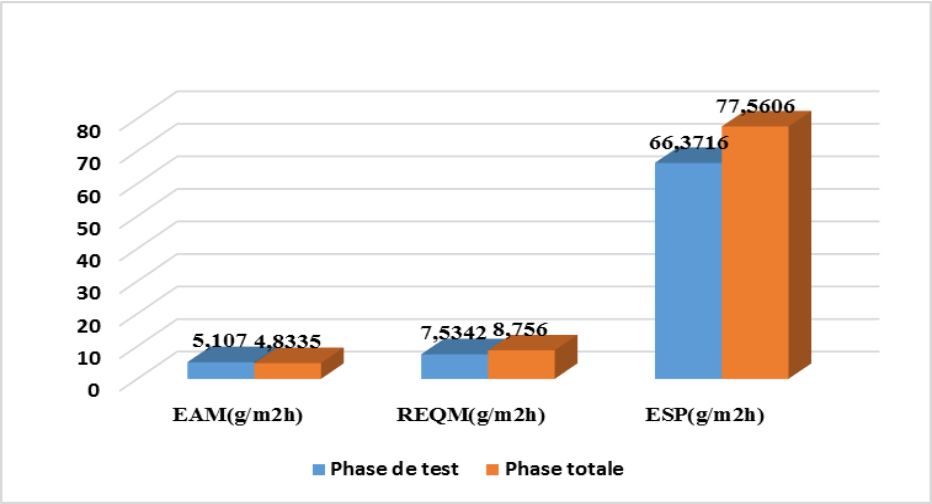
Cette proximité des valeurs réelles et prédites reflète un ajustement optimal des profils par les modèles RNA. De plus, les faibles valeurs de REQM, EAM et ESP obtenues confirment la robustesse des $RNA_{optimaux}$ et leur fort potentiel de modélisation pour décrire avec précision le flux d'eau (Jw) et le flux inverse de soluté (Js) dans les processus d'osmose directe.

Table III.6. Vecteurs de régression linéaire issue de l'équation linéaire : [équation linéaire : $y_{cal}=\alpha y_{exp}+\beta$, α (pente), β (ordonnée à l'origine), l'erreur absolue moyenne *(EAM)*, l'erreur quadratique moyenne *(REQM)*, l'erreur de standard de prédiction *(ESP) et R* (coefficient de corrélation)].

$RNA_{optimal}$ avec Jw	α	β	***EAM*** **(L/m²h)**	**REQM (L/m²h)**	***ESP*** **(L/m²h)**	**R (L/m²h)**
Phase de test	0.9300	1.3815	3.0500	3.0500	20.4929	0.9237
Phase totale	0.8941	1.7471	2.1668	3.0757	20.2665	0.9314
$RNA_{optimal}$ avec Js	α	β	***EAM*** **(g/m²h)**	**REQM (g/m²h)**	***ESP*** **(g/m²h)**	**R (g/m²h)**
Phase de test	0.7032	2.1306	5.1070	7.5342	66.3716	0.9602
Phase totale	0.7350	2.8038	4.8335	8.7560	77.5606	0.8800



(a)



(b)

Figure III.4. Performances des modèles neuronaux $RNA_{optimaux}$: (a) le flux d'eau (Jw) et (b) le flux inverse de soluté (Js),

III.5 Expressions mathématiques de modèle neuronal optimal

À partir du $RNA_{optimal}$ représenté sur la figure III.5, on peut exprimer l'assimilation du flux de l'eau dans les processus d'osmose directe par un modèle mathématique y incorporant toutes les entrées *Ei* (type de membrane, solution d'extraction (DS), solution d'alimentation (FS), concentration de la solution d'extraction, concentration de la solution d'alimentation, température de la solution d'extraction, température de la solution d'alimentation et paramètre structurel) comme suit :

La sortie Z_j de la couche cachée :

$$Z_j = f_h\left[\sum_{i=1}^{8} w_{ji}^{I} E_i + b_j^h\right] = \frac{1}{1 + exp^{-\left(\sum_{i=1}^{8} w_{ji}^{I} E_i + b_j^h\right)}} \qquad (III.7)$$

i = 1.2…….8
j = 1. 2….. 16

La sortie " le flux de l'eau dans les processus d'osmose directe " :

$$J_W = RNA_{optimal} = f_0\left[\sum_{j=1}^{16} w_{1j}^{h} Z_j + b_1^o\right] = \sum_{j=1}^{16} w_{1j}^{h} Z_j + b_1^o \qquad (III.8)$$

La combinaison des équations (III.7) et (III.8) mène à la formule mathématique suivante qui décrit l'assimilation du flux de l'eau dans les processus d'osmose directe en prenant en compte toutes les entrées *Ei* (type de membrane, solution d'extraction (DS), solution d'alimentation (FS),

concentration de la solution d'extraction, concentration de la solution d'alimentation, température de la solution d'extraction, température de la solution d'alimentation et paramètre structurel) :

$$J_W = \mathrm{RNA}_{optimal} = \sum_{j=1}^{16} w_{1j}^{h} \left(\frac{1}{1 + exp^{-\left(\sum_{i=1}^{8} w_{ji}^{I} E_i + b_j^{h}\right)}} \right) + b_1^{o} \qquad \text{(III. 9)}$$

À partir du $\mathrm{RNA}_{\mathrm{optimal}}$ représenté sur la figure III.5, on peut exprimer l'assimilation du flux inverse de soluté dans les processus d'osmose directe par un modèle mathématique y incorporant toutes les entrées Ei (type de membrane, solution d'extraction (DS), solution d'alimentation (FS), concentration de la solution d'extraction, concentration de la solution d'alimentation, température de la solution d'extraction, température de la solution d'alimentation et paramètre structurel) comme suit :

La sorties Z_j de la couche cachée :

$$Z_j = f_h \left[\sum_{i=1}^{8} w_{ji}^{I} E_i + b_j^{h} \right] = \frac{1}{1 + exp^{-\left(\sum_{i=1}^{8} w_{ji}^{I} E_i + b_j^{h}\right)}} \qquad (III.10)$$

i =1.2.……8
j =1. 2….. 17

La sortie "le flux inverse de soluté dans les processus d'osmose directe" :

$$J_s = RNA_{optimal} = f_0 \left[\sum_{j=1}^{17} w_{1j}^{h} Z_j + b_1^{o} \right] = \sum_{j=1}^{17} w_{1j}^{h} Z_j + b_1^{o} \qquad \text{(III. 11)}$$

La combinaison des équations (III.10) et (III.11) mène à la formule mathématique suivante qui décrit l'assimilation du flux inverse de soluté dans les processus d'osmose directe en prenant en compte toutes les entrées Ei (type de membrane, solution d'extraction (DS), solution d'alimentation (FS), concentration de la solution d'extraction, concentration de la solution d'alimentation, température de la solution d'extraction, température de la solution d'alimentation et paramètre structurel):

$$J_s = RNA_{optimal} = \sum_{j=1}^{17} w_{1j}^{h} \left(\frac{1}{1 + exp^{-\left(\sum_{i=1}^{8} w_{ji}^{I} E_i + b_j^{h}\right)}} \right) + b_1^{o} \qquad \text{(III. 12)}$$

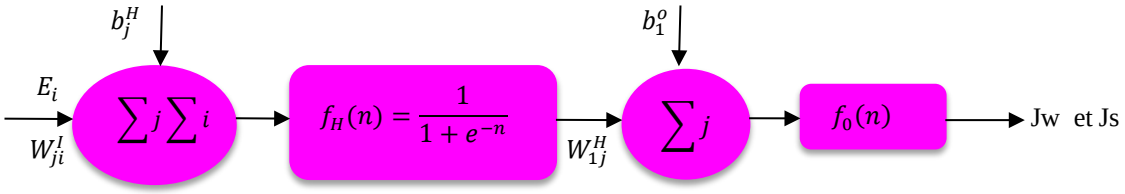


Figure III.5. Représentation schématique du $RNA_{optimaux}$ pour le flux d'eau et le flux inverse de soluté dans les processus d'osmose directe.

Où :

w_{ji}^I: représente le poids synaptique de la connexion du neurone *i* de la couche d'entrée au neurone *j* de la couche cachée (16 lignes x 8 colonnes pour J_w et 17 lignes x 8 colonnes pour J_S).

w_{1j}^h: représente le poids synaptique de la connexion du neurone *j* de la couche cachée au neurone de la couche de sortie (16 lignes x 1 colonne pour J_w et 17 lignes x 1 colonne pour J_S).

b_j^h: représente les biais du neurone *j* de la couche cachée (16 lignes pour J_w et 17 lignes pour J_S).

b_1^o : représente les biais du neurone de la couche de sortie.

Les matrices des poids et biais sont donnés dans le tableau III.7 et tableaux III.8

Tableau III.7. Poids et biais du $RNA_{optimal}$ pour le flux d'eau (Jw)dans les processus d'osmose directe.

Connexions Couche d'entrée-Couche cachée									**Connexions Couche cachée-Couche de sortie**	
Poids								**Biais**	**Poids**	**Biais**
$w_{j,1}^{I}$	$w_{j,2}^{I}$	$w_{j,3}^{I}$	$w_{j,4}^{I}$	$w_{j,5}^{I}$	$w_{j,6}^{I}$	$w_{j,7}^{I}$	$w_{j,8}^{I}$	b_{j}^{H}	$w_{1,j}^{H}$	b_{1}^{0}
1.6110	-0.7279	5.1691	0.7276	1.2384	2.1163	-0.0016	-2.4764	-2.1627	1.8334	
-1.3631	-0.0379	-2.1317	2.0333	1.5585	-0.8453	3.6713	-1.6259	-5.6429	5.0477	
2.2017	2.2120	-1.4853	5.5100	5.2324	4.0366	0.2180	2.2205	2.3546	-0.2707	
-2.7681	-1.5616	0.1690	-6.9423	-4.0250	-1.3616	-0.3598	-0.9062	1.7025	-0.5660	
-0.2609	0.0193	-0.4688	0.1544	-1.2120	-1.5266	-0.2527	0.3919	-2.2632	-0.2100	
-3.5425	0.4945	2.5067	-1.8204	-1.8866	2.0681	-0.2699	-0.3396	-5.1410	-0.0433	
-2.4031	-0.2261	2.2112	-1.2129	-1.2751	0.7464	-0.5405	-0.8661	-0.2696	-3.0377	-0.1108
-2.1815	-2.1011	-9.2975	-22.4548	-27.5466	5.3119	-1.8803	-1.4177	2.4216	0.3153	
0.3983	-0.9451	2.4518	2.2011	3.9309	2.1049	5.2363	0.0356	0.5198	2.8524	
4.6402	-6.2436	2.0479	5.8077	-14.1192	0.1956	-5.9849	10.5844	-4.9929	-7.3613	
0.3599	0.2006	-0.5897	2.7971	-0.5718	-0.9274	-0.6449	8.1590	-2.5799	0.6631	
4.7379	-0.0607	1.3806	-2.4046	-0.9924	-2.0224	-8.0409	-8.6748	1.5687	0.0315	
-3.9361	-0.2157	-0.4581	0.7293	2.8270	0.0041	0.1606	-0.1490	-1.1866	-0.7202	
-1.0764	-0.5101	-1.3428	0.6924	0.2246	-4.0139	1.4541	-2.8249	-4.7384	1.8533	
-0.1741	-0.5891	-0.0847	-0.2726	-0.5532	2.5902	-0.0211	-7.4763	2.2074	0.6206	
-5.2462	1.4902	2.1211	-8.3748	-6.3130	-2.1493	-9.2557	-20.3285	5.3102	-0.1163	

Tableau III.8. Poids et biais du $RNA_{optimal}$ pour le flux inverse de soluté (Js) dans les processus d'osmose directe.

Connexions Couche d'entrée-Couche cachée									**Connexions Couche cachée-Couche de sortie**	
Poids								**Biais**	**Poids**	**Biais**
$w_{j,1}^{I}$	$w_{j,2}^{I}$	$w_{j,3}^{I}$	$w_{j,4}^{I}$	$w_{j,5}^{I}$	$w_{j,6}^{I}$	$w_{j,7}^{I}$	$w_{j,8}^{I}$	b_{j}^{H}	$w_{1,j}^{H}$	b_{1}^{0}
-49.8649	10.1458	-408.2735	-5.2761	16.2618	-7.9997	-3.3694	2.5924	-35.0561	-4.5390	-1.6302
-3.5028	-28.0499	-95.8451	19.4022	-1.1520	-2.3925	6.1481	248.8345	-30.4009	7.0980	
16.1811	-1.5734	-30.1906	-0.0765	8.4845	-4.8820	1.0323	277.9875	16.8398	0.0564	
-7.1048	25.5715	70.6063	-10.1188	-21.0814	-38.9679	-21.2933	589.8908	3.7256	0.0137	
-18.5504	10.2064	54.0418	2.7147	23.9080	-8.4705	-47.2356	151.3947	111.6628	1.7112	
-17.7835	-19.8290	-430.2760	16.3565	-39.6741	50.2413	-3.7657	-16.7086	-21.7596	-1.8792	
15.0976	45.4970	-19.6231	-0.1658	-68.9977	-20.7022	-2.6722	-62.3342	19.0611	-0.0071	
14.0080	-1.5528	12.3063	-92.9357	-10.5743	-16.1418	-8.2724	-105.9628	38.4447	-0.0526	
-38.3125	-4.1634	-18.3668	-13.1674	28.7494	5.6802	4.6079	363.7437	23.1885	0.0266	
12.3555	-2.5303	-5.3936	21.1486	-16.5359	13.6044	-44.1090	-10.4156	39.9530	-0.0179	
-8.9653	4.9885	14.1537	20.1087	-50.1745	27.2317	-4.8736	4.6936	2.7193	0.0133	
-3.9855	-6.0151	-3.1796	12.5698	-41.4878	-2.7872	9.2029	-12.6897	-11.1247	0.0494	
17.0918	3.9867	-27.7108	-8.7617	13.2219	-2.3276	-0.1166	0.4973	12.6843	-0.0623	
-7.7054	-3.7638	51.5605	36.3282	-15.2407	-34.2322	1.9747	13.3861	21.9372	0.0497	
-31.3437	-15.9041	16.1172	-16.5281	-55.4537	-0.4049	8.2685	4.3408	14.7026	-0.0643	
52.7843	-144.7522	-10.5477	-38.0896	2.8084	14.2069	-0.1185	-11.3308	-160.8964	1.7267	

Les équations mathématiques, dérivant les modèles neuronaux "$RNA_{optimal}$" optimisés, contient juste le degré exigé de complexité et incluent dans leurs formules les caractéristiques pertinentes de modélisation du flux de l'eau et du flux inverse de soluté dans les processus d'osmose directe. Ils peuvent donc facilement être appliqués dans des boucles de contrôle du processus de modélisation du flux de l'eau et du flux inverse de soluté dans les processus d'osmose directe. L'architecture des réseaux de neurones optimaux obtenus est donnée sur la figure III.6, ci-après :

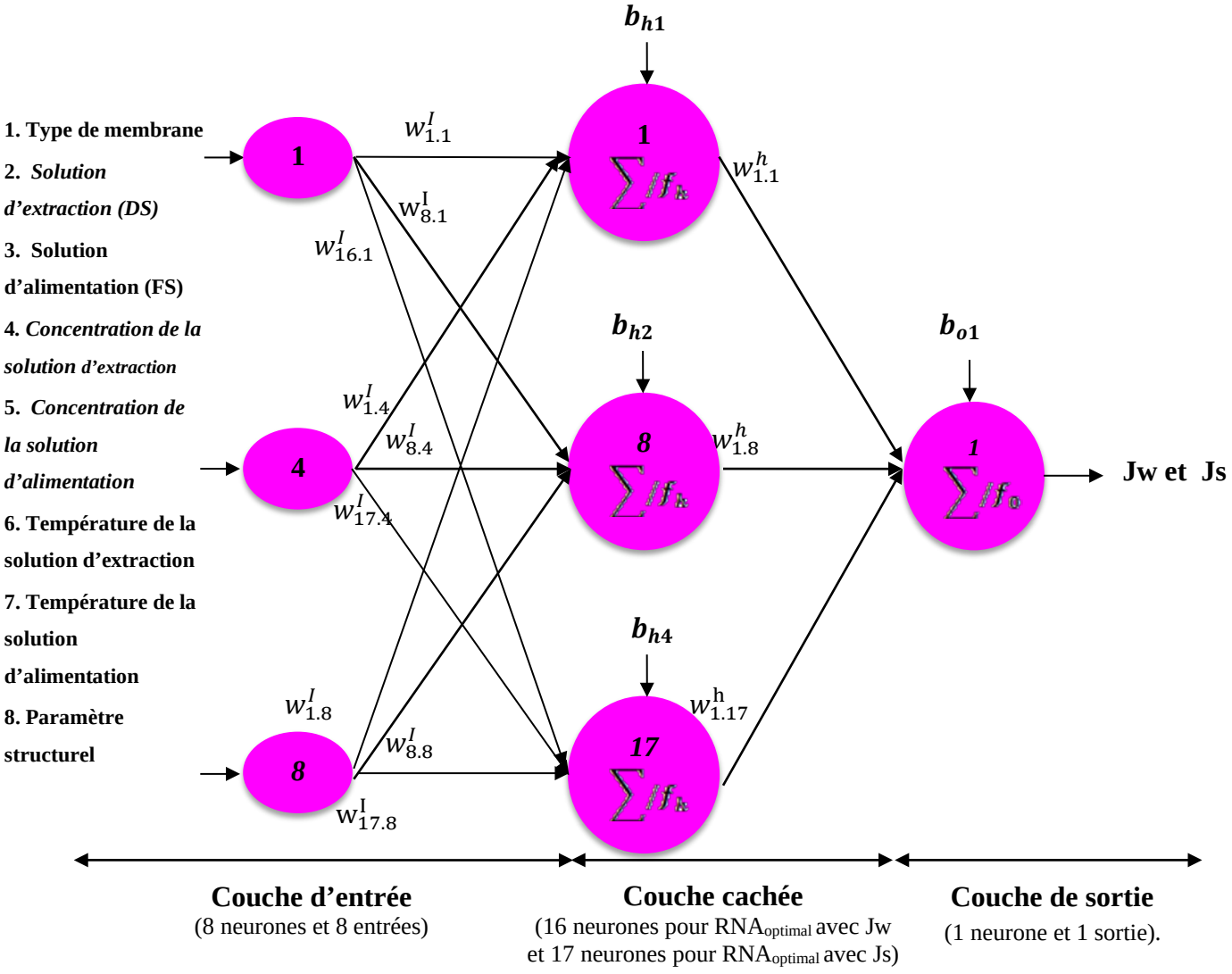


Figure III.6. Architecture finale des réseaux de neurones optimaux de type feedforward.

III.6. Analyse de sensibilité par la méthode de "poids"

L'influence des variables d'entrée sur la sortie a été évaluée à l'aide d'une analyse de sensibilité utilisant la méthode des "poids". Cette méthode, proposée d'abord par Garson (Garson 1991) et reprise par Goh (Goh 1995). Elle donne une quantification de l'importance relative (*IR*) des différentes entrées sur la sortie du RNA (Chabane et Koul 2022). Elle se base sur le partitionnement des poids de connexions en :

- Poids de connexions entrée-cachée (w_{ji}^{I}) ;
- Poids de connexions cachée-sortie (w_{1j}^{H}).

Le processus de calcul se compose de quatre étapes. Il est mentionné dans les équations suivant (Chabane et Koul 2022) :

$$P_{ji} = \left|w_{ji}^{I} w_{1j}^{H}\right| \quad \text{(III. 10)}$$

$$Q_{ji} = \frac{P_{ji}}{\sum_{i=1}^{nj} P_{ji}} \quad \text{(III. 11)}$$

$$S_i = \sum_{j=1}^{nj} Q_{ji} \quad \text{(III. 12)}$$

$$IR = 100 \frac{S_i}{\sum_{i=1}^{nj} s_i} \quad \text{(III.13)}$$

Afin d'évaluer l'influence ainsi que le profil de variation de chaque variable d'entrée (type de membrane, solution d'extraction (DS), solution d'alimentation (FS), concentration de la solution d'extraction, concentration de la solution d'alimentation, température de la solution d'extraction, température de la solution d'alimentation, et paramètre structurel) sur les sorties des modèles neuronaux optimisés ($RNA_{optimaux}$) — à savoir le flux d'eau (Jw) et le flux de soluté inverse (Js) — une analyse de sensibilité a été réalisée.

Cette évaluation a été effectuée à l'aide de la méthode des poids, qui permet de quantifier la contribution relative de chaque variable d'entrée à la prédiction des sorties. Cette méthode a été appliquée directement aux modèles $RNA_{optimaux}$, en se basant sur leurs poids synaptiques respectifs, tels qu'ils sont présentés dans les tableaux III.7 et III.8.

Les résultats de l'analyse de sensibilité, illustrés dans la figure III.7, mettent en évidence les variables d'entrée ayant la plus grande influence sur les performances des modèles neuronaux optimisés ($RNA_{optimaux}$).

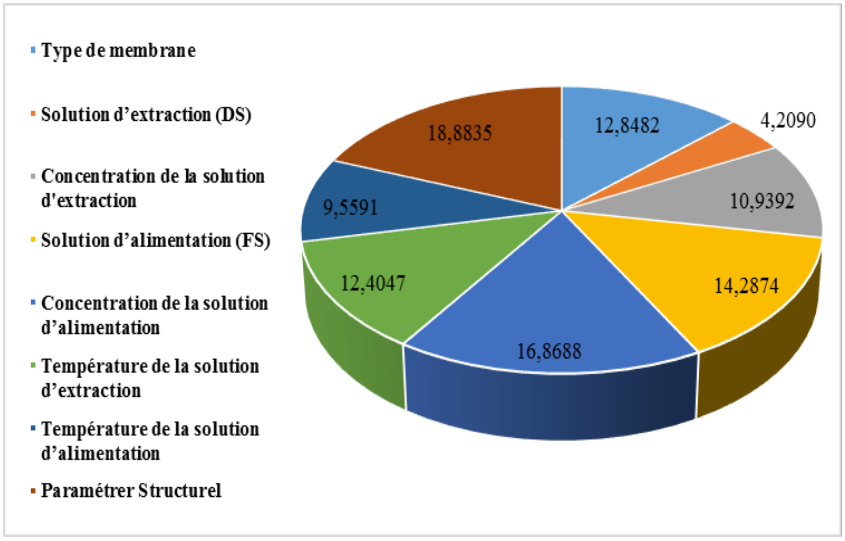
Concernant le flux d’eau (Jw), les variables les plus influentes, classées par ordre décroissant de contribution, sont : le paramètre structurel, la concentration de la solution d’alimentation, la nature de la solution d’alimentation (FS), le type de membrane, la température de la solution d’extraction, la concentration de la solution d’extraction, la température de la solution d’alimentation, et enfin la solution d’extraction (DS).

Quant au flux de soluté inverse (Js), les variables les plus pertinentes sont : le paramètre structurel la concentration de la solution d’extraction, la concentration de la solution d’alimentation, la solution d’extraction (DS), la solution d’alimentation (FS), le type de membrane, la température de la solution d’extraction, et la température de la solution d’alimentation.

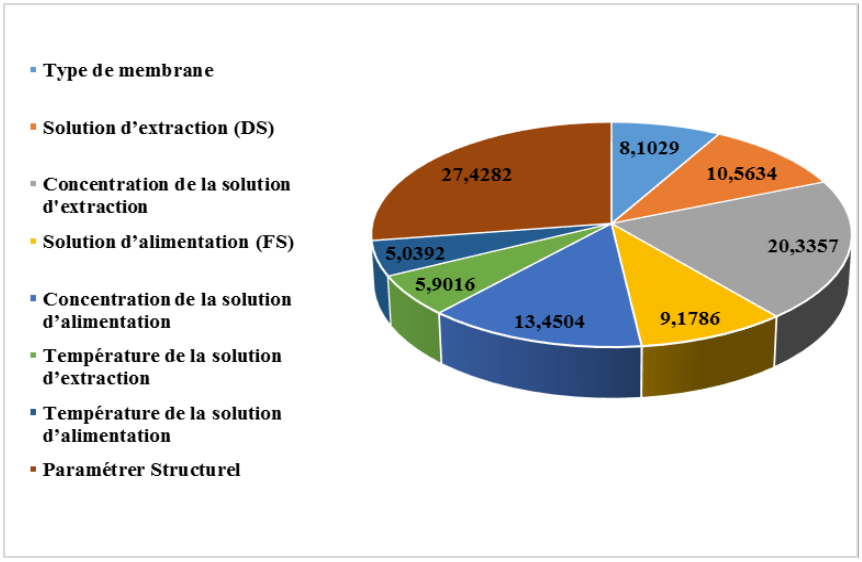
Ces résultats confirment que les concentrations des solutions ainsi que le type de membrane et les paramètres thermiques jouent un rôle crucial dans la modélisation des flux dans les processus d’osmose directe.

Toutes les variables d’entrée ont montré une influence significative (IR > 5 %) sur le flux de l’eau dans le processus d’osmose directe, à l’exception du paramètre lié à la solution d’extraction (DS). Parmi ces variables, le paramètre structurel se distingue nettement comme le facteur le plus déterminant, suivi par d'autres variables qui contribuent également de manière significative à la performance du processus.

Concernant le flux inverse de soluté, toutes les variables d’entrée présentent une influence significative (IR > 5 %). Ici encore, le paramètre structurel domine avec la contribution la plus élevée, suivi de près par la concentration de la solution d’extraction et celle de la solution d’alimentation, qui exercent un impact considérable. Les autres variables, bien que présentant une influence moindre, participent également de façon significative à la variation du flux inverse de soluté.



(a)



(b)

Figure III.7. Présentation des pourcentages de l'importance relative (*IR*) de chaque variable d'entrée sur : (a) flux de l'eau (Jw) et (b) flux inverse de soluté (Js).

III.7. Diagnostic des points aberrants et domaine d'applicabilité du modèle neuronal optimisé :

Les diagrammes de dispersions des modèles optimisés ont montré un certain nombre des points éloignés de la première bissectrice que nous avons attribué à l'existence probable de points aberrants. Ceci nous a motivé à réaliser un diagnostic des données potentiellement suspectes selon la méthode décrite dans les deux références suivantes (Chabane et Koul 2022).

Les valeurs aberrantes sont bien connues en tant que points de données distincts de la tendance générale des principaux points de données. La détection des valeurs aberrantes, qui joue un rôle important dans la proposition de modèles, est utilisée pour reconnaître des données individuelles (ou des groupes de données) pouvant différer de la masse des données constituant un ensemble de données. À cette fin, il est essentiel de trouver des méthodes rigoureuses pour détecter les valeurs potentiellement suspectes afin d'éliminer des données expérimentales inexactes et d'améliorer la précision des modèles (Chabane et Koul 2022).

Dans cette étude, la technique mathématique "Leverage" a été utilisée pour rechercher les valeurs aberrantes. Dans cette technique, les valeurs résiduelles sont d'abord calculées. Ensuite une matrice H de points de données d'entrée est créée sur la base de la formule suivante :

$$H = X(X^tX)^{-1}X^t \qquad (III.13)$$

Où X fait référence à la matrice m × n (m et n représentent respectivement le nombre d'échantillons et les paramètres (variables d'entrée) du modèle). Les valeurs de Hat sont obtenues à partir de la diagonale principale de la matrice de H.

$$Hat = diagonale(H) \qquad (III.14)$$

Le diagramme de William qui représente les résidus normalisés en fonction du "Leverage" levier (Hat) peut détecter graphiquement les valeurs aberrantes. Dans ce graphique, le levier critique (H*) (seuil) est généralement fixé à la valeur donnée par l'équation suivante :

$$H^* = \frac{3(n+1)}{m} \qquad (III.15)$$

Ou m et n représentent respectivement le nombre d'échantillons et les paramètres (variables d'entrée) du modèle.

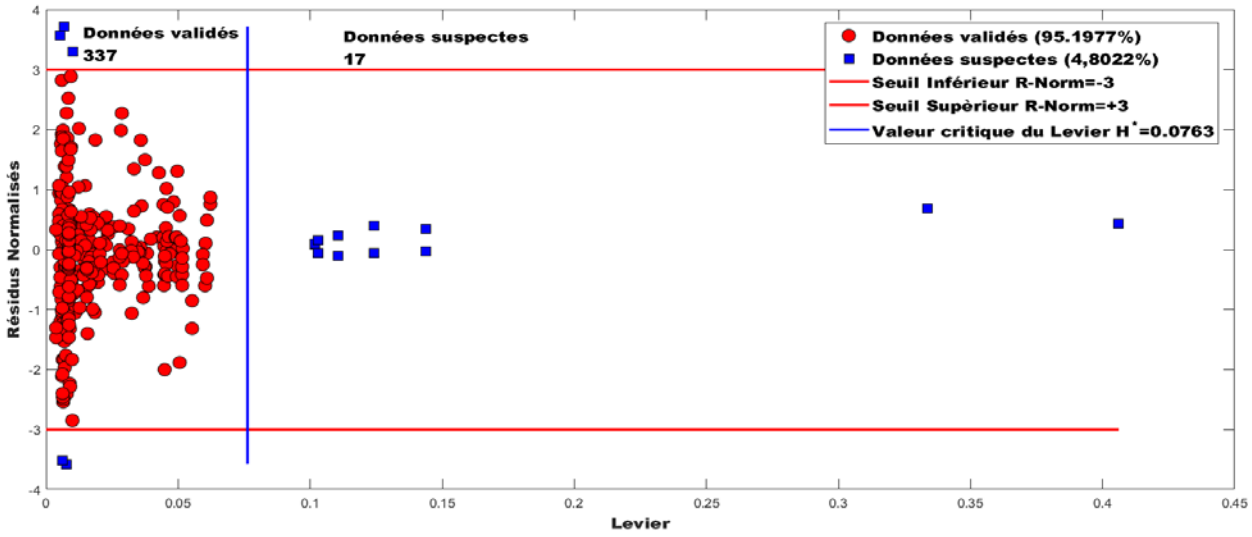
Les résidus normalisés sont calculés à partir des données expérimentales et celle calculée par le modèle.

$$(R_Norm)_i = \frac{\left(y_i^{exp} - y_i^{cal}\right)}{\sqrt{var(y^{exp} - y^{cal})}} \quad i = 1. \ldots m \qquad (III.16)$$

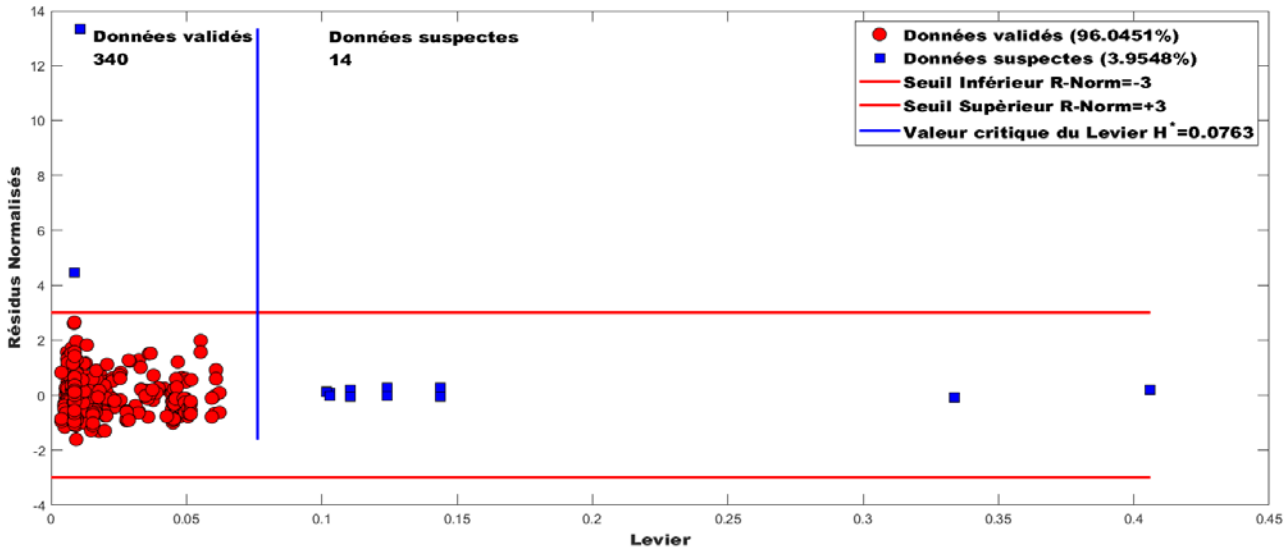
Le résidu normalisé égal à trois est normalement considéré comme une valeur "seuil" pour accepter les points de données dans les écarts types compris sur une plage de ± 3 par rapport à la moyenne

(pour couvrir 99% des données normalement distribuées). Si la majorité des points de données se situent dans les plages de $0 \leq \text{Hat} \leq H^*$ et de $-3 \leq \text{R_Norm} \leq 3$, cela indique que le développement du modèle et ses prédictions sont effectués dans le domaine d'applicabilité, ce qui conduit à un modèle statistiquement valide. Ainsi on peut affirmer qu'il existe des points "Good High Leverage" dans le domaine de $0 \leq \text{Hat} \leq H^*$ et $-3 \leq \text{R_Norm} \leq 3$. Les points situés dans la plage de R_Norm<−3 ou R_Norm>3 (qu'ils soient plus grands ou plus petits que la valeur H^*) sont désignés comme points aberrants du modèle ou comme points "Bad High Leverage".

La figure III.8 montre les diagrammes de William pour le domaine d'applicabilité pour les modèles neuronaux optimaux le flux de l'eau "Jw" et le flux de soluté inverse "Js". Dans le premier diagramme l'existence de **337/354 (95.1977%)** de points de données valides et **17/354 (4.8022%)** de points de données suspectes pour la phase totale pour le flux de l'eau "Jw" et **340/354 (96.0451%)** de points de données valides et **14/354(3.9548%)** de points de données suspectes pour la phase totale le flux de soluté inverse "Js". La valeur critique de levier est $H^*=3(n+1)\ /m$ = **3(8+1) /354=0.0763** pour la phase totale pour le flux de l'eau "Jw" et le flux inverse de soluté "Js". Cela indique que le développement des modèles $\text{RNA}_{\text{optimaux}}$ et ses prédictions sont effectués dans le domaine d'applicabilité. Ce qui conduit aux modèles neuraux optimaux statistiquement valide. Ainsi on peut affirmer qu'il existe des points "Good High Leverage" pour la phase totale.



(a)



(b)

Figure III.8. Diagnostic des données potentiellement suspectes et domaine d'applicabilité des modèles neuronaux optimaux pour la phase totale : (a) le flux de l'eau "Jw" (b) le flux inverse de soluté "Js".

III.8. Conclusion

Ce chapitre a apporté un argument supplémentaire en faveur de l'utilisation généralisée des réseaux de neurones artificiels (RNA) pour la prédiction du flux de l'eau et du flux inverse de soluté dans les processus d'osmose directe. L'objectif principal de cette étude était de développer des modèles RNA de type *feed-forward*, capables de modéliser avec précision les comportements complexes observés dans ces systèmes membranaires.

Les modèles $RNA_{optimaux}$ avec le flux de l'eau "J_W" et le flux inverse de soluté "Js" développé dans ce travail ont donné des erreurs faibles. Pour le modèle $RNA_{optimal}$ avec le flux de l'eau "J_W" : les erreurs absolues moyennes (EAM) étaient 2.1668 L/m^{2}h pour phase totale et 3.0500 L/m^{2}h pour phase test, les racines des erreurs quadratiques moyennes (REQM) étaient 3.0757 L/m^{2}h pour phase totale et 3.0500 L/m^{2}h pour la phase test et les erreurs standards de prédictions (ESP) étaient 20.2665 L/m^{2}h pour phase totale et 20.4929 L/m^{2}h pour phase test. Concernant le modèle $RNA_{optimal}$ avec le flux inverse de soluté "Js" : les erreurs absolues moyennes (EAM) étaient 4.8335 g/m^{2}h pour phase totale et 5.1070 g/m^{2}h pour phase test, les racines des erreurs quadratiques moyennes (REQM) étaient 8.7560 g/m^{2}h pour phase totale et 7.5342 g/m^{2}h pour la phase test et les erreurs standards de

prédictions (ESP) étaient 77.5606 g/m^{2}h pour phase totale et 66.7316 g/m^{2}h pour phase test. Ces résultats indiquent des bonnes robustesses des modèles neuronaux $RNA_{optimaux}$ ainsi que sa capacité à prédire avec précision les paramètres caractéristiques du processus de flux d'eau et du flux inverse de soluté dans les processus d'osmose directe.

L'analyse de sensibilité révèle que le paramètre structurel est la variable la plus influente sur les performances des modèles $RNA_{optimaux}$. Pour le flux d'eau (Jw), les variables les plus impactantes sont, dans l'ordre : paramètre structurel, concentration et nature de la solution d'alimentation, type de membrane, puis les paramètres thermiques. Concernant le flux de soluté inverse (Js), le paramètre structurel, les concentrations des solutions et les types de solutions dominent. Toutes les variables, sauf la solution d'extraction (DS), influencent significativement le flux d'eau (IR > 5 %). Pour le flux inverse de soluté, toutes les variables dépassent le seuil d'influence significative. Globalement, les concentrations, le type de membrane, et les températures jouent un rôle clé dans la modélisation des flux en osmose directe.

L'analyse diagnostique des valeurs aberrantes et de la couverture du modèle neuronal optimisé montre que le développement des modèles $RNA_{optimaux}$, ainsi que ses prédictions, s'inscrivent dans les limites de couverture définies. Cela indique que le modèle neuronal obtenu est statistiquement valide. Par conséquent, on peut conclure à la présence d'un effet de levier élevé favorable aussi bien en phase de test que sur l'ensemble des données.

Conclusion générale et perspectives

Le réseau de neurones artificiels (RNA) suscite un intérêt croissant dans la modélisation des procédés de traitement des eaux usées, car il exploite des ensembles de données historiques pour révéler les relations entre les données d'entrée et de sortie, permettant ainsi des prédictions précises sans recourir à des équations complexes. Toutefois, peu d'études ont été menées sur l'utilisation des RNA pour prédire simultanément le flux d'eau (Jw) et le flux inverse de soluté (Js) dans le procédé d'osmose directe (OD).

L'objectif principal de cette étude était de développer des modèles RNA de type *feed-forward*, capables de modéliser avec précision les comportements complexes observés dans ces systèmes membranaires. Pour cela, deux modèles RNA optimaux de type *feedforward* ont été construits, l'un pour le flux de l'eau (Jw) et l'autre pour le flux inverse de soluté (Js). Ces modèles ont montré des erreurs faibles. Concernant le modèle RNA optimal pour le flux de l'eau (Jw) : les erreurs absolues moyennes (EAM) étaient 2.1668 L/m^2h pour phase totale et 3.0500 L/m^2h pour phase test, les racines des erreurs quadratiques moyennes (REQM) étaient 3.0757 L/m^2h pour phase totale et 3.0500L/m^2h pour la phase test et les erreurs standards de prédictions (ESP) étaient 20.2665 L/m^2h pour phase totale et 20.4929 L/m^2h pour phase test. Concernant le modèle $RNA_{optimal}$ avec le flux inverse de soluté "Js" : les erreurs absolues moyennes (EAM) étaient 4.8335 g/m^2h pour phase totale et 5.1070 g/m^2h pour phase test, les racines des erreurs quadratiques moyennes (REQM) étaient 8.7560 g/m^2h pour phase totale et 7.5342 g/m^2h pour la phase test et les erreurs standards de prédictions (ESP) étaient 77.5606 g/m^2h pour phase totale et 66.7316 g/m^2h pour phase test. Ces résultats indiquent des bonnes robustesses des modèles neuronaux $RNA_{optimaux}$ ainsi que sa capacité à prédire avec précision les paramètres caractéristiques du processus de flux d'eau et du flux inverse de soluté dans les processus d'osmose directe.

L'analyse de sensibilité révèle que le paramètre structurel est la variable la plus influente sur les performances des modèles $RNA_{optimaux}$. Pour le flux d'eau (Jw), les variables les plus impactantes sont, dans l'ordre : paramètre structurel, concentration et nature de la solution d'alimentation, type de membrane, puis les paramètres thermiques. Concernant le flux de soluté inverse (Js), le paramètre structurel, les concentrations des solutions et les types de solutions dominent.

Toutes les variables, sauf la solution d'extraction (DS), influencent significativement le flux d'eau (IR > 5 %). Pour le flux inverse de soluté, toutes les variables dépassent le seuil

d'influence significative. Globalement, les concentrations, le type de membrane, et les températures jouent un rôle clé dans la modélisation des flux en osmose directe.

L'analyse diagnostique des valeurs aberrantes et de la couverture du modèle neuronal optimisé montre que le développement des modèles $RNA_{optimaux}$, ainsi que ses prédictions, s'inscrivent dans les limites de couverture définies. Cela indique que le modèle neuronal obtenu est statistiquement valide. Par conséquent, on peut conclure à la présence d'un effet de levier élevé favorable aussi bien en phase de test que sur l'ensemble des données.

À la lumière des résultats obtenus, on peut tirer les conclusions suivantes :

- Les réseaux de neurones sont des outils statistiques, qui permettent d'ajuster des fonctions non linéaires très générales à des ensembles de points comme toute méthode statistique ;
- Les réseaux de neurones fonctionnent comme une boîte noire et les paramètres du réseau (poids et biais) n'ont pas de signification physique. L'application des réseaux neuronaux ne développe pas directement de la théorie de description du système, mais rend faisable la modélisation et la simulation des procédés d'osmose inverse et de nanofiltration ;
- La modélisation par réseau de neurones est une méthode qui est basée seulement sur des données expérimentales et/ou semi-expérimentales (déduites des modèles analytiques, empiriques, numériques, …), donc la qualité et la quantité de données décident de l'exactitude et la robustesse du modèle ;
- Les réseaux de neurones peuvent être très robustes et performants même en présence de peu de données expérimentales à condition que ces dernières soient statistiquement bien réparties dans le domaine d'entrée du modèle neuronal, ce qui est le cas avec le plan composite centré ;
- Les formules mathématiques extraites des modèles neuronaux peuvent trouver des applications intéressantes dans la prédiction, l'optimisation et même le contrôle des procédés d'osmose inverse et de nanofiltration.

De ce travail de mémoire ont émergé de nombreuses pistes de recherche susceptibles de faire l'objet de futurs travaux.

- Les perspectives concernent notamment la modélisation d'autres procédés de séparation par membranes, tels que la microfiltration, l'ultrafiltration, la nanofiltration et l'osmose inverse, dans un objectif de prédiction des performances.

- Il serait également pertinent d'étendre l'approche développée dans ce travail à d'autres techniques récentes de modélisation et d'optimisation, notamment les approches dites « boîte grise » ainsi que diverses métaheuristiques d'optimisation (telles que *simulated annealing*, *bee colony optimization*, etc.).
- Comparaison multi-modèles : Évaluer et comparer les performances des RNA avec d'autres approches d'intelligence artificielle comme les forêts aléatoires (*Random Forest*), les machines à vecteurs de support (*Support Vector Machines*) ou les réseaux de neurones convolutifs (*CNN*) dans le contexte de la modélisation des procédés membranaires.
- Optimisation des conditions opératoires **:** Utiliser les RNA non seulement pour prédire, mais aussi pour optimiser automatiquement les conditions opératoires (pression, température, pH, etc.) afin de maximiser les performances du procédé.
- Développement d'une interface utilisateur **:** Créer une application ou un outil logiciel basé sur le modèle RNA pour permettre aux ingénieurs de simulation d'optimiser rapidement les conditions de fonctionnement d'un système d'osmose directe.
- Approche multi-objectifs **:** Étendre le modèle pour intégrer plusieurs critères de performance simultanément (rendement, coût énergétique, durabilité membranaire, etc.) et appliquer des méthodes d'optimisation multi-objectifs.

Références Bibliographies

Achilli A., Cath T. Y., Marchand E. A., & Childress A. E. (2009). "The forward osmosis membrane bioreactor: A low fouling alternative to MBR processes". Desalination 239(1-3). 10-21.

Aissaoui Kh., et Boulmerka K. (2021). "Prospection des performances des procèdes d'ultrafiltration et d'osmose inverse dans le traitement de finition des eaux industrielles de SIDER Annaba : étude analytique" Mémoire de Master. Université Badji Mokhtar. Annaba. Algérie.

Ahmed D., Isawi H., Badway N., Elbayaa A., & Shawky H. (2021). "Highly porous cellulosic nanocomposite membranes with enhanced performance for forward osmosis desalination" Iran Polym J 30(4) 423-444.

Ammi Y. (2016). "Modélisation des phénomènes de transport lors d'osmose inverse" Thèse de doctorat. Université Yahia Feres. Médéa. Algérie.

Ammi Y., Khaouane L. et Hanini S (2021). "Stacked neural networks for predicting the membranes performance by treating the pharmaceutical active compounds". Neural Computing and Applications. 33 (12429–12444).

Annane K. (2015). "Extraction et transport des ions de cadium (II) par membranes d'affinité dans des dispositifs micro fluidiques". Thèse de doctorat. Université de Mouloud Mammeri. Tizi-Ouzou. Algérie.

Aptel Ph. et Buckley C. A. (1996)."Categories of membrane operations, In : Water Treatment Membrane Process" Chapitre 2, McGraw-Hill : 24.

Arjmandi A., Peyravi M., Arjmandi M., & Altaee A. (2020). "Exploring the use of cheap natural raw materials to reduce the internal concentration polarization in thin-film composite forward osmosis membranes". Chemical Engineering Journal. 398.125486.

Barbar R. (2006). "Contribution à la mise au point de nouveaux matériaux membranaires pour la filtration de milieux complexes : étude physico-chimique de membranes d'acétate de cellulose et de méthylcellulose partiellement alkylée obtenues par immersion-précipitation ". Thèse de doctorat. Institut National Polytechnique de Lorraine. France.

Belhadj M., & Boudjemai F. (2024). "Modélisation de la rétention des anticancers par nanofiltration ". Mémoire de master. Université Yahia Farès de Médéa. Médéa.

Benmerak W. et Zahraoui F. (2022). "Modélisation du vieillissement lors de la filtration membranaire". Mémoire de master. Université Yahia Farès de Médéa. Médéa

Benrekia S. et Boulanouar D. (2021). " Modélisation de l'effet de l'adsorption sur la rétention des produits pharmaceutiques lors de nanofiltration et d'osmose inverse". Universite Yahia fares de Médéa. Algérie.

Berkani A. (2021). **"** Simulation de l'alternative de la nano-filtration à l'Osmose inverse des eaux saumâtres" : Eau destinée à la consommation humaine (EDCH) de la base de vie de Hassi-Messaoud (sonatrach). Mémoire de Master. Université Saad dahleb de Blida. Blida.

Berland J.M., & Juery C. (2002). "Les procédés membranaires pour le traitement de l'eau (Document technique FNDAE n°14) ". Ministère de l'Agriculture, de l'Alimentation, de la Pêche et des Affaires Rurales, Direction de l'Espace Rural et de la Forêt. France.

Boo C., Lee, S., Elimelech M., Meng Z. Y., & Hong S. (2012). "Colloidal fouling in forward osmosis: Role of reverse salt diffusion". Journal Membrane Sci 390 277-284.

Bui N. N., & McCutcheon J. R. (2013). "Hydrophilic Nanofibers as New Supports for Thin Film Composite Membranes for Engineered Osmosis" Environ Sci Technol 47(3) 1761-1769.

Carpenter G.A. et Grossberg S. (1987). "ART 2: Self-organization of stable category recognition codes for analog input patterns." Applied optics 26(23): 4919-30.

Cath T.Y., Childress A.E., et Elimelech M. (2006). "Forward osmosis: Principles, applications, and recent developments". Journal of Membrane Science, 281(1–2), 70–87.

Chabane Y. et Koul A. (2022). "La prédiction de la rétention des pesticides lors de nanofiltration et d'osmose inverse par les modèles QSPR-RNA". Mémoire de master. Université Yahia Feres. Médéa. Algérie.

Chaoui I., Ndiaye I., Eddouibi J., Abderafi S., Vaudreuil S., & Bounahmidi T. (2022). "Experimental and theoretical parametric study of forward osmosis system using NH4HCO3 and NaCl draw solutes" Chem Eng Res Des 180 402-413.

Choi H. G., Son M., & Choi H. (2017). "Integrating seawater desalination and wastewater reclamation forward osmosis process using thin-film composite mixed matrix membrane with functionalized carbon nanotube blended polyethersulfone support layer" Chemosphere 185 1181-1188.

Chowdhury M. R., & McCutcheon J. R. (2018). "Elucidating the impact of temperature gradients across membranes during forward osmosis: Coupling heat and mass transfer models for better prediction of real osmotic systems"J Membrane Sci 553 189-199.

Coday B. D., Heil D. M., Xu P., & Cath T. Y. (2013). "Effects of Transmembrane Hydraulic Pressure on Performance of Forward Osmosis Membranes" Environ Sci Technol 47(5) 2386-2393.

Chung T.S., Zhang S., Wang K.Y., Su J., et Ling M.M. (2012). "Forward osmosis processes: Yesterday, today and tomorrow". Desalination, 287, 78–81.

D'Haese A. K. H., Motsa M. M., Van der Meeren P., & Verliefde A. R. D. (2017). "A refined draw solute flux model in forward osmosis: Theoretical considerations and experimental validation" Journal of Membrane Science 522;316-331.

Du C. H., Hu J. T., & Chen F. (2022). "Thin-film nanocomposite forward osmosis membrane with polydopamine @UiO-66-NH2-modified polypropylene support and its antifouling property" Journal Appl Polym Sci 139(31).

Emadzadeh D., Lau W. J., & Ismail A. F. (2013). "Synthesis of thin film nanocomposite forward osmosis membrane with enhancement in water flux without sacrificing salt rejection" Desalination 330 90-99.

Emadzadeh D., La, W. J., Matsuura T., Ismail A. F., & Rahbari-Sisakht M. (2014a). "Synthesis and characterization of thin film nanocomposite forward osmosis membrane with hydrophilic nanocomposite support to reduce internal concentration polarization" Journal of Membrane Science 449;74-85.

Emadzadeh, D., Lau, W. J., Matsuura, T., Rahbari-Sisakht, M., & Ismail, A. F. (2014b).A novel thin film composite forward osmosis membrane prepared from PSf-TiOnanocomposite substrate for water desalination, Chem Eng J 237 70-80.

Feng L., Xie L., Suo G., Shao X., & Dong T. (2018). "Influence of temperature on the performance of forward osmosis using ammonium bicarbonate as draw solute" Trans. Tianjin Univ. 24 571-579.

Garson G.D. (1991): "Interpreting neural-network connection weights". Artificiel Intelligence Expert. 6 (4): 46-51.

Ghamri W. (2022)."Dépollution des eaux usées contaminées par les produits pharmaceutiques par les procédés membranaires". Thèse de doctorat en cotutelle internationale, Université de Rennes1(France) et Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene (Algérie).

Ghanbari M., Emadzadeh D., Lau W. J., Riazi H., Almasi D., & Ismail A. F. (2016). "Minimizing structural parameter of thin film composite forward osmosis membranes using polysulfone/halloysite nanotubes as membrane substrates" Desalination 377;152-162.

Goh A.T.C. (1995)."Back-propagation neural networks for modeling complex systems". Artificial Intelligence in Engineering 9 (3): 143-151.

Gruber, M. F., Aslak, U., & Hélix-Nielsen, C. (2016). Open-source CFD model for optimization of forward osmosis and reverse osmosis membrane modules. Separation and Purification Technology, 158, 183–192.

Guesmia A et Terkmane M. (2022)." Modélisation du vieillissement membranaire ". Mémoire de master. Universite Yahia Feres de Médéa. Algérie.

Hadadpour S., Tavakol I., Shabani Z., Mohammadi T., Tofighy M. A., & Sahebi S. (2021). "Synthesis and characterization of novel thin film composite forward osmosis membrane using charcoal-based carbon nanomaterials for desalination application" J Environ Chem Eng 9(1).

Hamza Roumaissa et Hamza Riham. (2021). "Simulation de l'ultrafiltration, influence de la concentration et la vitesse d'écoulement". Mémoire de master. **U**niversité A. M. OULHADJ. Bouira. Algérie.

Han G., Chung, T. S., Toriida M., & Tamai S. (2012). "Thin-film composite forward osmosis membranes with novel hydrophilic supports for desalination" J Membrane Sci 423 543-555.

Hop F.J.J. (1982). "Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities." Proceedings of the National Academy of Sciences 79(8): 2554-2558.

https://aquaporn.com/what-is-forward-osmosis, Aquaporin. What is forward osmoses

(Consulté le 10/02/2025).

https://aquaporn.com/what-is-forward-osmosis/Aquaporin.What is forward osmoses (Consulté le 25/02/2025).

https://en.wikipedia.org/wiki/Forward_osmosis Wikipedia contributors. (2025May 23). Forward osmosis. (Consulté le 17/03/2025).

Ilyas A., Hartanto Y., Lee, L. C., & Vankelecom I. F. J. (2022). "Vankelecom, Micro-patterned cellulose triacetate membranes for forward osmosis: Synthesis, performance and anti-fouling behavior" Desalination 542.

Jazini F., Karimi M., & Azari S. (2021). "Tuning the pore features of cellulose acetate/cellulose triacetate membranes via post-casting solvent treatment for forward osmosis" Carbohyd Polym 255.

Jean-Marc B. & Catherine J. (2002). "Les procédés membranaires pour le traitement de l'eau". Ministère de l'Agriculture, de l'Alimentation, de la Pêche et des Affaires Rurales. France.

Jeong N., Chung T.H. & Tong T. (2021). "Predicting micropollutant removal by reverse osmosis and nanofiltration membranes: Is machine learning viable?" Environmental Science & Technology, 55(16), 11348–11359.

Joy V. M., Feroz S., & Dutta S. (2022). "Artificial intelligence-based multiobjective optimization of reverse osmosis desalination pretreatment using a hybrid ZnO-immobilized/photo-Fenton process". Journal of Chemometrics, 36(8), e3434

Kahrizi M., Lin J., Ji G., Kong L., Song C., Dumée L.F., Sahebi S., & Zhao S. (2020). "Relating forward water and reverse salt fluxes to membrane porosity and tortuosity in forward osmosis: CFD modelling". Separation and Purification Technology, 241, 116727.

Kallem P., Gaur R., Pandey R. P., Hasan S. W., Choi H., & Banat F. (2021). "Thin film composite forward osmosis membranes based on thermally treated PAN hydrophilized PVDF electrospun nanofiber substrates for improved performance" J Environ Chem Eng 9(5).

Khaouane L. (2013). "Etude et Modélisation de la Biosynthèse des Antibiotiques à partir de Différentes Souches Productrices – Cas de bleuro mutiline". Thèse de doctorat. Université de Médéa. Algérie.

Khaouane L (2021). "Méthodes de Séparation par Membranes" Polycopié de l'Université Yahia Feres. Médéa. Algérie.

Kherbache S. et Ben labiod Y. (2022). " Prédiction des Propriétés Optiques du Sang par Réseaux de Neurones Artificielles ". Mémoire de master. Université Yahia Farès de Médéa.

Kim W. J., Campanella O., & Heldman D. R. (2022). "A stepwise approach to predict the performance of forward osmosis operation: Effect of temperature and flow direction" Desalination 538.115889.

Kim W. J., & Heldman D. R. (2021). "A mathematical estimation of the structural parameter for prediction of Forward Osmosis (FO) performance" J Water Process Eng 39.

Kohonen T. (1982). "Self-organized formation of topologically correct feature maps." Biological Cybernetics 43(1): 59-69.

Kuang W., Liu Z. N., Kang G. D., Liu D. D., Zhou M. Q., & Cao Y. M. (2016). "Effect of sulphonated polyethersulfone substrate for thin film composite forward osmosis membrane". Desalination 389.129-136.

Kwon S. J., Park S. H., Shin M. G., Park M. S., Park K., Hong S., Park H., Park Y. I., & Lee J. H. (2019). "Fabrication of high performance and durable forward osmosis membranes using mussel-inspired polydopamine-modified polyethylene supports". J Membrane Sci 584 ; 89-99.

Laidi M. (2009). "Approche neuronale pour l'estimation du coefficient de diffusion moléculaire apparent dans Un milieu poreux anisotrope bois ". Thèse de magister. Université de Yahia Farés. Médéa. Algérie.

Leitner L. 2013. "Etude d'un procédé de filtration membranaire à sélectivité variable et contrôlée utilisant des membranes de polydiméthylsiloxane en milieu organique : application à la séparation". Thèse de doctorat, Université de Lorraine, France.

Liu, X., & Ng, H. Y. (2014). "Double-blade casting technique for optimizing substrate membrane in thin-film composite forward osmosis membrane fabrication" J Membrane Sci 469; 112-126.

Liu X., & Ng H. Y. (2015). "Fabrication of layered silica-polysulfone mixed matrix substrate membrane for enhancing performance of thin-film composite forward osmosis membrane" J Membrane Sci 481;148-163.

Low Z.-X., Liu Q., Shamsaei E., Zhang X., & Wang H. (2015). "Preparation and characterization of thin-film composite membrane with nanowire-modified support for forward osmosis process" Membranes 5(1)136-149.

Ma D. C., Han G., Peh S. B., & Chen S. B. (2017). "Water-Stable Metal-Organic Framework UiO-66 for Performance Enhancement of Forward Osmosis Membranes" Ind Eng Chem Res 56(44) 12773-12782.

Ma N., Wei J., Qi S. R., Zhao Y., Gao Y. B., & Tang C. Y. Y. (2013). "Nanocomposite substrates for controlling internal concentration polarization in forward osmosis membranes". J Membrane Sci 441 54-62.

Manickam S. S., & McCutcheon J. R. (2015). "Model thin film composite membranes for forward osmosis: Demonstrating the inaccuracy of existing structural parameter models". J Membrane Sci 483 (2015) 70-74.

Martin J. T., Kolliopoulos G., & Papangelakis V. G. (2020). "An improved model for membrane characterization in forward osmosis". J Membrane Sci 598.

Ma S. H., Wu X., Fan L. H., Wang Q., Hu Y. X., & Xie Z. L. (2023). "Effect of Different Draw Solutions on Concentration Polarization in a Forward Osmosis Process: Theoretical Modeling and Experimental Validation" Industrial & Engineering Chemistry Research.62.8.

Meftouh M. et Nedjar O. (2021). "Modélisation et Simulation d'une Unité d'Osmose Inverse Fonctionnant en Boucle Fermée". Mémoire de master, Abdel Hamid Ibn Badis Université Mostaganem. Algérie.

Misstear B., Aureli A., Sterckx A., Vargas C. R., Scheihing K., & Kukurić N. (2022)."The United Nations World Water Development Report 2022": Groundwater – Making the Invisible Visible. UNESCO.

Moody J. et Darken C. J. (1989)." Fast learning in networks of locally-tuned processing units" neural computation 1(2): 281–294.

Nawaz M. S., AlamoudiT., Soukane S., Obaid M., & Ghaffour N. (2022). "Effect of colder stream temperature control on energy utilization, flux, RSF, and membrane integrity in asymmetric temperature FO systems". Process Saf Environ 161;67-77.

Odabaşı Ç., Dologlu P., Gülmez F., Kuşoğlu G., & Çağlar Ö. (2022). "Investigation of the factors affecting reverse osmosis membrane performance using machine-learning techniques". Computers & Chemical Engineering, 159, 107669.

Pan Y. H., Zhao Q. Y., Gu L., & Wu Q. Y. (2017). "Thin film nanocomposite membranes based on imologite nanotubes blended substrates for forward osmosis desalination". Desalination 421;160-168.

Park M. J., Phuntsho S., He T., Nisola G. M., Tijing L. D., Li X. M., Chen G., Chung W. J., & Shon H. K. (2015). "Graphene oxide incorporated polysulfone substrate for the fabrication of flat-sheet thin-film composite forward osmosis membranes" J Membrane Sci 493;496-507.

Phillip W. A., Yong J. S., & Elimelech M. (2010). "Reverse Draw Solute Permeation in Forward Osmosis: Modeling and Experiments" Environ Sci Technol 44(13); 5170-5176.

Qingchun Ge, Mingming Ling, Tai-Shung Chung (2013). Draw solutions for forward osmosis processes: Developments, challenges, and prospects for the future. Journal of Membrane Science, 442, 248–268.

Qiu M., Wang J. X., & He C. J. (2018). "A stable and hydrophilic substrate for thin-film composite forward osmosis membrane revealed by in-situ cross-linked polymerization" Desalination 433 1-9.

Rastgar M., Shakeri A., Bozorg A., Salehi H., & Saadattalab V. (2017). "Impact of nanoparticles surface characteristics on pore structure and performance of forward osmosis membranes". Desalination 421 179-189.

Rath R., Dutta D., Kamesh, R., Sharqawy, M. H., Moulik, S., & Roy, A. (2022). Rational design of high power density “Blue Energy Harvester” pressure retarded osmosis (PRO) membranes using artificial intelligence-based modeling and optimization. Energy Conversion and Management, 253, 115160.

Rosenblatt F. (1958). "The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain." Psychological Reviews 65 (6): 386-408.

Sahebi S., Phuntsho S., Woo Y. C., Park M. J., Tijing L. D., Hong S., & Shon H. K. (2016). "Thin film composite forward osmosis membranes with poly(2-hydroxyethyl methacrylate) grafted nano-TiO2 as additive in substrate". J Appl Polym Sci 133(31).

Sahebi, S., Kahrizi, M., Fadaie, N., Hadadpour, S., Ramavandi, B., & Gonzales, R. R. (2021). "Developing a Thin Film Composite Membrane with Hydrophilic Sulfonated Substrate on Nonwoven Backing Fabric Support for Forward Osmosis". Membranes-Basel 11(11).

Sahebi, S., Sheikhi, M., Ramavandi, B., Zhao, S. F., Baniasadi, J., Fadaie, N., & Mohammadi, T. (2020). "Developing novel thin film composite membrane on a permeate spacer backing fabric for forward osmosis". Chem Eng Res Des 160: 326-334.

Serge A et Carl O. (2018). "L'osmose directe et l'osmose inverse Technologies ennemies ou complémentaires". Article Technique. Canada.

Shen L., Xiong S., & Wang Y. (2016). "Graphene oxide incorporated thin-film composite membranes for forward osmosis applications". Chem Eng Sci 143 194-205.

Shen L., Zhang X., Tian L., Li Z., Ding C., Yi M., Han C., Yu X., & Wang Y. (2020). "Constructing substrate of low structural parameter by salt induction for high-performance TFC-FO membranes". J Membrane Sci 600.

Shaoheng M., Xing W., Linhua Fa., Qun W., Yunxia H., et Zongli X. (2023)." Effect of Different Draw Solutions on Concentration Polarization in a Forward Osmosis Process: Theoretical Modeling and Experimental Validation". Industrial & Engineering Chemistry Research, 62(8), 3672–3683.

Shaoheng Ma, Xing Wu, Linhua Fan, Zongli Xie (2024). "Predicting water flux and reverse solute flux in forward osmosis processes using artificiel neural networks (ANN) modelling with structural parameters". Journal of Membrane Science. 351, 128092.

Shibuya M., Park M. J., Lim S., Phuntsho S., Matsuyama H., & Shon H. K. (2018). "Novel CA/PVDF nanofiber supports strategically designed via coaxial electrospinning for high performance thin-film composite forward osmosis membranes for desalination" Desalination 445 63-74.

Shokrollahzadeh S., & Tajik S. (2018). "Fabrication of thin film composite forward osmosis membrane using electrospun polysulfone/polyacrylonitrile blend nanofibers as porous substrate" Desalination 425;68-76.

Shuaifei Zhaoa, Zoua L, Chuyang Y. Tang b, Mulcahya D. (2012). "Recent developments in forward osmosis: Opportunities and challenges". Journal of Membrane Science. 396. 1–21.

Silva V., Prádanos P., Palacio L., & Hernández A. (2009). "Alternative pore hindrance factors: What one should be used for nanofiltration modelization?" Desalination, 245(1–3), 606–613.

Song X. J., Wang L., Mao L. L., & Wang Z. N. (2016). "Nanocomposite Membrane with Different Carbon Nanotubes Location for Nanofiltration and Forward Osmosis Applications" .Acs Sustain Chem Eng 4(6) 2990-2997.

Stillman D., Krupp L., & La Y. H. (2014). "Mesh-reinforced thin film composite membranes for forward osmosis applications: The structure-performance relationship" J Membrane Sci 468 308-316.

Talbi M L. (2011). "Analyse et traitement du signal électro cardiographique (ECG)." Thèse de Doctorat. Université mentouri de Constantine. Constantine, Algérie.

Tan M., He G.H., Li X. C., Liu, Y.F., Dong C.X., & Feng J.H. (2012). "Prediction of the effects of preparation conditions on pervaporation performances of polydimethylsiloxane (PDMS)/ceramic composite membranes by backpropagation neural network and genetic algorithm". Separation and Purification Technology, 89, 142–146.

Tian M., Wang Y. N., & Wan, R. (2015). "Synthesis and characterization of novel high-performance thin film nanocomposite (TFN) FO membranes with nanofibrous substrate reinforced by functionalized carbon nanotubes". Desalination 370;79-86.

Tian M., Wang Y. N., Wang R., & Fane A. G. (2017). "Synthesis and characterization of thin film nanocomposite forward osmosis membranes supported by silica nanoparticle incorporated nanofibrous substrate". Desalination 401;142-150.

Tzahi Y. et Cath a et Amy E. (2006). " Forward osmosis: Principles, applications, and recent developments". Journal of Membrane Science. 281(1–2), 70–87.

Wang W.W., Guo Y., Liu M. Y., Song X. K., & Duan J. H. (2020). "Porous nano-hydroxyapatites doped into substrate for thin film composite forward osmosis membrane to show high performance". Korean J Chem Eng 37(9);1573-1584.

Wang Y., Chung T. S., & Amy G. (2012). "Developing thin-film-composite forward osmosis membranes on the PES/SPSf substrate through interfacial polymerization" Aiche J 58(3); 770-781.

Wang Y., Fang, Z. D., Zhao, S. F., Ng, D., Zhang, J., & Xie, Z. L. (2018). "Dopamine incorporating forward osmosis membranes with enhanced selectivity and antifouling properties". Rsc Adv 8(40).

Wang L., Kahrizi M., Lu P., Wei Y. Y., Yang H., Yu Y. F., Wang L. H., Li Y. S., & Zhao S. F. (2021). "Enhancing water permeability and antifouling performance of thin-film composite membrane by tailoring the support layer". Desalination 516.

Wang Y., Li X. Y., Zhao S. F., Fang Z. D., Ng D., Xie C. X., Wang H. T., & Xie Z. L. (2019). "Thin-Film Composite Membrane with Interlayer Decorated Metal-Organic Framework UiO-66 toward Enhanced Forward Osmosis Performance". Ind Eng Chem Res 58(1) 195-206.

Wang Y.Q., & Xu T. W. (2015). "Anchoring hydrophilic polymer in substrate: An easy approach for improving the performance of TFC FO membrane". J Membrane Sci 476; 330-339.

Wei J., Qiu C. Q., Tang C. Y. Y., Wang R., & Fane A. G. (2011). "Synthesis and characterization of flat-sheet thin film composite forward osmosis membranes." J Membrane Sci 372(1-2) 292-302.

Widjojo, N., Chung, T. S., Weber M., Maletzko C., & Warzelhan V. (2012). "The role of sulphonated polymer and macrovoid-free structure in the support layer for thin-film composite (TFC) forward osmosis (FO) membranes ". J Membrane Sci 389 544-544.

Wu Q.Y., Xing X.Y., Y, Y., Gu L., & Xu Z. K. (2018). "Novel thin film composite membranes supported by cellulose triacetate porous substrates for high-performance forward osmosis" Polymer 153 150-160.

Wu X., Fang F., Zhang B. F., Wu J. J., & Zhang K. S. (2022). "Biogenic silver nanoparticles-modified forward osmosis membranes with mitigated internal concentration polarization and enhanced antibacterial properties". Npj Clean Water 5(1).

Xu L. N., Yang T. T., Li M. D., Chang J. Q., & Xu J. (2020). "Thin-film nanocomposite membrane doped with carboxylated covalent organic frameworks for efficient forward osmosis desalination". J Membrane Sci 610.

Yong J. S., Phillip W. A., & Elimelech M. (2012). "Coupled reverse draw solute permeation and water flux in forward osmosis with neutral draw solutes" J Membrane Sci 392 9-17.

You S. J., Wang X. H., Zhong M., Zhong Y. J., Yu C., & Ren N. Q. (2012). "Temperature as a factor affecting transmembrane water flux in forward osmosis: Steady-state modeling and experimental validation". Chem Eng J 198 52-60.

Zhang X., Shen L., Lang W. Z., & Wang Y. (2017). Improved performance of thin-film composite membrane with PVDF/PFSA substrate for forward osmosis process, J Membrane Sci 535; 188-199.

Zhang X., Xiong S., Liu C. X., Shen L., Ding C., Guan C. Y., & Wang Y. (2019). "Confining migration of amine monomer during interfacial polymerization for constructing thin-film composite forward osmosis membrane with low fouling propensity". Chem Eng Sci 207; 54-68.

Zhang X., Zheng J. H., Xu L. S., Yin M., Zhang G. L., Zhao W. Q., Zhang Z. Y., Shen, C., & Meng, Q. (2021). "Novel Thin Film Nanocomposite Forward Osmosis Membranes Prepared by Organic Phase Controlled Interfacial Polymerization with Functional Multi-Walled Carbon Nanotubes". Membranes-Basel 11(7).

Zhang X., Shen, L., Guan C. Y., Liu C. X., Lang W. Z., & Wang Y. (2018). "Construction of SiO2@MWNTs incorporated PVDF substrate for reducing internal concentration polarization in forward osmosis". J Membrane Sci 564 328-341.

Zheng K., Zhou S. Q., Cheng Z. Q., & Huang G. R. (2021). "Polyvinyl chloride/quaternized poly phenylene oxide substrates supported thin-film composite membranes: Enhancement of forward osmosis performance". J Membrane Sci 623.

Zheng K., Zhou S.Q., & Zhou X. (2018) "A low-cost and high-performance thin-film composite forward osmosis membrane based on an SPSU/PVC substrate". Sci Rep-Uk 8.

Zirehpour A., Rahimpour A., Seyedpour F., & Jahanshahi M. (2015). "Developing new CTA/CA-based membrane containing hydrophilic nanoparticles to enhance the forward osmosis desalination". Desalination 371 46-57.