

Laboratoire de Recherche en Hydraulique Appliquée et Environnement (LRHAE)

MÉMOIRE DE FIN D'ÉTUDES

Présenté par :

Mr NAIT BELAID Amazigh

Mr BENTOUATI Zakaria

En vue de l'obtention du diplôme de **MASTER**

Filière : **Hydraulique**

Spécialité : **Hydraulique urbaine**

INTITULE :

UTILISATION DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE POUR LA SURVEILLANCE ET L'EVALUATION DE LA QUALITE DE L'EAU DANS LA STATION DE DESSALEMENT (CAP DJINET).

Soutenu le **29 /06 / 2025** devant le jury composé de :

- Président : **Mr YAKOUBI Mohamed**
- Promoteur (s) : **Mme SAHNOUNE Cherifa née MEZHOUD**

Mr SAHNOUNE Rachid

- Examinateur (s) : **BRAKENI Abderrezak**

Populaire et Démocratique Algérienne République
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Déclaration sur l'honneur
Engagement pour respecter les règles d'authenticité scientifique dans
l'élaboration d'un travail de recherche

Arrêté ministériel n° 1082 du 27 décembre 2020 ()
fixant les règles relatives à la prévention et la lutte contre le plagiat*

Je soussigné,

Nom : ...Nait Belaid.....

Prénom : ...Amazigh.....

Matricule : ...202031015485.....

Spécialité et/ou Option : ...Hydraulique urbaine.....

Département: ...Hydraulique.....

Faculté: ...Technologies.....

Année universitaire : ...2024/2025.....

et chargé de préparer un mémoire de (Licence, Master, Autres à préciser) : ...Master.....

Intitulé: ...Utilisation de l'intelligence artificielle pour la
suveillance et l'évaluation de la qualité de l'eau dans
la station de dessalement (Cap. finit).....

declare sur l'honneur, m'engager à respecter les règles scientifiques, méthodologiques,
et les normes de déontologie professionnelle et de l'authenticité académique requises dans
l'élaboration du projet de fin de cycle cité ci-dessus.

Fait à Béjaïa le
07/07/2025

Signature de l'intéressé

(*) *Lu et approuvé*



(*) Arrêté ministériel disponible sur le site www.univ-bejaia.dz/formation (rubrique textes réglementaires)

Populaire et Démocratique Algérienne République
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Déclaration sur l'honneur
Engagement pour respecter les règles d'authenticité scientifique dans
l'élaboration d'un travail de recherche

Arrêté ministériel n° 1082 du 27 décembre 2020 (*)
fixant les règles relatives à la prévention et la lutte contre le plagiat

Je soussigné,

Nom : Bentouati.....

Prénom : Zakaria.....

Matricule : 171733067666.....

Spécialité et/ou Option : Hydraulique urbaine.....

Département : Hydraulique.....

Faculté : Technologie.....

Année universitaire : 24/25.

et chargé de préparer un mémoire de (Licence, Master, Autres à préciser) : M.A.S.Ter.....

Intitulé : utilisation de l'intelligence Artificielle pour
la surveillance et l'évaluation de la qualité de l'eau
dans la station de Denalemen.....

déclare sur l'honneur, m'engager à respecter les règles scientifiques, méthodologiques,
et les normes de déontologie professionnelle et de l'authenticité académique requises dans
l'élaboration du projet de fin de cycle cité ci-dessus.

Fait à Béjaïa le
07/07/2025

Signature de l'intéressé

(*) Lu et approuvé

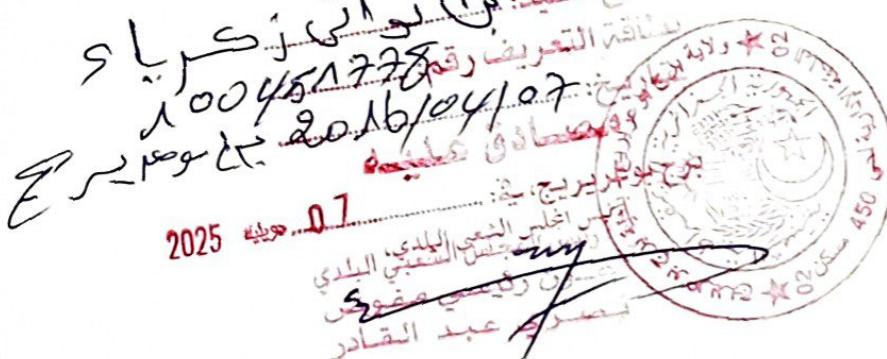


Table des matières

La liste des figures.....	4
La liste des Tableaux	4
Remerciement.....	5
Introduction Générale.....	7
Chapitre I : Généralités sur le dessalement de l'eau de mer	10
I.1. Introduction.....	10
I.2. Revue de la littérature	10
I.2.1. Historique du dessalement	11
I.2.2. Principales technologies de dessalement	11
I.2.2.1. Procédés thermiques	11
I.2.2.2. Procédés membranaires	12
I.2.3. Avancées scientifiques et défis techniques du dessalement de l'eau	12
I.2.4. Avantages et inconvénients des différentes techniques.....	14
I.3. Généralités sur le dessalement de l'eau de mer	15
I.3.1. Captage d'eau de mer.....	15
I.3.2. Le prétraitement	15
I.3.2.1. Les étapes clés du prétraitement	16
I.3.3. Les différents procédés du dessalement d'eau de mer	16
I.3.3.1 Le procédé de l'osmose inverse	17
I.3.3.2. Le procédé de la distillation	17
I.3.4. Avantages et inconvénients de la distillation	18
I.3.5. Avantages et inconvénients de l'osmose inverse	18
I.3.6. L'impact environnemental du dessalement des eaux de mer	18
I.3.7. Les problèmes techniques du dessalement	19
I.3.8. Solutions techniques proposées	19
I.3.9. Le dessalement en Algérie	20
I.3.10. Caractéristiques de la qualité de l'eau dessalée	20
I.3.10.1. Caractéristiques physico-chimiques.....	20
I.3.10.2. Paramètres bactériologique	21
I.3.10.3. Autres paramètres.....	21
I.3.11. Normes de potabilité d'une eau de mer après traitement.....	22
I.3.12. Conclusion	22
Chapitre II. L'intelligence artificielle appliquée à la gestion de la qualité de l'eau en station de dessalement	24

II.1. Introduction	24
II.2. Différents types d'IA	24
II.2.1. Intelligence Artificielle faible	24
II.2.2. L'intelligence Artificielle forte	25
II.2.3. La super intelligence artificielle	25
I.3. Techniques d'apprentissage automatique.....	25
II.3.1. Apprentissage automatique supervisé	25
II.3.2. Apprentissage automatique non supervisé.....	25
II.3.3. Apprentissage automatique semi-supervisé	26
II.3.4. Apprentissage automatique renforcé	26
II.4. Les algorithmes d'apprentissage automatique.....	26
II.5. Les domaines d'application de l'intelligence artificielle.....	27
II.6. Impact social et économique de l'IA	28
II.6.1. Impact social.....	28
II.6.2. Impact économique.....	28
II.8. Les meilleurs langages pour l'apprentissage automatique	28
II.9. Intégration du langage Python dans l'analyse des données de qualité de l'eau	29
II.10. Conclusion	29
Chapitre III : Matériels et méthodes.....	31
III.1. Introduction	31
III.2. Matériels et Méthodes	31
III.3. Présentation de la station de dessalement	32
III.4. Localisation géographique de la station de dessalement de Cap Djinet	33
III.5. Le processus de dessalement des eaux de mer de la station Cap Djinet	33
III.5.1 Captage de l'eau de mer	33
III.5.2. Le prétraitement	33
III.5.2.1. Prétraitement chimique	34
III.5.2.2. Prétraitement physique	36
III.5.3. Le procédé d'osmose inverse	37
III.5.3.1. Pompe à haute pression	37
III.5.3.2. Systèmes de membranes d'osmose inverse.....	38
III.5.3.3. Récupération d'énergie.....	38
III.5.3.4. Poste de nettoyage chimique des membranes	39
III.6. Post-traitement	40

II.6.1. Prélèvement et échantillonnage	40
II.6.2. Paramètres physico-chimiques	40
II.6.3. Paramètres chimiques	43
III.8. Conclusion.....	45
Chapitre IV. Résultats et discussions.....	47
IV. 1. Analyse des Résultats et Discussion.....	53
IV.1.1. Conformité de la Qualité de l'Eau Traitée aux Normes OMS	53
VI.1.2. Évaluation Comparative des Modèles de Prédition	53
VI.1.3. Interprétation des variations hebdomadaires des paramètres physico-chimiques de l'eau de mer et de la saumure.....	55
Conclusion générale et perspectives	57
Références	59

La liste des figures

Figure I. 1. Schéma représentatif d'une station de dessalement	15
Figure I. 2. Osmose et osmose inverse	17
Figure I. 3. La technologie du dessalement hybride	19
Figure I. 4. Effets du colmatage et de la corrosion sur les membranes de dessalement	20
Figure II. 1. Exemple d'une régression linéaire Et une régression logistique	27
Figure II. 2. Techniques de classification : Arbre de décision et hyperplan SVM.....	27
Figure III. 1. La station de dessalement avec le système de captage de l'eau de mer	33
Figure III. 2. Les matériaux de prétraitement.....	37
Figure III. 3. Emplacement des échangeurs de pression ainsi que les pompes booster	39
Figure III. 4. Lits de calcite et bâtiment de la saumure	43
Figure III. 5. Équipements de mesure des paramètres physico-chimiques et chimiques utilisés à la station de dessalement de Cap Djinet.....	44
Figure IV 1. Les concentrations des paramètres physico-chimiques des échantillons analysés par rapport aux normes de l'OMS	48
Figure IV 2. Les concentrations des paramètres chimiques des échantillons analysés par rapport aux normes de l'OMS	49
Figure IV 3. L'analyse comparative des modèles de Régression Linéaire (RL) et de Perceptron Multicouche (MLP) pour la prédiction des concentrations des paramètres physico-chimiques de l'eau à la Semaine 4	50
Figure IV 4. L'analyse comparative des modèles de Régression Linéaire (RL) et de Perceptron Multicouche (MLP) pour la prédiction des concentrations des paramètres chimiques à la Semaine 4	51
Figure IV 5. Comparaison des paramètres de l'eau de mer et de la saumure	52

La liste des Tableaux

Tableau II. 1. Avantages et inconvénients de l'intelligence artificielle.....	28
Tableau IV. 1. Les concentrations physico-chimiques des échantillons analysés	47
Tableau IV. 2. Les concentrations des paramètres chimiques des échantillons analysés	47
Tableau IV. 3. Les concentrations des paramètres de l'eau de mer	47
Tableau IV. 4. Les concentrations des paramètres de de la saumure.....	47

Remerciement

Avant toute chose, nous exprimons notre profonde gratitude à **DIEU** Tout-Puissant, qui nous a guidés, inspirés et donné la force nécessaire pour mener à bien nos études etachever ce travail.

Nous adressons nos sincères remerciements à toutes les personnes qui ont, de près ou de loin, contribué à la réalisation de ce mémoire.

Nous exprimons notre reconnaissance particulière à nos encadrants, **Madame SAHNOUNE Chérifa et Monsieur SAHNOUNE Rachid**, pour leur accompagnement constant, la qualité de leur encadrement, leurs conseils éclairés et leur grande disponibilité tout au long de ce projet. Leur soutien a été déterminant dans l'aboutissement de ce travail.

Nous remercions également les membres du jury, **Monsieur YAKOUBI Mohamed et Monsieur BRAKENI Abderrezak**, d'avoir accepté d'évaluer notre travail et de nous faire bénéficier de leurs remarques constructives.

Nos remerciements s'adressent aussi à l'ensemble des enseignants du département d'Hydraulique pour la qualité de leur enseignement tout au long de notre formation, qui nous a permis d'acquérir les connaissances et compétences nécessaires à la réalisation de ce mémoire.

Enfin, nous tenons à exprimer notre profonde gratitude à nos familles et à nos amis pour leur soutien moral, leur patience et leurs encouragements indéfectibles tout au long de ce parcours

Introduction générale

Introduction Générale

L'eau douce représente une ressource essentielle au développement humain et à l'équilibre des écosystèmes, pourtant sa disponibilité se trouve gravement menacée par les pressions démographiques, l'urbanisation accélérée et les dérèglements climatiques. Face à cette crise hydrique globale, le dessalement des eaux marines s'est imposé comme une solution technologique incontournable, particulièrement dans les régions côtières arides. Bien que couvrant environ 70% de la surface terrestre, les eaux océaniques, dont la salinité les rend improches à la consommation directe, constituent paradoxalement la réponse la plus prometteuse aux pénuries croissantes. Ce paradoxe hydrique place ainsi les procédés de désalinisation au cœur des stratégies contemporaines de sécurité hydrique.

Le dessalement moderne, apparu dans les années 1960, a connu des évolutions technologiques majeures, passant des méthodes thermiques énergivores aux systèmes à membrane plus efficaces. Cependant, ces avancées ne suffisent pas à résoudre l'équation complexe entre besoins croissants en eau potable et impératifs de durabilité. Les défis persistent notamment au niveau de la consommation énergétique, de l'impact environnemental des rejets de saumure et de la nécessité de maintenir une qualité d'eau constante selon les normes internationales. C'est dans ce contexte que notre recherche propose une approche innovante combinant analyse conventionnelle de la qualité de l'eau et méthodes avancées d'intelligence artificielle. L'émergence récente des technologies numériques dans le domaine de la gestion de l'eau ouvre des perspectives inédites pour optimiser les processus de dessalement. L'intelligence artificielle, avec ses capacités prédictives et ses algorithmes d'apprentissage automatique, permet d'envisager une surveillance plus efficace et proactive des paramètres qualitatifs. Notre étude se concentre spécifiquement sur la station de Cap Djinet, où nous appliquons des techniques de data science pour évaluer la conformité de l'eau produite aux standards de l'OMS, tout en développant des modèles prédictifs capables d'anticiper les variations qualitatives.

Cette approche dual, à la fois analytique et prospective, répond à un besoin crucial du secteur : transformer la gestion des usines de dessalement d'une logique réactive à une logique prédictive. En intégrant des outils numériques avancés dans le monitoring quotidien, nous visons à établir un nouveau paradigme dans l'exploitation des installations de dessalement, plus efficient et plus durable. La méthodologie développée combine ainsi des analyses physico-chimiques traditionnelles avec des algorithmes de machine learning implémentés en Python, permettant une évaluation complète tant des performances actuelles que des tendances futures.

L'originalité de ce travail réside dans son approche intégrée, où la data science vient renforcer les protocoles existants de contrôle qualité. D'une part, nous établissons un diagnostic précis de la conformité actuelle aux normes OMS à travers une analyse statistique rigoureuse des données opérationnelles. D'autre part, nous dépassons le cadre de l'évaluation instantanée en développant des modèles capables de projeter l'évolution des paramètres critiques, offrant ainsi aux gestionnaires un outil d'aide à la décision inédit. Cette double dimension répond aux exigences croissantes de résilience et d'adaptabilité des infrastructures hydrauliques face aux changements globaux.

La pertinence de cette recherche s'inscrit également dans le contexte algérien, où les ressources en eau conventionnelles subissent une pression accrue. Le dessalement y joue déjà un rôle stratégique dans l'approvisionnement des populations côtières, et son importance ne fera que croître dans les décennies à venir. En proposant des méthodes innovantes pour optimiser ces installations, notre contribution vise autant l'amélioration technique immédiate que la préparation aux défis futurs. Les résultats obtenus pourront servir de référence pour d'autres stations similaires en Méditerranée, région particulièrement vulnérable aux stress hydriques.

Ce mémoire se structure en trois parties principales permettant une progression logique de la réflexion. La première partie établit le cadre théorique, présentant à la fois les fondamentaux technologiques du dessalement et l'état de l'art des applications de l'IA dans ce domaine. La seconde partie détaille la méthodologie originale développée pour cette étude, depuis la collecte des données jusqu'aux protocoles d'analyse. Enfin, la troisième partie présente et interprète les résultats obtenus, ouvrant sur des perspectives concrètes d'amélioration des pratiques industrielles. Cette architecture reflète la démarche scientifique rigoureuse qui sous-tend l'ensemble de notre travail.

Au-delà de son apport académique, cette recherche entend donc proposer des solutions opérationnelles aux défis contemporains du dessalement. En démontrant la valeur ajoutée des approches numériques avancées dans la gestion quotidienne des usines, nous souhaitons contribuer à la transition vers une gestion plus intelligente et durable des ressources en eau. La crise hydrique annoncée par les experts nécessite en effet des réponses innovantes, où la technologie sert non seulement à produire plus d'eau, mais surtout à le faire de manière plus efficace et respectueuse de l'environnement. C'est cette ambition que porte fondamentalement notre travail.

Chapitre I : Généralités sur le dessalement de l'eau de mer

Chapitre I : Généralités sur le dessalement de l'eau de mer

I.1. Introduction

Le dessalement de l'eau, également connu sous le nom de désalinisation, est un processus qui permet de transformer l'eau salée ou saumâtre en eau douce potable. Cette technique est devenue incontournable dans de nombreuses régions du monde confrontées à une pénurie d'eau douce, notamment en raison de la croissance démographique, de l'urbanisation accélérée et des changements climatiques. En effet, bien que l'eau couvre environ 70 % de la surface terrestre, près de 97 % de cette eau est salée, et seule une faible part de l'eau douce est directement accessible pour les besoins humains Elimelech & Phillip (2011).

Face à cette situation critique, le dessalement s'impose comme une alternative stratégique pour répondre à la demande croissante en eau, en particulier dans les zones arides et côtières. Toutefois, malgré son utilité indéniable, cette technologie n'est pas sans limites. Elle soulève des enjeux environnementaux comme le rejet de saumures et énergétiques tel que la consommation élevée d'électricité, ce qui rend sa mise en œuvre complexe et sa durabilité sujette à débat.

La problématique de ce travail s'inscrit dans ce contexte : comment évaluer la qualité de l'eau produite par une station de dessalement et dans quelle mesure cette eau répond-elle aux normes internationales de potabilité, notamment celles de l'OMS. Pour y répondre, ce mémoire propose une analyse des données issues d'une station de dessalement, à l'aide du langage Python, afin de comparer les résultats obtenus aux normes de qualité de l'eau fixées par l'Organisation mondiale de la santé (OMS).

Dans ce chapitre, nous commencerons par une revue de la littérature consacrée aux principales approches et technologies de dessalement utilisées dans le monde, en mettant en évidence les travaux récents dans ce domaine. Ensuite, nous présenterons des généralités sur le dessalement de l'eau de mer, en abordant les définitions clés, les procédés techniques les plus courants, ainsi que les avantages, les inconvénients et les principaux défis associés à cette solution.

I.2. Revue de la littérature

La présente revue de la littérature a pour objectif de fournir un état des connaissances actuel sur le dessalement de l'eau, en mettant en lumière les principales technologies, avancées scientifiques, ainsi que les défis et limitations rencontrés dans ce domaine. Cette vision critique permettra de situer le contexte de notre étude, d'identifier les lacunes à combler, et de justifier

l'approche méthodologique adoptée pour l'analyse des données issues de la station de dessalement.

I.2.1. Historique du dessalement

Le dessalement, ou désalinisation, est une technique utilisée depuis plusieurs siècles, bien que ses formes modernes soient relativement récentes. Les premières pratiques documentées remontent à l'Antiquité, où des méthodes simples de distillation étaient employées pour obtenir de l'eau douce à partir de l'eau de mer, notamment lors des voyages en mer.

Le développement industriel du dessalement a réellement commencé au 20^e siècle, avec la mise en place des premières usines commerciales dans les années 1950 et 1960, principalement dans les pays du Moyen-Orient, confrontés à un manque criant d'eau douce. Depuis, les technologies se sont considérablement améliorées, avec des avancées majeures dans les procédés thermiques et membranaires, permettant une production d'eau potable plus efficace et à plus grande échelle.

I.2.2. Principales technologies de dessalement

Le dessalement de l'eau de mer s'appuie principalement sur deux grandes familles de technologies : les procédés thermiques et les procédés membranaires. Chaque catégorie présente ses propres mécanismes, avantages et contraintes.

I.2.2.1. Procédés thermiques

Les procédés thermiques reposent sur la vaporisation de l'eau salée suivie de la condensation de la vapeur pour obtenir de l'eau douce. Les plus courants sont :

- ✓ **Distillation multi-étages** : L'eau salée est chauffée puis évaporée en plusieurs étapes successives à différentes pressions, ce qui permet d'économiser de l'énergie. La vapeur est ensuite condensée pour récupérer l'eau douce.
- ✓ **Distillation à effet multiple** : Ce procédé utilise une série de réservoirs (effets) où la vapeur générée dans un effet sert à chauffer le suivant, optimisant ainsi la consommation énergétique.
- ✓ **Vaporisation thermique sous vide** : Technique plus avancée qui récupère la vapeur et la compresse pour réutilisation dans le processus, améliorant ainsi l'efficacité énergétique.

Les procédés thermiques sont robustes et adaptés aux grandes capacités, mais ils consomment généralement beaucoup d'énergie thermique, souvent fournie par des sources fossiles.

I.2.2.2. Procédés membranaires

Les procédés membranaires utilisent une membrane semi-perméable pour séparer l'eau douce des sels dissous sous l'effet d'une pression appliquée. Les plus répandus sont :

- ✓ **Osmose inverse** : C'est la technique la plus utilisée actuellement dans le monde. L'eau salée est forcée à travers une membrane qui bloque les sels et laisse passer l'eau douce. Ce procédé est plus économique en énergie que les procédés thermiques et peut être adapté à différentes capacités.
- ✓ **Électrodialyse** : Utilise un champ électrique pour déplacer les ions à travers des membranes échangeuses d'ions, séparant ainsi l'eau salée de l'eau douce.
- ✓ **Nano filtration** : Similaire à l'osmose inverse, mais avec des membranes moins fines, utilisée notamment pour la réduction partielle de la salinité.

Les procédés membranaires nécessitent un prétraitement rigoureux de l'eau pour éviter l'encrassement des membranes, ce qui représente un défi opérationnel.

I.2.3. Avancées scientifiques et défis techniques du dessalement de l'eau

La pénurie d'eau douce constitue aujourd'hui l'un des défis majeurs pour l'humanité. Cette crise est principalement due à la croissance démographique rapide, à l'industrialisation accrue et aux effets du changement climatique, qui contribuent à la dégradation et à l'épuisement des ressources hydriques traditionnelles (Ekwateur, 2025). Face à cette situation critique, le dessalement de l'eau de mer et des eaux saumâtres s'impose comme une solution prometteuse pour répondre à la demande croissante en eau potable. Toutefois, les technologies actuelles présentent encore des limitations en matière de consommation énergétique, de coûts élevés et d'impacts environnementaux, justifiant ainsi le besoin d'innovations continues.

Les efforts de recherche récents se concentrent sur l'amélioration de la performance des procédés, la réduction de la consommation énergétique et la diminution des impacts environnementaux. L'optimisation énergétique est au cœur de ces innovations, notamment à travers l'utilisation de systèmes hybrides combinant des procédés thermiques comme la distillation multi-effets (MED) et membranaires comme l'osmose inverse (OI), ainsi que l'intégration des énergies renouvelables (solaire, éolien).

Par exemple, l'étude d'Adda et al. (2016) sur un système de dessalement par OI en Algérie a montré qu'un échangeur de pression permet de réduire la consommation spécifique d'énergie à environ 2,17–2,27 kWh/m³. En parallèle, Pietrasanta et al. (2023) soulignent, à travers une

analyse bibliométrique, le développement croissant des systèmes de dessalement alimentés par des énergies renouvelables, contribuant à diminuer l'empreinte carbone.

L'intégration des technologies avancées, telles que l'intelligence artificielle (IA) et les nanotechnologies, représente un tournant dans le domaine. L'IA, notamment via l'apprentissage automatique et les réseaux de neurones, permet d'optimiser les paramètres de fonctionnement des usines de dessalement en temps réel, améliorant ainsi leur efficacité et réduisant les coûts énergétiques (GWT, 2024 ; Mahadeva et al., 2023).

Bissonnette (2008) a démontré que l'association entre IA et nano membranes peut augmenter le taux de récupération d'eau de 70 % à plus de 85 %, réduire l'encrassement des membranes de 40%, et prolonger leur durée de vie de 20 à 30 %. Ces systèmes permettent une maintenance prédictive, réduisant les interruptions et les coûts. Les membranes avancées, telles que celles à base d'oxyde de graphène ou de nanotubes de carbone, présentent également une perméabilité élevée et une excellente sélectivité. Naskar et al. (2020) ont montré que les membranes en nanotubes de phénine assurent un rejet complet des sels tout en maintenant un débit élevé. Néanmoins, ces membranes restent sensibles à l'encrassement, un problème que l'IA permet d'atténuer par une surveillance intelligente.

Un enjeu environnemental majeur du dessalement est la gestion des rejets de saumure, souvent déversés en mer. Ceux-ci peuvent impacter durablement la faune et la flore marines, comme l'ont souligné Filali & Bessenasse (2014) et Elimelech (2011). Des solutions innovantes ont été proposées. Bouazza (2024) recommande la valorisation des saumures dans une optique de zéro rejet liquide (ZLD). Chen et Ng (2023) ont conçu une combinaison de MED, compression thermique de vapeur (TVC) et cristallisation évaporative pour produire de l'eau douce tout en récupérant des sels commercialisables. De leur côté, Aljundi et al. (2024) et Zuo et al. (2022) ont testé des systèmes intégrant distillation membranaire et cristallisation, montrant leur efficacité pour transformer les saumures en solides exploitables.

L'Algérie, fortement touchée par les sécheresses et la raréfaction des ressources conventionnelles, a fait du dessalement une priorité stratégique, en particulier pour les zones côtières (Merdas & Kardoud, 2017). Des unités performantes ont été installées à Honaine, Ténès et Ain Bénain, illustrant la viabilité technique et économique de ces projets.

Avec une population côtière appelée à doubler d'ici 2040, la pression sur l'eau augmente. Les conditions méditerranéennes (salinité modérée, température relativement basse) sont favorables au dessalement par OI, qui y atteint un coût compétitif inférieur à 0,5 €/m³ (Kettab & Bessenasse, 2005). L'INRIA (2024) souligne également les progrès permis par l'IA et les nanotechnologies dans la surveillance en temps réel et la gestion décentralisée, notamment dans les régions isolées.

Malgré les avancées technologiques dans le domaine du dessalement, plusieurs contraintes persistent. La consommation énergétique demeure élevée, notamment pour l'osmose inverse (OI), qui nécessite entre 2,5 et 3 kWh/m³, représentant jusqu'à 50 % du coût total de production (IFRI, 2021 ; Adda et al., 2016). À cela s'ajoutent des coûts d'investissement et de maintenance importants, qui limitent l'adoption de cette technologie dans les pays disposant de faibles ressources économiques. Par ailleurs, la qualité de l'eau produite doit répondre à des normes strictes, comme celles établies par la directive européenne 2020/2184. Enfin, des obstacles liés à la réglementation et à l'acceptabilité sociale peuvent freiner le déploiement de projets de dessalement. Pour y remédier, une planification rigoureuse, la formation des acteurs locaux et une régulation environnementale stricte sont essentielles.

Le dessalement s'impose comme une réponse stratégique à la pénurie d'eau, en particulier dans les zones arides et côtières. Les progrès technologiques, notamment l'intégration de l'IA, des énergies renouvelables et des nanotechnologies, permettent d'améliorer l'efficacité, de réduire les coûts et de minimiser l'impact environnemental. Toutefois, pour garantir un développement durable de cette filière, il est crucial de relever les défis techniques, économiques, sociaux et environnementaux. Une approche intégrée, conjuguant innovation, régulation et participation des parties prenantes, permettra d'inscrire le dessalement dans une gestion durable des ressources en eau.

I.2.4. Avantages et inconvénients des différentes techniques

Le dessalement de l'eau de mer, en particulier par osmose inverse (OI), offre une solution efficace pour répondre à la pénurie d'eau dans les régions arides et côtières. Cette technologie permet la production d'une eau potable de qualité à partir d'une ressource abondante, en garantissant un haut taux de réjection des sels et des contaminants. Toutefois, malgré ces avancées, plusieurs contraintes subsistent. La consommation énergétique reste élevée, notamment pour l'OI, qui nécessite entre 2,5 et 3 kWh/m³, représentant jusqu'à 50 % du coût total de production (IFRI, 2021 ; Adda et al., 2016). À cela s'ajoutent des coûts d'investissement

et de maintenance importants, freinant l'adoption de cette technologie dans les pays à faibles ressources économiques. En outre, la qualité de l'eau produite doit répondre à des normes strictes, telles que la directive européenne 2020/2184, pour garantir sa potabilité. Par ailleurs, les projets de dessalement peuvent susciter des résistances d'ordre réglementaire ou social. Une planification rigoureuse, la formation des acteurs locaux et la mise en place d'une régulation environnementale stricte sont ainsi nécessaires pour assurer leur acceptabilité et leur durabilité.

I.3. Généralités sur le dessalement de l'eau de mer

Le processus de dessalement d'eau de mer se fait en quatre étapes :

1. Le captage d'eau de mer.
2. Le prétraitement.
3. Les différents procédés de dessalement.
4. Le post-traitement ou minéralisation.

I.3.1. Captage d'eau de mer

Un système de captage d'eau marine est une installation qui puise l'eau de mer pour différentes applications. Elle est employée dans des procédés comme la désalinisation, afin de transformer l'eau salée en eau destinée à la consommation. El-Dessouky et al. (2002)

I.3.2. Le prétraitement

Le processus de prétraitement est une étape qui consiste à retirer les particules, débris, micro-organismes, solides en suspension et limon de l'eau de mer avant qu'elle ne soit dirigée vers l'étape de séparation par osmose inverse, garantissant ainsi un fonctionnement sûr et rentable. Greenlee et al. (2009).

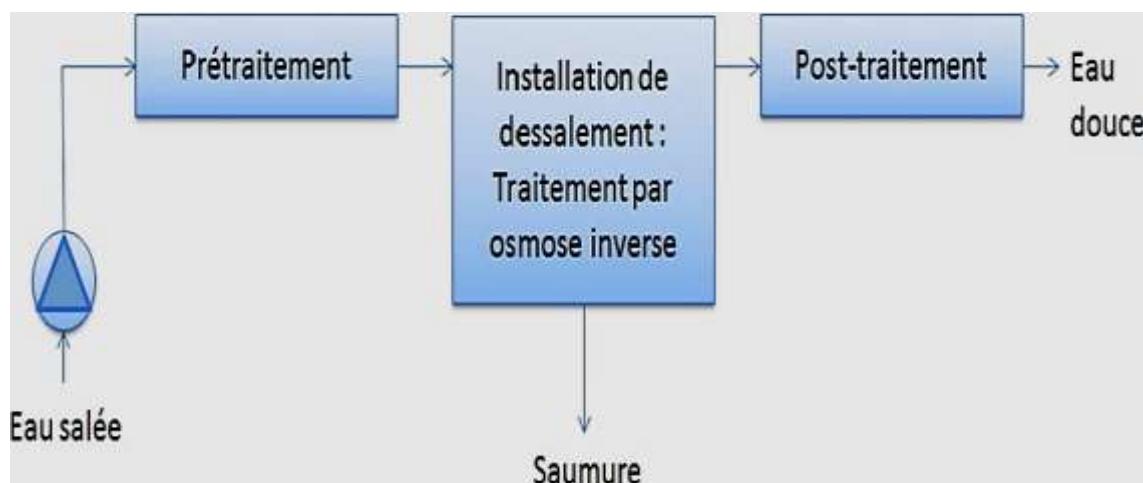


Figure I. 1. Schéma représentatif d'une station de dessalement

I.3.2.1. Les étapes clés du prétraitement

1. **Criblage et Filtrage** : Le criblage consiste en l'élimination des déchets flottants et des particules grossières, tandis que la filtration consiste à l'utilisation de filtres à sable ou à cartouche pour éliminer les particules en suspension.
2. **Coagulation et Floculation** : Coagulation : Ajout d'agents coagulants pour agglomérer les particules fines ; Floculation : Formation de flocs plus gros qui peuvent être facilement éliminés par décantation ou filtration.
3. **Flottation à Air Dissous** : Utilisée pour éliminer les matières organiques et les particules en suspension en faisant flotter les contaminants à la surface.
4. **Ultra filtration (UF)** : Utilisation de membranes pour éliminer les particules et les micro-organismes restants.
5. **Chloration et Déchloration** : Chloration : Désinfection pour éliminer les micro-organismes ; Déchloration : Élimination du chlore en excès pour éviter la corrosion des membranes.
6. **Dosage d'Antitarbre** : Ajout de produits tel que (L'acide phosphonique, acide sulfamique, acide critique et les polymères) pour prévenir la formation de tartre sur les membranes de dessalement.
7. **Ajustement du PH** : Ajustement du PH pour optimiser les conditions de traitement et protéger les membranes. À l'échelle industrielle, on utilise généralement des acides et des bases forts pour faire ajuster le PH. Voici quelques exemples de produits chimiques acides et basiques utilisés à l'échelle industrielle :
 - ✚ **Acides** : Acides sulfurique (H_2SO_4), Acides chlorhydrique (HCL), Acide nitrique (HNO_3).
 - ✚ **Bases** : Hydroxydes de sodium (NaOH) ; Hydroxydes de potassium (KOH) ; Ammoniaque (NH_3).

I.3.3. Les différents procédés du dessalement d'eau de mer

On identifie deux types de technologies contemporaines pour le dessalement de l'eau : la congélation et la distillation d'un côté, et l'osmose inverse et l'électrodialyse de l'autre côté. Ces deux méthodes ont prouvé leur efficacité dans le dessalement, les classant parmi les plus couramment utilisées à l'échelle mondiale. Les étapes de dessalement englobent quatre phases : l'obtention de l'eau via une pompe et un filtre, le prétraitement impliquant une filtration plus fine, l'ajout de biocides et d'agents anticalcaire, la phase de dessalement proprement dite, suivie d'un éventuel post-traitement qui inclut la reminéralisation de l'eau obtenue. Al-Karaghouli & Kazmerski (2013)

I.3.3.1 Le procédé de l'osmose inverse

L'osmose inverse est un procédé de dessalement utilisant des membranes semi-perméables sous haute pression (54 à 80 bars) pour séparer l'eau des sels dissous, sans changement d'état et à température ambiante (Fritzmann et al., 2007). L'eau douce obtenue contient environ 0,5 g/l de sels. Ce procédé nécessite principalement de l'électricité pour alimenter les pompes à haute pression. Un prétraitement soigné (filtration, biocide, acidification) est indispensable pour éviter le colmatage des membranes. La polarisation de concentration près de la membrane augmente localement la pression osmotique, favorisant la précipitation de sels peu solubles. Pour y remédier, une filtration tangentielle avec récupération d'énergie est utilisée, maintenant un flux turbulent qui réduit l'encrassement et améliore le rendement du système (Wenten & Khoiruddin, 2016).

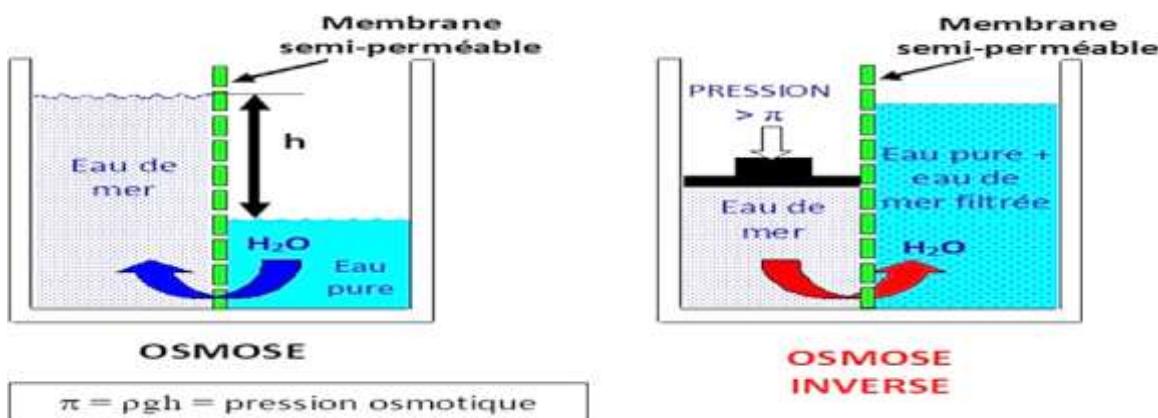


Figure I. 2. Osmose et osmose inverse

I.3.3.2. Le procédé de la distillation

Le dessalement thermique repose sur le principe de la distillation, qui consiste à chauffer l'eau de mer pour en évaporer une partie, puis à condenser la vapeur obtenue pour produire de l'eau douce, en reproduisant de manière accélérée le cycle naturel de l'eau (Darwish et al., 2015). Parmi les techniques les plus utilisées, la distillation flash à multiples étages (MSF) chauffe l'eau jusqu'à 120 °C, puis la détend brusquement dans des chambres à pression décroissante, provoquant une vaporisation instantanée. La vapeur se condense sur des tubes froids, tandis que l'eau résiduelle passe d'un étage à l'autre, avec récupération de chaleur à chaque phase (El-Dessouky & Ettouney, 2000). Cette méthode limite l'entartrage, fonctionne avec de la vapeur basse pression, mais nécessite une source thermique stable. Le procédé à effets multiples (MED), quant à lui, fonctionne à des températures plus basses (70–80 °C) sous pression réduite, avec un enchaînement d'évaporations-condensations en cascade sur des surfaces chauffées. Il existe

plusieurs variantes, comme les évaporateurs à tubes arrosés ou les systèmes compacts de type Easy MED, en cours de développement (Christ et al., 2018). Bien que plus économique en énergie, le MED nécessite un contrôle strict pour éviter les dépôts de sels (Ca SO_4 , Ca CO_3) liés à l'élévation de température.

I.3.4. Avantages et inconvénients de la distillation

- ✓ **Avantages** : Fonctionne indépendamment de la qualité de l'eau brute, adaptée aux grandes capacités, facile à exploiter, produit une eau à faible TDS. (Ghaffour et al., 2013)
- ✓ **Inconvénients** : Faible taux de conversion ($< 35\%$), forte consommation d'énergie (8 à 25 kW/m³), manque de flexibilité, coût initial élevé. (Zhou & Tol, 2005)

I.3.5. Avantages et inconvénients de l'osmose inverse

- ✓ **Avantages** : Taux de conversion élevé ($> 55\%$), faible consommation énergétique (3 à 5 kW/m³), coût d'investissement réduit, installation rapide. (Greenlee et al., 2009)
- ✓ **Inconvénients** : Sensible à la qualité de l'eau brute, nécessite du personnel qualifié, prétraitement complexe, coût de maintenance élevé (renouvellement des membranes tous les 7 ans). (Moulin, 2012)

I.3.6. L'impact environnemental du dessalement des eaux de mer

Le dessalement de l'eau de mer engendre deux principaux impacts environnementaux négatifs :

- **L'atteinte à la vie marine** due au rejet inapproprié de la saumure, un résidu très salé pouvant atteindre deux fois la salinité de l'eau de mer.
- **La forte consommation d'énergie**, qui contribue au changement climatique.

Environ 50 % de l'eau traitée devient potable, tandis que le reste constitue une saumure concentrée. Bien que sa valorisation par évaporation ou cristallisation soit possible pour produire des sels industriels ou alimentaires, ces solutions restent peu répandues. La majeure partie de la saumure est rejetée en mer après un traitement minimal. Ainsi, le développement de technologies permettant la récupération efficace des sels est essentielle pour réduire l'impact environnemental du dessalement tout en assurant sa viabilité économique (Rakib et al. 2021).

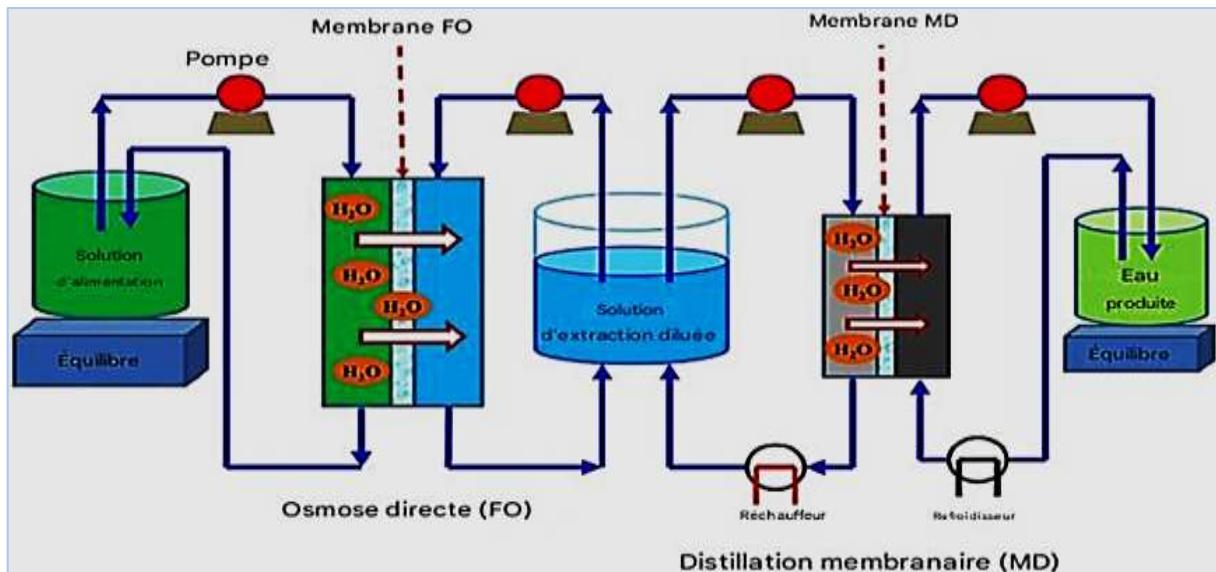


Figure I. 3. La technologie du dessalement hybride

I.3.7. Les problèmes techniques du dessalement

Le processus de dessalement rencontre plusieurs problèmes techniques majeurs :

- **Entartrage** : Dépôt de sels minéraux (carbonate et sulfate de calcium) sur les membranes ou échangeurs de chaleur, réduisant le débit d'eau et augmentant les coûts de maintenance (Lénat & Magnin, 2020).
- **Colmatage** : Accumulation de particules, colloïdes ou micro-organismes sur les membranes, nécessitant des nettoyages fréquents et des désinfections (Hilal & Ogunbiyi, 2017).
- **Corrosion** : Dégradation des équipements due à l'eau salée, souvent aggravée par l'entartrage (Keddam & Takenouti, 2019).
- **Encrassement biologique** : Développement de micro-organismes sur les surfaces, demandant des traitements biocides adaptés.
- **Maintenance fréquente** : Entretien régulier indispensable pour assurer la continuité de la production (nettoyage, contrôle des pièces, etc.).
- **Forte consommation énergétique** : Le dessalement reste énergivore, impactant les coûts et les émissions de gaz à effet de serre.

I.3.8. Solutions techniques proposées

Pour limiter ces problèmes, plusieurs solutions techniques peuvent être appliquées :

- Prétraitement de l'eau pour limiter le colmatage et l'entartrage.
- Utilisation d'antitartres chimiques.
- Matériaux résistants à la corrosion pour prolonger la durée de vie des installations.

- Optimisation énergétique par des procédés plus efficaces (osmose inverse optimisée).
- Maintenance préventive (inspection et nettoyage réguliers) pour réduire les pannes.



Figure I. 4. Effets du colmatage et de la corrosion sur les membranes de dessalement

I.3.9. Le dessalement en Algérie

Le dessalement de l'eau de mer est devenu une solution curiale pour répondre aux besoins croissants en eau potable en Algérie, face à la raréfaction des ressources hydriques traditionnelles. L'Algérie a lancé plusieurs initiatives majeures dans ce domaine. Actuellement, le pays a engagé la construction de cinq nouvelles stations de dessalement dans les wilayas d'El Tarf, Béjaïa, Boumerdès, Tipaza et Oran. Ces projets visent à augmenter significativement la production d'eau potable et à réduire la dépendance aux eaux superficielles, qui sont souvent sujettes à des variations climatiques. À long terme, l'Algérie prévoit d'atteindre un objectif ambitieux : d'ici 2030, elle souhaite que 60% de ses besoins nationaux en eau potable soient couverts par le dessalement, ce qui positionnerait le pays comme un leader régional dans ce domaine. MRE (2022)

I.3.10. Caractéristiques de la qualité de l'eau dessalée

I.3.10.1. Caractéristiques physico-chimiques

- **Salinité (conductivité) :** La salinité désigne la quantité de sels dissous dans un volume d'eau. Lorsqu'elle est à l'état liquide, l'eau contient des sels minéraux issus principalement de l'érosion des roches par le ruissellement et les eaux souterraines. Ces sels s'accumulent ensuite dans les bassins versants Tessier (2021).
- **Le pH (potentiel hydrogène) :** Mesure l'acidité ou l'alcalinité de l'eau. Il influence la disponibilité des nutriments et la toxicité des métaux lourds. L'eau de mer a un pH moyen de 8,2, donc légèrement basique. Un pH faible nuit à la reproduction et à la

formation des coquilles chez plusieurs espèces marines. Le pH varie selon la géographie, la profondeur et l'activité biologique (photosynthèse/respiration). Depuis les années 1700, une baisse du pH est observée, causée par l'absorption du CO₂, entraînant l'acidification des océans. Cela affecte particulièrement les coquillages, coraux, plancton, oursins et poissons. Gattuso & Hansson (2011)

- **La dureté de l'eau :** Correspond à la concentration en ions calcium et magnésium, exprimée en degrés français (°F). Un degré français équivaut à 4 mg/l de calcium, 2,43 mg/l de magnésium ou 10 mg/l de calcaire (CaCO₃). Par exemple, une eau de 20 °F contient environ 200 mg/l de calcaire. Cette dureté résulte de l'interaction entre les minéraux dissous et le dioxyde de carbone présent dans l'air (Rodier et al., 2016).
- **Les métaux lourds**, définis par une masse volumique supérieure à 5 g/cm³, incluent le mercure, le plomb, le cadmium, le cuivre, l'arsenic, etc. Bien que certains soient essentiels à l'organisme, tous peuvent devenir toxiques à forte concentration, selon leur forme chimique (spéciation). Les plus dangereux sont le plomb, le cadmium et le mercure. Leur détection repose sur des analyses normalisées incluant une phase de minéralisation suivie de mesures par ICP-MS, AES ou SFA, selon le type d'échantillon et les seuils à atteindre (Boudène, 2019).

I.3.10.2. Paramètres bactériologique

Les paramètres bactériologiques essentiels pour évaluer la qualité de l'eau incluent les coliformes totaux, indicateurs généraux de contamination environnementale, et les coliformes fécaux (ou thermotolérants), principalement *Escherichia coli*, qui signalent une pollution d'origine fécale. Les entérocoques complètent ces indicateurs en détectant les contaminations fécales plus résistantes, tandis que *Clostridium perfringens* indique une pollution ancienne ou intermittente. Ces bactéries servent à contrôler la sécurité sanitaire de l'eau et l'efficacité des traitements.

I.3.10.3. Autres paramètres

Les paramètres chimiques importants dans l'eau incluent la concentration en fluorure, un élément conservatif dont la teneur varie avec la salinité mais dont le rapport fluorure/chlorure reste constant (Warner et al., 1975 ; Truchot, 2016). En eau de mer, le fluorure est autour de 1,3 mg/L, alors que dans les rivières, il est généralement faible (0,1 à 0,2 mg/L). L'arsenic, présent naturellement et via des sources anthropiques, est crucial en milieu marin, s'accumulant dans les sédiments et organismes, mais pose des risques toxiques (Migon, 2015). Enfin, les nitrates et

nitrites, composés azotés avec des structures moléculaires différentes, jouent des rôles clés dans les processus biologiques et environnementaux (Santonja, 2020).

I.3.11. Normes de potabilité d'une eau de mer après traitement

Les normes de potabilité de l'eau varient selon les réglementations nationales, mais celles définies par l'Organisation mondiale de la santé (OMS) constituent une référence internationale largement reconnue. Ces normes fixent des limites précises pour la salinité totale ainsi que pour la concentration des différents sels et contaminants dans l'eau destinée à la consommation humaine après traitement. Pour plus de détails et les valeurs spécifiques des seuils admissibles, se référer à l'annexe 1 où sont présentées les normes complètes de l'OMS (Organisation mondiale de la santé, 2008).

I.3.12. Conclusion

Le dessalement de l'eau de mer représente une solution essentielle pour répondre aux besoins croissants en eau potable, notamment dans les régions arides ou à ressources hydriques limitées. Ce procédé complexe nécessite une compréhension approfondie des paramètres physico-chimiques et microbiologiques de l'eau, ainsi que des défis techniques comme le colmatage des membranes et la corrosion. La maîtrise de ces aspects, associée au respect des normes de potabilité, est cruciale pour garantir une eau traitée de qualité et sûre pour la consommation. Le développement des technologies, notamment l'intégration de l'intelligence artificielle, ouvre de nouvelles perspectives pour optimiser la gestion et la surveillance des stations de dessalement.

Chapitre II. L'intelligence artificielle appliquée à la gestion de la qualité de l'eau en station de dessalement

Chapitre II. L'intelligence artificielle appliquée à la gestion de la qualité de l'eau en station de dessalement

II.1. Introduction

L'intelligence artificielle (IA) est un domaine de l'informatique qui vise à créer des systèmes capables de simuler l'intelligence humaine, en effectuant des tâches telles que l'apprentissage, le raisonnement, la résolution de problèmes et la prise de décision. Apparue dans les années 1950, elle a considérablement évolué au fil des ans, passant de modèles simples à des systèmes complexes basés sur l'apprentissage automatique et le traitement de données massives.

L'IA joue un rôle crucial dans la vie quotidienne, notamment dans les moteurs de recherche, les systèmes de recommandation, les véhicules autonomes, les assistants numériques personnels, la santé et les transports. Elle est devenue un moteur d'innovation dans de nombreux secteurs.

Dans le domaine de la gestion de l'eau, l'IA est particulièrement utile pour optimiser les processus de traitement et de dessalement des eaux de mer. Par exemple, elle peut être utilisée pour prédire la qualité de l'eau en sortie des usines de dessalement, en analysant les données environnementales et opérationnelles pour ajuster les paramètres de traitement en temps réel. De plus, l'IA aide à détecter les anomalies dans les systèmes de traitement, ce qui permet de réduire les interruptions non planifiées et d'améliorer l'efficacité globale des installations. Enfin, elle contribue à la surveillance et à la gestion durable des ressources marines, en analysant les données environnementales pour prévenir la pollution et protéger la biodiversité marine.

II.2. Différents types d'IA

Il existe trois niveaux d'intelligence artificielle, ils sont donnés comme suit :

II.2.1. Intelligence Artificielle faible

L'IA faible est une forme d'intelligence artificielle non-sensible qui peut uniquement réaliser les tâches pour lesquelles elle a été programmée. Aujourd'hui, les technologies qui incorporent de l'IA sont restreintes à cette application. Les machines réactives et à mémoire limitée représentent une forme d'IA faible. Elles possèdent une aptitude d'apprentissage qui leur permet d'améliorer leurs performances en s'appuyant sur les données fournies par l'homme et ses propres résultats (apprentissage automatique). Cependant, cela ne signifie pas qu'elles peuvent décider seules sur des questions pour lesquelles elles ne sont pas conçues. Pitrat (2016)

II.2.2. L'intelligence Artificielle forte

L'intelligence artificielle générale, aussi appelée IA forte, est une forme d'intelligence artificielle que les chercheurs espèrent développer un jour. Contrairement aux systèmes actuels, elle serait capable de comprendre, apprendre et s'adapter à différentes situations, même si elles ne faisaient pas partie de sa programmation d'origine. Elle irait donc au-delà du deep learning, qui se limite à résoudre des tâches précises grâce aux réseaux de neurones. L'IA forte pourrait prendre des décisions de manière autonome, sans pour autant être consciente. Bourgine & Varenne (2021)

II.2.3. La super intelligence artificielle

La super intelligence artificielle est une forme hypothétique d'IA, encore inexistante à ce jour. Elle représente le niveau le plus avancé que l'IA pourrait atteindre. Cette intelligence aurait une conscience d'elle-même et dépasserait largement les capacités intellectuelles humaines, en étant capable de penser, de raisonner et de formuler ses propres objectifs. Toutefois, atteindre ce niveau pourrait prendre de nombreuses années, voire ne jamais se réaliser. Bostrom (2017)

I.3. Techniques d'apprentissage automatique

On distingue essentiellement quatre catégories d'algorithmes d'apprentissage automatique : supervisé, semi-supervisé, non supervisé et renforcé. Selon les spécialistes du machine Learning, près de 70 % des algorithmes de machine Learning actuellement en usage sont supervisés. Ils opèrent sur des jeux de données identifiés ou labellisés. Par exemple, des phrases traduites en différentes langues, où chaque phrase est étiquetée avec sa langue d'origine. Hastie et al. (2021)

II.3.1. Apprentissage automatique supervisé

L'apprentissage supervisé utilise des ensembles de données étiquetées, c'est-à-dire déjà classées et identifiées, pour détecter des motifs et établir des relations entre les données d'entrée et les résultats attendus. Par exemple, on peut fournir à l'algorithme une grande base de données contenant différents types d'informations, chaque élément étant associé à une catégorie ou une valeur cible. L'algorithme apprend alors à faire correspondre les entrées avec les bonnes sorties, ce qui lui permet ensuite de prédire correctement les résultats pour de nouvelles données similaires.

II.3.2. Apprentissage automatique non supervisé

Les algorithmes d'apprentissage automatique non supervisés apprennent sans avoir besoin de données déjà classées. Par exemple, dans le cas des courriels, au lieu de leur dire à l'avance quels messages sont des spams, on leur fournit simplement un grand nombre de

courriels non triés. L'algorithme analyse alors ces messages et cherche lui-même des ressemblances ou des motifs répétitifs. En repérant ces motifs, il devient capable de reconnaître peu à peu les spams, même sans qu'on lui ait donné des exemples précis au départ.

II.3.3. Apprentissage automatique semi-supervisé

Les algorithmes de machine Learning semi-supervisé sont d'abord formés à partir d'un petit ensemble de données connues et labellisées. On les applique par la suite à un lot plus élargi de données non labellisées afin de poursuivre leur apprentissage.

II.3.4. Apprentissage automatique renforcé

Les algorithmes d'apprentissage par renforcement sont des méthodes d'apprentissage automatique dans lesquelles un agent apprend à prendre des décisions en interagissant avec son environnement. Contrairement à l'apprentissage supervisé, ils ne reçoivent pas d'exemples préalablement étiquetés, mais apprennent par essais et erreurs, recevant des récompenses ou des pénalités selon leurs actions. Ce processus permet à l'agent d'adapter progressivement son comportement afin d'optimiser une fonction de récompense cumulative.

II.4. Les algorithmes d'apprentissage automatique

L'apprentissage automatique repose sur l'analyse de données pour extraire des connaissances et apprendre. Pour ce faire, il est essentiel de concevoir des algorithmes capables d'identifier et d'extraire des données statistiquement pertinentes. Ces algorithmes peuvent fonctionner selon différentes approches : supervisée, non supervisée ou par renforcement. Les ingénieurs en données développent des codes informatiques qui forment la base de ces algorithmes, permettant ainsi aux machines d'apprendre ou de détecter des motifs dans les données. Parmi les algorithmes les plus couramment utilisés, on trouve notamment :

- ✓ La régression linéaire, qui établit une relation entre variables indépendantes et dépendantes en représentant graphiquement les données et en traçant une droite correspondant à la tendance moyenne. La régression, définie comme une fonction estimant la valeur moyenne d'une variable aléatoire en fonction de variables indépendantes données, est également applicable à la régression logistique (Lourme, 2022).
- ✓ La régression logistique, ou modèle logit, ressemble à la régression linéaire dans la façon dont elle représente les variables sur un graphique, mais la relation entre elles n'est pas linéaire. Au lieu de cela, elle utilise une fonction sigmoïde pour modéliser cette relation.

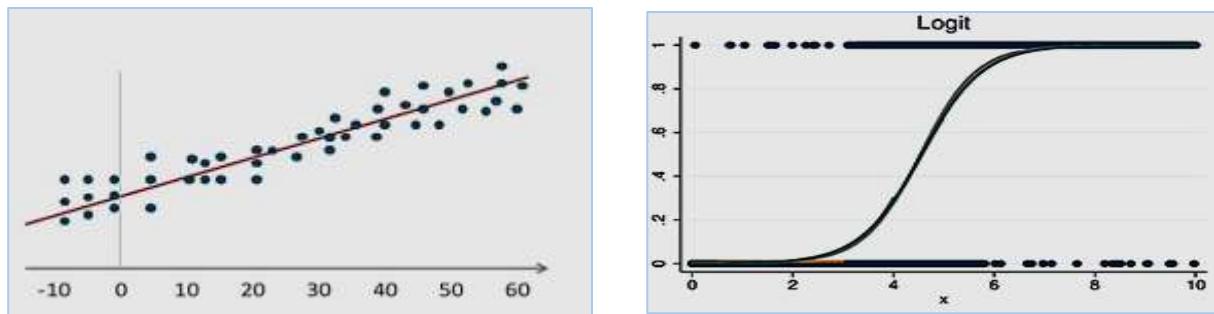
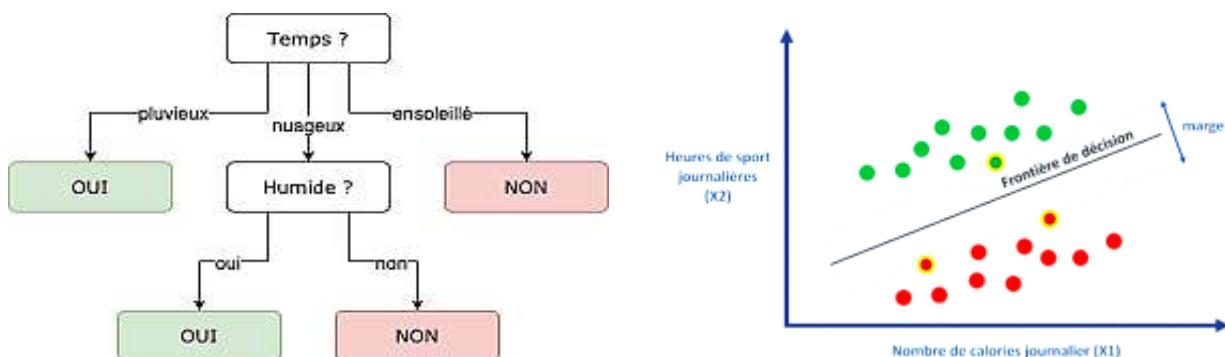


Figure II. 1. Exemple d'une régression linéaire Et une régression logistique

- ✓ L'arbre de décision est un algorithme largement répandu dans le domaine de l'apprentissage automatique supervisé. Elle est employée afin de trier les données en fonction de variables catégorielles et continues.
- ✓ Une machine à vecteurs de support (SVM) crée une frontière appelée hyperplan pour séparer les données en fonction des deux points les plus proches appartenant à des classes différentes. Cette séparation se fait dans un espace à n dimensions, où n correspond au nombre de caractéristiques ou de variables utilisées pour décrire les données.



II.5. Les domaines d'application de l'intelligence artificielle

L'intelligence artificielle s'applique dans plusieurs domaines tels que :

- ❖ **Dans la santé** : Selon les chercheurs scientifiques la valeur du marché de l'IA dans le secteur de la santé devrait grimper à 45 milliards de dollars d'ici 2026, comparativement à 4,9 milliards en 2020. C'est un domaine crucial dans lequel s'implanter pour renforcer son avantage compétitif.
- ❖ **Dans le finance** : L'automatisation des tâches par l'IA a également des effets bénéfiques dans le domaine financier
- ❖ **Gestion de l'énergie** : L'intelligence artificielle prévoit la consommation d'énergie en fonction des heures et de la saison, identifie les pannes et minimise les pertes.

- ❖ **Gestion de l'environnement** : L'intelligence artificielle analyse les données climatiques satellitaires afin d'anticiper les menaces environnementales ou les désastres climatiques.

II.6. Impact social et économique de l'IA

II.6.1. Impact social

L'intelligence artificielle soulève de nombreux enjeux sociaux. Elle transforme le marché de l'emploi en supprimant certains postes, en en modifiant d'autres, tout en créant de nouvelles professions. Elle peut aussi améliorer l'accès à des services essentiels, comme les soins de santé, ce qui lui confère un impact social important. Cardon et al. (2022)

II.6.2. Impact économique

L'intelligence artificielle influence l'économie en améliorant la productivité, en transformant les emplois et en rendant les outils de production plus efficaces. Elle peut contribuer à la croissance économique en aidant à produire plus avec moins de ressources. À court terme, elle peut provoquer des pertes d'emplois ou des ajustements difficiles, mais à long terme, elle peut créer de nouvelles opportunités et booster la croissance.

II.7. Avantages et inconvénients de l'intelligence artificielle

L'intelligence artificielle offre de nombreux avantages et inconvénients et qui sont illustrés dans le tableau suivant :

Tableau II. 1. Avantages et inconvénients de l'intelligence artificielle.

Avantages	Inconvénients
La réduction des erreurs	Un coût élevé
Assistants personnels	Manque de contrôle et de transparence
Accès à l'information dans la vie quotidienne	Aucune amélioration avec l'expérience
Le traitement massif des données	Risques éthiques et sociétaux
Innovation et créativité	Le chômage
Améliorer la qualité de vie	Pas de créativité humaine
Aucune pause	Aucune initiative

II.8. Les meilleurs langages pour l'apprentissage automatique

Les langages de programmation en apprentissage automatique définissent la façon dont les instructions sont rédigées pour permettre aux systèmes d'apprendre à partir des données. Chaque langage dispose de bibliothèques dédiées et d'une communauté active facilitant l'assistance et le partage de ressources. Selon l'étude GitHub Top 10 de 2019, les langages les plus utilisés dans ce domaine sont : Python, C++, JavaScript, Java, C#, Julia, Shell, R, Type Script et Scala, ce dernier étant particulièrement adapté aux applications liées au Big Data (Géron, 2022).

II.9. Intégration du langage Python dans l'analyse des données de qualité de l'eau

Dans le cadre de cette étude, le langage de programmation Python a été retenu comme outil principal pour l'analyse des données issues de la station de dessalement. Créé en 1989 par Guido van Rossum, Python est un langage gratuit, interprété et multiplateforme, qui se distingue par sa syntaxe simple, sa lisibilité et sa large communauté d'utilisateurs. Aujourd'hui, il figure parmi les langages les plus populaires dans les classements scientifiques et technologiques (TIOBE, IEEE), notamment en raison de son efficacité en analyse de données, en modélisation et en intelligence artificielle.

L'utilisation de Python dans ce travail repose sur plusieurs atouts majeurs :

- ✓ Sa richesse en bibliothèques spécialisées telles que pandas, numpy, matplotlib, scikit-learn et seaborn, qui permettent de manipuler, visualiser et modéliser les données environnementales avec rigueur.
- ✓ Sa capacité à intégrer facilement des outils d'intelligence artificielle et d'apprentissage automatique, facilitant la détection de tendances, d'anomalies ou de dépassements de seuils dans les paramètres de qualité de l'eau.
- ✓ Sa compatibilité avec de nombreuses plateformes (Windows, Linux, MacOS), ce qui le rend accessible quel que soit l'environnement de travail du chercheur.

Concrètement, dans ce mémoire, Python est utilisé pour analyser des données mesurées au niveau de la station de dessalement (conductivité, pH, turbidité, salinité, etc.), et les comparer aux valeurs guides fixées par l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS). Cette démarche permet non seulement de vérifier la conformité de la qualité de l'eau produite, mais aussi de proposer des pistes d'amélioration ou de contrôle, dans une perspective de durabilité et de santé publique. Ainsi, l'intégration de Python s'inscrit pleinement dans une approche scientifique moderne, où les outils numériques permettent d'extraire des connaissances à partir de données complexes, tout en facilitant la reproductibilité et la transparence des analyses.

II.10. Conclusion

Ce chapitre présente l'apport de l'intelligence artificielle (IA) dans l'analyse de la qualité de l'eau produite par les stations de dessalement. L'IA permet de traiter efficacement les données mesurées (pH, turbidité, conductivité, etc.) et de les comparer aux normes de l'OMS, grâce à des algorithmes d'apprentissage automatique. Le langage Python est utilisé pour développer ces modèles. L'objectif est d'automatiser l'évaluation de la qualité de l'eau, détecter les anomalies, et proposer une gestion plus intelligente et durable des installations de dessalement.

Chapitre III : Matériels et méthodes

Chapitre III : Matériels et méthodes

III.1. Introduction

Ce chapitre présente les données utilisées, les outils mobilisés et les différentes étapes méthodologiques suivies pour analyser la qualité de l'eau produite par la station de dessalement de Cap Djinet. L'objectif principal est d'évaluer la conformité des résultats d'analyse par rapport aux normes de l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS) à l'aide du langage Python, puis de prédire l'évolution de certains paramètres à l'aide de méthodes d'intelligence artificielle. Cette démarche vise à renforcer la surveillance de la qualité de l'eau et à proposer un outil d'aide à la décision basé sur des approches numériques et prédictives.

III.2. Matériels et Méthodes

Les installations de dessalement par osmose inverse ont connu un essor significatif depuis la fin des années 1990, évoluant d'une capacité initiale de quelques dizaines de m³/jour pour atteindre aujourd'hui des débits impressionnantes de 500 000 m³/jour. Cette progression technologique s'est accompagnée d'une diversification des modèles contractuels dans le secteur.

Notre étude se concentre sur l'analyse des données issues de la station de dessalement de Cap Djinet, située dans la wilaya de Boumerdès. Pour ce faire, nous avons utilisé des données techniques et réelles fournies par les responsables de l'installation, complétées par une documentation photographique détaillée illustrant les différents composants et l'architecture globale de l'usine.

La méthodologie adoptée repose sur plusieurs étapes essentielles. Nous avons tout d'abord collecté les résultats d'analyses physique et chimique de l'eau, effectuées à la fin de chaque semaine pendant une période de quatre semaines consécutives. À chaque point de collecte, nous avons pris en compte trois types d'échantillons : l'eau de mer brute, l'eau osmosée (produite), et la saumure rejetée. Les paramètres analysés comprennent notamment la température, le pH, la conductivité électrique, la salinité, ainsi que divers ions tels que le sodium, le calcium, le magnésium, les chlorures, les sulfates, les nitrates, etc.

Dans une première phase, nous avons comparé les résultats de nos analyses aux normes de qualité de l'eau potable définies par l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS). Cette comparaison a été réalisée à l'aide du langage Python, en développant des scripts automatisés permettant de traiter les données et de générer des graphiques simples, clairs et faciles à interpréter visuellement. Ces représentations graphiques montrent immédiatement si les valeurs

mesurées dépassent ou respectent les seuils recommandés, ce qui facilite la lecture et l'interprétation des résultats.

Dans une deuxième phase, nous avons appliqué des méthodes d'intelligence artificielle (IA) dans le but de prédire les résultats de la quatrième semaine à partir des données collectées durant les trois premières semaines. Deux approches ont été utilisées :

- ✓ la régression linéaire, une méthode statistique simple qui permet d'estimer une valeur future à partir d'une tendance observée ;
- ✓ et le perceptron multicouche (MLP - Multi-Layer Perceptron), un algorithme d'apprentissage profond capable de modéliser des relations complexes entre les différents paramètres.

Ces méthodes d'intelligence artificielle nous ont permis d'explorer leur potentiel en tant qu'outils d'aide à la décision pour le suivi de la qualité de l'eau. En particulier, elles nous ont aidés à :

- ✓ identifier les paramètres les plus sensibles, c'est-à-dire ceux qui varient le plus et qui peuvent sortir des normes ;
- ✓ anticiper les dérives éventuelles en prévoyant les valeurs futures, ce qui permet d'agir préventivement.

Par exemple, si un paramètre montre une tendance à augmenter dangereusement, le modèle peut prévoir qu'il dépassera bientôt la limite, et ainsi aider les opérateurs à intervenir à temps.

En résumé, cette démarche combinant analyse comparative avec les normes OMS et prédiction par intelligence artificielle représente une approche innovante et efficace pour renforcer la surveillance, la sécurité et la performance des stations de dessalement.

III.3. Présentation de la station de dessalement

La station de dessalement de Cap Djinet, d'une capacité de production de 100 000 m³/jour utilisant la technologie d'osmose inverse, a été mise en service en août 2012. Cette installation stratégique approvisionne en eau potable plusieurs communes (Alger, Borj-Menaïl, Zemmouri, Dellys, Afir, Tigzirt et Azefoun) ainsi que les zones urbaines de Boumerdès, couvrant ainsi les besoins d'une population d'environ 400 000 habitants. Ce projet d'envergure, représentant un investissement de 133 millions de dollars, a été réalisé dans le cadre d'un partenariat entre le groupe national Sonatrach et Sonelgaz (détenant conjointement 49% du capital) et deux opérateurs espagnols : INIMA et Aqualia (chacun détenant 25,5% de participation). Cette coopération internationale a permis la concrétisation d'une infrastructure hydraulique majeure pour la région.

III.4. Localisation géographique de la station de dessalement de Cap Djinet

La station de dessalement d'eau de mer étudiée est implantée dans la wilaya de Boumerdès, située à environ 45 kilomètres à l'est d'Alger, la capitale du pays. Plus précisément, cette infrastructure est localisée dans la région côtière de Cap Djinet, relevant de la commune de Djinet. Cette dernière est une petite localité du littoral algérien, rattachée administrativement à la daïra de Bordj Menaïel. Elle est délimitée géographiquement par les communes de Sidi Daouad et de Lagata, et se trouve à environ 15 kilomètres au nord-est du chef-lieu de daïra, Bordj Menaïel. Cette position stratégique sur le littoral méditerranéen confère à la station un accès direct à la ressource marine, indispensable pour le processus de dessalement.

III.5. Le processus de dessalement des eaux de mer de la station Cap Djinet

Le processus de dessalement de la station Cap Djinet comporte plusieurs étapes :

III.5.1 Captage de l'eau de mer

Le processus de captage débute par une tour équipée d'un émissaire de 1800 mm de diamètre, immergé à 20 m de profondeur sur 1,8 km, permettant un acheminement gravitaire de l'eau de mer vers un réservoir. Cette eau est ensuite pompée vers l'unité de traitement par quatre pompes centrifuges horizontales en fonctionnement (plus une de réserve), offrant une capacité totale de 222 000 m³/jour, assurant ainsi un débit constant et une sécurité opérationnelle grâce à la redondance du système.



Figure III. 1. La station de dessalement avec le système de captage de l'eau de mer

III.5.2. Le prétraitement

Cette phase clé du processus de dessalement constitue la deuxième étape de traitement et remplit une double fonction essentielle : éliminer les impuretés (solides en suspension, matières organiques et micro-organismes) tout en protégeant l'installation contre divers risques (détérioration des pompes, incrustations, encrassement et dégradation biologique des membranes

d'osmose inverse). Pour répondre à ces objectifs, le système intègre deux approches complémentaires de prétraitement.

III.5.2.1. Prétraitement chimique

Le prétraitement chimique est appliqué à différents points stratégiques du processus : au niveau de la tour de captage d'eau de mer, après le refoulement des pompes et en aval des filtres. Cette étape consiste en l'injection contrôlée de plusieurs réactifs chimiques, notamment l'hypochlorite de sodium (NaOCl) pour la désinfection, l'acide sulfurique (H₂SO₄) pour le contrôle du pH, le chlorure ferrique (FeCl₃) comme coagulant, des polyélectrolytes pour la floculation, le permanganate de potassium (KMnO₄) comme oxydant, le bisulfite de sodium (NaHSO₃) comme neutralisant, ainsi qu'un inhibiteur d'incrustations spécifique pour protéger les membranes contre les dépôts minéraux.

A. Traitement à l'hypochlorite de sodium (NaOCl)

Le système de désinfection utilise deux réservoirs de 50 m³ chacun d'hypochlorite de sodium, avec une concentration maximale injectée de 4 ppm. Trois pompes doseuses (dont une de secours), d'une capacité unitaire de 150 L/h, assurent l'injection du NaOCl à deux points stratégiques : au niveau de la tour de captage d'eau de mer et en aval de la station de pompage.

Objectifs du traitement est l'élimination des micro-organismes pour prévenir le colmatage biologique des membranes. Cette étape critique préserve l'efficacité des membranes d'osmose inverse en limitant les dépôts organiques.

B. Traitement au permanganate de potassium (KMnO₄)

Le processus d'oxydation repose sur deux réservoirs de dilution de 5 m³ équipés de vannes mélangeuses, alimentant trois pompes doseuses (dont une de secours) d'une capacité de 200 L/h chacune. Le KMnO₄ est injecté en amont du système de pompage avec une concentration maximale de 1 mg/L. Objectifs du traitement est l'oxydation ciblée des matières organiques présentes dans l'eau de mer, réduisant ainsi leur potentiel d'encrassement des équipements aval. Ce traitement complémentaire optimise l'efficacité du prétraitement chimique en prévenant les dépôts organiques dans les circuits.

C. Traitement à l'acide sulfurique (H₂SO₄)

L'unité d'injection utilise un réservoir unique de 60 m³ équipé de quatre pompes doseuses (dont deux opérationnelles, une de secours et une supplémentaire) d'une capacité de 70 L/h, ainsi qu'une pompe de transfert (25 m³/h), pour distribuer l'acide sulfurique avec une concentration maximale de 25 ppm au système de pompage d'eau de mer. Ce traitement agit comme catalyseur

clé dans les processus de coagulation-flocculation, optimisant ainsi l'agrégation des particules en suspension et améliorant l'efficacité globale du prétraitement chimique.

D. Traitement par coagulation-flocculation

Le processus combine l'injection d'un coagulant (chlorure ferrique – FeCl_3) et d'un floculant (polyélectrolyte) pour optimiser le prétraitement. Le FeCl_3 est stocké dans un réservoir de 50 m³ et injecté à une dose maximale de 9 mg/L via deux pompes doseuses (160 L/h, dont une de secours) et une pompe de transfert (25 m³/h). Parallèlement, le polyélectrolyte est préparé dans deux cuves de dilution de 2,5 m³ équipées de vannes mélangeuses et distribué à 1 mg/L maximum par trois pompes doseuses (200 L/h, dont une redondante). Ce traitement vise à :

- ✓ Éliminer les matières colloïdales en suspension,
- ✓ Prévenir l'entartrage des membranes en inhibant la précipitation du carbonate de calcium,
- ✓ Garantissant ainsi une efficacité accrue du système de dessalement.

E. Traitement au bisulfite de sodium (NaHSO_3)

Ce traitement crucial vise à neutraliser le chlore résiduel (avant son contact avec les membranes d'osmose inverse) grâce à l'injection de NaHSO_3 à une concentration maximale de 8 ppm, assurée par trois pompes doseuses (dont une de secours) d'une capacité de 200 L/h. L'injection est réalisée stratégiquement avant et après l'étape de microfiltration (filtration à cartouches) pour maximiser le temps de contact. Le NaHSO_3 agit via un double mécanisme :

- ✓ Protection des membranes : Élimination du chlore oxydant par réaction chimique, préservant ainsi l'intégrité des membranes.
- ✓ Action biocide indirecte : Réduction de l'oxygène dissous, limitant la respiration et la prolifération des micro-organismes.

F. Traitement par inhibiteur d'incrustations

Pour protéger les membranes d'osmose inverse contre les dépôts de sels, un inhibiteur d'incrustations à base de phosphonate est injecté à une concentration maximale de 3 ppm, avant et après l'étape de microfiltration. Ce traitement est assuré par trois pompes doseuses (dont une de secours) d'une capacité unitaire de 155 L/h. L'action du phosphonate empêche spécifiquement la précipitation des sels minéraux (notamment les carbonates et sulfates), préservant ainsi les performances et la longévité des membranes.

III.5.2.2. Prétraitement physique

Ce traitement essentiel élimine les solides en suspension, algues et matières organiques grâce à une double filtration : d'abord à travers des filtres multicouches (sable et anthracite), puis via des filtres à cartouches. L'eau circule verticalement, entrant par la partie supérieure des filtres et traversant les couches granulaires qui retiennent progressivement les impuretés, avant d'être collectée dans la partie inférieure par un système de buses. Ce procédé mécanique constitue une barrière physique cruciale pour protéger les étapes ultérieures de dessalement.

A. Filtration à sable et anthracite

Ce système illustré dans la figure ci-dessous élimine la plupart des particules en suspension, huile et graisses qui restent dans l'eau de mer, Il est réparti en deux phases :

- La première phase : Constituée de 12 filtres horizontaux à sable et anthracite avec un diamètre $D=4m$ et une longueur $L=24m$
- La deuxième phase : Constituée de 8 filtres horizontaux à sable avec $D=4m$ et $L=24m$. Un système de lavage à contre-courant est déclenché par alarme (manomètre différentiel) lorsque le colmatage est détecté. La séquence de nettoyage : isolement hydraulique du filtre, abaissement du niveau d'eau, barbotage à l'air comprimé, lavage inversé avec saumure et évacuation des résidus vers un bac de stockage dédié.

B. Filtrations à cartouches

La microfiltration finale est assurée par 9 filtres à cartouches en position verticale, chacun équipé de 360 cartouches en polypropylène à membrane de 25 microns (diamètre 61 mm). Ce système constitue la dernière barrière physique avant l'osmose inverse, éliminant efficacement les micro-organismes résiduels pour protéger les membranes. Le processus est surveillé en continu par un manomètre différentiel muni d'un contacteur d'alarme, qui signale la nécessité de remplacer les cartouches lorsque la perte de charge devient trop importante (remplacement requis tous 3 à 6 mois). Cette étape cruciale garantit ainsi la qualité de l'eau alimentant les membranes tout en optimisant leur durée de vie.



Figure III. 2. Les matériaux de prétraitement

III.5.3. Le procédé d'osmose inverse

L'eau pré-filtrée arrive au système de pompage de haute pression puis envoyée vers les membranes d'osmose inverse.

III.5.3.1. Pompe à haute pression

Avant son admission dans les membranes d'osmose inverse, l'eau prétraitée est acheminée vers un système de pompage haute pression fonctionnant typiquement entre 55 et 85 bars. Dans l'installation décrite, ce système comprend cinq pompes centrifuges - dont quatre opérationnelles en régime normal et une unité de secours - configurées pour délivrer collectivement une pression de service nominale de 60 bars. Cette étape cruciale permet d'atteindre la pression osmotique nécessaire au processus de séparation membranaire tout en garantissant la continuité de production grâce à la redondance du système pompe. La pression précise est optimisée en fonction des caractéristiques de l'eau d'alimentation et des membranes utilisées.

III.5.3.2. Systèmes de membranes d'osmose inverse

L'installation se compose de quatre unités, chaque unité est répartie en deux châssis. Chacun de ses derniers comporte 152 tubes de pressions avec une pression de 60 bars. Les tubes de pression sont disposés pour avoir un taux de conversion de 45%, Dans chaque tube sont placées 7 membranes spirales (SW 30 HRLE-400i) en polyamide aromatique avec un diamètre de 200 mm.

III.5.3.3. Récupération d'énergie

- A. Système de récupération d'énergie par échangeur de pression (PX) :** Avec un taux de conversion de 45 %, environ 55 % du débit d'eau de mer introduit dans le système est rejeté sous forme de concentrat, qui conserve une énergie hydraulique considérable. Afin de valoriser cette énergie, la technologie PX (Pressure Exchanger), développée par la société ERI (Energy Recovery Inc.), est intégrée à l'installation. Ce système permet de récupérer jusqu'à 95 % de l'énergie contenue dans la saumure sous pression, en la transférant directement à l'eau de mer prétraitée, avant son passage dans les membranes. Ainsi, la pompe haute pression (HP) ne traite plus l'intégralité du débit brut (soit 222 000 m³/j), mais uniquement le débit net nécessaire à la production d'eau douce. Cette configuration engendre des économies substantielles en termes de consommation énergétique. Le fonctionnement du système PX repose sur un échange direct de pression entre deux flux (le concentrat sous pression et l'eau d'alimentation), à travers un rotor à canaux étanches qui assurent un débit continu. Ce mécanisme peut être comparé à deux conduites tournantes dans lesquelles la pression est transférée par l'intermédiaire de zones de confinement statiques agissant comme des vannes.
- B. Pompe Booster :** Chaque unité d'osmose inverse est équipée d'une pompe haute pression, de deux châssis de membranes et de deux pompes BOOSTER, toutes reliées à un même axe de rotation. Les pompes BOOSTER assurent la compensation des pertes de charge induites par les membranes et les échangeurs de pression, en récupérant l'énergie hydraulique du concentrat. Cette récupération participe au soutien du système de pressurisation principal, tout en réduisant les besoins énergétiques globaux.



Figure III. 3. Emplacement des échangeurs de pression ainsi que les pompes booster

III.5.3.4. Poste de nettoyage chimique des membranes

III.5.3.4.1. Lavage des membranes

Le maintien de la performance des membranes d'osmose inverse nécessite un nettoyage périodique, destiné à éliminer les dépôts accumulés au fil du fonctionnement, tels que les carbonates, hydroxydes métalliques et biofilms microbiens. Ce nettoyage s'effectue par recirculation de solutions chimiques, avec une injection prévue à trois points stratégiques : en amont de la pompe haute pression, du système de récupération d'énergie et des châssis de membranes.

Le nettoyage est déclenché lorsqu'une diminution de 10 à 15 % du débit normalisé ou une augmentation notable de la perte de charge est constatée.

Conditions de nettoyage :

- Respect strict des recommandations du fabricant concernant la température et le pH ;
- Utilisation exclusive de produits chimiques compatibles avec les membranes ;
- Durée d'exposition limitée pour éviter les détériorations ;
- Application des débits et pressions optimaux pour une efficacité maximale ;
- Nettoyage en série des modules pour prévenir la recontamination.

En cas d'arrêt prolongé (> 24 heures), les membranes doivent être conservées dans une solution de stockage contenant un concentrât et des agents antimicrobiens. Un rinçage à l'eau osmosée est nécessaire avant la remise en production.

Procédure de nettoyage :

- Nettoyage préalable des composants du circuit (bâche, filtre, etc.) ;
- Préparation et dissolution des produits chimiques avec agitation ;
- Surveillance des paramètres de la solution (pH, température, concentration) ;
- Rinçage abondant à l'eau osmosée entre les étapes acide et basique pour revenir à un pH neutre ;

- Rinçage final avant la reprise de la production ;
- Rejet de la première production d'eau après nettoyage, pour éliminer toute trace résiduelle de produits chimiques.

III.6. Post-traitement

L'eau osmosée subit une acidification au CO₂ (25 ppm) abaissant le pH à 5, suivie d'une reminéralisation dans une tour contenant 32 lits de calcite (2 m chacun). Elle est ensuite désinfectée à l'hypochlorite de sodium (15 L/h) avant son stockage.

L'eau traitée est acheminée par trois pompes FLOWSERVE (modèle 14LPH34), deux en service et une en secours, avec un débit nominal de 2 300 m³/h et une hauteur manométrique de 204 m.

II.6.1. Prélèvement et échantillonnage

Le prélèvement des échantillons dans une station de dessalement constitue une étape essentielle pour le suivi de la qualité de l'eau tout au long du processus de traitement. De manière générale, les échantillons sont prélevés à différents points stratégiques du système afin d'évaluer l'efficacité des différentes étapes, depuis l'eau brute jusqu'à l'eau produite, en passant par les rejets. Ces points incluent généralement le réservoir d'eau de mer (eau entrante), l'eau avant et après prétraitement (par exemple, avant la filtration à cartouche), l'eau avant l'osmose inverse, l'eau traitée (eau produite) et enfin la saumure (rejet). Les prélèvements sont réalisés dans des contenants propres, souvent en plastique ou en verre, d'une capacité adaptée (généralement entre 500 mL et 1 L), et selon un protocole rigoureux incluant la purge des conduites et la stabilisation du débit pour garantir la représentativité de l'échantillon. Ces analyses permettent de vérifier la conformité de l'eau aux normes sanitaires et environnementales, d'optimiser le fonctionnement de l'unité de dessalement et de prévenir d'éventuels dysfonctionnements.

II.6.2. Paramètres physico-chimiques

L'analyse des paramètres physico-chimiques constitue une étape essentielle dans la caractérisation des eaux, notamment dans le cadre du suivi de la qualité environnementale et de l'évaluation de la potabilité ou de la compatibilité avec divers usages. Les mesures ont été réalisées selon des protocoles normalisés, à l'aide d'instruments de laboratoire adaptés, permettant une fiabilité optimale des résultats.

a. Mesure de la conductivité

La conductivité électrique, indicateur de la teneur en ions dissous dans l'eau, a été mesurée à l'aide d'un appareil multiparamètres de marque HACH, modèle sensION7. Cet instrument de précision permet une lecture directe de la conductivité exprimée en microsiemens par centimètre

($\mu\text{S}/\text{cm}$). Le protocole suivi commence par l'allumage et l'étalonnage de l'appareil à l'aide d'eau distillée. La sonde est ensuite immergée dans un bêcher contenant environ 100 mL d'échantillon, sous agitation légère, jusqu'à stabilisation de la valeur mesurée. Il est impératif de rincer soigneusement la sonde entre chaque analyse afin d'éviter toute contamination croisée. Ce même dispositif a également permis la mesure simultanée de la température et du Total Dissolved Solids (TDS), selon un protocole identique.

b. Mesure de la température

La température des échantillons a été déterminée directement en laboratoire à l'aide du multiparamètre HACH sensION7. Grâce à sa technologie intégrée, l'appareil fournit une lecture précise et instantanée de la température, un paramètre influençant de manière significative les équilibres chimiques et biologiques des milieux aquatiques.

c. Mesure du pH

Le potentiel hydrogène (pH), révélateur de l'acidité ou de l'alcalinité d'un milieu, a été mesuré à l'aide d'un pH-mètre à sonde (HACH sensION3). Le protocole appliqué est similaire à celui de la conductivité : l'instrument est d'abord étalonné avec des solutions tampons, puis la sonde est introduite dans l'échantillon sous agitation douce. La lecture est effectuée après stabilisation, suivie d'un rinçage rigoureux de l'électrode.

d. Mesure des matières en suspension (MES)

Les matières en suspension (MES) désignent les particules solides non dissoutes, d'origine minérale ou organique, présentes dans les eaux naturelles. Elles constituent un paramètre clé pour l'évaluation de la turbidité. Le dosage a été effectué par gravimétrie. Il consiste à filtrer un litre d'échantillon sur un filtre préalablement pesé (type GF/C), puis à sécher le filtre à l'étuve pendant 25 minutes. La différence de masse permet de déterminer la concentration en MES. Ce protocole a été mis en œuvre sous une hotte à filtration équipée d'un système d'aspiration, garantissant un environnement de travail propre et sécurisé.

e. Mesure de l'alcalinité

L'alcalinité d'une eau, représentant sa capacité à neutraliser les acides, a été déterminée selon deux types de dosages acido-basiques : le titre alcalimétrique simple (TA) et le titre alcalimétrique complet (TAC).

- ✓ **Titre alcalimétrique simple (TA) :** Ce dosage vise à quantifier la fraction d'alcalinité liée aux ions hydroxyles (OH^-) et carbonates (CO_3^{2-}). Il est réalisé par titrage à l'aide d'une solution d'acide chlorhydrique (HCl 0,02 N), en présence de phénolphthaleïne comme indicateur. En présence d'ions basiques, la solution devient rose ; l'ajout

progressif de l'acide jusqu'à décoloration complète indique le point d'équivalence. La concentration est calculée selon la formule :

- ✓ **Titre alcalimétrique complet (TAC)** : Il reflète la somme des espèces basiques (HCO_3^- , CO_3^{2-} , OH^-). Le titrage est mené jusqu'au pH 4,5 en utilisant le méthyle orange comme indicateur. Le changement de couleur du jaune au rouge orangé permet de déterminer la concentration totale en alcalinité.

Ces résultats permettent également de calculer indirectement les concentrations en bicarbonates (HCO_3^-) et en carbonates (CO_3^{2-}), constituants essentiels du pouvoir tampon des eaux naturelles.

f. Mesure du chlore

Le chlore, présent dans l'eau sous forme libre, combinée ou totale, a été mesuré par une méthode colorimétrique basée sur l'emploi de réactifs DPD (Diéthyl-p-Phénylène-Diamine). Cette technique repose sur l'intensité de la coloration rose développée suite à la réaction du DPD avec le chlore libre. Deux cuves sont utilisées : la première sert de blanc, la seconde reçoit une pastille DPD et l'échantillon, puis est insérée dans le colorimètre. La lecture directe fournit la concentration en chlore actif (mg/L), proportionnelle à l'intensité colorée observée.

g. Mesure de la dureté totale (TH)

La dureté totale d'une eau, exprimée en °f ou en mg/L de CaCO_3 , indique la concentration en ions calcium (Ca^{2+}) et magnésium (Mg^{2+}). Elle est déterminée par titrage complexométrique à l'EDTA en milieu tamponné (pH \approx 10), à l'aide de l'indicateur noir d'Ériochrome T (NET). Le virage colorimétrique du rose au bleu indique la fin de la réaction.

h. Mesure du calcium (Ca^{2+})

La concentration en calcium a été mesurée séparément, par titrage à l'EDTA en milieu fortement alcalin (pH 12-13), permettant de précipiter le magnésium et ainsi de limiter l'analyse aux seuls ions Ca^{2+} . L'indicateur muréxide, initialement rouge en présence de calcium, vire au violet à l'équivalence. Ce dosage fournit une estimation précise du calcium, exprimée en mg/L ou en °f, selon la même formule utilisée pour le TH, en tenant compte du volume d'EDTA utilisé.



Figure III. 4. Lits de calcite et bâtiment de la saumure

II.6.3. Paramètres chimiques

L'évaluation des paramètres chimiques de l'eau traitée par la station de dessalement de Cap Djinet a porté sur plusieurs éléments majeurs pouvant avoir un impact sur la santé humaine et la qualité de l'eau. Le bore, naturellement présent dans l'eau de mer, est particulièrement surveillé en raison de sa toxicité à fortes concentrations. Grâce au procédé d'osmose inverse, sa concentration a été réduite à des niveaux compatibles avec les recommandations de l'OMS. Le chlorure, principal anion de l'eau de mer, a également été efficacement éliminé, les taux mesurés dans l'eau traitée restant largement en dessous du seuil maximal autorisé (250 mg/l selon l'OMS). Les nitrites (NO_2^-) et nitrates (NO_3^-), indicateurs d'une éventuelle pollution d'origine organique ou agricole, ont été détectés à de très faibles concentrations, témoignant d'une absence de contamination et d'une bonne performance du système de traitement. Le sulfate (SO_4^{2-}), bien que naturellement présent dans l'eau de mer, a également été significativement réduit, assurant une eau sans risque de troubles digestifs pour les consommateurs sensibles. En ce qui concerne les cations, le sodium (Na^+), élément dominant dans l'eau salée, a été fortement réduit, sans toutefois être complètement éliminé, ce qui est typique des eaux dessalées. Le potassium (K^+), essentiel à l'organisme en faible quantité, a été détecté à des niveaux modérés et compatibles avec les normes. Enfin, le fer (Fe), dont une présence excessive peut altérer le goût de l'eau et provoquer des dépôts dans les conduites, a été mesuré à des concentrations très faibles, démontrant l'efficacité du prétraitement et de la filtration. Ces résultats, obtenus à l'aide du spectrophotomètre DR 5000 et des cuves tests LCK, confirment que l'eau produite est de qualité chimique conforme aux exigences réglementaires et adaptée à la consommation humaine.



turbidimètre.



Sites de prélèvements



Boite LCK



Multi paramètres à sonde



La hotte à filtre



Titrage par la solution d'EDTA



Spectrophotomètre DR 5000

Figure III. 5. Équipements de mesure des paramètres physico-chimiques et chimiques utilisés à la station de dessalement de Cap Djinet

III.8. Conclusion

La méthodologie mise en œuvre dans cette étude allie rigueur scientifique et innovation technologique. En combinant des analyses physico-chimiques détaillées, menées à partir d'échantillons prélevés selon un protocole structuré, avec des outils de traitement de données automatisés en Python et des techniques d'intelligence artificielle, nous avons pu assurer une évaluation fiable et prédictive de la qualité de l'eau produite par la station de dessalement de Cap Djinet. Ce double volet – comparatif et prédictif – constitue un cadre méthodologique robuste pour le suivi et l'optimisation des performances des installations de dessalement, tout en offrant des perspectives prometteuses en matière de gestion proactive de la ressource en eau.

Chapitre IV. Résultats et discussions

Chapitre IV. Résultats et discussions

Tableau IV. 1. Les concentrations physico-chimiques des échantillons analysés

Eléments	chlore	Dureté	solides dissous	PH	Température	Conductivité	TAC	TA	Mg	Ca
Unités	ppm	mg/l	ppm	/	°C	µs/cm	ppm	ppm	mg/l	mg/l
Semaine 1	0.42	69.88	306	8.39	18.6	615	60.21	60.07	9.81	60.07
Semaine 2	0.43	70.09	326	8.37	18.4	652	60.26	54.31	14.88	55.21
Semaine 3	0.4	69.61	334	8.37	18.8	668	60.05	59.77	9.88	59.63
Semaine 4	0.41	69.82	343	8.35	19.7	685	60.2	60.63	9.26	60.55
Moyenne	0.42	69.85	327	8.37	18.6	655	60.17	58.92	10.96	58.84
Norme	< 5	> 65	(150-500)	(6,5-8,5)		<1500	50 à 65		< 150	<75

Tableau IV. 2. Les concentrations des paramètres chimiques des échantillons analysés

Eléments	Bore	Chlorure	Nitrites	Nitrates	Sulfate	Sodium	Potassium	Fer
Unités	ppm	mg/l	mg/l	mg/l	mg/l	mg/l	mg/l	mg/l
Semaine 1	0.8	162	2	33.8	60	40	13	0.1
Semaine 2	0.82	143	1.9	39.9	63	34	14.9	0.24
Semaine 3	0.84	152	1.2	36.9	67.8	42	12.6	0.19
Semaine 4	0.9	169	2.3	38.1	65.3	38	11.7	0.22
Moyenne	0.84	156.5	1.85	37.17	64.02	38.5	13.05	0.18
Norme	< 1	< 250	< 3	< 50	< 500	< 200	< 20	< 0,3

Tableau IV. 3. Les concentrations des paramètres de l'eau de mer

Paramètres	TDS	PH	Conductivité	T	Turbidité	FER	MES	Résidus à 180 °C	Chlore
Unités	g/l		µs/cm	°C	NTU	mg/l	mg/l	g/l	mg/l
Semaine 1	35.31	8.18	55.51	15.79	2.46	0.14	9.37	37.8	0.02
Semaine 2	35.54	8.2	55.87	15.17	1.76	0.13	6.63	38.6	0.02
Semaine 3	35.96	8.19	56.43	16.19	0.82	0.14	6.34	39.1	0.02
Semaine 4	36.11	8.19	56.7	16.66	0.95	0.13	7.29	40	0.02
Moyenne	35.73	8.19	56.13	15.95	1.5	0.14	7.41	38.9	0.02

Tableau IV. 4. Les concentrations des paramètres de la saumure

Paramètres	TDS	PH	Conductivité	T	Turbidité	FER	MES	Résidus à 180 °C	Chlore
Unités	g/l		µs/cm	°C	NTU	mg/l	mg/l	g/l	mg/l
Semaine 1	68.1	7.93	92.03	16.73	0.54	0.05	2.56	70,31	0.03
Semaine 2	68.38	7.9	92.41	15.84	0.57	0.05	2.8	70,89	0.04
Semaine 3	68.61	7.91	92.71	16.17	0.49	0.05	2.96	71,32	0.03
Semaine 4	68.27	7.91	92.26	17.1	0.54	0.05	2.99	71,19	0.03
Moyenne	68.34	7.91	92.35	16.95	0.53	0.05	2.83	70,93	0.03

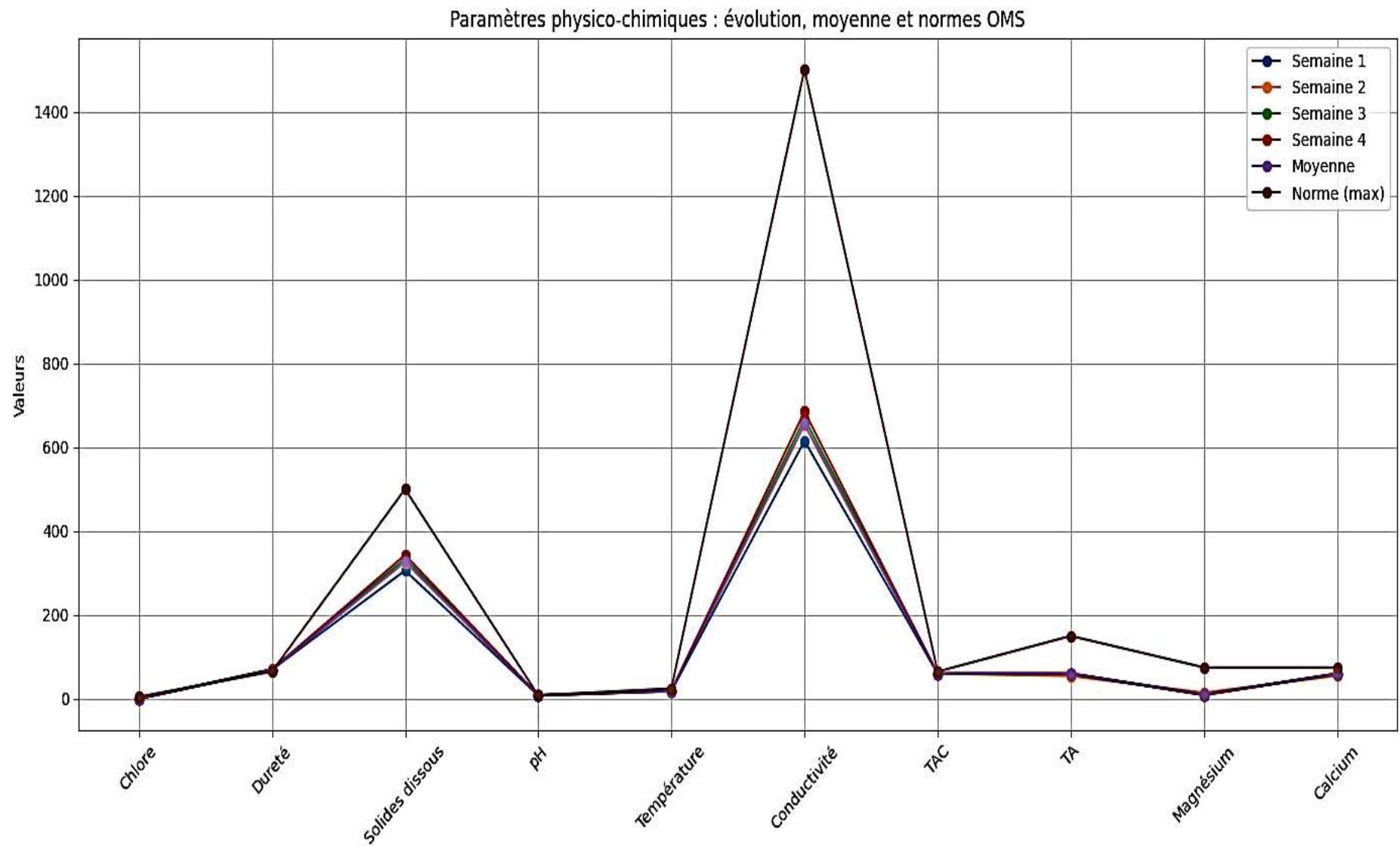


Figure IV 1. Les concentrations des paramètres physico-chimiques des échantillons analysés par rapport aux normes de l'OMS

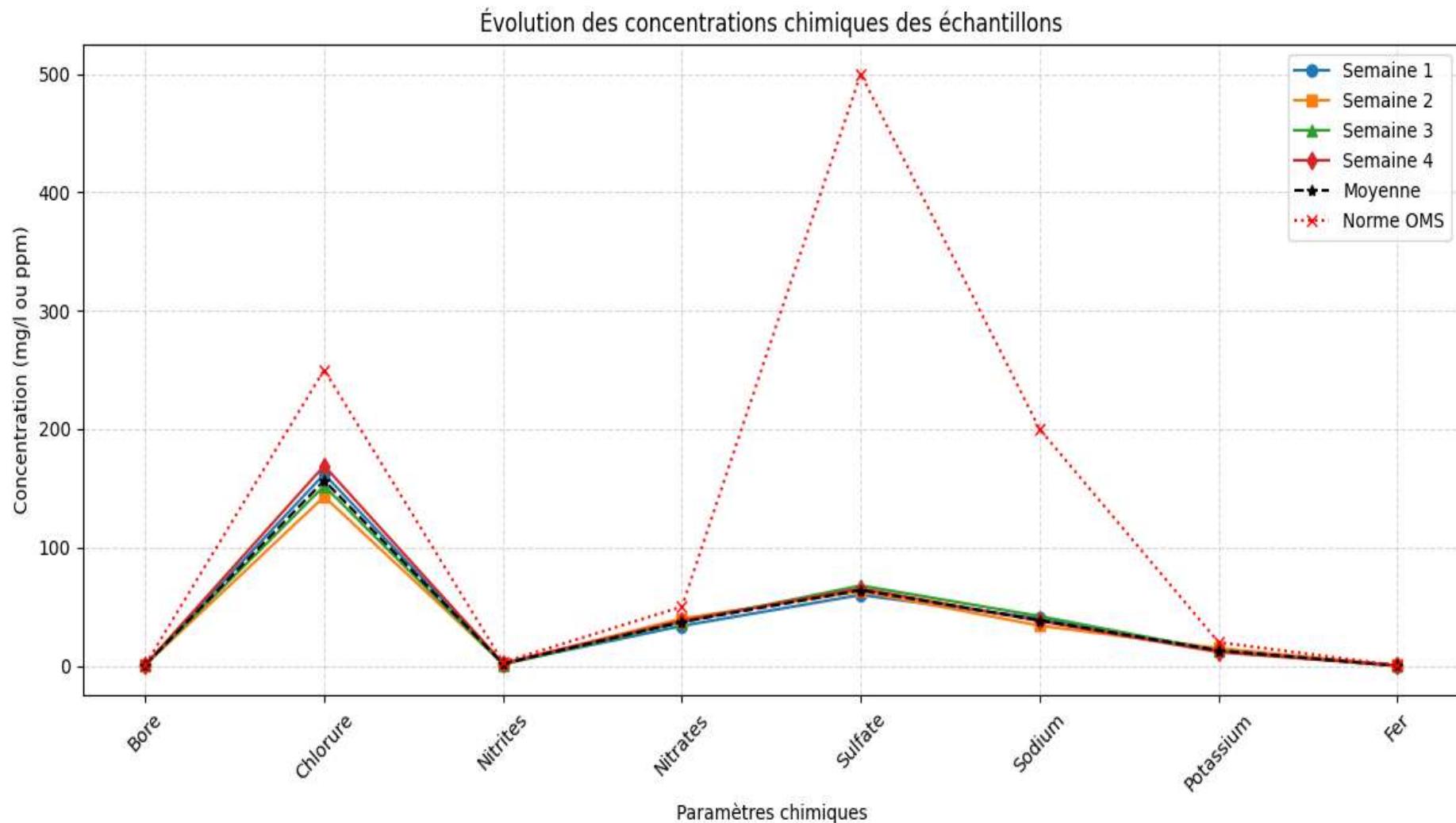


Figure IV 2. Les concentrations des paramètres chimiques des échantillons analysés par rapport aux normes de l'OMS

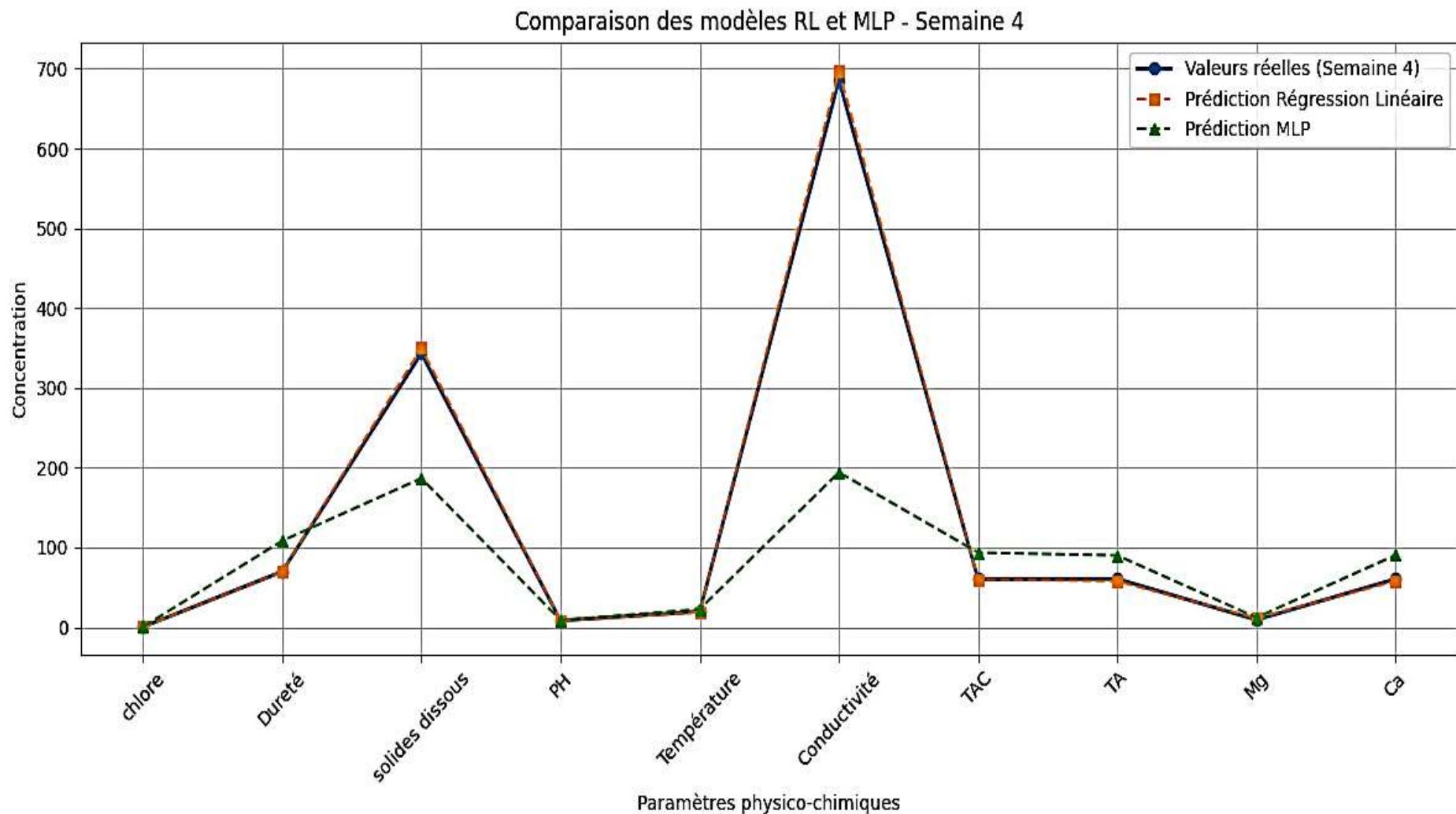


Figure IV 3. L'analyse comparative des modèles de Régression Linéaire (RL) et de Perceptron Multicouche (MLP) pour la prédiction des concentrations des paramètres physico-chimiques de l'eau à la Semaine 4

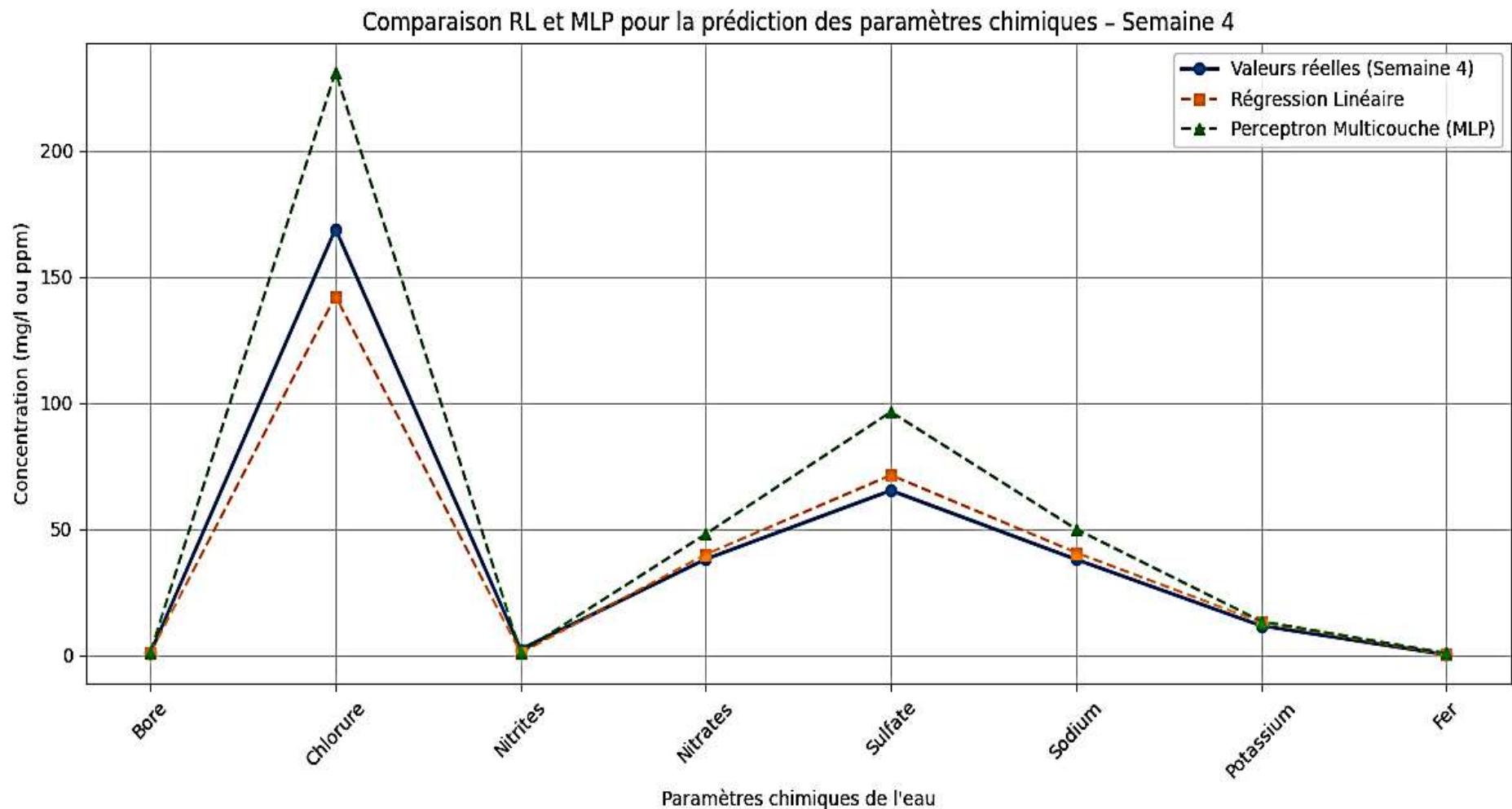


Figure IV 4. L'analyse comparative des modèles de Régression Linéaire (RL) et de Perceptron Multicouche (MLP) pour la prédiction des concentrations des paramètres chimiques à la Semaine 4

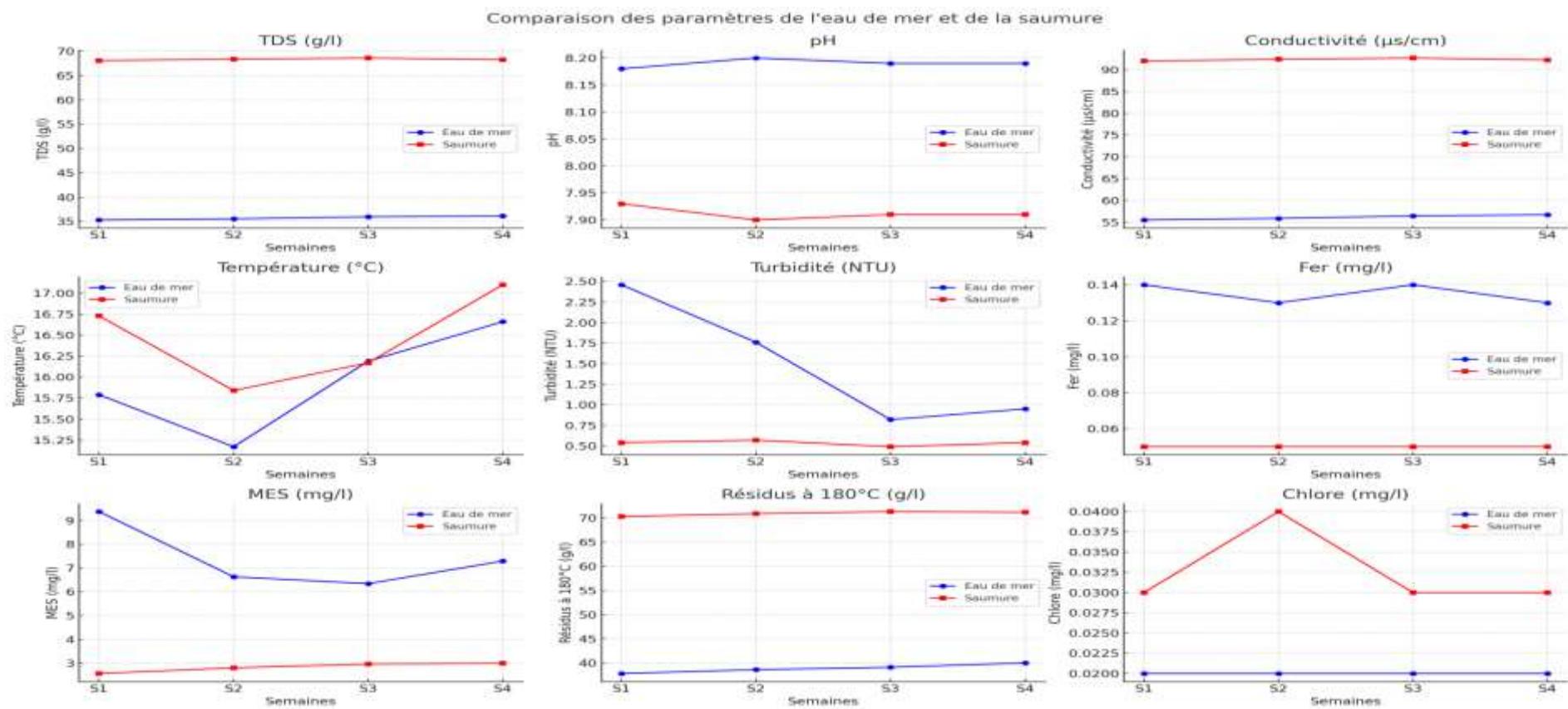


Figure IV 5. Comparaison des paramètres de l'eau de mer et de la saumure

IV. 1. Analyse des Résultats et Discussion

Cette étude a examiné l'évolution temporelle des paramètres physico-chimiques et chimiques de l'eau traitée par un procédé d'osmose inverse sur une période de quatre semaines, et a évalué la performance de deux modèles de régression (Linéaire et Perceptron Multicouche) pour la prédiction de ces paramètres.

IV.1.1. Conformité de la Qualité de l'Eau Traitée aux Normes OMS

Les Figures (IV. 1 et IV. 2) présentent l'évolution hebdomadaire des paramètres physico-chimiques et chimiques de l'eau issue de la station de dessalement par osmose inverse, en comparaison avec les normes de potabilité établies par l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS). L'analyse de ces figures révèle que, pour la totalité des paramètres surveillés au cours des quatre semaines d'étude, les valeurs mesurées se situent systématiquement en dessous des limites maximales recommandées par l'OMS. Spécifiquement, la Figure IV. 1 démontre que les paramètres tels que le Chlore, la Dureté, les Solides Dissous, le pH, la Température, la Conductivité, le TAC, le TA, le Magnésium et le Calcium, bien que présentant de légères fluctuations hebdomadaires, maintiennent des concentrations largement conformes aux normes de potabilité. La ligne représentant la moyenne sur la période d'étude confirme également cette conformité globale.

De manière similaire, la Figure IV. 2 met en évidence que les concentrations des éléments chimiques tels que le Bore, le Chlorure, les Nitrites, les Nitrates, le Sulfate, le Sodium, le Potassium et le Fer restent bien en dessous des seuils normatifs de l'OMS tout au long de la période d'échantillonnage. Les variations observées pour certains éléments (par exemple, le Chlorure ou le Sodium) reflètent probablement une certaine variabilité dans l'eau d'alimentation ou des ajustements mineurs dans le processus de traitement, mais sans compromettre la qualité finale de l'eau produite. Ces observations confirment l'efficacité du procédé d'osmose inverse mis en œuvre pour produire une eau dont les caractéristiques physico-chimiques et chimiques satisfont pleinement les exigences des normes de potabilité de l'OMS. L'eau traitée est donc conforme pour une utilisation destinée à la consommation humaine, attestant de la robustesse et de la performance du système de dessalement.

VI.1.2. Évaluation Comparative des Modèles de Prédiction

Les Figures IV. 3 et IV. 4 comparent les valeurs réelles des paramètres physico-chimiques et chimiques mesurées lors de la quatrième semaine avec les valeurs prédites par deux modèles de régression : la Régression Linéaire (RL) et le Perceptron Multicouche (MLP), entraînés sur les

données des trois premières semaines. L'objectif de cette analyse était d'évaluer la capacité de ces modèles à anticiper l'évolution future des paramètres de qualité de l'eau.

L'examen de la Figure IV.3 (paramètres physico-chimiques) et de la Figure IV.4 (paramètres chimiques) révèle une performance différenciée entre les deux approches de modélisation. Il est clairement observable que les prédictions issues du modèle de Régression Linéaire (courbe en pointillés bleus/oranges) montrent une meilleure concordance avec les valeurs réelles de la Semaine 4 (courbe en ligne pleine bleue) pour la majorité des paramètres. Les écarts entre les valeurs prédites par la RL et les valeurs réelles sont généralement faibles, indiquant une bonne capacité de ce modèle linéaire à capturer les tendances observées sur les trois premières semaines et à les extrapoler à la quatrième semaine.

En revanche, les prédictions obtenues par le modèle Perceptron Multicouche (courbe en pointillés verts) présentent des écarts plus marqués par rapport aux valeurs réelles pour plusieurs paramètres. Bien que le MLP soit théoriquement capable de modéliser des relations non-linéaires complexes, sa performance dans cette étude semble limitée. Cet écart de performance peut être principalement attribué à l'insuffisance de données d'entraînement disponibles. Avec seulement trois points de données (les trois premières semaines), le modèle MLP, qui nécessite généralement un volume de données plus conséquent pour un apprentissage efficace et pour éviter le sur apprentissage, n'a pas pu s'ajuster de manière optimale aux dynamiques sous-jacentes des paramètres.

Ces résultats suggèrent que, dans le contexte d'un suivi à court terme avec un nombre limité d'observations, des modèles plus simples comme la Régression Linéaire peuvent s'avérer plus robustes et fournir des prédictions plus fiables que des modèles non-linéaires complexes tels que le MLP. Une investigation future avec une série temporelle de données plus longue permettrait de réévaluer la performance du modèle MLP et potentiellement d'explorer d'autres architectures de réseaux de neurones ou des modèles de séries temporelles dédiés. En résumé, l'analyse confirme la qualité de l'eau produite par le procédé d'osmose inverse en conformité avec les normes OMS et met en évidence les défis de la modélisation prédictive avec des ensembles de données limités, soulignant la supériorité relative de la Régression Linéaire dans cette étude.

VI.1.3. Interprétation des variations hebdomadaires des paramètres physico-chimiques de l'eau de mer et de la saumure

Les résultats de la figure IV.5 montrent une nette différence entre l'eau de mer et la saumure. La saumure présente des concentrations plus élevées en solides dissous totaux, conductivité et résidus à 180 °C, ce qui reflète l'effet de concentration du processus de dessalement. Le pH reste globalement stable dans les deux types d'eau, avec une légère acidification dans la saumure. Les matières en suspension (MES) et la turbidité sont plus faibles dans la saumure, indiquant une élimination partielle des particules. Les concentrations en fer et en chlore restent très faibles et stables, témoignant d'une bonne qualité chimique des deux effluents. Globalement, les variations hebdomadaires sont faibles, traduisant une stabilité du système de traitement.

Conclusion Générale

Conclusion générale et perspectives

Le dessalement de l'eau de mer constitue aujourd'hui l'une des solutions les plus prometteuses pour pallier la raréfaction des ressources en eau douce, particulièrement dans les régions arides ou soumises à un stress hydrique élevé. Ce procédé, bien que techniquement exigeant, offre la possibilité de produire une eau potable répondant aux normes de qualité internationales, à condition de maîtriser l'ensemble des paramètres physico-chimiques et microbiologiques influençant l'efficacité du traitement.

La performance d'une station de dessalement repose sur plusieurs facteurs clés : la qualité de l'eau d'alimentation, le bon fonctionnement des membranes, la prévention du colmatage, la gestion de la corrosion et le respect strict des standards de potabilité. C'est dans ce contexte que les avancées technologiques, notamment l'intelligence artificielle (IA), apportent une valeur ajoutée indéniable. L'intégration de l'IA dans les processus de suivi et d'évaluation de la qualité de l'eau permet non seulement d'optimiser le fonctionnement des installations, mais également d'anticiper les dysfonctionnements grâce à des modèles prédictifs performants.

Dans le cadre de ce mémoire, nous avons démontré comment l'utilisation du langage Python et des algorithmes d'apprentissage automatique permet d'analyser en temps réel des indicateurs tels que le pH, la turbidité, la conductivité ou encore les résidus totaux. Ces données, une fois traitées par des modèles intelligents, peuvent être comparées aux recommandations de l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS), permettant ainsi une évaluation automatisée et fiable de la qualité de l'eau produite. En outre, cette approche offre une perspective de gestion durable et intelligente des stations de dessalement, en réduisant les interventions manuelles, en améliorant la réactivité face aux anomalies, et en contribuant à la préservation des ressources.

Perspectives et Développements Futurs

Pour concrétiser pleinement le potentiel de cette approche, plusieurs axes d'amélioration se dessinent :

- Élargissement des données : L'importation de bases de données plus vastes et diversifiées permettra d'affiner les prédictions du modèle MLP (Perceptron Multicouche) à long terme, en intégrant des variables environnementales ou opérationnelles supplémentaires.
- Généralisation des méthodes : L'adaptation du programme développé à d'autres stations de dessalement, locales ou internationales, renforcera sa robustesse et son utilité à grande échelle.

- Outil opérationnel : Le développement d'une application web dédiée aux gestionnaires de stations offrira une interface intuitive pour évaluer en temps réel la qualité de l'eau (bonne, moyenne ou mauvaise) et anticiper son évolution sur des échelles de temps variées (semaines, mois, années). Cette solution combinera surveillance immédiate et prospective stratégique, facilitant ainsi la prise de décision éclairée.

Ainsi, cette étude met en évidence la complémentarité entre les connaissances scientifiques sur le traitement de l'eau et les outils numériques modernes. Elle ouvre la voie à de futures recherches axées sur le développement de systèmes de surveillance plus autonomes, capables de s'adapter en continu aux variations de la qualité de l'eau et aux contraintes opérationnelles. Le recours à l'intelligence artificielle ne se limite plus à un simple outil d'aide à la décision : il devient un pilier fondamental pour garantir une production d'eau potable fiable, efficiente et durable dans un monde confronté à des enjeux environnementaux et démographiques majeurs.

Références

- Adda, M., Hafiane, A., & Yacoubi, N. (2016). Conception d'une station de dessalement d'eau de mer par osmose inverse à faible consommation énergétique : cas de l'Algérie. *Revue des Energies Renouvelables*, 19(4), 733-746.
- Aljundi, I. H., Al-Omari, A., & Qtaishat, M. (2024). Performance evaluation of integrated membrane distillation and crystallization system for brine management. *Desalination*, 564, 116903. <https://doi.org/10.1016/j.desal.2023.116903>
- Al-Karaghouli, A., & Kazmerski, L.L. (2013). Energy consumption and water production cost of conventional and renewable-energy-powered desalination processes. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 24, 343-356.
- Bissonnette, J. F. (2008). Application de l'intelligence artificielle dans l'optimisation des systèmes de dessalement. Mémoire de maîtrise, Université de Sherbrooke.
- Bostrom, N. (2017). Superintelligence : Chemins, dangers, stratégies. Paris : Presses Universitaires de France (Traduction française, Chapitre 4 : "Les formes de la superintelligence", pp. 89-112).
- Bouazza, A. (2024). Gestion durable des rejets de saumure dans les usines de dessalement en Méditerranée. *Journal Algérien des Sciences de l'Environnement*, 12(1), 45-58.
- Boudène, C. (2019). Métaux lourds dans l'environnement : analyse et toxicité. Paris : Lavoisier, 2ème édition. (Chapitre 3 : "Méthodes analytiques", pp. 67-112).
- Bourgine, P. & Varenne, F. (2021). L'Intelligence Artificielle Forte : Mythe ou Réalité ? Paris : Éditions Matériologiques. (Chapitre 5 : "Au-delà du deep learning", pp. 127-153).
- Cardon, D., Cointet, J.-P., & Mazières, A. (2022). Les effets sociaux de l'intelligence artificielle. Paris : Presses de Sciences Po. (Chapitre 4 : "Transformations du travail et enjeux sociaux", pp. 112-147).
- Chen, Y., & Ng, K. C. (2023). Zero-liquid discharge (ZLD) approach for seawater desalination brine: A hybrid system combining MED, TVC and evaporation crystallizer. *Desalination*, 548, 116221. <https://doi.org/10.1016/j.desal.2023.116221>
- Christ, A., Regenauer-Lieb, K., Chua, H.T., & Thiel, G.P. (2018). Thermo-mechanical design of a compact multi-effect distillation system (EasyMED) for low-grade heat sources. *Desalination*, 435, 37-53.
- Darwish, M.A., Abdulrahim, H.K., & Hassan, A.S. (2015). Thermal desalination: Existing and advanced technologies. In M.A. Darwish (Ed.), *Thermal Desalination Processes* (Vol. 1, pp. 1-50). Elsevier

- Ekwater. (2025). Le dessalement de l'eau de mer : quels enjeux et quelles limites ? <https://ekwater.fr/blog/planete/le-dessalement-de-l-eau-de-mer/>
- El-Dessouky, H.T. and Ettouney, H.M. (2002) Fundamentals of Salt Water Desalination. Elsevier Science.
- El-Dessouky, H.T., & Ettouney, H.M. (2000). Fundamentals of salt water desalination. Elsevier Science (Chapter 4: Multistage Flash Desalination, pp. 125-180).
- Elimelech, M., & Phillip, W. A. (2011). The future of seawater desalination: Energy, technology, and the environment. *Science*, 333(6043), 712–717. <https://doi.org/10.1126/science.1200488>
- Filali, F., & Bessenasse, R. (2014). Les impacts environnementaux du dessalement de l'eau de mer sur le littoral méditerranéen algérien. *Revue des Sciences de l'Eau*, 27(3), 193-204. <https://doi.org/10.7202/1026290ar>
- Fritzmann, C., Löwenberg, J., Wintgens, T., & Melin, T. (2007). State-of-the-art of reverse osmosis desalination. *Desalination*, 216(1-3), 1-76.
- Gattuso, J.-P., & Hansson, L. (2011). L'acidification des océans. CNRS Éditions, Paris, 320 p. (Chapitre 4 : "Effets biologiques", pp. 89-126).
- Genesis Water Technologies (GWT). (2024). Smart Desalination: How Artificial Intelligence Can Revolutionize the Desalination Industry. <https://genesiswatertech.com>
- Géron, A. (2022). Programmation Machine Learning avec Python et Scikit-Learn. Paris : O'Reilly France, 2ème édition. (Chapitre 1 : "Écosystèmes des langages pour le ML", pp. 15-32).
- Ghaffour, N., Missimer, T. M., & Amy, G. L. (2013). Technical review and evaluation of the economics of water desalination: Current and future challenges for better water supply sustainability. *Desalination*, 309, 197-207.
- Greenlee, L.F., Lawler, D.F., Freeman, B.D., Marrot, B., & Moulin, P. (2009). Reverse osmosis desalination: Water sources, technology, and today's challenges. *Water Research*, 43(9), 2317-2348.
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2021). L'Apprentissage statistique : Des données à la décision. Paris : Springer (Traduction de la 2ème édition, Chapitre 1 : "Les paradigmes d'apprentissage", pp. 15-38).
- Hilal, N., & Ogunbiyi, O. (2017). Colmatage des membranes dans les procédés de dessalement : mécanismes et prévention. *Techniques de l'Ingénieur*, Référence J2778, 1-12.
- INRIA. (2024). L'intelligence artificielle au service de l'environnement et de la gestion de l'eau. Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique. <https://inria.fr>

- Institut Français des Relations Internationales (IFRI). (2021). Le dessalement dans le monde : un remède miracle à la pénurie d'eau ? Note stratégique n°24, Centre Énergie & Climat.
- Keddam, M., & Takenouti, H. (2019). Corrosion dans les installations de dessalement : mécanismes et protection. *Corrosion - Matériaux - Traitements*, n°45, 12-25.
- Kettab, A., & Bessenasse, R. (2005). Le dessalement de l'eau de mer : Une alternative stratégique pour l'approvisionnement en eau potable en Algérie. *Revue des Sciences et Technologies de l'Eau*, 38(2), 113–122.
- Lénat, C., & Magnin, J.-L. (2020). Phénomènes d'entartrage dans les procédés membranaires : mécanismes et stratégies de contrôle. *Techniques de l'Ingénieur, Référence BE9570*, 1-15.
- Lourme, A. (2022). Fondamentaux du Machine Learning : Principes et algorithmes. Paris : Eyrolles. (Chapitre 3 : "Sélection et implémentation des algorithmes", pp. 67-94).
- Mahadeva, S. R., Zhang, Y., & Aral, M. M. (2023). Artificial intelligence-based control and optimization of desalination systems: A review. *Water Research*, 236, 119897. <https://doi.org/10.1016/j.watres.2023.119897>
- Maugein, P. (2018). Dessalement de l'eau de mer : enjeux et innovations. Paris : Éditions Technip (Chap. 6 : Systèmes hybrides, pp. 145-172).
- Merdas, S., & Kardoud, A. (2017). État des lieux et perspectives du dessalement en Algérie. *Revue des Sciences de l'Eau*, 30(2), 155–166.
- Migon, C. (2015). Les éléments traces dans l'environnement marin : cycles biogéochimiques et impacts écologiques. Marseille : Publications de l'Université de Provence. (Chapitre 7 : "Arsenic : du nutriment au contaminant", pp. 145-167).
- Ministère des Ressources en Eau (Algérie). (2022). Stratégie nationale du dessalement d'eau de mer 2030. Rapport technique, Alger, 48p.
- Moulin, P. (2012). Les procédés membranaires pour le traitement de l'eau. Paris : Lavoisier (Chap. 5 : L'osmose inverse industrielle, pp. 187-220).
- Naskar, M. K., Nandi, A. K., & Bhaumik, A. (2020). High-performance phenine nanotube-based membranes for efficient water desalination. *Journal of Membrane Science*, 611, 118365. <https://doi.org/10.1016/j.memsci.2020.118365>
- Organisation mondiale de la Santé (OMS). (2017). Directives de qualité pour l'eau de boisson : quatrième édition intégrant le premier additif. Genève : OMS. (Chapitre 12 : "Substances chimiques d'importance sanitaire", pp. 367-372).

- Pietrasanta, L., Trentin, M., & Fiorenza, G. (2023). Renewable energy-powered desalination: A bibliometric and systematic review of technologies and trends. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 179, 113258. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2022.113258>
- Pitrat, J. (2016). *Artificial Intelligence Explained*. Paris : Éditions Hermès-Lavoisier. (Chapitre 3 : "Les limites de l'IA spécialisée", pp. 45-62).
- Rakib, M., Semblante, G.U., & Nlend, B. (2021). Gestion des saumures issues du dessalement : enjeux et perspectives. *Revue des Sciences de l'Eau*, 34(2), 89-112.
- Rodier, J., Legube, B., & Merlet, N. (2016). *L'analyse de l'eau* - 10ème édition. Dunod, Paris. (Chapitre 5 : "Paramètres physico-chimiques", pp. 187-193).
- Santonja, G. (2020). Chimie des nutriments aquatiques : cycles de l'azote et du phosphore. Paris : Lavoisier. (Chapitre 2 : "Formes azotées oxydées", pp. 34-42).
- Tessier, E. (2021). *Hydrologie et géochimie des eaux continentales : Origine et dynamique des sels dissous*. Paris : Presses Universitaires de France, Collection Écologie, 187p. (Chapitre 3 : "Genèse des eaux salines", pp. 45-72).
- Truchot, J.-P. (2016). *Le milieu marin : propriétés physico-chimiques*. Paris : CNRS Éditions, 3ème édition. (Chapitre 4 : "Les éléments conservatifs", pp. 112-115).
- Wenten, I.G., & Khoiruddin, K. (2016). Reverse osmosis applications: Prospect and challenges. *Desalination*, 391, 112-125.
- Zhou, Y., & Tol, R.S.J. (2005). Evaluating the costs of desalination and water transport. *Water Resources Research*, 41(3), W03003.
- Zuo, L., Zhang, Y., Wang, R., & Guo, Y. (2022). Membrane distillation crystallization for zero liquid discharge: A review. *Journal of Cleaner Production*, 331, 129992. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.129992>

Annexes

Les Programmes de simulation Python

1. Paramètres physico-chimiques : évolution, moyenne et normes OMS

```
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt

# Création du DataFrame
df = pd.DataFrame({
    "Chlore": [0.42, 0.43, 0.4, 0.41],
    "Dureté": [69.88, 70.09, 69.61, 69.82],
    "Solides dissous": [306, 326, 334, 343],
    "pH": [8.39, 8.37, 8.37, 8.35],
    "Température": [18.6, 18.4, 18.8, 19.7],
    "Conductivité": [615, 652, 668, 685],
    "TAC": [60.21, 60.26, 60.05, 60.2],
    "TA": [60.07, 54.31, 59.77, 60.63],
    "Magnésium": [9.81, 14.88, 9.88, 9.26],
    "Calcium": [60.07, 55.21, 59.63, 60.55]
}, index=["Semaine 1", "Semaine 2", "Semaine 3", "Semaine 4"])

# Calcul des moyennes et ajout des normes
df.loc["Moyenne"] = df.mean()
df.loc["Norme (max)"] = [5, 65, 500, 8.5, 25, 1500, 65, 150, 75, 75]

# Tracer les graphiques
plt.figure(figsize=(14, 7))
for row in df.index:
    plt.plot(df.columns, df.loc[row], marker='o', label=row)

plt.xticks(rotation=45)
plt.ylabel("Valeurs")
plt.title("Paramètres physico-chimiques : évolution, moyenne et normes OMS")
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.tight_layout()
plt.show()
```

2. Paramètres chimiques : évolution, moyenne et normes OMS

```
import matplotlib.pyplot as plt

# Paramètres chimiques
elements = ['Bore', 'Chlorure', 'Nitrites', 'Nitrates', 'Sulfate', 'Sodium', 'Potassium', 'Fer']

# Valeurs mesurées chaque semaine
semaine1 = [0.8, 162, 2, 33.8, 60, 40, 13, 0.1]
semaine2 = [0.82, 143, 1.9, 39.9, 63, 34, 14.9, 0.24]
semaine3 = [0.84, 152, 1.2, 36.9, 67.8, 42, 12.6, 0.19]
semaine4 = [0.9, 169, 2.3, 38.1, 65.3, 38, 11.7, 0.22]
moyenne = [0.84, 156.5, 1.85, 37.17, 64.02, 38.5, 13.05, 0.18]
norme = [1, 250, 3, 50, 500, 200, 20, 0.3]

# Taille du graphique
plt.figure(figsize=(12, 6))

# Courbes avec des marqueurs pour chaque semaine
plt.plot(elements, semaine1, marker='o', label='Semaine 1')
plt.plot(elements, semaine2, marker='s', label='Semaine 2')
plt.plot(elements, semaine3, marker='^', label='Semaine 3')
plt.plot(elements, semaine4, marker='d', label='Semaine 4')
plt.plot(elements, moyenne, marker='*', linestyle='--', color='black', label='Moyenne')
plt.plot(elements, norme, marker='x', linestyle=':', color='red', label='Norme OMS')

# Titre et axes
plt.title('Évolution des concentrations chimiques des échantillons')
plt.xlabel('Paramètres chimiques')
plt.ylabel('Concentration (mg/l ou ppm)')
plt.grid(True, linestyle='--', alpha=0.5)
plt.legend()
plt.xticks(rotation=45)

# Affichage
plt.tight_layout()
plt.show()
```

3. L'analyse comparative des modèles de Régression Linéaire (RL) et de Perceptron Multicouche (MLP) pour la prédiction des concentrations des paramètres physico-chimiques de l'eau à la Semaine 4

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.neural_network import MLPRegressor

# Données des semaines 1 à 3
data = {
    'chlore': [0.42, 0.43, 0.4],
    'Dureté': [69.88, 70.09, 69.61],
    'solides dissous': [306, 326, 334],
    'PH': [8.39, 8.37, 8.37],
    'Température': [18.6, 18.4, 18.8],
    'Conductivité': [615, 652, 668],
    'TAC': [60.21, 60.26, 60.05],
    'TA': [60.07, 54.31, 59.77],
    'Mg': [9.81, 14.88, 9.88],
    'Ca': [60.07, 55.21, 59.63]
}

df = pd.DataFrame(data)

# Variables d'entrée : semaines 1 à 3 (X), variable cible : semaine 4 (Y)
X = df.index.values.reshape(-1, 1) # semaines 1 à 3 => 0, 1, 2
results_rl = []
results_mlp = []
real_values = [0.41, 69.82, 343, 8.35, 19.7, 685, 60.2, 60.63, 9.26, 60.55]

# Analyse paramètre par paramètre
for i, column in enumerate(df.columns):
    y = df[column].values

    # Modèle de Régression Linéaire
    model_rl = LinearRegression()
    model_rl.fit(X, y)
    pred_rl = model_rl.predict([[3]])[0] # prédiction pour semaine 4 (index = 3)
    results_rl.append(pred_rl)

    # Modèle MLP
    model_mlp = MLPRegressor(hidden_layer_sizes=(5,), max_iter=5000, random_state=1)
    model_mlp.fit(X, y)
    pred_mlp = model_mlp.predict([[3]])[0]
```

```

results_mlp.append(pred_mlp)

# Affichage graphique
parametres = list(df.columns)
x = np.arange(len(parametres))

plt.figure(figsize=(12, 6))
plt.plot(x, real_values, marker='o', label='Valeurs réelles (Semaine 4)', linewidth=2)
plt.plot(x, results_rl, marker='s', label='Prédition Régression Linéaire', linestyle='--')
plt.plot(x, results_mlp, marker='^', label='Prédition MLP', linestyle='--')
plt.xticks(x, parametres, rotation=45)
plt.xlabel("Paramètres physico-chimiques")
plt.ylabel("Concentration")
plt.title("Comparaison des modèles RL et MLP - Semaine 4")
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.tight_layout()
plt.show()

```

L'analyse comparative des modèles de Régression Linéaire (RL) et de Perceptron Multicouche (MLP) pour la prédiction des concentrations des paramètres chimiques à la Semaine 4

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.neural_network import MLPRegressor

# Données des semaines 1 à 3
data = {
    'Bore': [0.8, 0.82, 0.84],
    'Chlorure': [162, 143, 152],
    'Nitrites': [2, 1.9, 1.2],
    'Nitrates': [33.8, 39.9, 36.9],
    'Sulfate': [60, 63, 67.8],
    'Sodium': [40, 34, 42],
    'Potassium': [13, 14.9, 12.6],
    'Fer': [0.1, 0.24, 0.19]
}

df = pd.DataFrame(data)

# Semaine 4 = valeurs réelles pour comparaison
real_values = [0.9, 169, 2.3, 38.1, 65.3, 38, 11.7, 0.22]

X = df.index.values.reshape(-1, 1) # Semaines 1 à 3

results_rl = []
results_mlp = []

# Prédictions
for col in df.columns:
    y = df[col].values

    # Régression Linéaire
    model_rl = LinearRegression()
    model_rl.fit(X, y)
    pred_rl = model_rl.predict([[3]])[0]
    results_rl.append(pred_rl)

    # Perceptron Multicouche
    model_mlp = MLPRegressor(hidden_layer_sizes=(5,), max_iter=5000, random_state=42)
    model_mlp.fit(X, y)
    pred_mlp = model_mlp.predict([[3]])[0]
    results_mlp.append(pred_mlp)
```

```
# Affichage du graphique
parametres = list(df.columns)
x = np.arange(len(parametres))

plt.figure(figsize=(12, 6))
plt.plot(x, real_values, marker='o', label='Valeurs réelles (Semaine 4)', linewidth=2)
plt.plot(x, results_rl, marker='s', linestyle='--', label='Régression Linéaire')
plt.plot(x, results_mlp, marker='^', linestyle='--', label='Perceptron Multicouche (MLP)')
plt.xticks(x, parametres, rotation=45)
plt.xlabel("Paramètres chimiques de l'eau")
plt.ylabel("Concentration (mg/l ou ppm)")
plt.title("Comparaison RL et MLP pour la prédiction des paramètres chimiques – Semaine 4")
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.tight_layout()
plt.show
```

Résumé

Ce mémoire s'intéresse à l'application des techniques d'intelligence artificielle pour évaluer et prédire la qualité de l'eau produite par la station de dessalement de Cap Djinet. Les analyses physico-chimiques réalisées sur quatre semaines montrent une conformité totale de l'eau traitée aux normes de l'OMS. Deux modèles de prédiction ont été comparés : la régression linéaire, efficace avec peu de données, et le perceptron multicouche, dont la performance est limitée par le faible volume d'entraînement. L'intégration de la data science et de l'analyse conventionnelle offre une approche novatrice et complémentaire. Ce travail contribue à renforcer la gestion prédictive et durable des stations de dessalement. Il ouvre la voie à l'utilisation de l'IA pour anticiper les variations qualitatives et améliorer la prise de décision. L'étude montre que même avec un jeu de données restreint, des modèles simples peuvent offrir des résultats fiables. Les résultats obtenus peuvent servir de référence pour d'autres stations similaires.

Mots clés : Dessalement, Intelligence Artificielle, Qualité De L'eau, Prédiction, Normes OMS

Abstract

This thesis focuses on applying artificial intelligence techniques to assess and predict the water quality produced by the Cap Djinet desalination plant. Physico-chemical analyses over four weeks confirm full compliance with WHO standards. Two predictive models were evaluated: linear regression, effective with limited data, and multilayer perceptron, whose performance was hindered by a small dataset. The integration of data science and conventional analysis offers an innovative and complementary approach. This study contributes to advancing predictive and sustainable desalination management. It enables anticipation of quality variations and supports informed decision-making. Even with a limited dataset, simple models proved reliable. Results may serve as a reference for similar facilities.

Keywords: Desalination, Artificial Intelligence, Water Quality, Prediction, WHO Standards.

الملخص

يركز هذا البحث على تطبيق تقنيات الذكاء الاصطناعي لتقدير وتوقع جودة المياه المنتجة من محطة تحلية برج جينت. أظهرت التحاليل الفيزيائية والكيميائية خلال أربع أسابيع مطابقة تامة للمعايير التي حدتها منظمة الصحة العالمية. تم تقييم نموذجين تنبؤيين: الانحدار الخطي، الذي أظهر كفاءة مع البيانات القليلة، والشبكة العصبية متعددة الطبقات التي تأثرت سلباً بضعف حجم البيانات. يمثل الجمع بين تحليل البيانات والتحاليل التقليدية منهجاً تكاملياً ومبتكراً. يساهم هذا العمل في تحسين إدارة محطات التحلية بشكل تنبؤي ومستدام. ويسمح بالتنبؤ بتغير جودة المياه ودعم اتخاذ القرار. حتى مع بيانات محدودة، أثبتت النماذج البسيطة فعاليتها. يمكن اعتماد النتائج كمرجع لمحطات مماثلة.

الكلمات المفتاحية: تحلية المياه، الذكاء الاصطناعي، جودة المياه، التنبؤ، معايير الصحة العالمية