

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA

FACULTE : Science et Technologie
DEPARTEMENT : HYDRAULIQUE
N



DOMAINE : Science et Technologie
FILIERE : HYDRAULIQUE
OPTION: HYDRAULIQUE URBAINE

Mémoire présenté pour l'obtention
Du diplôme de Master Académique
Par : BOUCHAREB IKRAM et ACHOUR CHAIMA

Intitulé

**Évaluation et modélisation de la qualité des eaux souterraines
dans la région sud du Chott Hodna : Approche basée sur
l'intelligence artificielle (ANN) et le SIG**

Soutenu devant le jury composé de :

Mr. Ghodbane Messaoud	Université M'sila	Président
Mr. Ferhati Ahmed	Université M'sila	Examineur
Mr. Dougha Mustapha	Université M'sila	Encadreur

Remerciements

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude et ma sincère reconnaissance à mon encadrant, **Mr. DOUGHA. MOSTAFA**, qui a été un véritable guide et un soutien précieux. Grâce à leurs encouragements et à leurs conseils avisés, j'ai pu surmonter de nombreuses difficultés. Je lui adresse tout mon respect et ma considération pour le temps, les efforts et le dévouement qu'il a consacrés à m'accompagner.

Je remercie également tous les enseignants qui m'ont accompagné tout au long de mon parcours universitaire et qui ont laissé une empreinte positive en moi à travers les connaissances et le savoir qu'ils m'ont transmis.

Dédicace

الحمد لله

اللهم اجعل هذا العمل خالصًا لوجهك الكريم، واجعله علمًا نافعًا يُنتفع به، ووفقني دائمًا لما تحب وترضى.

إلى ذلك القلب الذي تحمل الكثير، والعقل الذي لم يتوقف عن التفكير، والنفس التي قاومت التعب، والخذلان،

إليك يا من سهرت الليالي وواجهت الصعاب بصبرٍ وعزيمة

إليك يا من لم تستسلمي رغم كل شيء... هذا العمل ثمرة تعبك، فافخري بما وصلت إليه

... إلى كل لحظة ضعف تغلبت عليها، وكل دمعة خبأتها، وكل أمل تمسكت به

هذا الإهداء لك، بصدق، بكل فخر

ثم،

إلى أمي الحبيبة، نبع الحنان والدعاء، وسندي في كل لحظة... شكرًا من القلب، فما كنت لأصل إلى هنا دونك

إلى أخي الكبير، الداعم بصمته، والسند في كل المواقف... شكرًا لوجودك وقوتك التي أستمدّها

وإلى أختي الكبرى، الحضن الآمن والنصيحة الصادقة... شكرًا لحنانك ومساندتك الدائمة

، وأخيرًا،

.. لكل من مرّ في حياتي وترك فيها أثرًا طيبًا، لكل من دعمني ولو بكلمة

لكم مني كل الامتنان

SOMMAIRE

SOMMAIRE	4
Liste des figures	7
Liste des tableaux.....	8
ملخص.....	9
Résumé.....	9
Summary	Erreur ! Signet non défini.
Introduction Générale	Erreur ! Signet non défini.
Introduction	2
I.1. Localisation géographique	2
I.2. Conditions climatiques et météorologiques	3
I.3. Relief et topographie.....	5
I.4. Réseau hydrographique.....	5
I.5. Occupation du sol et utilisation des terres	6
I.6. Contexte géologique et hydrogéologique	6
I.6.1. Contexte géologique.....	6
I.6.2. Contexte hydrogéologique	9
I.7. Dynamique et exploitation des eaux souterraines	10
I.8. Description démographique et socio-économique de la région d’El-Maadhar	11
I.8.1 Impacts des activités humaines sur les ressources en eau.....	12
I.9. Conclusion partielle	13
Introduction	15
II.1 Normes de qualité des eaux souterraines.....	15
II.2 Présentation des paramètres de qualité.....	17
II.2.1 Paramètres physico-chimiques.....	17
II.2.2 Indices de qualité de l’eau.....	18
II.2.3 Utilisation des indices de qualité des eaux	19
II.3 Analyse statistique des données.....	20
II.3.1 Statistiques descriptives : Moyennes, écarts-types et dispersion.....	20
II.3.2 Analyse des corrélations	21
II.3.3 Techniques d’analyse multivariée pour l’évaluation de la qualité.....	21

II.4. Identification des sources de pollution	22
II.4.1. Origines naturelles et anthropiques de la pollution des eaux souterraines	22
II.4.2. Les pratiques agricoles et leur impact sur les eaux souterraines	22
II.4.3. Activités industrielles et pollution domestique	25
II.4.4. Facteurs naturels : changement climatique et salinisation	25
II.4.5. Cartographie des sources potentielles de pollution.....	26
II.5. Conclusion partielle.....	27
Introduction :.....	30
III.1. Traitement des données :.....	31
III.2. Indices de qualité WQI et EWQI :	35
III.2.1.	35
WQI (Water Quality Index) :.....	35
III.2.2.EWQI (Entropy Water Quality Index):.....	36
III.2.3. Formule générale du WQI	36
III.2.4. Classification de la qualité de l'eau selon le WQI :.....	37
III.2.5. Approche basée sur l'expertise.....	37
III.2.6. Calcul des Indices WQI et EWQI :.....	41
III.2.7 Indice EWQI.....	44
III.3. Relation entre géologie, hydrogéologique, et paramètres physico-chimiques :.....	52
III.4. Représentation spatiale des indices de qualité à l'aide des systèmes d'information géographique (ArcGIS):.....	53
III.4.1 Le Krigeage : Méthode d'Interpolation Géostatistique	53
III.4.2 Application du Krigeage avec ArcGIS	54
III.5. Conclusion :.....	59
Introduction.....	62
IV.1. Présentation des réseaux de neurones artificiels (ANN)	62
IV.1.1. Définitions et structure de base.....	62
IV.2. Algorithme et méthodologie de l'approche	68
IV.2.1 Schéma général de l'algorithme.....	68
Données en Entrée	68
IV.2.2 Étapes de Résolution de l'Algorithme ANN	69
IV.3. Résultats et discussion	71
IV.3.1. Facteurs de poids optimisés générés par l'ANN.....	72

IV.3.2. Comparaison des facteurs de poids avec les méthodes classiques (experts, entropie)	72
IV.3.3. Détection des paramètres sous-estimés/surestimés.....	73
IV.4. Évaluation des performances du modèle ANN.....	74
IV.4.1. Visualisation graphique des résultats (courbes d'erreur, nuage de points)	74
Conclusion générale	80
Références bibliographiques :.....	72

Liste des figures

Figure I. 1Présentation géographique de la zone d'étude.	3
Figure I. 2Température moyenne mensuelle de la région de Bou Saada (2009–2018) (Selmane, 2023)	4
Figure I. 3Précipitation moyenne mensuelle de la région de Bou Saada (2009–2018) (Selmane, 2023)	5
Figure I. 4Carte 3D des vallées de la région d'étude.	6
Figure I. 5Représentation proportionnelle des utilisations des terres.	6
Figure I. 6Carte géologique du bassin El Hodna (Grine 2009).....	8
Figure I. 7Schéma du cycle hydrologique et des interactions entre les flux naturels et les pressions humaines.	13
Figure II. 1Engrais azotés et phosphatés utilisés dans les zones agricoles	23
Figure II. 2Pesticides agricoles utilisés dans les zones agricoles.....	24
Figure II. 3Déchets organiques (déjections animales) utilisés pour la fertilité des sols agricoles	25
Figure II. 4Carte de distribution spatiale des nitrates (NO_3^-) en 2019 zone El Maadher	27
Figure III 1Proposition adoptée des poids (I_i) et poids relatifs (W_i^*) des paramètres de qualité de l'eau dans notre étude.....	41
Figure III 2Étapes de calcul de l'indice de qualité de l'eau (WQI) pour le forage n° 16	42
Figure III 3Évaluation de la qualité des eaux de la région d'étude à l'aide de l'indice WQI	44
Figure III 4Carte de l'indice de qualité de l'eau (WQI) dans la région El Maadher	56
Figure III 5 Carte de l'indice de qualité de l'eau (EWQI) dans la région El Maadher	58
Figure IV. 1Modele mathematique et neuronal de la cellule du reseau neuronal artificiel (ANN)	63
Figure IV. 2 Architecture d'un réseau de neurones artificiels pour calculer l'indice WQI..	65
Figure IV. 3 Courbes de perte du modèle ANN_WQI au cours de l'entraînement montrant la convergence de la fonction de coût pour les données d'apprentissage et de validation ...	76
Figure IV. 4Évolution du RMSE du modèle ANN au cours des 350 époques sur les données de test.....	76
Figure IV. 5 Carte spatiale des valeurs de l'indice de qualité de l'eau (IQE) calculées par le modèle ANN.....	80

Liste des tableaux

Tableau I. 1	Température moyenne mensuelle de la région de Bou Saada (2009–2018).....	3
Tableau I. 2	Précipitation moyenne mensuelle de la région de Bou Saada (2009–2018).....	4
Table II 1	Normes des paramètres de qualité de l'eau pour la consommation humaine.....	16
Tableau III 1	Données statistiques des paramètres physico-chimiques, pour la campagne 2019.....	32
Tableau III 12	Comparaison des résultats obtenus par les deux indices de qualité	49
Tableau IV. 1	Tableau des facteurs de poids optimisés générés par l'ANN :.....	72
Tableau IV. 2	Comparaison des poids des paramètres entre le WQI expert et le modèle optimisé ANN_WQI	73
Tableau IV. 3	Résultats du WQI générés par le modèle ANN pour les 33 forages.....	75
Tableau IV. 3	Performance du Modèle ANN vs WQI Expert	77

ملخص

تهدف هذه الدراسة إلى تقييم الخصائص الفيزيائية والكيميائية للمياه الجوفية في المنطقة المعذر بالمسيلة، من خلال احتساب تم تدريب (ANN) مع تحسين دقتهم باستخدام نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية (EWQI) و (WQI) مؤشري النموذج بالاعتماد على بيانات ميدانية تم جمعها سنة 2022، وذلك لتحديد الأوزان المثلى للعوامل الأكثر تأثيراً على جودة المياه.

لتحليل التوزيع المكاني لجودة المياه الجوفية، مما مكن من Kriging وتقنية (GIS) تم استخدام نظم المعلومات الجغرافية الكشف الدقيق عن المناطق المتدهورة، خاصة في الجهة الشمالية لمنطقة الدراسة. أظهرت النتائج أن استخدام الشبكات العصبية حسن من حساسية المؤشرات بفضل التقييم الذكي، لا سيما بالنسبة للمتغيرات الحاسمة مثل النترات (ANN) الاصطناعية والتوصيلية الكهربائية، ما وفر أساساً علمياً لاتخاذ قرارات مستنيرة في إدارة الموارد المائية.

تعد هذه الدراسة خطوة نحو دمج الذكاء الاصطناعي في مراقبة المياه الجوفية، مع إمكانية تطويرها مستقبلاً عبر تحسين أدوات FNN التحليل المكاني واعتماد نماذج أخرى مثل

ANN، Kriging، SIG، EWQI، WQI، الكلمات المفتاحية: شط الحضنة – المعذر، جودة المياه الجوفية

Résumé

Cette étude vise à évaluer les propriétés physiques et chimiques des eaux souterraines de la région en calculant les indices (WQI) et (EWQI), tout en améliorant leur précision à l'aide du modèle de réseau neuronal artificiel (ANN). Le modèle a été formé à l'aide de données de terrain collectées en 2022 pour déterminer les poids optimaux pour les facteurs ayant le plus d'impact sur la qualité de l'eau.

Les systèmes d'information géographique (SIG) et la technique de krigeage ont été utilisés pour analyser la distribution spatiale de la qualité des eaux souterraines, ce qui a permis une détection précise des zones dégradées, en particulier dans la partie nord de la zone d'étude. Les résultats ont montré que l'utilisation de réseaux neuronaux artificiels (RNA) améliorait la sensibilité des indicateurs grâce à une évaluation intelligente, en particulier pour les variables critiques telles que le nitrate et la conductivité électrique, fournissant une base scientifique pour prendre des décisions éclairées dans la gestion des ressources en eau.

Cette étude constitue une étape vers l'intégration de l'intelligence artificielle dans la surveillance des eaux souterraines, avec le potentiel d'être développée à l'avenir en améliorant les outils d'analyse spatiale et en adoptant d'autres modèles tels que FNN.

Mots clés : Shatt Al-Hadna-Al-Maather, qualité des eaux souterraines, WQI EWQI, SIG, Kriging, ANN.

Abstract

This study aims to evaluate the physical and chemical characteristics of groundwater in the region by calculating the Water Quality Index (WQI) and Entropy Water Quality Index (EWQI), improving their accuracy using an Artificial Neural Network (ANN) model. The model was trained using field data collected in 2022 to determine the optimal weights for the factors most affecting water quality.

Geographic Information Systems (GIS) and Kriging techniques were used to analyze the spatial distribution of groundwater quality, enabling accurate detection of deteriorating areas, particularly in the northern part of the study area. The results showed that the use of ANNs improved the sensitivity of the indices thanks to intelligent assessment, particularly for critical variables such as nitrate and electrical conductivity, providing a scientific basis for informed decision-making in water resource management.

This study represents a step towards integrating artificial intelligence into groundwater monitoring, with the potential for future development by improving spatial analysis tools and adopting other models such as FNN.

Keywords: Shatt Al-Hadna-Al-Maather, groundwater quality, WQI EWQI, SIG, Kriging, ANN.

Introduction Générale

Introduction Générale

Les ressources en eau constituent l'un des piliers essentiels du développement durable, en particulier dans les zones arides et semi-arides, où la rareté des eaux de surface contraint les populations à dépendre majoritairement des eaux souterraines pour satisfaire leurs besoins domestiques, agricoles et industriels.

Dans ce contexte hydrologique fragile, l'exploitation croissante et souvent non régulée des aquifères exerce une pression considérable sur ces ressources stratégiques. Cette surexploitation, conjuguée aux défis environnementaux actuels — tels que le changement climatique, l'urbanisation et l'intensification des activités agricoles — accentue les risques de dégradation de la qualité des eaux souterraines. Il devient donc impératif d'évaluer rigoureusement cette qualité, afin d'en assurer une gestion durable et de préserver l'équilibre écologique des territoires concernés.

L'évaluation scientifique et méthodique de la qualité des eaux souterraines permet non seulement de caractériser leurs propriétés physico-chimiques, mais également d'en déterminer l'aptitude aux différents usages. Cela revêt une importance particulière dans les régions qui en dépendent quasi exclusivement, telles que la zone sud du Chott El Hodna, et plus précisément la région d'El-Maadher, où les ressources hydriques sont particulièrement vulnérables.

Face à ces enjeux, ce travail de recherche a pour objectif de contribuer à une évaluation approfondie de la qualité des eaux souterraines dans la région sud du Chott El Hodna. Pour ce faire, des outils d'analyse avancés seront mobilisés : d'une part, les indices de qualité de l'eau tels que le Water Quality Index (WQI) et l'Entropy Water Quality Index (EWQI) ; d'autre part, des approches innovantes de modélisation, reposant sur l'intelligence artificielle (réseaux de neurones artificiels — ANN et Fuzzy Neural Networks — FNN) et les systèmes d'information géographique (SIG). Ces outils permettront de spatialiser les résultats, de mieux comprendre la distribution de la qualité de l'eau à travers la zone d'étude, et d'offrir aux décideurs des supports d'analyse fiables pour une gestion éclairée des ressources en eau.

La problématique centrale que ce mémoire se propose d'aborder est la suivante :

Quel est le niveau actuel de qualité des eaux souterraines dans la zone d'étude, et comment peut-on modéliser et analyser cette qualité à l'aide d'indices appropriés, en combinant les

techniques d'optimisation de l'intelligence artificielle et les capacités de représentation spatiale offertes par les SIG ?

Pour répondre à cette problématique, les objectifs spécifiques de cette étude sont les suivants :

- Évaluer la qualité des eaux souterraines en calculant les indices WQI et EWQI.
 - Analyser les propriétés physico-chimiques des eaux souterraines et identifier les facteurs naturels et anthropiques influençant leur qualité dans la région d'El-Maadher.
 - Représenter spatialement la qualité des eaux souterraines à l'aide des techniques de SIG, en produisant des cartes thématiques pertinentes.
- Améliorer la précision de l'évaluation de la qualité de l'eau par l'optimisation des indices WQI et EWQI à l'aide de modèles d'intelligence artificielle (ANN et FNN).

Ce mémoire est structuré en quatre chapitres principaux :

1. Présentation de la région d'étude : caractéristiques géographiques, hydrologiques et socio-économiques de la région du Chott El Hodna.
2. Qualité de l'eau et impacts environnementaux : état des connaissances sur la qualité des eaux souterraines et identification des impacts potentiels.
3. Traitement des données statistiques et évaluation de la qualité de l'eau : méthodologie de collecte et d'analyse des données, calcul des indices de qualité.
4. Optimisation des indices de qualité à l'aide de l'intelligence artificielle : amélioration des facteurs de pondération du WQI via l'utilisation de modèles ANN et FNN.

Chapitre I :

Description de la zone d'étude

Introduction

L'étude approfondie d'une région, notamment de ses caractéristiques géographiques, géologiques et hydrogéologiques, ainsi que la compréhension des pratiques et des dynamiques socioéconomiques de la population locale, constitue une étape fondamentale pour analyser les systèmes de ressources naturelles. Cette approche permet non seulement de cerner l'interaction entre ces ressources et l'environnement, mais aussi d'identifier les défis et les opportunités de gestion durable, en particulier lorsqu'il s'agit des eaux souterraines (Bouwer, 2000 ; Foster & Chilton, 2003).

Dans la région de Chott El Hodna, et plus précisément dans la zone de Maadher, les eaux souterraines représentent une ressource essentielle pour répondre aux besoins domestiques, agricoles et pastoraux. Cette région bénéficie d'une position stratégique au sein des Hauts Plateaux algériens, où les facteurs géomorphologiques, géologiques et hydrogéologiques influencent de manière significative le climat local, le relief, ainsi que la capacité des aquifères à stocker et à transférer l'eau (Remini, 2016).

Par ailleurs, la pression exercée par la population locale, à travers une exploitation excessive et souvent non réglementée des ressources en eau, contribue à leur dégradation progressive. Dans ce contexte, une analyse intégrée des caractéristiques naturelles et humaines s'avère indispensable pour établir des plans de gestion durable, fondés sur les potentialités de la région et visant à préserver son équilibre écologique (UNESCO, 2006).

I.1. Localisation géographique

La localisation géographique influence fortement les caractéristiques climatiques et environnementales d'un territoire. La zone de Maadher est située au sud de la plaine du Hodna, au sein de la wilaya de M'Sila, (Fig. I.1). Elle s'étend entre les latitudes 35°14'N et 35°23'N, et les longitudes 4°12'E et 4°20'E. Cette position géographique lui confère un climat typiquement semi-aride, avec des conditions environnementales spécifiques.

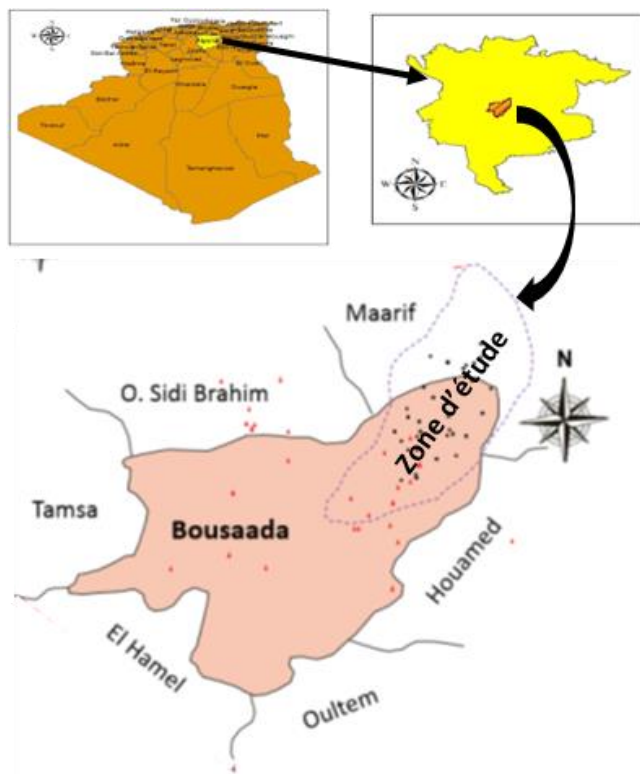


Figure I. 1Présentation géographique de la zone d'étude.

La zone d'étude est délimitée au nord par la commune de Maarif, au sud-est par Bou Saada, à l'est par Oued Sidi Ibrahim, et à l'ouest par la commune de Khobana. Elle couvre une superficie estimée à environ 14 600 hectares. Cette région se distingue par un relief relativement plat, avec une altitude moyenne de 400 mètres au-dessus du niveau de la mer, ce qui favorise l'extension des activités agricoles et pastorales.

I.2. Conditions climatiques et météorologiques

Le climat de la région est de type semi-aride, caractérisé par des hivers froids et humides et des étés chauds et secs. Les températures moyennes mensuelles observées dans la station de Bou Saada entre 2009 et 2018 montrent une variation saisonnière marquée (Fig. I.2), avec une température maximale moyenne de 32,7 °C en juillet et une minimale de 9,3 °C en janvier.

Tableau I. 1Température moyenne mensuelle de la région de Bou Saada (2009–2018)

Mois	Jan	Fév.	Mar	Avr.	Mai	Jiu	Juill.	Aout	Sep	Oct.	Nov.	Déc.

$T_{\text{moy}} (C^{\circ})$	9.3	10.5	13.5	18.8	22.7	28.4	32.7	31.6	26.7	20.8	14.1	10
------------------------------	-----	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	----

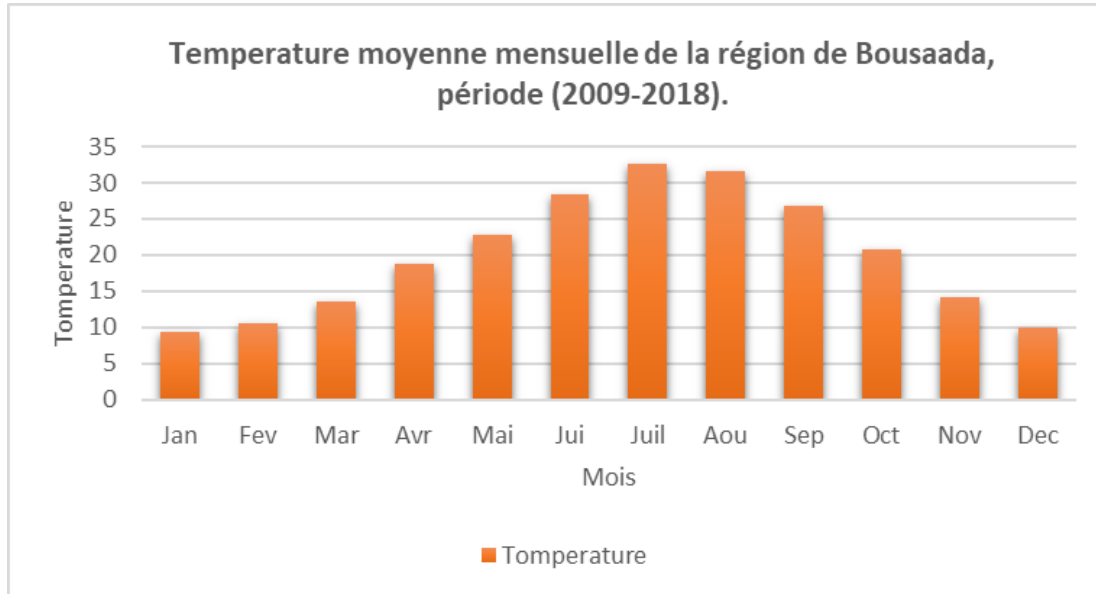


Figure I. 2Température moyenne mensuelle de la région de Bou Saada (2009–2018) (Selmane, 2023)

La chaleur estivale intense provoque des dépressions thermiques locales, qui, combinées aux vents chauds du sud-ouest (Sirocco), génèrent des conditions climatiques arides et des vents violents, influençant l'évaporation et les ressources hydriques disponibles (Dougha et al., 2019).

En ce qui concerne les précipitations, la pluviométrie annuelle moyenne est estimée à 145,2 mm. Les précipitations sont très irrégulières (Fig. I.3), avec un maximum en mars, avril et octobre, et un minimum durant les mois d'été, notamment en juillet (6,2 mm).

Tableau I. 2Précipitation moyenne mensuelle de la région de Bou Saada (2009–2018)

Mois	Jan	Fév.	Mar	Avr.	Mai	Jui	Juill.	Aout	Sep	Oct.	Nov.	Déc.
$P_{\text{moy}}(\text{mm})$	11	6.1	15.4	21.2	15.3	7.9	6.2	7.4	13.3	21.3	13.2	6.9

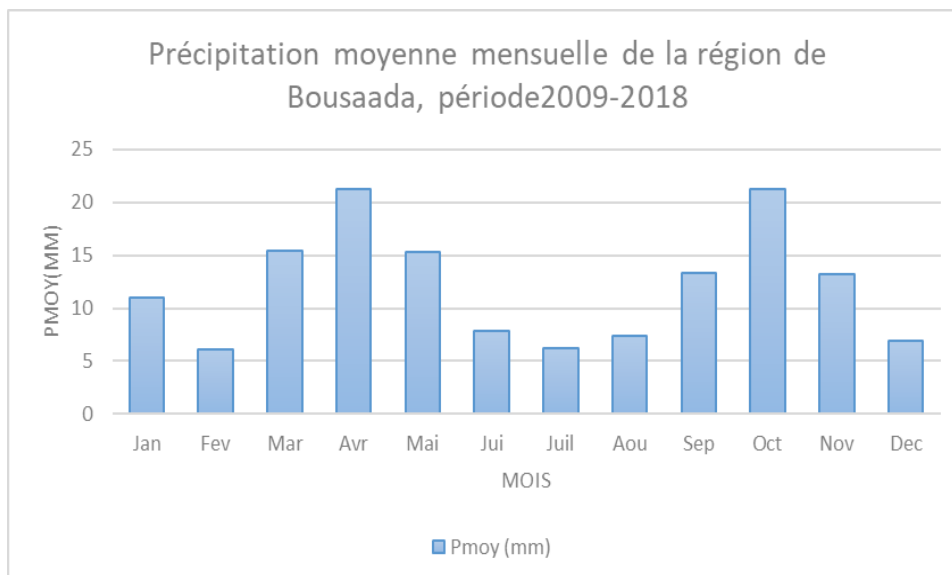


Figure I. 3 Précipitation moyenne mensuelle de la région de Bou Saada (2009–2018) (Selmane, 2023)

I.3. Relief et topographie

Le territoire étudié présente une topographie globalement plane, ponctuée par des dunes, des dépressions (sebkhas) et des formations rocheuses isolées. L'altitude varie entre 550 et 820 mètres. Ce type de relief influence la circulation souterraine des eaux et conditionne également l'utilisation du sol à des fins agricoles et pastorales.

I.4. Réseau hydrographique

Le réseau hydrographique joue un rôle fondamental dans l'alimentation des nappes phréatiques et dans la structuration du paysage. La région de Chott El Hodna est traversée par plusieurs oueds saisonniers (Fig. I.4) tels que l'oued Bou Saada et l'oued Maïter, dont les eaux convergent vers le Chott El Hodna. Ces oueds participent à la recharge des aquifères pendant les épisodes de crue.

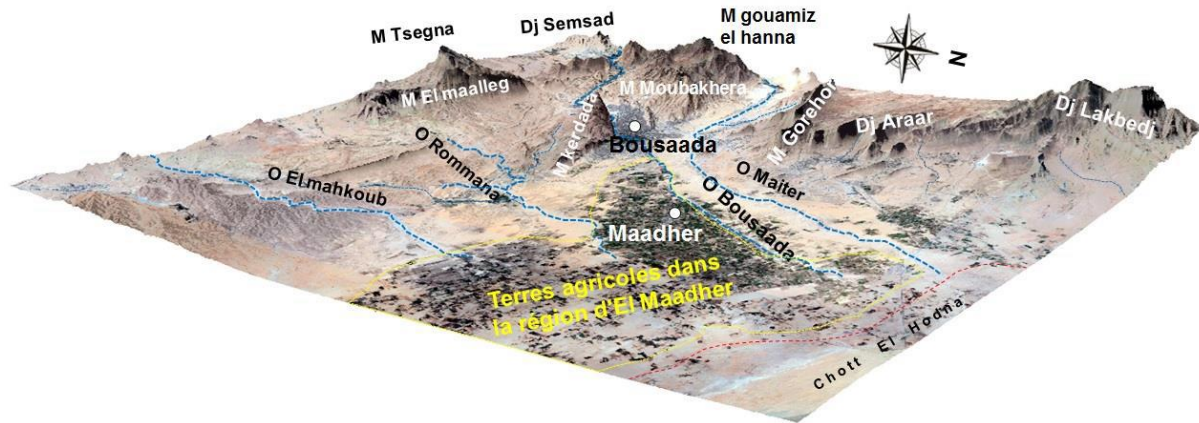


Figure I. 4 Carte 3D des vallées de la région d'étude.

I.5. Occupation du sol et utilisation des terres

L'utilisation des terres dans la zone d'étude est dominée par l'agriculture et le pâturage (Fig. I.5), en raison de la présence d'une nappe phréatique accessible et d'une végétation steppique adaptée au climat aride. La croissance des cultures saisonnières a conduit à une extension significative des terres cultivées. L'exploitation intensive des ressources naturelles, notamment des ressources en eau, entraîne cependant une pression accrue sur les écosystèmes locaux (Benblidia, 2013).

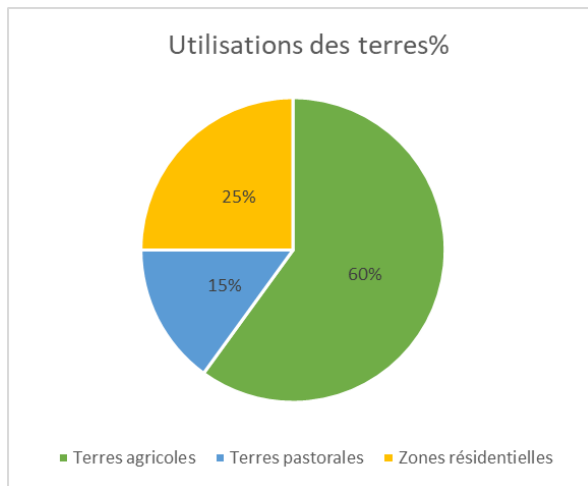


Figure I. 5 Représentation proportionnelle des utilisations des terres.

I.6. Contexte géologique et hydrogéologique

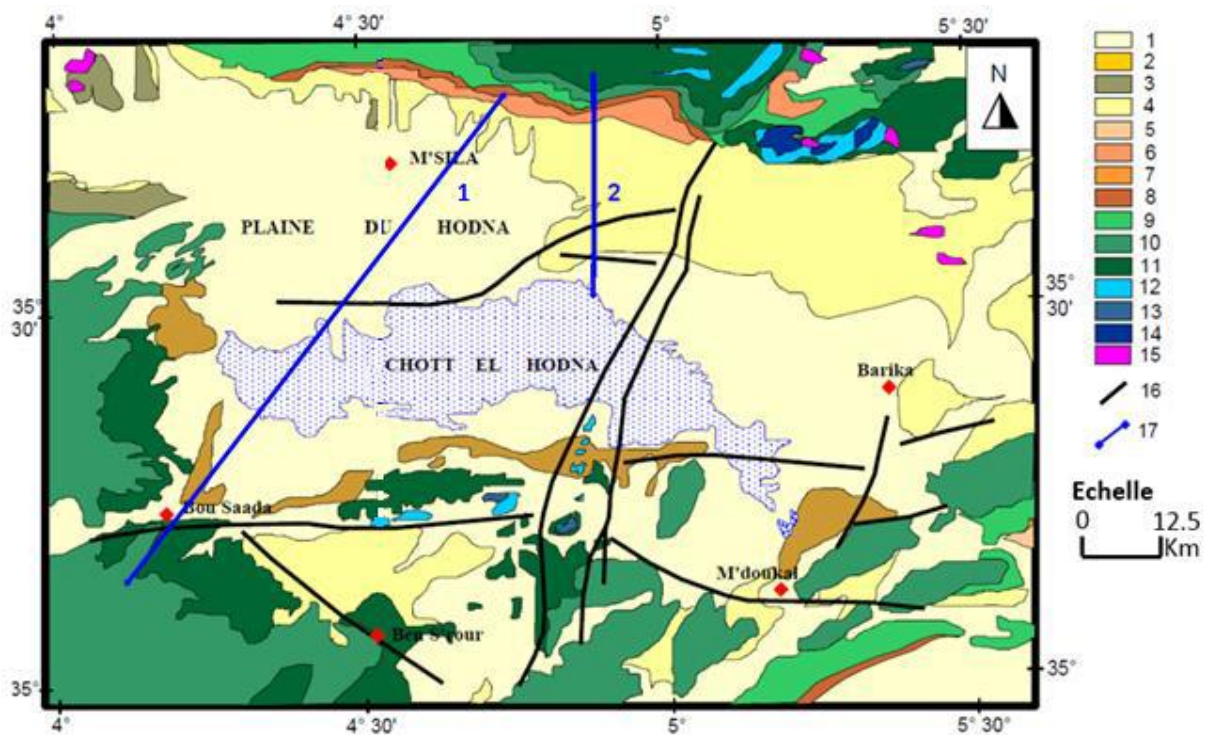
I.6.1. Contexte géologique

I.6.1.1. Formation et structures géologiques

La région d'El-Maadher, située au sein du bassin du Hodna, présente une géologie complexe façonnée par des dynamiques tectoniques majeures (Fig. I 7). Ce bassin s'est formé au cours de la transition entre le Miocène et le Pliocène, sous l'effet de la collision entre l'Atlas tellien et l'Atlas saharien, générant une série de structures imbriquées, faillées et basculées (Grine, 2009).

Les dépôts sédimentaires qui comblent la dépression du Hodna résultent de l'érosion des reliefs environnants, principalement au cours du Miocène, du Pliocène et du Quaternaire. Ces sédiments, issus notamment de la démolition des collines du nord-est et du nord-ouest, incluent des apports alluviaux récents et anciens ainsi que des matériaux limoneux transportés par les oueds.

La stratigraphie régionale est constituée d'une succession de formations sédimentaires telles que les marnes, les calcaires, les grès, la dolomite, le gypse et la chaux dure. À cela s'ajoutent des dépôts argilo-sableux récents, enrichis en minéraux variés. Ces formations témoignent d'un enregistrement géologique marqué par des superpositions, des inclinaisons et des incisions, caractéristiques des épisodes tectoniques successifs (Bouderbala et al., 2020).



1-Alluvions 2-Dunes 3-Villafranchien 4-Miocène 5-Aquitaniens 6-Oligocène 7-Eocène moy marin 8-Eocène Inf marin 9-Crétacé sup 10-Crétacé moy 11-Crétacé inf 12-Jurassique sup 13-Jurassique moy 14-Jurassique inf 15-Trias 16-Accident tectonique 17-Coupe géologique

Figure I. 6. Carte géologique du bassin El Hodna (Grine 2009).

I.6.1.2. Types de roches et leur répartition dans la région

La diversité lithologique de la région d'El-Maadher reflète une histoire géologique riche. Les formations sédimentaires du Miocène et du Pliocène dominant le paysage géologique local, avec une prédominance de calcaires, marnes, grès et dolomies, qui forment la base structurale de la zone.

Au sud du Chott El-Hodna, les affleurements crétacés révèlent des formations de chaux, de marnes et de dolomites bien développées. Ces formations anciennes sont fréquemment recouvertes par des couches de gypse, présentes en particulier dans les plaines de transition. Ce gypse est souvent associé à des lithologies mixtes incluant calcaire et gypse, témoignant d'une évolution sédimentaire complexe.

Dans la plaine agricole de Maadher, les sols sont principalement constitués d'alluvions quaternaires, récentes et anciennes, avec des couches de limons gris à ocres d'une épaisseur supérieure à 10 cm dans certaines zones. Des sols sableux y sont également présents, surtout dans les secteurs les plus méridionaux.

I.6.1.3. Failles et fissures géologiques

L'architecture tectonique de la région d'El-Maadher est dominée par un réseau dense de failles et de fractures résultant de la convergence entre l'Atlas saharien et l'Atlas tellien. Cette dynamique a généré des accidents géologiques majeurs, visibles sous forme de structures imbriquées, plissées et décalées (Guiraud, 1970).

Ces discontinuités géologiques jouent un rôle fondamental dans la stabilité des sols et dans la dynamique des aquifères souterrains. De nombreuses fractures karstiques facilitent l'infiltration des eaux vers les nappes phréatiques, assurant la connexion entre les systèmes hydrogéologiques par la porosité des roches traversées.

Dans la sebkha du Hodna, zone de convergence des eaux de ruissellement, les sédiments fins se déposent sous forme d'argiles noirâtres surmontées d'une mince croûte saline. Cette dernière, pouvant atteindre 40 mm d'épaisseur, se développe à des profondeurs comprises entre 30 et 70 cm selon les fluctuations du niveau d'eau, formant un horizon salin irrégulier (Guiraud, 1970 ; Kaabeche, 1990).

I.6.2. Contexte hydrogéologique

I.6.2.1. Types de couches aquifères

L'analyse des différents types d'aquifères et de leurs propriétés hydrauliques est essentielle pour comprendre les ressources en eaux souterraines et les gérer durablement [Boufekane & Saighi, 2013]. On distingue trois principaux types d'aquifères dans la région :

- Aquifères libres : situés à faible profondeur, généralement constitués de dépôts alluviaux quaternaires. Ils sont directement alimentés par les précipitations et les écoulements de surface.
- Aquifères captifs : confinés entre deux couches imperméables, ces aquifères peuvent atteindre 300 mètres de profondeur. Moins exposés à la pollution de surface, ils nécessitent cependant des forages profonds pour leur exploitation.
- Aquifères semi-captifs : caractérisés par une perméabilité modérée, ils se composent de couches mixtes de marne, d'argile et de sable, ce qui autorise un échange limité avec les autres réservoirs hydriques.

I.6.2.2. Typologie des aquifères dans la région de Maadher

La connaissance des différents types d'aquifères et de leurs caractéristiques hydrodynamiques constitue un préalable essentiel à toute stratégie de gestion durable des ressources en eaux souterraines [Boufekane & Saighi, 2013]. Dans le bassin de Hodna, notamment dans la région de Maadher au nord de Bousaâda, les aquifères se développent sur une stratigraphie variée allant du Jurassique au Quaternaire. Ils se distinguent par leur géométrie, leur profondeur, leur perméabilité ainsi que leur qualité d'eau. On distingue principalement les types suivants :

I.6.2.2.1. Les aquifères libres (nappe phréatique)

Ces aquifères superficiels sont constitués essentiellement de dépôts alluviaux quaternaires, en particulier dans les lits des oueds. L'aquifère de la nappe phréatique de Bousaâda, localisé dans les accumulations alluvionnaires, est principalement alimenté par les précipitations, les eaux d'irrigation et les infiltrations des oueds environnants (ANRH, 2006). Facilement accessibles, ces eaux présentent cependant une salinité relativement élevée, avec un TDS moyen de 4,2 g/l (FAO, 1967), limitant ainsi leur potentiel pour l'irrigation. Cette nappe est également très vulnérable aux pollutions de surface, en raison de son exposition directe aux activités humaines.

I.6.2.2.2. Les aquifères captifs

Ces aquifères profonds, confinés entre deux couches imperméables, se développent dans les formations du Tertiaire continental, en particulier les conglomérats, marnes et argiles du Mio-pliocène, ainsi que les calcaires de l'Éocène inférieur. Leur profondeur peut atteindre jusqu'à 300 mètres et leur épaisseur varie de 100 à 400 m. Ils renferment une eau de meilleure qualité, faiblement minéralisée (TDS moyen de 0,8 g/l selon l'ADE, 2019). L'aquifère de l'Éocène inférieur, composé de calcaires et calcaires marneux, est particulièrement exploité, notamment dans la partie nord de la région, où il affleure, tandis que sa profondeur augmente vers le sud (Amel, 2021).

I.6.2.2.3. Les aquifères du Crétacé et du Jurassique

Bien que moins bien connus, ces aquifères profonds jouent un rôle hydrogéologique non négligeable. L'aquifère crétacé, notamment l'Albien, présente une bonne perméabilité et participe à l'alimentation des nappes profondes. Il est également en relation avec des formations du Mio-pliocène (Derekov, 1973).

I.6.2.2.4. Recharge des aquifères et leurs sources

Les sources de recharge des nappes phréatiques sont variées et incluent les précipitations, les infiltrations fluviales et les transferts lents depuis des réservoirs profonds. Ce processus est essentiel pour le maintien des niveaux piézométriques.

- Eaux de pluie : principale source de recharge pour les aquifères libres, surtout pendant les périodes de fortes précipitations.
- Eaux des oueds : lors des crues, l'infiltration des eaux fluviales contribue de manière significative à l'alimentation des nappes.
- Eaux profondes : alimentées par un transfert lent depuis les couches géologiques voisines, notamment dans les régions karstiques.

I.7. Dynamique et exploitation des eaux souterraines

L'intensification de l'agriculture irriguée dans la région de Bousaâda s'est traduite par une augmentation significative du pompage des eaux souterraines, accompagnée d'une conversion des terres pastorales en terres agricoles. Les eaux issues des forages présentent une salinité variable,

comprise entre 0,5 et 1,8 g/l, ce qui reflète l'hétérogénéité des réservoirs et des processus de minéralisation.

Les lignes iso-piézométriques indiquent un écoulement convergent vers le Chott, mettant en évidence une dynamique régionale dirigée par les gradients topographiques (Derekov, 1973). Depuis les années 1970, une baisse continue du niveau de la nappe phréatique a été observée, atteignant parfois plus de 15 mètres de dénivelé (ANRH, 2006). Les scénarios de modélisation de l'ANRH (2007) suggèrent qu'un pompage intensif pourrait inverser le gradient hydraulique et provoquer une intrusion saline depuis le Chott, mettant en péril la qualité des eaux profondes.

La séparation hydraulique entre les nappes superficielles et profondes n'est pas toujours assurée par des formations argileuses continues et imperméables. Dans de nombreux cas, elle repose sur des lentilles discontinues à perméabilité variable, qui permettent une communication inter-aquifères (Abdesselam et al., 2012). Cette interconnexion représente un risque accru de contamination des nappes profondes, notamment dans les zones où les aquifères supérieurs sont affectés par une forte salinisation ou par des intrusions anthropiques.

I.8. Description démographique et socio-économique de la région d'El-Maadhar

La région d'El-Maadhar se caractérise par une concentration démographique marquée dans les zones urbaines, tandis que les espaces ruraux demeurent peu peuplés, principalement en raison de conditions climatiques arides et d'un déficit en infrastructures de base. Une étude menée en 2020 estime la population à 187 408 habitants, et en tenant compte d'une croissance continue, la population de Boussaâda, ville la plus proche de la zone d'étude, pourrait raisonnablement se situer entre 190 000 et 200 000 habitants en 2024. Sur le plan socio-économique, l'agriculture constitue l'activité dominante, reposant sur des pratiques traditionnelles et une irrigation fortement tributaire des ressources souterraines. Les cultures saisonnières telles que le blé, l'orge, les fourrages et divers légumes y prédominent. Pour optimiser les rendements, les agriculteurs combinent fréquemment engrais organiques et produits chimiques, une stratégie qui, dans un contexte de précipitations faibles et de forte évaporation, accentue la pression sur les aquifères locaux (Boudjemaa et al., 2020). L'élevage constitue une autre composante essentielle du tissu économique, adaptée aux conditions semi-arides et contribuant à la production de biens

alimentaires (viande, lait, laine) ainsi qu'à l'enrichissement organique des sols via le fumier. En parallèle, les activités artisanales et commerciales, bien que modestes, participent au dynamisme économique régional, principalement à travers le commerce de proximité et l'artisanat traditionnel en milieu urbain. Leur essor demeure toutefois freiné par le faible pouvoir d'achat et la nature rurale du territoire. Enfin, les perceptions locales révèlent une inquiétude croissante quant à la qualité des eaux souterraines, marquée par une salinité élevée et une contamination accrue en nitrates, résultant de l'usage intensif de fertilisants chimiques. Ces observations empiriques corroborent les résultats d'analyses hydrochimiques réalisées dans d'autres zones semi-arides du pays (Selmane et al., 2023).

I.8.1 Impacts des activités humaines sur les ressources en eau

Les pressions anthropiques, notamment l'agriculture intensive, l'élevage et l'urbanisation non planifiée, exercent une influence majeure sur les ressources en eaux souterraines. L'usage abusif de fertilisants chimiques et de produits phytosanitaires contribue à la pollution des aquifères par infiltration, en particulier en nitrates (Chouchane et al., 2017).

Par ailleurs, l'irrigation excessive provoque une surexploitation des nappes, entraînant une baisse progressive du niveau piézométrique. Les fuites d'eaux usées domestiques, souvent non traitées, participent également à la contamination microbologique des eaux (Fig. I.8), exposant les populations à des risques sanitaires non négligeables (Mebarki et al., 2022).

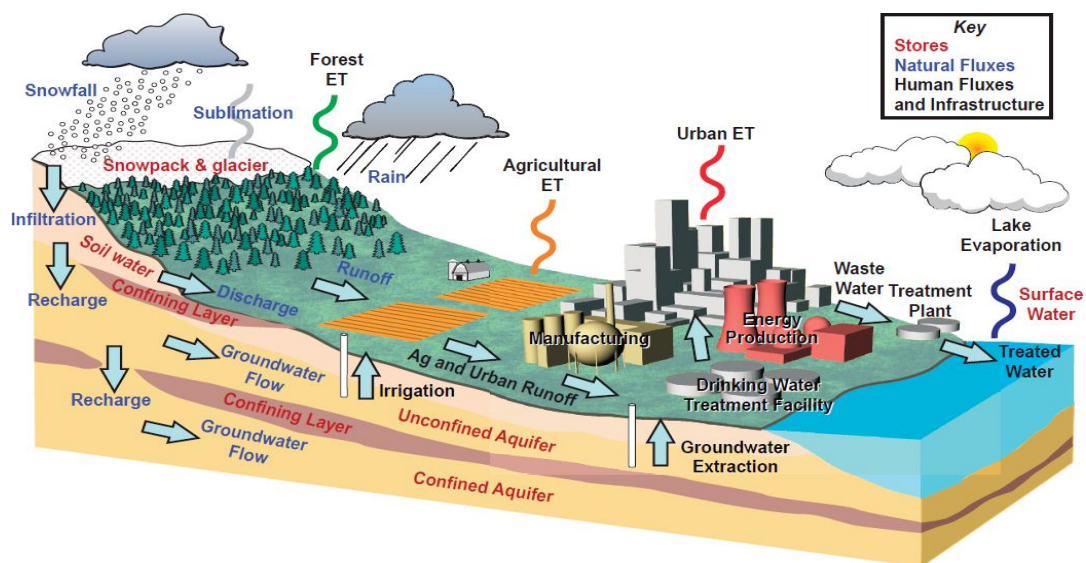


Figure I. 7 Schéma du cycle hydrologique et des interactions entre les flux naturels et les pressions humaines.

I.9. Conclusion partielle

L'étude menée confirme que la région du Chott El Hodna, localisée dans le sud-est de l'Algérie, constitue une dépression endoréique hydrologiquement fermée. Elle est marquée par un climat semi-aride à aride, caractérisé par des étés longs, chauds et secs, et des précipitations faibles et irrégulières, qui conditionnent fortement la disponibilité des ressources en eau. Morphologiquement, la région présente un relief majoritairement plat, favorable à l'accumulation temporaire des eaux de crue. Le réseau hydrographique, bien que peu développé, comprend des oueds intermittents jouant un rôle non négligeable dans la recharge des nappes phréatiques. La population, peu dense et dispersée, dépend essentiellement des eaux souterraines pour ses usages domestiques, agricoles et industriels. Toutefois, une agriculture intensive, souvent mal régulée, accroît la pression sur ces nappes, entraînant une surexploitation préoccupante. L'étude a permis d'identifier plusieurs aquifères aux capacités de stockage et de transmission variables, étroitement liées à l'hétérogénéité des formations géologiques et à la configuration tectonique locale, influençant la dynamique hydrogéologique régionale. La recharge de ces nappes dépend principalement des précipitations, mais aussi marginalement des eaux de surface, rendant la ressource extrêmement vulnérable face au changement climatique. Celui-ci se manifeste par une réduction des pluies efficaces et une évapotranspiration accrue, contribuant à une dégradation notable de la qualité de l'eau souterraine, marquée par une salinisation croissante et une contamination chimique issue de l'usage agricole intensif et des rejets industriels. Enfin, l'inquiétude des populations locales quant à cette dégradation souligne l'urgence d'instaurer des stratégies de gestion intégrée et durable des ressources en eau, s'appuyant sur des outils de suivi rigoureux et une gouvernance participative.

Chapitre II :

Qualité de l'eau et impacts environnementaux

Introduction

Les eaux souterraines représentent l'une des ressources naturelles les plus stratégiques, jouant un rôle vital dans la satisfaction des besoins domestiques, agricoles et industriels. Cette importance est particulièrement prononcée dans les régions arides et semi-arides, telles que le sud de la région du Chott El Hodna, où elles constituent souvent la seule source d'approvisionnement en eau potable et en irrigation. Leur préservation et leur gestion durable deviennent dès lors des impératifs majeurs pour garantir la pérennité des écosystèmes et le maintien des activités humaines qui en dépendent.

Bien que les eaux souterraines bénéficient d'une certaine protection naturelle par rapport aux eaux de surface, elles restent vulnérables à plusieurs formes de pollution. En effet, les polluants d'origine naturelle (tels que les sels dissous issus de la géologie locale) ou anthropique (comme les engrais, les pesticides, les rejets domestiques et industriels) peuvent s'infiltrer dans les aquifères, compromettant leur qualité. Cette pollution progressive affecte non seulement la potabilité de l'eau, mais aussi son adéquation pour les usages agricoles, mettant ainsi en péril la sécurité hydrique et alimentaire des populations locales.

Dans ce contexte, il devient essentiel d'évaluer la qualité des eaux souterraines de la région d'étude, d'en identifier les facteurs de détérioration et de proposer des mesures correctives appropriées. Ce chapitre a pour objectif d'analyser les paramètres déterminants de la qualité de l'eau, d'identifier les facteurs d'origine naturelle et anthropique qui influencent sa dégradation, et d'examiner les conséquences environnementales résultant de cette altération.

II.1 Normes de qualité des eaux souterraines

La qualité de l'eau correspond à l'ensemble de ses caractéristiques physiques, chimiques et biologiques, qui conditionnent son aptitude à divers usages : consommation humaine, agriculture ou encore industrie. Chaque usage impose des exigences spécifiques, traduites en normes réglementaires établies par des institutions sanitaires et environnementales nationales ou internationales.

En Algérie, l'évaluation de la qualité de l'eau repose sur un ensemble de normes dérivées des directives de l'Organisation mondiale de la santé (OMS), adaptées au contexte national par des

organismes compétents tels que l'Agence nationale des ressources hydrauliques (ANRH) et le Ministère des Ressources en Eau et de l'Environnement. Ces adaptations tiennent compte des réalités géographiques, climatiques et socio-économiques locales, tout en garantissant un niveau de sécurité conforme aux standards internationaux.

Le tableau suivant présente les principales normes algériennes en vigueur (2011), comparées aux recommandations de l'OMS (2017) pour la qualité de l'eau destinée à la consommation humaine :

Table II 1 Normes des paramètres de qualité de l'eau pour la consommation humaine

Paramètre	Unité	Norme algérienne (2011)	Norme OMS (2017)
Température (T°C)	°C	25	—
pH	—	6,5 – 8,5	6,5 – 8,5
Conductivité électrique (CE)	µS/cm	2500	1500
Résidus secs (TDS)	mg/l	0,2	1000
Calcium (Ca ²⁺)	mg/l	200	75
Magnésium (Mg ²⁺)	mg/l	150	100
Bicarbonates (HCO ₃ ⁻)	mg/l	600	300
Chlorures (Cl ⁻)	mg/l	250	250
Sulfates (SO ₄ ²⁻)	mg/l	250	250
Dureté totale (TH)	mg/l	200	100 – 500

Paramètre	Unité	Norme algérienne (2011)	Norme OMS (2017)
Nitrates (NO ₃ ⁻)	mg/l	50	50
Sodium (Na ⁺)	mg/l	200	200
Potassium (K ⁺)	mg/l	12	12
Nitrites (NO ₂ ⁻)	mg/l	0,2	3
Ammoniac (NH ₄ ⁺)	mg/l	0,5	1,5

L'établissement de telles normes est important pour garantir la sécurité sanitaire et la qualité des usages de l'eau souterraine, en particulier dans des zones où celle-ci constitue la principale ressource hydrique, comme c'est le cas dans la région de Chott El Hodna. Cette dernière dépend presque exclusivement de cette ressource pour l'alimentation en eau potable et les besoins agricoles. En conséquence, l'adoption des normes internationales adaptées au contexte local permet d'assurer une gestion raisonnée, intégrée et durable de cette ressource vitale.

II.2 Présentation des paramètres de qualité

L'évaluation de la qualité des eaux souterraines repose essentiellement sur l'analyse de plusieurs paramètres physico-chimiques qui permettent d'identifier l'origine des minéralisations, les processus géochimiques dominants, ainsi que les éventuelles sources de pollution. Ces paramètres fournissent également les données nécessaires au calcul d'indices synthétiques de qualité de l'eau.

II.2.1 Paramètres physico-chimiques

Les paramètres physico-chimiques analysés dans cette étude comprennent le pH, la conductivité électrique (CE), la dureté totale (TH), ainsi qu'une série d'ions majeurs tels que le calcium (Ca²⁺), le magnésium (Mg²⁺), le sodium (Na⁺), le potassium (K⁺), le bicarbonate (HCO₃⁻), le chlorure (Cl⁻), le sulfate (SO₄²⁻) et les nitrates (NO₃⁻).

- Le pH indique l'acidité ou la basicité de l'eau. Il influence directement la solubilité et la mobilité de nombreux éléments chimiques, notamment les métaux lourds. La plage recommandée par l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS) pour l'eau potable se situe entre 6,5 et 8,5 (OMS, 2017).
- La conductivité électrique (CE) est un indicateur global de la minéralisation de l'eau. Elle reflète la concentration totale en ions dissous et est exprimée en $\mu\text{S}/\text{cm}$. Des valeurs élevées peuvent traduire une influence géologique (dissolution des roches) ou anthropique (pollution diffuse) (Freeze & Cherry, 1979).
- La dureté totale (TH) est essentiellement liée à la présence de calcium et de magnésium. Elle est souvent exprimée en mg/L d'équivalent CaCO_3 . Une eau trop dure peut causer des dépôts dans les installations domestiques, tandis qu'une eau trop douce peut être corrosive (APHA, 2012).
- Le calcium (Ca^{2+}) et le magnésium (Mg^{2+}) proviennent principalement de la dissolution des roches carbonatées (calcite, dolomie). Leur concentration peut indiquer le type de substrat traversé par l'eau (Hem, 1985).
- Le sodium (Na^+) et le potassium (K^+) peuvent avoir une origine naturelle (altération des silicates, évaporites) ou anthropique (eaux usées domestiques, engrais agricoles).
- Les bicarbonates (HCO_3^-) sont dominants dans les eaux peu évoluées chimiquement et signalent l'influence de la dissolution du CO_2 et des carbonates.
- Les chlorures (Cl^-) sont des indicateurs de contamination marine, de lessivage des sols salins ou d'origine anthropique (déjections, rejets domestiques).
- Les sulfates (SO_4^{2-}) peuvent être issus de la dissolution de gypse ou d'anhydrite, mais aussi d'intrusions industrielles. Des concentrations élevées peuvent être laxatives.
- Les nitrates (NO_3^-) constituent des indicateurs sensibles de pollution agricole (engrais azotés), domestique ou animale. Selon l'OMS, leur concentration ne doit pas dépasser 50 mg/L dans les eaux destinées à la consommation humaine (OMS, 2017).

La mesure et l'analyse de ces paramètres permettent une première évaluation de la qualité chimique des eaux souterraines et offrent une base solide pour l'identification des processus naturels ou anthropiques intervenant dans l'évolution chimique des eaux.

II.2.2 Indices de qualité de l'eau

Afin de synthétiser l'ensemble des résultats analytiques dans un indicateur unique et interprétable, des indices de qualité de l'eau sont utilisés. Les plus courants sont le Water Quality Index (WQI) et ses variantes améliorées comme l'Entropy Water Quality Index (EWQI).

- Le WQI est un indicateur composite basé sur la pondération de plusieurs paramètres de qualité selon leur importance relative pour la santé humaine. Chaque paramètre est transformé en une valeur normalisée, puis les valeurs sont pondérées et agrégées pour donner un score global de qualité. Ce score est généralement classé selon des catégories allant de « excellente qualité » à « qualité impropre à la consommation » (Tyagi et al., 2013).
- Le EWQI, quant à lui, intègre les concepts de la théorie de l'entropie pour attribuer des poids objectifs aux paramètres, réduisant ainsi la subjectivité liée à la pondération empirique. Cette méthode permet une meilleure prise en compte de la variabilité naturelle des données (Zhao et al., 2014).

Ces indices permettent une lecture rapide et intégrée de la qualité de l'eau, facilitant la comparaison entre différentes zones ou périodes, et constituant un outil d'aide à la décision dans la gestion des ressources hydriques.

II.2.3 Utilisation des indices de qualité des eaux

Pour synthétiser l'information complexe issue des multiples paramètres mesurés, des indices de qualité de l'eau (WQI : Water Quality Index) ont été calculés. Ces indices permettent d'exprimer la qualité de l'eau sous la forme d'un score global facilement interprétable. Le WQI classique repose sur la pondération de plusieurs paramètres physico-chimiques selon leur importance relative, suivie d'une normalisation des valeurs mesurées. La formule générale du WQI est la suivante (Brown et al., 1972, Selmane et al. 2023) :

$$WQI = \frac{\sum_{i=1}^n W_i \times Q_i}{\sum_{i=1}^n W_i} \quad (\text{II} - 1)$$

Où :

- Q_i est la valeur de qualité du paramètre i , calculée en fonction de sa concentration mesurée par rapport à une valeur standard (souvent issue des normes OMS).
- W_i est le poids relatif attribué au paramètre i , basé sur son impact sur la santé humaine.

Une extension récente de cet indice, le EWQI (Entropic Water Quality Index), introduit des pondérations basées sur la méthode d'entropie, qui tient compte de la variabilité intrinsèque des données (Li et al., 2012). Cette approche objective permet d'éviter les biais subjectifs liés à l'attribution manuelle des poids. Elle est particulièrement adaptée aux environnements hétérogènes où les sources de pollution sont multiples et diffuses.

$$WQI = \sum_{i=1}^n \omega_i \times S_i \quad (\text{II} - 2)$$

Où :

- S_i est le score normalisé de la qualité du paramètre i ,
- ω_i est le poids entropique calculé à partir de l'information fournie par les variations de chaque paramètre.

Ces indices ont été calculés pour l'ensemble des forages de prélèvement, puis cartographiés afin d'identifier les zones à risque et les tendances spatiales de la qualité de l'eau.

II.3 Analyse statistique des données

L'analyse statistique constitue une étape primordiale dans l'évaluation de la qualité des eaux souterraines, permettant d'identifier les tendances générales, de déceler les anomalies et de révéler les relations potentielles entre les différents paramètres physico-chimiques. Elle facilite également l'interprétation des mécanismes géochimiques dominants ainsi que la détection des sources de pollution.

II.3.1 Statistiques descriptives : Moyennes, écarts-types et dispersion

Les statistiques descriptives ont été appliquées à l'ensemble des paramètres mesurés, notamment le pH, la conductivité électrique (CE), les concentrations en cations (Ca^{2+} , Mg^{2+} , Na^+ , K^+), en anions (Cl^- , SO_4^{2-} , HCO_3^- , NO_3^-), ainsi que la dureté totale (TH). Les moyennes, les écarts-types, les valeurs minimales et maximales ont été calculés pour fournir un aperçu global de la variabilité

des données collectées. Ces indicateurs sont utiles pour déterminer si les paramètres sont dans les limites acceptables définies par l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS, 2017) ou s'ils présentent des dépassements indicatifs d'une contamination ou d'un déséquilibre géochimique.

L'analyse a révélé une variabilité importante de certains paramètres, en particulier la CE, les nitrates et les sulfates, suggérant des contributions possibles d'origine anthropique telles que les intrants agricoles ou les rejets domestiques. À l'inverse, les paramètres tels que le pH et le bicarbonate ont montré une variation plus modérée, typique des milieux tamponnés par les carbonates.

II.3.2 Analyse des corrélations

L'analyse des corrélations linéaires de Pearson a été réalisée afin de mettre en évidence les relations entre les différents paramètres chimiques. Des corrélations positives significatives ont été observées entre :

Ca^{2+} et HCO_3^- : indiquant une probable dissolution des carbonates (calcite, dolomite) comme source de calcium et de bicarbonate.

Na^+ et Cl^- : suggérant une contribution d'eau salée ou l'influence de la dissolution des halites, voire l'impact d'eaux usées.

NO_3^- et CE : pouvant refléter l'influence des activités agricoles, notamment l'utilisation excessive d'engrais azotés (Selmane, 2023).

Les faibles corrélations entre certains paramètres peuvent traduire des origines différentes, ou encore une dilution des effets dans l'aquifère.

II.3.3 Techniques d'analyse multivariée pour l'évaluation de la qualité

Dans une optique de simplification de la structure des données, des méthodes multivariées telles que l'Analyse en Composantes Principales (ACP) ou Classification par Analyse Hiérarchique (CAH) peuvent être utilisées (Dougha, 2019 ; Selmane, 2022). Ces techniques permettent de regrouper les échantillons ayant des caractéristiques similaires, de réduire la dimensionnalité des données et de faire émerger les facteurs dominants influençant la qualité de l'eau. L'ACP, par

exemple, peut distinguer les groupes de variables fortement corrélées entre elles, révélant ainsi des processus géochimiques ou des influences communes (naturelles ou anthropiques).

Lorsque cela est nécessaire, une classification hiérarchique (CAH) peut aussi être appliquée afin de regrouper les forages d'échantillonnage selon leur niveau de qualité ou leur degré de contamination, facilitant la cartographie des zones vulnérables.

II.4. Identification des sources de pollution

II.4.1. Origines naturelles et anthropiques de la pollution des eaux souterraines

La qualité des eaux souterraines est sujette à des altérations chimiques, physiques et biologiques qui peuvent compromettre leur utilisation pour la consommation humaine, l'agriculture, ou encore les activités industrielles. Ces modifications peuvent résulter de facteurs naturels (processus géologiques, climatiques, etc.) ou anthropiques (activités agricoles, industrielles, gestion des déchets, etc.).

Une détérioration de la qualité de l'eau souterraine peut avoir plusieurs conséquences :

- Risques sanitaires pour la population locale ;
- Dégradation des écosystèmes aquatiques ;
- Difficultés dans le traitement et la potabilisation des eaux ;

Dans la région sud du Chott El-Hodna, ces menaces sont particulièrement présentes en raison de la prédominance des activités agricoles, de l'aridité climatique, et d'une gestion souvent insuffisante des ressources hydriques et des déchets (Selmane, 2023).

II.4.2. Les pratiques agricoles et leur impact sur les eaux souterraines

II.4.2.1. Utilisation excessive d'engrais chimiques

Dans les zones agricoles intensives comme le sud du Chott El-Hodna, l'usage massif d'engrais azotés et phosphatés (Fig. II.3) favorise les rendements agricoles mais génère aussi une pollution des nappes phréatiques. L'infiltration de nitrates et de phosphates dans les couches aquifères rend

ces eaux impropres à la consommation lorsque les concentrations dépassent 50 mg/l, seuil recommandé par l’OMS (OMS, 2017).



Figure II. 1 Engrais azotés et phosphatés utilisés dans les zones agricoles

Les effets observés sont multiples :

- Pollution des sols et appauvrissement en matière organique (Brady & Weil, 2016) ;
- Eutrophisation des eaux de surface, due à l’accumulation de nutriments favorisant la prolifération d’algues et la diminution de l’oxygène dissous (Smith et al., 1999) ;
- Conséquences sanitaires pour l’homme : intoxications, perturbations hormonales, maladies chroniques comme le cancer ou les maladies rénales (Ward et al., 2018).

II.4.2.2. Utilisation de pesticides agricoles

L’usage intensif de pesticides (Fig. II.2), bien qu’utile pour la protection des cultures, entraîne également une contamination directe des eaux souterraines par infiltration de substances toxiques telles que l’atrazine ou le diazinon (Gilliom et al., 2006).

Les risques associés sont :

- Pollution des sols et perte de biodiversité microbienne (Geiger et al., 2010) ;
- Déséquilibres écologiques, notamment sur les pollinisateurs (Goulson, 2013) ;
- Perturbations hormonales chez la faune aquatique (Brander et al., 2016) ;
- Risque accru de maladies neurologiques et cancers chez les populations exposées (Mostafalou & Abdollahi, 2017).



Figure II. 2 Pesticides agricoles utilisés dans les zones agricoles

II.4.2.3. Effets d'une irrigation excessive

Dans les régions arides, la surexploitation des eaux souterraines par irrigation engendre :

- Une baisse du niveau des nappes, voire l'assèchement de certains puits ;
- Une accumulation des sels par évaporation et une diminution de la fertilité des sols (Rengasamy, 2016) ;
- Un risque accru de désertification.

II.4.2.4. Gestion des déchets agricoles

Une mauvaise gestion des déchets organiques (fumier, déjections animales) favorise l'infiltration de nitrates et de phosphates (Fig. II.3), accentuant l'eutrophisation et la contamination des eaux souterraines (Carpenter et al., 1998). De plus, leur décomposition produit des gaz à effet de serre, notamment le méthane (CH_4) et le protoxyde d'azote (N_2O), aggravant le changement climatique (Smith et al., 2007).



Figure II. 3 Déchets organiques (déjections animales) utilisés pour la fertilité des sols agricoles

II.4.3. Activités industrielles et pollution domestique

Les activités industrielles non contrôlées sont parmi les causes majeures de la pollution chimique des nappes phréatiques (EPA, 2019). Les principaux mécanismes de pollution sont :

- Mauvais assainissement des eaux usées domestiques ;
- Fuites de substances toxiques (hydrocarbures, solvants) par des installations non étanches ;
- Utilisation ou rejet des eaux industrielles contaminées dans les systèmes d'irrigation ou de drainage.

Les conséquences sanitaires sont alarmantes :

- Neurotoxicité, maladies rénales et cancers liés aux nitrates et métaux lourds (OMS, 2017) ;
- Augmentation du coût de traitement des eaux contaminées (OMS, 2017).

II.4.4. Facteurs naturels : changement climatique et salinisation

II.4.4.1. Impact des changements climatiques

Dans des régions arides comme le Chott Hodna, le changement climatique se manifeste par :

- Réduction des précipitations et donc de la recharge naturelle des aquifères (Taylor et al., 2013) ;
- Évaporation accrue et concentration des sels dans les eaux ;
- Perturbation des régimes de pluie et diminution de l'infiltration au profit du ruissellement.

Selon Selmane et al. (2023), ces variations climatiques entraînent une vulnérabilité accrue à la salinisation et à la détérioration du système hydrologique du Chott El-Hodna.

II.4.4.2. La salinisation naturelle des nappes

La salinisation provient également:

- De la dissolution des formations salines par les flux souterrains (Custodio, 2017) ;
- D'une évaporation intense combinée à un faible taux de renouvellement de la nappe (Bouderbala et al., 2016) ;
- Du pompage excessif, qui concentre les sels dans l'eau résiduelle (FAO, 2020).

II.4.5. Cartographie des sources potentielles de pollution

La cartographie des sources de pollution constitue une étape cruciale pour la gestion intégrée des ressources en eau (Fig. II.4). Elle permet :

- D'identifier les zones à haut risque de contamination ;
- De hiérarchiser les priorités d'intervention ;
- De soutenir la prise de décision en matière d'aménagement du territoire.

Les outils géomatiques (SIG, télédétection) couplés à des analyses multicritères (Méthodes de DRASTIC, etc.) sont largement utilisés pour cartographier les sources de pollution et évaluer la vulnérabilité des nappes à l'échelle régionale.

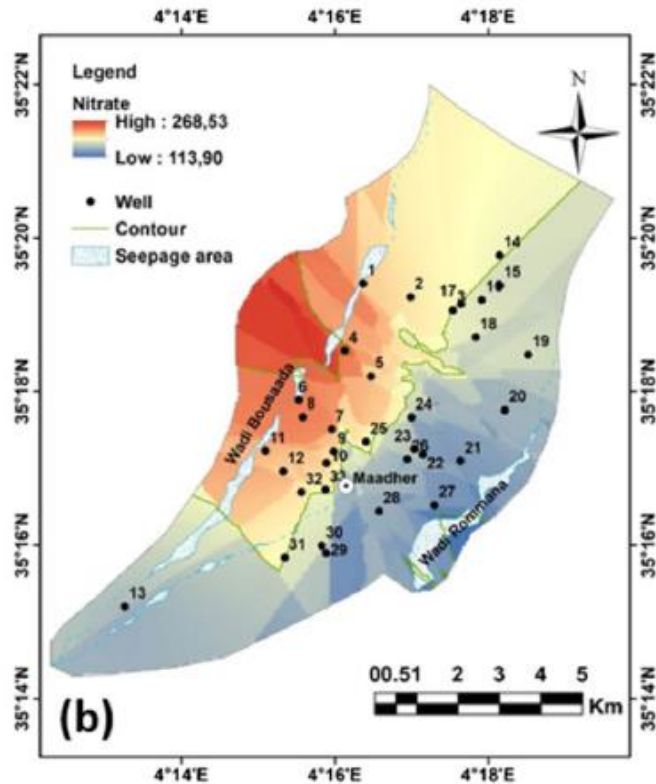


Figure II. 4 Carte de distribution spatiale des nitrates (NO_3^-) en 2019 zone El Maadher

II.5. Conclusion partielle

La qualité des eaux souterraines joue un rôle important dans le maintien de l'équilibre environnemental et dans la durabilité des ressources naturelles. Elle est influencée par des facteurs géochimiques, mais aussi par des actions humaines, notamment les pratiques agricoles. Ces sources de pollution, combinées aux impacts du changement climatique, représentent des menaces sérieuses pour la santé publique et l'environnement. Bien que des efforts aient été déployés pour améliorer le traitement des eaux usées, la gestion des déchets solides (selmane 2023) et la régulation industrielle, de nombreux défis persistent.

Pour préserver la qualité de l'eau souterraine et assurer sa durabilité, des stratégies efficaces doivent être adoptées. Ces stratégies incluent un suivi périodique de la qualité de l'eau, l'adoption de pratiques agricoles durables, la réduction de la pollution industrielle, l'amélioration des

infrastructures de traitement des eaux usées, ainsi qu'une gestion plus rigoureuse des déchets solides.

Chapitre III :
Traitement des données
statistiques et évaluation de la
qualité de l'eau

Introduction :

Face aux défis environnementaux croissants et au changement climatique, l'évaluation de la qualité de l'eau est devenue une question cruciale pour garantir la santé humaine et préserver les écosystèmes (WHO, 2017). Les études hydrogéologiques modernes reposent sur un ensemble d'indicateurs avancés et de techniques permettant de comprendre et d'évaluer la qualité des eaux de surface et souterraines, ce qui permet de prendre des décisions scientifiques précises basées sur des données fiables (Rodier et al., 2016). Dans ce cadre, une analyse des données statistiques sur la qualité de l'eau dans la région du Chott El Hodna, en particulier dans la zone d'El-Maadher, est réalisée en utilisant des indicateurs classiques et modifiés tels que l'Indice de Qualité de l'Eau (WQI) et l'Indice Entropie de Qualité de l'Eau (EWQI) (Brown et al., 1970 ; Sutadian et al., 2016), afin d'obtenir une évaluation quantitative précise de la qualité de l'eau. Des techniques d'intelligence artificielle, notamment les réseaux de neurones artificiels (ANN), sont également utilisées pour analyser les données, extraire les schémas cachés, et identifier les facteurs les plus influents sur la qualité de l'eau (Maier et al., 2010).

L'objectif de cette étude est d'évaluer la qualité de l'eau de manière scientifique et rigoureuse, en identifiant les facteurs les plus déterminants à l'aide de techniques d'intelligence artificielle, ce qui renforce la fiabilité des résultats et contribue à orienter les politiques et les mesures liées à la gestion des ressources en eau. Ce processus inclut la collecte de données physiques et chimiques dans la zone d'étude, où des paramètres tels que les solides dissous totaux (TDS), le pH, et les concentrations en ions majeurs comme le calcium, le magnésium et le sodium ont été enregistrés (Rodier et al., 2016).

Par la suite, des techniques d'apprentissage automatique sont utilisées pour modéliser et analyser les résultats avec une grande précision, en entraînant les modèles sur des données historiques, en vérifiant leur exactitude à l'aide de données de test, et en extrayant les facteurs les plus influents sur la qualité de l'eau, tels que la dureté totale et l'alcalinité (Kumar et al., 2019).

Cette étude met en évidence l'importance de l'intégration de l'analyse statistique avec la modélisation intelligente dans l'évaluation de la qualité de l'eau (Zounemat Kermani et al., 2016).

III.1. Traitement des données :

Dans cette étude, des données quantitatives physiques et chimiques ont été utilisées, collectées à partir de forage d'eau souterraine situés dans la région d'El-Maadher, selon deux approches principales :

1. Les données documentées :

Ces informations fiables sont conservées auprès de divers organismes et institutions. En particulier, les résultats de 61 forages forés par l'Organisation des Nations Unies pour l'alimentation et l'agriculture (FAO en 1967), de 50 forages réalisés par l'Office National des Ressources en Eau (ONRH) en 1996, ainsi que de 19 autres forages enregistrés par la même institution en 2018 ont été exploités. Les échantillons d'eau ont été prélevés à partir de profondeurs moyennes inférieures à 50 mètres.

2. Les données récentes :

Ces données ont été obtenues à travers une étude de terrain menée du 17 au 21 novembre 2021. Cette campagne a concerné 32 forages appartenant à des habitants locaux, dont les profondeurs variaient entre 80 et 120 mètres, utilisés principalement à des fins domestiques, pour l'abreuvement du bétail et l'irrigation des cultures.

Les données recueillies comprenaient des mesures sur le terrain de la température, de la conductivité électrique (CE), et du pH, ainsi que des analyses en laboratoire des principaux ions cationiques et anioniques (Ca^{2+} , Mg^{2+} , Na^+ , K^+ , HCO_3^- , Cl^- , SO_4^{2-} , NO_3^-), conformément à la méthode analytique standard (Rodier et al., 2016). Les échantillons ont été collectés dans des bouteilles en polyéthylène propres après 10 minutes de pompage, puis transportés directement aux laboratoires de l'Agence Algérienne de l'Eau pour analyse, en utilisant la titrimétrie, la spectrométrie d'absorption atomique et la spectrophotométrie UV/visible (Rodier et al., 2016).

Les résultats des analyses de laboratoire ont montré qu'une partie des échantillons examinés se situait dans les limites acceptables définies par l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS) pour l'eau potable (WHO, 2017), notamment en ce qui concerne les concentrations des principaux ions, le pH et les solides dissous totaux. Cela constitue un indicateur positif quant à la potabilité et à l'utilisabilité de certaines eaux de forages pour des usages domestiques et agricoles, bien que

certaines paramètres aient dépassé les niveaux recommandés, soulignant ainsi la nécessité d'un suivi régulier pour évaluer les risques potentiels.

3. Analyse statistique de base

Tableau III 1 Données statistiques des paramètres physico-chimiques, pour la campagne 2019.

	Norme OMS (2017)	Moy.	Max.	Min.	Ecart-Type	Variance
PH	6,5-8,5	7.6	7.9	7.2	0.156	0.0243
CE à 25°C	1,500	2648.3	4901.8	1035.8	857.909	736007.040
Ca ²⁺ (mg/l)	75	314.1	601.2	108.2	114.423	13092.660
Mg ²⁺ (mg/l)	100	97.6	80.2	36.5	44.859	2012.327
HCO ₃ ⁻ (mg/l)	300	178.8	244.0	149.5	27.219	740.873
Cl ⁻ (mg/l)	250	425.9	923.0	88.8	217.314	47225.375
SO ₄ ⁻² (mg/l)	500	666.2	1300.0	250.0	228.828	52362.432
NO ₃ ⁻ (mg/l)	50	173.5	407.0	12.0	102.818	10571.638
Na (mg/l)	200	127.5	379.1	42.8	74.573	5561.067
K(mg/l)	12	7.3	16.0	5.1	1.866	3.484
TDS	1000	1031.4	1825.5	463.1	302.327	91401.630

Le tableau d'analyse statistique présente les valeurs fondamentales de 11 paramètres physico-chimiques analysés dans les eaux de forages de la région d'El-Maadher. Ces indicateurs permettent de comprendre la variabilité de la qualité de l'eau et d'évaluer sa conformité avec les normes de l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS) pour la consommation humaine.

pH : Les valeurs du pH varient de 7.2 à 7.9 avec une moyenne de 7.6, respectant ainsi les normes de l’OMS (6.5–8.5). L’écart-type relativement faible (0.156) témoigne d’une faible variabilité et d’une stabilité chimique générale entre les différents points d’eau.

CE : Les valeurs mesurées vont de 1035.8 à 4901.8 $\mu\text{S}/\text{cm}$, avec une moyenne de 2648.3 $\mu\text{S}/\text{cm}$, largement supérieure à la limite recommandée (1500 $\mu\text{S}/\text{cm}$). L’écart-type élevé (857.909) ainsi que l’amplitude importante indiquent une forte variabilité, suggérant une influence marquée de facteurs géologiques ou anthropiques, notamment les pratiques agricoles.

Ca²⁺ : La concentration moyenne en calcium est de 314,1 mg/l, excédant largement la recommandation (75 mg/l). La valeur maximale enregistrée (601.2 mg/l) et l’écart-type significatif (114,425) traduisent une hétérogénéité importante dans la répartition de cet ion, probablement liée à la nature des roches carbonatées locales ou à des apports anthropiques.

Mg²⁺ : La moyenne enregistrée est de 97.6 mg/l, ce qui reste dans la limite (100 mg/l). L’écart-type modéré (44.859) indique une distribution relativement homogène des concentrations en magnésium dans les échantillons.

HCO₃⁻ : Les concentrations varient entre 149.5 et 244.0 mg/l, avec une moyenne de 178.8 mg/L. L’écart-type (27.219) reflète une variabilité modérée, liée possiblement à la composition géologique des aquifères, notamment la présence de formations carbonatées.

Cl⁻ : La concentration moyenne est de 425.9 mg/l, dépassant la norme recommandée (250 mg/L). La valeur maximale (923.0 mg/L) et l’écart-type élevé (217.314) suggèrent une contamination possible d’origine anthropique ou géologique.

SO₄²⁻ : La moyenne est de 666.5 mg/l, au-delà du seuil de 500 mg/l. L’écart-type de 228.878 et les valeurs extrêmes atteignant 1300 mg/l indiquent des apports potentiels liés à la dissolution de minéraux sulfates ou à des rejets anthropiques.

NO₃⁻ : La concentration moyenne (173.5 mg/l) dépasse largement la limite fixée par l’OMS (50 mg/l). La valeur maximale de 407 mg/l et l’écart-type élevé (102.818) révèlent une pollution probable d’origine agricole, liée à l’utilisation intensive d’engrais azotés.

Na⁺ : La moyenne est de 125.3 mg/l, ce qui reste dans la norme (200 mg/l). La variabilité modérée (écart-type de 74.573) suggère une présence diffuse du sodium, probablement d’origine naturelle.

K⁺ : Les concentrations en potassium sont faibles, avec une moyenne de 7.3 mg/l, bien en dessous du seuil recommandé (12 mg/l). L'écart-type réduit (1.866) indique une distribution homogène entre les échantillons.

TDS : La concentration moyenne en TDS est de 1037.4 mg/l, dépassant légèrement la norme OMS (1000 mg/l). L'écart-type élevé (302.327) et l'amplitude importante (de 463.1 à 1825.5 mg/l) signalent une variabilité significative, et suggèrent que certaines eaux peuvent ne pas être potables en raison de leur forte salinité.

Cette hétérogénéité pourrait être attribuée à des facteurs géologiques locaux combinés à des pressions anthropiques (notamment agricoles ou industrielles), soulignant la nécessité d'analyses approfondies des corrélations entre les variables et d'une identification précise des sources potentielles de pollution.

Analyse de la dispersion des données :

Tableau III.2: Coefficient de variation des paramètres physico-chimiques des eaux souterraines (Unité des paramètres en mg/l ou $\mu\text{S/cm}$).

	PH	CE	Ca ²⁺	Mg ²⁺	HC O ₃ ⁻	Cl ⁻	SO ₄ ⁻ ₂	NO ₃ ⁻	Na	K	TDS
CV	2%	32%	36%	46%	15%	51%	34%	59%	58%	25%	29%

L'analyse de la dispersion, notamment par la covariance, représente une étape cruciale pour évaluer la stabilité ou la variabilité des concentrations chimiques dans les eaux souterraines. Le tableau ci-dessous met en évidence plusieurs observations significatives.

4. Paramètre le plus dispersé :

NO₃⁻ : Les nitrates affichent la plus forte dispersion relative avec un taux de 59%, ce qui révèle une grande variabilité de concentration entre les échantillons. Cette hétérogénéité peut être liée à des sources de pollution ponctuelles ou diffuses, telles que l'usage irrégulier d'engrais azotés en agriculture ou des infiltrations d'eaux usées.

(Cl⁻) et (Na⁺) : Ces deux paramètres présentent également des niveaux élevés de dispersion (Cl⁻ : 51%, Na⁺ : 58 %), traduisant une variabilité notable des teneurs en sels dissous.

Ce phénomène pourrait être attribué à la diversité des contextes géologiques, à la variabilité de la salinité des sources, ou encore à un mélange d'eaux douces avec des intrusions salines ou polluées.

5. Paramètre le plus stable :

pH : Le pH est le paramètre le plus stable, avec un taux de dispersion d'environ 2 %, indiquant que la majorité des échantillons présentent un pH proche, ce qui reflète un bon équilibre chimique et l'absence d'influences acides ou basiques marquées.

6. Paramètres à dispersion moyenne :

Les autres éléments analysés (tels que Ca²⁺, Mg²⁺, HCO₃⁻, K, etc.) présentent une dispersion modérée, suggérant une variabilité intermédiaire des concentrations entre les échantillons.

Cette variabilité peut être expliquée par une combinaison de facteurs géologiques locaux et d'influences anthropiques limitées, sans atteindre toutefois un niveau élevé d'hétérogénéité.

III.2. Indices de qualité WQI et EWQI :

III.2.1. WQI (Water Quality Index) :

Le **WQI** est un indice synthétique qui permet d'évaluer la qualité globale de l'eau en fonction de plusieurs paramètres physico-chimiques (pH, EC, TDS, NO₃⁻, K⁺, Ca²⁺, Mg²⁺, Cl⁻, SO₄²⁻, etc.) (Brown et al., 1970 ; Sutadian et al., 2016). Il est largement utilisé pour la surveillance environnementale et la gestion des ressources en eau.

L'importance du WQI réside dans sa capacité à :

- Synthétiser de nombreuses variables en une seule valeur compréhensible.
- Faciliter la comparaison entre différents sites et époques.
- Servir d'outil d'aide à la décision pour les gestionnaires de l'eau.

Le WQI est calculé à l'aide d'une équation qui combine l'effet relatif de chaque paramètre sur la qualité de l'eau avec sa valeur mesurée. Ensuite, l'eau est classée selon la valeur finale en

différentes catégories telles que : bonne, de qualité moyenne, polluée ou impropre à la consommation humaine.

III.2.2. EWQI (Entropy Water Quality Index):

Est une méthode d'évaluation pondérée basée sur la théorie de l'entropie de l'information. Elle permet de déterminer objectivement l'importance relative de chaque paramètre de qualité de l'eau en fonction de son degré de variabilité dans l'ensemble de données (Zhao et al., 2014). Contrairement aux méthodes classiques où les poids sont attribués de manière subjective, l'EWQI attribue des poids en fonction de l'information réelle apportée par chaque paramètre. Ce procédé améliore la fiabilité de l'indice, en réduisant les biais liés au jugement humain. Il est particulièrement utile dans les études comparatives entre différentes zones hydro-géographiques ou dans les évaluations à long terme des ressources en eau.

III.2.3. Formule générale du WQI

La formulation générale du WQI est donnée par l'expression mathématique suivante :

$$WQI = \sum_{i=1}^n W'_i \times P_i \quad (1)$$

Où :

- W'_i est le poids relatif attribué au paramètre i .
- P_i est la valeur normalisée du paramètre i , calculée en fonction des seuils de qualité de l'eau.
- n est le nombre total de paramètres considérés.

La normalisation des paramètres est généralement effectuée en fonction des valeurs seuils recommandées par l'OMS ou d'autres organismes environnementaux :

$$P_i = \left(\frac{C_i}{S_i}\right) \times 100 \quad (2)$$

Où :

- C_i est la concentration mesurée du paramètre i .

- S_i est le seuil recommandé (limite standard).

Le WQI obtenu est ensuite classé selon des catégories qualitatives (ex. : excellente, bonne, moyenne, mauvaise, très mauvaise).

III.2.4. Classification de la qualité de l'eau selon le WQI :

Après calcul, l'eau est classée selon une échelle allant de "excellente" à "très mauvaise", en fonction de la valeur obtenue.

Tableau III 3 Évaluation de la qualité des eaux de la région d'étude à l'aide de l'indice EWQI

EWQI Valeur	Catégorie
<50	Excellente
50 - 100	Bonne
100 - 150	Moyenne
150 - 200	Mauvaise
>200	Très mauvaise

Plusieurs approches existent pour déterminer les poids I_i des différents paramètres du WQI.

III.2.5. Approche basée sur l'expertise

Dans cette approche, les poids sont attribués selon le jugement d'experts en qualité de l'eau. L'attribution repose sur l'importance perçue de chaque paramètre sur la santé humaine et l'environnement.

$$W'_i = \frac{I_i}{\sum_{j=1}^n I_j} \quad (3)$$

Où I_i est l'importance (poids) du paramètre i , défini subjectivement. n est le nombre total de paramètres considérés.

Plusieurs approches ont été recensées dans la littérature pour la détermination des poids (I_i) et des poids relatifs (W_i') utilisés dans le calcul de l'indice de qualité de l'eau (WQI). Le tableau ci-dessous présente un résumé des différentes propositions issues d'études scientifiques portant sur les régions semi-arides. Ces valeurs, appliquées principalement dans les contextes d'approvisionnement en eau potable et d'irrigation agricole, sont généralement établies en fonction de l'importance régionale des paramètres, des conditions environnementales spécifiques, ainsi que sur la base de l'expertise d'acteurs du domaine.

Tableau III 4 Différentes propositions issues d'études scientifiques des poids (I_i) et poids relatifs (W_i') des paramètres de qualité d'eau dans des régions semi-aride

Paramètre	Poids (I_i)	Poids relatif (W_i')	Étude / Source	Poids (I_i)	Poids relatif (W_i')	Étude / Source	Poids (I_i)	Poids relatif (W_i')	Étude / Source	Poids (I_i)	Poids relatif (W_i')	Étude / Source
Ph	2	0,05	(Singh et al., 2015)	4	0,11	(Ramakrishnaiah et al., 2009)	3	0,07	[Bhardwaj et Singh, 2017]	2	0,07	(Ayers & Westcott, 1985) (applicable à l'irrigation)
CE	4	0,1		5	0,14		6	0,14		6	0,2	
TDS	5	0,13		5	0,14		5	0,12		5	0,17	
Ca ²⁺	3	0,08		3	0,08		4	0,1		4	0,13	
Mg ²⁺	3	0,08		3	0,08		3	0,07		4	0,13	
HCO ₃ ⁻	3	0,08		3	0,08		3	0,07		2	0,07	
Cl ⁻	5	0,13		6	0,17		6	0,14		3	0,1	
SO ₄ ²⁻	6	0,15		5	0,14		7	0,17		3	0,1	
NO ₃ ⁻	6	0,15		4	0,11		6	0,14		2	0,07	
Na ⁺	2	0,05		1	0,03		2	0,05		1	0,03	
K ⁺	1	0,03	1	0,03	2	0,05	1	0,03				

Remarques :

1. Dominance des paramètres :

- Le sulfate (SO_4^{2-}), le chlorure (Cl^-) et le nitrate (NO_3^-) ont généralement un poids plus élevé dans les études semi-arides en raison de leur prévalence et de leurs impacts environnementaux.
- La conductivité électrique (CE) et les solides dissous totaux (TDS) sont des indicateurs importants de la salinité, essentiels dans les évaluations de l'eau d'irrigation semi-aride.

2. Variations de pondération :

- Les pondérations dépendent de l'objectif de l'étude (par exemple, eau potable ou irrigation) et des conditions régionales.
- Attribuer des poids proportionnellement en fonction de la dominance et des caractéristiques chimiques régionales de l'eau.

Un autre tableau reflétant le poids (I_i) et le poids relatif (W_i') des WQI adaptés aux zones semi-arides où dominent HCO_3^- , SO_4^{2-} , Cl^- et NO_3^- .

Tableau III 5 Différentes propositions issues d'études scientifiques des poids (I_i) et poids relatifs (W_i') des paramètres de qualité de l'eau dans les régions semi-arides dominées par certains paramètres physico-chimiques

Paramètre	Poids (I_i)		Étude	Source	Poids (I_i)		Étude	Source	Poids (I_i)		Étude	Source
	Poids (I_i)	Poids relatif (W_i')			Poids (I_i)	Poids relatif (W_i')			Poids (I_i)	Poids relatif (W_i')		
pH	2	0,05	(Das & Malik, 2020)		2	0,06	(Ahmed et al., 2018)		3	0,06	(Magesh et al., 2013)	
CE	5	0,13			4	0,13			4	0,1		
TDS	6	0,15			5	0,16			5	0,13		
Ca ²⁺	3	0,08			3	0,1			3	0,08		

Mg ²⁺	3	0,08	3	0,1	3	0,08
HCO ₃ ⁻	7	0,18	6	0,19	7	0,19
Cl ⁻	6	0,15	5	0,16	6	0,15
SO ₄ ²⁻	7	0,18	6	0,19	6	0,15
NO ₃ ⁻	5	0,13	4	0,13	5	0,13
Na ⁺	2	0,05	1	0,03	1	0,02
K ⁺	1	0,02	1	0,03	1	0,02

Remarques :

1. Dominance des paramètres :

- HCO₃⁻ (Bicarbonate) : Poids relatifs élevés (0,18–0,19) en raison de son rôle de tampon du pH et de reflet des processus d'altération des carbonates dans les zones semi-arides.
- SO₄²⁻ (Sulfate) : Poids relatifs élevés comparables (0,15–0,19), attribués à la dissolution du gypse et de l'anhydrite.
- Cl⁻ (Chlorure) : Poids relatifs modérés à élevés (0,13–0,16), provenant de la dissolution des évaporites et de sources anthropiques.
- NO₃⁻ (Nitrate) : Poids relatifs (0,13–0,15), souvent liés au ruissellement agricole et à la contamination des eaux souterraines.

Dans le cadre de notre étude, les facteurs de pondération utilisés pour les calculs sont présentés dans le tableau ci-dessous. Ces poids ont été attribués sur la base du jugement d'experts en qualité de l'eau. Pour le calcul des poids relatifs (W'_i), nous avons appliqué la formule suivante :

$$W'_i = \frac{I_i}{\sum_{j=1}^n I_j}$$

Paramètre	Poids I _i	Poids relatif W'_i
-----------	----------------------	----------------------

pH	2	0,04
CE	5	0,11
Ca ²⁺	3	0,06
Mg ²⁺	3	0,06
HCO ₃ ⁻	7	0,15
Cl ⁻	6	0,13
SO ₄ ²⁻	7	0,15
NO ₃ ⁻	5	0,11
Na ⁺	2	0,04
K ⁺	1	0,02
TDS	6	0,13
Total	47	1,0

Figure III 1 Proposition adoptée des poids (I_i) et poids relatifs (W_i) des paramètres de qualité de l'eau dans notre étude

Une série de paramètres influençant significativement la qualité de l'eau est choisie, comme le pH, les TDS, CE, NO₃⁻, SO₄²⁻, Cl⁻, Ca²⁺, Mg²⁺ etc.

Calcul de la valeur de chaque variable par rapport aux normes :

Le WQI est calculé selon l'équation suivante :

III.2.6. Calcul des Indices WQI et EWQI :

Le tableau suivant présente les valeurs calculées pour chaque paramètre utilisé dans le calcul de l'Indice de Qualité de l'Eau (WQI)

Exemple de calcul : **Forage F16**

Paramètre	C	li	Qi	WHO 2017 Ds	W'_i	$W'_i Q_i$
PH	7.890	2	0.000	8.5	0.006	0.000
CE à 25°C	1035.806	5	69.054	1500	0.090	6.201
Ca ²⁺	108.216	3	144.288	75	0.070	10.118
Mg ²⁺	36.458	3	36.458	100	0.081	2.951
HCO ₃ ⁻	201.300	7	67.100	300	0.137	9.172
Cl ⁻	88.750	6	35.500	250	0.095	3.371
SO ₄ ⁻²	270.000	7	54.000	500	0.094	5.070
NO ₃ ⁻	12.000	5	24.000	50	0.093	2.240
Na	42.778	2	21.389	200	0.136	2.900
K	5.100	1	42.500	12	0.109	4.616
TDS	463.141	6	46.314	1000	0.090	4.159
	Σ li	47			Σ $W'_i Q_i$	50.799
					WQI	50.799

Figure III 2 Etapes de calcul de l'indice de qualité de l'eau (WQI) pour le forage n° 16

$$WQI = 50.799$$

Bien que certains paramètres tels que le calcium et le sulfate dépassent légèrement les normes recommandées par l'OMS, leur poids relatif dans le calcul de l'indice de qualité de l'eau (WQI) reste faible, ce qui limite leur impact sur la valeur finale de l'indice. Celui-ci a été estimé à 50.799, classant ainsi l'eau de ce forage parmi les eaux de bonne qualité.

Après l'analyse détaillée de l'échantillon de forage ci-dessus, la même méthodologie a été appliquée à tous les échantillons prélevés (du forage n° 1 au forage n° 33). L'indice de qualité de l'eau (WQI) a été calculé pour chaque échantillon en fonction des paramètres physiques et

chimiques les plus importants mesurés. Les résultats obtenus ont ensuite été comparés aux normes établies par l'Organisation mondiale de la santé (2017) afin d'évaluer la qualité générale des eaux souterraines dans la zone d'étude. Cette comparaison nous a permis de détecter l'étendue de la contamination ou si elle dépassait les limites autorisées, et a également contribué à fournir un aperçu complet de l'état environnemental des ressources en eaux souterraines de la région.

Un résumé comparatif des résultats est présenté dans le tableau ci-dessous :

Pour interpréter les valeurs calculées de (WQI) pour chaque échantillon, il est nécessaire de se référer d'abord à la classification internationalement acceptée de cet indice, qui est utilisée pour définir la qualité de l'eau et évaluer son aptitude à la consommation humaine. Le tableau suivant présente les différentes catégories de qualité associées aux valeurs WQI :

Tableau III 8 Classification de la qualité de l'eau selon l'indice WQI (Water Quality Index)

WQI	Catégorie	%
< 50	Excellente	0.00%
50 - 100	Bonne	6.06%
100 - 150	Moyenne	57.58%
150 - 200	Mauvaise	24.24%
> 200	Très mauvaise	12.12%

Sur la base de cette classification, le tableau suivant affiche les valeurs calculées de l'indice de qualité de l'eau pour tous les échantillons, chaque échantillon étant classé selon sa catégorie appropriée :

Forage	WQI	Catégorie	Forage	WQI	Catégorie
1	125.101	Moyenne	18	154.119	Mauvaise

2	131.425	Moyenne	19	258.112	Très mauvaise
3	126.380	Moyenne	20	132.849	Moyenne
4	123.370	Moyenne	21	143.291	Moyenne
5	233.890	Très mauvaise	22	193.963	Mauvaise
6	144.544	Moyenne	23	157.163	Mauvaise
7	95.239	Bonne	24	144.893	Moyenne
8	112.641	Moyenne	25	159.392	Mauvaise
9	131.626	Moyenne	26	172.094	Mauvaise
10	142.012	Moyenne	27	102.254	Moyenne
11	117.790	Moyenne	28	119.055	Moyenne
12	115.152	Moyenne	29	168.219	Mauvaise
13	117.965	Moyenne	30	205.824	Très mauvaise
14	125.669	Moyenne	31	243.231	Très mauvaise
15	162.739	Mauvaise	32	130.687	Moyenne
16	50.799	Bonne	33	145.983	Moyenne
17	160.105	Mauvaise			

Figure III 3Évaluation de la qualité des eaux de la région d'étude à l'aide de l'indice WQI

III.2.7 Indice EWQI

Cette méthode repose sur la théorie de l'information et mesure la dispersion (ou l'incertitude) des données. Un paramètre dont les données sont très dispersées contient plus d'information utile, donc un poids plus élevé. On commence par normaliser les données pour chaque paramètre afin d'obtenir la proportion p_{ij} , où i désigne le paramètre et j l'observation :

Normalisation :
$$Y_{ij} = \frac{x_{ij} - (x_{ij})_{min}}{(x_{ij})_{max} - (x_{ij})_{min}} \quad (4)$$

$$p_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{j=1}^m x_{ij}} \quad (5)$$

x_{ij} = valeur du paramètre i pour l'observation j .

m = nombre total d'observations (échantillons).

Ensuite, l'entropie E_i du paramètre i est calculée par :

$$E_i = -\frac{1}{\ln(m)} \sum_{j=1}^m p_{ij} \times \ln(p_{ij}) \quad (6)$$

Où m est le nombre d'observations, pour que $E_i \in [0,1]$. Le poids W'_i est alors donné par :

$$W'_i = \frac{1-E_i}{\sum_{j=1}^n (1-E_j)} \quad (7)$$

L'indice global EWQI est alors obtenu par une somme pondérée :

$$WQI = \sum_{i=1}^n W'_i \times Q_i \quad (8)$$

Ainsi, l'EWQI permet d'évaluer objectivement la qualité de l'eau en tenant compte de l'importance informationnelle de chaque paramètre.

Calcul de l'EWQI :

Il est calculé d'abord en déterminant les valeurs maximales et minimales pour chaque échantillon, puis en appliquant la relation suivante :

Y_{ij}											
For	PH	CE à 25°C	Ca ²⁺	Mg ²⁺	HCO ₃ ⁻	Cl ⁻	SO ₄ ⁻²	NO ₃ ⁻	Na	K	TDS
16	1	0	0	0	0.55	0	0.019	0	0	0	0

Ensuite, la somme est calculée et la relation n° 4 est appliquée.

p_{ij}											
N	pH	CE à 25°C	Ca ²⁺	Mg ²⁺	HCO ₃ ⁻	Cl ⁻	SO ₄ ⁻²	NO ₃ ⁻	Na	K	TDS
16	0.048	0	0.013	0	0.0535	0	0.00146	0	0	0	0

Ensuite, l'entropie E_i du paramètre i est calculée par :

E_i											
	PH	CE à 25°C	Ca ²⁺	Mg ²⁺	HCO ₃ ⁻	Cl ⁻	SO ₄ ⁻²	NO ₃ ⁻	Na	K	TDS
E	0.94	0.908	0.916	0.91	0.820	0.89	0.86	0.889	0.889	0.889	0.908
j	5			5		3	8				

Où m est le nombre d'observations, pour que $E_i \in [0,1]$. Le poids W'_i est alors donné par :

	pH	CE	Ca ²⁺	Mg ²⁺	HCO ₃ ⁻	Cl ⁻	SO ₄ ⁻²	NO ₃ ⁻	Na	K	TDS
W_j	0.047	0.079	0.079	0.047	0.073	0.155	0.092	0.113	0.095	0.095	0.095
	3	2	2	3	7	1	2	8	8	8	6

Ensuite, pour chaque paramètre i , on calcule un sous-indice de qualité Q_i , généralement basé sur une formule normalisée :

L'indice global EWQI est alors obtenu par une somme pondérée :

Tableau III 9 Étapes de calcul de l'indice EWQI pour le forage n° 16

Paramètre	C	I _i	Q _i	WHO 2017 D _s	W'_i	$W'_i Q_i$
PH	7.890	2	0.000	9	0.047	0.000
CE à 25°C	1035.806	5	69.054	1500	0.079	5.472

Ca ²⁺	108.216	3	144.28	75	0.047	6.831
Mg ²⁺	36.458	3	36.458	100	0.074	2.687
HCO ₃ ⁻	201.300	7	67.100	300	0.155	10.405
Cl ⁻	88.750	6	35.500	250	0.092	3.274
SO ₄ ⁻²	270.000	7	54.000	500	0.114	6.145
NO ₃ ⁻	12.000	5	24.000	50	0.096	2.298
Na ⁺	42.778	2	21.389	200	0.096	2.048
K ⁺	5.100	1	42.500	12	0.096	4.061
TDS	463.141	6	46.314	1000	0.079	3.670
	Σ Ii	47			Σ W _i 'Q _i	46.891
					EWQI	46.891

$$\text{EWQI} = 46.891$$

Ainsi, l'EWQI permet d'évaluer objectivement la qualité de l'eau en tenant compte de l'importance informationnelle de chaque paramètre.

Pour interpréter les valeurs calculées de (EWQI) pour chaque échantillon, il est nécessaire de se référer d'abord à la classification internationalement acceptée de cet indice, qui est utilisée pour définir la qualité de l'eau et évaluer son aptitude à la consommation humaine. Le tableau suivant présente les différentes catégories de qualité associées aux valeurs WQI :

Tableau III 10 Classification de la qualité de l'eau selon l'indice EWQI (Entropy Water Quality Index)

EWQI	Catégorie	%
------	-----------	---

< 50	Excellente	0.00%
50 - 100	Bonne	9.09%
100 - 150	Moyenne	66.67%
150 - 200	Mauvaise	15.15%
> 200	Très mauvaise	9.09%

Ainsi, l'EWQI permet d'évaluer objectivement la qualité de l'eau en tenant compte de l'importance informationnelle de chaque paramètre.

Tableau III 11 Évaluation de la qualité des eaux de la région d'étude à l'aide de l'indice EWQI

Forage	EWQI	Category	Forage	EWQI	Category
1	118.480	Moyenne	18	137.922	Moyenne
2	122.899	Moyenne	19	231.952	Très mauvaise
3	119.618	Moyenne	20	118.762	Moyenne
4	116.029	Moyenne	21	132.175	Moyenne
5	213.260	Très mauvaise	22	177.526	Mauvaise
6	138.254	Moyenne	23	141.735	Moyenne
7	86.434	Bonne	24	132.909	Moyenne
8	102.293	Moyenne	25	147.661	Moyenne
9	120.355	Moyenne	26	156.184	Mauvaise

10	131.634	Moyenne	27	93.133	Bonne
11	107.565	Moyenne	28	107.913	Moyenne
12	106.224	Moyenne	29	155.461	Mauvaise
13	107.769	Moyenne	30	187.029	Mauvaise
14	114.077	Moyenne	31	218.104	Très mauvais
15	143.513	Moyenne	32	123.270	Moyenne
16	46.891	Bonne	33	135.936	Moyenne
17	144.904	Moyenne			

Afin d'approfondir l'analyse de la qualité des eaux souterraines étudiées, la différence entre les deux valeurs (WQI – EWQI) a été extraite dans le but de comparer les performances des deux approches et de déterminer l'étendue de la variation entre les résultats de chaque indicateur.

Tableau III 12 Comparaison des résultats obtenus par les deux indices de qualité

Forage	WQI	EWQI	WQI - EWQI	Forage	WQI	EWQI	WQI - EWQI
1	125.101	118.480	6.621	18	154.119	137.922	16.197
2	131.425	122.899	8.526	19	258.112	231.952	26.160
3	126.380	119.618	6.762	20	132.849	118.762	14.086
4	123.370	116.029	7.341	21	143.291	132.175	11.115
5	233.890	213.260	20.630	22	193.963	177.526	16.438
6	144.544	138.254	6.290	23	157.163	141.735	15.428
7	95.239	86.434	8.805	24	144.893	132.909	11.984

8	112.641	102.293	10.349	25	159.392	147.661	11.731
9	131.626	120.355	11.271	26	172.094	156.184	15.909
10	142.012	131.634	10.379	27	102.254	93.133	9.120
11	117.790	107.565	10.225	28	119.055	107.913	11.142
12	115.152	106.224	8.928	29	168.219	155.461	12.758
13	117.965	107.769	10.196	30	205.824	187.029	18.795
14	125.669	114.077	11.592	31	243.231	218.104	25.128
15	162.739	143.513	19.226	32	130.687	123.270	7.417
16	50.799	46.891	3.908	33	145.983	135.936	10.047
17	160.105	144.904	15.201				

Les résultats ont montré que la majorité des valeurs étaient positives, ce qui indique que l'indice WQI a fourni une évaluation plus optimiste de la qualité de l'eau par rapport à l'indice EWQI (c'est-à-dire une classification de l'eau comme étant de meilleure qualité). Cette différence s'explique par le fait que le WQI utilise des pondérations normatives fixes, indépendantes du contexte local, alors que l'EWQI repose sur une approche statistique qui intègre la variabilité des données et l'influence relative de chaque paramètre dans l'échantillon, ce qui améliore sa sensibilité à détecter les variations de qualité de l'eau. Il met également en évidence la possibilité de l'influence significative de certains éléments chimiques qui n'ont pas été suffisamment pondérés dans le calcul du WQI.

Par ailleurs, une seule valeur négative a été enregistrée, représentant un cas exceptionnel où l'indice EWQI a donné une évaluation plus élevée que le WQI. Cela peut s'expliquer par le fait que certains éléments chimiques ayant un poids important dans cet échantillon n'ont pas été suffisamment pris en compte dans le calcul du WQI, ce qui a conduit à une sous-estimation de la qualité de l'eau.

De manière générale, cet écart relatif entre les deux indices souligne l'importance d'utiliser l'EWQI comme indicateur complémentaire au WQI, notamment dans les régions caractérisées par une structure géologique complexe ou une variabilité notable de la qualité des eaux, comme la zone d'étude. De plus, bien que les écarts enregistrés soient dans leur majorité faibles, ils permettent une lecture plus précise des tendances de la qualité et contribuent à renforcer la fiabilité de l'évaluation finale.

Synthèse générale

Sur la base des valeurs calculées des indices de qualité de l'eau WQI et EWQI, on peut affirmer que les eaux souterraines de la zone d'étude varient entre une qualité « moyenne » et « faible », selon l'emplacement du forage et ses conditions hydrogéologiques.

L'indice WQI a montré que :

78,78 % des échantillons appartiennent à la catégorie des « eaux de faible qualité »,

15,15 % à celle des « eaux de très faible qualité », tandis que seulement 3,03 % ont été classés comme « bonnes », et 3,03 % comme « impropres à la consommation ».

Ce résultat reflète la nécessité d'améliorer la qualité de l'eau par des traitements appropriés ou une surveillance régulière.

En revanche, l'indice **EWQI** a fourni une évaluation moins sévère :

57,57 % des échantillons ont été classés comme ayant une qualité « moyenne », 39,39 % comme « **faible** », ce qui met en évidence une divergence entre les deux méthodes due à la différence dans la méthodologie de pondération.

Ces résultats traduisent des concentrations relativement élevées en calcium, sulfates ou nitrates dans certains échantillons, ce qui a entraîné une dégradation de la qualité, en particulier selon l'indice **WQI**.

Les résultats de l'indice **EWQI** présentent une estimation plus précise et réaliste, grâce à l'utilisation de pondérations statistiques dérivées des données elles-mêmes, renforçant ainsi la crédibilité du classement global.

En conclusion, l'eau souterraine de la région est globalement non potable, mais pourrait le devenir après des traitements simples dans certains sites, notamment ceux classés comme ayant une qualité « **faible** » ou « **moyenne** ». Il est recommandé d'utiliser les deux indices de manière complémentaire dans les évaluations futures afin d'obtenir une lecture globale et équilibrée de la qualité de l'eau.

III.3. Relation entre géologie, hydrogéologique, et paramètres physico-chimiques :

La compréhension de la relation entre la géologie et l'hydrogéologie, d'une part, et les paramètres physico-chimiques, d'autre part, est essentielle pour interpréter la répartition spatiale de la qualité des eaux souterraines dans la région. Cette compréhension constitue un outil fondamental pour orienter les stratégies de protection et de contrôle, notamment face aux menaces croissantes pesant sur les ressources hydriques dans les milieux arides comme la zone du Chott El Hodna.

L'étude menée dans la région d'El Maadher a montré que la qualité des eaux souterraines est étroitement liée aux caractéristiques géologiques et hydrogéologiques des formations qui contrôlent la circulation et la répartition de l'eau dans les aquifères. Cette relation constitue un facteur déterminant dans la variation des concentrations en ions et des paramètres physico-chimiques, comme cela a été analysé en détail dans cette étude.

Les formations géologiques jouent un rôle fondamental dans la composition chimique des eaux. La dissolution des roches carbonatées (calcaire, dolomie) et évaporitiques (gypse, anhydrite) entraîne une augmentation des concentrations en ions calcium (Ca^{2+}) et sulfate (SO_4^{2-}), ce qui se traduit par une élévation de la dureté totale (TH) et de la conductivité électrique (CE). Les résultats d'analyse montrent que les eaux circulant dans des couches riches en carbonates et en gypse sont généralement plus minéralisées et salines que celles issues de formations sableuses ou silteuses (Hem, 1985 ; Appelo & Postma, 2005).

Sur le plan hydrogéologique, la perméabilité des formations et la vitesse d'écoulement de l'eau conditionnent la mobilité des polluants. Par exemple, les données indiquent que les nitrates (NO_3^-) présentent des concentrations élevées dans les zones à forte porosité, notamment au nord-est de la zone d'étude, en raison de l'infiltration des eaux d'irrigation enrichies en engrais azotés (Selmane, 2023). À l'inverse, les concentrations sont plus faibles dans les zones méridionales dominées par

des formations argileuses ou marneuses, dont la faible perméabilité limite la migration des polluants (Freeze & Cherry, 1979).

Cette corrélation est confirmée par les résultats statistiques obtenus précédemment, qui mettent en évidence une relation significative entre Ca^{2+} et HCO_3^- , traduisant la dissolution des carbonates, ainsi qu'entre NO_3^- et CE, révélant l'impact de l'activité agricole sur la minéralisation de l'eau. De plus, la corrélation entre Na^+ et Cl^- suggère une contribution possible d'eaux d'origine superficielle ou d'origine anthropique, telles que les rejets domestiques.

Ces analyses montrent que chaque groupe d'eaux dans la région d'El Maadher — qu'il s'agisse d'eaux de bonne qualité, d'eaux moyennement minéralisées ou d'eaux polluées par les nitrates — est associé à un contexte géologique et hydrogéologique particulier. Les eaux de bonne qualité proviennent en général de formations peu exposées aux activités agricoles, tandis que les eaux dégradées se rencontrent dans des zones agricoles à forte perméabilité, vulnérables à la pollution diffuse.

III.4. Représentation spatiale des indices de qualité à l'aide des systèmes d'information géographique (ArcGIS):

Les Systèmes d'Information Géographique (SIG) sont des outils puissants d'analyse spatiale et de modélisation géographique, permettant d'établir des liens entre les caractéristiques de la surface terrestre et leurs impacts environnementaux (Dewata & Putra, 2021). Leur capacité à intégrer, visualiser et analyser des données spatiales en fait un allié incontournable dans l'étude des phénomènes environnementaux, en particulier dans les zones sensibles comme les régions semi-arides.

Les SIG permettent la mise en œuvre d'interpolations spatiales, indispensables à la visualisation continue de variables mesurées ponctuellement. Ces méthodes incluent, entre autres, l'Inverse Distance Weighting (IDW), l'interpolation linéaire ou polynomiale, et surtout le krigeage, qui se distingue par sa précision et sa rigueur mathématique (Bhattacharjee et al., 2013).

III.4.1 Le Krigeage : Méthode d'Interpolation Géostatistique

Le krigeage (ou *Kriging*) est une méthode d'interpolation spatiale avancée qui repose sur des modèles statistiques prenant en compte l'autocorrélation spatiale, c'est-à-dire la similarité entre

des observations proches géographiquement (Johnston et al., 2001). Il permet d'estimer la valeur d'une variable environnementale à un emplacement non échantillonné, à partir des valeurs observées à proximité (Shad et al., 2009).

Cette méthode est largement utilisée en géosciences, en hydrologie, ainsi qu'en géochimie environnementale, notamment pour cartographier les concentrations de polluants, la salinité des eaux, ou d'autres paramètres physico-chimiques (Paramasivam & Venkatraman, 2019). Le krigeage ordinaire est le plus courant, en raison de son équilibre entre simplicité et performance.

Dans le cadre de cette étude, des données environnementales ont été collectées dans le sud de la ville de M'Sila, une région semi-aride du nord de l'Algérie. À partir de plusieurs points d'échantillonnage, des paramètres de qualité des eaux souterraines ont été analysés.

Grâce au logiciel ArcGIS (version 10.8.2), une interpolation par krigeage a été réalisée pour produire une carte thématique illustrant la variation spatiale de la qualité des eaux souterraines. L'intégration des coordonnées géographiques (latitude/longitude) et des mesures physico-chimiques (ex. : concentrations en ions, pH, conductivité) a permis de générer une visualisation fiable et continue, facilitant l'identification des zones critiques.

III.4.2 Application du Krigeage avec ArcGIS

Dans le cadre de cette étude, l'analyse spatiale par krigeage a été réalisée à l'aide de l'interface ArcToolbox du logiciel ArcMap 10.8.2. Les données utilisées comprenaient à la fois des informations attributaires et des coordonnées spatiales, intégrées sous forme de couches SIG. Ces données ont été traitées à travers différents modules du logiciel, notamment l'outil d'interpolation du module Spatial Analyst, spécifiquement conçu pour générer des surfaces continues à partir de points d'échantillonnage ponctuels.

L'interpolation par krigeage repose sur une méthode statistique qui prend en compte la structure spatiale des données, notamment leur autocorrélation, c'est-à-dire la tendance des valeurs proches à être similaires. Ce type d'analyse ne se limite pas uniquement à la distance entre les points mesurés, mais considère également leur répartition géographique globale, afin d'attribuer des poids optimaux à chaque point dans le processus de prédiction.

Le choix du krigeage comme méthode d'interpolation permet d'obtenir des estimations plus robustes et plus fiables, en particulier lorsque les valeurs observées présentent une variabilité spatiale significative. Ce processus intègre un modèle théorique ajusté aux données, qui traduit la relation statistique entre les valeurs mesurées à différentes distances. Ce modèle est fondamental pour évaluer le degré de confiance dans les estimations et pour quantifier l'incertitude spatiale, ce qui est crucial dans toute démarche de gestion environnementale.

Dans cette étude, le krigeage a été appliqué pour générer une carte prédictive de la qualité des eaux souterraines, à partir des données issues des analyses physico-chimiques. Cette cartographie met en évidence la distribution spatiale des indices de qualité de l'eau, notamment le WQI (Water Quality Index) et le EWQI (Entropic Water Quality Index). Ces indices, calculés sur la base de paramètres tels que la salinité, le pH, les nitrates, ou la conductivité électrique, ont été spatialement interpolés afin d'identifier les zones à risque ou à qualité dégradée.

La carte obtenue permet ainsi une visualisation claire de la variation spatiale du WQI dans la zone étudiée. Elle représente un outil d'aide à la décision pertinent pour les acteurs locaux et les gestionnaires de la ressource hydrique, facilitant la mise en place de mesures correctives ou préventives dans les zones vulnérables.

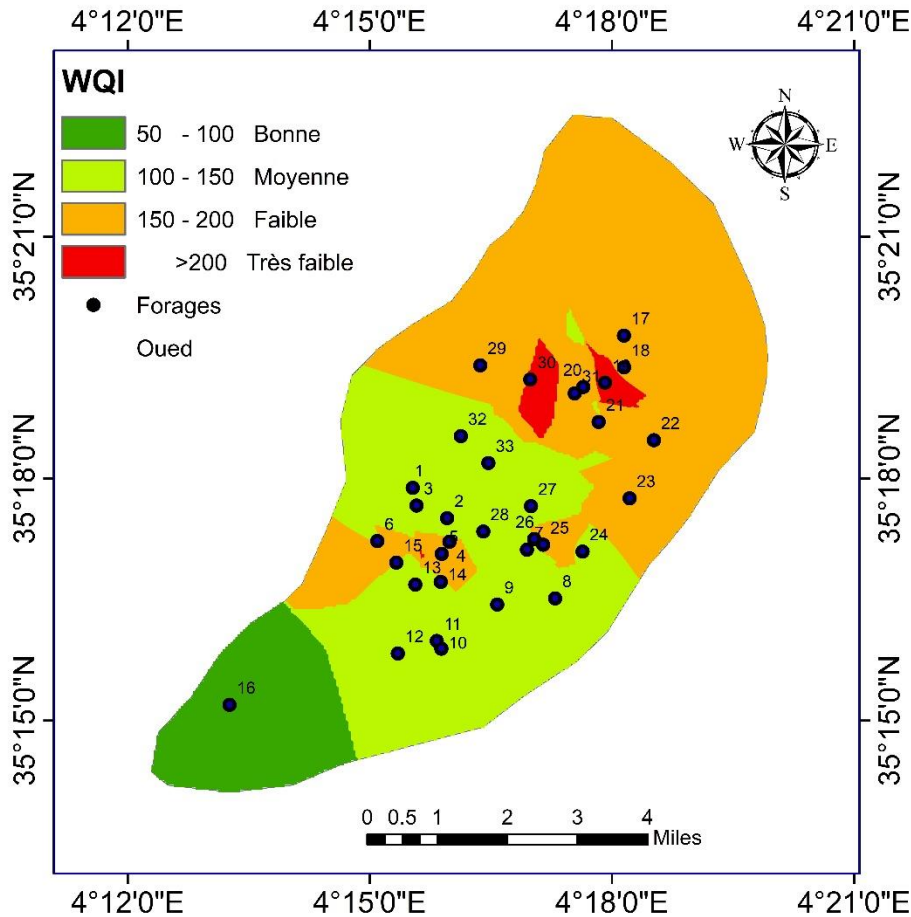


Figure III 4 Carte de l'indice de qualité de l'eau (WQI) dans la région El Maadher

La carte de l'indice de qualité de l'eau (WQI) révèle une variabilité dans la qualité des eaux souterraines de la région El Maadher. Les eaux de qualité « bonne à moyenne » se concentrent dans la partie sud-ouest, en particulier au niveau du Forage n°16 situé dans une zone classée comme « bonne » (en vert foncé), ce qui reflète des conditions hydrogéologiques favorables et une faible influence des activités anthropiques dans cette zone.

En revanche, les zones centrales et nord-est présentent une qualité classée de « moyenne à médiocre » (en vert clair et orange), ce qui pourrait être attribué à l'intensification des activités agricoles, telles que l'utilisation d'engrais chimiques, ou à des formations géologiques facilitant l'infiltration des polluants vers la nappe phréatique.

Les niveaux les plus élevés de dégradation de la qualité sont enregistrés dans deux zones localisées au nord (en rouge), notamment autour des Forage n°20 et n°30, où l'indice WQI dépasse la valeur de 200, indiquant une « très mauvaise qualité ». Cette détérioration pourrait résulter de l'accumulation de pollution due à une exploitation agricole intensive, ou de la faible capacité de filtration des sols dans ces zones.

L'indice de qualité entropie de l'eau (EWQI) a également été calculé en utilisant la même méthodologie, en prenant en compte des éléments environnementaux supplémentaires, afin de fournir une évaluation globale des caractéristiques géochimiques des eaux souterraines.

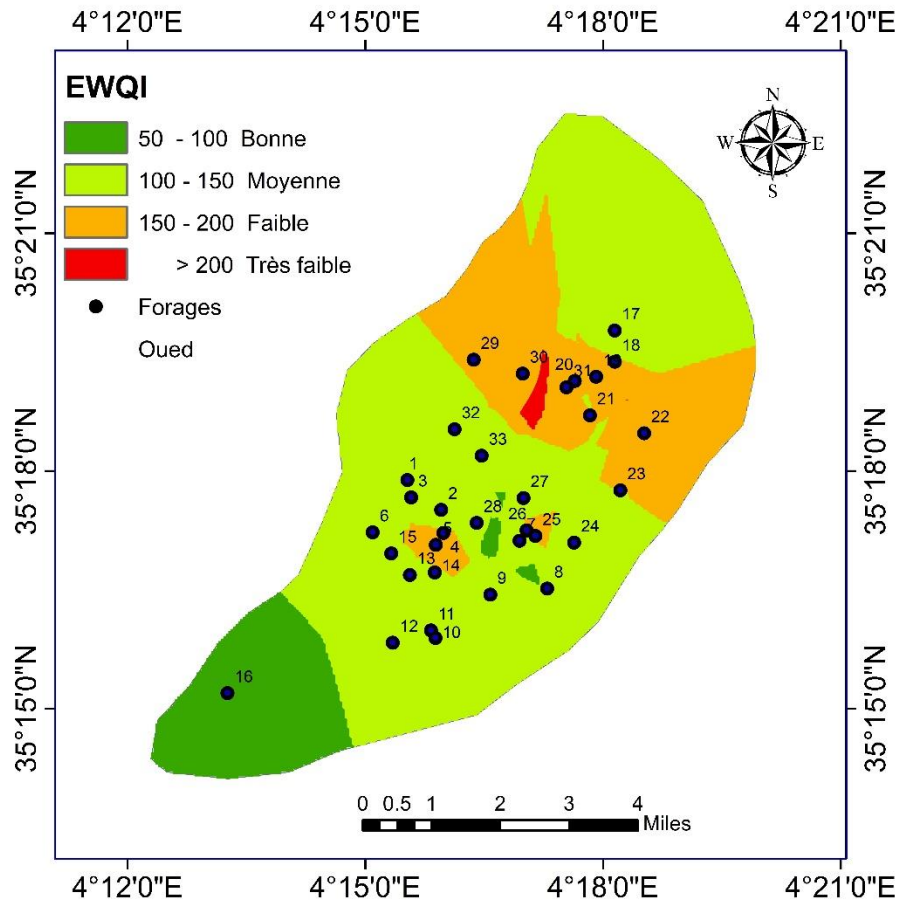


Figure III 5 Carte de l'indice de qualité de l'eau (EWQI) dans la région El Maadher

À l'instar de la carte du WQI, la carte de l'indice de qualité entropie de l'eau (EWQI) met en évidence des gradients variés dans la qualité des eaux souterraines de la région El Maadher, avec une précision accrue grâce à la prise en compte de la variabilité interne entre les paramètres. La carte montre que la partie nord-ouest de la zone présente une eau de « bonne qualité » (en vert foncé), ce qui reflète une relative stabilité des caractéristiques environnementales et une faible influence des activités humaines.

En revanche, les zones situées au sud-est enregistrent une dégradation notable de la qualité, avec des classifications allant de « médiocre à très médiocre » (en orange et rouge), ce qui témoigne de l'impact direct des activités anthropiques intensives, telles que l'agriculture et le pâturage, sur la qualité des ressources souterraines.

En comparant les résultats des indices WQI et EWQI, on observe une concordance générale dans la distribution spatiale. Toutefois, l'indice EWQI présente une précision supérieure dans la distinction de certaines variations locales de la qualité de l'eau, grâce à son approche statistique qui prend en compte la variabilité des données. Cela montre que l'utilisation d'indices multiples permet d'obtenir une vision plus globale et plus complète de l'état des ressources en eau.

III.5. Conclusion :

En conclusion, l'évaluation de la qualité des eaux souterraines dans la région de El-Maadher à l'aide des indices WQI et EWQI offre une compréhension quantitative précise de l'aptitude de l'eau à différents usages, notamment pour la consommation humaine et l'irrigation. Les résultats obtenus révèlent une grande variabilité entre les forages, certaines valeurs dépassant les limites recommandées par l'Organisation mondiale de la santé, mettant ainsi en évidence l'influence des facteurs géologiques et des activités humaines (comme l'agriculture) sur la qualité de l'eau. L'étude a également montré que l'indice amélioré de qualité de l'eau (EWQI), qui repose sur des techniques avancées, fournit une représentation plus fidèle de l'état réel de l'eau par rapport à l'indice traditionnel WQI. Ainsi, l'intégration de l'analyse statistique, des indices composites constitue une approche globale et efficace pour évaluer la qualité de l'eau et proposer des solutions appropriées pour sa préservation.

Dans une perspective future, l'application des réseaux de neurones artificiels (ANN) pourrait permettre d'optimiser les facteurs de pondération dans les indices de qualité. Cette approche intelligente offrirait une calibration plus précise des modèles. Elle renforcerait la robustesse des évaluations environnementales basées sur des données complexes.

Chapitre IV :
Optimisation des facteurs de
poids du WQI avec ANN : Une
approche alternative aux
méthodes traditionnelles

Introduction

Parmi les outils synthétiques les plus utilisés figure l'indice de qualité de l'eau (Water Quality Index – WQI), qui condense un ensemble de paramètres physico-chimiques en une seule valeur numérique, facilitant ainsi la communication de l'état global de l'eau à des publics non spécialistes. Néanmoins, la qualité des résultats du WQI dépend fortement des pondérations attribuées à chaque paramètre, un processus souvent sujet à subjectivité lorsqu'il repose sur l'expertise humaine ou limité lorsqu'il est basé sur des méthodes statistiques simples comme l'Analyse en Composantes Principales (ACP). Ces méthodes ont notamment du mal à capturer les relations non linéaires entre variables, ainsi que les interactions complexes qui caractérisent les systèmes hydrogéologiques (Bansal & Ganesan, 2019).

Face à ces limites, l'intelligence artificielle, et en particulier les réseaux de neurones artificiels (ANN), émerge comme une alternative puissante. Ces modèles d'apprentissage machine sont capables de modéliser des relations complexes sans hypothèses a priori sur la distribution des données, tout en s'ajustant automatiquement à la structure intrinsèque des variables. Des recherches récentes ont démontré leur efficacité dans le domaine de l'hydrologie et de la qualité de l'eau, notamment pour prédire des valeurs de WQI avec une précision supérieure à celle des approches classiques (Banda & Kumarasamy, 2024).

Dans cette optique, le présent chapitre vise à explorer l'utilisation d'un réseau de neurones multicouches (MLP) pour optimiser les poids des paramètres entrant dans le calcul du WQI. L'objectif est double : (1) automatiser et objectiver le processus de pondération en le fondant sur les données réelles observées, et (2) comparer les résultats du modèle ANN aux méthodes traditionnelles pour mettre en évidence les gains en précision, robustesse et adaptabilité. Cette approche s'inscrit dans une perspective plus large de modernisation des outils de diagnostic environnemental et d'aide à la décision dans la gestion durable des ressources en eau.

IV.1. Présentation des réseaux de neurones artificiels (ANN)

IV.1.1. Définitions et structure de base

Les réseaux de neurones artificiels (ANN) sont des modèles de calcul inspirés du cerveau humain, capables de modéliser des relations complexes, souvent non linéaires, entre des variables d'entrée et de sortie. Un ANN est structuré en couches de neurones interconnectées :

IV.1.1.1. Neurone :

Neurone artificiel (Artificial Neuron) : Un neurone artificiel est l'unité de base d'un réseau neuronal. Inspiré du neurone biologique, il reçoit plusieurs signaux d'entrée, les multiplie par des facteurs de poids, y ajoute un biais, puis applique une fonction d'activation, pour produire une sortie, voir la figure IV.1 :

$$y = f(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b) \quad (IV.1)$$

Où :

- x_i sont les entrées du neurone,
- w_i sont les facteurs de poids synaptiques,
- b est le biais,
- f est la fonction d'activation,
- y est la sortie du neurone.
- n nombre total d'entrées du neurone (correspond au nombre de variables d'entrée dans le modèle)

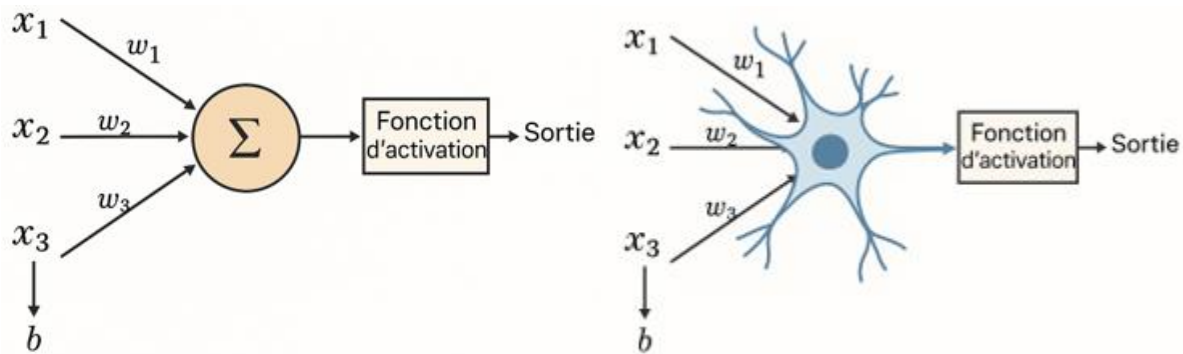


Figure IV. 1Modèle mathématique et neuronal de la cellule du réseau neuronal artificiel (ANN)

IV.1.1.2. Réseaux de Neurones Artificiels Multicouches

Un réseau neuronal est constitué de plusieurs couches successives :

- **Couche d'entrée** : reçoit les valeurs initiales des paramètres de qualité de l'eau (ex. : pH, TDS, NO₃⁻).
- **Une ou plusieurs couches cachées** : assurent le traitement intermédiaire des données pour détecter des relations complexes (non linéaire, ...).

$$h_j^{(l)} = f(\sum_{i=1}^n w_{ij}^{(l)} h_i^{(l-1)} + b_j^{(l)}) \quad (\text{IV.2})$$

Où :

- $w_{ij}^{(l)}$ sont les facteurs de poids de la connexion de i à j dans la couche l ,
- $b_j^{(l)}$ est le biais,
- $h_j^{(l)}$ est l'activation du neurone j à la couche l ,
- f est une fonction d'activation. Elle est essentielle pour introduire des non-linéarités, sans laquelle le réseau serait une simple combinaison linéaire équivalente à une régression multiple.

a. ReLU – Rectified Linear Unit

$$f(x) = \max(0, x) \quad (\text{IV.3})$$

C'est l'activation la plus utilisée aujourd'hui grâce à sa rapidité de calcul et à sa capacité à limiter la saturation des gradients (Glorot et al., 2011)..

b. Sigmoides :

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (\text{IV.4})$$

Historiquement utilisée, mais peu efficace pour les couches profondes à cause du phénomène de vanishing gradient.

c. Tanh :

$$f(x) = \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (\text{IV.5})$$

Elle est centrée sur 0 et parfois préférable à la sigmoïde dans les premières couches.

- **Couche de sortie** : fournit le résultat final (WQI estimé).

Ce mécanisme permet au réseau d'apprendre à partir des données et de modéliser des relations complexes entre les variables.

$$WQI_{prédit} = \sum_{j=1}^m w_j^{(out)} h_j^{(L)} + b^{(out)} \quad (IV.6)$$

Où : m est le nombre de neurones dans la dernière couche cachée.

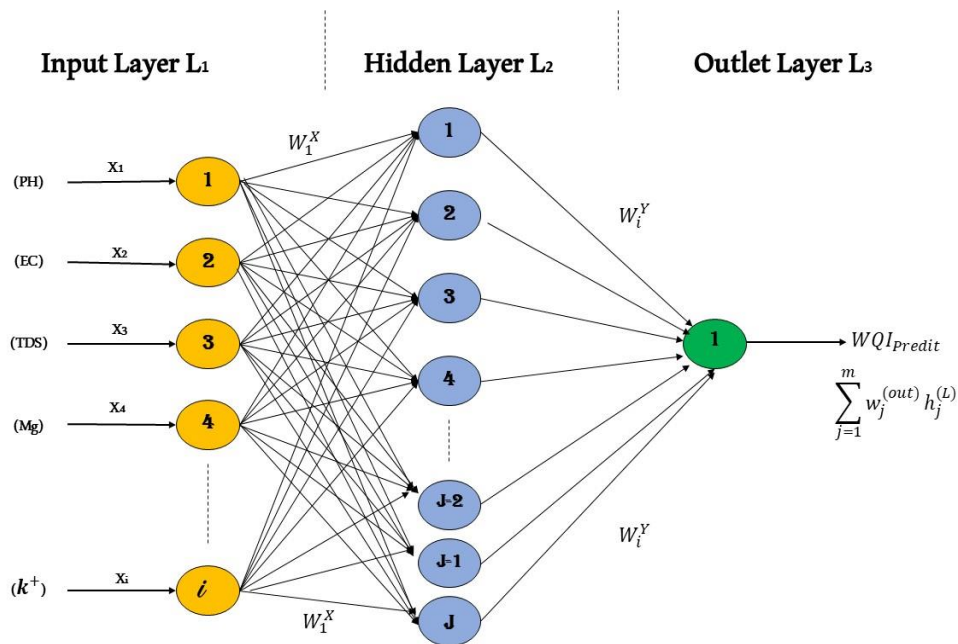


Figure IV. 2 Architecture d'un réseau de neurones artificiels pour calculer l'indice WQI

IV.1.1.3. Facteurs de Poids

Les facteurs de Poids (Weights factors) : Les facteurs de poids synaptiques sont des coefficients numériques qui déterminent l'influence relative de chaque variable d'entrée sur la sortie du neurone. Ils sont ajustés automatiquement pendant l'apprentissage afin de minimiser l'erreur du modèle.

Le biais est une constante ajoutée au calcul d'un neurone. Il permet de déplacer la fonction d'activation vers la gauche ou la droite, améliorant ainsi la flexibilité du modèle, même lorsque les entrées sont nulles.

IV.1.1.4. Phase d'apprentissage : rétropropagation et ajustement des facteurs de poids

L'apprentissage dans un MLP repose sur l'algorithme de rétropropagation de l'erreur, couplé à un algorithme d'optimisation tel que le gradient descendant ou ses variantes (ex. Adam). Le processus consiste à calculer l'erreur entre la sortie prédite et la sortie attendue, puis à propager cette erreur à travers les couches du réseau afin d'ajuster les poids en minimisant une fonction de coût (souvent l'erreur quadratique moyenne, MSE).

a. Fonction de coût :

Pour un problème de régression comme l'optimisation du WQI, la fonction de coût couramment utilisée est l'erreur quadratique moyenne (MSE) :

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (IV.7)$$

Où :

- Y_i : sortie réelle (valeur observée du WQI),
- \hat{Y}_i : sortie prédite par le ANN.
- N : nombre total d'observation.

b. Mise à jour des facteurs de poids :

Les poids sont ajustés pour minimiser la fonction de coût via :

$$w_{ij}^{(l)} = w_{ij}^{(l)} - \eta \frac{\partial J}{\partial w_{ij}^{(l)}} \quad (IV.8)$$

Où :

- η est le taux d'apprentissage,
- $\frac{\partial J}{\partial w_{ij}^{(l)}}$ est le gradient calculé par rétropropagation.

L'algorithme Adam améliore ce processus par une adaptation dynamique du taux d'apprentissage (Kingma & Ba, 2014).

c. Contraintes appliquées aux facteurs de poids

Pour la validité des facteurs de poids optimisés, deux contraintes fondamentales sont imposées :

- Non-négativité des facteurs de poids : $W_i \geq 0$
- Somme des facteurs de poids égale à 1 : $\sum W_i = 1$

Ces contraintes sont intégrées directement dans l'implémentation du modèle en utilisant des activations personnalisées ou une normalisation des facteurs de poids en sortie.

IV.1.1.5. Justification du choix du MLP pour l'optimisation du WQI

Plusieurs modèles de modélisation ont été envisagés, tels que les SVM et les forêts aléatoires, mais le choix s'est porté sur l'ANN en raison de sa capacité à modéliser des relations non linéaires complexes.

La prédiction de l'index WQI implique de combiner plusieurs paramètres physico-chimiques, chacun avec un poids. Les méthodes classiques (comme le jugement d'expert ou l'analyse en composantes principales) présentent des limites en termes de subjectivité ou de linéarité.

L'utilisation d'un MLP offre plusieurs avantages :

- Apprentissage automatique des poids optimaux sans intervention humaine.
- Prise en compte des dépendances non linéaires entre les paramètres de qualité de l'eau.
- Capacité à s'adapter à des données environnementales bruitées ou complexes.

Ce type d'approche a été validé par de nombreuses études en sciences de l'eau (Maier & Dandy, 2000), démontrant sa supériorité par rapport aux méthodes classiques fondées sur des hypothèses linéaires.

IV.1.2. Justification du choix du modèle ANN :

Les indices de qualité de l'eau ont été optimisés à l'aide de plusieurs techniques d'intelligence artificielle, notamment les machines à vecteurs de support (SVM) et la forêt aléatoire (RF). Cependant, plusieurs raisons convaincantes ont conduit au choix des réseaux de neurones artificiels (ANN).

La nature multivariée et hétérogène des données sur la qualité des eaux souterraines rend les ANN particulièrement adaptées à la modélisation de phénomènes non linéaires complexes. Contrairement à des modèles plus rigides comme les SVM, les réseaux neuronaux sont capables d'apprendre à partir de données bruitées, de détecter les relations sous-jacentes entre les paramètres, et de bien fonctionner même avec des ensembles de données de taille moyenne.

De plus, grâce à leurs capacités d'apprentissage profond, les ANN offrent une meilleure généralisation dans les problèmes de régression environnementale. Leur structure flexible permet également de les adapter aux caractéristiques spécifiques de la zone étudiée. Ces qualités font des ANN un outil performant et pertinent pour améliorer la précision des indices WQI et EWQI dans le cadre de notre recherche.

IV.2. Algorithme et méthodologie de l'approche

IV.2.1 Schéma général de l'algorithme

L'algorithme peut être résumé par les étapes suivantes :

1. Prétraitement des données (normalisation, traitement des valeurs manquantes).
2. Définition des entrées du modèle (paramètres physico-chimiques).
3. Construction de l'ANN multicouche.
4. Apprentissage supervisé en minimisant l'erreur entre le WQI prédit et réel.
5. Validation croisée et test du modèle.
6. Extraction des poids optimisés associés à chaque paramètre.

Données en Entrée

Les **paramètres d'entrée** sont les indicateurs de qualité de l'eau :

$X = (\text{pH}, \text{EC}, \text{TDS}, \text{Ca}, \text{Mg}, \text{HCO}_3, \text{Cl}, \text{NO}_3, \text{Na}, \text{K})$

La valeur **de sortie** est le WQI_{ANN} observé (Y_{obs}).

Fonction Objectif

L'objectif est de minimiser l'erreur quadratique moyenne (MSE) entre le WQI observé (WQI_{expert}) et le WQI estimé (WQI_{ANN}) :

Algorithme d'Optimisation

Le modèle utilise l'algorithme Adam (Adaptive Moment Estimation), qui combine les avantages du Gradient Descent avec momentum et de l'adaptation du taux d'apprentissage :

Division des Données

Les données ont été divisées selon le schéma classique :

- Entraînement : 70 %
- Validation : 15 %
- Test : 15 %

Ce découpage garantit un bon compromis entre l'apprentissage du modèle et l'évaluation de sa généralisation.

Critères d'Arrêt

Le processus d'entraînement est arrêté selon l'un des critères suivants :

- Atteinte du nombre maximal d'itérations (ex. 500 epochs)
- Stabilisation ou non amélioration de l'erreur de validation pendant un certain nombre d'epochs consécutifs (early stopping)
- Convergence de la fonction de coût (variation $< 10^{-4}$)

IV.2.2 Étapes de Résolution de l'Algorithme ANN

Étape 1 : Chargement et Normalisation des Données

1.1 Charger le jeu de données depuis un fichier Excel

→ Données mesurées : pH, EC, TDS, Ca, Mg, HCO₃, Cl, SO₄, NO₃, Na, K

1.2 Appliquer la normalisation selon les limites de l'OMS :

- Si limite = [min, max] : normalisation linéaire dans cet intervalle
- Sinon : normalisation par la valeur seuil (x / limite)

1.3 Générer de nouvelles colonnes normalisées : *norm_ph*, *norm_ec*, ..., *norm_k*

1.4 Sélectionner :

- ***x*** ← variables normalisées
- ***y*** ← WQI (valeurs entre 0 et 1)

Étape 2 : Division des Données

2.1 Diviser X et y en :

- Données d'entraînement (70 %)
- Données de test (30 %)

2.2 Appliquer MinMaxScaler sur *X_train* et *X_test*

→ Assure une échelle [0,1] cohérente entre les ensembles

Étape 3 : Construction du Réseau de Neurones

3.1 Définir une contrainte personnalisée (SumToOneConstraint) :

- Assure que les poids de sortie sont tous ≥ 0 et leur somme = 1
- Sert à simuler des pondérations normalisées du WQI

3.2 Définir l'architecture ANN :

- Couche d'entrée : 64 neurones (11 features)
- Couche cachée : 32 neurones, activation ReLU
- Couche de régularisation Dropout : 30 %
- Couche de sortie : 1 neurone, activation linéaire, contrainte SumToOne

3.3 Compiler le modèle :

- Optimiseur : Adam ($\alpha = 0.001$)
- Fonction de coût : Erreur quadratique moyenne (MSE)

Étape 4 : Apprentissage du Modèle

4.1 Définir un callback personnalisé R^2 pour suivre la performance

4.2 Lancer l'entraînement du modèle :

- Nombre d'époques : 250-350
- Taille du batch : 20
- Données de validation : 20 % de l'entraînement
- Callback : R2Callback

Étape 5 : Fonction de Coût et Calculs Internes

5.1 Fonction de coût (MSE): $MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i - \hat{Y}_i)^2$

5.2 Propagation avant (Forward pass) :

$$H_1 = ReLU(X \cdot W_1 + b_1)$$

$$\hat{Y} = H_1 \cdot W_2 + b_2$$

5.3 Rétropropagation (Backpropagation via Adam) :

$$w_{ij}^{(l)} = w_{ij}^{(l)} - \eta \frac{\partial J}{\partial w_{ij}^{(l)}}$$

Étape 6 : Évaluation et Sauvegarde du Modèle

6.1 Évaluer les performances finales :

- MSE (erreur)
- MAE (erreur absolue)
- R^2 (coefficient de détermination)

6.2 Sauvegarder le modèle au format ``.keras``

6.3 Interpréter les pondérations de la dernière couche comme poids `WQI_AW`

IV.3. Résultats et discussion

L'optimisation des facteurs de poids des paramètres du Water Quality Index (WQI) à l'aide d'un réseau de neurones artificiels (ANN) permet une répartition plus adaptative des coefficients W_i en fonction des caractéristiques réelles des données.

La contrainte d'optimisation imposée aux facteurs de poids est exprimée comme suit :

$$\sum_{j=1}^M W_j = 1 \quad , \quad W_j \geq 0 \quad (IV.9)$$

IV.3.1. Facteurs de poids optimisés générés par l'ANN

Après entraînement du modèle ANN sur un ensemble de données de qualité de l'eau, les facteurs de poids obtenus diffèrent de ceux générés par les méthodes traditionnelles (expert-based, Entropie). Le tableau ci-dessous résume les facteurs de poids optimisés :

Tableau IV. 1 Tableau des facteurs de poids optimisés générés par l'ANN :

Paramètre	Facteurs de poids Optimisé ANN_WQI
pH	6
CE	4
TDS	4
Ca ₂₊	4
Mg ₂₊	4
HCO ₃ ⁻	3
Cl ⁻	4
SO ₄ ²⁻	4
NO ₃ ⁻	7
Na ⁺	3
K ⁺	4

IV.3.2. Comparaison des facteurs de poids avec les méthodes classiques (experts, entropie)

Le modèle ANN_WQI est comparé aux WQIs basés sur les facteurs de poids fixés manuellement et l'entropie. Pour évaluer la similarité ou la concordance entre les deux modèles, une analyse de

corrélation de Pearson est réalisée entre les deux séries de résultats : Y_{WQI} (valeurs de l'indice classique et entropie) et Y_{ANN} (valeurs prédites par le modèle ANN_WQI et ANN_EWQI respectivement). La formule de la corrélation est donnée par :

$$r(Y_{WQI}, Y_{ANN}) = \frac{\sum(Y_{WQI} - \bar{Y}_{WQI})(Y_{ANN} - \bar{Y}_{ANN})}{\sqrt{\sum(Y_{WQI} - \bar{Y}_{WQI})^2 \sum(Y_{ANN} - \bar{Y}_{ANN})^2}} \quad (IV.10)$$

\bar{Y}_{WQI} et \bar{Y}_{ANN} sont les moyennes respectives des deux séries. Cette corrélation varie entre -1 et 1. Une valeur proche de 1 indique que le modèle ANN_WQI reproduit fidèlement l'indice WQI, validant ainsi sa pertinence comme outil prédictif.

Ces tableaux comparent différentes propositions de facteurs de poids utilisés dans le calcul du WQI et leurs effets sur les résultats finaux.

Tableau IV. 2 Comparaison des poids des paramètres entre le WQI expert et le modèle optimisé ANN_WQI

Paramètre	Expert Poids (W _i)	Poids Relatif (RW _i)	Poids Optimisé ANN_WQI	Poids Relatif (RW _i) _{ANN_WQI}	Différence (%)
pH	2	0,04	6	0,11	9
CE	5	0,11	4	0,08	-3
TDS	6	0,13	4	0,09	-4
Ca ²⁺	3	0,06	4	0,08	2
Mg ²⁺	3	0,06	4	0,10	3
HCO ₃ ⁻	7	0,15	3	0,06	-8
Cl ⁻	6	0,13	4	0,08	-4
SO ₄ ²⁻	7	0,15	4	0,10	-7
NO ₃ ⁻	5	0,11	7	0,17	5
Na ⁺	2	0,04	3	0,06	3
K ⁺	1	0,02	4	0,08	3

IV.3.3. Détection des paramètres sous-estimés/surestimés

Le **Tableau IV. 2** compare les poids attribués aux paramètres de qualité de l'eau par des experts (WQI) avec ceux optimisés par le modèle ANN_WQI, en mettant en évidence les différences

relatives. Globalement, l'ANN a réajusté l'importance de plusieurs paramètres : par exemple, le pH a vu son poids fortement augmenté (+9%), suggérant que ce paramètre influence davantage la qualité de l'eau selon le modèle ANN. À l'inverse, des paramètres initialement jugés très importants par les experts comme HCO_3^- , SO_4^{2-} , et Cl^- ont vu leurs poids réduits, avec des baisses respectives de -8 %, -7 %, et -4 %, indiquant une contribution moins significative selon les données apprises. En revanche, NO_3^- a gagné en importance (+5 %), ce qui peut refléter une sensibilité accrue de l'ANN à la pollution nitratée. Les autres paramètres comme Ca^{2+} , Mg^{2+} , et Na^+ ont connu de légères hausses, traduisant un rééquilibrage global des contributions. Cette redistribution des poids par l'ANN souligne les biais possibles dans les pondérations subjectives et met en avant l'intérêt des approches d'apprentissage automatique pour affiner les évaluations environnementales.

IV.4. Évaluation des performances du modèle ANN

Pour évaluer la précision du modèle ANN, nous utilisons trois indicateurs :

1. Erreur quadratique moyenne (RMSE) :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i - \hat{Y}_i)^2} \quad (\text{IV.11})$$

2. Erreur absolue moyenne (MAE) :

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Y_i - \hat{Y}_i| \quad (\text{IV.12})$$

3. Coefficient de détermination (R^2) :

$$R^2 = \frac{\sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\sum (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (\text{IV.13})$$

IV.4.1. Visualisation graphique des résultats (courbes d'erreur, nuage de points)

IV.4.1.1 Affichage des résultats du WQI générés par le modèle ANN :

Après avoir formé le modèle neuronal artificiel et généré les poids optimisés, la formule finale de l'indice de qualité de l'eau (WQI) a été appliquée à l'ensemble de l'échantillon de 33 puits répartis



IV.4.1.2. Impact sur la précision du WQI final :

A travers la figure IV.2, la courbe de perte du modèle ANN_WQI durant l'entraînement montre une convergence progressive de la fonction de perte, illustrant la stabilité de l'apprentissage. Tant pour les données d'apprentissage que pour les données de validation, la fonction de perte (erreur quadratique moyenne, MSE) diminue de façon régulière jusqu'à atteindre une valeur minimale d'environ 0,09. Cette faible valeur du MSE à la fin de l'entraînement indique une bonne capacité prédictive du modèle, avec peu de surapprentissage (overfitting), les courbes de perte restant proches tout au long du processus. Ces résultats démontrent que le modèle a pu apprendre efficacement la relation entre les paramètres de qualité d'eau et l'indice WQI.

Figure IV. 3 Courbes de perte du modèle ANN_WQI au cours de l'entraînement montrant la convergence de la fonction de coût pour les données d'apprentissage et de validation

L'application des nouveaux facteurs de poids optimisés au calcul du WQI améliore la précision des prédictions. La méthode ANN permet de réduire l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et d'améliorer le coefficient de détermination (R^2) :

Coefficient de détermination (R^2) :

Figure IV. 3 Évolution du RMSE du modèle ANN au cours des 350 époques sur les données de test.

Figure IV. 4 Évolution du coefficient R^2 du modèle ANN au cours des 350 époques sur les données de test.

Ces résultats montrent que l'ANN présente une précision améliorée par rapport à l'approche traditionnelle durant l'entraînement du modèle.

Tableau IV. 4 Performance du Modèle ANN vs WQI Expert

Métrique	ANN-WQI	ANN-EWQI
MSE	0,09	0,05
RMSE	0,08	0,06
R^2	0,96	0,97

L'implémentation d'un modèle ANN pour optimiser les facteurs de poids du WQI montre une meilleure précision par rapport aux méthodes classiques. Le réseau neuronal capture mieux les relations complexes entre les paramètres de qualité de l'eau et offre une flexibilité adaptative aux données locales.

IV.4.1.3. Distribution des facteurs de poids avant/après ANN

Une analyse graphique montre la répartition des poids avant et après optimisation. L'histogramme ci-dessous (Fig. IV.6) met en évidence les différences entre les poids traditionnels et ceux obtenus par ANN.

Figure IV. 5 Histogramme des facteurs de poids optimisés ANN vs poids experts et poids entropie
Les résultats indiquent que l'approche ANN offre une meilleure précision en capturant la variabilité réelle des paramètres de qualité de l'eau.

IV.4.1.4 Comparaison des valeurs de WQI

L'analyse des indices WQI calculés avec les différentes méthodes montre que la prédiction basée sur ANN se rapproche davantage des valeurs observées (Figure 7 Histogramme des poids optimisés ANN vs poids experts).

Les résultats indiquent que l'approche ANN offre une meilleure précision en capturant la variabilité réelle des paramètres de qualité de l'eau.

Figure IV. 6 Scatter plot WQI ANN vs WQI

En complément de l'analyse numérique, la carte suivante montre la distribution spatiale des valeurs de l'indice de qualité de l'eau (IQE) calculées à l'aide d'un modèle de réseau neuronal artificiel (ANN) sur 33 puits de la zone d'étude.

Cette carte permet de visualiser les zones présentant une qualité des eaux souterraines (mauvaise, moyenne, bonne), selon les résultats du modèle. Ces résultats peuvent également être comparés à ceux calculés à l'aide de méthodes traditionnelles telles que la méthode experte.

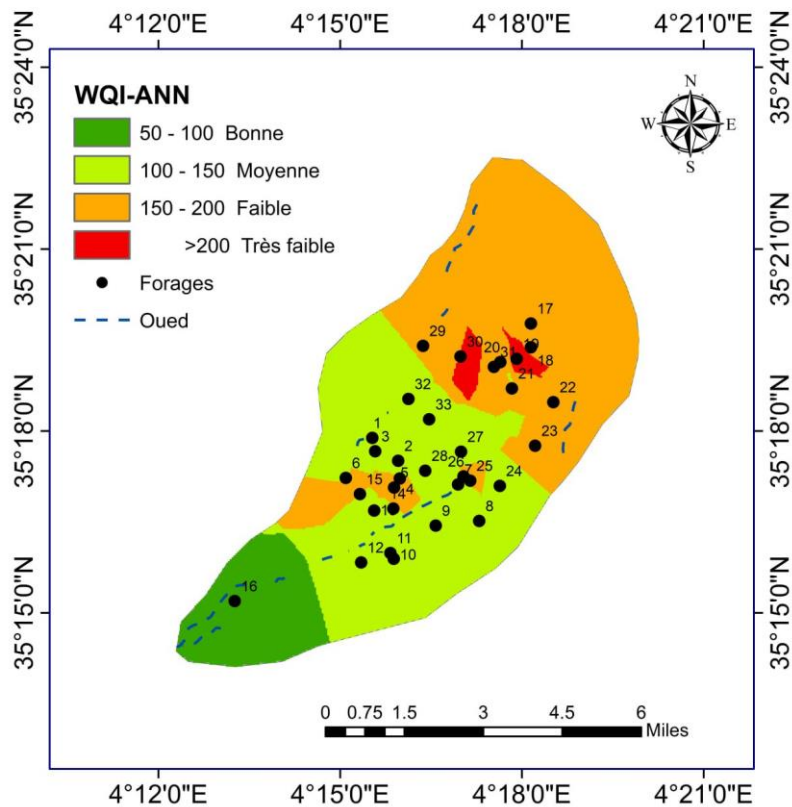


Figure IV. 5 Carte spatiale des valeurs de l'indice de qualité de l'eau (IQE) calculées par le modèle ANN

La carte met en évidence une correspondance générale entre les résultats du modèle ANN et les observations sur le terrain. En particulier, il montre que les zones où la qualité de l'eau est la plus détériorée sont concentrées dans la partie nord-est de la zone d'étude, ce qui est cohérent avec la prévalence des activités agricoles et des concentrations élevées de nitrates dans cette zone.

Cette visualisation améliore l'efficacité du modèle neuronal artificiel dans la prédiction réaliste de la qualité de l'eau et fournit un outil puissant pour guider les décisions en matière de protection et de surveillance de l'environnement.

IV.6. Conclusion

L'optimisation des facteurs de poids du Water Quality Index (WQI) à l'aide des réseaux de neurones artificiels (ANN) a permis d'obtenir une représentation plus adaptative de la qualité de l'eau. Contrairement aux méthodes traditionnelles basées sur l'expertise subjective, l'ANN a appris les relations complexes entre les paramètres de qualité de l'eau et leur influence respective sur l'indice final, tout en respectant les contraintes de non-négativité et de somme des poids.

Mathématiquement, l'optimisation des poids W_i a été contrainte. Ces conditions assurent une pondération cohérente des paramètres tout en maximisant la précision du WQI prédit.

Les performances du modèle ANN-WQI ont été évaluées en termes d'erreur quadratique moyenne (RMSE) et de coefficient de détermination R^2 , montrant une nette amélioration par rapport aux méthodes classiques :

Les résultats obtenus suggèrent que l'ANN est un outil puissant pour modéliser et optimiser les poids du WQI, tout en capturant les interactions complexes entre les paramètres de qualité de l

Conclusion générale

Cette étude a évalué et modélisé la qualité des eaux souterraines dans la région d'El-Maadher, située au sud de Chott Hodna, une région semi-aride qui dépend principalement des eaux souterraines pour répondre aux besoins de la population et du secteur agricole. Compte tenu de la demande croissante en eau et de l'augmentation des activités humaines, il est devenu nécessaire d'adopter une approche scientifique rigoureuse pour évaluer l'état et la qualité des ressources en eau et identifier les risques associés.

La zone d'étude a d'abord été caractérisée en termes de facteurs géographiques, climatiques, géologiques et hydrogéologiques. Les résultats ont montré que la zone est constituée de couches sédimentaires datant du Miocène, du Pliocène et du Quaternaire, en plus de formations carbonatées sur les bords datant du Crétacé, qui pourraient former des réservoirs souterrains. L'équilibre et la recharge du réservoir d'eau souterraine sont directement affectés par le climat semi-aride de la région, caractérisé par des précipitations faibles et irrégulières.

Les paramètres physiques et chimiques de base de 33 échantillons d'eau souterraine prélevés dans des puits répartis dans la zone ont été analysés (p. ex., pH, CE, TDS, NO_3^- , Ca^{2+} , Mg^{2+} , Na^+ , etc.). Les résultats des indicateurs conventionnels tels que le WQI et l'EWQI ont révélé que la qualité des eaux souterraines dans la région d'El-Maadher est variable, avec des niveaux élevés de nitrates et de conductivité électrique enregistrés, en particulier dans la partie nord de la région, indiquant l'impact de l'activité agricole et humaine sur ces ressources

Afin d'améliorer la précision de l'évaluation, un modèle de réseau neuronal artificiel (RNA) a été développé pour redistribuer les poids relatifs des paramètres affectant la qualité de l'eau. Les résultats de ce modèle ont montré une plus grande précision dans la classification de la qualité de l'eau par rapport aux indicateurs traditionnels, en particulier dans l'identification des changements mineurs résultant de sources de pollution locales. Cela a permis d'acquérir une compréhension plus approfondie des interactions non linéaires entre différentes variables chimiques et l'indice global de qualité de l'eau.

Des cartes détaillées montrant la répartition spatiale de la qualité des eaux souterraines ont également été produites à l'aide de systèmes d'information géographique (SIG) et de techniques de krigeage. Ces cartes ont montré une détérioration de la qualité de l'eau dans les zones du nord

à forte densité agricole, par rapport à une qualité moyenne à bonne dans les zones du sud. Des concentrations alarmantes de nitrates et de bicarbonates ont également été enregistrées dans les zones basses proches de la vallée de Bou Saada.

Les résultats indiquent que les eaux souterraines de la région d'El-Maadher sont affectées par des facteurs naturels et humains, tels que : l'utilisation non réglementée des fosses septiques, la pulvérisation agricole intensive, les fuites d'eaux usées et l'utilisation intensive d'engrais organiques. La structure géologique de la zone facilite également l'infiltration de polluants dans les aquifères profonds, ce qui représente un risque à long terme pour la sécurité des eaux souterraines.

Cette étude représente une étape avancée dans l'utilisation de techniques d'intelligence artificielle dans l'évaluation de la qualité de l'eau. Cela ouvre également des perspectives futures d'élargissement de cette méthodologie pour inclure des domaines plus larges ou pour utiliser des modèles d'IA plus avancés tels que les réseaux neuronaux flous (FNN). En outre, l'étude recommande d'élaborer un plan permanent de surveillance des eaux souterraines et de promouvoir une gestion durable des ressources en eau. Il souligne également le succès de l'intégration d'outils d'analyse spatiale avec une modélisation intelligente dans l'étude de la distribution spatiale des polluants.

Références bibliographiques :

1. Benblidia, M. (2013). Gestion de la ressource en eau en Algérie : enjeux et perspectives. *Revue des Sciences de l'Eau*, 26(2), 145–157.
2. Bouwer, H. (2000). Integrated water management: emerging issues and challenges. *Agricultural Water Management*, 45(3), 217–228.
3. Boudjemaa, R., Saidi, S., & Bouzid, A. (2020). Agricultural practices and water quality in semi-arid regions: A case study from Algeria. *Environmental Monitoring and Assessment*, 192(7).
4. Bouderbala, A., et al. (2015). Impact de l'agriculture irriguée sur la qualité des eaux souterraines dans la plaine de Hodna (Algérie). *Larhyss Journal*, 23, 67–82.
5. Chouchane, H., et al. (2017). Impacts of agricultural intensification on groundwater resources in North Africa. *Environmental Research Letters*, 12(10).
6. Foster, S., & Chilton, J. (2003). Groundwater: the processes and global significance of aquifer degradation. *Philosophical Transactions of the Royal Society B*, 358(1440), 1957–1972.
7. Mebarki, A., & Touati, M. (2022). L'impact de l'urbanisation sur la qualité des eaux souterraines en zones semi-arides algériennes. *Revue des Sciences de l'Eau*, 35(1).
8. Remini, B. (2016). L'impact des oueds sur le milieu naturel : Cas du Hodna. *Revue des Sciences de l'Eau*, 29(3), 253–265.
9. UNESCO. (2006). *Water: A shared responsibility – The United Nations World Water Development Report 2*. Paris: UNESCO Publishing.
10. Selmane, A. (2023). Évaluation de la vulnérabilité des ressources en eau dans la région de Bou Saada (Thèse de doctorat non publiée). Université Mohamed Boudiaf - M'sila.
11. Grine, M. (2009). Étude hydrogéologique du bassin du Hodna. Université de Biskra.
12. Guiraud, R. (1970). Géologie du bassin de Hodna (Algérie) (Thèse de doctorat). Université de Paris.
13. Kaabeche, M. (1990). Étude de la nappe phréatique dans la région de Bou Saada. Université de Constantine.

14. Boufekane, A., & Saighi, O. (2013). Application du SIG à l'évaluation de la vulnérabilité des eaux souterraines de la nappe du Mio-Plio-Quaternaire (plaine de Sétif, Algérie orientale). *Hydrological Sciences Journal*, 58(2), 408–423.
15. ANRH. (2006). Inventaire hydrogéologique national. Agence Nationale des Ressources Hydrauliques.
16. FAO. (1967). Irrigation et drainage en zones arides. Organisation des Nations Unies pour l'alimentation et l'agriculture.
17. Amel, B. (2021). Étude de la pollution des eaux souterraines dans la région de M'Sila (Mémoire de Master non publiée). Université Mohamed Boudiaf - M'sila.
18. Derekov, A. (1973). Hydrogeology of the North Sahara Basin. Sahara Reports.
19. Abdesselam, B., Djamila, B., & Zohra, B. (2012). Évaluation de la qualité des eaux souterraines par l'index de qualité. *Revue des Sciences de l'Eau*, 25(1), 101–110.
20. Bouderbala, A., Bouzidi, A., & Meddi, M. (2016). Impact des changements climatiques sur les ressources en eau dans la région du Chott El Hodna (Algérie). *Hydrological Sciences Journal*, 61(13), 2311–2320.
21. Brady, N. C., & Weil, R. R. (2016). *The Nature and Properties of Soils* (15th ed.). Pearson Education.
22. Brander, S. M., He, G., Smalling, K. L., & Denison, M. S. (2016). Endocrine-disrupting pesticides: mechanisms, environmental exposure, and future directions. *Chemical Research in Toxicology*, 29(4), 563–575.
23. Carpenter, S. R., Caraco, N. F., Correll, D. L., Howarth, R. W., Sharpley, A. N., & Smith, V. H. (1998). Non point pollution of surface waters with phosphorus and nitrogen. *Ecological Applications*, 8(3), 559–568.

24. Custodio, E. (2017). Groundwater salinization: global significance, causes, and impacts. In *Proceedings of the International Association of Hydrogeologists Congress*.
25. EPA (Environmental Protection Agency). (2019). Ground Water Contamination. U.S. Environmental Protection Agency. <https://www.epa.gov/>
26. FAO (Food and Agriculture Organization). (2020). *The State of the World's Land and Water Resources for Food and Agriculture (SOLAW)*. Rome: FAO.
27. Geiger, F., Bengtsson, J., Berendse, F., et al. (2010). Persistent negative effects of pesticides on biodiversity and biological control potential on European farmland. *Basic and Applied Ecology*, 11(2), 97–105.
28. Gilliom, R. J., Barbash, J. E., Crawford, C. G., et al. (2006). The Quality of Our Nation's Waters: Pesticides in the Nation's Streams and Ground Water, 1992–2001. USGS Circular 1291. U.S. Geological Survey.
29. Goulson, D. (2013). An overview of the environmental risks posed by neonicotinoid insecticides. *Journal of Applied Ecology*, 50(4), 977–987.
30. Mostafalou, S., & Abdollahi, M. (2017). Pesticides: an update of human exposure and toxicity. *Archives of Toxicology*, 91, 549–599.
31. OMS (Organisation mondiale de la santé). (2017). *Directives de qualité pour l'eau de boisson – 4e édition*. Genève : OMS.
32. Rengasamy, P. (2016). Soil salinity and sodicity. In *Soil Health, Soil Biology, and Soilborne Diseases* (pp. 125–138). Springer.
33. Smith, V. H., Tilman, G. D., & Nekola, J. C. (1999). Eutrophication: impacts of excess nutrient inputs on freshwater, marine, and terrestrial ecosystems. *Environmental Pollution*, 100(1-3), 179–196.
34. Smith, P., Martino, D., Cai, Z., et al. (2007). Greenhouse gas mitigation in agriculture. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 363(1492), 789–813.
35. Taylor, R. G., Scanlon, B. R., Döll, P., et al. (2013). Ground water and climate change. *Nature Climate Change*, 3, 322.
36. Brown, R.M., McClelland, N.I., Deininger, R.A., & Tozer, R.G. (1972). A water quality index—do we dare? *Water and Sewage Works*, 117(10), 339–343.

37. Li, P., Qian, H., Wu, J., Zhang, Y., & Zhang, H. (2012). Hydrogeochemical characterization of groundwater in and around a wastewater irrigated area in the Yellow River Basin, China. *Environmental Earth Sciences*, 65(1), 171–182.
38. Todd, D.K., & Mays, L.W. (2005). *Groundwater Hydrology* (3rd ed.). Wiley.
39. APHA (American Public Health Association). (2012). *Standard Methods for the Examination of Water and Wastewater* (22nd ed.). Washington, D.C.: APHA, AWWA, WEF.
40. Selmane, T., Dougha, M., Hasbaia, M., Ferhati, A., & Redjem, A. (2022). Hydrogeochemical processes and multivariate analysis for groundwater quality in the arid Maadher region of Hodna, northern Algeria. *Acta Geochimica*, 41(5), 893-909.
41. Freeze, R. A., & Cherry, J. A. (1979). *Groundwater*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall.
42. Hem, J. D. (1985). *Study and Interpretation of the Chemical Characteristics of Natural Water* (3rd ed.). U.S. Geological Survey Water-Supply Paper 2254.
43. Tyagi, S., Sharma, B., Singh, P., & Dobhal, R. (2013). Water quality assessment in terms of water quality index. *American Journal of Water Resources*, 1(3), 34–38. <https://doi.org/10.12691/ajwr-1-3-3>
44. Zhao, R., Zhang, J., & Wang, Y. (2014). Application of entropy weight method and water quality index method in groundwater quality assessment. *Procedia Environmental Sciences*, 18, 464–469. <https://doi.org/10.1016/j.proenv.2014.10.062>
45. Dougha, M., & Hasbaia, M. (2019). Contribution of the multivariate analysis and origin for groundwater quality of mixed aquifer in the M'sila plain (Algeria). *International Journal of Hydrology Science and Technology*, 9(2), 154-172.
46. Bansal, S., & Ganesan, G. (2019). Advanced Evaluation Methodology for Water Quality Assessment Using Artificial Neural Network Approach. *Water Resources Management*, 33, 2619–2633. [Lien vers l'article](#)
47. Banda, T. D., & Kumarasamy, M. (2024). Artificial Neural Network (ANN)-Based Water Quality Index (WQI) for Assessing Spatiotemporal Trends in Surface Water Quality—A Case Study of South African River Basins. *Water*, 16(11), 1485. [Lien vers l'article](#)
48. Glorot, X., Bordes, A., & Bengio, Y. (2011). Deep sparse rectifier neural networks. In *Proceedings of the Fourteenth International Conference on Artificial Intelligence and Statistics (AISTATS)*, pp. 315–323.

49. Kingma, D. P., & Ba, J. (2024). Adam: A method for stochastic optimization. arXiv preprint arXiv:1412.6980v10.
50. Maier, H. R., Dandy, G. C., & Burch, M. D. (2010). Use of artificial neural networks for modeling cyanobacteria *Anabaena* spp. in the River Murray, South Australia. *Ecological Modelling*, 120(2-3), 115-127.
51. Selmane, T., Dougha, M., Djerbouai, S., Djemiat, D., & Lemouari, N. (2023). Groundwater quality evaluation based on water quality indices (WQI) using GIS: Maadher plain of Hodna, Northern Algeria. *Environmental Science and Pollution Research*, 30(11), 30087-30106.