

UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA

Faculté des Sciences Appliquées

Département de Génie civil et Hydraulique

Année 2021/2022



N° d'enregistrement :

/...../...../...../...../

THESE

En vue de l'obtention du diplôme de Doctorat 3^{ème} Cycle

Filière : Hydraulique Spécialité : Hydraulique urbaine

**Etude hydro-chimique et modélisation de la qualité
des eaux souterraines (Cas de la Wilaya d'ILLIZI)**

Présenté et soutenue publiquement

Par :

KOUADRI SABER

Le 11-05-2022

Devant le jury composé de :

Mr SAGGAI Sofiane	Professeur. Univ Ouargla	Président
Mr KATEB Samir	Professeur. Univ Ouargla	Directeur de thèse
Mr BAOUIA Kais	M C A. Univ Ouargla	Examineur
Mr MELOUAH Oualid	M C A. Univ Ouargla	Examineur
Mr LABED Brahim	Professeur. ENS Ouargla	Examineur
Mr KHECHANA Salim	Professeur. Univ El Oued	Examineur

الملخص

يهدف تقييم جودة المياه الفيزيائية والكيميائية لستة طبقات مياه جوفية في إليزي ، وتحديد مصادر تركيبها الكيميائية والكشف عن مدى ملاءمتها للشرب ولأغراض الري ، تم جمع 44 عينة خلال سنتين 2018-2019 لقياس الأس الهيدروجيني (pH) ، درجة الحرارة T ° ، الناقلية الكهربائية (EC) وإجمالي الأملاح الذائبة (TDS) ، كما تم تحليل تركيزات العناصر الرئيسية في المختبر. تم تحديد ملاءمة المياه الجوفية للري و تقييم إمكانية استخدامها في مجالات أخرى من خلال تحديد نسبة امتصاص الصوديوم (SAR) ، نسبة الصوديوم القابلة للذوبان (SSP) ، مؤشر النفاذية (PI) ، مؤشر كيلي (KI) ، وعسرة (TH) عينات المياه. تم كذلك تقييم التوزيع المكاني للعناصر الرئيسية باستخدام تقنية الشبكات المكانية القائمة على نظام المعلومات الجغرافية، وقد أشار هذا التحليل إلى أن المياه الجوفية في زارزائتين كانت ذات جودة كيميائية جد سيئة، في حين أن Infero Flux و Cambro Ordovician و Albain تحتوي على مياه مناسبة للشرب. بناءً على نسبة امتصاص الصوديوم (SAR)، نسبة ذوبان الصوديوم (SSP)، مؤشر كيلي (KI)، مؤشر النفاذية (PI)، محتوى كربونات الصوديوم المتبقية (RSC) ، ومخاطر المغنيسيوم (MH). نجد أن طبقة الديفونيين السفلية، و inféro flux، و cambro ordovicien لديهم مياه مناسبة للري ، من ناحية أخرى ، تعتبر كل من طبقة Moi Pliocène ، Albien ، و زارزائتين غير مناسبة لممارسة الزراعة. يعد تقييم جودة المياه الجوفية أحد أهم المهام لضمان مصادر مياه الشرب الآمنة. تقليدياً، يستهلك حساب مؤشر جودة المياه IQE الوقت وغالباً ما يتم العثور عليه مع العديد من الأخطاء أثناء حساب المؤشرات الفرعية. تفادياً لهذا المشكل، 8 خوارزميات ذكاء اصطناعي مثل الانحدار الخطي المتعدد (MLR) ، الغابة العشوائية (RF) ، شجرة M5P (M5P) ، الفضاء الجزئي العشوائي (RSS) ، الانحدار الإضافي (AR) ، الشبكة العصبية الاصطناعية (ANN) ، آلة المتجهات الداعمة بالانحدار (SVR) والانحدار الخطي الموزون محلياً (LWLR) استخدمت لتنبؤ IQE في منطقة إليزي جنوب شرق الجزائر. استندت استراتيجية العمل إلى سيناريوين اثنين. يهدف السيناريو الأول إلى تقليل استهلاك الوقت في حساب IQE، حيث تم استخدام جميع المعلمات كمدخلات. يهدف السيناريو الثاني إلى إظهار تباين جودة المياه في الحالات الحرجة عندما لا تتوفر التحليلات اللازمة؛ في حين تم تخفيض جميع المدخلات بناءً على تحليل الحساسية. تم تقييم النماذج باستخدام العديد من المقاييس الإحصائية بما في ذلك معامل الارتباط (R) ، متوسط الخطأ المطلق (MAE) ، جذر متوسط الخطأ التربيعي (RMSE) ، الخطأ النسبي المطلق (RAE) ، والخطأ التربيعي النسبي للجذر (RRSE). كشفت النتائج أن المواد الصلبة الذائبة وعسرة المياه (TH) هي الدوافع الرئيسية التي تؤثر على IQE في منطقة الدراسة. توضح مقارنة مقاييس تقييم الأداء أن نموذج MLR يتمتع بدقة أعلى مقارنة بالنماذج الأخرى في السيناريو الأول من حيث 1 و 1.4572 × 10⁻⁰⁸ و 2.1418 × 10⁻⁰⁸ و 1.2573 × 10⁻¹⁰% و 3.1708 × 10⁻⁰⁸% لـ R و MAE و RMSE و RAE و RRSE ، على التوالي. تم تنفيذ السيناريو الثاني بمعدل خطأ أقل باستخدام نموذج RF مع 0.9984 و 1.9942 و 3.2488 و 4.693 و 5.9642 لـ R و MAE و RMSE و RAE و RRSE على التوالي.

الكلمات المفتاحية: المياه الجوفية؛ كيمياء المياه؛ إليزي؛ الذكاء الاصطناعي؛ النمذجة.

Abstract

For the aim of evaluating the physical and chemical groundwater quality of six layers (the Lower Devonian, Mio Pliocene, Infero Flux, Cambro Ordovician, Albian, and Zaraitine in Illizi, and to identify the sources of its chemical composition and detect the suitability for drinking and irrigation purposes, 44 samples were collected during two years 2018-2019 to measure pH, T°, Electrical Conductivity (EC) and Total Dissolved Salts (TDS), major elements concentrations were analyzed in the laboratory. The suitability of groundwater for irrigation and other uses was assessed by determining the sodium adsorption ratio (SAR), Soluble-Sodium Percentage (SSP), Permeability Index (PI), Kelly Index (KI), and Total Hardness (TH) of water samples. The spatial distribution of key parameters was assessed using a GIS-based spatial gridding technique. This analysis indicated that the Zaraitine groundwaters used to have the worst chemical quality, while the Infero Flux, Cambro Ordovician and Albian groundwaters have suitable water for drinking. Based on Sodium Adsorption Ratio (SAR), Solubility Sodium Percent (SSP), Kelly Index (KI), Permeability Index (PI), Residual Sodium Carbonate content (RSC), and Magnesium Hazard (MH). we find that the Lower Devonian, the Infero Flux, and Cambro Ordovician have suitable water for irrigation, on the other hand, all of Mio-Pliocene, Albian, and Zaraitine consider as unsuitable for agriculture practice. Groundwater quality appraisal is one of the most crucial tasks to ensure safe drinking water sources. Conventionally, WQI computation consumes time and is often found with various errors during sub-indices calculation. To this end, 8 artificial intelligence algorithms e.g., multi linear regression (MLR), random forest (RF), M5P tree (M5P), random subspace (RSS), additive regression (AR), artificial neural network (ANN), support vector regression (SVR), and locally weighted linear regression (LWLR) were employed to generate WQI prediction in Illizi region, southeast Algeria. Using the best sub-set regression, 12 different input combinations were developed, and the strategy of work was based on two scenarios. The first scenario aims to reduce the time consumption in WQI computation, where all parameters were used as inputs. The second scenario intends to show the water quality variation in the critical cases when the necessary analyses are unavailable, whereas all inputs were reduced based on sensitivity analysis. The models were appraised using several statistical metrics including correlation coefficient (R), mean absolute error (MAE), root mean square error (RMSE), relative absolute error (RAE), and root relative square error (RRSE). The results reveal that TDS and TH are the key drivers influencing WQI in the study area. The comparison of performance evaluation metric shows that the MLR model has the higher accuracy compared to other models in the first scenario in terms of 1, 1.4572×10^{-08} , 2.1418×10^{-08} , 1.2573×10^{-10} % and 3.1708×10^{-08} % for R, MAE, RMSE, RAE and RRSE, respectively. The second scenario was executed with less error rate by using the RF model with 0.9984, 1.9942, 3.2488, 4.693, and 5.9642 for R, MAE, RMSE, RAE, and RRSE, respectively.

Keywords: Groundwater; Hydrochemistry; ILLIZI; Artificial intelligence; Modelling

Résumé

Dans le but d'évaluer la qualité physique et chimique des eaux souterraines de six couches (Dévonien inférieur, Mio Pliocène, Infero Flux, Cambro Ordovician, Albien et Zaraitine à Illizi, et d'identifier les sources de sa composition chimique et de détecter l'aptitude à la consommation et à des fins d'irrigation, 44 échantillons ont été prélevés au cours des deux années 2018-2019 pour mesurer le pH, la T°, la conductivité électrique (CE) et les sels dissous totaux (TDS), les concentrations d'éléments majeurs ont été analysées en laboratoire. D'autres utilisations ont été évaluées en déterminant le rapport d'adsorption de sodium (SAR), le pourcentage de sodium soluble (SSP), l'indice de perméabilité (PI), l'indice de Kelly (KI) et la dureté totale (TH) des échantillons d'eau. Cette analyse a indiqué que les eaux souterraines de Zaraitine avaient la pire qualité chimique, tandis que l'Infero Flux, le Cambro Ordovicien et l'Albien ont de l'eau potable. Basé sur le taux d'absorption de sodium (SAR), le pourcentage de sodium de solubilité (SSP), l'indice de Kelly (KI), l'indice de perméabilité (PI), la teneur en carbonate de sodium résiduel (RSC) et le risque de magnésium (MH). Nous constatons que le Dévonien inférieur, l'Infero Flux et l'Ordovicien du Cambro ont de l'eau appropriée pour l'irrigation, d'autre part, tout le Mio-Pliocène, l'Albien et le Zaraitine considèrent comme impropres à la pratique agricole. L'évaluation de la qualité des eaux souterraines est l'une des tâches les plus cruciales pour garantir des sources d'eau potable salubres. Parallèlement, un indice de qualité de l'eau (IQE) nécessite certains paramètres de qualité de l'eau. Classiquement, le calcul WQI prend du temps et se trouve souvent avec diverses erreurs lors du calcul des sous-indices. À cette fin, 8 algorithmes d'intelligence artificielle par exemple, régression multi linéaire (MLR), forêt aléatoire (RF), arbre M5P (M5P), sous-espace aléatoire (RSS), régression additive (AR), réseau de neurones artificiels (ANN), vecteur de support La régression (SVR) et la régression linéaire pondérée localement (LWLR) ont été utilisées pour générer la prédiction de l'IQE dans la région d'Illizi, au sud-est de l'Algérie. En utilisant la meilleure régression de sous-ensemble, 12 combinaisons d'entrées différentes ont été développées et la stratégie de travail était basée sur deux scénarios. Le premier scénario vise à réduire la consommation de temps dans le calcul de l'IQE, où tous les paramètres ont été utilisés comme entrées. Le deuxième scénario vise à montrer la variation de la qualité de l'eau dans les cas critiques lorsque les analyses nécessaires ne sont pas disponibles ; alors que tous les intrants ont été réduits sur la base d'une analyse de sensibilité. Les modèles ont été évalués à l'aide de plusieurs métriques statistiques, notamment le coefficient de corrélation (R), l'erreur absolue moyenne (MAE), l'erreur quadratique moyenne (RMSE), l'erreur absolue relative (RAE) et l'erreur quadratique relative (RRSE). Les résultats révèlent que le TDS et le TH sont les principaux moteurs influençant l'IQE dans la zone d'étude. La comparaison de la métrique d'évaluation des performances montre que le modèle MLR a la plus grande précision par rapport aux autres modèles du premier scénario en termes de 1, $1,4572 \times 10^{-08}$, $2,1418 \times 10^{-08}$, $1,2573 \times 10^{-10}$ % et $3,1708 \times 10^{-08}$ % pour R, MAE, RMSE, RAE et RRSE, respectivement. Le deuxième scénario a été exécuté avec un taux d'erreur moindre en utilisant le modèle RF avec 0,9984, 1,9942, 3,2488, 4,693 et 5,9642 pour R, MAE, RMSE, RAE et RRSE, respectivement.

Mots-clés : Eaux souterraines ; Hydrochimie ; Illizi ; Intelligence artificielle ; Modélisation.

Dédicaces

Tout d'abord, je voudrais remercier « Allah » qui m'a permis d'atteindre ce que je suis aujourd'hui, Alhamdoulilah.

Pour ce qui suit, je dédie ce modeste travail à tous ceux qui ont contribué à construire ce que je suis maintenant, à commencer par mes chers parents, mes frères et sœurs, et toute la famille KOUADRI et la famille CHIKHI.

J'en profite également pour remercier tout particulièrement ma femme, qui a vécu avec moi ce voyage plein de moments amers et doux. Je n'oublierai pas non plus le fruit de mon mariage, mon fils "AbdeRrahmane", qui j'espère lira un jour cette dédicace et un sentiment de fierté submerge ses sentiments. Cela lui fait savoir que l'apprentissage et le succès n'ont pas de temps ou de lieu précis, et que tout ce qui est requis est la volonté et l'amour de ce que nous faisons.

Je dédie également ce travail à ceux qui ont cru en moi avant que je ne croie en moi, il m'a donc encouragé quand j'étais au plus mal et cultivé le désir d'excellence et d'aller le plus loin possible dans le domaine de la science et de l'apprentissage. Merci, mon cousin Ramadan Merizig, merci, mon professeur, Rashid Zegait.

Mes amis proches Rafik, AbdelKarim, Raouf, Houcin, Hichem, AbdelKader et tous ceux qui m'ont accompagné à l'intérieur et à l'extérieur des murs de l'université.

Enfin, je m'excuse auprès de tous ceux qui n'ont pas trouvé son nom mentionné ici et de savoir que même si ce document est restreint pour mentionner tout le monde, votre souvenir restera gravé dans mon cœur avis.

KOUADRI Saber

Remerciements

Cette thèse est le fruit de labeur de trois années successives au cours desquelles j'ai rencontré des personnes qui par leur aide et leurs encouragements m'ont permis de réaliser ce travail dans les meilleures conditions, aussi bien en ۱۹۹۹ qu'au Ouargla. Toute ma gratitude à Monsieur Kateb Samir, Professeur de la Faculté des Sciences Appliquées à l'Université Kasdi Merbah Ouargla qui m'avez fait l'honneur d'accepter de diriger cette thèse et qui a contribué à son aboutissement. Vous avez guidé et éclairé, par vos précieux conseils, la réalisation de ce travail. Veuillez trouver, ici, l'expression de ma reconnaissance, de mon profond respect et de ma vive gratitude. Je remercie tout particulièrement les professeurs et maîtres de conférences qui ont accepté de faire partie du jury de soutenance. Je voudrais également remercier Dr Zegait Rachid, Dr Saggai Sofian, Dr. Mekhloufi Nabil et Professeur Boutoutaou Djamel et tous mes collègues et mes amis pour l'aide et l'encouragement qu'il m'a accordé durant mon parcours et pour leur grande qualité humaine et professionnelle qui m'a été d'un grand concours. Je suis très reconnaissant à tous mes collègues de la formation doctorale, tout l'effectif de la direction de ressource en eau, l'office national de l'assainissement et l'Algérie des eaux de la wilaya d'۱۹۹۹ ainsi que tous les personnels de l'ANRH Ouargla pour leur accueil, leur sympathie ainsi que leur assistance.

KOUADRI Saber



TABLE DES MATIÈRES

Résumé

Liste des tableaux

Liste des figures

Table des matières

INTRODUCTION GENERAL 1

Chapitre I : Revue de littérature

I-1. INTRODUCTION 3

I-2. HYDROGÉOCHIMIE 3

I-3. ÉTUDES STATISTIQUES 5

I-4. INDICE DE QUALITÉ DE L'EAU 7

I-5. MODELISATION PAR LES METHODES D'INTELEGENCE ARTIFICIEL 12

I-6. CONCLUSION 19

Chapitre II : Géo chimie des eaux souterraines

II-1. INTRODUCTION 20

II-2. PROPRIETES PHYSIQUES DES EAUX SOUTERRAINES 20

II-3. CHIMIE DES EAUX SOUTERRAINES 21

II-3.1. LES ELEMENTS MAJOR DANS LES EAUX SOUTERRAINES 21

II-3.2. ÉLEMENTS MINEURS, ELEMENTS TRACES ET RADIONUCLEIDES 25

II-3.3. TOTAL DES SOLIDES DISSOUS ET DURETE DES EAUX
SOUTERRAINES 26

II-4. REACTIONS DANS LE SOL 27

II-5. LA RELATION PROFONDEUR / EAU SOUTERRAINE 28

II-6. TYPES DE ROCHES ET EAUX SOUTERRAINES 29

II-7. CONCLUSION 31

Chapitre III : La modélisation de la qualité des eaux

III-1. Introduction 32

III-2. Importance de la modélisation de la qualité de l'eau 32

III-2.1 Problèmes de modélisation de la qualité de l'eau et normalisation des modèles 32

III-3. Les types des modèles de qualité des eaux 33

III-3.1 Les modèles à base physique 33

III-3.1.2 Les modèles à base conceptuelle	33
III-3.1.3 Les modèles statistiques	34
III-3.2 Les modèles non-mécanisme	34
III-3.2.1 Les modèles stochastiques	34
III-3.2.2 Modèle de prévision par séries chronologiques	35
III-3.2.3 L'apprentissage automatique et l'apprentissage profonde	35
III-4. Types de problèmes de L'apprentissage automatique	36
III-4.1 Apprentissage supervise	36
III-4.2 Apprentissage non supervise	37
III-4.3 Apprentissage semi-supervisé	38
III-4.3 Apprentissage par renforcement	39
III-5. Conclusion	39

Chapitre IV : Présentation de la zone d'étude

IV-1. Introduction	40
IV-2. Cadre géographique	40
IV-3. Situation démographique	40
IV-4. Propriétés du sol et pédologie	41
IV-5. Agriculture	43
IV-6. Aspect Géomorphologique	44
IV-7. Aspect géologique	44
IV-8. Aspect hydrogéologique	49
IV-9. Facteurs Climatiques	54
IV-10 Le secteur hydraulique :	57
IV-11. Conclusion	59

Chapitre V : Matériels et méthodes

V-1. Introduction	60
V-2. Échantillonnage	60
V-3. Mesures in situ	60
V-3.1 pH	60
V-3.2 Température	61
V-3.3 Conductivité électrique	61
V-4. Mesures et analyses au laboratoire	63
V-4.1 Calcium et Magnésium	63

V-4.2 Sodium et Potassium	64
V-4.3 Chlorure	65
V-4.5 Sulfates	66
V-4.6 Bicarbonate	68
V-4.7 Validité des résultats	68
V-5. Traitement des résultats	68
V-5.1 SPSS	68
V-5.2 L'analyse en composant principales (ACP)	69
V-5.3 Diagrammes.	69
V-6. Cartographie.	69
V-6.1 Présentation d'Arc Gis	69
V6.2 Méthodologie adopté pour l'interpolation	70
V-6.2.1 Krigage	70
V-6.2.2 IDW	70
V-6.2.3 Spline	70
V-7. Modélisation	71
V-7.1 MATLAB	71
V-7.2 WEKA	71
V-8. Conclusion	71

Chapitre VI : Étude Hydro chimique

VI-1. Introduction	73
VI-2. Résultats des mesures et des analyses chimiques de l'eau	73
VI-3. Interprétation des résultats	75
VI-3.1. La conductivité électrique	75
VI-3.2. Potentiel hydrogène (pH)	75
VI-3.3. La dureté total (TH)	75
VI-3.4. Cations/Anions	76
VI-3.5. Les nitrates (NO_3^-)	79
VI-4. Faciès chimiques des eaux	80
VI-5. Aptitude des eaux à l'irrigation	81
VI-6. La distribution spatiale des paramètres	85
VI-7. Etude de la stabilité de l'eau	88
VI-7.1. Généralité	88

VI-7.2. Règlements juridiques concernant les propriétés corrosives	89
VI-7.3. Indices évaluant l'effet corrosif de l'eau	90
VI-7.4. Stabilité des eaux souterraines de la wilaya d'ILLIZI	92
VI-8. Origine des éléments chimiques	93
VI-8.1. Le couple $\text{Na}^+ \text{-} \text{Cl}^-$	94
VI-8.2 Le couple $\text{Na}^+ \text{-} \text{SO}_4^{2-}$	94
VI-8.3 Le couple $\text{SO}_4^{2-} \text{-} \text{Ca}^{2+} + \text{Mg}^{2+}$	95
VI-9. Thermodynamique	96
VI-9.1 L'indice de saturation	97
VI-9.2 La constante d'équilibre K_{eq}	97
VI-10. Conclusion	102

Chapitre VII : Développement des modèles prédictifs

VII-1. Introduction	104
VII-2. Collection des données	104
VII-3. La stratégie de travail	104
VII-3.1 L'indice de qualité d'eau de Horton (1950)	105
VII-3.2 Modèles d'intelligence artificielle	108
VII-3.3 Critères de performance des modèles	108
VII-4. Analyse de sensibilité (Sensitivity analysis)	109
VII-5. Analyses statistiques	110
VII-6. Réseau neuronal artificiel (RNA)	114
VII-7. Régression Linéaire Multiple (RLM)	115
VII-8. Machine à Vecteurs de Support (MVS)	115
VII-9. Arborescence M5P	116
VII-10. La Forêt Aléatoire (FA)	117
VII-11. La régression polynomiale avec pondération locale (RPL)	118
VII-12. Sous-espaces Aléatoires (SA)	118
VII-13. Modèle de Régression Additifs Généralisé (MAG)	119
VII-14. Évaluation de modèles IA dans la prédiction d'IQE	120
VII-15. Conclusion	126
CONCLUSION GENERAL	128

Liste des tableaux

Tableau II 1 Abondance relative des solides dissous dans l'eau potable.	21
Tableau II 2 Classement des eaux souterraines a la base de TDS	26
Tableau II 3 Degré de dureté de l'eau	27
Tableau IV-1 : Répartition de la population a travers les communes d'ILLIZI.	41
Tableau IV-2 : Répartition générale des terres de la wilaya d'Illizi. Au 31/12/2015.	43
Tableau IV-3 : répartition de réseau d'assainissement sur les communes de ILLIZI.	58
Tableau V-1 : Localisation des forages échantillonnée et l'identification (ID) des échantillons	62
Tableau VI- 1 Normes de potabilisation des eaux	73
Tableau VI- 2 Description statistique des propriétés physico-chimique des échantillant	74
Tableau VI- 3 Classifications de SAR et SSP	83
Tableau VI- 4 Présentation statistique des résultats des indices d'aptitude des eaux à l'irrigation	85
Tableau VI-5 Résumé des indices de stabilité de l'eau	91
Tableau VI-6 Statistiques des indices de stabilité de l'eau	93
Tableau VI-7 Matrice de corrélation des 44 observations	94
Tableau VI-8 Statistiques des indices de saturations	98
Tableau VII-1 Poids assignés et poids relatifs des paramètres physico-chimiques	107
Tableau VII-2 La meilleure analyse de régression de sous-ensemble pour déterminer les meilleures combinaisons d'entrée pour modéliser IQE	109
Tableau VII-3 Statistiques descriptives pour toutes les variables d'entrée et de sortie	111
Tableau VII-4 Le coefficient de corrélation de Pearson entre les variables d'entrée et de sortie	111
Tableau VII-5 Paramètres des modèles utilisés pour la modélisation IQE	120
Tableau VII-6 Résultats du modèle avec la 1ère combinaison d'entrée	121
Tableau VII-7 résultats du modèle avec la 2ème combinaison d'entrée	122
Tableau VII-8 Résultats du test de « Wilcoxon runk sum » (valeurs P) des modèles optimaux pour la prédiction de l'IQE en utilisant la 1ère et 2ème combinaison d'entrées	126

Liste des figures

Figure III 1	Ordre chronologique d'apparition d'intelligence artificiel et ces branches	35
Figure III 2	Organigramme du processus d'apprentissage automatique supervisé	36
Figure III 3	Organigramme du processus d'apprentissage automatique non supervisé	37
Figure III 4	Organigramme du processus de partitionnement (Clustering)	38
Figure IV 1	Situation géographique de la wilaya d'ILLIZI	41
Figure IV-2	Carte géologique de la wilaya d'illizi.	48
Figure IV-3	Carte hydrogéologique de la wilaya d'illizi modifier	53
Figure IV-4	: variation mensuelle des températures maximal et minimal.	55
Figure IV-5	: Variation mensuelle des précipitations moyenne.	55
Figure IV-6	: Variation mensuelle des vitesses de vent.	56
Figure IV-7	: Répartition des forages selon le type d'usage.	57
Figure VI-1	Variation de conductivité électrique au niveau des forages étudié	75
Figure VI-2	Variation de la dureté totale au niveau des forages étudié	76
Figure VI- 3	Variation de pH au niveau des forages étudié	76
Figure VI-4	Variation d'ion de calcium au niveau des forages étudié	77
Figure VI-5	Variation d'ion de magnésium au niveau des forages étudié	77
Figure VI-6	Variation d'ion de sodium au niveau des forages étudié	78
Figure VI-7	Variation d'ion de potassium au niveau des forages étudié	78
Figure VI-8	Variation d'ion de chlorure au niveau des forages étudié	78
Figure VI-9	Variation d'ion de bicarbonates au niveau des forages étudié	79
Figure VI-10	Variation d'ion de sulfate au niveau des forages étudié	79
Figure VI-11	Variation d'ion de nitrates au niveau des forages étudié	80
Figure VI-12	Diagramme de Piper présent les faciès hydrogéochimiques des eaux souterraines de la wilaya d'ILLIZI	81
Figure VI-13	Diagram de Wilcox de l'aptitude des eaux à l'irrigation	84
Figure VI-14	Diagram de USSL pour la classification des eaux destiner à l'irrigation	84
Figure VI-15	Distribution spatiale des caractéristiques de l'eau d'irrigation a la commune d'ILLIZI	86
Figure VI-16	Distribution spatiale des caractéristiques de l'eau d'irrigation a la commune de Djanet	87
Figure VI-17	Distribution spatiale des caractéristiques de l'eau d'irrigation a EL MERK	88
Figure VI-18	la relation $Na^+_{Cl^-}$	94
Figure VI-19	la relation $Na^+_{SO_4^{2-}}$	95
Figure VI-20	$Ca^{2+}+Mg^{2+}_{SO_4^{2-}}$	95

Figure VI-21 Distribution spatiale des indices de saturations thermodynamique à la commune d'ILLIZI	100
Figure VI-22 Distribution spatiale des indices de saturations thermodynamique à la commune de Djanet	101
Figure VI-23 Distribution spatiale des indices de saturations thermodynamique à la région d'EL MERK	102
Figure VII-1 la méthodologie adoptée pour la modélisation de l'indice de qualité de l'eau (IQE)	105
Figure VII-2 les coefficients normalisés des variables d'entrée pour l'analyse de sensibilité	110
Figure VII-3 Rapport récapitulatif graphique des variables d'entrée/sortie	113
Figure VII-4 Architecture du modèle RNA	114
Figure VII-5 les valeurs d'EQM vs le nombre des neurones caché	115
Figure VII-6 SVR linéaire unidimensionnel	116
Figure VII-7 architecture d'arborescence M5P	117
Figure VII-8 L'architecture du modèle de la forêt aléatoire	118
Figure VII-9 architecture de model Sous-espaces Aléatoires	119
Figure VII-10 1ère combinaison d'entrée modèle IQE prédite vs IQE calculé durant la phase de test	123
Figure VII-11 2ème combinaison d'entrée modèle IQE prédite vs IQE calculé durant la phase de test	124
Figure VII-12 Nuage de points des valeurs IQE calculées et estimée pendant la période de test en utilisant les meilleurs modèles, (a) modèle RLM et (b) modèle FA	125



INTRODUCTION GENERAL



INTRODUCTION GENERAL

L'eau souterraine est une source essentielle d'eau propre dans le monde entier (**Alley et al. 2002**). Lorsque nous parlons des zones arides et semi-arides, nous pourrions dire que les eaux souterraines sont la première ressource en eau disponible là-bas. L'un des facteurs du maître freinant la progression économique est l'accessibilité des ressources en eau dans l'étude en raison de la pauvreté des ressources en eau, Ce qui fait des eaux souterraines le seul fournisseur pour différentes utilisations. La composition chimique de l'eau du milieu naturel est très variable. Elle dépend de la nature géologique du sol d'où il provient et également des substances réactives qu'il aurait pu rencontrer lors de l'écoulement. Ainsi, la composition quantitative et qualitative des eaux souterraines en matières en suspension et dissoutes, de nature minérale ou organique, détermine sa qualité (**Jain et al. 2005**). Cependant, cette qualité peut être altérée lorsque des substances externes entrent en contact avec l'aquifère. C'est le cas des substances indésirables ou même toxiques qui rendent les eaux souterraines impropres à la consommation et toxiques pour diverses utilisations, notamment pour l'eau potable, comme région aride. De nombreux facteurs tels que la géologie du substratum rocheux, les propriétés du sol, les conditions climatiques et l'écoulement de l'eau dans l'environnement. Pourrait influencer la chimie des eaux souterraines. La chimie et l'érosion de la formation du substratum rocheux, considérées comme un processus physique, contrôlent les caractéristiques hydrogéochimiques des eaux souterraines par la dissolution des minéraux et l'enrichissement en ions et autres éléments (**Robinson & Ayotte 2006**).

L'évaluation et le suivi de la qualité des eaux souterraines est une opération très essentielle pour une gestion optimale des ressources déferentes (**Egbueri, 2020; Kawo & Karuppannan, 2018; Li et al. 2018**). La croissance continue de la population directement liée à la croissance de la demande en eau propre (**Dos Santos et al. 2017**). Cette demande fait les chercheurs plus encouragés à développer de nouveaux modèles pour la prévision de la qualité de l'eau (**Uddin et al. 2021**). Horton a développé le premier indice de qualité de l'eau afin de transformer les paramètres contenant plusieurs dans l'eau en un seul numéro décrire la toute la qualité de l'eau sur (**Horton 1965**). Après cela, plusieurs indices ont été développés (**Hossain et Patra, 2020 ; Mukate et al. 2019**). Les paramètres concernés doivent être choisis avec soin dans le calcul de l'indice de qualité de l'eau afin d'obtenir un résultat presentative (**Abbasi & Abbasi, 2012**).

la détérioration de la qualité de l'eau pourrait être causée par de nombreux facteurs, un assainissement inadéquat, des polluants provenant des industries et une utilisation excessive d'engrais dans les pratiques agricoles (**Loecke et al. 2017; Alam et al. 2007; Trevett et al. 2005**). L'opération de modélisation basée sur des méthodes d'intelligence artificielle avait été largement utilisée dans différents domaines liés aux sciences de l'eau, Sur la base de données climatiques minimales dans trois principaux gouvernorats producteurs de maïs en Égypte, une évaluation de l'utilité du système d'intelligence artificielle pour estimer et modéliser le maïs WF pour les deux couleurs vert et bleu a été créé (**Elbeltagi, Zhang, et al. 2020**). (**Adnan et al. 2021**) ont proposé une nouvelle stratégie de modélisation pour estimer les coefficients de conductivité hydraulique en utilisant différentes combinaisons d'entrées des variables utiles appelées spline de régression adaptative multivariée hybridée (MARS) et clustering K-means. (**Towfiqul Islam et al. 2021**) ont utilisé deux modèles d'ensemble hybrides modernes, le Dagging et le RS, ainsi que trois modèles de référence, l'ANN, le RF et le SVM, pour modéliser la cartographie de la sensibilité aux inondations dans le bassin de la rivière Teesta au Bangladesh (Nord).

Le but de cette recherche est de mener une étude hydro-chimique des différents aquifères exploités dans la région élyséenne, car nous constatons que peu de chercheurs étaient

intéressés à mener des recherches sur la zone d'étude, car ces recherches étaient limitées aux eaux souterraines extraites de la couche inférieure du Dévonien. , en particulier la tentative de résoudre le problème de l'existence du fer dans ses eaux.

Dans cette recherche, nous avons étudié la qualité des eaux souterraines extraites de six couches différentes, qui est la détermination de son utilisabilité dans la consommation humaine et l'exploitation en irrigation, en plus de déterminer la source des propriétés chimiques de ces eaux en identifiant les relations entre roches et eau, ainsi que l'étendue de son agressivité. La méthode de l'indice de qualité de l'eau a également été utilisée pour évaluer les eaux souterraines de différentes strates, et au final la performance de huit modèles d'intelligence artificielle à prédire le facteur de qualité de l'eau selon deux scénarios a été étudiée. Le premier scénario vise à réduire le temps perdu dans les calculs tandis que le second scénario vise à apporter une solution aux chercheurs dans le cas du manque de capacité à effectuer des analyses chimiques de l'eau afin d'évaluer correctement l'eau étudiée dans le futur.

Cette étude a été divisée en trois parties, la partie théorique, la partie matériels et méthodes et la partie résultats et discussion.

- La partie théorique, divisée en trois chapitres:

Chapitre Un : Dans ce chapitre, nous avons traité un groupe des travaux scientifique déjà réalisées dans le cadre du thème de recherche abordé dans cette thèse.

Chapitre Deux : Ce chapitre comprenait des généralisations sur les propriétés de l'eau souterraine et les sources de ses composants chimiques en fonction de sa relation avec les roches.

Chapitre Trois : Dans ce chapitre, nous avons parlé de l'intelligence artificielle, de ses divisions et de sa relation avec le sujet de notre étude.

- La partie matériels et méthodes: divisé en deux chapitres:

Chapitre Quatre : Où nous montrons les caractéristiques climatiques les plus importantes de la zone d'étude, les types de nappes d'eau exploitées pour fournir de l'eau potable et les types de formations géologiques présentes dans la zone.

Chapitre Cinq : Ce chapitre contient des explications sur les méthodes qui ont été suivies dans la réalisation d'analyses chimiques de l'eau, en plus des différents programmes informatiques utilisés, que ce soit pour analyser des données, créer des modèles ou développer des programmes.

- La partie résultats et discussions contient trois chapitres:

Chapitre Six: Ce chapitre comprenait une étude hydro-chimique analytique de six aquifères, où leurs propriétés chimiques et la possibilité de leur exploitation dans divers domaines ont été examinées, en plus de leurs effets sur les installations et équipements hydrauliques.

Chapitre Sept : Ce chapitre présente les résultats des performances des modèles utilisés dans cette étude et une comparaison de leurs performances dans les scénarios proposés.



CHAPITRE I

Revue de littérature



I-1. INTRODUCTION :

L'étude bibliographique, considérée comme la fondation de chaque travail scientifique ou le chercheur découvre les travaux précédents et les méthodologies adoptées par les autres auteurs, et à la base des résultats de cette étude, l'auteur fait preuve de créativité dans le développement d'une nouvelle méthode de travail pour fournir une valeur ajoutée au domaine étudié à travers de son travail. Dans cette thèse une étude bibliographique a été présentée dans ce chapitre, quatre principales sections en ont été étudiées dans une tentative de couvrir le sujet de recherche abordé dans la thèse.

I-2. HYDROGÉOCHIMIE

Une étude hydrogéochimique est présentée qui démontre le mélange de deux types d'eaux souterraines différents dans l'aquifère calcaire du Lincolnshire. Les deux types d'eau sont constitués d'une eau de recharge moderne et d'une eau ancienne éventuellement connée. L'hydrogéochimie de la « zone d'interface » entre les deux eaux est discutée en détail. Dans l'eau plus jeune, une relation entre la réduction des sulfates et le bicarbonate est illustrée à l'approche de la « zone d'interface » et est considérée comme étant indirectement liée au mélange. La teneur en isotopes du carbone s'avère radicalement différente dans les diverses eaux souterraines et soutient l'hypothèse de mélange **Lawrence et al. (1976)**.

Une étude hydrochimique à la base du degré de minéralisation, environ 40 % des eaux souterraines du bassin du ruisseau Ross peuvent être considérées comme douces (TDS < 2 000 ppm) et 60 % comme saumâtres (2 000 < TDS < 10 000 ppm). Au moins 70 pour cent des eaux souterraines sont potables dans des limites traitables. Les analyses d'ions majeurs de plus de 167 échantillons d'eau révèlent un modèle régional remarquablement cohérent d'hydrogéochimie. Le schéma hydrogéochimique est en corrélation avec le schéma d'écoulement des eaux souterraines dans le bassin. De faibles teneurs totales en solides dissous, un rapport $\text{Ca}^{2+}/\text{Mg}^{2+}$ élevé, un faible SO_4^{2-} et un HCO_3^- élevé se produisent dans les zones de recharge, alors que des conditions opposées sont associées aux zones de décharge. En termes de faciès hydrogéochimique, les eaux de types Ca-Mg- HCO_3 et Na- HCO_3 sont dominantes dans les zones de recharge, et celles de types Ca-Mg- SO_4 - HCO_3 et Na- SO_4 - HCO_3 prédominent dans les zones de rejet. Les tendances évolutives hydrogéochimiques semblent être fortement liées aux chemins d'écoulement **Ophori & Toth (1989)**.

La chimie des eaux souterraines a été étudiée dans de petits bassins hydrographiques subalpins sous différents types de couvert forestier à « Upper Penticton Creek (UPC) ». Le but de la recherche était de dériver un modèle pour prédire les concentrations chimiques de cations, de bicarbonate, de sulfate et de silice dans les eaux souterraines sur la base de paramètres de site fixes et de paramètres variables selon les saisons. Il a été montré que le sulfate était en grande partie d'origine atmosphérique, alors que les autres espèces chimiques étaient principalement contrôlées par l'altération minérale. Il a été constaté que la conductivité hydraulique était le paramètre du site le plus important qui régissait le processus d'altération. La zone hydrologique, décrivant si le site était un site de pente, un site au bord d'un cours d'eau ou un site d'infiltration, et le type de couvert forestier étaient également des paramètres de site importants. Au sein des sites, la variabilité saisonnière peut être mieux décrite par la hauteur, une mesure du stockage

des eaux souterraines. L'étendue de la variabilité chimique à l'intérieur du site était généralement inférieure à celle attribuable aux facteurs entre les sites, les exceptions notables sont le sulfate et le potassium, qui sont tous deux contrôlés de manière significative par l'absorption par les plantes. Dans la zone des pentes, le couvert forestier était le principal facteur contrôlant la variabilité saisonnière en raison de l'homogénéité relative de la conductivité hydraulique parmi les sites testés dans cette zone. Un modèle général spécifique au site pour prédire la chimie des eaux souterraines en fonction de la conductivité hydraulique, du couvert forestier, de la zone hydrologique et de la charge des eaux souterraines est proposé (**Hudson & Golding, 1997**).

Au niveau de la région de Tadjenanet-Chelghoum Laid, située dans la haute vallée de l'Oued Rhumel. Le motivation pour réaliser cette étude était le développement agricole et industriel important, qui s'est traduit par une occupation accrue du milieu naturel et donc une détérioration de la qualité des eaux des nappes superficielles et souterraines situées dans les alluvions du Quaternaire Mio Plio. Cette étude vise à déterminer l'impact critique de la pollution naturelle et anthropique sur les paramètres physico-chimiques des eaux de l'aquifère peu profonde de Tadjenanet—Chelghoum Laid. L'analyse chimique de cette eau a montré une salinité assez marquée, due à la dissolution et au lessivage des formations environnantes, carbonatées et alluviales gypsifères. La forte concentration de nitrate dans les périmètres irrigués à la périphérie de l'Oued Rhumel reflète les activités agricoles, marquées par une grande variété de cultures, marquées par un emploi non maîtrisé d'engrais chimiques, notamment azotés (**Khedidja & Boudoukha, 2013**).

Des méthodes statistiques multivariées et une modélisation géochimique ont été utilisées pour évaluer la variation spatiale de la qualité de l'eau du bassin de la Soummam, en Algérie. L'application de l'analyse de cluster hiérarchique (AHC) a montré trois groupes principaux d'échantillons. Les échantillons du groupe 1 sont exclusivement composés d'eau de surface. Les échantillons des groupes 2 et 3 sont constitués d'eau souterraine. L'analyse discriminante a attribué environ 98,6 % des cas regroupés par HCA. Tous les groupes sont sursaturés en Ca-montmorillonite, dolomite, gibbsite, K-mica, kaolinite et quartz, et tous ces groupes sont sous-saturés en albite, anhydrite, anorthite, CO₂(g), gypse, halite, mélanterite, et smithsonite. Les résultats d'analyse de variance indiquent que les indices de saturation de chacune des phases minérales sont significatifs sauf pour la calcédoine et le quartz ($p > 0,05$). Les résultats obtenus par modélisation géochimique inverse montrent la dissolution de l'albite, ce qui justifie l'enrichissement en Na lors de l'évolution chimique des eaux souterraines. La calcite, la dolomite, la Ca-montmorillonite, la kaolinite, l'illite, la gibbsite et le K-mica ont toujours précipité (**Belkhiri & Mouni, 2014**).

Le problème de pollution des eaux du barrage par les rejets d'eaux usées des villes voisines de l'Oued Timgad, qui se déversaient dans le bassin du barrage, et des terres agricoles situées le long de l'Oued Reboa, empêche les auteurs à évaluer les eaux de surface dans le bassin versant de Koudiat Medouar. A cet effet, la méthode multivariée a été utilisée pour évaluer la variation spatiale et temporelle de la qualité de surface de l'eau du barrage de Koudiat Médouar, à l'est de l'Algérie. Le diagramme rigide a identifié deux principaux faciès hydrochimiques. Le premier faciès Mg-HCO₃ se reflète dans la première station d'échantillonnage (Oued Reboa) et dans la seconde (Oued Timgad), tandis que le deuxième faciès Mg-SO₄ se reflète dans la troisième station (Basin Dam).

Les résultats obtenus par l'analyse de variance montrent que dans les trois stations tous les paramètres sont significatifs, à l'exception de Na, K et HCO₃ dans la première station (Oued Reboa) et l'EC dans la deuxième station (Oued Timgad) et à la fin NO₃ et le pH dans la troisième station (Basin Dam). L'analyse par grappes hiérarchique en mode Q a montré que deux groupes principaux dans chaque station d'échantillonnage. La chimie des ions majeurs (Mg, Ca, HCO₃ et SO₄) dans les trois stations résulte des impacts anthropiques et des sources d'interaction eau-roche (**Ammar Tiri et al. 2017**).

Kateb et al (2018) travaillé sur les pilotes de déferrisation se trouvant dans la ville d'Illizi. Leur étude est liée à deux unités de traitements : le premier système est basé sur un mécanisme d'oxygénation naturelle par des Tours des cascades - Décantation - Filtration (TDF), le deuxième dispositif est basé sur un procédé d'oxygénation artificielle par Aérateurs - Décantation -Filtration (ADF). Les résultats obtenus montrent que les deux procédés testés sont très efficaces dans le rabattement du fer contenu dans l'eau ou le premier procédé (TDF) fournit une diminution de 0,3 à 0,014 ppm et le deuxième processus (ADF) permet de rabattre 0,39 à 0,026 ppm.

Bouteldjaoui et al. (2020) ils réalisent une étude pour identifier les différents processus hydrochimiques contrôlant la minéralisation des eaux souterraines de Ain-Oussara captées à partir de la formation Albien.

Une approche intégrée des indices d'évaluation de la pollution et des méthodes statistiques multivariées (ANOVA à un facteur, analyse en composantes principales [ACP] et analyse en grappes [CA]) a été utilisée pour évaluer l'intensité et les sources de métaux lourds des systèmes d'eaux de surface et souterraines dans la région d'Oued Righ, sud-est de l'Algérie (**Benhaddya 2020**).

Mekhloufi et al. (2020) étudier les eaux de Dévonien inférieur à Illizi, L'objectif principal de cette étude est de diagnostiquer la qualité des eaux souterraines dans la région. L'analyse de la qualité physico-chimique a inclus 10 échantillons de divers forages exploités du Dévonien dans la région.

I-3. ÉTUDES STATISTIQUES

Belkhiri et al. (2010) utilisées conjointement Des méthodes statistiques multivariées et une modélisation géochimique inverse pour définir la variation et l'origine génétique des paramètres chimiques des eaux souterraines de la plaine de l'Ain Azel, en Algérie. L'interprétation des données analytiques montre que l'abondance des ions majeurs est la suivante : $Ca \geq Mg > Na > K$ et $HCO_3 \geq Cl > SO_4$. L'analyse de cluster hiérarchique (AHC) en mode Q a été utilisée pour diviser les échantillons d'eau en faciès hydrochimique, également connus sous le nom de groupes d'eau ou de types d'eau. Trois grands groupes d'eau ont résulté de l'analyse HCA. Les échantillons de la zone ont été classés en eaux de la zone de recharge (groupe 1 : eau Ca-Mg-HCO₃), eaux de la zone de transition (groupe 2 : eau Ca-Mg-Cl-HCO₃) et eaux de la zone de rejet (groupe 3 : Mg- eau Ca-HCO₃-Cl). Des modèles géochimiques inverses des groupes statistiques ont été développés en utilisant PHREEQC pour élucider les réactions chimiques contrôlant la chimie de l'eau. La modélisation géochimique inverse a démontré que relativement peu de phases sont nécessaires pour dériver la chimie de l'eau dans la région. Au sens large, les réactions responsables de l'évolution hydrochimique de la région se répartissent en

trois catégories : (1) dissolution des minéraux évaporitiques ; (2) précipitation de minéraux carbonatés ; et (3) les réactions d'altération des minéraux silicatés.

Les sources d'eau souterraine de la plaine d'El Elma ont été évaluées pour leur composition chimique et leur aptitude à l'irrigation. L'analyse des grappes en mode Q a abouti à trois principaux types d'eau (HCO_3^- - Ca^{2+} dominé, Cl^- - HCO_3^- - Ca^{2+} dominé et Cl^- - Ca^{2+} - Na^+ dominé) pour les eaux souterraines. Le diagramme de salinité aux États-Unis montre que la plupart des échantillons d'eaux souterraines sont de qualité C3S1 avec un risque de salinité élevé et un risque de sodium faible. Sur la base des valeurs RSC, tous les échantillons des trois groupes avaient des valeurs inférieures à 1,25 et étaient bons pour l'irrigation (**Lazhar Belkhiri & Lotfi Mouni 2012**).

Fadilha Touhari et al. (2015) analyser le modèle d'écoulement des eaux souterraines supérieure de Cheliff, déterminer son état hydrauchémique et comprendre les processus de minéralisation impliqués dans sa qualité chimique. L'interprétation des données hydrauchémiques a été faite à l'aide de différentes méthodes (diagramme de Piper, classification Stabler, indice d'échanges de base, diagrammes de dispersion bi-éléments, indices de saturation, cartographie et analyse en composantes principales multivariées).

Abdelkader Bouderbala et al. (2016) réaliser une étude porte sur la caractérisation de la salinité des eaux souterraines de l'aquifère côtier de Nador (Algérie). La qualité des eaux souterraines a subi une grave détérioration en raison de la surexploitation. Des échantillonnages d'eaux souterraines ont été réalisés dans les hautes et basses eaux en 2013, afin d'étudier l'évolution de l'hydrohémie des eaux souterraines depuis la recharge jusqu'à la zone côtière. Différents types d'analyses statistiques ont été réalisés afin d'identifier les principaux processus hydrogéochimiques se produisant dans l'aquifère et de discriminer les différents groupes d'eaux souterraines. Ces méthodes statistiques permettent de mieux comprendre l'hydrohémie de l'aquifère, et mettent en évidence une classification hydrauchémique des puits, montrant que la zone à plus forte salinité est située près de la côte, dans les deux premiers kilomètres, où la salinité augmente progressivement au fur et à mesure que on s'approche du bord de mer et suggère la salinisation des eaux souterraines par intrusion d'eau de mer.

Un travail concernant la qualité chimique des eaux souterraines de la plaine d'el Merdja réaliser ou l'objectif de ce travail est d'évaluer la qualité physico-chimique des eaux souterraines et de déterminer les sources de minéralisation. Cette qualité est influencée par plusieurs facteurs environnementaux et anthropiques tels que le contexte géologique, le climat, les précipitations et l'interaction entre les eaux souterraines et les aquifères et les activités humaines. Une Analyse en Composantes Principales (ACP) sur des échantillons prélevés dans plusieurs puits répartis sur toute la plaine de Tébessa (Merdja) nous a permis de détecter deux axes qui expliquent 73,4% de l'information. Le premier axe décrit les variables liées à la minéralisation et le second décrit celles liées à l'activité agricole. Le Positionnement Multidimensionnel (MDS) a confirmé l'interaction des paramètres physico-chimiques entre eux et leur influence sur la qualité des eaux souterraines en mettant en évidence trois groupes de puits selon leurs caractéristiques physico-chimiques, notamment ceux contenant de fortes concentrations de nitrates. Cette contamination résulte principalement de l'épandage des engrais et des déchets qui sont

déversés dans la plaine sans traitement. La salinisation est le résultat d'interactions à long terme entre les eaux souterraines et les formations géologiques (**Baazi et al. 2020**).

I-4. INDICE DE QUALITÉ DE L'EAU

Horton (1965) a proposé le premier indice de qualité de l'eau. Un nombre des indices ont été développés pour résumer les données sur la qualité de l'eau dans un format expressible et facilement compréhensible (**Couillard & Lefebvre 1985**).

Brown et al. (1970) ont développé un système de qualité de l'eau index de structure similaire à celui de Horton mais avec beaucoup plus de rigueur dans la sélection des paramètres, l'élaboration d'une échelle commune et l'attribution poids pour lesquels des exercices Delphic élaborés ont été effectuées. Cet effort a été soutenu par la Fondation Nationale d'Assainissement (NSF). Pour cette raison, l'indice de Brown est également appelé comme NSF-WQI.

Nemerow & Sumitomo (1970) proposé leur indice de pollution au nom du «US Environmental Agence of protection », Cet indice d'approvisionnement en eau à échelle croissante. Il se compose d'indices pour trois types d'utilisation :

1. utilisation par contact humain ($j = 1$)
2. utilisation par contact indirect ($j = 2$)
3. utilisation du contact à distance ($j = 3$)

La première catégorie comprend la consommation d'alcool (y compris l'eau utilisée pour la boisson fabrication) et la natation. La deuxième la catégorie comprend la pêche, la transformation des aliments et l'agriculture. La dernière catégorie comprend les utilisations dans lesquelles le contact humain est très indirect, comme dans la navigation, industriel refroidissement et quelques activités récréatives (esthétique, pique-nique, randonnées et visites de la zone).

Prati et al. (1971) développé un indice sur la base des normes de qualité de l'eau. Les valeurs de concentration de tous les polluants ont été transformés en niveaux de pollution exprimée en nouvelles unités par expressions mathématiques.

Indice de qualité d'eau de **Dinius (1972)**, cet indice a innové dans le sens que grâce à lui on a tenté de concevoir un système de comptabilité sociale rudimentaire qui mesurerait les coûts et l'impact des efforts de lutte contre la pollution. Onze paramètres ont été sélectionnés. Comme l'indice de Horton et le NSF-WQI, il avait échelle décroissante, avec des valeurs exprimées en pourcentage, la qualité d'eau parfaite correspond à 100%.

L'indice de **Walski & Parker (1974)**, cet indice basé sur des informations empiriques sur l'adéquation de l'eau à un usage particulier, et a été développé spécifiquement pour les loisirs l'eau (comme celle utilisée pour la baignade et pêche).

L'indice de Stoner (**Stoner 1978**), Cet indice, destiné à une utilisation dans l'eau publique l'approvisionnement et l'irrigation, ont utilisé une seule fonction d'agrégation qui sélectionne parmi deux ensembles de limites recommandées et équations de sous-index. Bien que Stoner ait appliqué l'indice à juste deux utilisations de l'eau, elle pourrait

également être adaptée à d'autres utilisations de l'eau. Deux types de paramètres de qualité de l'eau sont utilisés dans l'index de Stoner :

Type I normalement considérés comme toxiques à de faibles concentrations (par exemple, plomb, chlordane, radium-226)

Type II qui affecte la santé ou caractéristiques esthétiques (par exemple, Chlorures, soufre, couleur, goût et odeur)

Bhargava (1983, 1985) a identifié 4 groupes de paramètres. Chaque groupe contenait des ensembles d'un type de paramètres. Le premier groupe comprenait les concentrations de organismes coliformes pour représenter la bactérie qualité de l'eau potable. Le deuxième groupe comprenait des substances toxiques, des métaux lourds, etc., certains ou qui ont tous un effet toxique cumulatif sur le consommateur. Le troisième groupe comprenait des paramètres qui provoquent des effets physiques, tels que l'odeur, couleur et turbidité. Le quatrième groupe comprenait les substances inorganiques et organiques non toxiques tels que chlorure, sulfate, agents moussants, fer, manganèse, zinc, cuivre, total dissous solides (TDS), etc.

Le deuxième indice de qualité d'eau de Dinius, Un indice multiplicatif de la qualité de l'eau était développé par **Dinius (1987)** avec une utilisation libérale de Delphi dans la prise de décision (**Abbasi & Arya 2000**). L'indice comprenait 12 polluants oxygène dissous, DBO à 5 jours, numération des coliformes, E.coli, pH, alcalinité, dureté, chlorure, conductivité spécifique, température, couleur et nitrate e pour six utilisations de l'eau e eau publique approvisionnement, loisirs, poissons, crustacés, agriculture et industrie.

L'indice de VIET & BHARGAVA (1989), cet indice a été développé pour l'évaluation de l'état de la qualité de l'eau de Saïgon Rivière pour ses diverses utilisations souhaitées. Il est basé sur l'indice WelskieParker avec une légère modification :

$$WQI = \left[\prod_{i=1}^n fi(Pi) \right]^{1/n} \times 100$$

Où n est le nombre de variables considérées plus pertinentes pour l'utilisation que le reste de la variable et fi (Pi) est la fonction de sensibilité du i^{ème} variable.

L'indice de **SMITH (1990)**, La caractéristique distinctive de l'index de Smith est qu'il s'agit d'un hybride des deux indices communs types et est basé sur l'opinion d'experts ainsi que normes de qualité de l'eau. De plus, l'indice traite de quatre types d'utilisation de l'eau, qui comprennent utilisation avec contact et sans contact :

1. Général
2. Baignade publique régulière
3. Approvisionnement en eau
4. Poisson reproduction

L'indice de qualité d'eau de CHESAPEAKE BAY (**HAIRE et al.1991**), Le département de l'environnement du Maryland a développé un indice de charge en

nutriments et un indice d'eutrophisation pour la baie de Chesapeake et ses principaux affluents pour fournir facilement des informations récapitulatives compréhensibles concernant la réduction des nutriments et la qualité de l'eau tendances dans la baie aux législateurs, administrateurs et le public. L'indice de charge en nutriments documente la charge quotidienne moyenne de N et P.

Quelques caractéristiques de l'indice d'eutrophisation inclure la comparaison des conditions observées pour modéliser les projections de la qualité de l'eau souhaitée, segmentation de chaque système en zones de salinité et l'analyse des données collectées via le surveillance complète de la baie de Chesapeake programme.

Pour l'estuaire de Patuxent, le Potomac L'estuaire et le courant dominant de la baie de Chesapeake, les résultats de l'indice de charge en nutriments montrent que des progrès significatifs ont été accomplis dans la réduction des charges de sources ponctuelles de phosphore. L'indice d'eutrophisation de chacun de ces estuaires indique que la qualité de l'eau est variable, en grande partie à cause des conditions d'écoulement, mais s'est généralement améliorée au cours de la dernière décennie.

L'indice Régional de l'évaluation de la qualité de ressources en eau (**Li 1993**), Un indice de qualité complet comprenant taux de dommages fonctionnels des plans d'eau combinés avec une qualité de l'eau, qui a une structure raisonnable et une forte capacité de synthèse, a été proposé par **Li (1993) (Abbasi & Abbasi 2012)**. Il évalue la qualité de l'eau pour non seulement des sections de rivières mais aussi des systèmes de ressources en eau régionales. L'application de l'indice, comme l'illustre par l'auteur, peut jouer un rôle important dans le développement des ressources en eau ainsi que dans le contrôle de la pollution de l'eau.

Un indice à deux niveaux, (**Dojlido et al. 1994**) ont utilisé un système d'indexation à deux niveaux. Au « niveau des paramètres de base », il repose sur sept paramètres qui sont fréquemment utilisé dans le contrôle de la qualité de l'eau : DBO₅, solides en suspension, phosphate, ammoniac, dissous solides, DCO et oxygène dissous. Au niveau supérieur des « paramètres supplémentaires » il considère plusieurs autres paramètres : COD, nitrate, plomb, mercure, cuivre, chrome (VI), chrome total, zinc, cadmium, nickel et cyanures libres. La justification de l'indexation à deux niveaux comme indiqué par les auteurs est que l'indice basé sur les paramètres de base peuvent être utilisés pour comparer la qualité de l'eau des différents cours d'eau tandis que l'index de paramètre supplémentaire est utilisable pour obtenir des informations plus approfondies sur un cours d'eau.

L'indice de qualité des eaux côtière pour Taiwan (**SHYUE et al. 1996**), Un indice de qualité des eaux côtières mis en place pour mieux comprendre le littoral la qualité de l'eau pour le grand public. Six experts de la qualité des eaux côtières de Taiwan enquêté en utilisant Delphi pour sélectionner plusieurs paramètres de norme de qualité de l'eau marine. La régression polynomiale du quatrième ordre était effectué pour traiter les données enquêtées pour chaque paramètre comme fonction de notation. La méthode de notation minimale a donné un résultat pour différentes qualités d'eau surveillées sites que la méthode pondérée géométrique. Par conséquent, la méthode de notation minimale était favorisée afin de distinguer le degré de la pollution. Les paramètres identifiés pour le CWQI sont pH, DO, DBO, cyanure, coliformes, Cu, Zn, Pb, Cd et Cr.

L'indice de qualité de l'eau d'OREGON modifié (**CUDE 2001**), l'indice original s'appelle « Oregon water quality index (OWQI) », a été développé dans les années 1970 par le département de qualité de l'environnement de l'Oregon, USA, dans le but de résumer et évaluer l'état et les tendances de la qualité de l'eau pour la prescrite par la loi rapports d'évaluation de l'état. Il a été modélisé après l'NSF-WQI (l'indice de qualité d'eau de la national foundation d'assainissement) (**Brown et al. 1970, 1973**) et employé la technique Delphi pour la sélection de variables de qualité de l'eau. Les variables de qualité de l'eau ont été classées selon les catégories de déficience, c'est-à-dire épuisement en oxygène, eutrophisation ou potentiel d'excès de croissance, substances dissoutes et les risques aux santé. Cependant, l'OWQI original a été abandonné en 1983 en raison de l'énorme ressources nécessaires pour calculer et rendre compte des résultats. Avec les progrès de la technologie informatique, des outils améliorés d'affichage et de visualisation des données et une meilleure compréhension de la qualité de l'eau, l'OWQI a été mis à jour en 1995 en affinant les sous-indices d'origine, en ajoutant des sous-indices de température et de phosphore total et en améliorant le calcul d'agrégation (**Cude 2001**). L'indice résultant reflète la qualité de l'eau des cours d'eau de l'Oregon en ce qui concerne l'utilisation récréative générale, y compris la pêche et la natation. La qualité globale de l'eau est exprimée en un seul chiffre en intégrant des mesures de huit variables de qualité de l'eau différentes, à savoir température, oxygène dissous, biochimique demande en oxygène, pH, ammoniac, nitrate, azote, phosphore total, solides totaux et coliformes fécaux. La transformation de sous-index les formules ont été dérivées en utilisant une régression non linéaire, à partir de la table de transformation développée à partir de le sous-index OWQI dessiné à la main courbes de transformation (**Dunnette, 1980**). C'était a estimé que l'agrégateur minimal d'opérateur s'était avéré trop sensible au plus variable impactée et n'a pas intégré la autres variables (**Cude 2002**). Par conséquent, la moyenne carrée harmonique non pondérée des formules ont été utilisées dans le but d'agrégation des scores de sous-index sous forme d'amélioration par rapport à l'arithmétique pondérée formule moyenne utilisée dans la version originale. L'OWQI permet d'évaluer l'efficacité des activités de gestion de la qualité de l'eau. Cela pourrait également être utilisé pour développer l'environnement indicateurs, tels que le pourcentage de sites de surveillance des rivières avec une amélioration significative de l'eau qualité, ou le pourcentage de sites avec l'excellente qualité d'eau.

Un indice de qualité d'eau appelé l'indice global de pollution (Overall Index of Pollution) a été proposé par (**Sargoankar & Deshpande 2003**), lorsqu'ils travaillaient au l'Institut nationale de Recherche en génie de l'environnement, Nagpur Inde. L'OIP vise à évaluer l'état des eaux de surface, spécifiquement dans les conditions indiennes. Un schéma général de classification a été formulé sur la base d'un concept similaire à celui proposé par (**Prati et al. 1971**) et donner prise en compte du système de classification développé par le Central Conseil de Control de Pollution, Inde, et Indian Standards Institution (ISI). Le schéma reflète l'état de la qualité de l'eau en termes d'effets de pollution des paramètres considérés. Cinq classes ont été considérés, C1 : Excellent / vierge, C2 : Acceptable / nécessite une désinfection, C3 : Légèrement pollué / nécessite une filtration et une désinfection, C4 : pollué / nécessite une traitement et désinfection et C5 : fortement pollués / ne peuvent pas être utilisés.

(**Said et al. 2004**) ont soutenu que même bien qu'il existe plusieurs indices de qualité de l'eau qui ont été développés aux États-Unis et au Canada pour évaluer la qualité

de l'eau, tous ces indices ont au moins huit variables de qualité de l'eau. Cependant, selon **(Said et al. 2004)**, la plupart des bassins versants n'ont pas données pour ces variables. Par conséquent, il y a un besoin de développer un nouveau WQI qui utilise moins variables et qui peuvent être utilisées pour comparer les statuts des différents sites.

(Boyacioglu 2007) a pris en compte la normes de qualité de l'eau fixées par le Conseil de Communautés européennes (CE 1991), la Turquie réglementations de contrôle de la pollution de l'eau et autres informations scientifiques pour sélectionner 12 paramètres de qualité de l'eau comme les plus représentatifs pour qualité de l'eau potable (Coliformes totaux, Cadmium, cyanure, mercure, sélénium, arsenic, fluorure, nitrate d'azote, phosphore total, pH, OD, DBO). Ils ont défini trois classes d'eau e représentant « excellent », Catégories « acceptables » et « polluées ». Pour attribuer des poids aux variables de qualité de l'eau, les facteurs suivants sont pris en compte :

- Les paramètres chimiques avaient un poids inférieur que les paramètres microbiologiques, car les contaminants microbiens appartiennent aux plus grandes catégories d'impact sur la santé
- Un poids plus élevé a été accordé à ces paramètres qui présentent un problème de santé connu.

(Hanh et al. 2011) ont proposé le premier indice de qualité de l'eau qui a été au suivi et à la gestion de la qualité des eaux de surface au Vietnam. L'indice englobe vingt-sept paramètres de qualité de l'eau couvrant un large éventail de variables physico-chimiques, huiles et graisses, coliformes et pesticides.

(Hamlat et al. 2014) déterminer l'état et les tendances de la qualité de l'eau dans les réservoirs de l'ouest de l'Algérie. La méthode consiste en le calcul de l'indice de qualité de l'eau (IQE) sur la base des paramètres de qualité physico-chimique enregistrés dans les stations de surveillance placées dans les réservoirs. Ils sont utilisés une Data base de 10 ans (2001-2010), Les résultats ont révélé que la qualité globale de l'eau de surface tombait principalement dans la classe marginale dans tous les réservoirs, attendez-vous au réservoir Hammam Boughrara où la qualité de l'eau est tombée dans la catégorie médiocre.

(Rachedi & Amarchi 2015) évaluer la qualité de l'eau de surface de la rivière Seybouse à l'aide d'un modèle de l'indice de qualité des eaux du Conseil canadien des ministres de l'environnement (CCME WQI). La méthode impliquait le calcul de l'indice de qualité d'eau, basé sur la mesure de paramètres bactériologiques et physico-chimiques.

(Benouara et al. 2016) calculer l'indice de qualité de l'eau (IQE) par l'analyse de sept paramètres physico-chimiques selon la National Sanitation Foundation (NSF) pour évaluer l'aptitude de l'eau à la consommation, à l'irrigation et à d'autres usages humains.

(Bouderbala 2017) a travaillé sur L'évaluation de l'aptitude des eaux souterraines à la consommation et à l'agriculture a été réalisée dans la plaine du haut Cheliff L'aptitude des eaux souterraines à être potable a été évaluée en fonction de l'indice de qualité de l'eau ; il montre que plus de 60% des échantillons sont de très mauvaise qualité pour les périodes sèches et humides.

(**Hamlat & Guidoum 2018**) déterminer l'état et les tendances de la qualité des eaux souterraines de 12 aquifères situés dans le nord-ouest de l'Algérie, en particulier dans les conditions de la dernière sécheresse qui a affecté la région à l'aide de l'indice de qualité de l'eau (IQE) sur une période de 4 ans.

I-5. MODELISATION PAR LES METHODES D'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

Les applications des réseaux de neurones ont augmenté rapidement dans le domaine de la gestion de la qualité de l'eau (**Wen & Lee 1998**) analyse économique, planification des ressources en eau et séries chronologiques hydrologiques, comme décrit dans (**Chakraborty et al. 1992**), (**Lachtermacher & Fuller 1994**) et (**Schizas et al. 1994**).

Ces dernières années, les RNA ont été utilisées de manière intensive pour la prédiction et la prévision dans un certain nombre de domaines liés à l'eau, y compris l'étude des ressources en eau (**Liong et al. 1999**, **Muttill & Chau 2006**, **El-Shafie et al. 2008**), l'océanographie (**Makarynskyy 2004**), et la science de l'environnement et la qualité de l'eau des rivières (**Grubert 2003**) et la cartographie des glissements de terrain (**Vahidnia et al. 2010**).

(**Reckhow 1999**) a étudié des modèles de réseaux de probabilités bayésiens pour guider la prise de décision concernant la qualité de l'eau dans la rivière Neuse en Caroline du Nord.

(**Bowers 2000**) a développé un modèle pour prédire les solides en suspension en tenant compte des précipitations locales, des débits et de la turbidité en entrée.

(**Holger & Dandy 2000**) ont présenté un examen des problèmes de modélisation et des applications sur les réseaux de neurones pour la prédiction et la prévision des variables des ressources en eau. Dans leur article, les étapes à suivre pour l'élaboration de tels modèles sont décrites. Celles-ci incluent le choix des critères de performance, la division et le prétraitement des données disponibles, la détermination des entrées de modèle et de l'architecture de réseau appropriées, l'optimisation des poids de connexion (apprentissage) et la validation du modèle. La grande majorité des réseaux sont formés à l'aide de l'algorithme de rétropropagation.

(**Ayman 2003**) a mené une enquête sur la détection de la qualité de l'eau à l'aide de systèmes RNA Perceptron multicouches. La classification des données sur la qualité de l'eau est un problème typique de reconnaissance de formes qui pose de nombreuses difficultés. Les méthodes traditionnelles de classification de volumes élevés de ces données en un grand nombre de classes basées sur des méthodes statistiques paramétriques ne donnent souvent pas une précision descriptive suffisante pour discriminer les nombres de classes nécessaires. L'utilisation de réseaux de neurones perceptrons multicouches comme nouvelle méthode pour résoudre ce problème à des fins opérationnelles réalistes a été établie. Le perceptron multicouche offre une bonne méthode de classification et rivalise bien avec les techniques traditionnelles utilisées dans les méthodes statistiques paramétriques. En effet, en utilisant des architectures de réseau raisonnablement grandes, la méthode semble fonctionner assez bien avec un grand nombre de classes où des problèmes sont normalement rencontrés avec les méthodes paramétriques traditionnelles. Les réseaux neuronaux ont un grand potentiel dans la

détection de la qualité de l'eau et ils peuvent également être intégrés dans des applications opérationnelles à l'avenir.

(**Zaheer & Bai 2003**) ont fait une étude sur une application de l'RNA pour la gestion de la qualité de l'eau. L'approche décisionnelle basée sur l'RNA pour la gestion de la qualité de l'eau afin de contrôler la pollution environnementale est présentée dans leurs travaux. Des recherches antérieures sur les problèmes de gestion de la qualité de l'eau ont montré que les techniques d'optimisation traditionnelles et une approche de système expert ne fournissent pas une solution éclairée par rapport à l'approche de prise de décision, qui est liée à l'interprétation des données basée sur un certain ensemble de règles. Dans ces conditions, l'RNA apprend la règle qui régit la prise de décision à travers une série d'expériences.

Dans l'étude de (**Kuo et al. 2004**) RNA est utilisée dans la prévision de la qualité des eaux souterraines dans la zone de la maladie des pieds noirs à Taiwan. Les modèles A, B et C sont développés par BP RNA pour évaluer les performances d'apprentissage des modèles. Le modèle A comprenait cinq paramètres de concentration comme variables d'entrée pour déterminer l'intrusion d'eau de mer et trois pour déterminer le polluant arsenic, respectivement, tandis que les modèles B et C n'utilisaient qu'un seul paramètre de concentration pour chacun. Les résultats ont montré que le RMSE obtenu par le modèle C'était inférieur à celui des deux autres modèles. Il est entendu que lorsque le test d'entraînement a les données maximales et minimales, le modèle fera des prévisions avec succès dans l'intervalle de confiance de 90%.

(**Satish et al. 2004**) ont réalisé une étude sur la découverte de l'effet de la température sur la prévision de la charge à court terme à l'aide d'un RNA intégré. Quatre modules comprenant le Basic RNA, le Peak and Valley RNA, « L'Averager » et le « Forecaster » et le combineur adaptatif forment la méthode intégrée de prévision de la charge. L'RNA de base utilise les données historiques de charge et de température pour prédire la prochaine charge de 24 h, tandis que l'RNA de pointe et de vallée utilise respectivement les données de pointe et de vallée passées de charge et de températures. « L'Averager » capture la variation moyenne de la charge par rapport au comportement de charge précédent, tandis que le combineur adaptatif utilise la combinaison pondérée des sorties de l'RNA de base et du « Forecaster », pour prévoir la charge finale. Les méthodes basées sur la régression et les séries chronologiques sont conceptuellement incorporées dans l'RNA pour obtenir une approche intégrée de prévision de la charge dans leur étude.

(**Muhammad et al. 2004**) ont réalisé une étude sur la prévision de la contamination des eaux souterraines à l'aide de l'RNA. Dans leur étude, un modèle de réseau neuronal pour prévoir la concentration de différents métaux dangereux dans les eaux souterraines a été développé. Le modèle RNA a été utilisé pour la prévision future des quantités de différents effluents. Le modèle a été appliqué à des données réelles sur les eaux souterraines de Faisalabad, la plus grande ville industrielle du Pakistan. La ville compte plus de 8000 grandes et petites unités industrielles. Le transporteur de boues routières Satiana dans la ville de Faisalabad, recevant les effluents d'un grand nombre d'usines de textile, de blanchisseries et d'autres usines, a été sélectionné pour la prévision future des quantités de métaux lourds (Fe, Cu et Pb) dans les eaux souterraines en raison

des infiltrations du transporteur. Les données pour le canal doublé et non doublé ont été obtenues auprès du « Pakistan Council of Research in Water Resources ». Les résultats obtenus à partir du modèle ont été comparés aux valeurs réelles ainsi qu'aux normes de l'Organisation mondiale de la santé.

(**Mafia et al. 2005**) ont étudié l'utilisation d'une technique de réseau neuronal pour la prédiction des paramètres de qualité de l'eau. Leur article s'intéresse à l'utilisation de modèles de réseaux neuronaux pour la prédiction des paramètres de qualité de l'eau dans les rivières. Les RNA ont été élaborés pour la prédiction des valeurs mensuelles de trois paramètres de qualité de l'eau de la rivière Strymon à une station située sur le pont Sidirokastro près des frontières gréco-bulgare en utilisant les valeurs mensuelles des autres paramètres de qualité de l'eau existants comme variables d'entrée. Les données mensuelles de treize paramètres et le débit, à la station Sidirokastro, pour la période 1980-1990 ont été sélectionnés pour cette analyse. Les résultats ont démontré la capacité des modèles RNA appropriés pour la prédiction des paramètres de qualité de l'eau. Cela fournit un outil très utile pour remplir les valeurs manquantes qui est un problème très grave dans la plupart des stations de surveillance grecques.

(**Khandelwal & Singh 2005**) ont tenté de prédire les paramètres chimiques tels que le sulfate, le chlore, la demande chimique en oxygène, le total des solides dissous et le total des solides en suspension dans l'eau de mine à l'aide d'un réseau neuronal artificiel (RNA) en incorporant le pH, la température et la dureté. La prédiction par RNA a également été comparée à l'analyse de régression multivariée (MVRA). Le réseau 'Feed Forward' a été adopté pour l'architecture du réseau. Une cartographie plus proche a donné de meilleures performances du réseau. Le but de MVRA était d'en apprendre davantage sur la relation entre plusieurs variables indépendantes ou prédictives et la variable de critère dépendante.

(**Sahoo et al. 2005**) ont utilisé le modèle RNA afin de prédire les pesticides dans les eaux souterraines des puits domestiques de Caroline du Nord. Dans cette étude, quatre types de réseaux neuronaux (BP à réaction à trois et quatre couches, une fonction de base radiale et un système d'inférence floue basé sur un réseau neuronal adaptatif (ANFIS) ont été testés. Il a été observé qu'en généralisation du processus uniquement à partir de deux ou trois paramètres d'entrée étaient inutiles avec RNA. Pour des performances de prédiction plus élevées du réseau neuronal, la présence de toutes les variables dans les données d'entrée est utile. L'analyse de sensibilité montre également que le moment de la collecte de l'échantillon, les profondeurs des puits et les temps de parcours des pesticides sont des paramètres très importants pour la prédiction des occurrences de pesticides dans les puits domestiques ruraux, ce qui contribue à faire une généralisation car les puits avec une nappe phréatique peu profonde sont plus sensibles à l'apparition de pesticides.

(**Chau 2006**) a passé en revue le développement et les progrès actuels de l'intégration de l'intelligence artificielle (IA) dans la modélisation de la qualité de l'eau.

(**Alexandridis 2007**) a discuté de l'utilité de la simulation de Monte Carlo en tant qu'outil d'analyse visant à capturer les propriétés et les modèles de changement pour des séquences d'événements, et à générer des scénarios et des classifications de changement de qualité de l'eau (WQC). Pour cette analyse, le cadre de simulation Crystal Ball Monte-Carlo a été utilisé. La mesure et la prévision des probabilités d'événements leur ont permis

d'éviter de nombreux écueils importants dans la modélisation de la dynamique de systèmes entiers (par exemple, un système fluvial ou un système de distribution d'eau) à différentes échelles spatiales et temporelles. L'hétérogénéité des paramètres de qualité de l'eau utilisés pour évaluer l'adéquation et les valeurs seuils de l'eau nécessiterait autrement une très grande variété de modèles qui utiliseraient diverses équations stochastiques et dynamiques, l'équation de conservation de la masse, la conservation de la quantité de mouvement et de l'énergie, les équations d'équilibre thermodynamique, etc.

(**Mass & Ahlfeld 2007**) ont observé que les RNA ont obtenu de meilleurs résultats que les méthodes MCO et LR binaires pour prédire les concentrations de coliformes fécaux dans les eaux de surface dans un bassin versant à utilisation mixte des terres.

(**Diamantopoulou et al. 2007**) ont réalisé une étude pour estimer les valeurs mensuelles manquantes des paramètres de qualité de l'eau dans les rivières à l'aide du réseau neuronal artificiel de corrélation en cascade (CCRNA). Des modèles CCRNA à trois couches ont été développés pour prédire les valeurs mensuelles de certains paramètres de qualité de l'eau dans les rivières. En utilisant les valeurs mensuelles d'autres paramètres de qualité de l'eau existants comme variables d'entrée. Les données mensuelles de certains paramètres de la qualité de l'eau et du débit, pour la période 1980–1994, de la rivière Axios, à une station près de la frontière entre la Grèce et l'ARYM et pour la période 1980–1990, de la rivière Strymon, à une station près des frontières gréco-bulgare ont été sélectionnées pour leur étude. L'entraînement des modèles CCRNA a été réalisé par l'algorithme de corrélation en cascade qui est un algorithme de rétroaction et supervisé. La règle d'apprentissage de Kalman a été utilisée pour modifier les pondérations RNA. Le choix des variables d'entrée introduites dans la couche d'entrée était basé sur l'approche par étapes. Le nombre de nœuds dans la couche masquée a été déterminé en fonction de la valeur maximale du coefficient de corrélation. L'architecture et la géométrie finales du réseau ont été testées pour éviter le surajustement. Les modèles CCRNA sélectionnés ont donné de très bons résultats pour les deux rivières et semblent prometteurs d'être applicables à l'estimation des valeurs mensuelles manquantes des paramètres de qualité de l'eau dans les rivières.

(**Hatim & Aydınoğlu 2008**) ont utilisé une approche RNA utilisant six variables pour la prédiction initiale des solides en suspension dans le ruisseau au barrage de Mamasin.

(**Huiqun & Ling 2008**) ont étudié l'évaluation de la qualité de l'eau à l'aide de l'RNA. Leur article présente l'interface RNA et la logique floue, puis utilise RNA dans l'évaluation de la qualité de l'eau du lac « Dongchang » dans la ville de Liaocheng.

Dans la simulation de la modélisation régionale de la qualité de l'eau de mer, (**Palani et al. 2008**) ont également utilisé l'approche RNA. La raison du choix de ce modèle est mentionnée comme sa capacité à représenter des relations non seulement linéaires mais aussi non linéaires et à apprendre ces relations directement à partir des données utilisées dans la modélisation. Les paramètres étudiés sont la salinité, la T, l'OD et le chl-a dans l'étude. Pour les données de test d'entraînement et de surajustement, la précision de la simulation (coefficient d'efficacité- R^2) variait entre 0,8 et 0,9. Cela a montré que l'RNA a un grand potentiel pour simuler la variable de qualité de l'eau.

(**Najah et al. 2009**) ont évalué la qualité de l'eau de la rivière Johor, en Malaisie, et discuté des mesures visant à élaborer un meilleur plan de gestion des ressources en eau. Ils ont constaté qu'une approche de modélisation classique basée sur les processus pouvait fournir une prévision relativement bonne des paramètres de qualité de l'eau. Cependant, ces modèles reposaient sur des données volumineuses et nécessitaient de nombreuses données d'entrée souvent inconnues. De nouvelles approches telles que les techniques d'Intelligence Artificielle ont prouvé leur capacité et leur applicabilité à simuler et modéliser divers phénomènes physiques dans le domaine de l'ingénierie des ressources en eau.

(**Varma & Vijayan 2009**) ont mené des recherches pour prédire la concentration de coliformes fécaux dans les eaux de surface de la rivière « Achancovil » au Kerala, en Inde. Différents modèles inductifs ont été développés en utilisant RNA et comparés à un modèle statistique, développés avec l'outil SPSS et en utilisant les mêmes paramètres. Les modèles RNA a été développés à l'aide de 5 variables d'environnement facilement disponibles telles que la température, le pH, la turbidité, la valeur de débit et la D.O. Sur les données collectées pendant cinq années consécutives de 1996 à 2000, les données des quatre premières années ont été utilisées pour le développement du modèle RNA, la formation des moyens et les tests, et les données de l'an 2000 ont été utilisées pour la simulation. Parmi toutes les différentes combinaisons de paramètres d'entrée pour le développement du modèle, la corrélation la plus élevée a été obtenue lorsque le pH, la turbidité, la valeur de débit et les valeurs de D.O ont été utilisés comme entrées. Le coefficient de corrélation de 0,911 a été atteint avec RNA, tandis qu'avec SPSS, il était de 0,874. Il était clair que les modèles RNA surpassait les modèles statistiques avec le même type et le même nombre de variables utilisées.

Dans l'étude de (**Singh et al. 2009**), le calibrage, la validation et l'application de modèles RNA sont effectuées afin de déterminer les niveaux d'oxygène dissous (DO) et de demande biochimique en oxygène (DBO) dans la rivière Gomti (Inde). Deux modèles différents ont été étudiés, validés et testés dans l'eau de rivière par onze variables d'entrée de la qualité de l'eau qui sont mesurées sur une période de 10 ans. Le coefficient de détermination (R^2) et les valeurs RMSE sont calculés pour les modèles DO et DBO. Pour R^2 est compris entre 0,70 et 0,76 pour l'OD pour la formation, la validation et le test, alors qu'il est entre 0,77 et 0,85 pour la DBO pour la formation, la validation et le test. En revanche, le RMSE est compris entre 1,23 et 1,5 pour l'OD et entre 1,38 et 2,25 pour la DBO. Cette étude montre que les réseaux de neurones sont un outil efficace pour l'estimation de la qualité de l'eau des rivières.

(**Yan et al. 2010**) ont utilisé un système d'inférence neuro-floue adaptatif (ANFIS) pour classer l'état de la qualité de l'eau des rivières en Chine. Un ensemble de données a été collecté auprès de 100 stations de surveillance dans tous les principaux bassins fluviaux de Chine et utilisé pour la formation et la validation du modèle. ANFIS est un réseau à action directe multicouche qui est généralement utilisé dans les algorithmes d'apprentissage des réseaux neuronaux et la logique floue pour mapper un espace d'entrée vers un espace de sortie. La performance était plus compétitive par rapport aux réseaux de neurones artificiels. Il a été appliqué à l'évaluation et à la classification de l'état de la qualité de l'eau.

(**Holger et al. 2010**) a fait une revue détaillée des méthodes utilisées pour le développement de réseaux neuronaux pour la prédiction des variables des ressources en eau dans les systèmes fluviaux. Dans leur étude, les étapes du développement des modèles RNA sont décrites et des taxonomies d'approches ont été introduites pour chacune des étapes. Afin d'obtenir un aperçu de la pratique actuelle, les méthodes de développement de l'RNA ont été évaluées sur la base des taxonomies de 210 articles de revues qui ont été publiés de 1999 à 2007 et se concentrent sur la prédiction des variables des ressources en eau dans les systèmes fluviaux. Les résultats obtenus indiquent que la grande majorité des études se concentrent sur la prévision du débit, avec très peu d'applications à la qualité de l'eau. Les méthodes utilisées pour déterminer les entrées du modèle, les sous-ensembles de données appropriés et la meilleure structure de modèle ont généralement été obtenues de manière ad hoc et ont nécessité une attention supplémentaire. Bien que les perceptrons multicouches soient toujours l'architecture de modèle la plus populaire, d'autres architectures de modèle sont également largement utilisées. En ce qui concerne l'étalonnage du modèle, les méthodes basées sur le gradient sont utilisées presque exclusivement. En conclusion, malgré une quantité importante d'activités de recherche sur l'utilisation des RNA pour la prédiction et la prévision des variables des ressources en eau dans les systèmes fluviaux, peu d'entre elles sont axées sur les questions méthodologiques. Par conséquent, il est toujours nécessaire de développer des approches robustes de développement de modèles RNA.

Pour la prédiction des valeurs de l'indice de qualité des eaux (IQE) dans des zones urbaines proche aux mines, le système d'inférence neuro floue adaptative (ANFIS) a été utilisé et donné des bonne résultats (**Mrutyunjaya Sahu et al. 2011**).

(**Mahmoud Khaki et al. 2014**) évalue le potentiel de l'application du système neuro-flou et du réseau neuronal pour simuler les niveaux de conductivité électrique et de solides dissous totaux, en utilisant les valeurs d'autres paramètres de qualité de l'eau existants. Les auteurs utiliser des données sur la qualité de l'eau ont été analysées à partir de cinq stations d'échantillonnage sur six ans de 2008 à 2013, dans le bassin de Langat, en Malaisie. Cette étude a été conclu que les approches d'intelligence artificielle et les modèles adaptatifs de système d'inférence neuro-floue en particulier sont capables d'interpréter le comportement des paramètres de qualité de l'eau.

Pour mieux comprendre les relations non linéaires complexes entre le climat, l'extraction des eaux souterraines et les écoulements des eaux de surface avec le niveau des eaux souterraines dans les régions agricoles et pour but de prédire les changements de niveau des eaux souterraines, (**Sahoo et al. 2017**) développons un nouveau cadre de modélisation d'ensemble basé sur l'analyse spectrale, l'apprentissage automatique et l'analyse des incertitudes, comme alternative aux modèles physiques complexes et coûteux en calcul. Cette nouvelle approche été appliquer et évaluer dans le contexte de deux systèmes aquifères soutenant la production agricole aux États-Unis : l'aquifère des High Plains (HPA) et l'aquifère alluvial de la vallée du Mississippi (MRVA). Comme prévu, les résultats du modèle suggèrent que la demande d'irrigation a la plus grande influence sur le changement du niveau des eaux souterraines pour la majorité des puits. Le sous-ensemble d'observations d'eau souterraine non utilisé dans l'entraînement du modèle ou la validation croisée est fortement corrélé ($R > 0,8$) avec les résultats du modèle pour 88 et 83 % des puits dans la HPA et la MRVA, respectivement. Dans les

deux systèmes aquifères, l'erreur dans le changement de niveau cumulé des eaux souterraines modélisé au cours des essais (2003-2012) était inférieure à 2 m sur la majorité de la zone.

Différents modèles d'intelligence hybride basés sur le système d'inférence neuro-flou adaptatif (ANFIS) intégré à des modèles de clustering de données floues (FCM), de partition de grille (GP) et de cluster soustractif (SC) sont utilisés dans la modélisation de l'indice de qualité de l'eau de rivière (IQE). Les enregistrements de mesure mensuels appartenant à la rivière Selangor située en Malaisie ont été sélectionnés pour construire les modèles prédictifs. Le processus de modélisation comprenait plusieurs termes de qualité de l'eau comptant des variables physiques, chimiques et biologiques, tandis que l'IQE était la variable cible. À la première étape de la recherche, l'analyse statistique pour chaque paramètre de qualité de l'eau a été analysée en fonction de l'IQE. Alors que dans la deuxième étape, les modèles prédictifs ont été établis. La découverte de cette recherche fournit un modèle informatique souple autorisé pour déterminer l'IQE qui peut être utilisé à la place de la procédure conventionnelle qui consomme du temps, des coûts, des efforts et parfois des erreurs de calcul (**Yaseen et al. 2018**).

Trois modèles d'apprentissage automatique largement utilisés, à savoir les réseaux de neurones artificiels (ANN), les machines à vecteurs de support (SVM) et l'amplification de gradient extrême (XGB), ont été évalués pour leur efficacité à prédire les niveaux de contamination à l'aide de données éparses avec des relations non linéaires. La capacité prédictive des modèles a été évaluée à l'aide d'un ensemble de données composé de 303 puits dans 12 États du Midwest aux États-Unis. De multiples caractéristiques hydrogéologiques, de qualité de l'eau et d'utilisation des terres ont été choisies comme variables indépendantes, et les classes étaient basées sur les plages de concentration mesurées de nitrate et de pesticide. Cette étude évalue les performances de classification des modèles pour des scénarios à deux, trois et quatre classes et les compare aux modèles de régression correspondants. Les performances des modèles sont rapportées à l'aide de plusieurs métriques, à la fois insensibles au déséquilibre de classe (précision) et sensibles au déséquilibre de classe (score F1 et MCC). Enfin, l'étude évalue l'importance des caractéristiques à l'aide des valeurs de Shapley de la théorie des jeux pour classer les caractéristiques de manière cohérente et offrir une interprétabilité du modèle. (**Bedi et al. 2020**)

(**El Bilali et al. 2021**) vise à prévoir le total des solides dissous (TDS), la salinité potentielle (PS), le rapport d'adsorption de sodium (SAR), le pourcentage de sodium échangeable (ESP), le rapport d'adsorption de magnésium (MAR) et les paramètres de carbonate de sodium résiduel (RSC) par utiliser la Conductivité (EC), Température (T) et pH comme entrées. Pour atteindre cet objectif, les auteurs développé et évalué des modèles d'amplification adaptative (Adaboost), de forêt aléatoire (FA), de réseau neuronal artificiel (RNA) et de régression vectorielle de support (SVR) en utilisant 520 échantillons de données liées à quatorze paramètres de qualité des eaux souterraines dans l'aquifère de Berrechid, Maroc. Les résultats ont révélé que les performances globales de prédiction des modèles Adaboost et FA sont supérieures à celles de SVR et RNA. Cependant, la capacité de généralisation et la sensibilité aux analyses d'entrées montrent que les modèles RNA et SVR sont plus généralisables et moins sensibles aux variables d'entrée qu'Adaboost et RF.

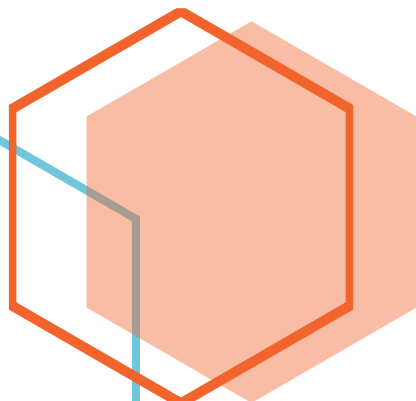
I-6. CONCLUSION

Après l'étude bibliographique, il est clair que la zone d'étude est encore vierge ou les investigations sur la qualité des eaux sous terraines présent par le travail de **(Kateb et al. 2018)** et le travail de **(Mekhloufi et al. 2020)** ou ils sont concentrés sur la nappe Dévonien inférieur et sur le problème de fer dans l'eau. Le développement d'un indice régional de qualité de l'eau et l'implication des modèles d'intelligence artificielle est absente, dans cette thèse on va faire une investigation plus large, ou on va étudier la qualité des eaux sous terraines de six nappes différentes. Aussi, une comparaison entre huit modèles dérivés de quatre différentes familles d'apprentissage automatique sera présentée dans le chapitre sept pour but de sélectionner la meilleure méthode pour l'estimation de l'indice de qualité des eaux dans la zone d'étude.



CHAPITRE II

Géo chimie des eaux souterraines



II-1. Introduction

Dans toute évaluation des ressources en eaux souterraines, la qualité de l'eau est d'une importance presque égale à la quantité disponible. En d'autres termes, les caractéristiques physiques, chimiques et biologiques de l'eau sont d'une importance majeure pour déterminer si l'eau convient ou non à un usage domestique, industriel ou agricole. En outre, les détails relatifs à la qualité des eaux souterraines peuvent éclairer des facteurs tels que l'interconnexion entre les eaux de surface et les aquifères, le mouvement et le stockage des eaux souterraines. Lorsque l'eau s'infiltré dans le sol, sa qualité est modifiée par un certain nombre de processus. Par exemple, la quantité de précipitations qui pénètre dans le sol et la perte par évaporation du sol influencent le caractère des eaux souterraines, tout comme la réaction de cette dernière avec les particules du sol. Dans ce chapitre, une présentation générale sur les propriétés physique et chimique, les processus chimique et les interactions entre les eaux souterraines et les roches sera posé.

II-2. Propriétés physiques des eaux souterraines

La température, la couleur, la turbidité, l'odeur et le goût sont les propriétés physiques les plus importantes des eaux souterraines par rapport à l'approvisionnement en eau. Les eaux souterraines ne subissent des fluctuations appréciables de température qu'à faible profondeur, en dessous desquelles les températures restent relativement constantes. En fait, la profondeur à laquelle les températures sont plus ou moins uniformes se produit à environ 10 m sous les tropiques, augmentant jusqu'à environ 20 m dans les régions polaires, bien que le type de roche, l'altitude, les précipitations et le vent puissent produire des écarts locaux importants. (**Collins, 1925**) a noté qu'aux États-Unis, la température des eaux souterraines présentes à une profondeur de 10 à 20 m de la surface du sol est généralement d'environ 1 à 2 °C plus élevée que la température annuelle moyenne de l'air. Sous la zone d'influence de surface, les températures des eaux souterraines augmentent d'environ 1°C tous les 30 m de profondeur, c'est-à-dire en fonction du gradient géothermique.

La couleur des eaux souterraines peut être attribuable à des matières organiques ou minérales transportées en solution. Par exemple, des décolorations brun clair à brun foncé peuvent se produire dans les eaux souterraines qui ont été en contact avec de la tourbe ou d'autres dépôts organiques. Une décoloration brunâtre peut également résulter de l'exposition à l'atmosphère des eaux souterraines contenant du fer ferreux dissous. Cela conduit à la formation d'hydroxydes ferriques insolubles. La détermination de la couleur des eaux souterraines est effectuée en comparant un échantillon d'eau d'un volume donné à celui d'un autre, de volume égal, possédant un indice de couleur standard de 500 (**Hem, 1970**). La couleur de l'eau est exprimée en unités entre 0 et 500.

La turbidité des eaux souterraines est principalement causée par la présence de particules d'argile et de limon provenant de l'aquifère. En d'autres termes, la turbidité est une mesure de la quantité de matière en suspension et colloïdale présente dans les eaux souterraines. Cela peut être dû au fait que le puits concerné est peu développé ou aux ouvertures de tamis trop grandes. L'oxydation du fer ferreux dissous pour former des hydroxydes ferriques insolubles contribue également à la turbidité. La filtration naturelle qui se produit lorsque les eaux souterraines s'écoulent à travers des dépôts non consolidés enlève en grande partie ces matières des eaux souterraines.

Les goûts et les odeurs peuvent provenir de la présence de matières minérales, de matières organiques, de bactéries ou de gaz dissous. Les bactéries les plus notables parmi les bactéries qui peuvent causer des problèmes de goût et d'odeur sont *Crenothrix*, *Leptothrix* et *Gallionella* (bactéries du fer) et les bactéries sulfate-réductrices (**Walker, 1978**). Ces problèmes sont surmontés en utilisant un désinfectant.

II-3. Chimie des eaux souterraines

II-3.1. Les éléments major dans les eaux souterraines

Les éléments chimiques présents dans les eaux souterraines proviennent des précipitations, des processus organiques qui se produisent dans le sol et de la dégradation des minéraux dans la roche à travers laquelle les eaux souterraines s'écoulent. Certains de ces constituants sont présents en quantités significatives, tandis que d'autres sont d'une importance mineure ou sont présents sous forme de traces (Tableau II-1).

Tableau 0-1 Abondance relative des solides dissous dans l'eau potable (Davis & DeWiest 1966)

Les éléments major (1.0 to 1000 mg/l)	Les éléments secondaires (0.01 to 10.0 mg/l)	Les éléments minors (0.0001 to 0.1 mg/l)	Les éléments trace (< 0.001 mg/l)
Sodium	Fer	Antimoine*	Béryllium
Calcium	Strontium	Aluminium	Bismuth
Magnésium	Potassium	Arsenic	Cérium*
Bicarbonates	Carbonate	Baryum	Césium
Sulfates	Nitrate	Bromure	Gallium
Chlorure	Fluorure	Cadmium*	Or
Silice	Bore	Chrome*	Indium
		Cobalt	Lanthane
		Cuivre	Niobium*
		Germanium*	Platinum
		Lodide	Radium
		Plomb	Ruthénium*
		Lithium	Scandium*
		Manganèse	Argent
		Molybdenum	Thallium*
		Nickel	Thorium*
		Phosphate	Étain
		Rubidium*	Tungstène*
		Sélénium	Ytterbium
		Titanium*	Yttrium*
		Uranium	Zirconium*
		Vanadium	
		Zinc	

* Ces éléments occupent une position incertaine dans la liste

Les constituants chimiques de l'eau de pluie ne sont présents qu'en petites quantités. Les principaux composants sont : le chlorure (Cl) qui tend à varier de 0,1 à 100 mg /l, le sodium (Na) de 0,1 à 50 mg / l, le calcium (Ca) de 0,1 à 20 mg / l, les sulfates (SO₄) de 0,1 à 20 mg/1 et le magnésium (Mg) de 0,1 à 10 mg/1. Mais dans les eaux souterraines peu profondes, l'évapotranspiration peut augmenter leurs proportions. L'eau de pluie dans les zones arides à une teneur en sel plus élevée que dans les zones humides,

la raison étant que la plupart des sels dissous sont d'origine continentale, provenant de poussières dans l'atmosphère.

Comme indiqué ci-dessus, la solution de carbonates, en particulier de carbonate de calcium et de magnésium, est principalement due à la formation d'acide carbonique faible dans les horizons du sol où le CO₂ est dissous par l'eau du sol. Le calcium présent dans les eaux souterraines des roches sédimentaires provient de la calcite, de l'aragonite, de la dolomie, de l'anhydrite et du gypse. (**Weyl 1958**) a soutenu que dans la zone de saturation des terrains calcaires, la dissolution de la calcite se produit normalement assez rapidement pour que l'eau soit toujours saturée de calcite. En revanche, la précipitation de la calcite est considérablement plus lente. Dans les roches ignées et métamorphiques, le calcium est fourni par les feldspaths, les pyroxènes et les amphiboles et les minéraux moins courants tels que l'apatite et la wollastonite.

Le carbonate et le bicarbonate de calcium sont les constituants dominants trouvés dans la zone de circulation active et sur une certaine distance sous le couvert de strates plus jeunes. La concentration normale de calcium dans les eaux souterraines varie de 10 à 100 mg/l. De telles concentrations n'ont aucun effet sur la santé et il a été suggéré que jusqu'à 1000 mg/l peuvent être inoffensifs.

Les réactions impliquées dans la solution de magnésium à partir de minéraux carbonates sont similaires à celles de la solution de calcite, c'est-à-dire que la solubilité du carbonate de magnésium est également contrôlée par la quantité de dioxyde de carbone dans les eaux souterraines. Cependant, (**Garrels et al. 1960**) ont noté que la solubilité du carbonate de magnésium est supérieure à celle du carbonate de calcium et que la précipitation de la dolomite à partir de la solution est extrêmement lente. Ils ont poursuivi en suggérant que les conditions d'équilibre en ce qui concerne la magnésite ou la dolomite ne se produisent probablement pas dans des conditions de basse température-pression.

La dolomite est la source commune de magnésium dans les roches sédimentaires, les minéraux évaporés plus rares tels que l'epsomite, la kiersérite, la kainite et la carnallite ne sont pas des contributeurs importants. L'olivine, la biotite, la hornblende et l'augite font partie des minéraux qui apportent des contributions significatives dans les roches ignées et la serpentine, le talc, le diopside et la trémolite sont parmi les contributeurs métamorphiques.

Malgré les solubilités plus élevées de la plupart de ses composés (le sulfate de magnésium et le chlorure de magnésium sont tous deux très solubles), le magnésium se trouve généralement en concentrations moindres dans les eaux souterraines que le calcium. Cela est probablement dû au fait que la dissolution de la dolomite est un processus lent et que le calcium est plus abondant dans la croûte terrestre. Les concentrations courantes de magnésium vont d'environ 1 à 40 mg / l, les concentrations supérieures à 100 mg / l sont rarement rencontrées sauf dans l'eau de mer et les saumures (**Dep 2014**).

La plupart des ions bicarbonate dans les eaux souterraines sont dérivés du dioxyde de carbone et de la solution de roches carbonatées. Des concentrations de bicarbonate comprises entre 50 et 400 mg/l se retrouvent couramment dans les eaux souterraines. En revanche, les concentrations de carbonates dans les eaux souterraines ne sont généralement pas supérieures à 10 mg/l. En effet, la dissolution des ions bicarbonate pour donner des ions carbonate est principalement efficace au-dessus d'une valeur de pH de 8,2. En dessous de cette valeur, le rapport des ions bicarbonate aux ions carbonate dépasse fréquemment 100 pour 1.

Les sels de sodium sont très solubles et ne précipiteront pas à moins que des concentrations de plusieurs milliers de parties par million ne soient atteintes. Le seul mécanisme courant d'élimination de grandes quantités d'ions sodium de l'eau est l'échange de cations qui opère si les ions sodium sont en grande abondance. La conversion du bicarbonate de calcium en bicarbonate de sodium explique sans aucun doute l'élimination de certains ions sodium de l'eau de mer qui a envahi les aquifères d'eau douce (**Hoather, 1958**). Ce processus est réversible.

Le sodium n'est pas un constituant essentiel de nombreux minéraux principaux formant la roche, le feldspath plagioclase étant l'exception. Par conséquent, le plagioclase est la principale source de la plupart du sodium dans les eaux souterraines. Dans certaines conditions, certains minéraux argileux peuvent libérer des ions sodium échangeables. De toute évidence, dans les zones de dépôts évaporitiques, l'halite est une source importante.

Les sources courantes de potassium dans les eaux souterraines sont les feldspaths et les micas des roches ignées et métamorphiques. Les minéraux potassiques tels que la sylvite se produisent dans certaines séquences évaporitiques, mais leur contribution n'est pas importante. Comme le sodium, le potassium est très soluble et n'est donc pas facilement éliminé de l'eau sauf par échange d'ions. Bien que l'abondance de potassium dans la croûte terrestre soit similaire à celle du sodium, sa concentration dans les eaux souterraines est généralement inférieure à un dixième de celle du sodium. La plupart des eaux souterraines contiennent moins de 10 mg/l (**Brindha et al. 2017**).

Les roches sédimentaires telles que les schistes et les argiles peuvent contenir de la pyrite ou de la marcassite dont le soufre peut être dérivé. Cependant, la plupart des ions sulfate sont probablement dérivés de la solution de minéraux sulfate de calcium et de magnésium présents dans les séquences évaporitiques, le gypse et l'anhydrite étant les plus courants. La concentration de l'ion sulfate dans l'eau peut être affectée par les bactéries réductrices de sulfate. Les produits de la réduction du sulfate sont le sulfure d'hydrogène et le dioxyde de carbone, par conséquent une diminution de l'ion sulfate est fréquemment associée à une augmentation de l'ion bicarbonate. Les concentrations de sulfate dans les eaux souterraines sont généralement inférieures à 100 mg/l et peuvent être inférieures à 1 mg/l si les bactéries sulfato-réductrices sont actives. Dans les saumures de sulfate de magnésium, la concentration dépasse parfois 100000 mg/l (**Sharma & Kumar 2020**).

La teneur en chlorures des eaux souterraines peut être due à la présence de chlorures solubles provenant des roches, à l'intrusion saline, aux eaux connates et juvéniles, ou à la contamination par les effluents industriels ou les eaux usées domestiques. Le chlorure est un constituant mineur de la croûte terrestre, la sodalite et l'apatite sont les seuls minéraux ignés et métamorphiques contenant du chlorure comme constituant essentiel. L'halite est l'une des principales sources minérales. Comme dans le cas du sulfate, l'atmosphère contribue probablement de manière significative à la teneur en chlorures des eaux de surface, celles-ci contribuant à leur tour aux eaux souterraines. Le lessivage des chlorures qui se sont accumulés dans les couches supérieures du sol peut être une source importante de chlorure dans les climats secs. Les eaux souterraines contenant des quantités importantes de chlorure ont également tendance à contenir de grandes quantités de sodium. Habituellement, la concentration de chlorure dans les eaux souterraines est inférieure à 30 mg/l, mais des concentrations de 1000 mg/l ou plus sont courantes dans les régions arides, alors que dans les saumures plus de 150000 mg/l ont été notées (**Sameer et al. 2011**).

La majeure partie de l'azote des eaux souterraines provient probablement de la biosphère. Par exemple, les ions nitrate sont dérivés de l'oxydation d'une matière organique en décomposition, en particulier celle à haute teneur en protéines. Dans ce dernier cas, la présence d'ions nitrate peut indiquer une source de pollution et leur apparition est généralement associée à des sources d'eaux souterraines peu profondes. De plus, l'azote moléculaire de l'atmosphère peut être transformé en matière organique par des bactéries fixatrices d'azote qui vivent dans des nodules sur les racines des légumineuses. Lorsque les plantes meurent et se décomposent, l'azote est minéralisé par les bactéries du sol en ammoniac (**Mingzhu et al. 2014**).

Dans des conditions anaérobies, l'ammoniac peut être absorbé par les minéraux argileux et la matière organique du sol, sinon il est oxydé par les bactéries nitrifiantes pour former du nitrate. L'eau d'infiltration peut lessiver les ions nitrate des couches supérieures du sol.

Si les processus naturels d'enrichissement en azote sont actifs depuis un certain temps, les niveaux d'azote nitrique dans les eaux souterraines peuvent être d'environ 1 à 50 mg / l. (**Kreitler & Jones, 1975**) ont trouvé des concentrations de NO₃-N variant de moins de 0,2 mg / l à plus de 690 mg / l dans les eaux souterraines du centre-ouest du Texas. Ils ont conclu que la majeure partie de ce nitrate était dérivée de l'azote naturel du sol développé dans le cadre d'une agriculture sur terre sèche avec une utilisation minimale d'engrais. Cet exemple illustre comment le nitrate peut être concentré dans l'eau lessivée de la zone racinaire.

Les concentrations de nitrate dans l'eau douce ne dépassent généralement pas 5 mg / l, bien que dans les zones rurales où l'engrais nitré est généreusement appliqué, les concentrations peuvent dépasser 600 mg / l. Le nitrite se trouve dans les eaux souterraines à des concentrations beaucoup plus faibles que le nitrate. Les niveaux d'ammoniac-azote dans les eaux souterraines dépassent rarement quelques milligrammes par litre. L'azote organique est présent à des concentrations négligeables (**Hamil & Bell. 1986**).

Bien que le silicium soit le deuxième élément le plus abondant de la croûte terrestre et qu'il soit présent dans presque tous les principaux minéraux formant la roche, ce n'est pas l'un des constituants les plus abondants des eaux souterraines. En effet, la silice (SiO₂) n'est que légèrement soluble dans l'eau. La dissolution des minéraux silicatés autres que le quartz et les minéraux argileux représente la majeure partie de la silice présente en solution dans les eaux souterraines. À des valeurs de pH inférieures à 9 et à une température de 25 °C, le silicate se présente en solution sous forme de molécules dispersées d'acide silicique (H₄SiO₄) à l'état non ionisé, lorsque sa concentration est inférieure à 100 à 140 mg/l (**Krauskopf 1956**). À des concentrations plus élevées, l'acide silicique polymérise pour former des gels colloïdaux. Au-dessus d'un pH de 9, les ions silicates, du fait de la dissociation de l'acide silicique, se produisent en solution en quantités importantes et la solubilité des silicates augmente rapidement, elle devient très élevée, passant de 200 à plus de 2000 mg/l de SiO₂ à une valeur de pH de 12. La silice devient également plus soluble lorsque les températures sont supérieures à 25 °C. Les eaux souterraines, cependant, contiennent généralement entre 5 et 40 mg/l de silice, bien que des valeurs élevées puissent être enregistrées dans l'eau des roches volcaniques.

Le fer forme environ 5 pour cent de la croûte terrestre et est contenu dans un grand nombre de minéraux dans les roches ainsi que sous forme de corps minéralisés. L'altération chimique de ces minéraux rend disponible de grandes quantités de fer, mais celui-ci est généralement converti en oxydes de fer insolubles. Normalement, le fer se

trouve dans les eaux souterraines sous forme de Fe^{2+} , $\text{Fe}(\text{OH})_3$ ou FeOH_3 (**Hem, 1970**). La forme et la quantité de fer en solution dans les eaux souterraines à l'équilibre chimique sont contrôlées par la nature des minéraux de fer présents, la valeur du pH et du potentiel redox (Eh), et l'activité des autres ions en solution, notamment la concentration de HCO_3 . Lorsque le fer se trouve dans les eaux souterraines à des concentrations de 1 mg/l ou plus, il le fait à l'état ferreux et il est retenu en solution par un pH sensiblement inférieur à 7,0 ou un faible potentiel redox. Ce dernier se produit généralement dans les eaux souterraines qui ne sont pas en contact avec l'air. Lorsqu'une telle eau souterraine est exposée à l'air, l'oxygène élève l'Eh de la solution, le fer est alors oxydé à l'état ferrique et précipité sous forme d'hydroxyde ferrique, provoquant une coloration brune de l'eau. La solubilité du fer ferrique ne dépasse 1 mg/l que lorsque le pH tombe en dessous de 3,8 ou à une valeur élevée de Eh. Les concentrations de fer ferreux dans les eaux souterraines sont normalement comprises entre 1 et 10 mg/l (**Hamil & Bell, 1986**).

II-3.2. Éléments mineurs, éléments traces et radionucléides.

(**Durum & Haffty, 1961**) ont défini les éléments mineurs des eaux souterraines comme ceux qui ne dépassent généralement pas 1 mg/l. La présence d'éléments mineurs et traces dans l'eau peut affecter la santé des animaux et des plantes. Plusieurs éléments mineurs sont préoccupants en raison de leurs effets toxiques. Par exemple, l'arsenic ne doit pas dépasser 0,01 à 0,1 mg/l dans l'eau potable, ni le baryum ni le cuivre ne doivent dépasser 1 mg/l, ni le chrome ni le plomb 0,05 mg/l, le cadmium 0,01 mg/l ou le mercure 0,002 mg/l.

Bien que l'un des éléments les plus abondants de la croûte terrestre, la quantité d'aluminium, en raison de sa faible solubilité, se situe généralement entre 0,005 et 0,3 mg/l dans les eaux souterraines normales et il en contient rarement plus de 0,5 mg/l.

Le manganèse est rejeté dans les eaux souterraines par l'altération de minéraux tels que la biotite et la hornblende. Lorsqu'il est exposé à l'atmosphère, le Mn^{2+} est oxydé pour former des oxydes hydratés beaucoup moins solubles. La plupart des eaux contiennent moins de 0,2 mg/l de manganèse.

La fluorite, l'apatite et certaines amphiboles agissent comme des sources de fluorure pour les eaux souterraines. L'apatite, cependant, a une très faible solubilité. Les concentrations naturelles de fluor dans les eaux souterraines varient souvent d'environ 0,01 à 10 mg/l. En effet, les concentrations de fluorure dépassent parfois 10 mg/l et sont connues pour atteindre plus de 30 mg/l. Ces concentrations élevées ont tendance à être associées à un pH élevé. La quantité de fluor présente semble être limitée par la solubilité du fluorite (CaF_2) qui est d'environ 9 mg/l de fluorure dans l'eau pure. Cependant, une eau à haute teneur en calcium ne contient pas plus d'environ 1 mg/l de fluorure.

La plupart de l'eau ne contient qu'environ 1 mg/l de bromure pour chaque 300 mg/l de chlorure. Le bromure ne nuit pas à la santé des animaux ou des plantes lorsqu'il est présent à des concentrations normales dans les eaux souterraines.

L'iode est concentré par les plantes et les animaux de sorte qu'après la mort, la décomposition le libère dans les eaux souterraines.

Le bore se trouve dans la tourmaline et est émis sous forme de fluorure de bore et d'acide borique lors des éruptions volcaniques. Par conséquent, l'eau des zones volcaniques peut contenir de fortes concentrations de bore. Bien que le bore soit essentiel à une croissance saine des plantes, il est nocif s'il est présent dans les eaux souterraines

en quantités importantes. Cependant, les sensibilités des plantes au bore varient considérablement. Par exemple, les citronniers peuvent être endommagés par aussi peu que 0,5 mg/l alors que la luzerne peut tolérer 10 mg/l si le drainage du sol est bon. La quantité normale contenue dans les eaux souterraines varie de 0,01 à 1,0 mg/l.

La concentration de strontium dans les eaux souterraines est probablement limitée par l'échange de cations avec des argiles riches en calcium. Dans la plupart des eaux souterraines, sa concentration varie entre 0,01 et 1,0 mg/l.

Le plus grand nombre de radionucléides naturels dans les eaux souterraines sont appelés radionucléides primordiaux et ceux-ci ont des demi-vies exceptionnellement longues. Certains de ces radionucléides se décomposent pour donner des produits filles également radioactives. Les radionucléides les plus abondants sont K^{40} , Rb^{87} , Th^{233} , U^{235} et U^{238} . Les concentrations d'uranium dans les eaux souterraines varient généralement entre 0,0001 et 0,01 mg/l. Les produits filles importantes sont le Rn^{222} et le Ra^{226} qui sont dérivés de U^{238} . Un autre groupe de radionucléides naturels provient de l'activation des rayons cosmiques des nucléides stables N^{14} , O^{16} et Ar^{40} . Les produits les plus connus de cette activation sont le tritium (H^3) et le carbone-14 (C^{14}). Les radionucléides ont tendance à être facilement adsorbés par les minéraux argileux et la matière organique (**Hamil & Bell, 1986**).

II-3.3. Total des solides dissous et dureté des eaux souterraines

Le total des solides dissous (TDS) dans un échantillon d'eau souterraine comprend tous les matériaux solides en solution, qu'ils soient ionisés ou non. La quantité de solides dissous dans les eaux naturelles varie de moins de 10 mg/l dans la pluie et la neige à plus de 300 000 mg/l dans certaines saumures. L'eau pour la plupart des usages domestiques et industriels doit contenir moins de 1 000 mg/l et la teneur en TDS de l'eau pour la plupart des usages agricoles ne doit pas être supérieure à 3 000 mg/l. Les eaux souterraines ont été classées par (Hem, 1970) en fonction de leur teneur totale en solides dissous dans le tableau II-2.

Tableau 0-2 : Classement des eaux souterraines a la base de TDS.

Eau douce	< 1000 mg/l
Modérément saline	3000 mg/l à 10000 mg/l
Très salin	10000 mg/l à 35000 mg/l
Eau saumâtre	> 35000 mg/l

La dureté de l'eau est liée à sa réaction avec le savon et au tartre et aux incrustations qui se forment dans les chaudières et les tuyaux où l'eau est chauffée et transportée. Elle est attribuable à la présence d'ions métalliques divalents, le calcium et le magnésium étant les plus abondants dans les eaux souterraines. Les eaux dérivées d'aquifères de calcaire ou de dolomie contenant du gypse ou de l'anhydrite peuvent contenir 200 à 300 mg/l de dureté ou plus. L'eau à usage domestique ne doit pas contenir plus de 80 mg/l de dureté totale.

La dureté, H_T , est généralement exprimée en termes d'équivalent de carbonate de calcium, d'où

$$H_t = Ca \times (CaCO_3/Ca) + Mg \times (CaCO_3/Mg)$$

Où H_T , Ca et Mg sont mesurés en mg/l et les rapports en poids équivalents. Cette équation se réduit à

$$H_T = 2.5Ca + 4.1Mg$$

Le degré de dureté de l'eau a été décrit dans le tableau II-3.

Tableau II-3 : Degré de dureté de l'eau.

Description	Dureté en mg/l de CaCO ₃	
	D'après Sawyer & McCarty (1967)	D'après Hem (1970)
Eau douce	< 75	< 60
Modérément dure	75 à 150	60 à 120
Dure	150 à 300	120 à 180
Très dure	> 300	> 180

II-4. Réactions dans le sol

Les eaux souterraines sont une solution chimique complexe à l'état dynamique, dont la composition est en grande partie attribuable à la dissolution de matière dans les sols et les roches par la percolation des eaux et aux réactions chimiques entre cette eau et le milieu récepteur. La dissolution des minéraux des roches est généralement provoquée par une attaque acide. L'acide carbonique est formé par la solution de CO₂ dans l'eau de pluie. Cependant, la quantité de CO₂ présente dans l'atmosphère est très faible (**Chakraborty 2021**). Plusieurs centaines de fois cette concentration se trouve dans le sol en raison du CO₂ émis par les organismes vivants et par l'oxydation de la matière organique. Par exemple, selon (**Thorne & Peterson, 1954**) 2 à 101 de CO₂/ jour /m² de surface sont produits dans un sol où les plantes poussent vigoureusement. De telles quantités de CO₂ si dissoutes dans l'eau donneraient 550 à 2750 mg/l de HCO₃. Par comparaison, l'eau de pluie en équilibre avec la pression partielle de CO₂ dans l'atmosphère pourrait contenir 60 à 100 mg/l de HCO₃. D'autres acides tels que HNO₃, HNO₂ et l'acide humique sont formés à la suite de la décomposition de la matière organique et de l'acide sulfurique est produit lorsque des minéraux tels que la pyrite (FeS₂) se décomposent (**Byrne 2013**).

La composition chimique des eaux souterraines peut être modifiée par la précipitation d'ions de la solution pour former des composés insolubles. Ces réactions sont généralement associées à des changements de température et de pression. Par exemple, la précipitation du carbonate de calcium et la libération de dioxyde de carbone dissous peuvent résulter d'une diminution de la pression et/ou d'une augmentation de la température. La précipitation de carbonate de calcium peut également être associée à une augmentation du pH due, par exemple, à l'échange d'ions ou éventuellement aux activités de bactéries réductrices de nitrate.

Un processus important affectant la qualité des eaux souterraines est l'échange d'ions. L'échange d'ions implique le remplacement des ions adsorbés à la surface des minéraux argileux, des composés organiques et des zéolithes par des ions en solution. La glauconite est également un minéral échangeur d'ions important dans certaines roches sédimentaires. Le processus est généralement associé à des cations et est donc appelé échange de cations ou de base. L'échange cationique impliquant le remplacement du calcium et du magnésium dans les eaux souterraines par du sodium a lieu lorsque l'eau s'écoule sous une formation argileuse. De telles réactions produisent une eau douce dans laquelle le sodium est le cation dominant. Le processus d'échange cationique est une réaction réversible. Un autre exemple de la craie sert d'illustration.

The cation exchange process means that fine-grained formations, notably clays and shales, can behave like semi-permeable membranes, retarding the movement of ions. Some anions also get trapped in the adsorbed layers of ions. Such behaviour can produce osmotic pressure differences, salt sieving or ultrafiltration, and electric potential differences. Indeed, it has been suggested that the high salt content of certain groundwaters that have not come in contact with evaporites is due to salt sieving, that is, as water flows out of a formation which behaves as a semi-permeable membrane the salts are retained.

Le processus d'échange de cations signifie que les formations à grains fins, notamment les argiles et les schistes, peuvent se comporter comme des membranes semi-perméables, retardant le mouvement des ions. Certains anions sont également piégés dans les couches d'ions adsorbées. Un tel comportement peut produire des différences de pression osmotique, un tamisage au sel ou une ultrafiltration et des différences de potentiel électrique. En effet, il a été suggéré que la teneur élevée en sel de certaines eaux souterraines qui n'ont pas été en contact avec des évaporites est due au tamisage du sel, c'est-à-dire que l'eau s'écoule d'une formation qui se comporte comme une membrane semi-perméable les sels sont retenus.

II-5. La relation profondeur / eau souterraine

En général, les variations de qualité sont plus susceptibles de se produire dans les aquifères peu profonds que dans les aquifères profonds, car les changements saisonniers de la recharge et du débit dans les premiers créent des fluctuations correspondantes de la salinité.

Un fort lessivage peut se produire dans les zones de recharge active des eaux souterraines et, par conséquent, elles peuvent présenter des concentrations de solutés relativement faibles. Néanmoins, il existe une tendance fréquente à l'augmentation de la teneur en sel des eaux souterraines avec la profondeur. Les raisons en sont, premièrement, plus la profondeur à laquelle l'eau souterraine est présente, plus son mouvement est lent et donc moins susceptible d'être remplacée par une autre eau, en particulier celle qui s'infiltré depuis la surface. Deuxièmement, le temps de séjour plus long de l'eau signifie plus de temps pour la réaction avec la roche hôte et donc plus de matière entre en solution jusqu'à ce qu'une condition d'équilibre soit atteinte. De plus, l'eau fossile peut se produire à une plus grande profondeur. Par exemple, (Smith et al. 1976) ont utilisé des techniques isotopiques pour montrer que l'âge de l'eau dans la craie du bassin de Londres augmente vers le centre où il dépasse 25000 ans.

Comme le caractère des eaux souterraines d'un aquifère change fréquemment avec la profondeur, il est parfois possible de reconnaître des zones de qualité différente des eaux souterraines. Avec l'augmentation de la profondeur, la réaction d'échange de cations augmente en importance et il y a un remplacement progressif du calcium et du magnésium dans l'eau par du sodium. Comme mentionné ci-dessus, de telles réactions donnent naissance à de l'eau douce. Les nitrates présents près de la surface de l'aquifère diminuent invariablement avec la profondeur. En revanche, les sulfates ont tendance à augmenter avec la profondeur. Cependant, à une profondeur appréciable, les sulfates sont réduits, ce qui produit une eau à faible teneur en sulfate et en bicarbonate. La teneur en chlorure a également tendance à augmenter avec la profondeur. En fait, avec une profondeur croissante, les eaux souterraines peuvent devenir non potables, en raison de leur forte teneur en chlorures. La plupart des eaux souterraines hautement salines et chlorées (non

associées aux évaporites) présentes en profondeur, là où la circulation des eaux souterraines est restreinte, sont de l'eau fossile.

II-6. Types de roches et eaux souterraines

La qualité chimique de l'eau extraite des roches ignées ou métamorphiques plutoniques est presque toujours excellente avec des concentrations de sel généralement inférieures à 100 mg/l et rarement supérieures à 500 mg/l. Des exceptions se trouvent dans les zones arides où les sels peuvent être concentrés dans l'eau de recharge par évaporation. La principale raison de la teneur généralement faible en sel de ces eaux est que les minéraux silicatés sont normalement résistants à la solution.

Le rapport calcium / sodium est souvent plus faible dans les eaux souterraines des granites que dans d'autres roches et la tendance occasionnelle du sodium à prédominer par rapport aux autres cations dépend du type de feldspaths présents. La teneur en magnésium, comme celle du calcium, est généralement faible. Comme aucun ion bicarbonate n'est dissous dans les roches granitiques, le rapport $\text{HCO}_3 / \text{CO}_2$ libre est faible. Par conséquent, la teneur en bicarbonate des eaux souterraines est normalement environ la moitié de la moyenne des autres roches. Cela signifie à son tour que l'eau a un pH généralement compris entre 4 et 6. Lorsque l'eau souterraine remonte à la surface, le CO_2 s'échappe, le pH augmente et l'eau peut devenir alcaline par la prédominance du sodium. La proportion de silice contenue dans ces eaux souterraines peut être élevée. Dans les diorites et les syénites, la teneur en silice peut aller jusqu'à 55 mg/l. Les eaux souterraines des terrains granitiques contiennent normalement peu de Cl et de SO_4 . Cependant, si les roches sont riches en pyrite, son oxydation donne naissance à des ions SO_4 . Le fer des minéraux ferromagnésiens précipite alors (**Mandel 2012**).

L'eau dérivée de roches ignées plutoniques basiques a normalement des rapports élevés de calcium sur sodium et de magnésium sur calcium. La teneur en magnésium et en silice de l'eau du gabbro est généralement plus élevée que celle de l'eau des roches acides parce que les minéraux qui le composent se décomposent plus facilement. Lorsque le pH et Eh sont faibles, la teneur en fer et en magnésium est relativement élevée. Cependant, l'eau des terrains de roches gabbroic peut être légèrement alcaline avec des solides dissous totaux en moyenne de 230 mg/l (**Yin et al. 2012**).

Les eaux souterraines présentes dans le marbre sont normalement similaires à celles présentes dans le calcaire et peuvent avoir une dureté modérée à élevée. L'eau du quartzite est similaire à celle de l'eau du grès riche en silice. De nombreuses eaux de quartzite sont pauvres en silice et en solides dissous totaux, et ont un rapport élevé de potassium sur sodium. Leur valeur de pH est généralement faible, car il y a très peu de minéraux pour réagir avec le dioxyde de carbone dissous. Les eaux souterraines de la serpentinite et des amphibolites contiennent généralement des concentrations modérément élevées de magnésium.

La plupart des eaux issues des roches volcaniques sont de bonne à excellente qualité chimique (**Hamil & Bell. 1986**). En général, il s'agit d'une eau de bicarbonate de calcium-magnésium ou, dans le cas de roches volcaniques acides, d'une eau de bicarbonate de sodium avec des quantités relativement importantes de silice. Mais dans le voisinage des sources chaudes et des fumerolles, la qualité chimique peut être

médiocre, l'eau peut avoir une teneur élevée en sodium et en chlorure ou les quantités de fluor peuvent être inacceptables.

Les roches siliceuses comme le grès très pur contiennent peu de substances solubles. L'eau traversant ces roches a une faible teneur en sel (20 à 300 mg/l avec une moyenne de 220 mg/l). La teneur en calcium varie fréquemment de 4 à 60 mg/l, avec une valeur moyenne de 25 mg/l, et la teneur en HCO_3 est environ la moitié de celle que l'on trouve normalement dans l'eau d'autres roches. Habituellement, les valeurs varient entre 12 et 160 mg / l, la valeur moyenne étant d'environ 60 mg / l. La quantité de Cl et de SO_4 présente est très faible. Toute la matière dissoute présente dans l'eau souterraine peut ne pas provenir des roches hôtes, par exemple, sa source initiale peut être l'eau de pluie, l'évapotranspiration ultérieure concentrant la teneur en sel (**Hamil & Bell. 1986**).

Dans d'autres grès, le rapport du calcium au sodium, du potassium au sodium, du bicarbonate au chlorure et du sulfate au chlorure est souvent un peu plus élevé que celui de la plupart des eaux de roches ignées, mais la teneur en silice est généralement inférieure (**White et al. 1963**). Parfois, les eaux des grès contiennent des quantités notables de fer.

En général, la qualité chimique de l'eau obtenue à partir de grès à la surface ou près de la surface est bonne, elle contient généralement moins de 100 mg/l de solides dissous totaux.

La plupart des sédiments à grains fins se sont déposés dans des environnements salins. En raison de leur faible perméabilité, l'eau d'origine dans laquelle ces dépôts se sont accumulés peut avoir été retenue. De telles eaux connates possèdent généralement plus de 100 mg/l de matière dissoute.

Les eaux souterraines en contact avec des roches argileuses peuvent se charger de sels. Un échange cationique peut se produire, le sodium, le calcium et le magnésium étant inter-changés. Le sulfate peut être dérivé de la décomposition de la pyrite ou du gypse.

Lorsque de l'eau sous pression s'infiltré à travers un lit de roche argileuse, les minéraux argileux présents peuvent agir comme un filtre. Les cations traversent si leur diamètre est suffisamment petit, tout comme les molécules de bicarbonate, mais les anions sont rejetés. Par conséquent, la concentration de sels dans l'eau souterraine sortant de l'argile est diluée, la quantité de chlorure, de calcium et de magnésium qu'elle contient est réduite, mais elle est plus riche en ions sodium et bicarbonate (**Hamil & Bell. 1986**).

Le calcaire est dissous lorsqu'il est attaqué par des acides, dont le plus important est l'acide carbonique. Dans ce dernier cas, le facteur déterminant de la solution de régulation est la pression partielle de CO_2 , la force ionique de l'eau et sa température étant également importantes. Parmi les autres facteurs influençant la solution figurent la vitesse d'écoulement des eaux souterraines et la zone de contact entre l'eau et les roches concernées (**James & Kirkpatrick, 1980**). Dans les calcaires massifs, le mouvement par discontinuités ouvertes est rapide mais la zone de contact avec l'eau est faible par rapport au volume circulant. Comme ces calcaires sont souvent relativement purs, l'eau a une très faible teneur en sel. Les constituants prédominants sont le bicarbonate et le calcium (**Hamil & Bell. 1986**), avec relativement peu de sulfate, de chlorure ou de sodium. La teneur en magnésium dépend de la quantité de magnésium dans le carbonate. En plus du

carbonate de calcium, de nombreux calcaires contiennent de la dolomite, de l'anhydrite, du gypse, des minéraux argileux et de la silice en quantités variables et ceux-ci peuvent influencer le caractère chimique des eaux souterraines. L'eau du calcaire est généralement dure et est généralement légèrement alcaline. Par exemple, l'eau tirée du calcaire carbonifère, du calcaire Lincolnshire et du calcaire Great Oolite est généralement dure à très dure. L'eau fossile peut être présente dans les calcaires, par exemple, (**Edmunds & Walton, 1983**) ont rapporté la présence d'eau saline dans le calcaire du Lincolnshire à l'est loin de l'affleurement.

Comme les autres massifs rocheux discontinus, les calcaires peuvent être cause à la pollution car les discontinuités et les dolines facilitent l'accès aux contaminants organiques et inorganiques, la filtration naturelle étant absente.

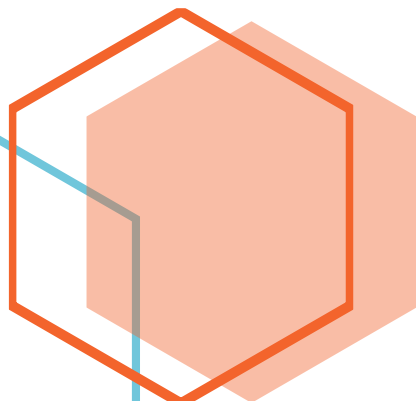
II-7. Conclusion

Au cours des dernières décennies, les eaux souterraines ont été exploitées à un rythme rapide pour répondre à la demande croissante d'eau potable et d'irrigation (**Arslan 2017 ; Liu et al. 2015**). En fait, environ un tiers de la population mondiale dépend des eaux souterraines pour ses besoins en eau potable (**Arumugam & Elangovan 2009**) et même les activités agricoles du monde dépend également principalement des ressources en eaux souterraines (**Arslan 2017 ; Foster & Shah 2012**). La wilaya d'ILLIZI est un exemple où les habitants dépendent principalement des eaux souterraines pour répondre à leurs besoins quotidiens. Les raisons de la forte dépendance vis-à-vis des ressources en eaux souterraines sont généralement la disponibilité limitée des eaux de surface dans les zones aride et la détérioration de leur qualité en raison des polluants libérés par différentes activités anthropiques, alors que les eaux souterraines sont moins vulnérables que les eaux de surface car la plupart des polluants sont dilués ou dégradés (Chimiquement et biologiquement). Donc, il est essentiel de prêter une attention particulière à la compréhension des caractéristiques hydro-chimiques et de la qualité des eaux souterraines pour une planification et une gestion appropriée des ressources en eaux souterraines afin de s'assurer de leur utilisation durable et sûre à des fins de consommation, agricoles et industrielles. Par conséquent, la partie de travail en cours, l'étude hydro chimique de la qualité des eaux souterraines de la wilaya d'Illizi est pour but de s'assurer de leur aptitude à l'utilisation humaine et à l'irrigation.



CHAPITRE III

La modélisation de la qualité des eaux



III-1. Introduction

A cause de la croissance démographique, de l'urbanisation et de l'industrialisation, la demande en eau a augmenté et la qualité de l'eau s'est dégradée. La modélisation de la qualité de l'eau est un outil important qui aide les gestionnaires et les décideurs politiques dans la gestion intégrée des ressources en eau et de l'environnement à plusieurs échelles. Cependant, la modélisation de la qualité de l'eau est difficile en raison de plusieurs contraintes. L'application moderne de la modélisation est essentiellement utilisée par la nécessité de se conformer aux réglementations. Compte tenu de cela, la modélisation de la qualité de l'eau nécessite l'identification des caractéristiques communes des modèles, les points critique de la pollution et l'état actuel des modèles utilisés. Ce chapitre présente une vue générale sur la modélisation de la qualité de l'eau et des principaux modèles fréquemment appliqués pour l'évaluation de la qualité de l'eau.

III-2. Importance de la modélisation de la qualité de l'eau

La gestion de la qualité de l'eau est une composante essentielle de la gestion intégrée globale des ressources en eau (UNESCO, 2005). La sortie du modèle pour différents scénarios de pollution avec des modèles de qualité de l'eau est une composante impérative de l'évaluation de l'impact environnemental (Wang *et al.* 2013). La qualité de l'eau saine est très limitée dans le monde et une plus grande attention à la modélisation de la qualité de l'eau est inévitable (Davies & Simonovic, 2011). Des modèles de qualité de l'eau ont été utilisés pour étudier et déterminer les circonstances existantes pour évaluer les impacts potentiels dus aux activités humaines (Hicks et Peacock, 2005). Les modèles de qualité de l'eau sont des outils d'aide à la décision pour simuler le devenir des polluants dans l'eau et évaluer leurs dangers associés (Chapra, 2008 ; Wang *et al.* 2013). La modélisation de la qualité de l'eau est essentielle pour développer un modèle conceptuel parfait basé sur les informations existantes, comprendre le régime de transport des polluants, tester des hypothèses, quantifier les processus de contrôle dominants et certifier avec des principes directeurs et des observations. En outre, la modélisation de la qualité de l'eau est essentielle pour comprendre l'histoire du transport des polluants et pour déterminer les intervalles de temps dans lesquels un incident de pollution pourrait avoir commencé ou les contaminants ont atteint une concentration ciblée dans les zones préoccupantes (Zheng et Gordon, 1995).

Le but de la modélisation est de résoudre les problèmes de pollution des eaux de surface et de suivre les changements de qualité de l'eau (Chapra, 1997 ; Holnicki *et al.* 2000 ; Stolarska & Skrzypski, 2012). Les modèles de qualité de l'eau sont applicables pour analyser les phénomènes existants, prévoir et calculer les effets des changements dans l'environnement aquatique, fixer des limites pour le rejet ou la charge de polluants, identifier l'emplacement des sources de pollution et les causes de la détérioration de la qualité de l'eau sur un segment donné du cours d'eau, et la sélection d'une approche optimale pour le développement durable (Holnicki *et al.* 2000 ; Chapra, 1997).

III-2.1 Problèmes de modélisation de la qualité de l'eau et normalisation des modèles

La modélisation de la qualité de l'eau est difficile en raison de certaines contraintes, notamment le manque d'expérience d'un utilisateur du modèle (Shanahan *et al.* 1998), une sélection de sites suffisamment représentatifs et des lacunes dans les

échantillons, et le manque d'étalonnage, des erreurs dans la déclaration des données (**Chapman, 1996**). Dans certains cas, un certain nombre de modèles sont spécifiques à l'emplacement et aux paramètres ; Ils dépendent du type de masse d'eau, ne sont pas conformes à certaines analyses dimensionnelles et peuvent ne pas avoir la capacité de modéliser ensemble la pollution de source ponctuelle et diffuse. L'incertitude dans la modélisation de la qualité de l'eau provient généralement de nombreuses sources d'erreurs : mesures de l'incertitude d'entrée et de réponse (**Rode & Suhr, 2007**), incertitude paramétrique et erreur structurelle due à l'incapacité d'une structure de modèle spécifiée à reproduire les mécanismes physiques (**Montanari, 2004**). Dans la plupart des pays en développement, un système uniforme de standardisation des modèles n'a pas été reconnu (**Wang et al. 2004 ; Cao & Zhang, 2006**) qui limite l'utilisation extensive de ces modèles pour la gestion écologique et de l'eau en raison du manque de références. et des comparaisons entre différents résultats de modélisation (**Wang et al. 2013**). Plusieurs problèmes sérieux dans la modélisation de la qualité de l'eau à l'échelle du bassin versant ont une variabilité spatiale, qui prend généralement en charge le comportement du bassin versant, la sélection appropriée de sites représentatifs et l'intégration de la biogéochimie non linéaire (**Rode et al. 2010**). D'un autre côté, la complexité du modèle, le manque de données et la mauvaise qualité des données sont d'autres facteurs limitatifs pour la modélisation de la qualité de l'eau. Pour appliquer de manière fructueuse une réglementation du système modèle respectable, il est essentiel pour la plupart des pays en développement de développer leur standardisation de modèle. La normalisation des modèles favorise une bonne compréhension de l'accessibilité, de la précision, des méthodes de calcul, de l'étalonnage et du développement de divers modèles de qualité de l'eau (**Cao et Zhang, 2006; Politano et al. 2008**).

III-3. Les types des modèles de qualité des eaux

Dans la modélisation de qualité d'eau on peut distinguer deux familles des modèles existant, les modèles mécanisme et les modèles non-mécanisme (**Li & Liu. 2019**). La différence entre un type et l'autre réside principalement dans la méthodologie de résoudre la problématique étudiée, une discussion sur chaque modèle sera présentée ultérieurement.

III-3.1 Les modèles mécanisme :

III-3.1.1 Les modèles à base physique

Ces modèles sont basés sur les équations de mécanique des fluides pour la partie dite « quantitative » pour représenter les écoulements libres, ou l'infiltration est présentée par la loi de Darcy ou les équations continues de Richards. En ce qui concerne la description du ruissellement, plutôt que les équations de Navier-Stokes, les équations de St Venant sont le plus souvent utilisées en raison de la mince couche de l'eau qui permet de considérer la variété verticale comme homogènes. Concernant le transport des matières dissoutes et des matières en suspension, elles sont tour à tour régies par l'équation d'advection-diffusion et par l'ajout d'une vitesse de chute et de lois d'érosion pour représenter la mobilisation et le transport des particules (**Bonhomme 2017**).

III-3.1.2 Les modèles à base conceptuelle

Ici on cite deux modèles, SWMM (**Rossman, 2010**) et MUSIC (**Dotto et al. 2011**) ces deux modèles composent également de deux modules : un qui reflète la dynamique de

l'écoulement de l'eau et un qui indique la qualité de l'eau. Ces modèles utilisent souvent des lois empiriques de Manning à la surface en termes de modélisation quantitative pour montrer les sous-bassins versant comme des réservoirs non linéaires dans les régions urbaines. Où l'écoulement pour chaque région primaire est défini par un espace discret qui borde les sous-bassins versants dans les zones urbaines, ce serait plus respectable que dans les modèles physiques. Dans ce contexte, les voies navigables sont censées être respectées. Les équations de St Venant ou leur variante simplifiée sont couramment utilisées pour déterminer la dynamique de l'écoulement de l'eau dans un réseau d'égouts de manière unidimensionnelle. Des règles de développement des polluants (par temps sec) et de lessivage (par temps humide) sont utilisées pour imiter la composante qualité de ces modèles (**Sartor et al. 1974 ; Bonhomme 2017**).

Les différences entre le modèle à base conceptuel et le modèle à base physique sont principalement d'échelle et de profondeur. Le modèle conceptuel de données commence par l'idée et utilise cette idée pour suggérer ce qu'est un système et comment ce système pourrait fonctionner en décrivant les données et les relations entre les entités. Le modèle physique, quant à lui, va beaucoup plus en détail en montrant comment les données seront construites, et schématise les relations entre les entités en convertissant les informations en tableaux et colonnes. Un modèle physique peut également être un modèle conçu à l'échelle pour représenter les données conceptuelles qui sont simplement schématisées sur papier pour montrer les données et les relations.

III-3.1.3 Les modèles statistiques

L'utilisation de techniques statistiques pour gérer et reproduire des variables aléatoires est connue sous le nom de modélisation statistique. En conséquence, la modélisation statistique est utilisée pour recréer le comportement d'un système à un certain moment pendant son exécution. Dans la plupart des cas, tant que l'ensemble de données est suffisamment grand pour permettre l'apprentissage. Il existe cependant différentes sortes d'algorithmes d'apprentissage. La valeur de ce type de modèle peut être assez valable pour prédire le comportement d'un système donné tant que le comportement du système ne varie pas sensiblement ; néanmoins, ce type d'outil ne peut être utilisé à des fins prospectives. Aujourd'hui, les modèles statistiques sont très utilisés pour plusieurs objectifs liés à la qualité des eaux. Par exemple, l'identification de la géochimie des eaux souterraines et leur aptitude à la consommation (**Gaikwad et al. 2020**), l'évaluation de la qualité des échantillons d'eau souterraine collectés autour d'un site d'enfouissement à l'aide de l'indice de qualité de l'eau modifié pour les ressources en eau souterraine (**Saleh et al. 2020**).

III-3.2 Les modèles non-mécanisme

III-3.2.1 Les modèles stochastiques

Avant d'expliquer ce genre de modèles, il faut tout d'abord bien comprendre le terme « Stochastique ». Selon « Cambridge Dictionary » ce terme est défini comme suite : « A stochastic process or system is connected with random probability ». Un modèle stochastique fait intervenir des paramètres suivant des lois aléatoires. Ces paramètres aléatoires ont des distributions dont les caractéristiques dépendent de l'expérience. Lors d'une modélisation stochastique, on effectue plusieurs simulations, ce qui donne également une distribution pour chacune des variables de sortie du modèle. Les sorties de modèles sont alors supposées suivre les mêmes lois statistiques que les

observations. L'évaluation de la performance de la modélisation repose majoritairement sur ce principe.

III-3.2.2 Modèle de prévision par séries chronologiques

La prévision des paramètres de qualité de l'eau est un problème de prévision de séries chronologiques. Les données d'entrée du réseau sont les observations passées et décalées des paramètres de qualité de l'eau et les sorties sont les valeurs futures. Chaque échantillon d'entrée est composé d'une fenêtre mobile de longueur fixe le long de la série temporelle. Supposons $x_1 ; x_2 ; \dots ; x_n$ sont n observations décalées dans le temps des paramètres de qualité de l'eau dans l'ensemble d'apprentissage. Nous utilisons un réseau avec p nœuds d'entrée et un nœud de sortie, si nous avons besoin des prévisions à un pas d'avance. Le premier échantillon d'apprentissage est composé de $x_1 ; x_2 ; \dots ; x_n$ comme entrées et x_{p+1} comme sortie. Dans le deuxième échantillon d'apprentissage, $x_2 ; x_3 ; \dots ; x_{p+1}$ sont les entrées et x_{p+2} est la sortie cible. Il y a $(n - p)$ échantillons d'apprentissage en tout. L'objectif de l'entraînement du réseau de neurones est de trouver les poids afin d'optimiser certains critères d'évaluation (Li & Liu, 2019).

III-3.2.3 L'apprentissage automatique et l'apprentissage profond

En effet, un système intelligent est un système qui peut apprendre. Un système destiné à s'adapter à un environnement changeant doit avoir la capacité d'apprendre et de tirer profit de ses expériences. L'intelligence artificielle, qui est définie comme un ensemble d'approches pour créer des machines capables de démontrer un comportement intelligent, intègre les sciences cognitives, les neurosciences, la logique, l'électronique et l'ingénierie, entre autres disciplines. L'intelligence artificielle inclut l'apprentissage automatique (Azencott 2019).

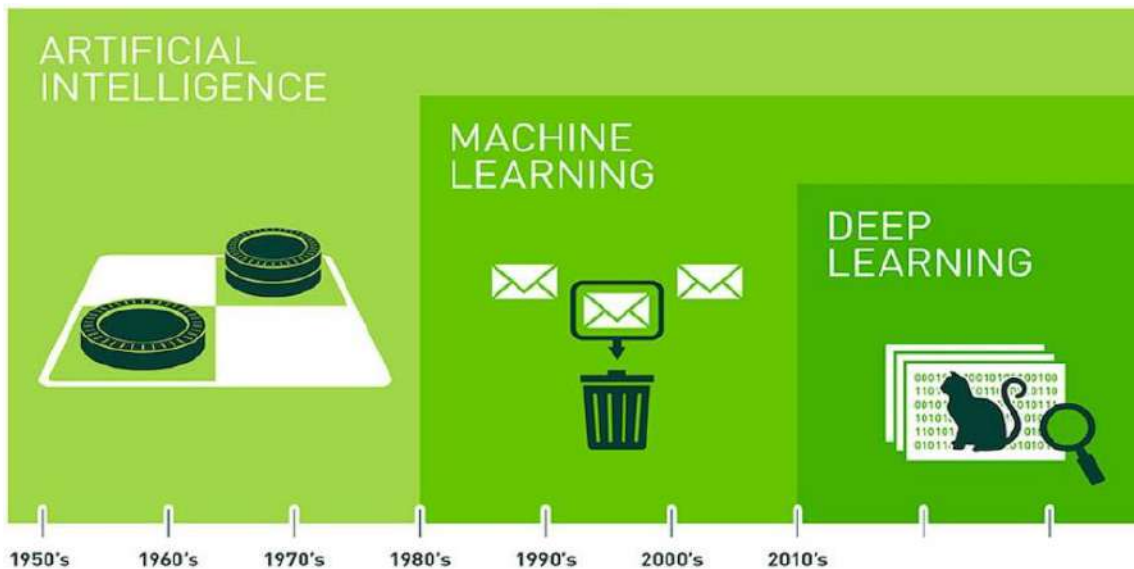


Figure III 1 Ordre chronologique d'apparition d'intelligence artificiel et ces branches.

L'apprentissage profond est une approche émergente au sein de la communauté de recherche en apprentissage automatique (Bengio, 2009). La recherche sur l'apprentissage profond vise à découvrir des algorithmes d'apprentissage qui couvrent plusieurs niveaux de représentations distribuées, les niveaux supérieurs représentant des concepts plus

abstraites (Daoliang & Shuangyin, 2019). Ces algorithmes ont connu d'importants succès empiriques dans un certain nombre d'applications liées au secteur d'eau, telles que l'évaluation des risques d'inondation côtière (Iuppa et al. 2019), la prédiction de la qualité de l'eau (Aldhyani et al. 2020), la gestion des ressources en eau urbaines pour une planification environnementale durable (Xiang et al. 2021). La figure III-1 présente l'ordre chronologique d'apparition de chaque branche.

III-4. Types de problèmes de L'apprentissage automatique

Après une illustration générale sur les types des modèles existant de qualité des eaux, et vu que les spécifications de notre travail nous empêchent d'utiliser l'un des modèles d'apprentissage automatique, donc dans cette section nous dressons les plus grandes classes de problèmes auxquels peut être traité par l'apprentissage automatique.

III-4.1 Apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé est peut-être le type de problèmes d'apprentissage automatique le plus facile à appréhender : son but est d'apprendre à faire des prédictions, à partir d'une liste d'exemples étiquetés, c'est-à-dire accompagnés de la valeur à prédire (voir figure III-2). Les étiquettes servent de « professeur » et supervisent l'apprentissage de l'algorithme (Azencott 2019).

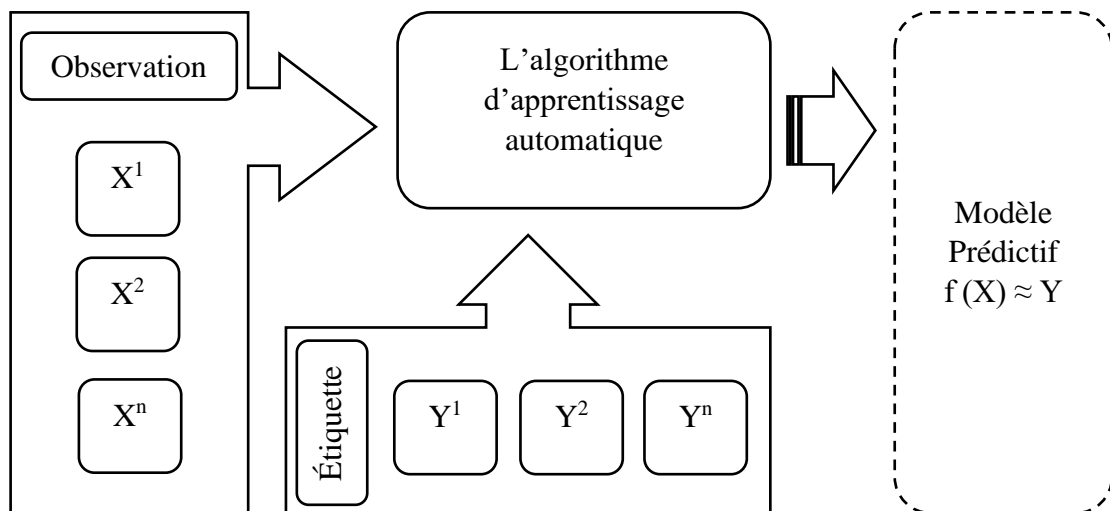


Figure III 2 Organigramme du processus d'apprentissage automatique supervisé

D'après (Azencott 2019) On dit apprentissage supervisé à la branche du apprentissage automatique qui s'intéresse aux problèmes pouvant être formalisés de la façon suivante : étant données n observations $\{\vec{x}^i\}_{i=1,\dots,n}$ décrites dans un espace X , et leurs étiquettes $\{y^i\}_{i=1,\dots,n}$ décrites dans un espace Y , on suppose que les étiquettes peuvent être obtenues à partir des observations grâce à une fonction $\varphi : X \rightarrow Y$ fixe et inconnue : $y^i = \varphi(\vec{x}^i) + \mathcal{E}_i$, où \mathcal{E}_i est un bruit aléatoire. Il s'agit alors d'utiliser les données pour déterminer une fonction $f : X \rightarrow Y$ telle que, pour tout couple $(\vec{x}, \varphi(\vec{x})) \in X \times Y$, $f(\vec{x}) \approx \varphi(\vec{x})$. L'espace sur lequel sont définies les données est le plus souvent $X = \mathbb{R}^p$. Nous verrons cependant aussi comment traiter d'autres types de représentations, comme des variables binaires, discrètes, catégoriques, voire des chaînes de caractères ou des graphes.

Classification binaire

Dans le cas où les étiquettes sont binaires, elles indiquent l'appartenance à une classe. On parle alors de classification binaire.

Selon (Azencott 2019) la classification binaire est un problème d'apprentissage supervisé dans lequel l'espace des étiquettes est binaire, autrement dit $Y = \{0, 1\}$ est appelé un problème de classification binaire.

Classification multi-classe

Dans le cas où les étiquettes sont discrètes, et correspondent donc à plusieurs classes, on parle de classification multi-classe.

La classification multi-classe est un problème d'apprentissage supervisé dans lequel l'espace des étiquettes est discret et fini, autrement dit $Y = \{1, 2, \dots, C\}$ est appelé un problème de classification multi-classe. « C » est le nombre de classes (Azencott 2019).

Régression

Dans le cas où les étiquettes sont à valeurs réelles, on parle de régression.

Un problème d'apprentissage supervisé dans lequel l'espace des étiquettes est $Y = \mathbb{R}$ est appelé un problème de régression (Azencott 2019).

III-4.2 Apprentissage non supervisé

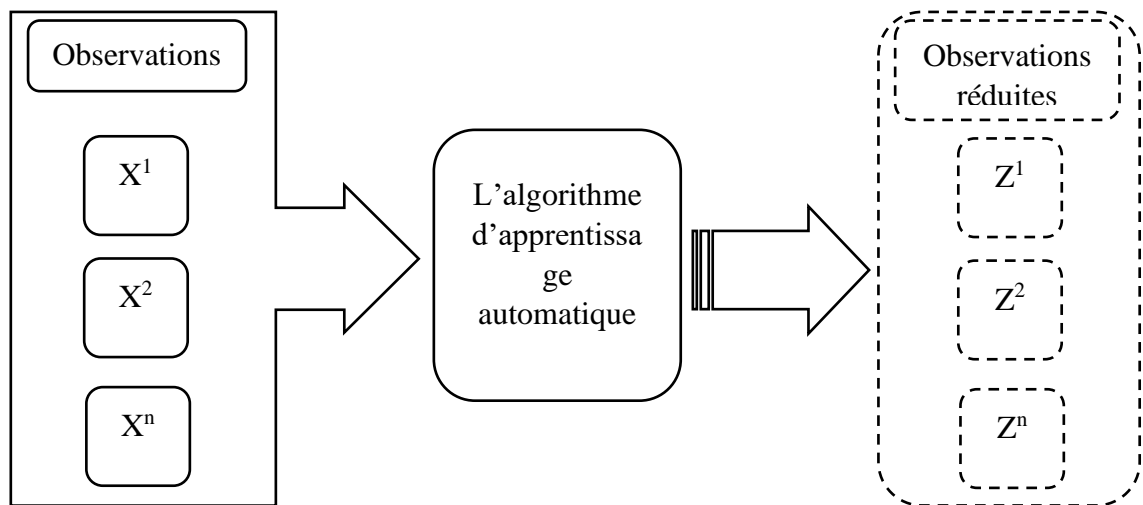


Figure III 3 Organigramme du processus d'apprentissage automatique non supervisé

Dans le cadre de l'apprentissage non supervisé, les données ne sont pas étiquetées. Il s'agit alors de modéliser les observations pour mieux les comprendre (voir figure III-3).

On appelle apprentissage non supervisé la branche du apprentissage automatique qui s'intéresse aux problèmes pouvant être formalisés de la façon suivante : étant données n observations $\{\vec{x}^i\}_{i=1, \dots, n}$ décrites dans un espace X , il s'agit d'apprendre une fonction sur X qui vérifie certaines propriétés (Azencott 2019).

Le partitionnement

Tout d'abord, le partitionnement (clustering), consiste à identifier des groupes dans les données (voir figure III-4). Cela permet de comprendre leurs caractéristiques générales,

et éventuellement d'inférer les propriétés d'une observation en fonction du groupe auquel elle appartient.

Le partitionnement ou « clustering » est un problème d'apprentissage non supervisé pouvant être formalisé comme la recherche d'une partition $\bigcup_{k=1}^K C_k$ des n observations $\{\vec{x}^i\}_{i=1,\dots,n}$. Cette partition doit être pertinente au vu d'un ou plusieurs critères à préciser.

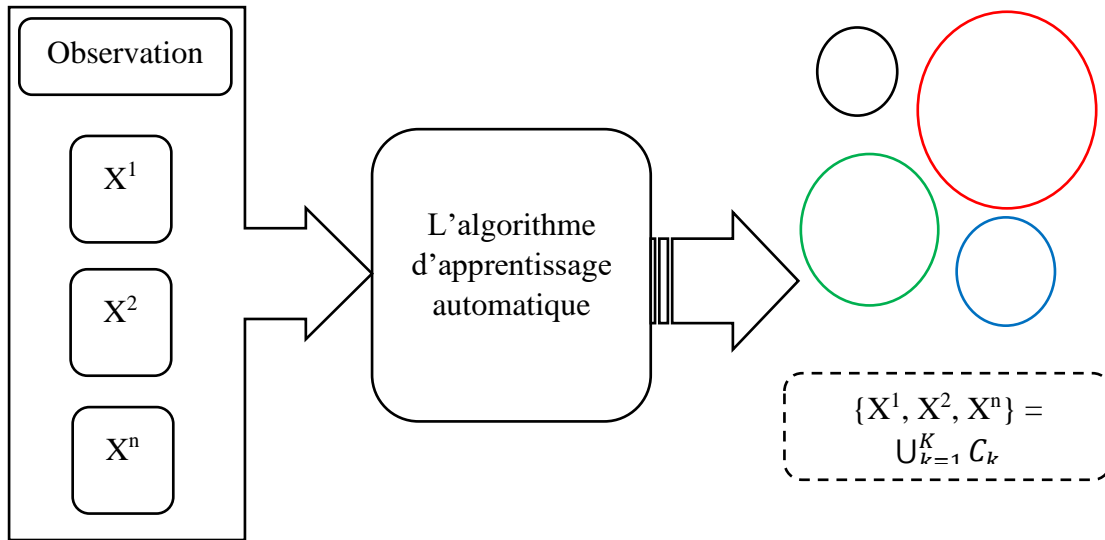


Figure III 4 Organigramme du processus de partitionnement (Clustering)

Réduction de dimension

La réduction de dimension est une autre famille importante de problèmes d'apprentissage non supervisé. Il s'agit de trouver une représentation des données dans un espace de dimension plus faible que celle de l'espace dans lequel elles sont représentées à l'origine. Cela permet de réduire les temps de calcul et l'espace mémoire nécessaire au stockage des données, mais aussi souvent d'améliorer les performances d'un algorithme d'apprentissage supervisé entraîné par la suite sur ces données (Azencott 2019).

La réduction de dimension est un problème d'apprentissage non supervisé pouvant être formalisé comme la recherche d'un espace Z de dimension plus faible que l'espace X dans lequel sont représentées n observations $\{\vec{x}^i\}_{i=1,\dots,n}$. Les projections $\{\vec{z}^i\}_{i=1,\dots,n}$ des données sur Z doivent vérifier certaines propriétés à préciser (Azencott 2019).

III-4.3 Apprentissage semi-supervisé

Comme on peut s'en douter, l'apprentissage semi-supervisé consiste à apprendre des étiquettes à partir d'un jeu de données partiellement étiqueté. Le premier avantage de cette approche est qu'elle permet d'éviter d'avoir à étiqueter l'intégralité des exemples d'apprentissage, ce qui est pertinent quand il est facile d'accumuler des données mais que leur étiquetage requiert une certaine quantité de travail humain. Prenons par exemple la classification d'images : il est facile d'obtenir une banque de données contenant des centaines de milliers d'images, mais avoir pour chacune d'entre elles l'étiquette qui nous intéresse peut requérir énormément de travail. De plus, les étiquettes données par des

humains sont susceptibles de reproduire des biais humains, qu'un algorithme entièrement supervisé reproduira à son tour. L'apprentissage semi-supervisé permet parfois d'éviter cet écueil. Il s'agit d'un sujet plus avancé, que nous ne considérerons pas dans cet ouvrage (**Azencott 2019**).

III-4.4 Apprentissage par renforcement

Dans le cadre de l'apprentissage par renforcement, le système d'apprentissage peut interagir avec son environnement et accomplir des actions. En retour de ces actions, il obtient une récompense, qui peut être positive si l'action était un bon choix, ou négative dans le cas contraire. La récompense peut parfois venir après une longue suite d'actions ; c'est le cas par exemple pour un système apprenant à jouer au go ou aux échecs. Ainsi, l'apprentissage consiste dans ce cas à définir une politique, c'est-à-dire une stratégie permettant d'obtenir systématiquement la meilleure récompense possible. Les applications principales de l'apprentissage par renforcement se trouvent dans les jeux (échecs, etc) et la robotique. Ce sujet dépasse largement le cadre de cet ouvrage (**Azencott 2019**).

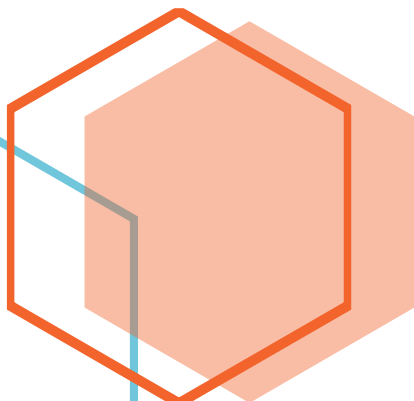
III-5. Conclusion

La reconnaissance des problèmes de contamination des eaux souterraines et la demande croissante d'eau de qualité ont généré un besoin de modèles de prédiction quantitatifs puissants, fiables, précis et résistants à l'incertitude. De tels modèles doivent avoir une capacité prédictive élevée pour être utilisés dans la caractérisation et la prévision des changements de qualité des eaux souterraines. L'objectif de ce chapitre est d'introduire plusieurs techniques de modélisation de la qualité des eaux souterraines afin de sélectionner le type de modèles le plus adéquat pouvant être utilisé pour atteindre les objectifs de cette thèse. Vis aux objectifs visés à la fin de ce travail et du type de données disponible nous sélectionnerons le type de modèles d'apprentissage automatique, précisément les modèles traitent des problèmes de régression. Plus de détails sur les méthodes sélectionnées seront présentés au chapitre VII.



CHAPITRE IV

Présentation de la zone d'étude



IV-1 Introduction

La connaissance des caractéristiques de la zone d'étude dans chaque travail scientifique est très nécessaire, cette connaissance permet de bien comprendre la problématique étudiée au niveau local, aussi il aide à prendre en considération tous les facteurs qui exercent une influence sur les ressources en eau. C'est pour ça, dans cette partie on s'intéressera à la situation géographique, les activités agricoles, les caractéristiques morphologiques, géologiques et hydrogéologiques ainsi que les conditions climatiques et le secteur hydraulique. Le présent chapitre donne un aperçu sur la wilaya d'ILLIZI afin d'identifier les caractéristiques environnementales, ses potentialités en eau et le cycle hydrique.

IV-2 Cadre géographique

La Wilaya d'Illizi qui est l'une des plus vastes wilayas de l'Algérie avec une superficie de : 284 618 Km² (le 1/9 du territoire national). Elle est située à l'extrême sud-est du pays. Elle fait partie du vaste ensemble appelé Bas Sahara. Elle est comprise entre 21°50 et 30°34 de latitude Nord et 5°54 et 12°00 de longitude Est. Elle est une Wilaya frontalière. Son territoire est composé de reliefs hétérogènes, relief dunaire, relief de plateau, relief de plaine.

Géographiquement, la Wilaya occupe une position stratégique, elle est limitée avec trois pays sur une frontière près de 1256 Km :

- La Tunisie au nord-est sur près de 37.43 Km ;
- La Libye à l'est sur près de 1006 Km ;
- Le Niger au sud sur près de 213 Km.

A l'intérieur du pays, la wilaya est limitée par deux wilayas, la wilaya de Tamanrasset à l'ouest et sud-ouest et la wilaya de Ouargla au nord. La figure IV-1 présente la situation géographique de la wilaya d'Illizi, où la partie (a) présente la situation géographique d'Algérie au niveau continental, la partie (b) présente la situation géographique de la wilaya d'Illizi au niveau de l'Algérie et la partie (c) présente le découpage administratif de la wilaya d'Illizi.

IV-3 Situation démographique

Les résultats du RGPH 2008 donnent une population résidente de 52 332 habitants. Cette population résidente comprend la population de ménages ordinaires et collectifs. Sa population résidente estimée au 31/12/2010 est de 57 100 Habitants. La population totale de la wilaya est estimée à **65.598** habitants en 2015 (ANDI, 2015). Cependant, les dernières statistiques montrent une augmentation significative de la totalité des habitants estimée par 75770 habitants en 2020. (ONA, 2020). Ce qui signifie une augmentation de la population totale avec 3 % par an en moyenne. La répartition de la population sur les communes de la wilaya d'ILLIZI est présentée dans le tableau IV-1.

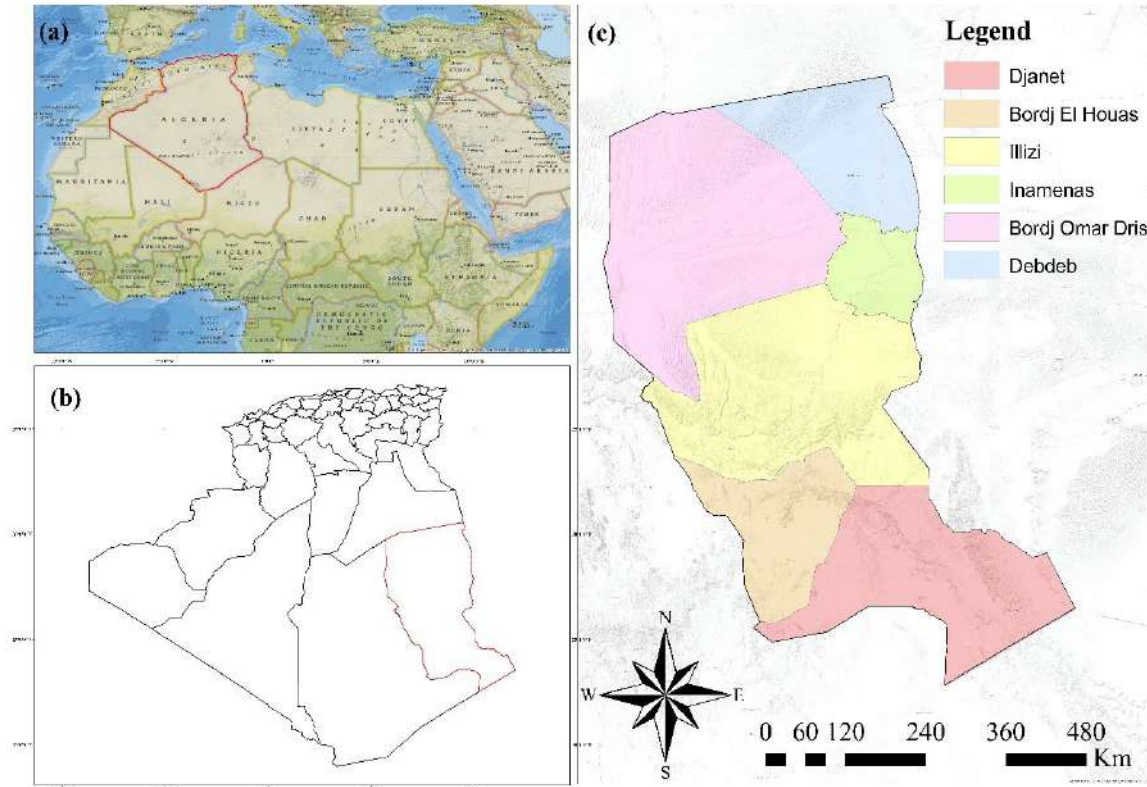


Figure IV-1 : Situation géographique de la wilaya d'ILLIZI.

Tableau IV-1 : Répartition de la population a travers les communes d'ILLIZI.

Communes	La population	
	2015	2020
Illizi	22,772	26521
Djanet	18,265	21529
Bordj El Houses	4,093	4478
In Aménas	8,323	9335
Bordj Omar Dris	7,337	8651
Deb-Deb	4,808	5256
Total	65.598	75770

IV-4 Propriétés du sol et pédologie

Les fortes variations de température et la présence de vents les amplifient. Les précipitations sont rares et irrégulières lorsque les conditions climatiques sont prises en compte. On ne peut invoquer la pédogenèse et, par conséquent, parler de la composition réelle des sols. OPNT (2009), Diverses sortes d'accumulations édaphiques liées aux vents et à l'eau ont été identifiées par de nombreux auteurs. On peut distinguer.

Les sols d'ablation.

Sous l'effet abrasif du vent, les particules arrachées sont transportées. Il ne reste sur place que la roche dure formant des plateaux immenses et fréquents au Tassili N'Ajjer : les hamadas et les regs, qui sont des milieux vraiment minéraux et hostiles. Ces deux types géomorphologiques constituent des substrats défavorables à la végétation (OPNT, 2009).

Les sols salins.

Contrairement à la zone steppique ou au Sahara septentrional, les sols salins chlorurés ont une importance relativement réduite. La concentration en ions chlorures n'est pas une menace et, pour un territoire comme le Tassili N'Ajjer, elle ne présente aucune acuité (OPNT, 2009).

Les sols de sable (Dunes et Nebkhas).

Transportés, remaniés, déposés par le vent ; les amas de sable constituent des sols éoliens d'accumulation, la taille, la superficie et la stabilité de ces accumulations permettent de différencier les « Ergs des Nebkhas », les ergs entourant le plateau du Tassili, « Admer » au sud, « Essaouane » au nord, par exemple, sont de vastes étendues d'une hauteur de 100 m dépourvus de végétation.

Les nebkhas sont des dunes de petites tailles, parfois mobiles, permettent l'installation du drinn (*Arctostaphylos pungens*) souvent en peuplement purs, celles dont l'existence est liée aux arbustes de *tamarix sp* montrent des accumulations de matières organiques et, parfois, une prémisses de pédogenèse (OPNT, 2009).

Les sols alluviaux.

Les sols alluviaux portent une flore riche, variée et paysages végétaux particuliers. En effet, les alluvions remplissent les lits des oueds, les zones d'épandage (Maaders) et les dépressions, D'amont en aval, les dépôts alluviaux sont des galets et des graviers avec un ensablement présent. Viennent ensuite les dépôts énormément sableux et, enfin, dans les dépressions et les zones d'épandage, aux sables s'ajoutent les argiles.

La présence de végétation permanente dans les oueds sahariens semble être liée, d'une part au taux d'humidité élevé dans le sol et, d'autre part, à une teneur en concentration saline faible. Ces deux variables sont le résultat des lessivages successifs par les pluies d'orages et une mobilité plus grande de l'imprégnation de l'eau. Cette approche peut être retenue de la même manière pour les piémonts de dunes à « *Arctostaphylos pungens* » et pour les nebkhas à « *tamarix sp.* » (OPNT, 2009).

IV-5 Agriculture

L'agriculture à l'échelle de la wilaya repose sur des programmes d'actions de mise en valeur de petits périmètres agricoles. Celle-ci deviendra à moyen terme, la deuxième richesse vu les potentialités existantes en eau et disponibilité des terres.

Répartition générale des terres.

La superficie de la wilaya s'étend sur **28.461.800** hectares soit 284.618 km².

Se décompose comme suit :

Surface Agricole totale : **11 698,05** Ha

Terres improductives : **28.450.101,95** Ha

Les terres utilisées par l'agriculture couvrent une superficie de **11 698,05** Ha ;

Elles se composent ainsi :

- ✓ La superficie agricole utile (S.A.U).
- ✓ Les pacages et parcours.
- ✓ Les terres improductives des exploitations agricoles

Les cultures herbacées et les cultures permanentes forment la surface agricole utile (SAU) qui occupe **2 274,05** hectares.

Les autres terres incluent les terrains improductifs non affectés à l'agriculture.

Les terrains improductifs représentent **28.450.101,95** Ha. Ils concernent les superficies couvertes par les agglomérations, bâtiments divers, voies de communications et les terres non susceptibles d'être cultivées ou transformées en parcours. (CAW ILLIZI, 2017).

Tableau IV-2 : Répartition générale des terres de la wilaya d'illizi. Au 31/12/2015.

Désignation			Superficies (en Ha)
Superficie agricole	Superficie agricole utile	Terres labourables	Culture herbacées 421.43
			Terres au repos 217.32
		Prairie net.	0
		Sup complantée	1635.3
		SAU exploitée	2274.05
		SAU Irriguée	2274.05
		Total SAU	2274.05
	Autres Terres		3424
Parcours saharien			6000
L'agriculture			11698.05
Autres terres	Terres Alfatières		0
	Terres Bois maquis et broussailles		25000
Total Général de la superficie de la wilaya			28461800

IV-6 Aspect Géomorphologique

La morphologie de la région est très accidentée, notamment la zone des Tassilis qui présente des escarpements montagneux culminant à plus de 1400 mètres. La wilaya d'Illizi est caractérisée par une morphologie assez contrastée, avec des zones totalement planes paysage de hamadas et regs et des zones à reliefs accidentés représentant les ergs et les escarpements montagneux.

Dans son cadre régional, on distingue 03 principales formes géographiques caractérisant le territoire de la wilaya, à savoir :

Le relief dunaire, où l'on peut le voir en trois endroits différents, au nord le grand erg oriental composé de dunes de sables pouvant atteindre les 200 mètres de hauteur couvrant la plus grande partie des communes de Deb-Ded et Bordj Omar Driss. Au centre, ce sont les ergs Issaouane-Irarren, Issaouane-Tifernine et erg Bourarhet. Au sud, l'erg d'Admer et l'erg Tihodaine.

- Les monts du Tinghert ;
- Les monts de l'Ajjer.

Dans son cadre régional, on distingue les entités géomorphologiques suivantes :

- L'erg Issaouane ;
- Les monts du Tinghert ;
- Les monts de l'Ajjer.

Le relief

Trois principales formes géographiques caractérisent la wilaya d'Illizi :

a- Le relief dunaire

On le trouve dans trois (03) endroits. Au nord le grand Erg oriental, composé de dunes de sable atteignant 200 mètres et couvre la plus grande partie des communes de Deb- Deb et Bordj Omar Driss. Au centre, ce sont les Erg Issaouane-Irarren, Issaouane-Tefernine et Bourarhet. Au sud, il y'a l'Erg d'Admer et l'Erg Tihodaine.

b- Le relief de plateau

Au Nord, la hamada de Tihert de direction Sud-Ouest / Nord-Est. Au sud, le TASSILI N'AJJER où est localisé le plateau de Fednoun. Les altitudes sont assez élevées et dépassent 1500 mètres.

c- Le relief de plaine

Il couvre une infime portion de la partie Sud de la wilaya. C'est la plaine d'Admer, située entre les communes de Bordj El Haoues et Djanet.

IV-7 Aspect géologique

Dans un sens large, la ville d'Illizi est construite sur un relief de plateau composé des sols du Dévonien Inférieur argilo-gréseux (diag) voir sur carte géologique jointe et

d'âge (Emsien) et du Quaternaire. Au nord à 12 Km environ affleurent les couches du Dévonien moyen à supérieur indifférencié, ces dernières sont surmontées beaucoup plus au nord par des couches du Dévonien supérieur à carbonifère formées essentiellement par le grès du Khenig (dh), Fammenien supérieur à Tournaisien, avec des côtes moyennes de 550 à 650 mètres et pouvant avoir des points culminants dépassant les 700 mètres. Cette différence de dénivellation donne naissance à un paysage de canyons favorisant le ruissellement des eaux et l'accélération des écoulements.

Un paysage de plaine s'étend du côté de Tan Toura au nord-est, la zone de Halloufa à l'est et vers le sud du côté de Gara Souf Mellene passant par Adjnadjane à la Gara Tan Harab. Cette plaine sur un rayon de 8 Km, est principalement composée de formations post Mésozoïques (Quaternaire), avec une altimétrie comprise entre 560 et 570 mètres. Au sud et au-delà de 8 Km affleurent les formations du Dévonien Inférieur, celles reconnues sous l'appellation (dSa) formations de l'Oued Samène (Siegenien).

Leurs altitudes dépassent les 700 mètres. Ces formations constituent un domaine tectonique, avec des déformations franches et fracturations majeures, touché par des failles importantes s'étalent sur plusieurs dizaines de kilomètres et ont une direction nord-sud, d'autres moins importantes de direction est-ouest. Les cartes n° 3 et 4, illustrent l'aspect géologique de la zone d'étude.

Dans le sens strict, la géologie de la wilaya d'Illizi se présente sous deux grandes unités distinctes du point de vue litho-stratigraphie, à savoir :

1. Le socle cristallin
2. La couverture sédimentaire

Le socle cristallin

Il s'agit d'un vieux socle cristallin d'âge Précambrien qui affleure au sud de la wilaya (Djanet et Bordj El Houes). Celui-ci se subdivise en deux grandes séries métamorphiques séparées par une importante discordance. Ces séries sont :

- Le Suggarien : ce sont les formations les plus anciennes ; elles sont constituées essentiellement par des schistes très métamorphisés.
- Le Pharusien : les formations Pharusiennes sont séparées de celles du Suggarien par une discordance majeure. Elles sont constituées par des conglomérats, des quartzites, des schistes et des micaschistes.

La couverture sédimentaire

Dans la partie nord de la wilaya, le socle est recouvert par d'épaisses formations paléozoïques et mésozoïques ; suivies vers l'extrême nord-ouest par les formations tertiaires. Cette couverture est représentée essentiellement du bas en haut par :

a) Le paléozoïque, avec :

- Le Cambro-Ordovicien
- Le Gothlandien
- Le Dévonien
- Le Carbonifère

b) Le mésozoïque, avec :

- Le Trias
 - Le Jurassique
 - Le Crétacé, avec les termes suivants : l'Albien, le Barrémien, le Cénomaniens, le Turonien et le Sénonien.
- **Le Cambro-ordovicien**, puissant ensemble détritique, très faillé, transgressif et discordant sur le socle Précambrien. Affleurant au sud de Fort Polignac (Illizi) et faisant partie des Tassilis internes, le C.O est constitué essentiellement, de la base au sommet, par un conglomérat de base, des grès quartzifiés et des intercalations argileuses.
 - **Le Gothlandien**, succédant brusquement aux immenses épandages détritiques du Cambro-Ordovicien, le Gothlandien est représenté par des argiles à graptolites et des grès.
 - **Le Dévonien**, Affleurant dans la région d'Illizi, le Dévonien débute par une puissante assise gréseuse souvent en bancs massifs et des intercalations argilo-gréseuses et se termine par des argiles schisteuses à passées gréseuses et calcaires.
 - **Le Trias**, localement, le Trias est représenté par une alternance de grès argileux et des argiles ; le tout est surmonté par des formations carbonatées.
 - **Le Jurassique**, le Jurassique est représenté essentiellement par des argiles sableuses avec des passées de sables et de calcaire dolomitique.
- N.B :** Dans les régions d'In Aménas et Stah, l'ensemble Jurasse-Triasique est appelé série de zarzaitine
- **Le Malm**, c'est le terme de passage au crétacé. Il est relativement peu épais et il est constitué d'une alternance de sable, de bancs gréseux et des intercalations d'argile.

- **Le Barrémien**, est constitué par des formations détritiques : sables, sables argileux et argiles. Dans la région de Stah, le Barrémien admet une épaisseur de 300 mètres.
- **L'Albien**, essentiellement gréseux et argilo-gréseux, l'Albien est reconnu dans la région de Deb Dab à 600 mètres et dans la région de Ohanet à 300 mètres. Dans la région d'Ohanet et Stah, le Malm, le Barrémien et l'Albien sont groupés sous le nom de la série de Taouratine. Par ailleurs, les deux séries (zarzaitine et taouratine) forment localement ce qu'on appelle le Continental Intercalaire. Les études géologiques, faites sur la région, ont mis en évidence, d'une part, que les formations du Continental Intercalaire affleurent bel et bien suivant une bande relativement large, orientée est-ouest, au sud du plateau de Tinhert. D'autre part, la limite naturelle du Continental Intercalaire est marquée par la discordance hercynienne. Cette limite se prolonge selon un axe passant à 50 km au sud de Bordj Omar Driss et à 30 km au sud d'In Aménas.
- **Le Cénomanién**, Venants en transgression sur les formations continentales de l'Albien, les dépôts marins du Cénomanién sont représentés par une puissante série sous forme d'empilements d'argiles, de gros bancs de gypse et/ou d'anhydrite. Localement, la série admet une épaisseur de 100 à 300 mètres.
- **Le Turonien**, le Turonien est pratiquement carbonaté : calcaires et calcaires dolomitiques en bancs massifs. Il affleure dans la région de Ohanet.
- **Le Sénonien**, Témoignant d'un régime tantôt marin tantôt lagunaire, les sédiments du Sénonien sont essentiellement des calcaires et des dolomies au-dessus desquels reposent en alternance des argiles rouges, du gypse, des anhydrites et parfois du sel gemme massif.
- L'Eocène, est constitué principalement par des calcaires dolomitiques. Il est relativement moins épais : 50 à 100 mètres.
- **Le Miopliocène**, est reconnu dans le nord-ouest de la wilaya (Région de Rhoud Nouss) par des forages pétroliers et hydrauliques. Il se présente en un ensemble détritique composé par sables siliceux et des passages d'argiles et de grès. Les formations Miopliocène tendent à s'amincir vers le sud et le sud-est de Rhoud Nouss, pour disparaître complètement sur le plateau de Tinhert.

Le Turonien, le Sénonien, l'Eocène et le Miopliocène sont groupés sous le nom du système du Complexe Terminal. La figure IV-2 présente les couches géologiques au niveau de la wilaya d'ILLIZI.

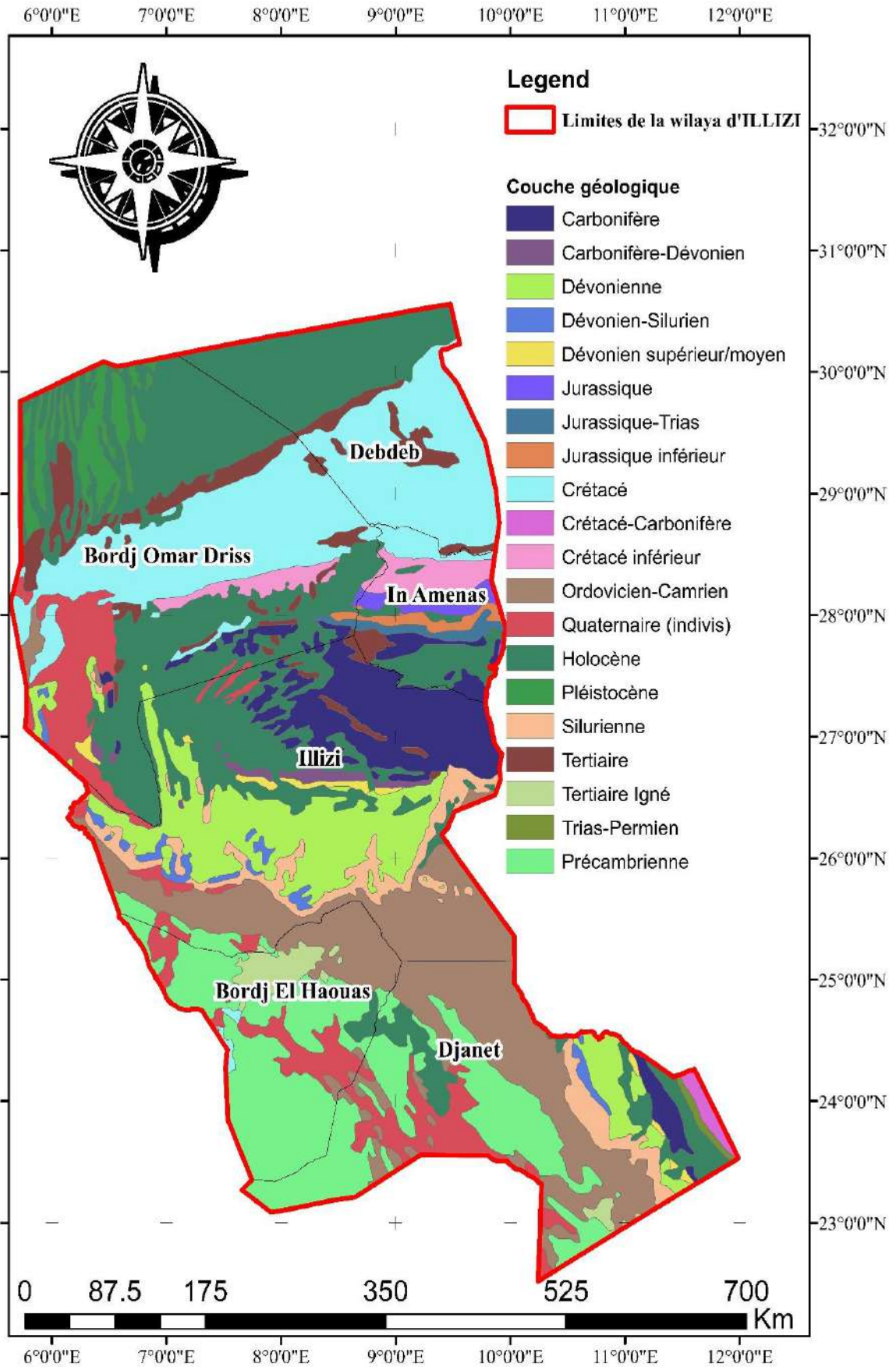


Figure IV-2 : carte géologique de la wilaya d'ILLIZI

IV-8 Aspect hydrogéologique :

L'hydrogéologie de la région d'Illizi se caractérise par plusieurs formations aquifères. La région d'étude est caractérisée par une surface très étendue, d'où on distingue plusieurs horizons aquifères à savoir :

- **La nappe du Cambro-ordovicien :**

Les formations gréseuses Cambro-ordoviciennes du Tassili, outre qu'elles présentent une très faible porosité, elles sont parcourues par un système de fissuration et de failles. Ces caractéristiques leur facilitent les circulations des eaux, d'où les grès du Tassili présentent une bonne perméabilité.

La nappe est exploitée à Illizi par 18 forages (y compris la source de Djanet), d'une profondeur de 140 à 400m avec un débit mobilisé de 10 à 35 l/s.

- **La nappe du Dévonien (à Illizi) :**

Reconnue à Illizi et ses environs, notamment au nord, par des ouvrages de captages de 250 à 1450m, respectivement dans les régions d'Illizi et à El Adeb Larach.

Le niveau statique par rapport au sol varie d'une région à l'autre : Il est de quelques centimètres à quelques mètres dans les zones élevées, par contre l'eau est jaillissante au nord et à l'est d'Illizi ; Les forages sont exploités à des débits variant entre 5 et 32 l/s. Le nombre total de forages inventoriés dans cette zone est de 36 dont 17 sont en service et 12 non exploités.

Coupes géologiques établies par corrélation des différentes coupes de forages de la **figure IV-2**. Forages au voisinage de la ville d'Illizi.

- **La nappe Carbonifère :**

Cette nappe est exploitée à des profondeurs allant de 800 à 1100m dans la région d'In Aménas. Les eaux soutirées par "liftage" sont utilisées uniquement pour le maintien de la pression des nappes d'hydrocarbures et l'irrigation ; Le niveau statique varie entre 200 et 300m.

- **Le système aquifère du Continental Intercalaire (CI) :**

Il occupe l'intervalle stratigraphique compris entre le Trias et le sommet de l'Albien. Les niveaux aquifères sont contenus essentiellement dans le Barrémien et l'Albien qui sont constitués de dépôts continentaux gréseux et sablo-argileux du Crétacé inférieur. Elle draine les formations gréseuses et argilo-gréseuses du Trias et Jurassique dans la région de Stah et In Aménas (dans ses régions le CI est appelé Série Zaraitine et Taouratine), du Barrémien et Albien à Deb Deb et de l'Albien à B.O.D et Rhourd Nouss.

La nappe est captée, soit par des forages de moyenne profondeur (400 à 500m) à T.F.T, Ohanet et B.O.D, ou relativement profonds (800 à 1200m) à Rhourd Nouss et le Nord de Deb Deb. Les eaux de la nappe sont jaillissantes à Rhourd Nouss, Bordj Omar Driss, Tabankort, Maouar, Zemelet Mederba et le nord de Deb Deb; elles sont exploitées par pompage à des profondeurs variables (de quelques mètres à 300m) à Tinfouyé, Ohanet, sud de Deb Deb et Stah ; la puissance du réservoir utile est supérieure à 250m. Les mesures de pressions statiques indiquent des valeurs qui peuvent atteindre les 18 bars (ex. :Rhourd Nouss,eau jaillissante). Le nombre des forages CI exploités est mobilisables (y compris 08 piézomètres) est de 152 dont 101, seulement sont exploités.

- **Le système aquifère du Complexe Terminal (CT) :**

Par sa profondeur assez proche du sol et sa facilité de captage, la nappe du complexe terminal (CT) se trouve très sollicitée pour l'alimentation en eau potable et l'irrigation. Le nombre total des forages de cette nappe est de 33, le tout est en service ; ces forages captent les horizons suivants :

- **La nappe Turonien :**

Est Formée par des calcaires et constitue un aquifère libre, localement fissuré. Sa profondeur varie entre 200 à 400m, l'épaisseur moyenne est de l'ordre de 80 m et repose sur un substratum imperméable du **Cénomanién anhydritique** et argileux ; Son résidu sec est élevé dépassant généralement 6 g/l.

Le nombre total de forages qui capte le Turonien dans cette zone est trois (03) dont un (01) est bouché (Fort saint III) et 02 apparemment artésiens, coulent dans la nature avec un débit inconnu (Fort saint I et Fort Saint II), provoquant des grands marécages étendus dans les frontières Algéro-Libyennes et Algéro-Tunisienne.

- **La nappe Mio-Pliocène :**

Formée d'une alternance de sables et d'argiles, limitant à l'extrême nord-ouest de la wilaya, la nappe captée est celle du Mio-Pliocène. Elle est exploitée dans la région de Rhourd Nouss et El Hamra par des forages de 160 à 300m de profondeur. L'eau est soutirée par pompage à des niveaux variants entre 80 et 100m. Le nombre total de forages CT inventoriés et exploités est 33.

- **La nappe d'Inféro-Flux d'Oued Illizi :**

L'étude géophysique effectuée en 1970 par sondage électrique réfraction nous à permet de préciser l'extension du remplissage alluviale. Ce dernier est entaillé dans les formations du Dévonien moyen.

- Une superficie relativement importante.
- L'épaisseur moyenne de l'aquifère est de 25m.
- Les crues de l'oued sont annuelles.
- La profondeur des forages captant cet aquifère est de l'ordre de 40 à 50m.
- Le niveau statique varie entre 2 à 10m.
- Le débit varie entre 2 à 16 l/s
- La qualité chimique des eaux est relativement bonne.

La recharge de cette nappe est conditionnée par les crues ; ses potentialités sont très faibles. Vu toutes ces raisons, cette nappe n'est pas sollicitée ces dernières années. Pendant notre mission nous n'avons recensé qu'un seul forage, d'une profondeur de 40 m, actuellement en arrêt (Sediki Bennacer).

- **La nappe d'Inféro-Flux de Bordj El Haoues :**

Cette nappe est sollicitée par 05 puits (dispersés généralement dans les palmeraies) et 02 forages, qui constituent une source importante d'alimentation en eau pour la population de Bordj El Haoues et l'agglomération d'Ihrir (site touristique à 80 km de Bordj El Haoues).

Cette nappe est constituée par des alluvions d'oueds, elle est utilisée principalement pour l'irrigation et l'alimentation en eau potables, l'eau de cette nappe est de bonne qualité, le résidu sec varie entre 320 à 860 mg/l.

- **La nappe de l'Inféro-Flux (Alluviale) de l'Oued Djanet :**

Avant la découverte de la nappe Cambro-ordovicien, la nappe des alluvions de l'oued Djanet était la principale et l'unique ressource en eau de la région. C'est une petite nappe aquifère couvrant une superficie de 17 km² ; il s'agit des alluvions hétérogènes, allant du sable limoneux aux galets des petites tailles reposant sur une vingtaine de kilomètres ; Actuellement elle est sollicitée par 24 forages (y compris 01 puits) dont 09 forages et 01 puits sont en service (on note que plusieurs puits sont disparus suite aux derniers crues) ; l'eau de cette nappe est de bonne qualité, le résidu sec varie entre 146 à 340 mg/l.

- **Répartition des forages par nappe :**

Ces recensements sont faits d'après les visites sur terrain des points d'eau en basant sur les listings de l'inventaire de la wilaya d'Illizi réalisé en 2000.

- **Le Combro-ordovicien**

Le nombre de forages combo-ordovicien est 27, dont 18 sont actuellement en exploitation (y compris 01 source), soit 09 destinés au secteur agricole, 05 pour l'alimentation en eau potable et 04 aux besoins mixtes. Les Points d'eau captant le Combro-Ordovicien sont repartis comme suit :

- Fednoute: 01 forage AEP, soit 6%
- Tarat : 04 forages (02 Irrigation, 01 AEP et 01 Mixte) soit 22 %
- Bordj El Houes : 01 forage AEP, soit 6 %
- Djanet : 10 forages (02 AEP, 06 IRR, 02 Mixte) soit 55 %
- Tin Alkoum : 02 forages (01 Irrigation et 01 Mixte), soit 11 %

- **Le Dévonien**

Reconnue à Illizi et ces environs, notamment au nord, par des ouvrages de captages de 250, 600, 1450 et 1700 m, respectivement dans les régions d'Illizi, Oued Issenjel, El Adeb Larach et Tiguentourine. La nappe du Dévonien est très sollicitée notamment pour les besoins en eau potable, Illizi compte 29 forages dont 17 sont en exploitation, répartis comme suit :

- La région d'In Amenas : 01 forage (Mixte), soit 06 %
- La région de Tassili (Illizi+Djanet) : 16 forages (07 IRR, 05 AEP, 03 Mixte, 01 IND), soit 94%

- **La nappe du Carbonifère**

Exploitée à des profondeurs allant de 800 à 1100m dans la région d'In Amenas, mais apparemment au sud-est de Bordj Omar Driss et d'après un forage réalisé par BP (TFRW-1), dans cette région la nappe Carbonifère se trouve à 190m avec un résidu sec de 2.8 mg/l, ce qui reste à confirmer. Les eaux généralement soutirées par "Air lifte" sont utilisées en priorité pour le maintien de la pression des nappes d'hydrocarbures.

Sept (07) forages carbonifères seulement ont été mentionnés dans l'inventaire des forages d'eau dans les zones pétrolières, réalisé en 2005, les autres forages n'ont pas été visités suite à des contraintes administratifs et techniques.

- La région Bordj Omar Driss : 01 forage (Mixte), soit 3 %
- La région d'In Amenas : 38 forages (36 IND et 02 Mixte), soit 97 %

- **Le système aquifère du Continental Intercalaire**

La nappe est captée, soit par des forages de moyenne profondeur (400 à 500m) à T.F.T, Ohanet et Bordj Omar Driss, soit par des forages relativement profonds (800 à 1200 mètres) à Rhourd Nouss et le Nord de Deb Deb.

Le nombre total des forages au Continental Intercalaire est de 152 (y compris 08 piézomètres) dont 101 sont exploités (y compris 01 piézomètre).

Les forages en exploitation sont répartis comme suit :

- La région de Bordj Omar Driss : 77 forages (06 AEP, 20 Irrigation, 01 DOM, 13 Mixte, 36 IND), soit 75 %
- La région d'In Amenas : 24 forages (08 AEP, 01 Irrigation, 10 Mixte, 06 IND), soit 25 %

- **Le système aquifère du Complexe Terminal**

Par sa profondeur assez proche du sol et sa facilité de captage, la nappe du complexe terminal (CT) est très sollicitée pour l'alimentation en eau potable et l'irrigation, les 33 forages en exploitation sont localisés dans la région du Bordj Omar Driss, généralement exploités par les sociétés pétrolières. Les forages sont répartis dans la zone de Rhourd Nouss et El Hamra comme suit :

- La zone de Rhourd Nouss : 21forages (07 Mixte, 11 DOM et 03 IND), soit 64 % de nombre total des forages.
- El Hamra : 12 forages (09 IND, 03 DOM), soit 36 % de nombre total des forages.

- **La nappe d'Inféro-Flux**

La nappe des Inféro-Flux du Tassili est rencontrée dans quatre (04) zones, à savoir :

- Zone d'Illizi : sollicitée par plusieurs forages, mais actuellement nous n'avons trouvé qu'un seul forage les autres sont disparus, suite aux dernières crues.
- Zone du Bordj El Haoues : sollicitée par 02 forages (01 Irrigation et 01 AEP) et 01 puits (Irrigation), soit 18 % des points d'eau
- Zone d'Ahrir : sollicitée par 04 puits (AEP), soit 24 % des points d'eau
- Zone du Djanet : exploité par 01 puits et 09 forages (04 AEP et 06 Irrigation), soit 58 % des points d'eau

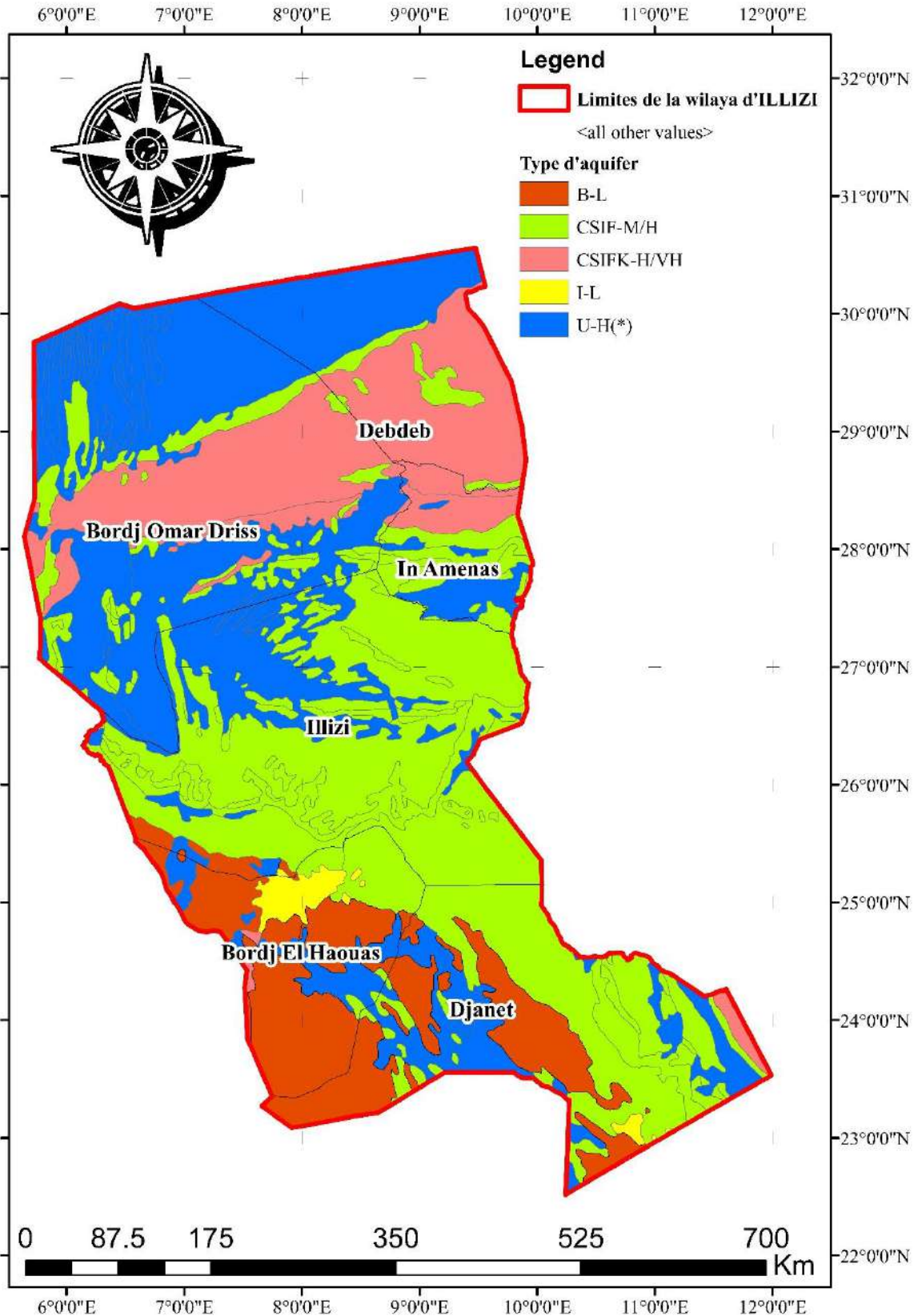


Figure IV-3 : Carte hydrogéologique de la wilaya d'illizi modifier (DOCHARTAIGH, O. ; BRIGHID, E. User Guide : Africa groundwater atlas country hydrogeology maps, version 1.1. 2019)

IV-9 Facteurs climatiques :

Pour les facteurs climatiques, les données statistiques de la station météorologiques d'ILLIZI a été pris en considération.

Les données climatiques sont extraites de la plateforme "Climate engine" créée par l'entreprise Google. Cette application est une solution « sans code » permettant aux scientifiques d'accéder, de visualiser et d'analyser plus rapidement les données et les informations de télédétection. L'utilisation des sources des données similaires pour des travaux scientifiques au niveau national a été présentée dans plusieurs articles (Abbas et al., 2019). Les données disponibles s'étendent sur une période depuis 1958 jusqu'à maintenant.

Températures :

Les données mensuelles de la température maximale et minimale disponibles sont présentées dans la figure IV-4. Les mois sont posés sur l'axe des X, ou les températures sont posées sur l'axe des Y. Dans cette figure, on a divisé la série en six parties (12 ans dans la première partie et 10 ans dans le reste des parties) ou on a extrait les formules linéaires de tendance pour mieux comprendre la variation climatique. D'après la figure IV-4, il est clair que les températures max et les températures min ont toujours une tendance positive, ce qui signifie une augmentation des valeurs de températures. Ou les températures maximales enregistrées en 1958 étaient 41.8 °C, en 2020 cette valeur sera 43.7 °C. Au niveau de la série des températures minimales, la valeur minimum durant 1958 était 5 °C, ou on a remarqué une augmentation de 1.2 °C en 2020 par rapport à celle de 1958.

Précipitations :

Selon les saisons, les précipitations sahariennes ont une origine différente. Celles de l'été sont dues aux dépressions de mousson. Par contre celles de l'hiver dépendent et sont liées aux dépressions qui accompagnent la migration vers le sud des fronts polaires, et pendant les saisons intermédiaires. Les précipitations sont dues aux dépressions soudano sahariennes qui traversent du Sud au Nord le Sahara. Il semble que le Sahara septentrional est beaucoup plus atteint par ces dépressions soudano sahariennes d'origine tropicale que par les pluies de la mousson soudanaise. La figure IV-5 présente la variation mensuelle moyenne des précipitations, on remarque que durant les derniers 10 ans (2011-2020), les précipitations ont augmenté d'une façon plus rapide par rapport aux périodes

précédents, mais ce qu'attire l'attention c'est que la zone d'étude passe par une période sèche actuellement. On peut justifier cette contradiction par la durée de pluie, les fortes précipitations dans des courtes durées provoquent des catastrophes naturelles telles que les inondations et ne favorisent pas le rechargement naturel des nappes souterraines.

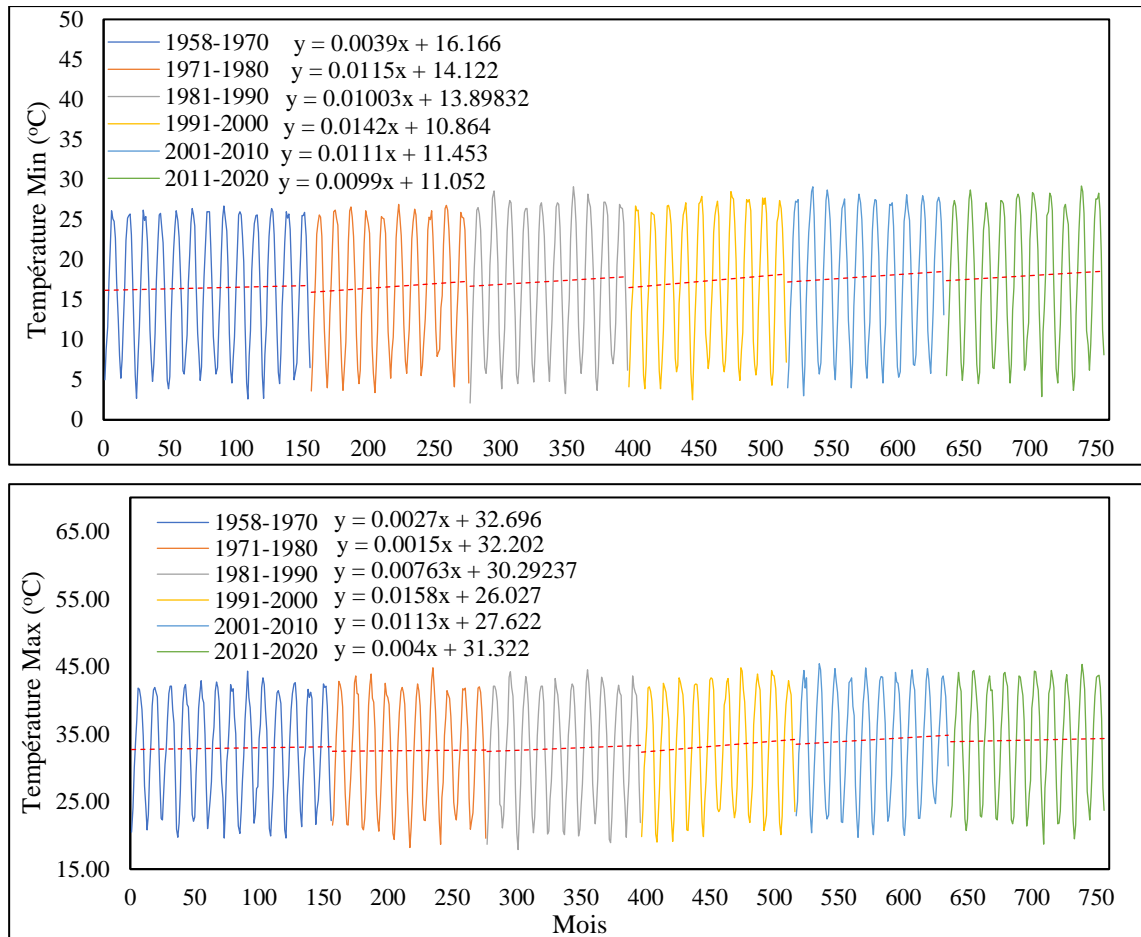


Figure IV-4 : variation mensuelle des températures maximale et minimale.

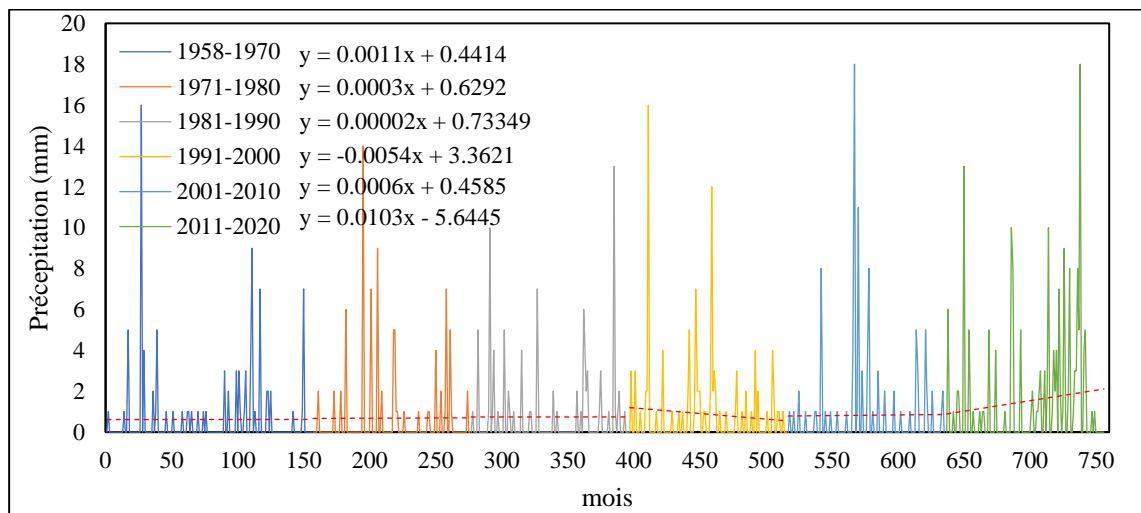


Figure IV-5 : Variation mensuelle des précipitations moyennes.

Humidité relative de l'air :

Cette valeur illustre le rapport de pression partielle de la vapeur d'eau dans l'air et la pression de vapeur saturante dans les mêmes conditions de température et de pression. Les valeurs observées montrent que l'humidité est plus élevée en hiver qu'en été, ces valeurs peuvent oscillées entre 35 et 50,1 %. En été les fortes températures dissipent la vapeur d'eau atmosphérique, ce qui explique les faibles valeurs de l'humidité pouvant descendre jusqu'à 19,1 %.

Vents :

Généralement les vents sont faibles à modérés. Les plus fréquents sont ceux du Sud-est et Est. Les plus forts soufflent souvent durant les mois de mars, avril, mai et septembre avec une vitesse qui peut dépasser parfois les 5 m/s.

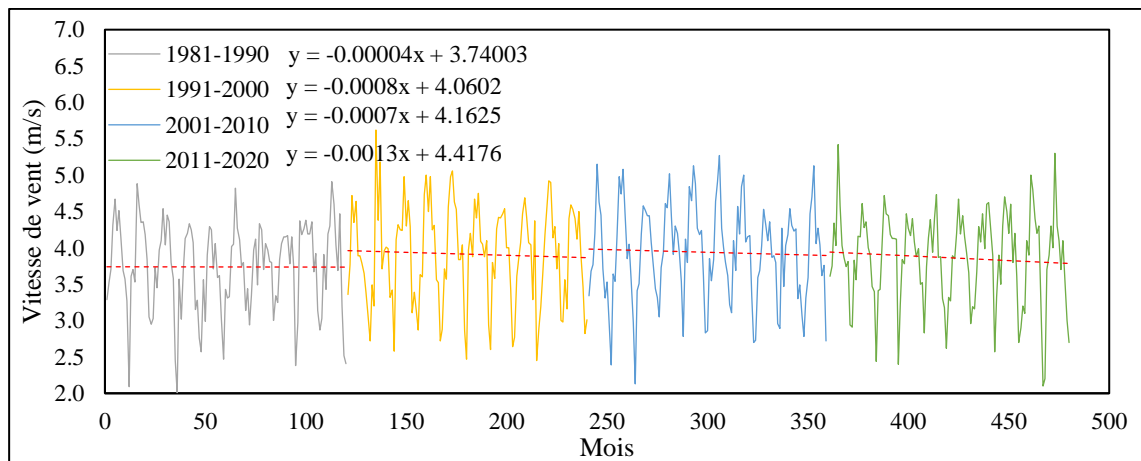


Figure IV-6 : Variation mensuelle des vitesses de vent.

Analyse Climatique :

Selon J. Dubief (Dubief 1999) le climat du Sahara septentrional correspond à un schéma global de circulation atmosphérique, qui consiste en un échange entre la zone des basses pressions et celle des hautes pressions subtropicales dues aux Alizés (qui soufflent à basse altitude du Nord et du Nord-Est vers l'Equateur), et aux courants d'altitude venant de l'Ouest. Cependant ce schéma de circulation n'est pas valable toute l'année. L'absence de relief à l'Ouest sur la bordure atlantique permet à l'anticyclone subtropical des Açores de déborder en hiver sur l'Afrique du Nord et le Sahara tandis qu'en été, il migre vers le Nord. Par ailleurs, les vents d'été, qui sont relativement frais et humides sur la côte méditerranéenne se déplacent sur le Sahara, où ils se réchauffent et s'éloignent de leur

point de saturation, ce qui augmente leur action de dessèchement. La région d'ILLIZI fait partie du bas Sahara et obéit à ce schéma climatique.

La région d'ILLIZI est caractérisée par un climat de type saharien :

- C'est un climat aride : un été chaud et sec et un hiver relativement doux avec des températures élevées pendant la saison estivale où la température peut atteindre les 45°C avec un importants écarts journaliers et des températures relativement basses en dessous de 10°C en hiver.
- Les précipitations sont très rares : elles ne dépassent guère les 50 mm/an en moyenne
- Les vents sont abondants et deviennent plus fréquents et plus violents pendant la saison printanière.

IV-10 Le secteur hydraulique :

Les forages existants :

D'après le dernier inventaire des forages existant réaliser par les services de la direction des ressources en eau (DRE) à ILLIZI en novembre 2021, 205 forages pour des déferents usage ont été comptés. Comme la figure IV-7 présente, 85% des forages destiner à l'irrigation situer au sud de la wilaya, les communes d'ILLIZI, Djanet et Bordj El Haoues. Par contre, 93% des forages de secteur industriel situer à In Amenas, Deb deb et Bordj Omar Driss nord de la wilaya. Ce schéma de distribution des forages facilité la compréhension des types des activités dans la région.

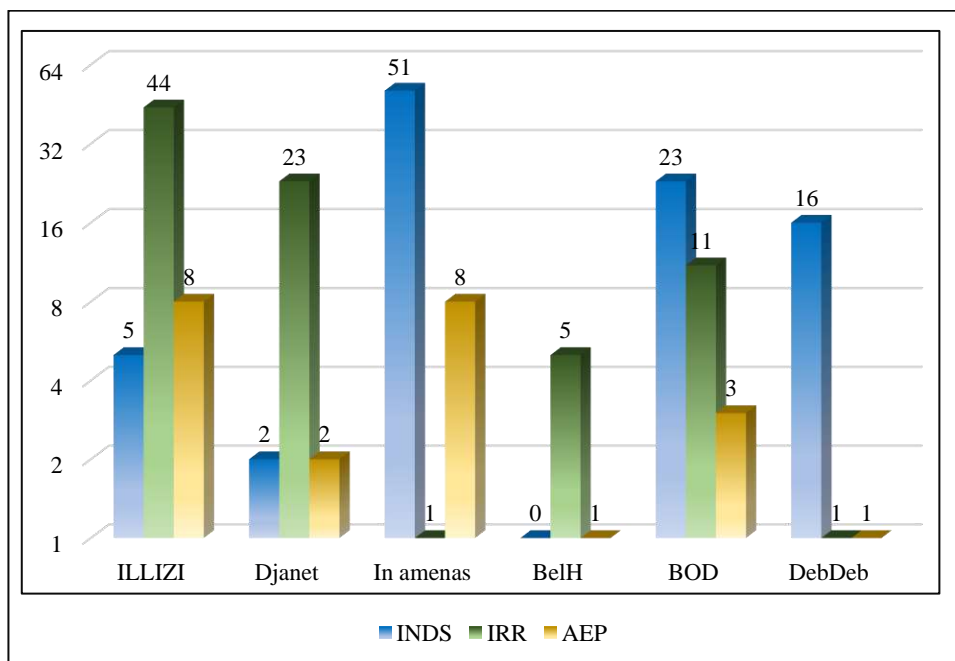


Figure IV-7 : Répartition des forages selon le type d'usage.

Les châteaux d'eau :

Pour assurée l'alimentation en eau potable aux habitants de la wilaya, un total de 60 ouvrages de stockage d'eau a été réalisés aux déférent communes. 67 % des réservoirs ont de type semi enterré, ou 33 % ont de type surélever. La communes d'ILLIZI contient 17 réservoirs avec des capacité varier entre 2000 m³ (à ZHUN) et 200 m³ (à Fadnoun, Aéroport et Tarat). A Djanet, 18 réservoirs existant avec des capacités entre 2000 m³ (à IFIRI) et 100 m³ (à ARIKIN). La capacité totale de stockage d'eau diminuer selon le nombre d'habitants, à Ain amenas la totalité de stockage estimer par 3570 m³, à Bordj omar driss 1950 m³, à Debdeb 1650 m³ et à Bordj el haoues 1660 m³.

Réseau d'assainissement

L'évacuation des eaux usée au niveau de la wilaya d'ILLIZI est assurée par l'office national de l'assainissement et l'APC dans quelques zones rurales. Le totale de taux de raccordement est de 97 % avec un linéaire de réseaux égale à 541.8 km au niveau de toute la wilaya, la répartition des linéaires de réseaux et des taux de raccordement est présenter dans le tableau suivant :

Tableau IV-3 : répartition de réseau d'assainissement sur les communes de ILLIZI.

Commune	Linéaire de réseau			Taux de raccordement (%)
	Secondaire (km)	Principal (km)	Total (km)	
ILLIZI	84.28	85.17	169.45	97
Djanet	73.02	54.80	127.82	96
In Amenas	33.82	31.25	65.07	100
B el Haoues	24.83	17.38	42.21	96
B.O.Driss	28.78	43.34	72.12	100
Deb Deb	19.98	18.15	38.13	100

Les eaux usées de la plupart des agglomérations évacuer vers le milieu naturel (oued ou reg), ont exclue les eaux usées de la communes d'ILLIZI et la commune de Djanet, ou les rejets sont évacuer vers deux stations d'épuration.

Les stations d'épuration

Dans le cadre de la protection des nappes d'eau souterraines, la protection des citoyens contre les maladies à transmission hydrique, et aussi pour valoriser les eaux usées épurée dans le secteur agricole, la wilaya d'ILLIZI réalise deux stations d'épuration dans les deux plus grand agglomérations (ILLIZI et Djanet). La station d'épuration des eaux usée de la ville d'ILLIZI a été dimensionnée pour une capacité de 40000équivalent habitant avec un débit nominal égal à 6400 m³/j, un débit moyen a temp sec égale les 267 m³/h et un débit de point a temp sec atteindre les 417 m³/h. D'un point de vue qualitative, la station a été dimensionné pour traiter les eaux caractériser par des charges polluantes de DCO, DBO5, MES, N-NH₄ et P total ne dépasse pas les 4000 kg/j, 2000 kg/j, 2800 kg/j, 600 kg/j et 160 kg/j respectivement. La station reçue les effluent de la commune d'ILLIZI par pompage arrivé de deux stations, la station de pompage « final » et la station de pompage « Tinemri ». Dans l'autre côté, la station de Djanet avec une capacité de 16500 E.H à était dimensionner pour épurer les eaux usée domestique avec un débit de

2500 m³/j est de charges de DCO, DBO5 et MES ne dépasse pas 1650 Kg/j, 825 Kg/j et 1155 Kg/j respectivement.

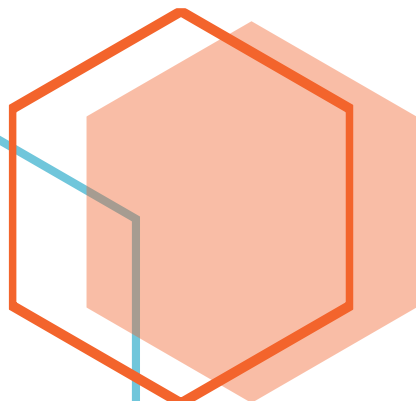
IV-11. Conclusion

La région d'Illizi est caractérisée par un climat de type saharien, aride avec un été chaud et sec et un hiver relativement doux, les précipitations sont très rares, ne dépassent guère les 50 mm/an en moyenne. Les ressources en eaux sont les eaux souterraines, qui sont contenues dans les grands aquifères du continental intercalaire (CI) et le complexe terminal (CT) et aussi les nappes inféro-flux a Illizi et Djanet. L'agriculture représente une activité secondaire dans la wilaya d'ILLIZI ou 2274.05 ha est considéré comme une surface agricole utile (SAU), la majorité des SAU situer dans la partie sud de la wilaya (Commune d'ILLIZI et la commune de Djanet). Dans l'autre côté, on trouve que l'activité industrielle est plus concentrée au nord de la wilaya (Debdeb, In amenas et Bordj omar idriss). La population est en évolution, et se concentre beaucoup plus au niveau de la commune d'ILLIZI et la commune de Djanet. Après cette présentation, on peut voir que les ressources en eau au niveau de la wilaya d'ILLIZI sont toujours menacer, soit par les activités industrielle au nord, ou bien par les activités agricoles et les rejets urbaine au sud. Donc, une enquête sur la qualité actuelle des ressources en eau exploiter est dispensable. Ici, vient le prochain chapitre pour présenter les méthodes et les moyens de différentes analyses établies d'une part, et la méthodologie adopter pour modéliser la qualité des eaux souterraines.



CHAPITRE V

Matériels et méthodes



V-1. Introduction

Pour but d'évaluer la qualité des eaux sous terraines de la willaya d'ILLIZI, nous avons procédé aux plusieurs analyses physique-chimique entre 2018-2020, un total de quarante-quatre (44) échantillons ont été prélevés dans six nappes différentes (Dévonien inférieur, Mio-Pliocène, Infero Flux, Combro Ordovicien, Albien et Zarzaitine). On note que ces analyses ont été établies au niveau de quatre laboratoires, dans lesquelles les analyses des eaux de la nappe Zarzaitine et la nappe Albien ont été faites au niveau de laboratoire de l'ADE d'ILLIZI, les analyses des eaux de Dévonien inférieur ont été faites au niveau de laboratoire de l'ANRH de Ouargla, les analyses des eaux de la nappe Infero Flux de Djanet et la nappe Cambro Ordovicien ont été faites au niveau de laboratoire de l'université de Ouargla, tandis que les analyses des eaux de la nappe Moi-Pliocène ont été faites au niveau de laboratoire de Groupement Berkine à EL MERK. Ce chapitre présent les protocoles expérimentaux et les matériels des différentes analyses établies d'une part, les moyens et outils d'analyses des données, qualitative, quantitative et cartographique d'autre part. Aussi, une présentation explicative sur les méthodes et les logiciels utilisés pour l'élaboration des modèles numériques de l'indice de qualité des eaux (IQE).

V-2. Échantillonnage

La phase d'échantillonnage considéré la première étape et la fondation de chaque analyse chimique, donc il faut pris tous les préconisons pour un échantillonnage représentatif. Des bouteilles en plastique de 1,5 L utilisées pour collecter les échantillons. Toutes les bouteilles avaient été nettoyées à l'eau du robinet puis à l'eau distillée. Les emplacements des forages échantillonnés et les nappes exploitées sont cités dans tableau V-1. L'emplacement de chaque site, les coordonnées du lieu d'échantillonnage ont été tirés de Google Earth. Au cours de la préparation sur site, les bouteilles avaient été lavées par l'eau de l'échantillon lui-même avant le prélèvement. Les bouteilles ont été rincées bien avec l'eau de l'échantillon pour s'assurer que l'échantillon est représentatif de la source d'eau. Après avoir collecté les échantillons d'eau, nous donnons à chaque bouteille une étiquette d'identification appropriée, puis nous emballons le tout dans une boîte spéciale et le transportons au « laboratoire de génie de l'eau et de l'environnement en milieu saharien, Ouargla » pour l'analyse. Les paramètres de qualité des eaux souterraines utilisés dans l'examen comprenaient l'hydrogène potentiel (pH), la conductivité électrique (CE), la température (C°), les cations major comprennent le sodium (Na⁺), le potassium (K⁺), le magnésium (Mg²⁺) et le calcium (Ca²⁺), les anions major comprennent le chlorure (Cl⁻), le sulfate (SO₄²⁻), le bicarbonate (HCO₃⁻).

V-3. Mesures in situ

Les mesures de terrain concernent le potentiel en hydrogène (pH), la conductivité électrique et la température. La mesure a été faite à l'aide d'un multi-paramètre de terrain.

V-3.1 pH

Le terme pH est la concentration d'ions hydrogène dans une solution. Dans l'eau, ce facteur est d'une importance exceptionnelle, en particulier dans les procédés de traitement. Dans les laboratoires de routine des usines de traitement, il est mesuré et ajusté si nécessaire pour améliorer la coagulation/floculation ainsi que pour contrôler la désinfection de l'eau, la valeur du pH allant de 0 à 14. En dessous de 7, l'eau est

considérée comme acide et au-dessus de 7 comme alcaline. L'eau au pH de 7 est neutre. Pour effectuer une analyse de pH, nous avons besoin de solutions tampon de pH 4, pH 7 et pH 10, comme appareillage, on utilise un pH mètre et une électrode de verre. Le mode opératoire cité dans la norme NF T 90-800 est comme suit :

Etalonnage de l'appareil :

- Allumer le pH mètre
- Rincer l'électrode avec l'eau distillée
- Prendre dans un petit bécher, la solution tampon pH= 7
- Laisser stabiliser un moment jusqu'à affichage du standard 2.
- Enlever l'électrode et la rincer abondamment avec l'eau distillée
- Ré-étalonné de la même manière avec les solutions tampon pH= 4 et pH = 10.

Méthode de mesure :

- Prendre environ 100 ml d'eau à analyser.
- Mettre un agitateur avec une faible agitation
- Tremper l'électrode dans le bécher
- Laisser stabiliser un moment avec une faible agitation, puis noter le pH

V-3.2 Température

La température dépend de l'augmentation de la consommation d'eau, de la fluoration, de la solubilité et de l'ionisation des substances coagulantes, du changement du pH, de la désinfection, etc.

V-3.3 Conductivité électrique

L'analyse de conductivité électrique selon la norme NF T 90-031 consiste à utiliser la solution standard de KCL pour l'étalonnage, un conductimètre et une électrode de verre, le mode opératoire est le suivant :

Etalonnage de l'appareil :

- Allumer le Conductimètre
- Rincer l'électrode avec l'eau distillée
- Prendre dans un petit bécher, la solution standard de KCL
- Laisser stabiliser un moment jusqu'à affichage de la constante de la cellule.

Méthode de mesure :

- Prendre environ 100 ml d'eau à analyser
- Tremper l'électrode dans le bécher
- Laisser stabiliser un moment, puis noter la valeur de la conductivité affichée.

Le résultat est donné directement en $\mu\text{S}/\text{cm}$ ou bien en mS/cm

Tableau V-1 : Localisation des forages échantillonnée et l'identification (ID) des échantillons

Forage	ID	Les coordonnées		Localisation	La nappe exploitée
		X	Y		
ZHUN 101	D1	447606	2931749	ILLIZI	DEVONIEN INFERIEUR
ZHUN 102	D2	448486	2932735	ILLIZI	
ZHUN 103	D3	448758	2932643	ILLIZI	
zone activ	D4	447911	2932960	ILLIZI	
Ain el cours	D5	451043	2931265	ILLIZI	
Takbalt	D6	446942	2927042	ILLIZI	
Tintourha	D7	443955	2932244	ILLIZI	
Sidi bouslah	D8	444659	2929021	ILLIZI	
Tinemri	D9	444043	2930224	ILLIZI	
Fadnoune	D10	409610	2829617	FADNOUN	
Belbachir	D11	448104	2927521	ILLIZI	
Puit ABB	M1	414788.5	3349471.65	EL MERK	MIO PLOCENE
EMK 8	M2	/	/	EL MERK	
CEVELEC	M3	414583.16	3347743.36	EL MERK	
CWAA	M4	412047.15	3350508.27	EL MERK	
CPF 2	M5	412532.99	3348481.31	EL MERK	
BDV3	M6	409448.89	3351291.57	EL MERK	
BDV4	M7	409640.5	3350998.14	EL MERK	
ANP	M8	414561.87	3349098.96	EL MERK	
Aba	I1	545990	2717825	DJANET	INRERO FLUX
Zalouaz	I2	548711	2716594	DJANET	
Ajahil	I3	549035	2713172	DJANET	
Kanfar 3	I7	543910	2723270	DJANET	
inabarber 2	I8	545299	2718859	DJANET	
Ifri	I4	550465	2707291	DJANET	
Kanfar 1	I5	542859	2724102	DJANET	
Tagharghert	I9	547116	2699987	DJANET	
Kanfar 2	I6	543428	2723868	DJANET	

Tagharghert p	C2	547476	2990704	DJANET	CAMBRO ORDOVICIAN
inabarber	C1	545776	2717033	DJANET	
Tabekai	C3	443094.77	2752309.73	B EL HAOUAS	
dajiene 102	C4	444520.1	2751118	B EL HAOUAS	
Debdab 1	A1	540745.77	3315201.68	DEBDAB	ALBIAN
Debdab 2	A2	544923.0496	3346565.7500	DEBDAB	
Debdab zhun	A3	536886.1116	3344442.6421	DEBDAB	
H10	Z1	552424.5141	3100762.0552	IN AMENAS	ZARAITINE
H7	Z2	555441.0000	3102453.0000	IN AMENAS	
Station Brut	Z3	556170.28	3102014.11	IN AMENAS	
H8	Z4	554395.7735	3099601.5546	IN AMENAS	
MR104	Z5	592768.6543	3077926.7287	IN AMENAS	
Base vie sonat	Z6	557423.0748	2977280.7490	IN AMENAS	
ZR602	Z7	/	/	IN AMENAS	
Al607	Z8	/	/	IN AMENAS	
Ohanet	Z9	491861.0563	3176346.5276	IN AMENAS	

V-4. Mesures et analyses au laboratoire

V-4.1 Calcium et Magnésium

La détermination de concentration de calcium et magnésium présent dans l'eau se fait à la base de la méthode titrimétrie EDTA. Cette méthode est valable pour les eaux souterraines, les eaux de surface et les eaux potables. Il peut également être utilisé pour les eaux brutes municipales et industrielles, à condition qu'elles ne contiennent pas de quantités interférentes de métaux lourds. La procédure n'est pas applicable aux eaux de mer et autres eaux similaires à forte concentration de sels. Elle s'applique aux eaux dont les teneurs vont de 2 à 100 mg / l. Pour des teneurs plus élevées, un échantillon dilué doit être utilisé.

Cinq réactifs sont nécessaires pour l'analyse chimique, se sont comme suite :

- 3.725 g d'E.D.T.A (séché à 80°C pendant 2 heures) et 1000 ml d'eau distillée pour la préparation de solution d'E.D.T.A N/50 ($C_{10}H_{14}N_2Na_2O_8 \cdot 2H_2O$ à 0.02N).
- 80 g d'Hydroxyde de sodium en pastilles et 1000 ml d'eau distillée pour la préparation de solution d'hydroxyde de sodium à 2N.
- 67.5 g de chlorure d'ammonium, 570 ml d'hydroxyde d'ammonium NH_4OH (25%), HCL concentré à pH 10.1 et 1000 ml d'eau distillée pour la préparation d'hydroxyde d'ammonium (NH_4OH) à pH 10.1.
- Noire eriochrome.
- Murexide.

Comme appareillage, on utilise une burette de 25 ml.

Le mode opératoire est comme suite :

Pour le calcium :

- Prendre 50 ml d'eau à analyser.
- En ajoutent 2 ml de NaOH à 2N.
- En ajoutent du Murexide.
- En utilise l'E.D.T.A pour le titrage jusqu'au virage violet.

Pour le magnésium :

- Prendre 50 ml d'eau à analyser.
- En ajoutent 2 ml de NH₄OH à pH 10.1.
- En ajoutent du Noir eriochrome.
- En utilise l'E.D.T.A pour le titrage jusqu'au virage bleu.

L'expression de résultats ce fait en utilisant les formules suivantes :

$$\text{Ca}^{2+} \text{ (mg/l)} = V1 \times F \times 8.016$$

$$\text{Mg}^{2+} \text{ (mg/l)} = (V2 - V1) \times F \times 4.86$$

Ou :

V1 : volume d'E.D.T.A utilisé pour titré le calcium.

V2 : volume d'E.D.T.A utilisé pour titré le magnésium.

F : facteur de correction

V-4.2 Sodium et Potassium

Le dosage de Sodium et Potassium se fait par la méthode photométrique, le principe de la méthode spécifiée est l'aspiration de l'échantillon dans une flamme de gaz d'une énergie thermique suffisante pour amener tout sodium et potassium présent à émettre son rayonnement caractéristique et la mesure de l'intensité à une longueur d'onde de 589,0 nm pour le sodium et 766,5 nm pour potassium. S'applique aux échantillons d'eau avec une concentration massique de sodium et de potassium jusqu'à 10 mg/l. Pour des concentrations plus élevées, une plus petite portion d'essai est prélevée pour l'analyse. Les limites inférieures de détermination sont inférieures à 0,1 mg / l pour le sodium et le potassium.

Pour procédé à l'analyse ont utilisé un spectrophotomètre à flamme 410 (SHERWOOD). Il nécessite aussi de préparé des solutions étalon ou le mode opératoire est comme suite :

Préparation des étalons :

Diluée 0.5 ml Solution standard de sodium dans 50 ml d'eau distillée pour préparer la solution étalon de sodium (Na⁺) à 10 ppm.

Diluée 0.25 ml Solution standard de sodium dans 50 ml d'eau distillée pour préparer la solution étalon de sodium (Na⁺) à 5 ppm.

Diluée 0.5 ml Solution standard de potassium dans 50 ml d'eau distillée pour préparer la solution étalon de potassium (K⁺) à 10 ppm.

Diluée 0.25 ml Solution standard de potassium dans 50 ml d'eau distillée pour préparer la solution étalon de sodium (K⁺) à 5 ppm.

Mode opératoire :

- On ouvre le robinet de bouteille du gaz et le robinet d'eau de la pompe.
- Allumer l'appareil à l'aide de bouton POWER.
- Pipeter de l'eau distillée dans un bêcher.
- Optimiser à zéro à l'aide de bouton BLANK.
- Laisser se stabiliser 15min.
- Une fois qu'elle se stabilise à 0, activer le bêcher d'eau distiller et le remplacer par la fiole de la solution étalon de sodium ou de potassium à 10ppm.
- Optimiser à 10ppm à l'aide de bouton FINE.
- Retirer la fiole de la solution étalon et la remplacer par le bêcher de l'eau distillée et vérifier si l'écran affiche 0.
- Retirer le bêcher rempli par l'eau distillée et le remplacer par la fiole de la solution étalon à 10 ppm et vérifier si l'écran affiche 10.
- Retirer la fiole et la remplacer par le bêcher à l'eau distillée et vérifier si l'écran affiche 0.
- Retirer le bêcher à l'eau distillée et le remplacer par la fiole de la solution étalon de sodium ou de potassium à 5ppm et vérifier si l'écran affiche 5.
- Retirer la fiole et la remplacer par le bêcher à l'eau distillée et vérifier si l'écran affiche 0.
- Retirer le bêcher de l'eau distillée et le remplacer par la fiole de l'échantillon inconnu
- jusqu'à ce que la valeur afficher sur l'écran soit stable (3 essais pour chaque échantillon).
- Une fois la valeur et stable retirer la fiole de l'échantillon et la remplacer par le bêcher de l'eau distillée.
- Laisser rincer 15 min.

A la fin et par mise de sécurité, il faut toujours fermer la bouteille du gaz en premier lieu ensuite l'appareille et la pompe.

4.3 Chlorure

La concentration d'ion chlorure été estimer par le protocole expérimental cité dans la norme NFT 90-014, cette norme nécessite trois réactifs comme suite :

- Solution de nitrate d'argent à 0,01 N, préparé par la dilution de 1.6987 g de Nitrate d'argent (séché à 105°C) dans 1000 ml d'eau distillée.

- Indicateur coloré Chromate de potassium à 10%, préparé par la dilution de 10g de Chromate de potassium dans 100 ml d'eau distillée.
- Solution de chlorures à 71 mg/l, préparé par la dilution de 0.107 g de chlorure d'ammonium dans 1000 ml d'eau distillée.

Pour le protocole expérimental en utilise une burette de 25 ml et un agitateur, le mode opératoire est comme suit :

- Prendre 5 ml d'eau à analyser.
- Ajouter 2 gouttes de Chromate de potassium (coloration jaunâtre), puis agiter.
- Titrer avec nitrate d'argent à 0,01 N jusqu'à coloration brun rougeâtre.

L'expression des résultats se fait par la formule suivante :

$$\text{Cl}^- (\text{mg/l}) = V \text{ AgNO}_3 \times 71 \times F$$

Ou:

V AgNO₃: Volume de nitrate d'argent nécessaire pour le dosage.

F : Facteur de correction du titre de nitrate d'argent.

Remarque :

Pour le F :

- Prendre 5 ml de la solution mère à 71 mg/l.
- Ajouter 2 gouttes de l'indicateur coloré.
- Dosé par nitrate d'argent à 0,01 N jusqu'à coloration brun rougeâtre.

$$F = 1 / V_{\text{AgNO}_3}$$

V-4.5 Sulfates

Pour analyser les concentrations des sulfates (SO₄²⁻) on suivre la norme ISO 5667, Cette méthode de dosage s'applique aux eaux de distribution, souterraines et de surface. Ou les ions Sulfates sont précipités et dosés à l'état de sulfate de baryum suivant la réaction :



La méthode de travail est la suivante :

Préparation des Réactifs

a) Solution stabilisante

Dans une fiole jaugée de 1000 ml, mettre 100 ml d'eau distillée, ajouter successivement 60 ml d'acide chlorhydrique pur (HCl : d= 1.19), 200 ml d'éthanol (C₂H₅OH), 150 g de chlorure de sodium (NaCl) et 100 ml de glycérol ; compléter à 1000 ml avec de l'eau distillée. Cette solution se conserve deux semaines en flacon brun à 4°C.

b) Solution de chlorure de baryum (BaCl_2) à 0.01N

Peser 150g de chlorure de baryum (BaCl_2 , ajouter 5 ml d'acide chlorhydrique ; dans une fiole de 1000ml et compléter jusqu'au trait de jauge. Cette solution se conserve deux semaines en flacon brun à 4°C.

c) Solution mère de sulfates à 1 g/l à partir de sulfate de sodium (Na_2SO_4)

Peser 1,479 g de sulfate de sodium (Na_2SO_4), la mettre dans une fiole jaugée de 1 000 ml et compléter jusqu'au trait de jauge avec de l'eau distillée. La solution se conserve pendant 2 mois si elle est mise à l'abri de la lumière dans un flacon brun à 4°C.

Matériel utilisé

- Matériel courant de laboratoire (fioles, pipettes, béchers ...)
- Spectrophotomètre UV/Visible
- Agitateur magnétique

Partie expérimentale

- Préparation des échantillons.

Les échantillons troubles ou colorés doivent passer par un filtre de 0.45 μm .

- Calibration

N° Fiole	0	1	2	3	4	5	6	7
Solution mère à 1 g/l (ml)	0	1	2	3	4	5	6	7
qsp eau distillée (ml)	100	99	98	97	96	95	94	93
Solution stabilisante (ml)	5	5	5	5	5	5	5	5
Agiter énergiquement pendant 1 mn.								
Solution BaCl_2 (ml)	2	2	2	2	2	2	2	2
Agiter énergiquement pendant 1 mn.								
Conc. Finale en SO_4^{2-} en mg/L	0	10	20	30	40	50	60	70

Enregistrer la gamme dans le spectrophotomètre à la longueur d'onde $\lambda = 420 \text{ nm}$.

- Dosage

Procéder comme décrit à la calibration en effectuant un essai à blanc en suivant le même mode opératoire en utilisant les mêmes quantités de réactif mais en employant le même volume approprié d'eau distillée à la place de la prise d'essai.

Les résultats sont exprimés en SO_4^{2-} mg/L.

V-4.6 Bicarbonate

La détermination de concentration de HCO_3^- se fait par la méthode classique citée dans la norme **NFT 0-036**, cette méthode consiste à titrer l'eau de l'échantillon par la solution d'acide chlorhydrique à 0,1 N, pour préparer cette solution, on dilue 100 ml d'acide chlorhydrique à 1 N dans 1000 ml d'eau distillée.

Comme appareillage on utilise un pH mètre et une burette électronique (titroline), le mode opératoire est comme suite :

- Prendre 100 ml d'eau à analyser.
- Noter le pH puis titrer avec HCL à 0,1 N jusqu'à obtention d'un pH de 4,3.

L'expression des résultats se fait par la formule suivante :

$$\text{HCO}_3^- \text{ (mg/l)} = V1 \times 61$$

V1 : volume de HCL versé.

Remarque :

Si le pH de l'échantillon est supérieur à 8,3 ; titrer jusqu'à cette valeur (VA1 : Volume d'HCL obtenu correspond au CO_3^-) puis continuer le dosage jusqu'à pH de 4,3 et noter le volume de VA2 : Volume d'HCL correspond au HCO_3^- .

$$\text{CO}_3^- \text{ (mg/l)} = \text{VA1} \times 60$$

V-4.7 Validité des résultats

La précision de l'analyse chimique spécifiée par le calcul de balance ioniques de chaque échantillon, les valeurs d'erreur inférieures à $\pm 5\%$ sont les meilleures estimations analytiques, ou le niveau d'erreur accepté est $\pm 10\%$ (Danielsson et al. 1999 ; Andersen et al. 2001 ; Bentoutou et al. 2018). Si le pourcentage d'erreur dépasse $\pm 10\%$, cela signifie l'existence de certaines erreurs de calcul ou d'échantillonnage. Les valeurs d'erreur BI des échantillons étudiés avaient une valeur moyenne de 3,35%, une valeur minimale de 2% et une valeur maximale de 12%, soit 79% des balances ioniques fondées sous $\pm 5\%$, 16% sous $\pm 10\%$ et 5 % des échantillons avaient une valeur BI de -12%.

V-5. Traitement des résultats

V-5.1 SPSS

Le paquet statistique pour les sciences sociales, ou SPSS (Statistical Package for the Social Sciences) est une plate-forme statistique professionnelle fournie par IBM qui fournit un ensemble distinct de services statistiques et d'analyses, qui permettent aux chercheurs d'extraire des informations applicables en analysant les données de leurs études. Les fonctionnalités les plus importantes de ce package est la facilité d'utilisation et la fiabilité élevée, nous utilisons SPSS pour présenter les résultats d'analyse et de calculs

des indices statistiquement (max, min, moyenne, écart-type) et aussi pour réaliser des analyses en composant principales (ACP).

V-5.2 L'analyse en composant principales (ACP)

L'analyse en composantes principales (ACP) est l'une des techniques les plus largement utilisées lors de la recherche d'informations dans de grands ensembles de données (variables). L'ACP étudie et visualise les corrélations entre les variables afin de limiter éventuellement le nombre de variables à mesurer ultérieurement. L'ACP visualise les variables dans un espace à deux ou trois dimensions afin d'identifier des groupes d'observation homogènes, ou au contraire, des groupes d'observation atypiques. De plus, il diminue le nombre de variables sans perdre l'information (Kherif et Adeliya 2020 ; Rahman A.S et Rahman A 2020; Tiouiouine et al.2020; Nguyen et al.2020; Praus 2019). Dans notre étude l'ACP permet de découvrir les corrélations existantes entre les composants chimiques et minéraux de l'eau et l'indice de qualité de l'eau (IQE) afin de sélectionner les éléments d'une forte corrélation avec IQE et de les utiliser dans la construction du modèle (étape de calibrage) comme entrées. Concernant les paramètres, nous avons choisi la rotation vari-max et nous avons fixé le nombre de composants à deux (2). De plus, nous avons demandé d'afficher la matrice de corrélation qui montre le coefficient de Pearson.

V-5.3 Diagrammes

Le logiciel d'hydrochimie d'Avignon (Version 4, 2008) a été utilisé pour classer les eaux (faciès chimique, classe d'irrigation...) et de construire en les diagrammes de Piper, Wilcox et USSSL.

V-6. Cartographie

Dans les études environnementales en général, et dans les études concernées à la qualité des eaux souterraines, la cartographie joue un rôle très important dans la visualisation des variations spatiales des éléments, ce qui facilite de détecter les zones potentielles et les sous zones adéquates pour un type d'activité ou usage connue. Le logiciel Arc Gis a été utilisé pour effectuer toutes tâches liées à la cartographie dans cette thèse.

V-6.1 Présentation d'Arc Gis

ArcGIS est un système d'information géographique (SIG) permettant de travailler avec des cartes et des informations géographiques gérées par l'Institut de recherche sur les systèmes environnementaux (Esri). Il est utilisé pour créer et utiliser des cartes, compiler des données géographiques, analyser des informations cartographiées, partager et découvrir des informations géographiques, utiliser des cartes et des informations géographiques dans une gamme d'applications et gérer des informations géographiques dans une base de données. Le système fournit une infrastructure pour rendre les cartes et les informations géographiques disponibles dans toute une organisation, dans une communauté et ouvertement sur le Web.

ArcGIS Desktop (souvent appelé « ArcMap » pour le distinguer d'ArcGIS Pro), composé de quatre applications fondamentales :

ArcMap : pour visualiser et éditer des données spatiales en deux dimensions et créer des cartes bidimensionnelles.

ArcScene : pour visualiser et éditer des données spatiales tridimensionnelles dans une vue projetée locale.

ArcGlobe : pour afficher de grands ensembles de données 3D globaux.

ArcCatalog : pour la gestion des données SIG et les tâches de manipulation.

Nous avons utilisé le logiciel Arcgis pour créer toutes les cartes, soit les cartes de présentation de la zone ou bien les cartes de la distribution geo-spatial par interpolation

V-6.2 Méthodologie adoptée pour l'interpolation

Pour créer des cartes de distribution spatiale d'un paramètre Z sous Arc Gis, une base de données consiste des coordonnées (X, Y) et les concentrations (Z) de chaque point (forage dans notre cas) il est nécessaire. L'Arc Gis fournit plusieurs méthodes d'interpolation pour donner à l'utilisateur la main de choisir la meilleure méthode adéquate de type des données étudiée. Parmi ces méthodes on cite :

V-6.2.1 Krigage

En statistique, à l'origine en géostatistique, le krigeage ou régression de processus gaussien est une méthode d'interpolation pour laquelle les valeurs interpolées sont modélisées par un processus gaussien régi par des covariances antérieures. Sous des hypothèses appropriées sur l'a priori, le krigeage donne la meilleure prédiction linéaire sans biais des valeurs intermédiaires (Chung, 2019). Les méthodes d'interpolation basées sur d'autres critères tels que le lissage (par exemple, la Spline de lissage) peuvent ne pas donner les valeurs intermédiaires les plus probables. La méthode est largement utilisée dans le domaine de l'analyse spatiale et des expériences informatiques. La technique est également connue sous le nom de prédiction de Wiener – Kolmogorov, d'après Norbert Wiener et Andrey Kolmogorov. La base théorique de la méthode a été développée par le mathématicien français Georges Matheron en 1960, sur la base de la thèse de maîtrise de Danie G.Krige, le traceur pionnier des teneurs moyennes en or pondérées en fonction de la distance au complexe récifal de Witwatersrand en Afrique du Sud. Krige a cherché à estimer la distribution la plus probable de l'or sur la base d'échantillons provenant de quelques forages. Le verbe anglais est to krige et le nom le plus courant est kriging; les deux sont souvent prononcés avec un "g" dur, suivant une prononciation anglicisée du nom "Krige". Le mot est parfois en majuscule Kriging dans la littérature.

Bien qu'intensif en calcul dans sa formulation de base, le krigeage peut être mis à l'échelle à des problèmes plus importants en utilisant diverses méthodes d'approximation.

V-6.2.2 IDW

Est un type de méthode déterministe pour l'interpolation multi variée avec un ensemble de points dispersé connu. Les valeurs attribuées aux points inconnus sont calculées avec une moyenne pondérée des valeurs disponibles aux points connus. Le nom donné à ce type de méthodes a été motivé par la moyenne pondérée appliquée, puisqu'elle recourt à l'inverse de la distance à chaque point connu (quantité de proximité) lors de l'attribution des poids.

V-6.2.3 Spline

Dans le domaine mathématique de l'analyse numérique, l'interpolation Spline est une forme d'interpolation où l'interpolant est un type spécial de polynôme par morceaux appelé Spline. Autrement dit, au lieu d'ajuster un seul polynôme de haut degré à toutes

les valeurs à la fois, l'interpolation Spline ajuste les polynômes de bas degré à de petits sous-ensembles de valeurs: par exemple, ajuster neuf polynômes cubiques entre chacune des paires de dix points, au lieu de leur attribuer un seul polynôme de degré dix. L'interpolation Spline est souvent préférée à l'interpolation polynomiale car l'erreur d'interpolation peut être réduite même en utilisant des polynômes de faible degré pour la Spline (Hall & Meyer, 1976). L'interpolation Spline évite également le problème du phénomène de Runge, dans lequel une oscillation peut se produire entre des points lors de l'interpolation à l'aide de polynômes de haut degré.

V-7. Modélisation

V-7.1 MATLAB

MATLAB (une abréviation de « matrice de laboratoire») est un langage de programmation multi-paradigme propriétaire et un environnement de calcul numérique développé par MathWorks. MATLAB permet des manipulations matricielles, le traçage de fonctions et de données, la mise en œuvre d'algorithmes, la création d'interfaces utilisateur et l'interfaçage avec des programmes écrits dans d'autres langages. Bien que MATLAB soit principalement destiné au calcul numérique, une boîte à outils optionnelle utilise le moteur symbolique MuPAD permettant d'accéder aux capacités de calcul symbolique. Un package supplémentaire, Simulink, ajoute une simulation graphique multi-domaine et une conception basée sur un modèle pour les systèmes dynamiques et embarqués. En 2020, MATLAB compte plus de 4 millions d'utilisateurs dans le monde (MathWorks, 2020). Les utilisateurs de MATLAB viennent d'horizons divers de l'ingénierie, de la science et de l'économie. Dans notre travail, la version 2018 Rb de Matlab a été utilisé pour crée des modèles de Réseau de Nuerons Artificiels (RNA) et Régression Linéaire Multiple (RLM) .

V-7.2 WEKA

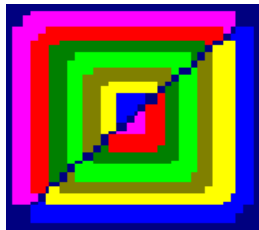
Waikato Environment for Knowledge Analysis (Weka), développé à l'Université de Waikato, en Nouvelle-Zélande, est un logiciel libre sous licence GNU General Public License, et le logiciel compagnon du livre "Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques" (Witten et *al.* 2011). Weka contient une collection d'outils de visualisation et d'algorithmes pour l'analyse des données et la modélisation prédictive, ainsi que des interfaces utilisateur graphiques pour un accès facile à ces fonctions (Witten et *al.* 2011). La version originale non-Java de Weka était une interface Tcl / Tk pour des algorithmes de modélisation (principalement tiers) implémentés dans d'autres langages de programmation, ainsi que des utilitaires de prétraitement de données en C et un système basé sur Makefile pour exécuter des expériences d'apprentissage automatique. Cette version originale a été principalement conçue comme un outil pour analyser les données des domaines agricoles, (Holmes et *al.* 1994 ; Garner et *al.* 1995) mais la version la plus récente entièrement basée sur Java (Weka 3), dont le développement a commencé en 1997, est maintenant utilisée dans de nombreuses applications différentes domaines, en particulier à des fins éducatives et de recherche.

Le logiciel WEKA a été utilisé pour élaborer des modèles

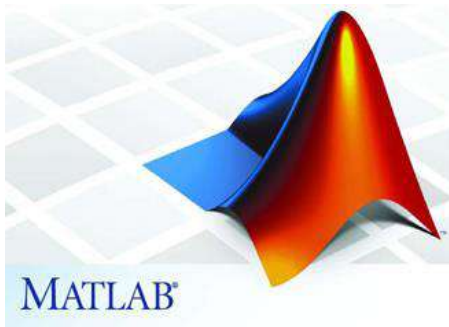
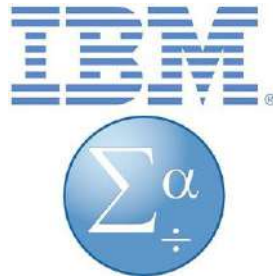
V-8. Conclusion

L'objectif de ce chapitre était de montré les matériels, les protocoles expérimentaux et les méthodologies adopté afin de réaléser tout taches nécessaires dans

cette thèse, premièrement par évalué la qualité des eaux souterraines dans la wilaya d'Ilizi, des analyse physique-chemique tells que le potentiel en hydrogène (pH), la conductivité électrique (CE), la température (T °C), les cations (Ca^{2+} , Mg^{2+} , Na^+ et K^+), les anions (Cl^- , SO_4^{2-} et HCO_3^-) ont était procédé. Aussi, nous avons présenté les différents outils et moyens d'analyse des données et élaboration des modèles tels que (Diagramme, SPSS, ArcGIS, Matlab et Weka). Dans le prochain chapitre, on va entamer la troisième partie de résultats et discussion, commençant par les résultats de l'investigation hydro chimique des eaux souterraines de la wilaya d'Ilizi et les différentes cartes élaborées pour cerner les zones adéquate des déférent usage.



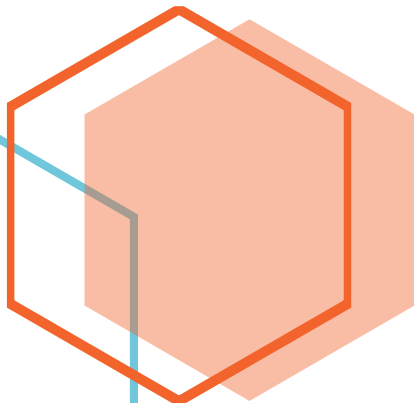
Diagrammes





CHAPITRE VI

Étude Hydro chimique



VI-1. Introduction

La composition chimique de l'eau du milieu naturel est très variable. Cela dépend de la nature géologique du sol d'où il provient et également des substances réactives qu'il aurait pu rencontrer lors de l'écoulement. Ainsi, la composition quantitative et qualitative des eaux souterraines en matières en suspension et dissoutes, de nature minérale ou organique, détermine sa qualité (Jain et al. 2005). Cependant, cette qualité peut être altérée lorsque des substances externes entrent en contact avec l'aquifère. C'est le cas des substances indésirables voire toxiques qui rendent les eaux souterraines impropres et toxiques pour diverses utilisations, notamment comme eau potable. L'utilisation intensive des ressources naturelles et l'augmentation des activités humaines ont causé de graves problèmes de qualité des eaux souterraines (Foster et al. 1995). Cette étude hydrauchémique est menée dans le but de déterminer et de connaître l'origine de faciès chimique des eaux, son évolution spatio-temporelle, ainsi d'avoir une idée générale sur la qualité de ces eaux et les secteurs d'utilisation.

VI-2. Résultats des mesures et des analyses chimiques de l'eau

Les résultats des analyses physique-chimique des eaux de différents nappes étudiées montrent une variété significative dans les concentrations des éléments chimiques dans l'eau, ce qui donne des interprétations, classification et jugement différents d'une nappe à l'autre. Pour ce là, et pour une meilleure compréhension des résultats obtenus, on a montré premièrement les normes de potabilisation selon l'Organisation mondiale de la Santé (OMS) et les normes algériennes dans le tableau VI-1, en deuxième lieu, statistiquement on a présenté les valeurs maximale, minimale, moyenne, le range et l'écart-type des analyses physique-chimique de chaque nappe dans le tableau VI-2. Une discussion sur l'origine, l'évolution et le rôle des éléments chimiques sera traitée ultérieurement.

Tableau VI- 1 Normes de potabilisation des eaux

Paramètre	Les normes Algériennes (2011)		Les normes de l'OMS (2011)	
	Limite souhaitable	Limite admissible	Limite souhaitable	Limite admissible
pH	6.5	9	6.5	8.5
EC ($\mu\text{s/cm}$)	/	2800	1500	1500
TDS (mg/l)	/	/	500	1500
TH (mg/l CaCO_3)	/	200	100	500
Ca²⁺ (mg/l)	/	200	75	200
Mg²⁺ (mg/l)	/	150	50	150
Na⁺ (mg/l)	/	200	200	200
K⁺ (mg/l)	/	12	12	12
SO₄²⁻ (mg/l)	/	400	250	600
HCO₃⁻ (mg/l)	/	/	500	600
Cl⁻ (mg/l)	/	500	250	600
NO₃⁻ (mg/l)	0	50	0	50

Tableau VI- 2 Description statistique des propriétés physico-chimique des échantillants.

	pH	EC ($\mu\text{s}/\text{cm}$)	TDS	TH (fH°)	Ca ²⁺	Mg ²⁺	Na ⁺	K ⁺	SO ₄ ²⁻	HCO ₃ ⁻	Cl ⁻	NO ₃ ²⁻
Devonian inferieur de ILLIZI												
Max	8.40	991.00	1100.00	65.00	140.28	85.06	54.00	22.00	500.00	292.80	133.00	0.70
Min	6.76	353.00	236.00	15.00	30.00	17.40	20.10	0.80	62.50	73.91	20.00	0.00
Moy	8.00	472.00	762.91	45.73	111.67	43.34	43.65	12.12	359.05	138.39	54.64	0.19
Range	1.64	638.00	864.00	50.00	110.28	67.66	33.90	21.20	437.50	218.89	113.00	0.70
Ecartstypes	0.57	181.79	224.52	13.80	31.19	22.20	9.07	6.84	118.20	64.27	32.22	0.20
Mio-Pliocene de EL MERK												
Max	7.90	3120.00	2473.00	123.00	325.25	126.22	313.20	44.98	1127.50	129.50	563.77	46.70
Min	7.60	2225.00	1646.00	76.00	194.39	67.49	214.20	23.81	573.50	87.57	436.12	39.00
Moy	7.71	2444.38	1887.38	93.63	231.14	87.61	242.66	30.26	707.69	108.51	479.56	42.25
Range	0.30	895.00	827.00	47.00	130.86	58.73	99.00	21.17	554.00	41.93	127.65	7.70
Ecartstypes	0.10	279.94	285.24	17.93	45.25	18.64	31.19	8.46	202.31	12.53	40.33	2.30
Infero-Flux (Alluvial) de Oued Djanet												
Max	8.96	1688.00	1447.00	69.00	236.58	28.80	191.26	7.00	746.43	207.40	241.40	11.00
Min	6.16	210.00	149.00	10.00	10.00	4.80	4.00	1.00	22.00	3.33	0.00	0.00
Moy	7.25	663.67	447.56	20.67	53.94	17.56	59.16	3.78	136.43	87.42	89.17	3.31
Range	2.80	1478.00	1298.00	59.00	226.58	24.00	187.26	6.00	724.43	204.07	241.40	11.00
Ecartstypes	0.82	448.10	385.96	18.34	70.44	10.05	55.10	1.79	233.04	73.41	84.29	4.65
Cambro-Ordovician (Djanet et Bordj el haoues)												
Max	7.52	532.00	508.00	34.00	80.00	33.60	66.00	4.00	188.32	216.55	127.80	5.80
Min	7.00	193.00	183.00	9.00	18.44	8.20	13.00	0.80	6.00	15.81	3.00	0.00
Moy	7.33	351.75	333.00	17.00	42.74	15.40	35.36	2.85	69.32	107.28	59.93	2.58
Range	0.52	339.00	325.00	25.00	61.56	25.40	53.00	3.20	182.32	200.74	124.80	5.80
Ecartstypes	0.24	166.79	156.67	11.63	27.18	12.16	22.55	1.41	81.25	96.08	51.92	3.02
CI Albien de Debdab												
Max	7.86	1442.00	1001.00	27.00	64.00	29.00	200.00	45.00	260.00	201.00	249.00	7.00
Min	7.49	1321.00	938.00	25.00	60.00	24.00	180.00	3.00	240.00	200.00	195.00	0.00
Moy	7.63	1365.33	962.67	26.00	62.00	26.00	186.67	23.00	250.00	200.33	214.67	2.33
Range	0.37	121.00	63.00	2.00	4.00	5.00	20.00	42.00	20.00	1.00	54.00	7.00
Ecartstypes	0.20	66.67	33.65	1.00	2.00	2.65	11.55	21.07	10.00	0.58	29.84	4.04
CI Albien de Inamenas (Zarazitine ou Taouratin Series)												
Max	8.20	28570.00	2551.00	147.00	226.40	235.00	394.00	47.50	1330.32	270.00	582.00	164.83
Min	7.24	870.00	597.00	34.00	43.00	57.00	40.00	3.00	185.00	142.00	67.00	1.00
Moy	7.88	7877.78	1886.78	104.78	153.49	161.84	207.67	18.39	776.56	206.74	362.17	44.54
Range	0.96	27700.00	1954.00	113.00	183.40	178.00	354.00	44.50	1145.32	128.00	515.00	163.83
Ecartstypes	0.38	11254.63	692.91	36.90	60.39	62.44	115.63	15.66	377.09	48.10	196.34	62.29

Concentration des ions et TDS en mg/l) ; TDS-Total Dissout Sels ; min—minimum ; max—maximum ; Moy—moyenne.

VI-3. Interprétation des résultats

D'après le tableau VI-2 on trouve que :

VI-3.1. La conductivité électrique

La conductivité électrique traduit la capacité d'une solution aqueuse à conduire le courant électrique. Cette notion est inversement proportionnelle à celle de résistivité électrique. L'unité de mesure communément utilisée est le Siemens (S/cm) exprimé souvent en micro siemens/cm ($\mu\text{S/cm}$) ou milli siemens (mS/cm). La conductivité est directement proportionnelle à la quantité de solides (les sels minéraux et non les matières organiques) dissous dans l'eau. Ainsi, plus la concentration en solide dissout sera importante, plus la conductivité sera élevée. Les résultats obtenus montrent que les eaux de Dévonien Inférieur, Cambro ordovicien et l'Albian de Debdab ont des valeurs de conductivité électrique respectées les normes avec une valeur maximum égale à $1442 \mu\text{S/cm}$. Au contraire, les autres trois nappes (Mio-pliocène, Infero-Flux et Zarzaitine) ont des valeurs dépassées les normes avec une moyenne égale à $3662 \mu\text{S/cm}$, la figure VI-1 présente la variation de conductivité électrique dans les échantillons des forages étudiés.

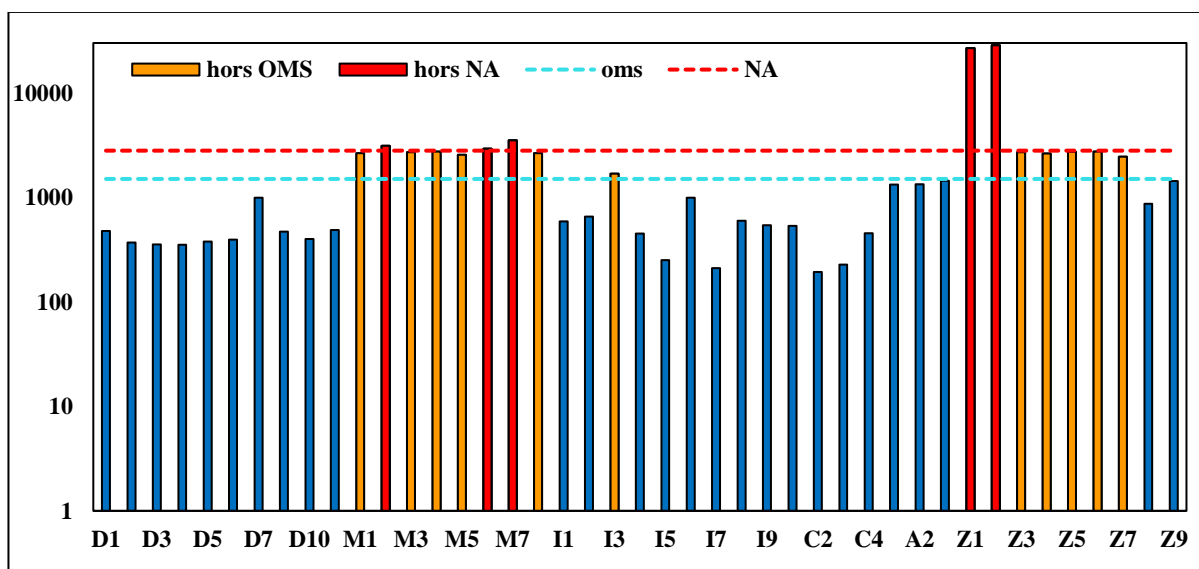


Figure VI-1 Variation de conductivité électrique au niveau des forages étudiés

VI-3.2. Potentiel hydrogène (pH)

Le pH (potentiel Hydrogène) permet d'évaluer la concentration de l'ion hydrogène dans une solution. Cette grandeur chimique mesure le caractère acide ou basique d'une solution aqueuse. Plus la solution est acide, plus la valeur du pH est faible et inversement sur une échelle de 0 à 14. La figure VI-2 présente la variation de pH dans les échantillons des forages étudiés, les six nappes ont une eau souterraine appropriée dans 95% des échantillons selon les résultats de l'analyse de pH, avec un minimum de 6,16 et un maximum de 8,96, deux puits (Tagharghart et Khanfar 3) ont un pH inférieur égal à 6,16 et 8,96 respectivement.

VI-3.3. La dureté totale (TH)

La dureté d'une eau traduit sa teneur globale en ions calcium (Ca^{2+}) et magnésium (Mg^{2+}). Elle est exprimée en ppm m/V (ou mg/L) de CaCO_3 , en degrés français ou en méq/l. Avec des valeurs moyennes égales à 45,73, 20,67, 17 et 26 Hf°, nous considérons les eaux souterraines du Dévonien inférieur, d'Infero Flux, de Cambro ordovicien et de l'Albienne comme des eaux souterraines adéquates, de l'autre côté, nous trouvons que les valeurs moyennes de dureté totale des eaux de la nappe de Mio Pliocène et Zarzaitine égale à 93,63 et

104,78 Hf° dépasse la valeur maximale acceptée pour les normes algériennes qui est de 50 Hf°. La figure VI-3 présent la variation de la dureté totale dans les échantillons des forages étudiée.

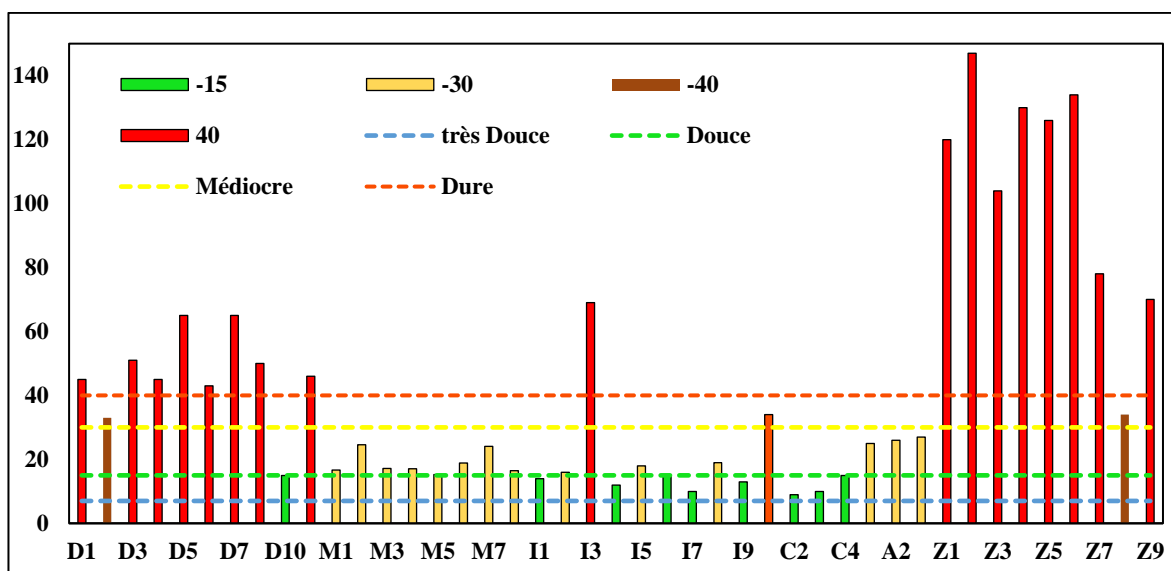


Figure VI-2 Variation de la dureté totale au niveau des forages étudié

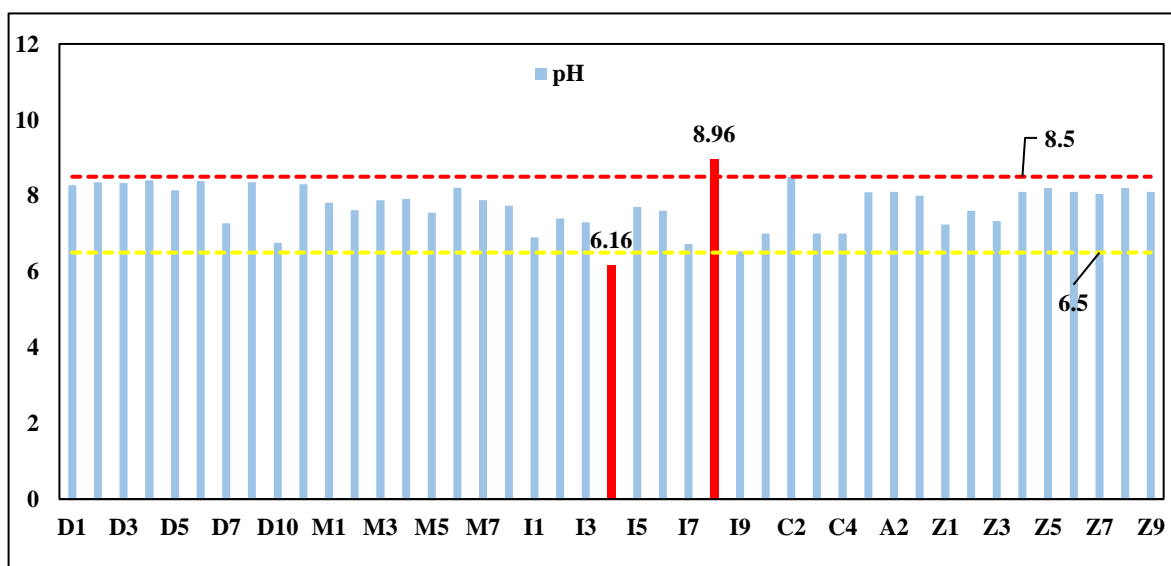


Figure VI- 3 Variation de pH au niveau des forages étudiier

VI-3.4. Cations/Anions

La composition chimique des eaux souterraines du Dévonien inférieur est conforme aux directives algériennes, sauf dans les puits de Tinemri, Sidi Bouslah, TinTourha et Ain Elkours, où l'on retrouve une forte concentration de sulfate (SO_4^{2-}) 405, 425, 482 et 500 mg / l respectivement. La présence de gypse et d'anhydrite est généralement la cause principale de ces valeurs élevées.

D'après les résultats d'analyse des eaux de la nappe de Mio Pliocène, nous avons constaté que le magnésium (Mg^{2+}), le bicarbonate (HCO_3^-) et le nitrate (NO_3^-) sont présentés dans l'eau avec des valeurs acceptables selon les normes algériennes, nous pourrions ajouter du potassium (K^+) comme une présence adéquate dans la composition chimique des eaux souterraines sauf dans les puits CPF 2 et BDV 4 où les concentrations atteindrent le 44,98 mg/l et 42,47 mg/l respectivement. En revanche, toutes les valeurs de chlorure (Cl^-), calcium (Ca^{2+}),

sodium (Na^+) et de sulfate (SO_4^{2-}) ont dépassé la valeur maximale acceptée dans tous les puits (sauf le sulfate dans le puits CPF 2).

Les résultats des analyses physique-chimiques des eaux souterraines d'Infero Flux, Cambro Ordovicien et Albien montrent que les trois nappes ont une eau potable, sauf le puits (Ajahil) de l'Infero Flux où nous avons trouvé une forte concentration de calcium et de sulfate (236,58 mg / l et 746,43 mg / l respectivement). Nous expliquons ce cas par la présence de gypse et la profondeur du puits (7 mètres) qui favorisent l'infiltration des eaux peu profondes et l'accumulation de sels. Les eaux souterraines de Zarzaitine avaient la pire qualité chimique entre les six nappes étudiées, toutes les concentrations de Mg^{2+} , Na^+ , SO_4^{2-} et Cl^- dépassent la valeur limite maximale dans tous les puits sauf Z3, Z7, Z8, Z9 pour Mg^{2+} , Z3, Z8, Z9 pour Na^+ , Z8 et Z9 pour SO_4^{2-} , Z1, Z2, Z8, Z9 pour Cl^- . Cette mauvaise qualité due principalement au type d'activité dans la zone Ain Amenas (industrie).

La variation des cations Ca^{2+} , Mg^{2+} , Na^+ et K^+ est présenté dans les figures VI-4, VI-5, VI-6 et VI-7 respectivement ou la variation des anions Cl^- , SO_4^{2-} et HCO_3^- été présenté dans les figures VI-8, VI-9 et VI-10 respectivement.

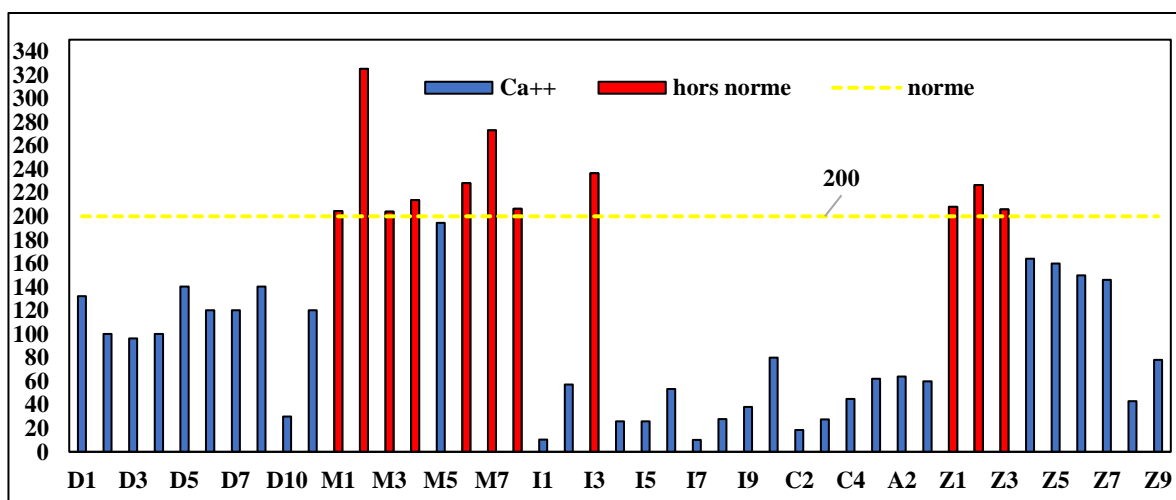


Figure VI-4 Variation d'ion de calcium au niveau des forages étudié

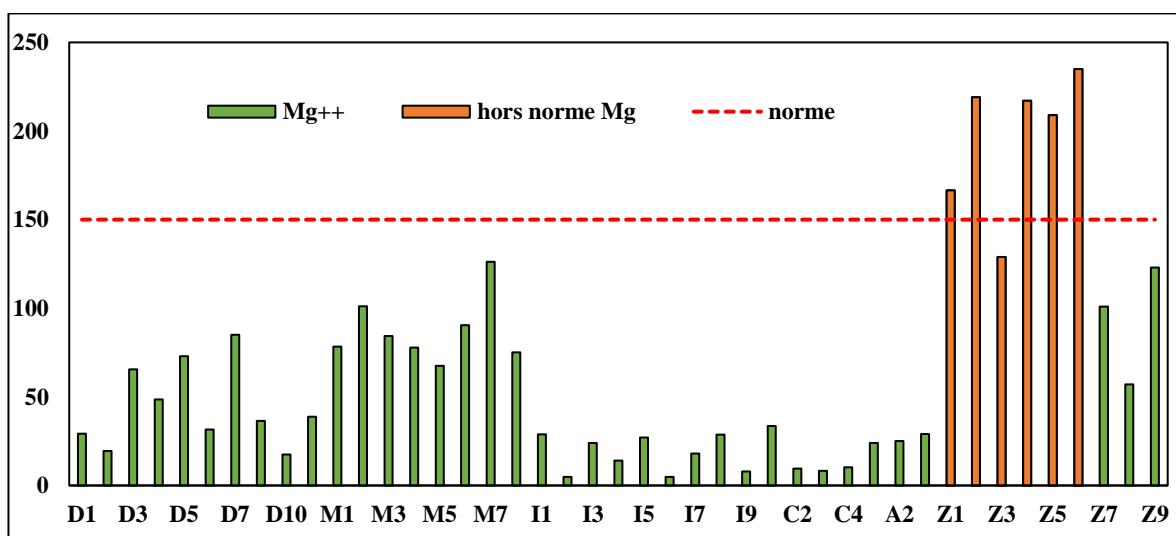


Figure VI-5 Variation d'ion de magnésium au niveau des forages étudié

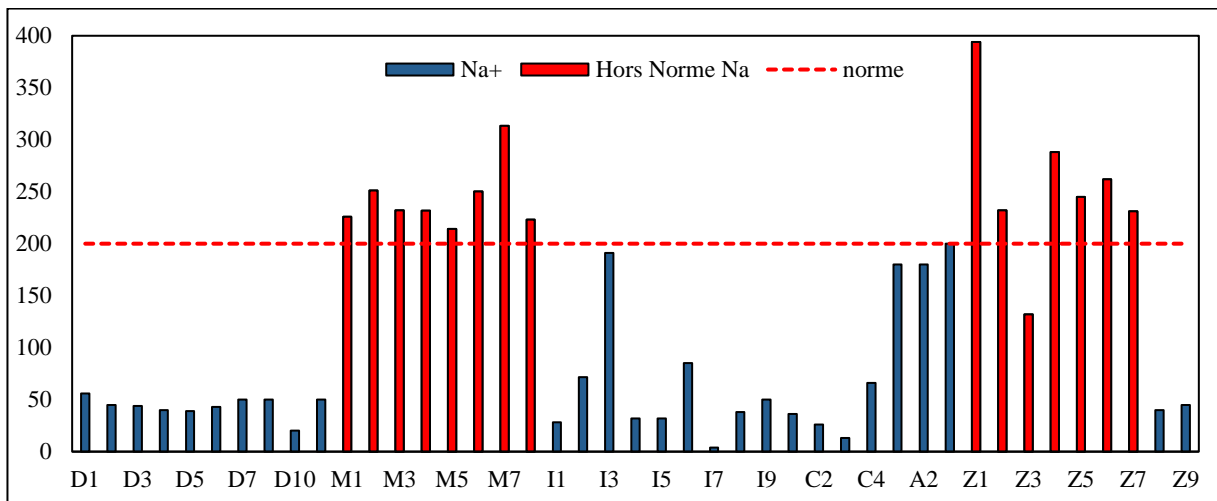


Figure VI-6 Variation d'ion de sodium au niveau des forages étudié

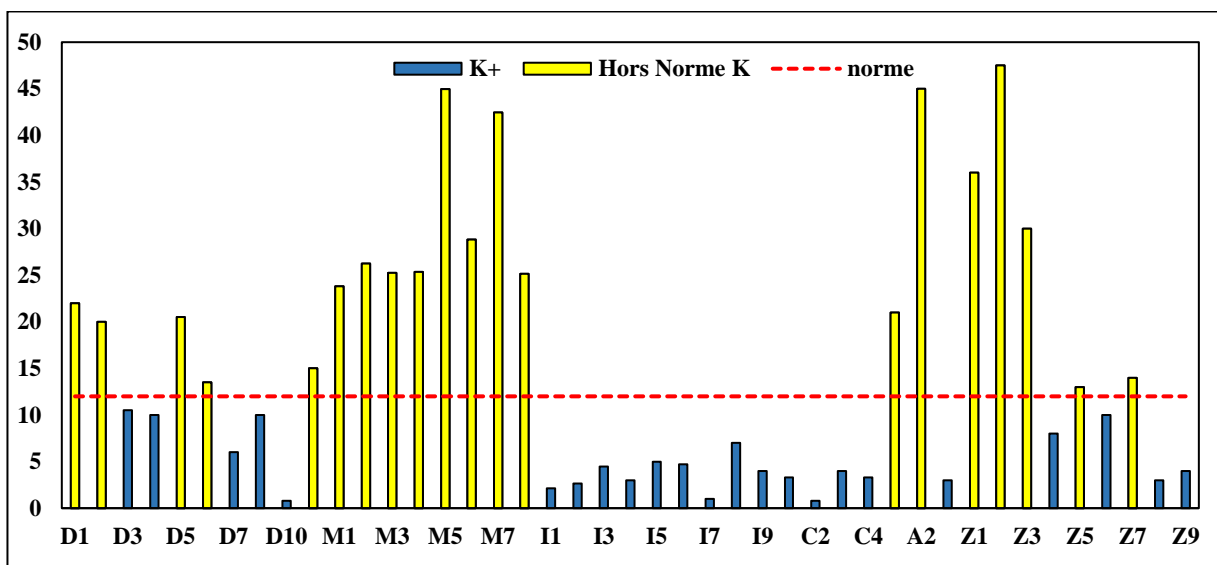


Figure VI-7 Variation d'ion de potassium au niveau des forages étudié

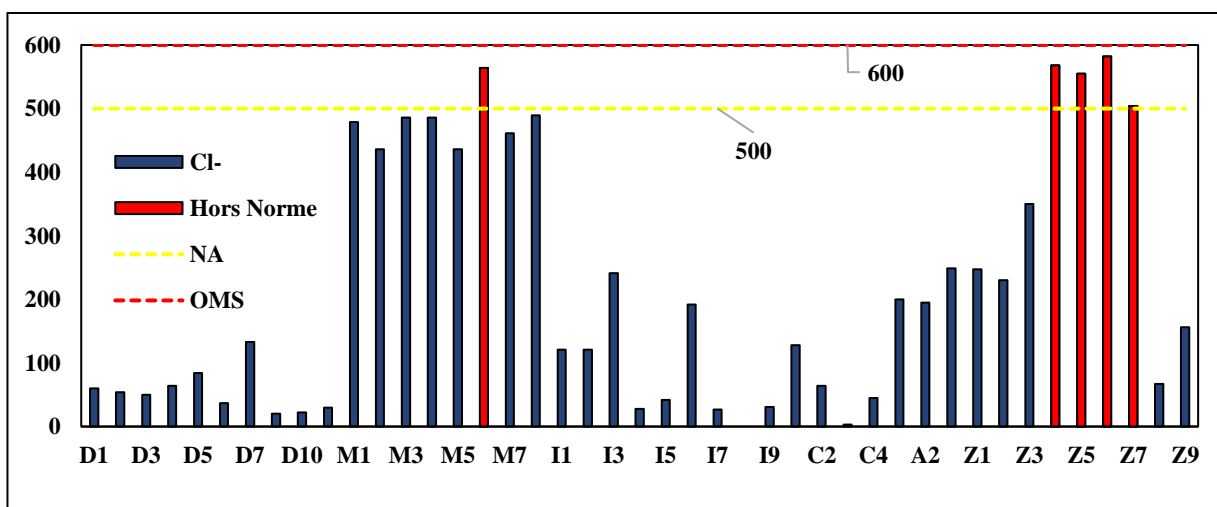


Figure VI-8 Variation d'ion de chlorure au niveau des forages étudié

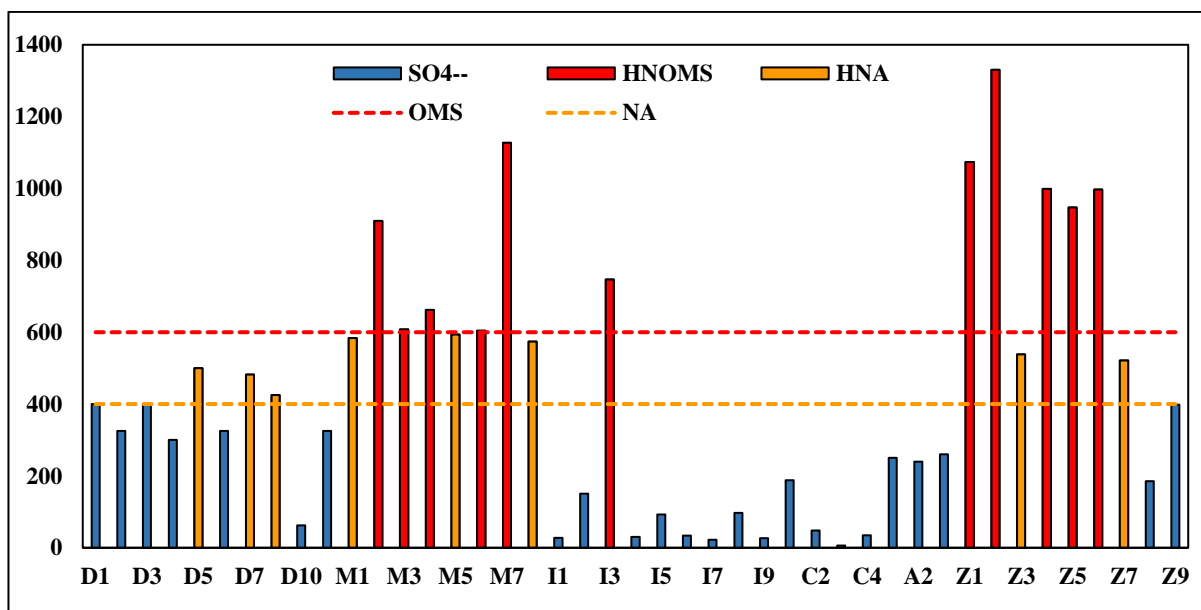


Figure VI-9 Variation d'ion de bicarbonates au niveau des forages étudié

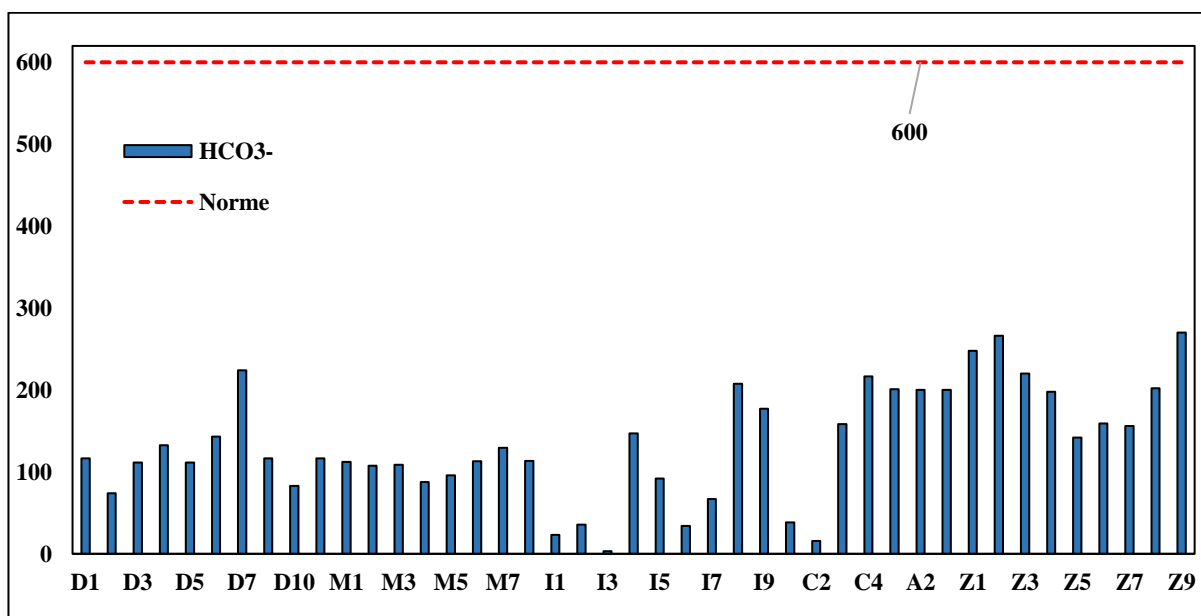


Figure VI-10 Variation d'ion de sulfate au niveau des forages étudié

3.5- Les nitrates (NO_3^-)

D'un point de vue chimique, on s'appelle Nitrates toute association entre l'anion de nitrogène et des autres cations, ou se présente sous forme d'un sel (nitrate de sodium, nitrate de potassium...) ou sous forme d'un ester (nitrate d'éthyle, nitrate d'amyle, nitrate de cellulose...). Leur présence dans les eaux souterraines est un conséquent de l'utilisation intensive des engrais chimiques. Selon les résultats d'analyses obtenus, les concentrations maximales en nitrates sont observées dans la nappe Zarzaitine de In amenas, en deuxième position on trouve la nappe de Mio-pliocène EL MERK et en troisième position la nappe de l'infero flux de Djanet. Les caractéristiques communes entre les trois nappes sont les profondeurs proches au niveau de sols et l'utilisation des engrais chimiques pour les activités agricoles. Mais avec une comparaison aux normes Algériennes, on trouve que les forages Z1, Z2 et Z3 ayant une

concentration supérieure aux normes, indiquant une pollution de l'eau. Le NO_3^- est généralement considéré comme un anion mineur dans l'eau non polluée, sa concentration élevée est une indication d'une utilisation agricole excessive d'engrais ou d'engrais minéraux. (Nemčić-Jurec & Jazbec 2017), la variation de nitrates dans les différents échantillons présentés dans la figure VI-11.

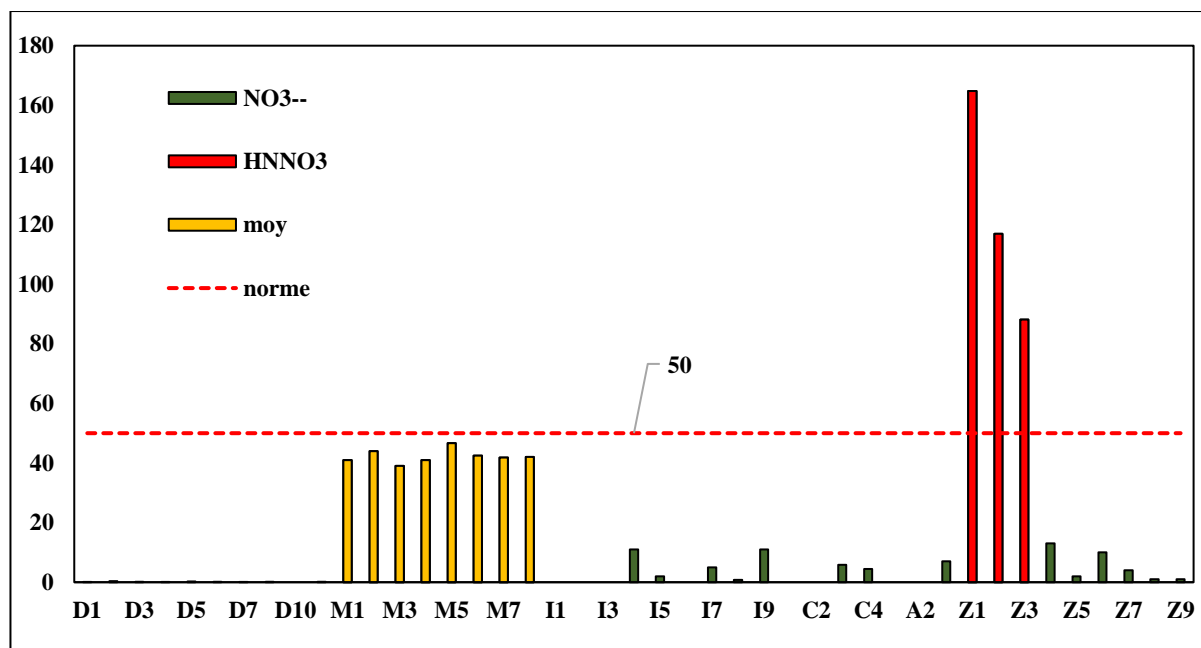


Figure VI-11 Variation d'ion de nitrates au niveau des forages étudié

VI-4. Faciès chimiques des eaux

En général 95% des échantillons d'eau respectent les directives. Il n'y a pas de cation dominant dans les échantillons du Mio-Pliocène, du Cambro-Ordovicien et de l'Albien, tandis que les eaux souterraines de l'Infero-Flux, Zarzaitine et du Dévonien inférieur ont montré qu'il n'y avait pas de cations dominants dans 56%, 77% et 45% des échantillons avec la présence de magnésium comme cation dominant dans 22% et 33% et le calcium de 55% respectivement. L'ordre décroissant des cations dans les nappes étudiées fondé comme suit : $\text{Ca}^{2+} > \text{Na}^+ > \text{Mg}^{2+} > \text{K}^+$ dans le Dévonien inférieur et le Cambro_Ordovicien, $\text{Na}^+ > \text{Ca}^{2+} > \text{Mg}^{2+} > \text{K}^+$ dans le Mio-Pliocène, Infero-Flux et Albien, $\text{Na}^+ > \text{Mg}^{2+} > \text{Ca}^{2+} > \text{K}^+$ dans la nappe de Zarzaitine.

Par contre, l'ordre décroissant des anions est le suivant : $\text{SO}_4^{2-} > \text{Cl}^- > \text{HCO}_3^- > \text{NO}_3^-$ dans le Mio-Pliocène, Infero-flux, Albien et Zaraitine, $\text{SO}_4^{2-} > \text{HCO}_3^- > \text{Cl}^- > \text{NO}_3^-$ dans le Dévonien inférieur et $\text{HCO}_3^- > \text{SO}_4^{2-} > \text{Cl}^- > \text{NO}_3^-$ dans le Cambro-Ordovicien. La lithologie de la zone d'étude explique la principale source de SO_4^{2-} et HCO_3^- qui est la présence de gypse et de roches carbonatées sédimentaires (Cambro-Ordovicien) dans les formations géologiques respectivement (Klett, 2000).

Pour connaître la qualité des eaux souterraines ainsi que les voies possibles de développement géochimique, nous représentons les données chimiques des ions principaux sur le diagramme de piper (figure VI-12). Qui se compose de trois champs bien définis : un champ central en forme de losange et deux champs triangulaires (ions positifs et anions) En laissant tomber les indicateurs dans les champs triples, les caractéristiques générales de l'eau sont représentées dans le champ central. Le diagramme de Piper tracer (figure VI-12) montre que le faciès hydro-chimique des eaux souterraines dans le Dévonien inférieur, Zaraitine, Mio-

Pliocène, 50% des puits de Cambro Ordovicien et 55% des puits d'Infero-Flux est $\text{Cl}^- \text{SO}_4^{2-} \text{Ca}^{2+} \text{Mg}^{2+}$, le faciès de la nappe Albienne est $\text{Cl}^- \text{Na}^+ \text{K}^+$ et les 50% restants de Cambro Ordovicien et 30% d'Infero Flux sont $\text{HCO}_3^- \text{Ca}^{2+} \text{Mg}^{2+}$. Le type d'eau qui constitue la base d'un système de classification commun pour les eaux naturelles, La lithologie, la cinétique des solutions et les schémas d'écoulement de l'aquifère contrôlent l'hydrochimie de tous les faciès (Nemc'ic-Jurec et al. 2019).

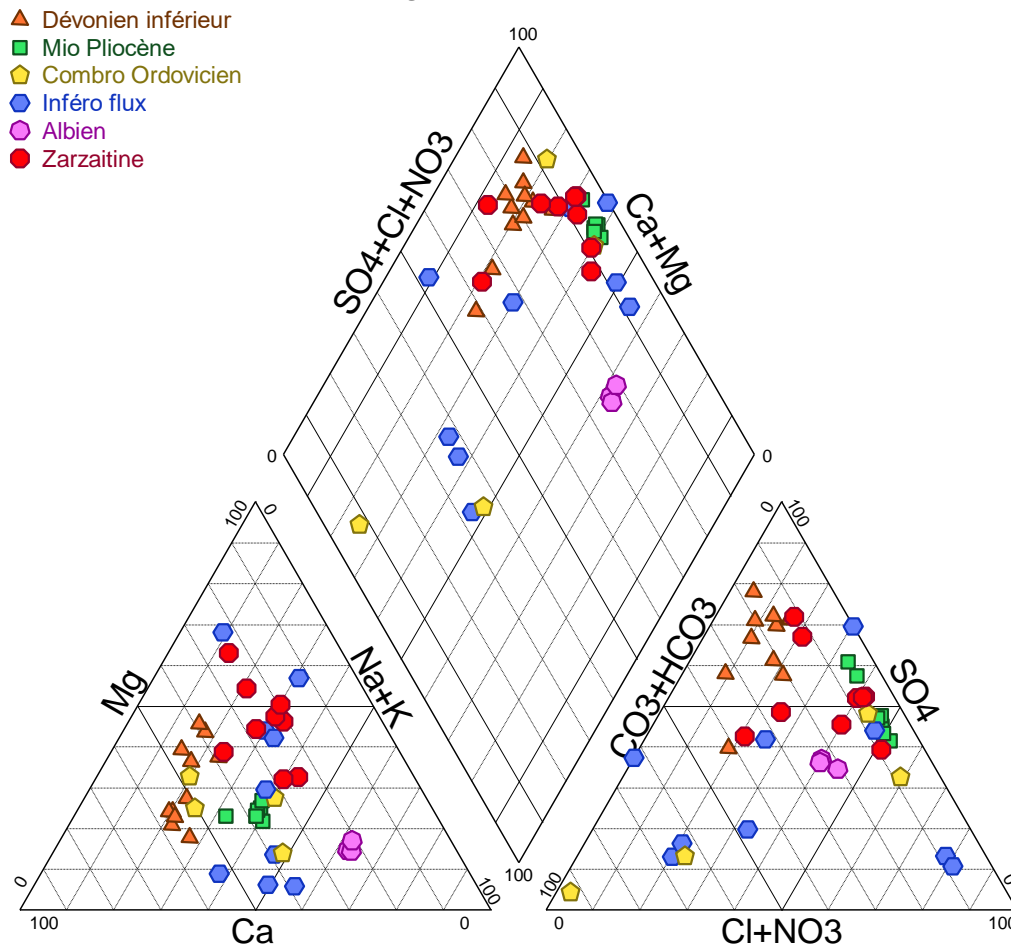


Figure VI-12 Diagramme de Piper présent les faciès hydrogéochimiques des eaux souterraines de la wilaya d'ILLIZI

VI-5. Aptitude des eaux à l'irrigation

La qualité des eaux souterraines a été évaluée par comparaison avec les directives établies pour le bétail et l'irrigation. La salinité et la sodicité considérées comme les principaux éléments dans le jugement de l'eau d'irrigation (Sebei et al. 2018).

Les eaux souterraines destinées à l'irrigation ont un impact à la fois sur les plantes et sur le sol, il est donc nécessaire de connaître leur qualité. Les changements dans la perméabilité du sol, la structure du sol et la ventilation peuvent être dus à la forte teneur en sel des eaux souterraines. Le drainage est un facteur de croissance des cultures. Tant qu'il y a un bon drainage, la croissance des cultures sera bonne et la croissance des cultures sera mauvaise en cas de mauvais drainage. Afin d'évaluer la pertinence de l'utilisation des eaux souterraines dans l'irrigation, il est nécessaire d'identifier les différentes caractéristiques de l'eau d'irrigation, à cet effet le

rapport d'absorption de sodium (SAR), l'indice de perméabilité (PI), l'indice de Kelly (KI), la solubilité du sodium Le pourcentage (SSP ou N%), le carbonate de sodium résiduel (RSC) et les risques liés au magnésium (MH) ont été calculés et interprétés.

Indice de perméabilité (IP): A partir des propriétés physiques importantes des sols, on trouve la porosité et la perméabilité, la perméabilité est définie comme la capacité du sol à transmettre l'eau et l'air. Les applications à long terme de l'eau d'irrigation ont affecté la perméabilité du sol car elle est influencée par l'eau souterraine qui contient des ions, tels que la teneur en Na^+ , Ca^{2+} , Mg^{2+} et HCO_3^- du sol (Singh et al. 2013 a, Singh et al. 2013b). (Doneen, 1964) propose une méthode de classification de l'eau d'irrigation basée sur l'indice de perméabilité (IP).

L'expression de PI est donnée par la formule suivante.

$$IP = \frac{(Na^+ + \sqrt{HCO_3^-})100}{Ca^{2+} + Mg^{2+} + Na^+}$$

Où, les concentrations sont données en méq / l.

Les valeurs $IP > 75$, $25 < IP < 75$ et $IP < 25$ relèvent respectivement de la classe I (sûr), de la classe II (peu sûr) et de la classe III (dangereux). D'après la méthode Doneen, tous les échantillons d'eau souterraine des six couches étudiées tombent dans les classes sûres et peu sûres.

L'indice de Kelly (KI) : décrivent la présence de Na^+ dans l'eau en fonction de la présence de Ca^{2+} et Mg^{2+} et calculé par la formule suivante de Kelly (1963).

$$KI = \frac{Na^+}{Ca^{2+} + Mg^{2+}}$$

Où toute concentration en méq / l.

Les valeurs inférieures à 1 indiquent une aptitude de l'eau à l'irrigation. Dans cette étude, nous avons constaté que la couche Albienne et le puits Ifri de la couche Infero Flux dépassent 1, ce qui indique une eau souterraine inadaptée à l'irrigation.

Sur la base de Wilcox (1955) (Abdelghani et al. 2001 ; Karunanidhi et al. 2013), nous constatons que les échantillons des couches du Dévonien inférieur, du Flux Infero et de l'Ordovicien cambro se situent dans la catégorie excellente à bonne et bonne à admissible pour les utilisations d'irrigation selon le diagramme de qualité de l'eau (Figure VI-13). En revanche les échantillons de la couche albanaise considérés comme admissibles à douteux. Alors que les couches Mio-Pliocène et Zaraitine sont tombées dans la catégorie douteuse à inadaptée et inadaptée à l'exception des puits Z8 et Z9 où elles se situent dans la catégorie bonne à admissible.

Le pourcentage de sodium (Na%) est calculé en utilisant la formule de Todd (Todd 1995) donnée ci-dessous :

$$SSP(Na\%) = \frac{(Na^+ + K^+)100}{Ca^{2+} + Mg^{2+} + Na^+ + K^+}$$

Diagramme USSL (Figure VI-14) utilisé pour tracer les valeurs SAR vs EC de nos échantillons, où le SAR est calculé en utilisant la formule donnée ci-dessous (Raghunath 1987) et les catégories pour chaque intervalle de SAR et SSP ont présenté dans le tableau VI-3.

$$SAR = Na^+ / \sqrt{Ca^{2+} + Mg^{2+}} / 2$$

Où toute concentration en méq / l

Tableau VI- 3 Classifications de SAR et SSP.

SAR intervalle	Catégories	SSP intervalle	Catégories
0-6	Excellent	< 20	Excellent
6-9	Problèmes croissants	20 – 40	Bien
> 10	Inadéquate	40- 60	Acceptable
		> 60	Douteux

À partir du diagramme USSL, nous constatons que les échantillons des couches déférentes tombent en C1-S1 (faible salinité avec faible teneur en sodium), C2-S1 (salinité moyenne avec faible teneur en sodium), C3-S1 (haute salinité avec faible teneur en sodium), C3-S2 (haute salinité avec moyenne de sodium) et C4-S1 (très haute salinité avec faible teneur en sodium). Ces échantillons d'eaux souterraines présentent un risque de salinité faible à très élevé avec des risques alcalins faibles à moyens. Sur la base du diagramme USSL, les échantillons d'eaux souterraines sont satisfaisants pour l'irrigation dans tous les types de sols.

Eaton (**Eaton 1950**) a suggéré que le carbonate de sodium résiduel (RSC) défini par la formule suivante :

$$RSC = (HCO_3^- + CO_3^-) - (Ca^{2+} + Mg^{2+})$$

Est un bon indice du risque de sodicité d'une eau d'irrigation. Les anions HCO_3^- et CO_3^- dans l'eau d'irrigation ont tendance à précipiter les ions calcium et magnésium dans le sol, ce qui entraîne une augmentation de la proportion des ions sodium. Pour cette raison, le RSC a été considéré comme indiquant le risque de sodicité de l'eau. Eaton (1950) a conclu que l'eau contenant plus de 2,5 méq/l de RSC ne convient pas à l'irrigation. L'eau contenant 1,25 à 2,5 méq/l était considérée comme marginale et celle contenant moins de 1,25 méq/l probablement sans danger.

Tous les échantillons analysés des six couches déférentes entrent dans la catégorie « probablement sans danger ».

La présence de magnésium en fortes concentrations dans l'eau d'irrigation affecte négativement la qualité du sol en le convertissant en sols alcalins, ce qui entraîne une diminution du rendement des cultures agricoles (**Gowd 2005**).

En 1964, Szabolcs (**Szabolcs 1964**) a proposé un indicateur appelé « Magnesium Hazard » ou « MH » pour déterminer si les échantillons d'eau étaient aptes à être utilisés en irrigation.

$$MH = \frac{Mg^{2+}}{Ca^{2+} + Mg^{2+}} 100$$

Le $MH < 50$ signifie que l'eau n'est pas apte pour l'irrigation, tandis que > 50 suggère que l'eau est sûre pour les utilisations d'irrigation. Selon cet indice, tous les échantillons d'eau des échantillons Mio Pliocène, Cambro Ordovicien, Albien et la majorité des échantillons de Dévonien inférieur et Inféro flux appartiennent à la catégorie sûre, en revanche, tous les échantillons de couche de Zaraitine tombent sous des conditions dangereuses pour l'agriculture.

Le tableau VI-4 résume statistiquement les différents paramètres déterminés.

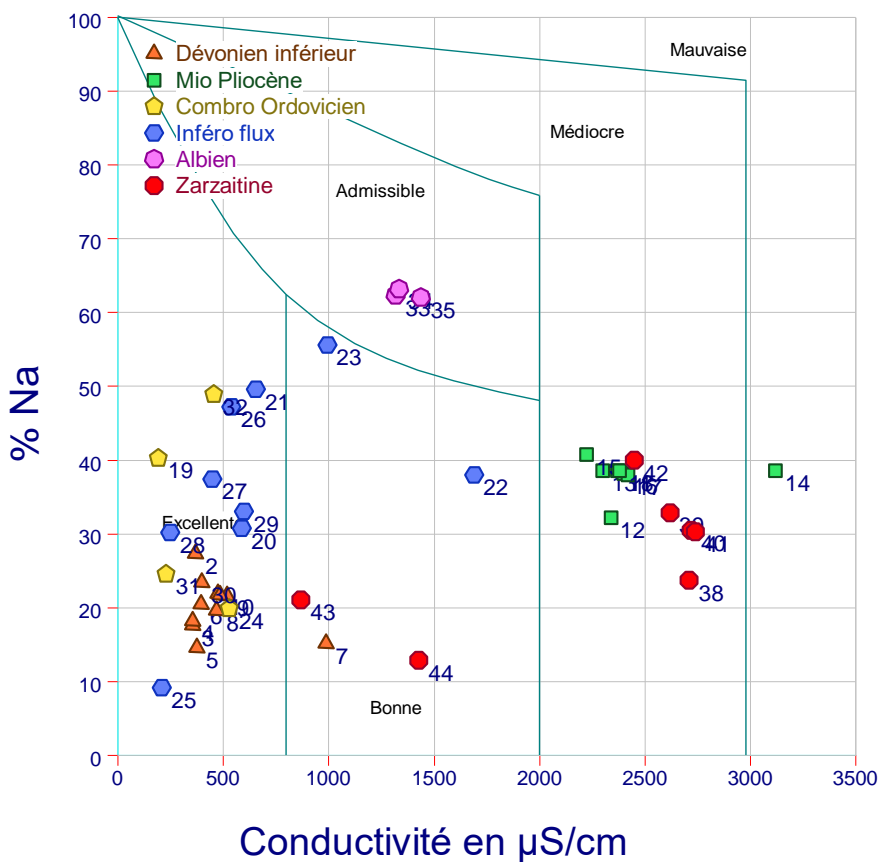


Figure VI-13 Diagramme de Wilcox de l'aptitude des eaux à l'irrigation

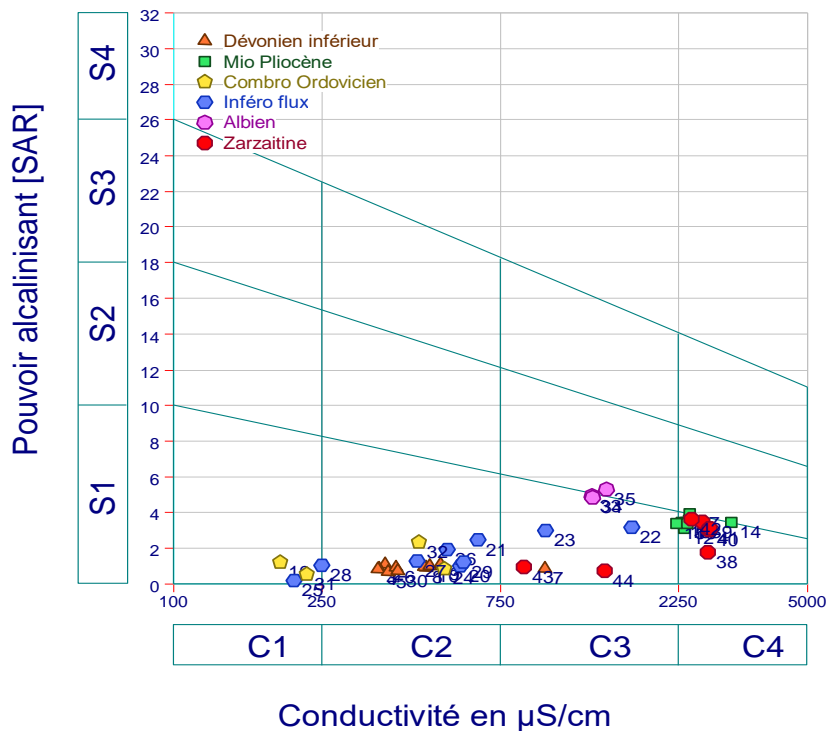


Figure VI-14 Diagramme de USSL pour la classification des eaux destinées à l'irrigation

Tableau VI- 4 Présentation statistique des résultats des indices d'aptitude des eaux à l'irrigation

	SAR	PI	SSP	KI	RSC	MH	SAR	PI	SSP	KI	RSC	MH
<i>Lower Devonian</i>						<i>Mio-Pliocene</i>						
max	1.56	61.40	27.14	0.30	-1.63	54.11	5.54	43.94	40.55	0.61	-13.8	43.5
min	0.94	23.43	14.51	0.13	-11.3	24.43	4.39	35.45	31.94	0.44	-23	34.12
mean	1.27	38.55	20.04	0.22	-7.00	38.52	4.87	42.02	37.75	0.57	-17.1	38.68
range	0.62	37.98	12.63	0.17	9.69	29.67	1.15	8.50	8.61	0.16	9.16	9.41
SD	0.20	11.16	3.67	0.05	2.60	11.14	0.32	2.79	2.49	0.05	3.48	2.83
<i>The Infero-Flux (Alluvial) of Oued Djanet</i>						<i>Cambro-Ordovician</i>						
max	4.47	105.12	55.44	1.20	0.24	82.36	3.26	117.44	48.80	0.93	0.46	46.46
min	0.25	37.79	9.07	0.09	-13.8	12.26	0.79	26.11	19.68	0.23	-6.19	27.42
Mean	2.39	67.11	36.59	0.61	-2.8	44.09	1.75	74.42	33.28	0.52	-1.72	37.06
Range	4.23	67.33	46.37	1.12	14.02	70.10	2.47	91.33	29.12	0.69	6.65	19.04
SD	1.42	24.66	13.62	0.34	4.28	28.17	1.08	44.09	13.54	0.33	3.11	8.43
<i>CI Albian</i>						<i>CI Zaratine (Taouratin Series)</i>						
Max	7.47	85.23	62.96	1.61	-1.91	44.62	6.95	57.25	42.64	0.71	-3.69	72.44
Min	6.81	83.91	61.83	1.48	-2.24	39.22	1.04	34.46	12.70	0.14	-25.4	51.07
Mean	7.07	84.42	62.30	1.54	-2.09	41.09	3.79	42.04	28.91	0.41	-17.9	63.82
Range	0.66	1.31	1.13	0.12	0.33	5.40	5.91	22.79	29.94	0.57	21.65	21.37
SD	0.35	0.71	0.59	0.06	0.17	3.06	1.89	8.16	9.23	0.18	7.49	8.18

VI-6. La distribution spatiale des paramètres

La figure VI-15 présente la distribution spatiale des indices d'aptitude des eaux à l'irrigation a la commune d'ILLIZI, l'indice d'adsorption de sodium (SAR) prendre ces valeurs maximums au tour des forages D1 et D9, ou la valeur minimum a été enregistré à l'extrême East de la commune au toure du forage D5. Mais généralement tous les échantillant classé au catégorie excellent. La distribution de l'indice de perméabilité (PI) montre une décroissance de cet indice du West à l'East ou la partie Est de la zone a été classé comme vulnérable au risque de colmatage du sol en cas d'utilisation des eaux de forage D5 en irrigation, ou le reste de la zone a été considéré comme moins vulnérable. Le pourcentage de solubilité de sodium (SSP) fondé d'être apte à l'irrigation, car toutes les valeurs sont comprises entre 14 et 27 se qui classé les eaux de la zone en tant que « excellent » et « bien » pour l'utilisation en irrigation, il est clair aussi que les sous zones les plus défavorable sont située au centre de la zone d'étude et au tour de forage D9. La variation spatiale de l'indice de Kelly (IK) montre que le coté East de la zone d'étude est le plus favorable à l'irrigation, malgré que toutes les échantillant classé comme apte à l'irrigation mais, le centre de la zone d'étude enregistré les valeurs maximums ce qui se rendre moins favorisé. Les carbonates de sodium résiduel (RSC) ont des valeurs inferieur a 1.25, ce qui indique l'absence des effets dangereuse, la carte de distribution spatial de RSC présent que le coté East est le plus favorable pour des activités agricoles. L'indice MH présent à l'East et

le West de la zone d'étude avec des valeurs permettant l'utilisation des eaux de Dévonien inférieur à l'irrigation. Au contraire, le nord et le sud central classé comme inadéquates.

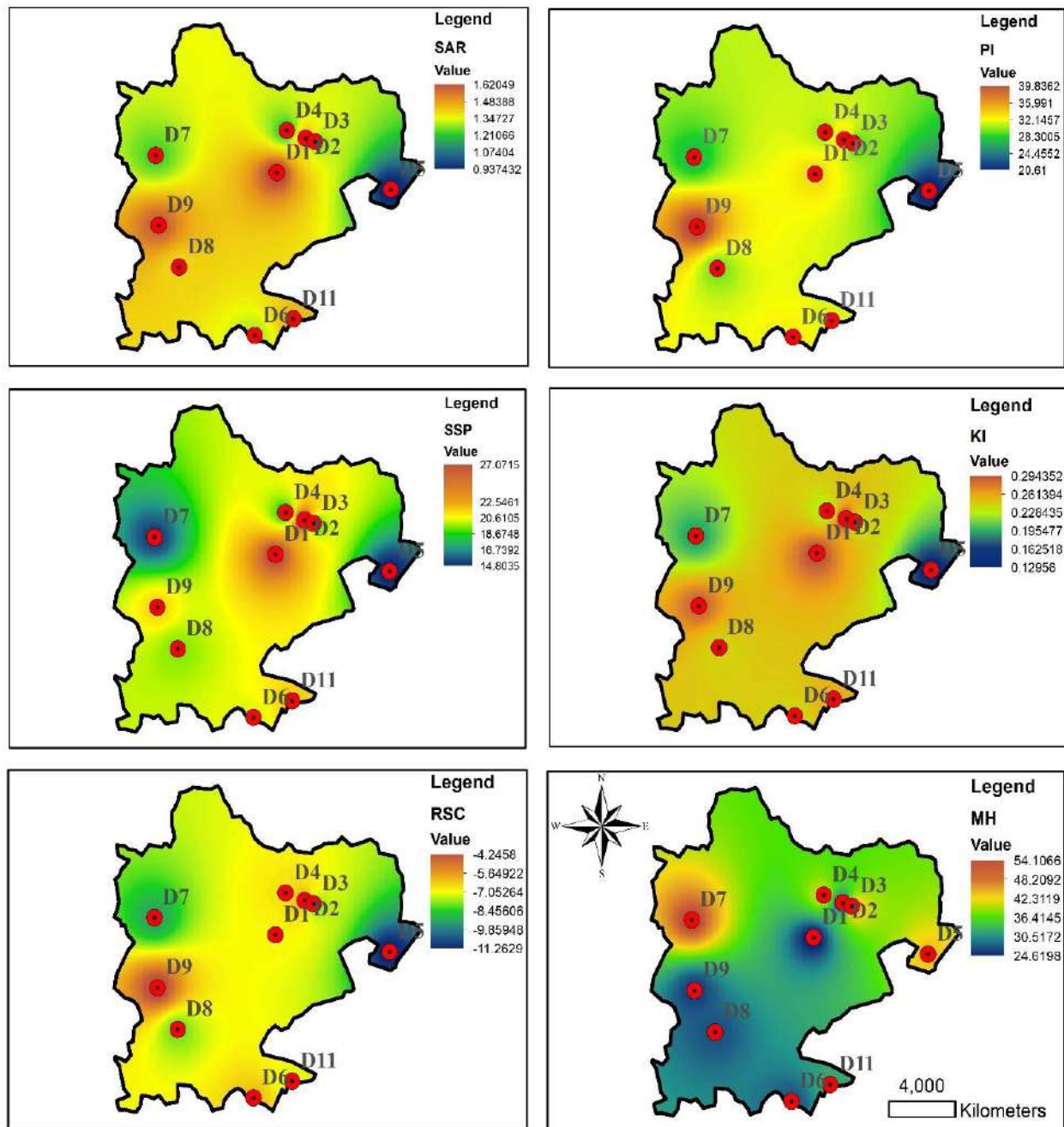


Figure VI-15 Distribution spatiale des caractéristiques de l'eau d'irrigation a la commune d'ILLIZI

D'après la figure VI-16, on trouve que les eaux souterraines de l'Inféro flux de la ville de Djanet classé comme excellent selon l'indice SAR, ou la sous zone la plus favorable est dans le nord (au tour des forages I1, I5, I4, I7 et I9), le même sous zone (Nord de la ville de Djanet) a été considéré comme « sur » basé sur les résultats de calcul de l'indice de perméabilité (PI). L'indice de solubilité de sodium (SSP) et l'indice de Kelly (IK) trouvé avec des valeurs acceptables et non apte à l'irrigation respectivement, au tour de forage I6, ou les valeurs optimales trouvés dans le sud et le nord. Le carbonate de sodium résiduel (RSC) existe avec des

valeurs indiquent l'absence de danger en cas d'utilisation des eaux souterrain en agriculture, ou la distribution spatiale de l'indice MH montre une sous zone inadéquate à l'activité agricole au niveau de centre de la ville de Djanet (au tour des forages I6, I3 et I2).

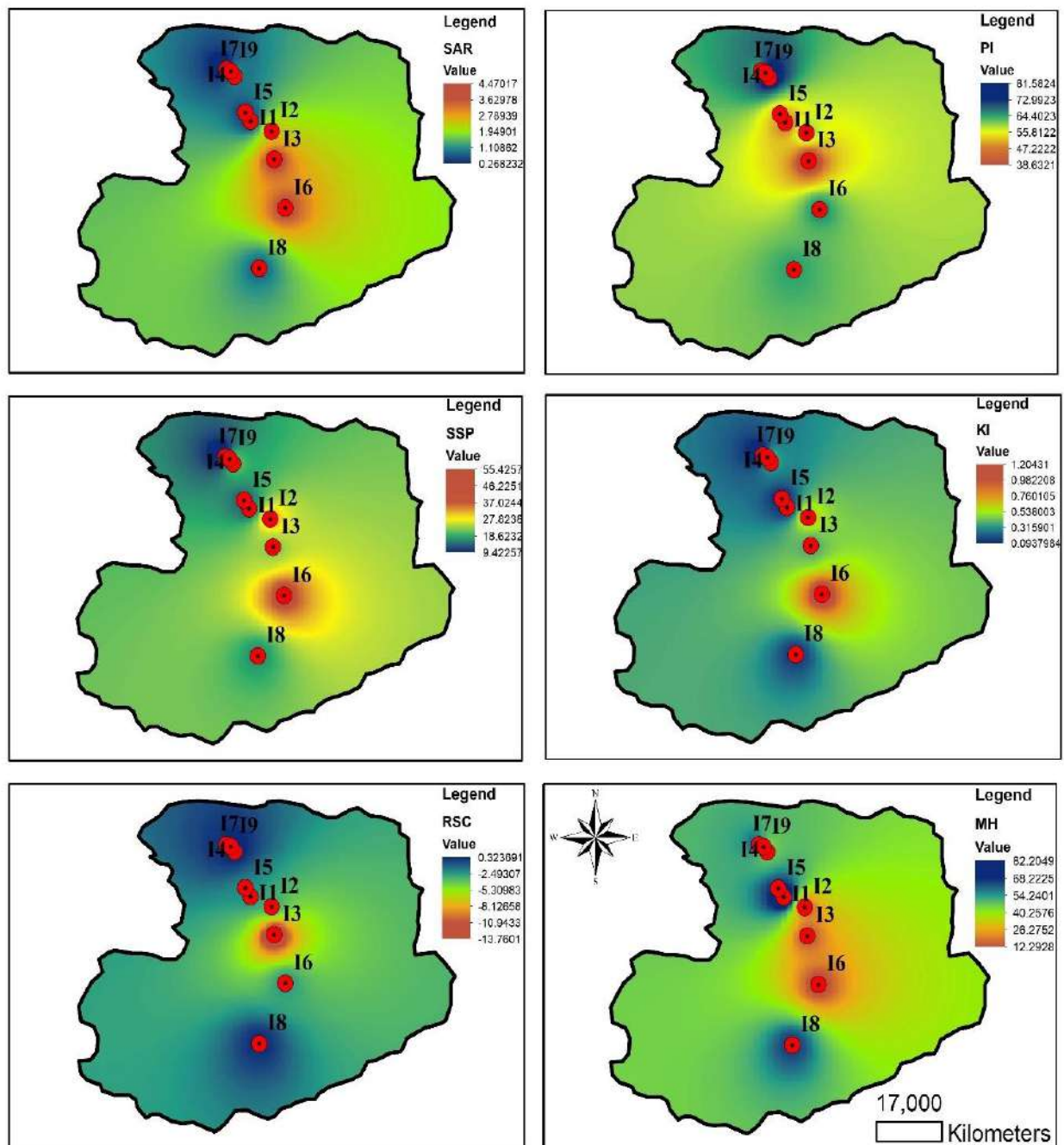


Figure VI-16 Distribution spatiale des caractéristiques de l'eau d'irrigation a la commune de Djanet

Les résultats de calcul et la distribution spatiale des indices d'aptitude des eaux à l'irrigation à EL MERK dans la figure VI-17 montre que la sous zone la plus favorable est celle de coté East, avec un risque associé aux concentrations de magnésium ou l'indice MH classé tous les échantillants comme non apte à l'irrigation. Par contre, le taux d'adsorption de sodium (SAR) classé les eaux de la région comme excellent. Aussi, le risque de colmatage de sole n'est pas

posé car toutes les valeurs de l'indice IP varié entre 35 et 43. En addition, les eaux sont classées comme « bien » et « apte à l'irrigation » basé sur le pourcentage de solubilité de sodium (SSP%) et l'indice de Kelly (IK). Les valeurs de carbonate de sodium résiduel assuré un risque de sodicité nul.

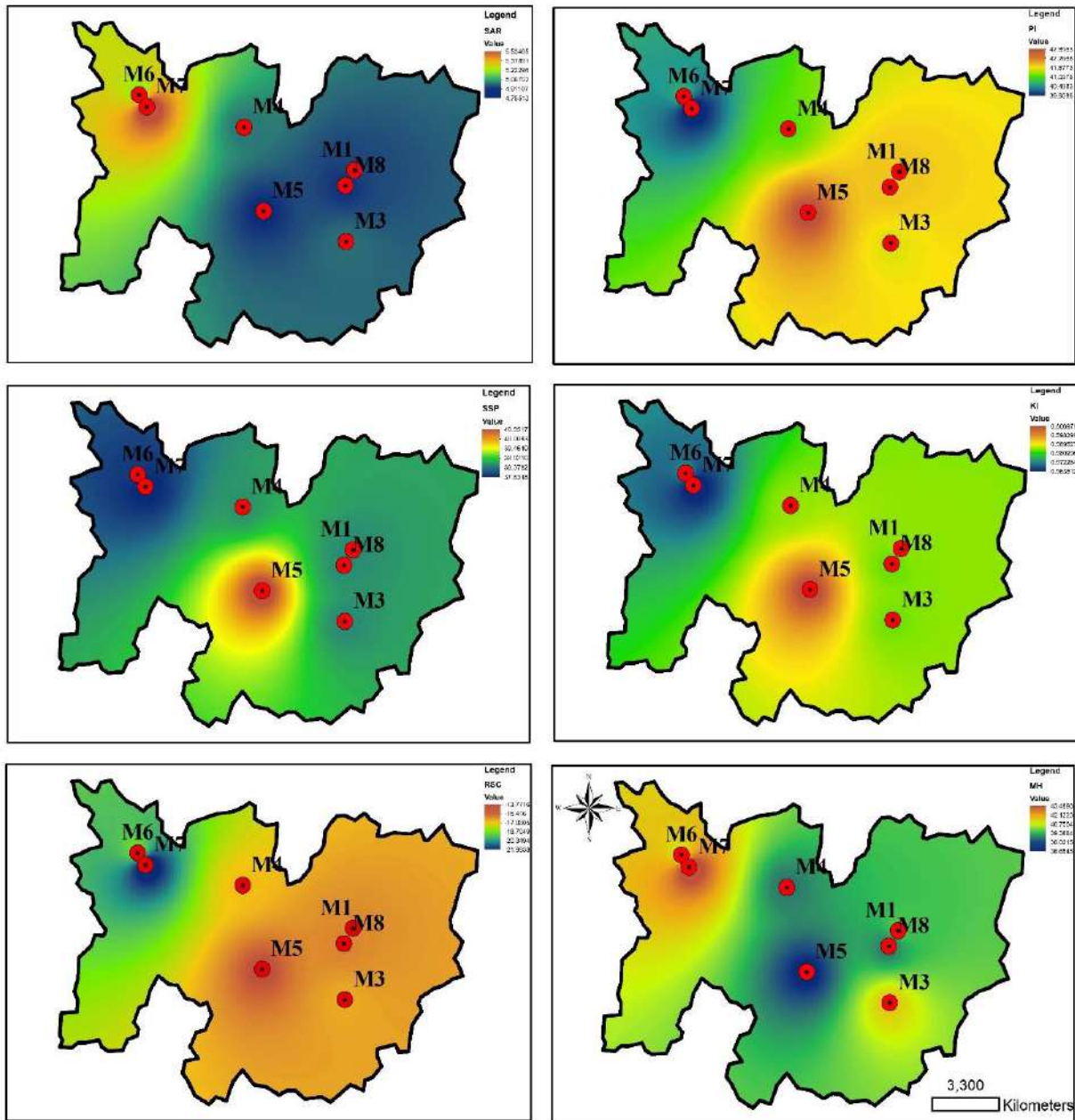


Figure VI-17 Distribution spatiale des caractéristiques de l'eau d'irrigation a EL MERK

VI-7. Etude de la stabilité de l'eau.

VI-7.1 Généralité

Selon les caractéristiques chimiques, l'eau acquiert la capacité de dissoudre ou de déposer des minéraux, nous appelons cette capacité la stabilité de l'eau. L'eau qui a la propriété de dissoudre les minéraux est considérée comme agressive et qui a tendance à déposer des minéraux est considérée comme un entartrage. Le plomb, le cuivre, le calcium et le magnésium peuvent être dissous par l'eau agressive, tandis que la présence d'un film de minéraux sur les

parois intérieures des tuyaux est un indicateur de l'entartrage de l'eau, ce film pourrait empêcher le système d'alimentation en eau de la corrosion, d'autre part le une disposition à forte entartrage peut être nocive et peut obstruer les tuyaux et endommager les appareils existants dans le système d'alimentation en eau. Par conséquent, l'eau la plus souhaitable est celle qui est légèrement entartrant (**Qasim et al. 2000 ; WHO 2004 ; Edwards 2004**).

La corrosion, qui est le processus de dissolution d'un matériau dans un solution, est une étiologie de réduction de la durabilité des châteaux, réservoirs, conduites, vannes et pompes et la cause des fuites d'eau, ainsi que la réduction de la qualité chimique et microbienne de l'eau de consommation. La formation de sédiments et l'apparition d'un goût métallique dans l'eau potable sont également d'autres conséquences de la corrosion (**Siscock, 2005 ; Abbassnia et al. 2018 ; Khademian et al. 2016**).

VI-7.2 Règlements juridiques concernant les propriétés corrosives

En absence des normes Algérienne dans le domaine de la corrosion en ce qui concerne l'impact sur le système d'alimentation en eau et la protection contre la corrosion, La norme (**ISO 1885**) été utiliser. Celui-ci définit les concepts de base concernant la corrosion et, plus spécifiquement, les termes généraux, les types de corrosion, la protection contre la corrosion, les essais de corrosion et les termes électrochimiques. D'autres normes (**DIN 50930-1:1993-02; N-72/C-04609**) dans ce domaine concernent la protection contre la corrosion et les installations intérieures des ouvrages fournissant de l'eau pour la consommation humaine.

Une autre norme spécifiant les moyens de protéger les matériaux utilisés dans la construction du réseau d'alimentation en eau contre la corrosion est l'EN 12502, avec ses cinq parties relatives à sept types de métaux, à savoir le cuivre et ses alliages, le fer galvanisé à chaud, l'acier (inoxydable ou résistant aux acides), le fer et les aciers non alliés et faiblement alliés. Chaque section décrit le type de corrosion qui peut menacer un métal donné dans certaines conditions et détermine également l'impact de divers facteurs (tels que les paramètres de l'eau, la conception et les performances, et les effets de la température) sur les réseaux de distribution d'eau. Dans certains cas, il est également possible d'inhiber ou d'éliminer complètement le processus de corrosion (**EN 12502-1 : 2004 ; EN 12502-2:2004; EN 12502-3:2004; EN 12502-4:2004; EN 12502-5 : 2004**).

Caractérisée pour évaluer l'effet corrosif des eaux minérales sur les matériaux de l'eau du robinet, la norme désormais obligatoire N-72 / C-04609 implique une première évaluation qualitative de l'effet corrosif des eaux naturelles froides sur les canalisations en fonte ou en acier ordinaire ou galvanisé. La norme décrit la méthode par laquelle l'indice de saturation est déterminé ainsi que les valeurs de paramètres admissibles pour l'eau froide dans lesquelles les propriétés corrosives de l'eau sont affaiblies.

Des lignes directrices pour la conception des systèmes d'alimentation en eau sont également incluses dans l'EN 806, qui contient des informations relatives aux exigences et recommandations pour la conception, la fabrication, la reconstruction, les essais, l'exploitation et l'utilisation des installations destinées au transport d'eau destinée à la consommation humaine (**EN 806-1:2000 ; EN 806-2:2005 ; EN 806-3:2006 ; EN 806-4:2010 ; EN 806-5:2012**).

Les indices introduits par la norme allemande DIN 50930 datant de 1993 ont été remplacés par une norme analogue à l'EN 12502. Les indices impliqués concernent la teneur en ions bicarbonate et sulfate par rapport aux installations en cuivre (S3).

VI-7.3 Indices évaluant l'effet corrosif de l'eau.

- L'indice de stabilité de Langelier (ISL)

Est un modèle d'équilibre de la saturation en eau par rapport au carbonate de calcium utilisé pour prédire la stabilité de l'eau (**Langelier 1936 ; Langelier 1946**). L'indice de stabilité de Langelier (ISL) prend la forme :

$$ISL = pH - pHs$$

Où :

pH: le pH de l'eau mesuré.

pHs: le pH auquel une eau avec une teneur en calcium et une alcalinité données est en équilibre avec le carbonate de calcium

$$pHs = (9.3+A+B) - (C+D)$$

Où :

$$A = [\log_{10} (\text{TDS}) - 1] / 10$$

$$B = -13.12 \times \log_{10} (^{\circ}\text{C}+273) + 34.55$$

$$C = \log_{10} (\text{Ca comme CaCO}_3) - 0.4$$

$$D = \log_{10} [\text{Alcalinité comme CaCO}_3]$$

- L'Indice de stabilité de Ryznar

Considéré comme une méthode empirique pour prédire la mise à l'échelle des tendances de l'eau. John Ryznar en 1949 a utilisé l'indice de Langelier pour développer un nouvel indice de stabilité (**Ryznar 1949**), l'indice Ryznar utilisé pour prédire les tendances à l'entartrage ou à l'agressivité de l'eau et exprimé comme suit :

$$ISR = 2pHs - pH = pHs - ISL$$

- L'indice d'agressivité (IA)

Développé à l'origine pour surveiller l'eau dans les tuyaux d'amiante, est parfois remplacé par l'indice de Langelier comme indicateur de la corrosivité de l'eau (**Millette et al. 1980**).

$$IA = pH + C + D$$

Où :

$$C = \log_{10} (\text{Ca en CaCO}_3) - 0.4$$

$$D = \log_{10} [\text{Alcalinité en CaCO}_3]$$

- L'indice de Larson et Skold (**LARSON & SKOLD 1958**)

Utilisé pour évaluer l'effet des ions chlorure et sulfate sur une installation, s'exprime par la formule suivante :

$$ISLS = ([\text{Cl}^-] + [\text{SO}_4^{2-}]) / ([\text{HCO}_3^-] + [\text{CO}_3^{2-}])$$

Où toutes les valeurs exprimées en méq/l.

- L'indice de Saturation de Puckorius (**Puckorius & Brooke, 1991**)

Est un outil important pour établir une relation entre l'état de saturation et la formation de tartre en incorporant la capacité tampon de l'eau dans l'indice, l'indice peut être calculé par la formule suivant :

$$ISP = 2. pH_s - pH_{\text{éq}}$$

Où :

pH_s : le pH auquel une eau avec une teneur en calcium et une alcalinité données est en équilibre avec le carbonate de calcium (utilisé à l'indice de Langlier)

$$pH_{\text{éq}} = 1,465 \times \text{Log} [\text{Alk}] + 4,54$$

Alk : Alcalinité comme CaCO_3 .

- L'indice d'évaluation S3 (**DIN 50930-1:1993-02**).

Pour l'apparition de corrosion par piqûres dans les tuyaux en cuivre, utilisé pour évaluer la corrosivité dans le cas d'une installation en cuivre et décrit par la formule suivante :

$$S3 = [\text{HCO}_3^-] / [\text{SO}_4^{2-}]$$

Où toutes les valeurs exprimées en $\text{m\acute{e}q/l}$.

Le tableau VI-5 résumé les indices de stabilité de l'eau utilisé dans cette thèse et leur catégorisation selon les résultats de calcul.

Tableau VI-5 Résumé des indices de stabilité de l'eau

Indice	Valeur	Condition de l'eau
ISL	> 0	L'eau est sursaturée en carbonate de calcium (CaCO_3).
	0	Saturé, le CaCO_3 est en équilibre.
	< 0	L'eau est sous saturée par rapport au carbonate de calcium.
ISR	≤ 6	Sursaturés, ont tendance à précipiter CaCO_3 .
	$6 < \text{ISR} < 7$	Saturé, le CaCO_3 est en équilibre.
	≥ 7	Sous saturé, ont tendance à dissoudre CaCO_3 .
IA	> 12	L'eau n'est pas agressive.
	$10 < \text{IA} < 11.9$	L'eau est modérément agressive.
	< 10	L'eau est très agressive.
ISP	> 6,5	L'eau a tendance à la corrosion.
	$4,5 < \text{ISP} < 6,5$	Interval optimal.
	< 4,5	L'eau a tendance à précipiter.
ISLS	> 1,2	Forte corrosion.
	$0,8 < \text{ISLS} < 1,2$	Corrosion importante.
	< 0,8	Eau non corrosive.
S3	< 2	Risque de corrosion par piqûres de cuivre.

VI-7.4. Stabilité des eaux souterraines de la wilaya d'ILLIZI

Dans cette partie, une classification des eaux souterraines des nappes exploitée à Illizi (chef-lieu (Devonien Inférieur), In aminos (Zarzaitine), Djanet (Cambro-ordovicien et Infero-flux), Debdeb (Albien) et EL MERK (Moi-Pliocène) a été présentée basée sur les six indices présentés dans la partie précédente. Basé sur le tableau VI-6 et selon l'indice de stabilité de Langelier (ISL) on trouve que les eaux souterraines de la nappe de Devonien inférieur sont caractérisées par une sursaturation en carbonate de calcium dans 81.82 % et sous saturation dans 18.18% des échantillons étudiés. Par contre, 88.89% des échantillons de la nappe d'Infero Flux à Djanet classés comme sous saturés, ou 11.11% sont classés comme sursaturés. Aussi, la nappe Albienne à Debdeb à 33.33% des échantillons en état de sursaturation, ou 66.67 % considérés comme sous saturés. Les eaux souterraines des nappes Moi Pliocène et Zarzaitine trouvées à être sursaturées dans 100% des échantillons, dans l'autre côté, 100% des échantillons de Cambro Ordovicien sont classés comme sous saturés.

L'indice ISR de Ryznar montre une absence totale des eaux sur saturées dans tous les échantillons étudiés de toutes les nappes. Par contre 100% des échantillons de Cambro Ordovicien et Albienne sont sous saturés. Le reste des nappes étudiées ont des pourcentages différents pour les eaux sous saturées, le Devonien Inférieur (36.36%), le Moi Pliocène (50%), l'Infero Flux de Djanet (88.89%) et Zarzaitine (22.11%)

Basé sur les résultats de calcul de l'indice de saturation de Puckorius (ISP) on trouve que 100% des échantillons de Devonien Inférieur, Moi-Pliocène, Infero Flux, Cambro Ordovicien et d'Albienne classés comme des eaux avec une tendance à la corrosion, dans une moindre mesure, nous trouvons 66.67% des échantillons de Zarzaitine classés dans la même catégorie des autres nappes, ou 33.33% se situent dans l'intervalle optimal.

L'indice ISLS de Larson et Skold classés les eaux souterraines de Devonien Inférieur, Moi Pliocène, Albien et Zarzaitine comme des eaux de forte corrosion, ou toutes les valeurs trouvées au-dessus 1.2. Les eaux de la nappe Cambro Ordovicien ont été réparties également entre deux classes, forte corrosion et eau non corrosive. Alors que les échantillons de la nappe d'Infero Flux comprenaient les trois catégories, forte corrosion (55.56%), corrosion importante (11.11%) et eau non corrosive (33.33%).

Selon l'indice d'agressivité (IA), la majorité des échantillons de la nappe Devonien inférieur (63.64%), Moi Pliocène (75%) et Zarzaitine (77.78%) classés comme des eaux non agressives, ou le reste des échantillons classés comme modérément agressives. 100 % des eaux de la nappe Albienne considérées modérément agressives. Dans l'autre côté, les échantillons de la nappe Infero Flux de Djanet ont une variation dans la catégorisation par 11.11 % non agressives, 55.56% modérément agressives et 33.33% très agressives. 75% des échantillons de la nappe Cambro Ordovicien classés comme modérément agressives, tandis que 25% classés comme très agressives. L'indice de Larson and Skold (ISLS) indique l'existence d'une probabilité de corrosion locale des matériaux en fer faiblement alliés

L'influence des eaux sur les installations en cuivre a été étudiée par l'indice S3, les résultats montrent que le risque de corrosion par piqûres de cuivre est posé quand l'utilisation des eaux de Devonien inférieur, Moi Pliocène, Albienne et Zarzaitine. Le problème apparaît dans une moindre mesure dans 66.67 % des échantillons de la nappe Infero flux et 50% de Cambro Ordovicien.

Tableau VI-6 Statistiques des indices de stabilité de l'eau.

Indice	ISL	ISR	ISP	ISLS	IA	S3
Dévonien inférieur						
Maximum	0.99	9.67	9.20	7.00	12.54	1.05
Minimum	-1.45	6.41	6.36	1.41	10.07	0.18
Ecart-type	0.71	0.91	0.75	1.77	0.71	0.25
Moyenne	0.47	7.06	7.56	4.32	12.04	0.36
Mio Pliocene						
Maximum	0.57	7.44	7.77	19.15	12.25	0.16
Minimum	0.08	6.67	6.92	13.83	11.78	0.09
Ecart-type	0.19	0.30	0.29	1.90	0.18	0.03
Moyenne	0.33	7.05	7.37	15.96	12.01	0.13
Inféro flux (oued Djanet)						
Maximum	1.09	11.84	12.72	409.42	12.63	5.16
Minimum	-2.47	6.78	7.89	0.50	9.19	0.00
Ecart-type	1.05	1.43	1.76	135.00	1.03	1.77
Moyenne	-1.20	9.65	9.97	49.65	10.41	1.73
Cambro Ordviene						
Maximum	-0.37	11.09	12.42	12.00	11.18	20.80
Minimum	-1.80	8.01	7.46	0.08	9.88	0.16
Ecart-type	0.67	1.37	2.17	6.42	0.61	9.77
Moyenne	-0.95	9.23	9.46	5.86	10.63	6.52
Albien						
Maximum	0.27	7.64	7.40	3.79	11.85	0.66
Minimum	-0.07	7.33	7.34	3.20	11.51	0.61
Ecart-type	0.19	0.17	0.03	0.32	0.18	0.03
Moyenne	0.06	7.52	7.37	3.43	11.64	0.63
Zarzaitine						
Maximum	0.90	7.22	7.63	15.20	12.52	0.86
Minimum	0.24	6.27	5.90	1.73	11.86	0.12
Ecart-type	0.24	0.28	0.56	4.67	0.24	0.25
Moyenne	0.63	6.62	6.71	8.46	12.24	0.30

VI-8. Origine des éléments chimiques

Le contact eau/roche soit par un passage ou par un séjour, l'eau dissout certaine substance des roches, dépend à la nature de ces derniers, l'eau acquiert des différentes concentrations de sels minéraux. Cette partie vise à la détermination des origines géologique de la composition chimique des eaux souterraines a la base des fortes corrélations existant

entre eux. La matrice de corrélation présentée dans le tableau VI-7 montre une forte corrélation entre les sulfates d'une part et le calcium, le magnésium et le sodium d'une autre part, aussi une forte corrélation entre le sodium et le chlorure. Les Quatre corrélations seront examinées.

Tableau VI-7 Matrice de corrélation des 44 observations.

	Ca ⁺⁺	Mg ⁺⁺	Na ⁺	K ⁺	SO ₄ ⁻	HCO ₃ ⁻	Cl ⁻
Ca ⁺⁺	1						
Mg ⁺⁺	0.592	1					
Na ⁺	0.753	0.688	1				
K ⁺	0.684	0.422	0.646	1			
SO ₄ ⁻	0.864	0.865	0.819	0.634	1		
HCO ₃ ⁻	0.063	0.395	0.188	0.202	0.254	1	
Cl ⁻	0.715	0.687	0.863	0.490	0.709	0.010	1

VI-8-1. Le couple Na⁺_Cl⁻

Le positionnement des points sur le graphe Na/Cl (Figure VI-18) ce présenté sous une forme stœchiométrique dans la plupart des échantillant, généralement, ces deux éléments sont liés à la dissolution de l'halite (NaCl)

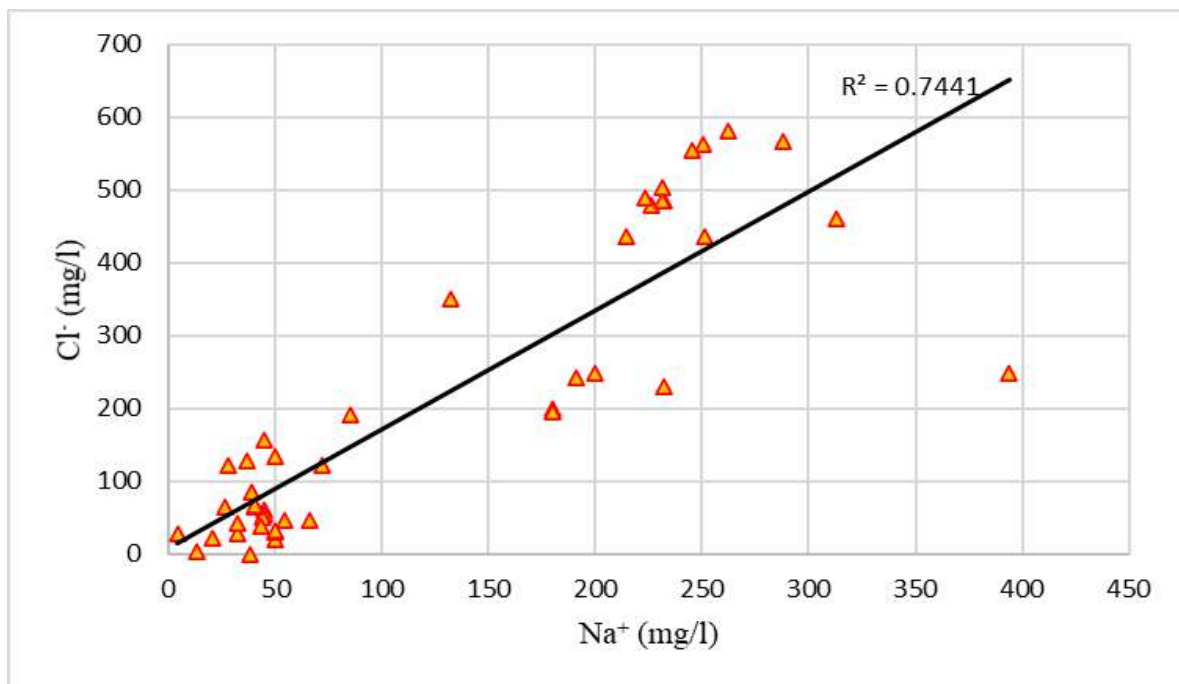


Figure VI-18 la relation Na⁺_Cl⁻

VI-8.2 Le couple Na⁺_SO₄²⁻.

La forte corrélation entre le sodium (Na⁺) et les sulfates (SO₄²⁻) présenté dans la figure VI-19 peut être justifier par la présence de Thénardite. Le Thénardite est un minéral de sulfate de sodium anhydre, sa formule Na₂SO₄, il se produit dans les environnements arides évaporite,

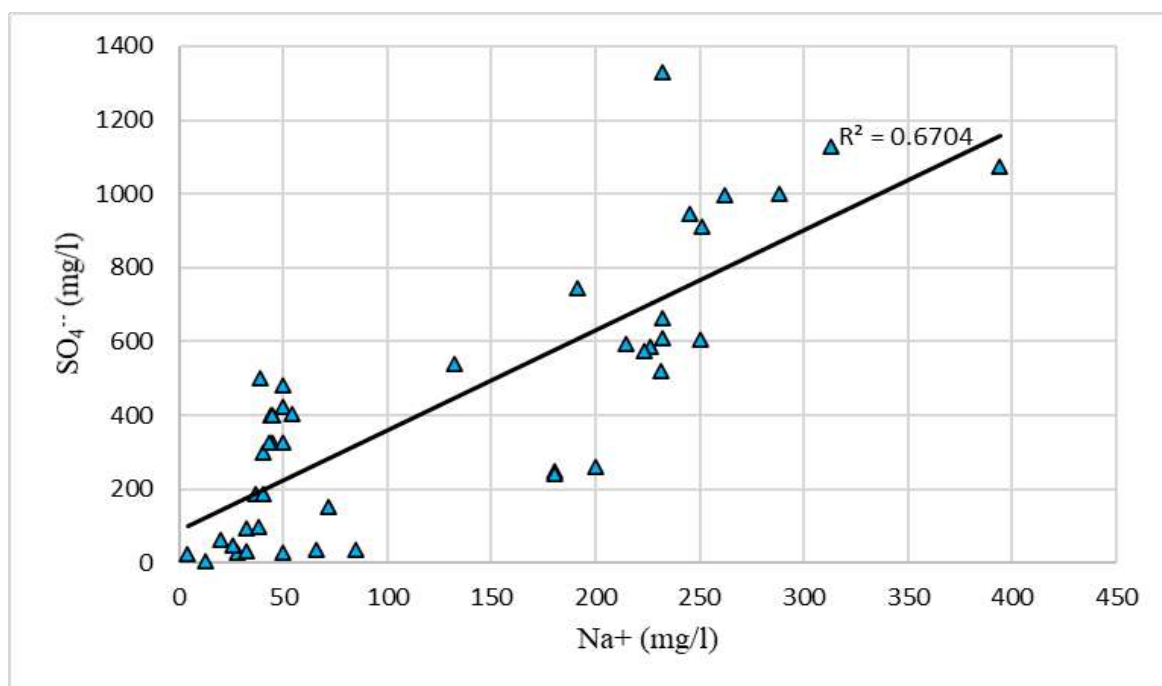


Figure VI-19 la relation $\text{Na}^+_{\text{SO}_4^{2-}}$

VI-8.3 Le couple $\text{SO}_4^{2-} - \text{Ca}^{2+} + \text{Mg}^{2+}$

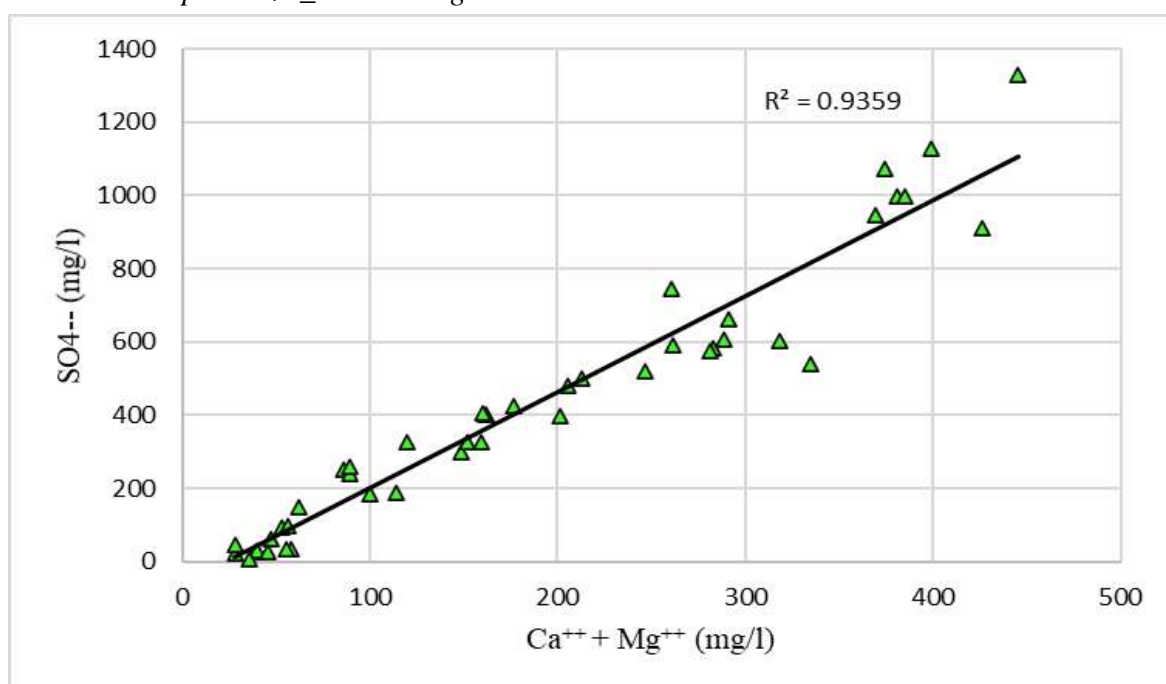
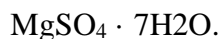


Figure VI-20 $\text{Ca}^{2+} + \text{Mg}^{2+}_{\text{SO}_4^{2-}}$

D'après la figure VI-20, la présence de sulfates (SO_4^{2-}) est liée fortement avec la dureté de l'eau ($\text{Ca}^{2+} + \text{Mg}^{2+}$), cette forte corrélation indique la présence d'une source commune de ces éléments. Le gypse est une roche tendre saline ou une évaporite commune, entièrement cristallisée, composée principalement du minéral gypse, un sulfate doublement hydraté de calcium, décrite par la formule



L'epsomite est un minéral sulfate de magnésium hydraté de formule



La présence de gypse et d'epsomite dans la formation lithologique des forages étudiés justifier la forte corrélation entre les sulfates (SO_4^{2-}), le calcium (Ca^{2+}) et le magnésium (Mg^{2+}).

VI-9. Thermodynamique

L'objectif de cette partie est d'identifier la nature des sels probablement précipiter dans les eaux souterraines d'ILLIZI à la base des approches thermodynamiques. À partir d'une étude thermodynamique, il est possible d'identifier l'évolution chimique de l'eau en fonction de son état d'équilibre par rapport aux minéraux primaires et néoformés de la roche réservoir. Les interactions électrostatiques entre les ions existants (i) représentées par l'activité ionique est prendre en considération. Pour une solution idéale, l'activité et la molarité sont égales.

Pratiquement, la déviation par rapport au cas précédent est présentée par γ :

$$a_i = \gamma_i m_i \dots \dots \dots (1)$$

Avec :

a_i : l'activité des ions considérés.

m_i : la molarité des ions considérés.

Le calcul du coefficient d'activité d'une espèce ionique se réalise par deux formules qui dépendent de la force ionique I :

$$I = \frac{1}{2} (\sum_i m_i Z_i^2) \dots \dots \dots (2)$$

m_i : la molarité de l'ion i considéré.

Z_i : la charge de l'ion i considéré.

Pour une solution concentrée ($I < 0,1$) le coefficient d'activité d'une espèce ionique peut être calculé à l'aide de la loi de DEBYE-HUCKEL :

$$\log \gamma_i = -\frac{AZ_i^2 I^{1/2}}{1 + a_i^0 B^{1/2}} - C_i I \dots \dots \dots (3)$$

Avec : Z_i : la charge de l'ion i .

a_i^0 : paramètre de taille de l'ion i .

A et B : constantes de Debye-Huckel, caractéristiques du solvant et dépendant de la température et de la pression.

I : force ionique de la solution.

C_i : paramètre caractéristique de l'ion i .

Pour des solutions non diluées ($I < 0,5$), le coefficient d'activité est défini par l'équation de DAVIES (Davies, 1962) :

$$\log \gamma_i = -AZ_i^2 \left(\frac{I^{1/2}}{1 + I^{1/2}} - 0.31 \right) \dots \dots (4)$$

VI-9.1 L'indice de saturation

L'équilibre d'une solution avec la matrice encaissante est calculé à l'aide de l'indice de saturation IS. Ce dernier vis-à-vis d'un minéral donné est défini par le logarithme décimal du rapport des produits d'activités ionique (PAI) sur le produit de solubilité (Ks):

$$IS = \log \left[\frac{PAI}{K_s} \right] \dots \dots \dots (5)$$

Le Ks est déterminé de manière thermodynamique :

$$\ln K_s = - \frac{\Delta G^0}{RT} \dots \dots \dots (6)$$

Avec :

ΔG^0 : enthalpie libre standard de réaction (J.mol⁻¹).

R : constante des gaz parfaits (1,987 10⁻³ kcal.mole⁻¹).

T : température à l'échelle Kelvin. (T = 273,15 + 25°C).

Lorsque IS = 0, la solution est en équilibre avec une phase minérale (flux de dissolution égal au flux de précipitation). Elle est dite sous-saturée lorsque IS < 0 et sursaturée lorsque IS > 0. Compte tenu des incertitudes sur les valeurs des constantes thermodynamiques utilisées dans les calculs ainsi que l'imprécision dans les mesures des paramètres physico-chimiques in situ et l'analyse des éléments chimiques, Paces (1972) propose de considérer comme saturée une eau ayant un indice de saturation compris dans l'intervalle :

$$-0.5 < IS < 0.5 \dots \dots \dots (7)$$

VI-9.2 La constante d'équilibre K_{éq}

Elle est liée à l'énergie fournie ou demandée à partir d'une réaction chimique mise en solution ou précipitation, elle peut être calculée selon la relation suivante :

$$\ln(K_{éq}) = - \frac{\Delta G^0}{RT} \dots \dots \dots (8)$$

$$\log(K_{éq}) = - \frac{\Delta G^0}{1.364} \dots \dots \dots (9)$$

ΔG^0 est l'énergie libre exprimée en kcal.mol⁻¹ à une température moyenne de 25°C et une pression de 1 atmosphère. Leur variation représente la différence entre la somme des énergies des éléments qui sont produits par la réaction moins la somme des énergies des éléments entrant dans la réaction. La comparaison entre la constante d'équilibre et la constante standard donne une idée sur l'état de saturation des éléments chimiques, plus les valeurs sont supérieures à la valeur standard plus les éléments sont à l'état de sursaturation, alors que si les valeurs sont inférieures à la valeur standard elles sont à l'état de sous saturation.

$$\Delta G^0 = \sum G(\text{produits}) - \sum G(\text{réactifs}) \dots \dots \dots (10)$$

Il existe d'autres méthodes de calcul de la constante d'équilibre à partir des activités ioniques des éléments chimiques dans une réaction :

$$aA + bB = cC + dD \dots \dots \dots (11)$$

Avec : a, b, c et d : nombre de moles / A, B, C, D : les éléments chimiques.

$$K_{éq} = \exp - \frac{\Delta G^0}{RT} = \frac{aC^c \cdot aD^d}{aA^a \cdot aB^b} \dots \dots \dots (12)$$

a est l'activité ionique de chaque élément chimique.

Les 6 minéraux suivants : anhydrite, aragonite, calcite, dolomite (les carbonates), gypseum et halite (les évaporites) influencent la composition chimique des eaux souterraines de la région d'ILLIZI à des degrés variables, le tableau VI-8 présent les critères statistiques des différents indices de saturation dans chaque nappe.

Tableau VI-8 Statistiques des indices de saturations

Indice	Is Anhydrite	Is Aragonite	Is Calcite	Is Dolomite	Is Gypsum	Is Halite
Dévonien inférieur						
Maximum	-1.09	0.86	1.00	1.86	-0.88	-6.79
Minimum	-1.36	-0.17	-0.02	0.10	-1.15	-7.61
Ecart-type	0.09	0.32	0.32	0.63	0.09	0.22
Moyenne	-1.21	0.53	0.68	1.24	-0.99	-7.24
Mio Pliocène						
Maximum	-0.67	0.37	0.52	0.92	-0.44	-5.50
Minimum	-0.97	-0.06	0.08	0.01	-0.74	-5.66
Ecart-type	0.13	0.17	0.17	0.35	0.13	0.05
Moyenne	-0.88	0.17	0.31	0.51	-0.65	-5.59
Inféro flux (oued Djanet)						
Maximum	-0.77	-0.88	-0.73	-2.21	-0.53	-5.96
Minimum	-3.17	-2.40	-2.25	-4.02	-2.95	-8.52
Ecart-type	0.79	0.50	0.50	0.64	0.79	0.75
Moyenne	-2.29	-1.57	-1.42	-3.00	-2.06	-7.08
Cambro Ordovicien						
Maximum	-2.25	0.97	1.11	2.59	-2.03	-7.10
Minimum	-3.30	-0.54	-0.40	-0.69	-3.08	-8.96
Ecart-type	0.50	0.70	0.70	1.60	0.50	0.82
Moyenne	-2.56	-0.08	0.07	0.20	-2.34	-7.78
Albien						
Maximum	-1.62	0.18	0.33	0.68	-1.40	-5.92
Minimum	-1.64	-0.14	0.00	-0.06	-1.42	-6.06
Ecart-type	0.01	0.17	0.18	0.40	0.01	0.08
Moyenne	-1.63	-0.02	0.13	0.22	-1.41	-6.01
Zarzaïtine						
Maximum	-0.74	0.65	0.79	2.05	-0.52	-5.46
Minimum	-1.88	0.01	0.15	0.55	-1.66	-7.17
Ecart-type	0.35	0.22	0.22	0.56	0.35	0.61
Moyenne	-1.11	0.43	0.57	1.52	-0.90	-5.96

D'après le tableau VI-8 qui montre les valeurs des indices de saturation, les déférents minéraux considérés dans chaque nappe trouvée d'être comme suite :

Pour le groupe des carbonates, la calcite est en état d'équilibre dans les eaux de la nappe Moi-pliocène et la nappe Albien par des valeur varie entre 0.08 et 0.52, le même état a été enregistré dans 20%, 75% et 22% des eaux des nappes Dévonien inférieur, Cambro Ordovicien et Zarzaitine ou le reste des échantillons de ces nappes, marqué comme sur saturé. Par contre, la calcite dans les eaux de la nappe Inféro flux trouvé en état de sous saturation. Dans le même groupe, l'indice de saturation par aragonite trouvé en état d'équilibre dans les eaux de Mio-pliocène et Albien avec des valeurs variées entre -0.06 et 0.37 pour les eaux de Moi-pliocène et entre -0.14 et 0.18 pour les eaux d'Albien.

Pour les nappes Dévonien inférieur et Zarzaitine en remarque une variation dans les indices de saturation, ou les eaux de Dévonien inférieur tender ver la sur saturation par aragonite dans 70 % de ces échantillons. Par contre, 30% classé comme saturé. En ce qui concerne la nappe Zarzaitine, la plupart des échantillons (55%) classé comme sur saturé, ou le reste des échantillons classé comme saturé. Les eaux de la nappe d'Inféro flux trouvé d'être sous saturé. Une variation remarquable enregistré dans les eaux de la nappe Cambro Ordovicien avec des degrés de saturation varie entre -0.54 et 0.97. Ou les trois classes sont trouvé, 25% sous saturé, 50% saturé et 25 % sur saturé. 100% des eaux de Inféro flux trouvé comme sous saturé par la dolomite avec des degrés de saturation variée entre -4.02 et -2.21. Par contre, 100% des eaux de Zarzaitine trouvé comme sur saturé avec des valeurs variées entre 0.55 et 2.05. Les résultats montrent aussi que 80 % des eaux de Dévonien inférieur et 50 % de Moi-pliocène tender vers la sur saturation, ou le reste des échantillons caractériser comme saturé. Les eaux de la nappe d'Albien varient entre saturée (66%) et sur saturée (34%) ou les eaux de la nappe Cambro Ordovicien classé comme saturé (25%), sur saturé (25%) et sous saturé (50%). La dissolution des formations carbonatées cède les ions Ca^{2+} et Mg^{2+} qui donnent avec le CO_2 atmosphérique des minéraux carbonatés.

Pour le groupe des évaporats, les indices de saturation de l'anhydrite, l'halite et le gypse présente des degrés de saturation inférieur à -0.5, ce qui signifié une sous saturation, les eaux sont sous-saturées par rapport à l'anhydrite, le gypse et largement sous-saturées vis à vis de l'halite (-8.96 à -5.46). Les minéraux évaporitiques présentent toujours un état de sous-saturation même si les ions Na^+ , Cl^- et SO_4^{2-} sont à forte concentration.

Les indices de saturation montrent que les minéraux carbonatés tendent à stabiliser ou à précipiter sous la forme de dolomite, de calcite et aragonite, le cas de la nappe Inféro flux resté unique et put être justifier par les faibles concentrations des ions de Ca^{2+} , Mg^{2+} et Na^+ . Par contre, les minéraux évaporitiques des cas de l'halite, le gypse et l'anhydrite, tendent à la dissolution.

D'après la figure VI-21 la distribution spatiale de l'Anhydrite montre que toute la zone caractérisée par une sous saturation, ou la zone localisé au tour des forages D2, D3 et D4 trouvez comme la zone la plus sous saturé. Par contre, pour l'aragonite, la calcite et la dolomite nous notons qu'il y a une variation dans les valeurs de saturation, car la région ouest est

caractérisée par sa saturation, tandis que la région devient sursaturée à mesure que nous nous dirigeons vers le sud et l'est des puits D9 et D7. La distribution de saturation des eaux par le gypseum et l'halite montre que les eaux d'ILLIZI caractérisé généralement par une forte sous-saturation de ces deux éléments.

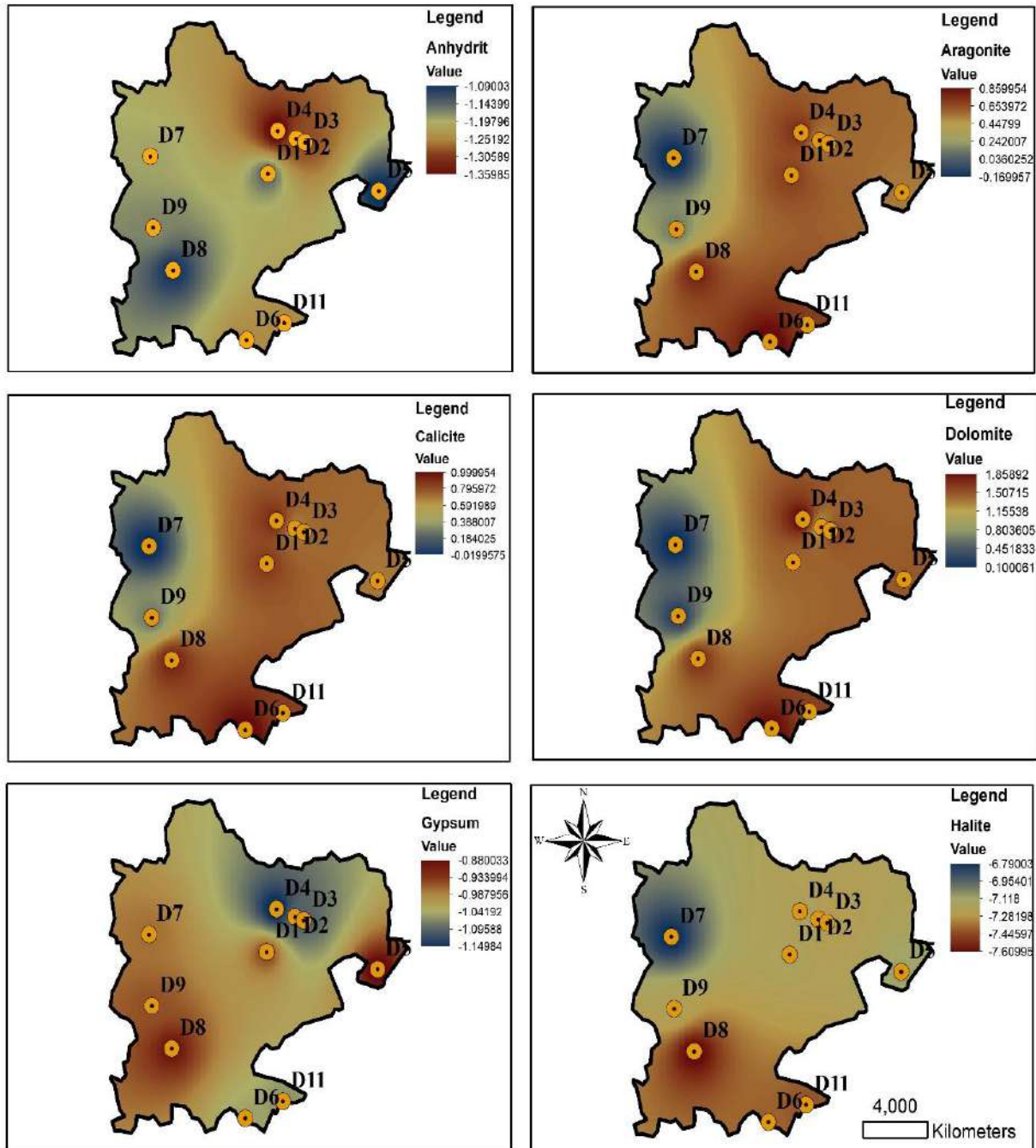


Figure VI-21 Distribution spatiale des indices de saturations thermodynamique à la commune d'ILLIZI

La figure VI-22 représente la distribution spatiale des indices de saturation des eaux de la commune de Djanet, les cartes montrent que les eaux de la région caractérisées par une sous-

saturation de tout les éléments, ou nous remarquent que l'augmentation de sous-saturation toujours commence de forage I6 vers tous les dériction.

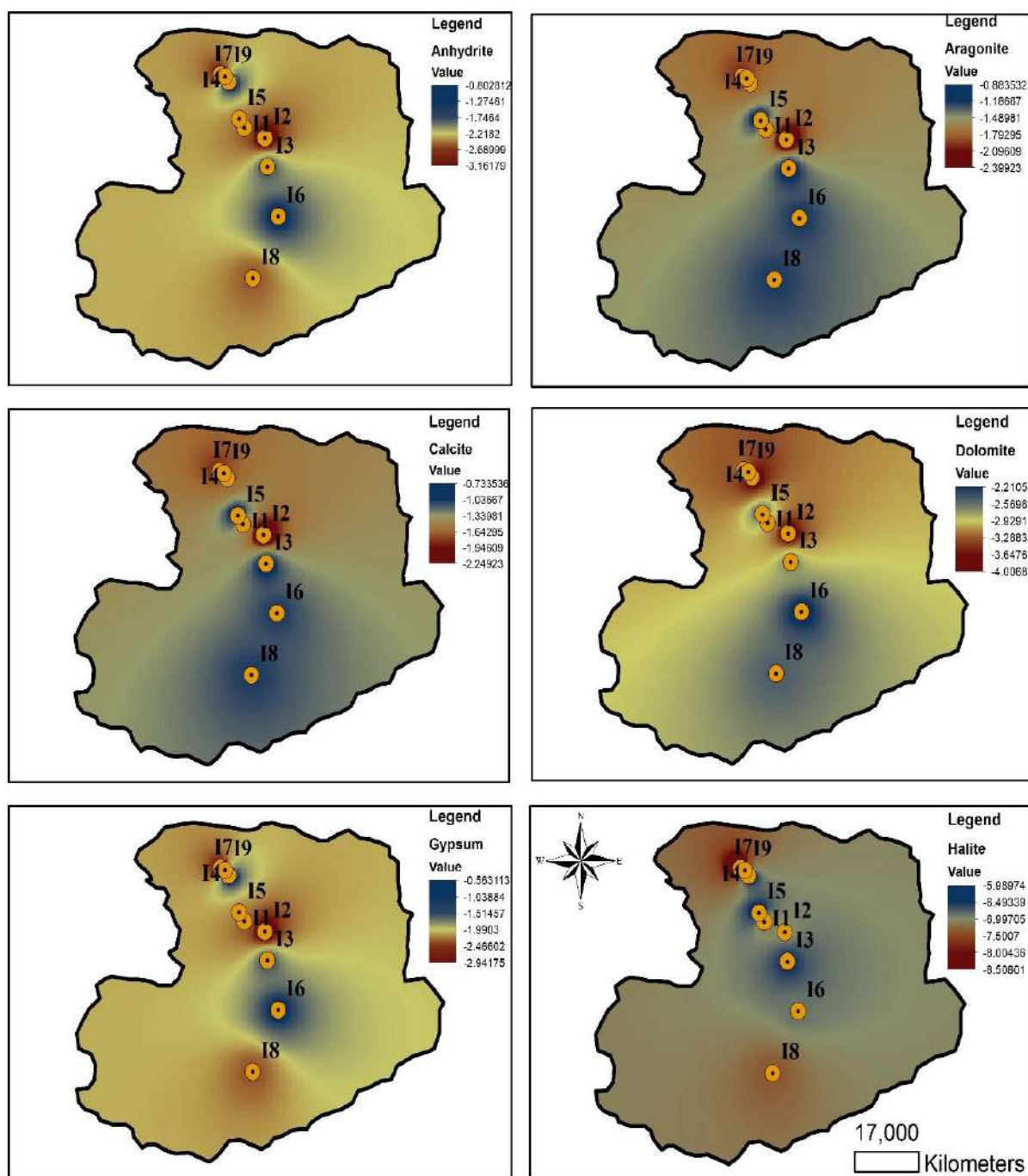


Figure VI-22 Distribution spatiale des indices de saturations thermodynamique à la commune de Djanet

La région d'El MERK, et par la présentation de distribution géo-spatial des indices de saturation dans la figure VI-23. Trouvé d'être avoir deux centre de propagation, le premier centre est le foage M7, ce forage caractérisé par des valeur proche à -0.5 comme des degrés de saturation des éléments évaporatiés (Anhydrite et Gypsune), ou tout ces élément tender ver la sous-saturation loin de ce centre. Le deuxième point est la zone au toure des forages M4 et M5, les eaux de cette zone trouvé d'être saturés par les élément carbonatés avec des degré de

saturation proche à zéro, ou les degrés de saturation par ces éléments tender vers la sur-saturation dan la rst de la region.

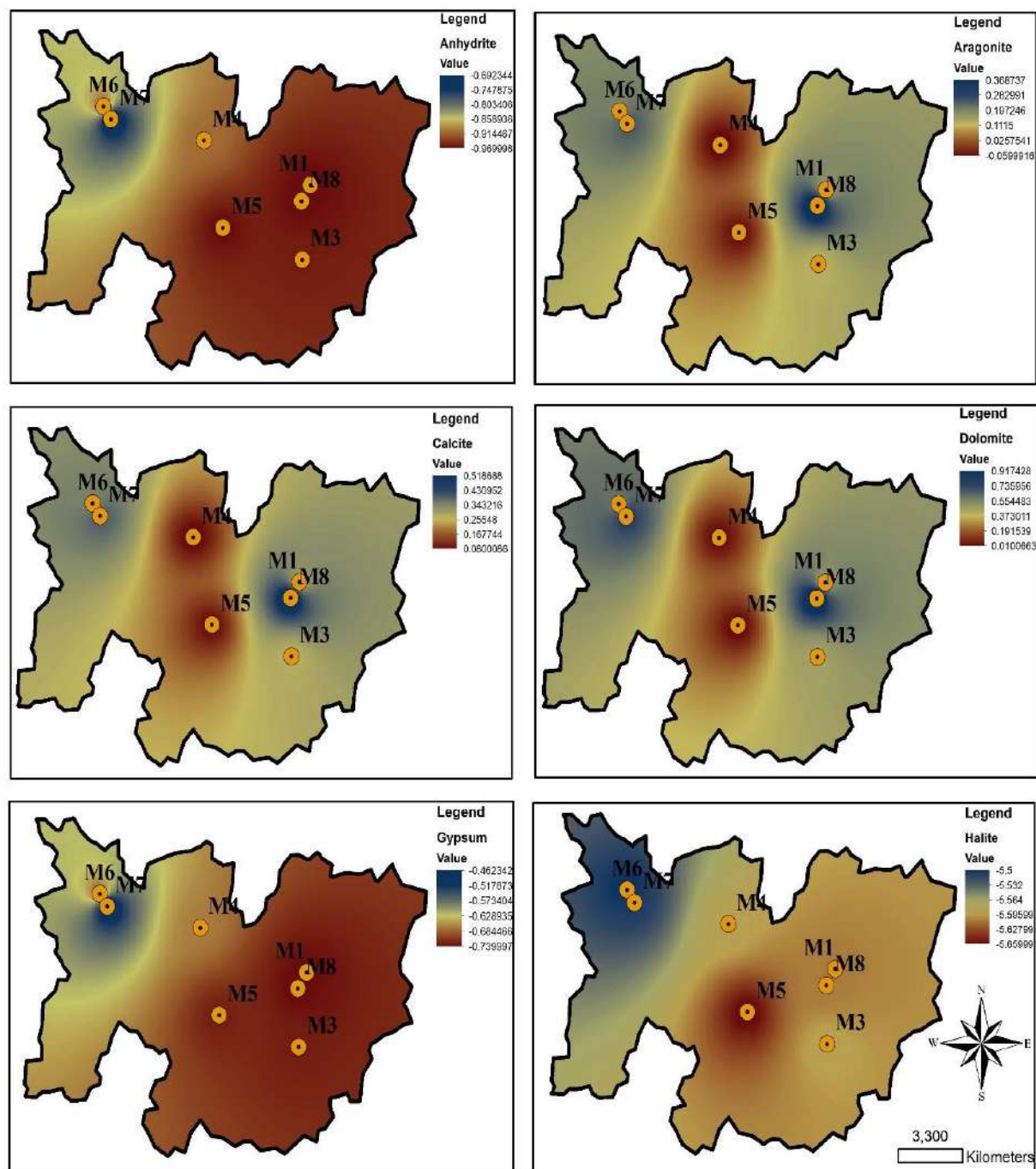


Figure VI-23 Distribution spatiale des indices de saturations thermodynamique à la région d'EL MERK

VI-10. Conclusion

Cette partie est une combinaison entre l'analyse physique et chimique et la distribution géospatiale des échantillons d'eau souterraine dans la wilaya d'illizi à l'aide de différents logiciels et techniques SIG. Les résultats montrent que le faciès chimique des eaux souterraines des six couches étudiées dans la wilaya d'illizi est le suivant : $Cl^-_SO_4^{2-}_Ca^{2+}_Mg^{2+}$ pour le Dévonien inférieur (ILLIZI), $Cl^-_SO_4^{2-}_Ca^{2+}_Mg^{2+}$ pour Zaraitine (Ain Amenas), $Cl^-_SO_4^{2-}$

Ca^{2+} Mg^{2+} pour le Mio-Pliocène (El Merk), Cl^- SO_4^{2-} Ca^{2+} Mg^{2+} pour 50% de le Cambro Ordovicien, Cl^- SO_4^{2-} Ca^{2+} Mg^{2+} dans 55% des puits Infero-Flux (Djanet) et Cl^- Na^+ K^+ dans la couche de l'Albien (Debdab).

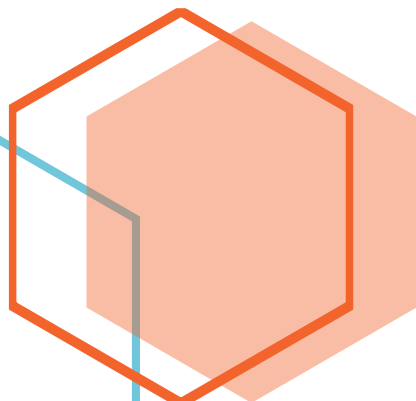
Les ressources en eaux souterraines dans les nappes étudiées des régions déférentes sont contrôlées par de nombreux facteurs (physiques, chimiques). L'adéquation de la qualité des eaux souterraines à l'utilisation humaines évaluée à la base de la comparaison avec les valeurs guides standards telles que recommandées par les normes algériennes et l'organisation mondiale de la santé (OMS). La comparaison montre que les Concentrations de tous les paramètres mesurés sont adaptées à un usage domestique en ce qui concerne les polluants inorganiques, sauf dans la couche de Zaraitine où l'on trouve que tous les Ca^{2+} , Mg^{2+} , Na^+ , Cl^- et NO_3^- dépassent la valeur maximale acceptable.

L'aptitude des eaux souterraines à l'irrigation est évaluée sur la base de l'indice de perméabilité (IP), de l'indice de Kelly (IK), du pourcentage de solubilité en sodium (Na%) et du taux d'absorption de sodium (SAR). Sur la base du pourcentage de solubilité du sodium, des échantillons de Cambro Ordovicien classés comme les meilleures eaux pour l'irrigation, tandis que nous trouvons que les échantillons du Dévonien inférieur et du Infero Flux se situent dans d'excellentes et bonnes catégories, en revanche les eaux de la couche d'Albien considérées comme admissibles pour l'irrigation, les échantillons des couches Mio-Pliocène et Zaraitine sont douteux et impropres à l'irrigation. Sur la base du diagramme USSS (SAR), tous les échantillons d'eau souterraine sont satisfaisants pour une utilisation en irrigation dans tous les types de sols. Sur la base de l'indice de Kelly (KI), nous avons constaté que tous les échantillons des couches du Dévonien inférieur, du Mio-Pliocène, de l'Infero Flux, de l'Ordovicien du Cambro et de la Zaraitine ont des eaux appropriées pour l'irrigation, tandis que les eaux souterraines de l'Albien et le puits « Ifri » (Infero Flux) sont considérés comme inappropriés avec a Les valeurs KI dépassent 1. Le diagramme de Doneen montre que tous les échantillons des couches déférentes conviennent à l'irrigation dans presque tous les types de sol.



CHAPITRE VII

Développement des modèles prédictifs



VII-1. Introduction

Le présent chapitre étudie la capacité des modèles d'intelligence artificielle (IA) à prédire la qualité de l'eau à des ressources en eau souterraine déférentes dans la région ILLIZI. Les approches basées sur l'IA sont hautement souhaitables pour estimer le comportement non linéaire de la qualité des eaux souterraines dans des scénarios historiques et futurs. En raison des corrélations et des interactions entre les paramètres de la qualité de l'eau, il est intéressant d'étudier s'il existe un mécanisme spécifique au domaine régissant les modèles observés pour prouver la prévisibilité de ces variables. L'identification de tels modèles de prévision est particulièrement utile pour les écologistes et les environnementalistes, car ils seront en mesure de prévoir les niveaux de pollution de l'eau et de prendre les mesures de précaution nécessaires à l'avance. Les approches de modélisation classiques basées sur les processus peuvent fournir de bonnes estimations des paramètres de qualité de l'eau, mais elles sont généralement trop générales pour être appliquées directement sans un long processus d'étalonnage des données (Sundarambal et al. 2008). Huit modèles d'intelligence artificielle différents utilisés pour prédire l'indice de qualité de l'eau, les modèles sélectionnés étaient : RLM, RNA, MVS, arborescence M5P, FA, RAG, SA et RPL. La stratégie de travail basée sur deux scénarios, dans le premier scénario, tous les paramètres utilisés dans le calcul de l'IQE ont été utilisés comme entrées, le but de ce scénario est de réduire le temps nécessaire aux calculs. Dans le deuxième scénario, les entrées ont été réduites sur la base des résultats de l'analyse de sensibilité des principaux paramètres contrôlant l'indice de qualité de l'eau (IQE), le but de ce scénario est de donner l'opportunité aux chercheurs d'étudier la variation de la qualité de l'eau dans la zone d'étude dans les cas critiques, lorsque la possibilité de mener les analyses nécessaires n'est pas disponible.

VII-2. Collection des données.

Pour réaliser ce travail, les résultats de l'analyse de l'eau fournis par la Direction des Ressources en Eau (DRE) de l'Etat d'Illizi ont été utilisés. L'ensemble de données présenté comprend les résultats de l'analyse de 114 échantillons prélevés sur 57 puits exploités de 6 nappes différentes. Les échantillons ont été prélevés entre 1999 et 2020. Les analyses de chaque échantillon étaient constituées d'éléments physiques représentés par TDS, CE et T °C, les éléments chimiques représentés par pH, Ca²⁺, Mg²⁺, Na⁺, K⁺, Cl⁻, HCO₃⁻, SO₄²⁻ et des indicateurs de pollution comme NO₃⁻. Les différents modèles utilisés traitant ce type de données sont considérés comme un nouveau défi car l'efficacité et les performances des modèles seront testées avec des données irrégulières.

VII-3. La stratégie de travail :

La stratégie adoptée dans ce chapitre consiste à recalculer l'indice de qualité de l'eau pour la nouvelle base des données. Après, un travail a été faite pour sélectionné la meilleure méthode d'intelligence artificiel pour la prédiction de l'indice de qualité de l'eau a la base de deux scénario, le premier consiste a utilisé tous les paramètres impliqué dans le calcul comme des entré pour le modèle, le deuxième scénario consiste a utilisé la méthode d'analyse de sensibilité pour détecter les paramètres les plus influencent sur la variation de l'indice de qualité de l'eau, et après utilisé ces dernier paramètres comme des entrés pour le modèle. La figure VII-1 présente la méthodologie adoptée dans ce chapitre

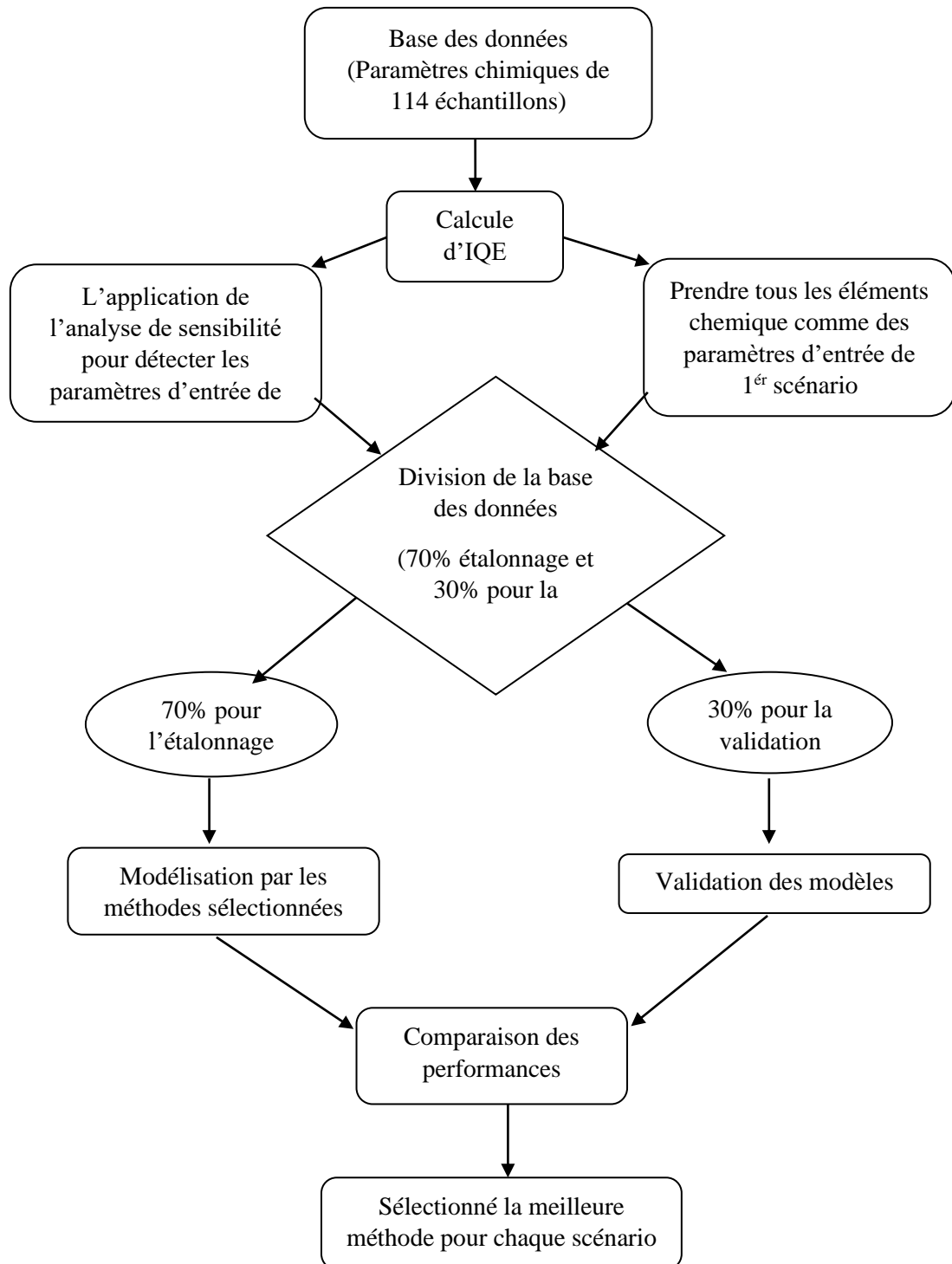


Figure VII-1 la méthodologie adoptée pour la modélisation de l'indice de qualité de l'eau (IQE)

VII-3.1 L'indice de qualité d'eau de Horton (1950) :

Les indices de qualité de l'eau visent à donner une valeur unique à la qualité de l'eau d'une source à partir de l'un ou l'autre système qui traduit la liste des constituants et leurs concentrations présentes dans un échantillon en une valeur unique. On peut alors comparer différents échantillons pour la qualité sur la base de la valeur d'indice de chaque échantillon.

L'idée d'utiliser un indice pour représenter en une seule valeur l'état de plusieurs variables n'est pas une idée nouvelle ; elle est bien ancrée dans l'économie et le commerce (**Fisher, 1922 ; Diewert & Nakamura, 1993**). La plupart des pays ont leur « indice des prix à la consommation » dans lequel, sur la base d'une intégration des prix de certains produits, une valeur unique est obtenue pour déterminer si le marché est, globalement, moins cher ou plus coûteux à un instant donné par rapport à tout autre instant passé.

Les indices ont également été utilisés en écologie pour représenter la richesse des espèces, l'uniformité, la diversité, etc. Par conséquent, nous avons l'indice de Shannon, l'indice de Simpson, etc. Dans de nombreux autres domaines, tels que la médecine, la sociologie, la sécurité des procédés, etc., les indices sont largement utilisés. On peut dire que les indices (le singulier des indices est indice) sont des représentations composites d'une condition ou d'une situation dérivée d'une combinaison, effectuée de certaines manières, de plusieurs faits/mesures observés pertinents mais non commensurables. La combinaison conduit à un seul nombre ordinal qui facilite la compréhension et l'interprétation de la portée globale des faits qui ont contribué à ce nombre.

Les indices environnementaux dont les indices de qualité de l'eau constituent une composante majeure et sont utilisés comme outils de communication par les organismes de réglementation pour décrire la « qualité » ou la « santé » d'un système environnemental spécifique (par exemple, l'air, l'eau, le sol et les sédiments) et pour évaluer l'impact des politiques réglementaires sur diverses pratiques de gestion environnementale (**Song & Kim, 2009 ; Pusatli et al. 2009 ; Sadiq et al. 2010**). Les indices environnementaux ont également été utilisés dans l'évaluation du cycle de vie (**Weiss et al. 2007 ; Khan et al. 2004**) et pour caractériser différents types de dommages environnementaux, y compris le potentiel de réchauffement global (**Goedkoop & Spriensma, 2000**).

Les indices de qualité des eaux (IQE) étaient très utilisés au cours des 3 dernières décennies, mais le concept sous sa forme primaire a été introduit pour la première fois il y a plus de 150 ans en 1848 en Allemagne où la présence ou l'absence de certains organismes dans l'eau a été utilisée comme indicateur de l'aptitude ou autrement d'une source d'eau. Depuis lors, divers pays européens ont développé et appliqué différents systèmes pour classer la qualité des eaux dans leurs régions (**Abbasi & Abbasi 2012**). Ces systèmes de classification des eaux sont généralement de deux types :

1. Ceux concernés par la quantité de pollution présente et
2. Ceux concernés par les communautés vivantes d'organismes macroscopiques ou microscopiques.

Plutôt que d'attribuer une valeur numérique pour représenter la qualité de l'eau, ces systèmes de classification ont classé les masses d'eau dans l'une de plusieurs classes ou niveaux de pollution. En revanche, les indices qui utilisent une échelle numérique pour représenter les gradations des niveaux de qualité de l'eau sont un phénomène récent, à commencer par l'indice de Horton en 1965.

L'IQE est l'un des outils les plus largement utilisés pour déterminer la qualité de l'eau et son aptitude à l'utilisation humaine (El Baba et al. 2020 ; Reyes-Toscano et al. 2020 ; Zhang et al. 2020 ; Maskooni et al. 2020 ; Bahir et autres 2020). Voici les mesures d'estimation de l'IQE : Pour commencer, attribuez un poids à chaque facteur allant de 1 à 5, en fonction de son importance et de son impact sur l'eau potable et la santé humaine. La minéralisation, le SO_4^{2-} , le Cl^- et le NO_3^- obtiennent la note la plus élevée de « 5 » en raison de leur impact direct sur la qualité de l'eau et la santé humaine (Seifi et al. 2020). Les bicarbonates HCO_3^- , en revanche, ont une valeur minimale de "1". Les poids attribués, les poids relatifs et les limites requises par l'OMS sont indiqués dans le tableau VII-1.

$$Pr = \frac{pi}{\sum_{i=1}^n pi} \dots\dots\dots(1)$$

Ou:
 "Pr" est le poids relatif.
 "pi" est le poids de paramètre i.
 "n" est le nombre des paramètres.

Tableau VII-1 Poids assignés et poids relatifs des paramètres physico-chimiques

Paramètre	OMSs	Poids (pi)	Poids Relative (Pr)
pH	6.5-8.5	4	0.086957
TDS	1200 mg/l	5	0.108696
Ca ²⁺	200 mg/l	3	0.065217
Mg ²⁺	150 mg/l	3	0.065217
K ⁺	30 mg/l	2	0.043478
Na ⁺	200 mg/l	2	0.043478
Cl ⁻	250 mg/l	5	0.108696
HCO ₃ ⁻	380 mg/l	1	0.021739
SO ₄ ²⁻	400 mg/l	5	0.108696
TH	10 meq/l	3	0.065217
NO ₃ ⁻	50 mg/l	5	0.108696
Total		38	1

Ensuite, un taux de qualité (qi) pour chaque paramètre est calculé sur la base de l'équation (2).

$$qi = (Ci/Si) \times 100 \dots\dots\dots(2)$$

Ou:
 "qi" est le taux de qualité.
 "Ci" est la concentration de l'élément i.
 "Si" est la limite permmissible de l'OMS.

De plus, un sous-indice de taux de qualité du ième paramètre calculé par l'équation (3).

$$Sli = qi \times Pr \dots\dots\dots(3)$$

Ou:
 "Sli" est le sous-indice de taux de qualité de ième paramètre.
 "qi" est le taux de qualité.
 "Pr" est le poids relatif.

Enfin, l'indice de qualité de l'eau calculé comme suit :

$$IQE = \sum Sli \dots\dots\dots(4)$$

VII-3.2 Modèles d'intelligence artificielle.

Des modèles de réseau neural artificiel (RNA ou ANN), Régression linéaire multiple (RLM), machine de vecteur de soutien (MVS), l'arborescence M5P, forêt aléatoire (FA ou RF), La régression polynomiale avec pondération locale (RLPL), Sous-espace Aléatoire (SA) et le modèle de Régression Additifs Généralisé (RAG) ont été proposés pour l'estimation de l'IQE des eaux souterraines à ILLIZI, l'ensemble de données a été divisé en deux parties, 70% des données ont été utilisées pour la phase d'étalonnage et 30% des données à des fins de vérification. La sélection des paramètres d'entrée dominants est l'une des parties importantes de toute modélisation basée sur l'IA. MATLAB (R2018b) a été utilisé pour l'analyse de l'RNA et de RLM, tandis que le reste des modèles a été développé à l'aide de Waikato Environment for Knowledge Analysis (Weka-version 3.8.4).

VII-3.3 Critères de performance des modèles :

Tout au long de l'analyse, les données IQE réelles et les valeurs modélisées ont été comparées. Les mesures statistiques suivantes ont été choisies pour déterminer l'exactitude des modèles : La racine de l'erreur quadratique moyenne (REQM), l'erreur moyenne absolue (EMA), l'erreur absolue relative (EAR) et la racine d'erreur quadratique relative (REQR). (Malone et al.2017; Elbeltagi et al.2020 b, a, d).

Tous les paramètres définis comme suit :

IQE_A^i La valeur calculée ou réelle.

IQE_P^i Valeur prédite ou modélisée.

IQE^- La valeur moyenne des échantillons de référence, et N est le nombre total de points de données.

1. La racine de l'erreur quadratique moyenne (REQM)

La racine de l'erreur quadratique moyenne entre les valeurs attendues et réelles est appelé REQM. Il est donné par la formule suivante :

$$REQM = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (IQE_A^i - IQE_P^i)^2} \quad (2)$$

2. Erreur moyenne absolue (EMA)

L'erreur absolue moyenne évalue l'étendue des erreurs dans une série de prédictions sans tenir compte de leur signe. Il s'agit d'une estimation des différences absolues entre les valeurs attendues et observées sur l'échantillon de test. Il est défini comme suit :

$$EMA = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |IQE_P^i - IQE_A^i| \quad (3)$$

3. Erreur absolue relative (EAR)

L'erreur absolue totale est normalisée en la divisant par l'erreur absolue totale de l'indicateur de base dans l'erreur absolue relative.

$$EAR = \left| \frac{IQE_A^i - IQE_P^i}{IQE_P^i} \right| \times 100 \quad (4)$$

4. La racine d'erreur quadratique relative (REQR)

L'erreur quadratique totale est normalisée en la divisant par l'erreur quadratique totale de l'indicateur de base dans l'erreur quadratique relative. L'erreur est réduite aux mêmes dimensions que la quantité prédite en prenant la racine carrée de l'erreur quadratique relative.

$$REQR = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N (IQE_P^i - IQE_A^i)^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (IQE_A^i - IQE^-)^2}} \quad (5)$$

VII-4. Analyse de sensibilité (Sensitivity analysis)

Lorsqu'il y a plusieurs variables d'entrée, la sélection des caractéristiques est l'une des étapes les plus importantes du développement d'un modèle informatique souple pour prévoir et simuler des phénomènes d'ingénierie. Il existe de nombreuses méthodes pour déterminer les meilleures combinaisons possibles, y compris la meilleure régression de sous-ensemble, les connaissances partagées, le filtrage progressif par étapes, etc. La meilleure analyse de régression de sous-ensemble a été utilisée dans cette recherche pour trouver les meilleures combinaisons d'entrée pour le modèle IQE. Six paramètres statistiques ont été calculés pour cette raison, notamment l'EQM, les coefficients (R^2), le R^2 ajusté, le Cp de Mallows (Gilmour, 1996), l'AIC d'Akaike et le PC d'Amemiya (Claeskens & Hjort 2008).

Tableau VII-2 La meilleure analyse de régression de sous-ensemble pour déterminer les meilleures combinaisons d'entrée pour modéliser IQE.

Variabiles	EQM	R ²	R ² ajusté	Mallows' Cp	Akaike's AIC	Schwarz' s SBC	Ame miya's PC
Mg	516.623	0.830	0.828	9529247.202	495.512	500.251	0.174
TH / TDS	22.745	0.993	0.992	414025.294	249.766	256.874	0.008
TH / TDS / NO3	6.137	0.998	0.998	110180.065	147.222	156.700	0.002
TH / TDS / Cl / NO3	3.326	0.999	0.999	58896.876	99.784	111.631	0.001
TH / TDS / HCO3 / Cl / NO3	2.121	0.999	0.999	37030.353	65.174	79.391	0.001
TH / TDS / HCO3 / K / Cl / NO3	0.670	1.000	1.000	11489.095	-24.980	-8.394	0.000
TH / pH / TDS / HCO3 / K / Cl / NO3	0.296	1.000	1.000	4977.243	-88.517	-69.562	0.000
TH / pH / TDS / HCO3 / Na / K / Cl / NO3	0.054	1.000	1.000	843.444	-222.230	-200.905	0.000
TH / pH / TDS / HCO3 / Ca / Na / K / SO4 / NO3	0.000	1.000	1.000	-56.278	-678.898	-655.203	0.000
TH / pH / TDS / Ca / Mg / Na / K / SO4 / Cl / NO3	0.000	1.000	1.000	-56.953	-997.271	-971.208	0.000
EC / TH / pH / TDS / Ca / Mg / Na / K / SO4 / Cl / NO3	0.000	1.000	1.000	-54.953	-995.851	-967.418	0.000
EC / TH / pH / TDS / HCO3 / Ca / Mg / Na / K / SO4 / Cl	0.004	1.000	1.000	12.000	-421.838	-393.405	0.000

Le meilleur modèle pour la combinaison sélectionnée est affiché en bleu

Dans cette section, une analyse de sensibilité est effectuée pour déterminer les paramètres les plus sensibles dans l'ensemble de combinaisons considéré dans la prédiction de l'IQE. La meilleure analyse de régression de sous-ensemble pour déterminer les meilleures combinaisons d'entrée est présentée dans le tableau VII-2. Nous avons constaté que la meilleure combinaison était TH / pH / TDS / Ca / Mg / Na / K / SO4 / Cl / NO3 est obtenu une corrélation élevée et moins statistique erreurs. De

plus, toutes les combinaisons fondées ont généré des bons résultats. La figure VII-2 présente les coefficients normalisés des variables d'entrée pour l'analyse de sensibilité, nous concluons que TH est identifié comme le paramètre le plus sensible. Il a le coefficient normalisé le plus élevé (0,453) parmi les paramètres considérés. Après TH, les TDS gagnent la deuxième place dans la liste des variables les plus sensibles avec un coefficient normalisé égal à 0,243. D'autre part, SO_4^{2-} , Cl^- et NO_3^- ont respectivement 0,152, 0,176 et 0,135 comme coefficient normalisé, le reste des paramètres étant considérés comme des variables non influentes dans la prédiction de l'IQE.

A la base des résultats obtenus à partir du tableau VII-1 et de la figure VII-2, et afin d'atteindre l'objectif visé dans ce chapitre, des combinaisons d'entrées ont été choisies, la première combinaison englobe tous les paramètres, où la deuxième ne contient que les deux puissants influents dans la prédiction de IQE qu'ils TH et TDS.

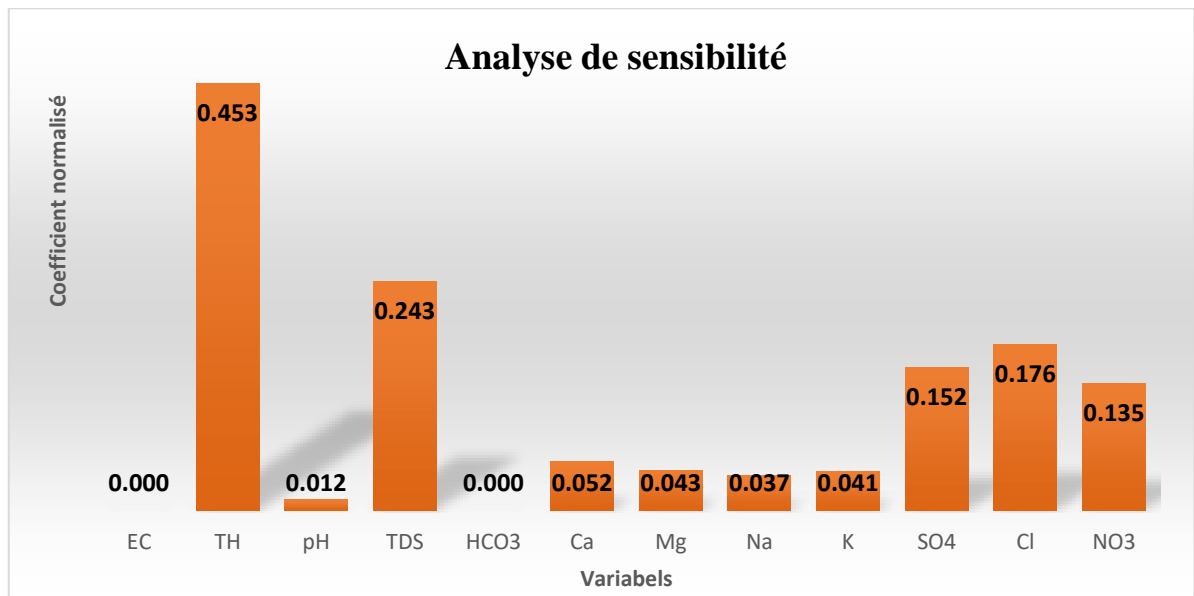


Figure VII-2 les coefficients normalisés des variables d'entrée pour l'analyse de sensibilité

VII-5. Analyses statistiques

Le tableau VII-3 présente les statistiques descriptives de 113 échantillons d'eaux souterraines, ou la figure VII-3 présent un récap statistique graphique des variables d'entrée/sortie. La matrice de corrélation présenté dans le tableau VII-4 est utile car elle illustre l'importance de chaque paramètre indépendamment et leur effet sur le mécanisme hydrochimie (Helena et al. 2000 ; Khan 2011; Patil et al. 2020). Si les valeurs de (r) sont + 1 ou - 1 dans la matrice de corrélation de Pearson (tableau VII-3), elles sont traitées comme des valeurs de coefficient de corrélation forte et signifient une corrélation totale, c'est-à-dire une dépendance fonctionnelle, entre deux variables. Si les valeurs sont plus proches de zéro, cela signifie qu'il n'y a pas d'interaction significative entre deux variables au niveau $P < 0,05$ (Singh et al. 2011; Patil et al. 2020). Si r est supérieur à 0,7, les paramètres sont fortement corrélés, et si r est compris entre 0,4 et 0,7, les paramètres sont modérément corrélés. Une matrice de corrélation est utilisée

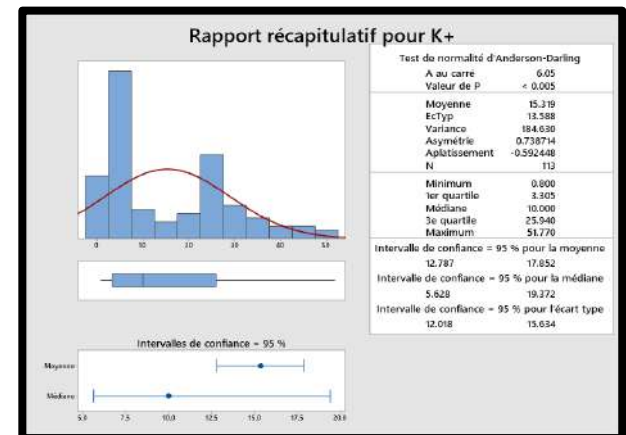
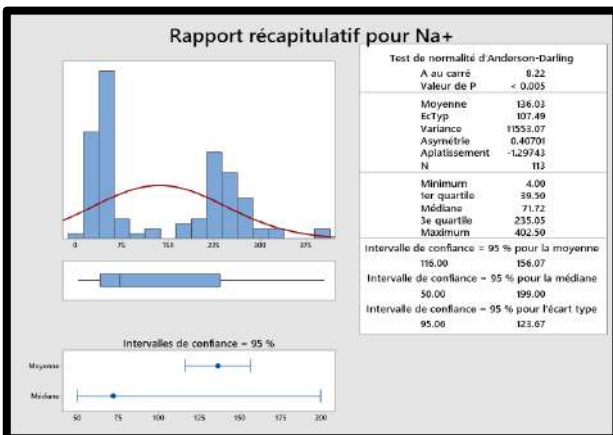
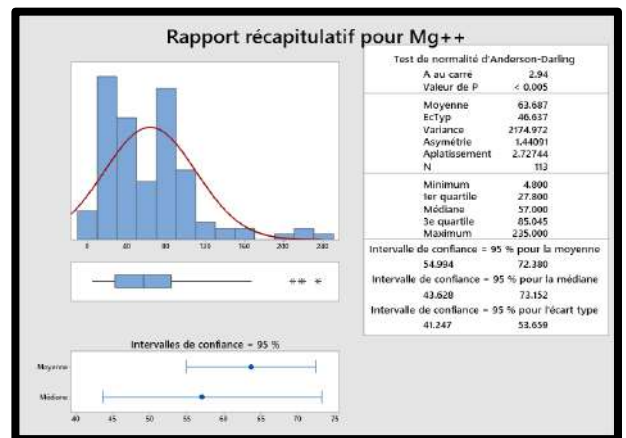
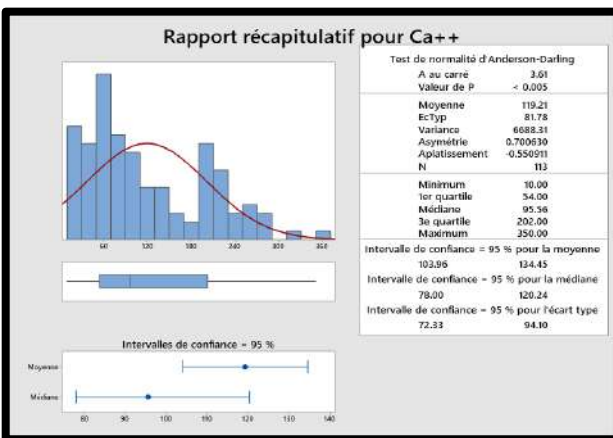
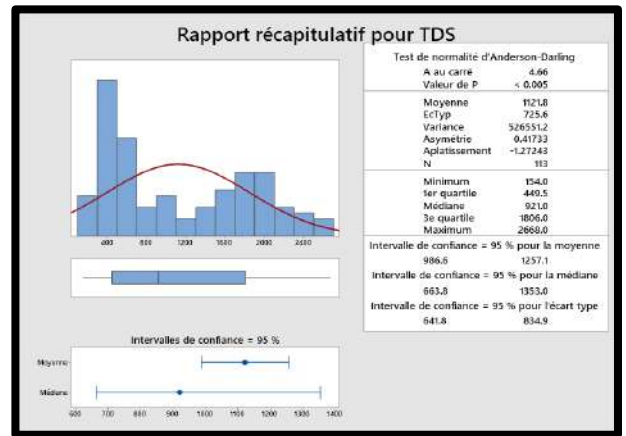
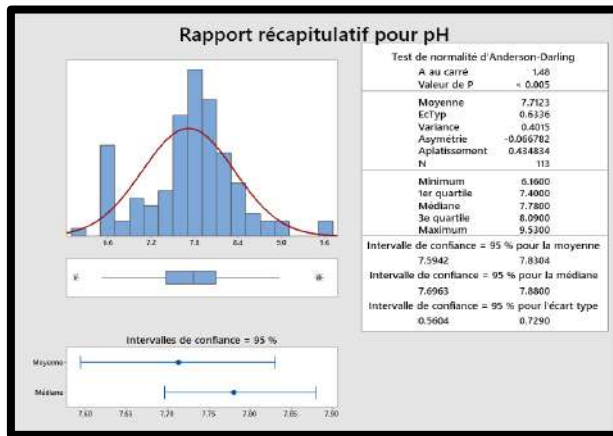
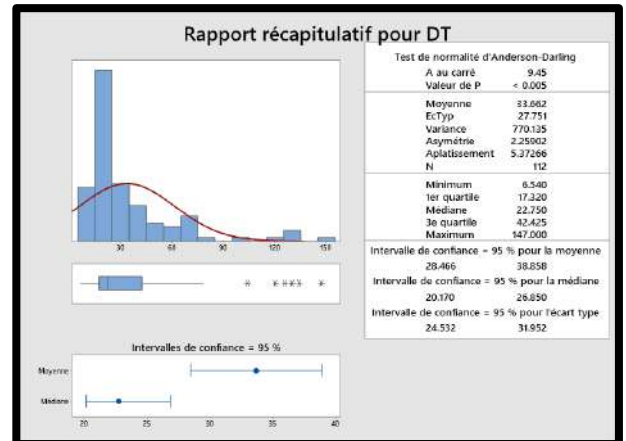
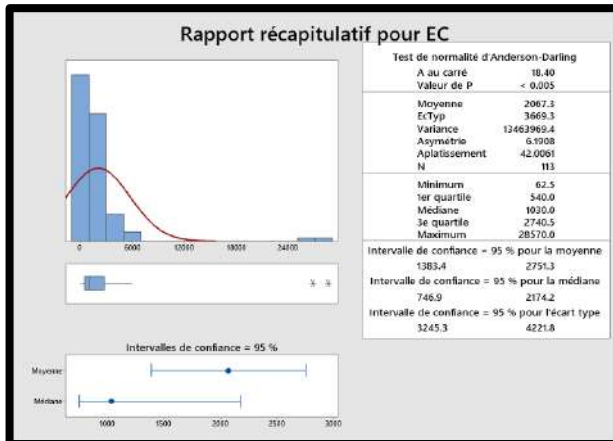
pour considérer la corrélation entre les paramètres chimiques et les valeurs IQE dans ce chapitre. L'IQE qui est le paramètre sur lequel nous nous concentrons dans cette étude a de très faibles corrélations avec le pH et HCO_3^- , des corrélations modérées avec EC, TH, K^+ , Cl^- et NO_3^- , et de fortes corrélations avec TDS, Ca^{2+} , Mg^{2+} , Na^+ et SO_4^{2-} . La conductivité électrique de l'eau (CE) a une corrélation négative avec le pH et une corrélation positive de $r < 0,4$ avec HCO_3^- , Ca^{2+} et Cl^- , $0,4 > r > 0,7$ avec TH, TDS, Mg^{2+} , Na^+ , K^+ , SO_4^{2-} et IQE, $r > 0,7$ avec NO_3^- qui a une forte corrélation. La dureté totale (TH) est modérément corrélée avec HCO_3^- , Mg^{2+} et IQE, où aucune corrélation n'existe avec le reste des paramètres. Le pH établi pour n'avoir aucune corrélation avec d'autres paramètres avec un coefficient r variait entre -0,189 et 0,128. La corrélation du TDS avec HCO_3^- et NO_3^- s'est avérée faible et modérée respectivement, où tous les Ca^{2+} , Mg^{2+} , Na^+ , K^+ , SO_4^{2-} , Cl^- et IQE ont une forte corrélation avec lui. HCO_3^- n'a pas de relation existante avec Ca^{2+} , Mg^{2+} , Na^+ , K^+ , SO_4^{2-} , Cl^- , NO_3^- et IQE d'autre part le Ca^{2+} , Mg^{2+} , Na^+ , K^+ , SO_4^{2-} , Cl^- et IQE ont une forte corrélation.

Tableau VII-3 Statistiques descriptives pour toutes les variables d'entrée et de sortie

Variable	N	Moyenne	écartype	Min	Q1	Median	Q3	Max
EC	113	2067	3669	63	540	1030	2741	28570
TH	113	33.66	27.75	6.54	17.32	22.75	42.42	147.00
pH	113	7.7123	0.6336	6.1600	7.4000	7.7800	8.0900	9.5300
TDS	113	1121.8	725.6	154.0	449.5	921.0	1806.0	2668.0
HCO_3^-	113	129.39	67.64	3.33	97.00	116.69	154.50	610.00
Ca^{2+}	113	119.21	81.78	10.00	54.00	95.56	202.00	350.00
Mg^{2+}	113	63.69	46.64	4.80	27.80	57.00	85.05	235.00
Na^+	113	136.0	107.5	4.0	39.5	71.7	235.1	402.5
K^+	113	15.32	13.59	0.80	3.30	10.00	25.94	51.77
SO_4^{2-}	113	396.4	307.9	6.0	135.2	325.0	602.0	1330.3
Cl^-	113	245.7	207.4	0.0	68.0	133.0	450.8	775.0
NO_3^-	113	16.12	25.88	0.00	0.13	4.00	29.30	164.83
IQE	113	93.62	52.11	23.45	51.15	83.96	127.07	278.10

Tableau VII-4 Le coefficient de corrélation de Pearson entre les variables d'entrée et de sortie.

	EC	TH	pH	TDS	HCO_3^-	Ca^{2+}	Mg^{2+}	Na^+	K^+	SO_4^{2-}	Cl^-	NO_3^-	IQE
EC	1												
TH	0.494	1											
Ph	-0.065	0.099	1										
TDS	0.492	0.294	0.071	1									
HCO_3^-	0.370	0.480	-0.005	0.204	1								
Ca^{2+}	0.340	0.124	0.060	0.883	0.010	1							
Mg^{2+}	0.529	0.635	0.128	0.817	0.387	0.589	1						
Na^+	0.443	0.089	0.034	0.930	0.116	0.780	0.639	1					
K^+	0.442	-0.038	0.075	0.768	0.138	0.702	0.490	0.752	1				
SO_4^{2-}	0.541	0.388	0.070	0.947	0.172	0.818	0.784	0.849	0.723	1			
Cl^-	0.195	0.045	0.094	0.869	0.002	0.805	0.688	0.848	0.635	0.689	1		
NO_3^-	0.767	0.231	-0.189	0.652	0.272	0.538	0.494	0.635	0.668	0.655	0.397	1	
IQE	0.637	0.659	0.089	0.908	0.357	0.744	0.911	0.766	0.608	0.905	0.695	0.665	1



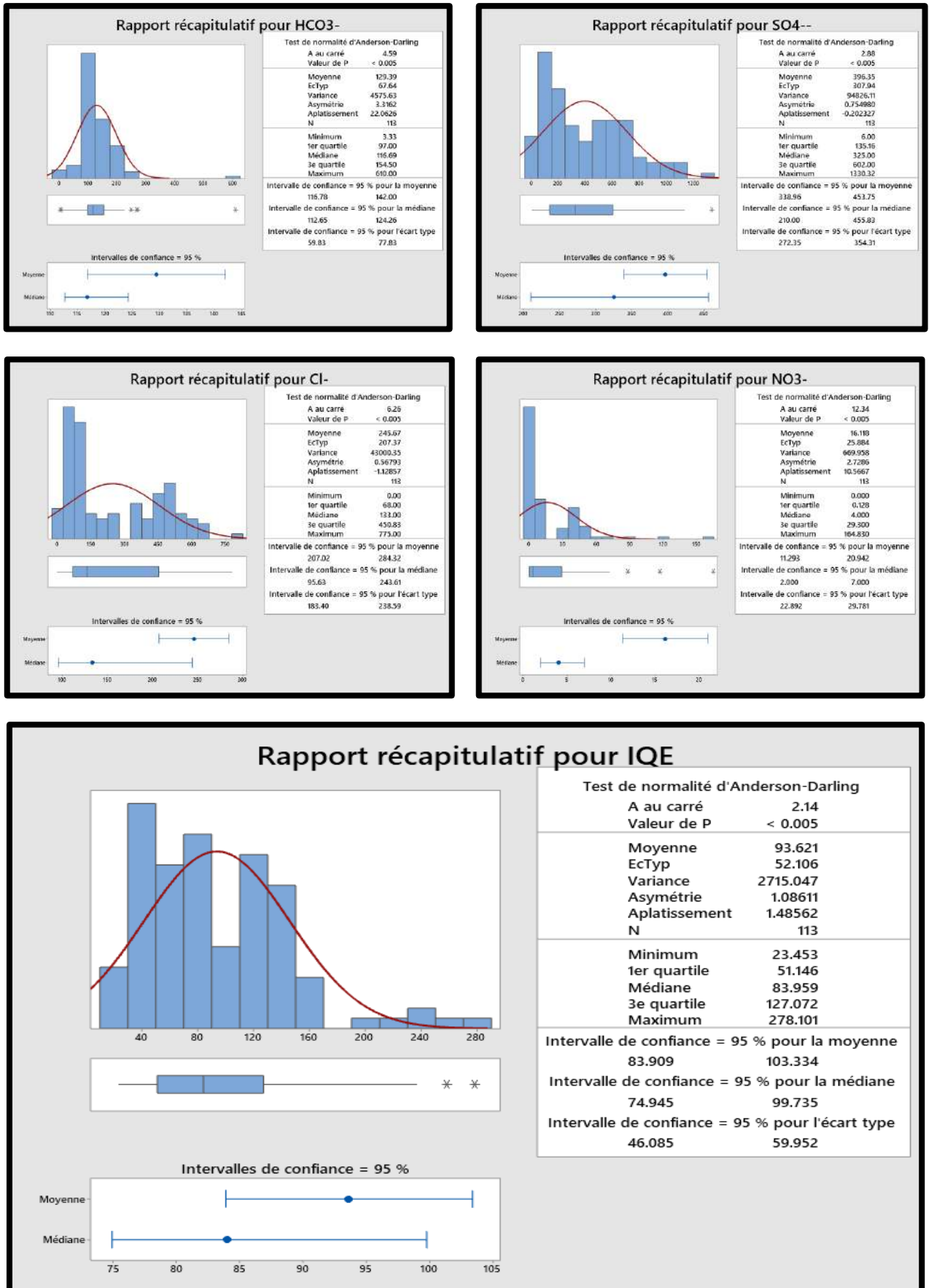


Figure VII-3 Rapport récapitulatif graphique des variables d'entrée/sortie

VII-6. Réseau neuronal artificiel (RNA).

Les réseaux de neurones artificiels (RNA), est un système inspiré de sa fonctionnalité dynamique à partir de la simulation du système nerveux humain. Utilisée pour la première fois par (McCulloch & Pitts 1943), où la méthode fonctionne pour créer une relation entre les entrées et les sorties par des poids attribués joue le rôle d'une mémoire mathématique.

Comme le montre la figure VII-4, le RNA est composé de trois groupes des couches : Les couches Cacher sont des couches intermédiaires entre les couches d'entrée indépendantes et de sortie dépendantes où tous les calculs sont effectués, et la couche de sortie produit le résultat pour les entrées données. Les cercles des couches d'entrée sont désignés par le vecteur "i". Les couches de neurones cachés sont représentées par les cercles du milieu. Les nœuds « d'activation » sont représentés par ces cercles, souvent appelés poids (W_s). Le cercle final reflète la feuille de sortie, qui affiche la valeur attendue de l'indice de qualité de l'eau (Elbeltagi et al. 2020).

Afin d'optimiser les performances du réseau, un algorithme d'étalonnage a été fondé, tel que l'algorithme de propagation par rétroaction. Cet algorithme fonctionne pour minimiser le taux d'erreur en calculant la différence entre les valeurs calculées et prédites. En fonction du montant de l'erreur, des nouveaux poids seront attribués afin d'obtenir des meilleurs résultats prévus. En outre, parmi les principaux facteurs affectant les performances d'un système RNA, il y a le nombre de neurones cachés et la fonction d'activation. Pour tenter de sélectionner le nombre optimal de neurones cachés, un algorithme itératif avait été utilisé afin de tracer les performances du modèle RNA en fonction de EQM en phase d'étalonnage et de validation par rapport au nombre de neurones cachés. Le nombre optimal de neurones cachés est celui qui donne le taux d'erreur le plus faible dans les phases d'étalonnage et de validation, la figure VII-5 présente les valeurs d'EQM vs le nombre des neurones caché, ou le nombre des neurones caché optimal est 6 avec un EQM égal à 2.80^{E-06} et 2.25^{E-05} pour les phases d'étalonnage et validation respectivement.

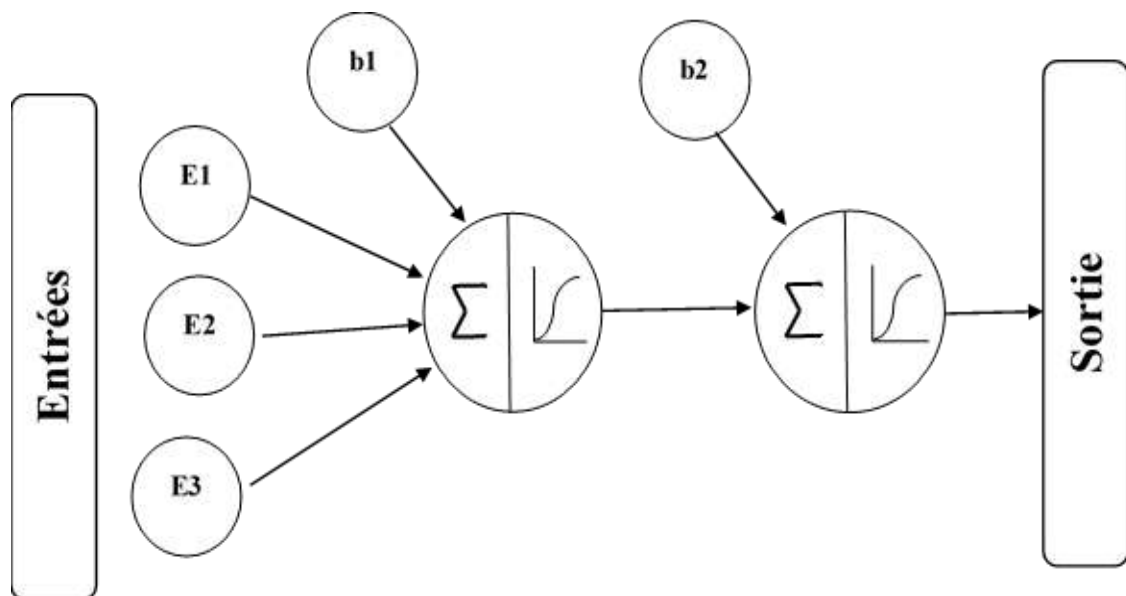


Figure VII-4 Architecture du modèle RNA.

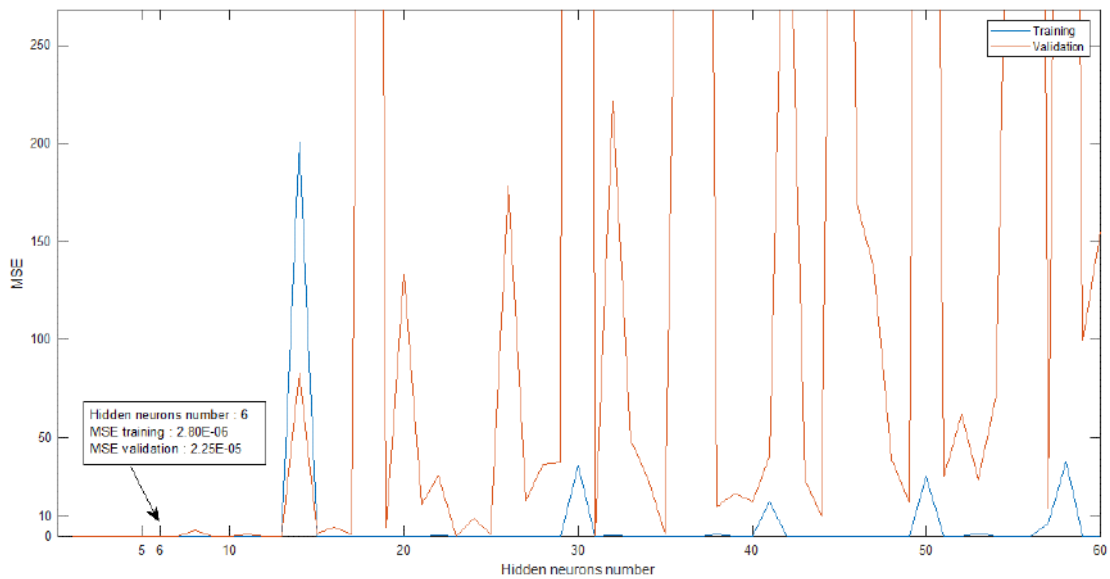


Figure VII-5 les valeurs d'EQM vs le nombre des neurones caché

VII-7. Régression Linéaire Multiple (RLM).

La régression linéaire multiple, considérée comme l'un des modèles mathématiques les plus simples, elle repose sur les relations linéaires entre les entrées et les sorties, ou en d'autres termes, elle extrait les relations linéaires entre les variables dépendantes et indépendantes en impliquant une constante de régression dans la formule (Sihag et al., 2020). Le principe RLM basé sur l'équation ci-dessous :

$$y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots b_ix_i$$

Où :

y : la variable indépendante.

b : le constant de régression.

x : le i^{ème} prédicteur.

VII-8. Machine à Vecteurs de Support (MVS)

Initialement, une machine à vecteurs de support (MVS) a été développée afin d'aider à identifier le modèle de distribution des échantillons des données afin de les classer en catégories et d'aider à prendre des bonnes décisions. De sorte que l'idée principale de cette méthode est d'utiliser un ensemble de points d'échantillonnage étudiés comme des supports pour dessiner des vecteurs séparant les différentes classes dans les données étudiées. Alors que MVS a été utilisé pour résoudre des problèmes discontinus, le régresseur de machine vectorielle de support (RMVS) a été créé pour traiter les problèmes continus. Ce système est caractérisé par de nombreuses caractéristiques qui en font une cible permanente pour une utilisation dans la résolution des problèmes de corrélation linéaire et non linéaire. Parmi ses avantages, il y a la dépendance au principe de minimisation des risques structurels qui a montré une plus grande efficacité que la minimisation empirique des risques traditionnelle. RMVS caractérisé par sa grande capacité à réduire les erreurs, contrairement à certaines autres méthodes, telles que les réseaux de neurones artificiels qui réduisent l'erreur uniquement

dans les résultats de la phase d'entraînement, cela a donné à la méthode RMVS une plus grande efficacité dans le traitement des problèmes de prédiction. En utilisant l'exemple unidimensionnel de la figure VII-6, la formulation du problème RMVS est souvent mieux obtenue d'un point de vue géométrique. L'équation ci-dessous représente l'équation à valeur continue qui est approximée (Awad & Khanna, 2015).

$$y = f(x) = \langle w, x \rangle + b = \sum_{j=1}^M w_j x_j + b, y, b \in \mathbb{R}, x, w \in \mathbb{R}^M$$

Pour simplifier la notation mathématique des données multidimensionnelles, multipliez x par « 1 » et ajoutez « b » dans le vecteur « w » pour obtenir la régression multi variée dans l'équation ci-dessous :

$$f(x) = \begin{bmatrix} w \\ b \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} x \\ 1 \end{bmatrix} = w^T x + b, x, w \in \mathbb{R}^{M+1}$$

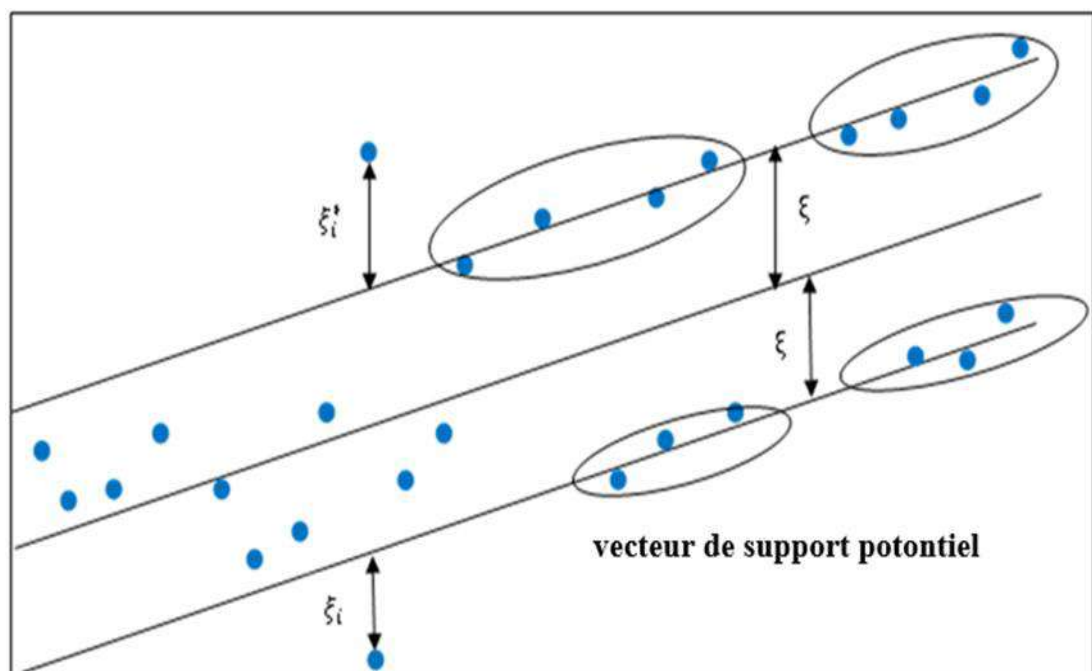


Figure VII-6 SVR linéaire unidimensionnel

VII-9. Arborescence M5P

Le modèle d'arborescence M5P, présenté par Quinlan (Quinlan 1992). C'est un modèle qui est un arbre d'apprenant qui traite des situations de régression. Cet algorithme est basé sur la division du problème global en problèmes plus petits en divisant les données, de sorte qu'un modèle multivarié est construit pour chaque petit problème, et en attribuant des fonctions de régression linéaire aux nœuds finaux. Cette méthode se caractérise par sa capacité à traiter des problèmes complexes avec de nombreuses variables, à condition qu'il s'agisse de problèmes de classe continue au lieu de classes discrètes (Adnan et al. 2021 ; Sihag et al. 2020 ; Singh et al. 2017).

La figure VII-7 présente une architecture d'arborescence M5P, en fonction de la quantité d'erreur calculée dans chaque nœud, l'arborescence M5P détermine des informations sur les critères de division. Après l'étude de l'erreur, sur la base de l'écart type à l'entrée du nœud, la caractéristique de correction de cette erreur est déterminée de sorte que la détermination de la caractéristique de correction d'erreur se fait en testant

toutes les caractéristiques du nœud étudié. La réduction de l'écart type est calculée par l'équation suivante :

$$SDR = sd(K) - \sum \frac{|K_i|}{|K|} sd(K_i)$$

Où :

K : un ensemble d'instances qui atteignent le nœud.

K_i : le sous-ensemble d'illustrations qui a le i ème produit de l'ensemble possible.

sd: l'écart type.

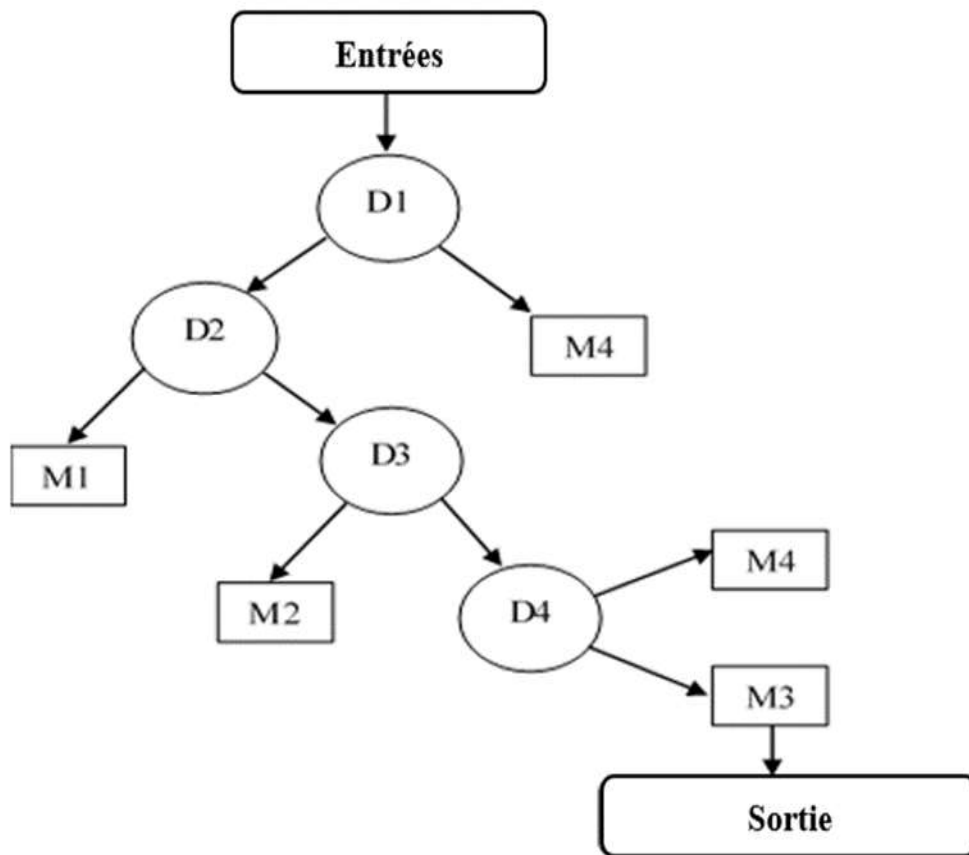


Figure VII-7 architecture d'arborescence M5P.

VII-10. La Forêt Aléatoire (FA)

La méthode de la forêt aléatoire a été introduite pour la première fois par Breiman (Breiman 2001). Cette méthode est considérée comme l'un des systèmes d'apprentissage automatique qui dépendent principalement d'un groupe d'arbres de décision à l'objectif de la séparation intermédiaire des groupes cibles à l'aide d'arbres individuels. La construction de cette méthode dépend de deux facteurs dans la régression aléatoire des forêts, à savoir, d'abord le nombre d'arbres à planter dans la forêt et il est symbolisé par le symbole (k), d'autre part le nombre de variables spécifiées à chaque nœud pour la croissance de l'arbre et symbolisée par (m) (Bournas et al. 2003 ; Pham et al. 2017 ; Sihag et al. 2019). L'architecture du modèle de la forêt aléatoire est présentée à la figure VII-8.

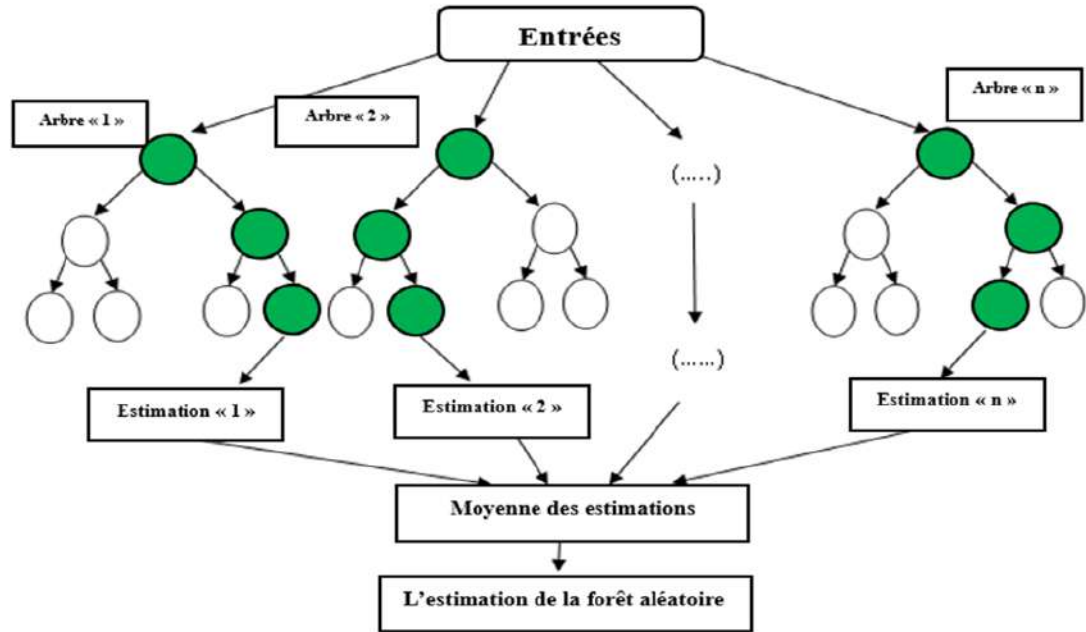


Figure VII-8 L'architecture du modèle de la forêt aléatoire.

VII-11. La régression polynomiale avec pondération locale (RPL)

La régression pondérée localement est une technique de lissage multivariée permettant d'ajuster une surface de régression aux données : de manière mobile, la variable dépendante est lissée en fonction des variables indépendantes, de la même manière que la moyenne mobile d'une série chronologique est calculée. La structure fondamentale est la suivante, soit $x_i = (x_{i1}, \dots, x_{ip})$, $i = 1, \dots, n$, soit «n» mesures de p variables indépendantes, et soit y_i , $i = 1, \dots, n$ être des mesures de la variable dépendante. Supposons que $y_i = g(x_i) + \xi_i$ génère les résultats. Nous supposons que les ξ_i sont des variables normales indépendantes de moyenne 0 et de variance σ^2 , comme dans le cadre de régression le plus couramment utilisé. Si g est membre d'une classe paramétrique de fonctions, comme les polynômes, dans le cadre ordinaire, nous supposons que g est une fonction lisse des variables indépendantes, mais dans ce cas, nous supposons seulement que g est une fonction lisse des variables indépendantes. Nous pouvons approximer une grande classe de fonctions lisses avec ajustement local, bien plus que ce que nous pourrions prédire à partir d'une classe paramétrique de fonctions (Cleveland & Devlin, 1988; Kisi & Ozkan, 2017)

VII-12. Sous-espaces Aléatoires (SA) :

Ho (Ho 1998) a été le premier qui à implémenter le modèle SA en tant que nouvel algorithme couplé pour résoudre les problèmes naturels basés sur l'intelligence artificielle. Ce modèle utilise la combinaison et la formation de plusieurs classificateurs sur un espace de fonctionnalités modifié. La base de formation de ce modèle sont les sous-ensembles multiples de formation générés pour les classificateurs (Ho 1998). Comme mentionné par (Havlek et al. 2019), il utilise plusieurs échantillons sur l'espace de fonction plutôt que l'espace d'exemple, par opposition à d'autres modèles d'ensemble. Le bootstrap et le regroupement sont utilisés dans cette technique. L'ensemble

d'apprentissage (x), le classificateur de base (w) et le nombre de sous-espaces (L) sont les entrées de SA (Kuncheva & Plumpton, 2010; Luo et al., 2019; Garca-Pedrajas & Ortiz-Boyer, 2008 ; Lai et al., 2006; Wang et al., 2018, 2015). Cette technique est fortement préconisée par (Pham et al., 2017) pour éviter les problèmes de sur-ajustement et pour traiter les ensembles de données les plus inutiles. La figure VII-9 présente l'architecture d'un modèle SA.

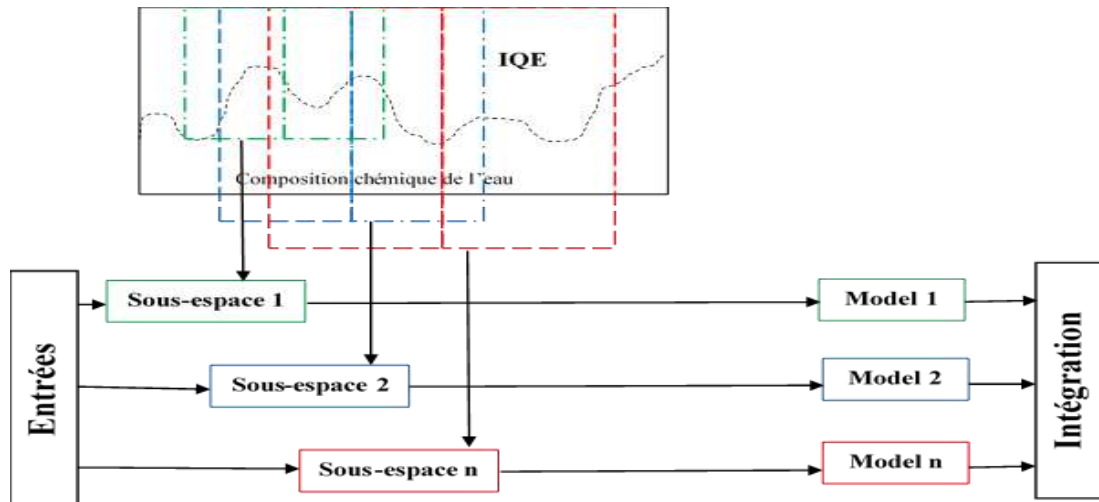


Figure VII-9 architecture de model Sous-espaces Aléatoires.

VII-13. Modèle de Régression Additifs Généralisé (RAG)

Hastie et Tibshirani (1986) ont introduit le modèle additif généralisé (RAG). La RAG, est une extension du modèle linéaire généralisé (MLG) (McCullagh & Nelder 1989), présente plusieurs avantages par rapport à ce dernier modèle. La RAG ne suppose aucune forme de dépendance, contrairement au MLG, qui repose sur l'hypothèse claire de linéarité des paramètres, et la relation n'est généralement pas linéaire. Sa théorie est basée sur l'utilisation d'une somme de fonctions non linéaires pour modéliser la réaction, ce qui permet de modéliser plus spécifiquement l'effet de chaque variable explicative. Dans la modélisation des effets des variables environnementales, cette précision en fait une technique courante puisque ces effets sont souvent non linéaires et difficiles à spécifier paramétriquement (Peng & Dominici 2008, Bruneau & Grégoire 2011). La revue de la littérature de Jbilou et El Adlouni (2012) a décrit la capacité du RAG dans les études de santé environnementale comme une technique puissante pour détecter les associations non linéaires entre une variable explicative environnementale et une variable dépendante de la santé. L'équation utilisée pour cet algorithme s'écrit:

$$g(E(y)) = \beta_0 + f_1x_1 + f_2x_2 + \dots + f_px_p + \varepsilon \quad (4)$$

Les fonctions lisses non linéaires sont utilisées dans l'estimation de l'application de ce modèle.

$f_i(x_i)$, $i = 1, \dots, p$, pour tout vecteur explicatif unique x_i .

Plusieurs caractéristiques de fractionnement de l'ensemble de données sont sélectionnées en utilisant l'erreur d'écart type (SDR) comme paramètre des meilleures caractéristiques pour segmenter l'ensemble de données dans chaque nœud. L'attribut sélectionné est destiné à réduire les erreurs.

$$SDR = SD(Tree) - \sum \frac{Tree_i}{Tree} * SD(Tree_i) \quad (5)$$

Où :

Tree (i) désigne le sous-ensemble d'exemples avec le produit des évaluations possibles, et SD (..) désigne l'écart type de l'instruction.

Les critères d'arrêt sont, soit le nombre d'instances nécessaires pour atteindre un certain nombre, soit un petit changement de valeur de forme. Tous les paramètres des modèles utilisés pour modéliser l'IQE sont précisés dans le tableau VII-5.

Tableau VII-5 Paramètres des modèles utilisés pour la modélisation IQE.

Modèle	Description des paramètres
Régression pondérée localement (RPL)	Batch size-100, KNN= 0, Nearest neighbor search algorithm= linear NN
Sous-espaces Aléatoires (SA)	Batch size-100, Classifier = REP Tree, random seed= 1, subspace size = 0. 5, numbers of executions slots = 1, number of iterations = 10
Machine à Vecteurs de Support (MVS)	Batch size-100, C = 0.1, kernel used = poly_kernel
Les Forêts Aléatoires (FA)	Batch size-100, bag Size percent= 100, max depth = 0, numbers of executions slots = 1, number of iterations = 100, random seed =1
Arborescence M5P	Batch size-100, Minimum number of instances = 4
Régression Additifs Généralisé (RAG)	Batch size-100, Classifier = Decision-stump, shrinkage=1, number of iterations= 10

VII-14. Évaluation de modèles IA dans la prédiction d'IQE :

Cette étude comprenait les résultats de huit méthodes différentes de prédiction de l'indice de qualité de l'eau (IQE). Les huit modèles utilisés étaient les suivants : RLM, RNA, arborescence M5P, MVS, FA, RAG, SA et RPL.

Deux combinaisons des variables ont été retenues, la première combinaison contenait tous les éléments chimiques utilisés dans le calcul du facteur de qualité de l'eau (IQE), tandis que la deuxième combinaison était limitée à seulement deux composants, le total des sels dissous (TDS) et la dureté totale de l'eau (TH), où ces deux éléments ont été identifiés comme étant les paramètres contrôlant l'indice de qualité de l'eau (IQE) sur la base des résultats de l'analyse de sensibilité.

Cinq paramètres statistiques ont été sélectionnés afin de déterminer les performances des différents modèles et de les comparer.

Le tableau VII-6 représente les résultats des modèles en fonction de la première combinaison d'entrées dans les phases d'étalonnage et de test. Comme le montre le tableau, le modèle RLM a parfaitement fonctionné dans le processus de prédiction pour la phase d'étalonnage, car il a obtenu un coefficient de corrélation de $R = 1$ et les indicateurs de performance étaient les plus moins valeur par $EMA = 1,4^{10^{-8}}$, $REQM = 2,14^{10^{-8}}$, $EAR = 1,25^{10^{-10}\%}$ et $REQR = 3,17^{10^{-10}}$. Il a été suivi directement par le modèle RNA qui avait un coefficient de corrélation de $R = 0,9996$, $EMA = 0,925$, $REQM = 1,4013$, $EAR = 1,89\%$ et $REQR = 0,024$. Alors que le modèle le moins performant dans la phase d'étalonnage était le modèle RPL avec un coefficient de corrélation $R = 0,9423$, $EMA = 15,52$, $REQM = 18,39$, $EAR = 36\%$ et $REQR = 33,76$. À travers les valeurs des indicateurs de performance, on note des performances généralement acceptables pour les huit modèles.

Pour la phase de test, le modèle RLM avait la valeur de corrélation la plus élevée de $R = 1$ et les plus petits indicateurs d'erreur proches de zéro. $EMA = 4,8^{10^{-9}}$, $REQM = 7,7^{10^{-9}}$, $EAR = 7,7^{10^{-11}\%}$ et $REQR = 2,5^{10^{-10}}$. Suivi par le modèle RNA qui a obtenu un coefficient de corrélation de $R = 0,9987$ et des indicateurs de performance $EMA = 1,4$, $REQM = 2,7$, $EAR = 1,68\%$ et $REQR = 0,044$. Alors que les performances les plus faibles ont été enregistrées dans la phase de test lorsque l'utilisation de modèle MVS avec un coefficient de corrélation de $R = 0,9412$ et des indicateurs de performance $EMA = 5,16$, $REQM = 11,386$, $EAR = 22,6\%$ et $REQR = 37,265$.

Tableau VII-6 Résultats du modèle avec la 1ère combinaison d'entrée.

Méthode	La phase	R	EMA	REQM	EAR (%)	REQR (%)
RLM	Étalonnage	1	1.4572E-08	2.1418E-08	1.2573E-10	3.1708E-08
	Test	1	4.8359E-09	7.7286E-09	7.7919E-11	2.5293E-08
MVS	Étalonnage	0.9824	5.9522	10.4416	14.0075	19.1688
	Test	0.9412	5.1607	11.3869	22.6331	37.2655
RNA	Étalonnage	0.9996	0.92517	1.4013	1.8914	2.44
	Test	0.9987	1.40755	2.7351	1.6879	4.45
SA	Étalonnage	0.9872	6.0524	9.2816	14.2432	17.0393
	Test	0.9592	6.0023	9.9209	26.3241	32.4677
FA	Étalonnage	0.9974	2.7173	4.9228	6.3947	9.0373
	Test	0.9931	2.287	3.9022	10.0301	12.7705
RAG	Étalonnage	0.9893	6.3745	8.3915	15.0014	15.4051
	Test	0.9947	2.4634	3.1467	10.8038	10.2979
RPL	Étalonnage	0.9423	15.5235	18.3922	36.5317	33.7646
	Test	0.9595	7.0762	8.6779	31.0341	28.3999
Arborescence MSP	Étalonnage	0.9993	1.4857	2.029	3.4963	3.7249
	Test	0.9923	2.4137	3.7963	10.5855	12.4239

Le tableau VII-7 représente les résultats de performance des huit modèles en fonction de la deuxième combinaison d'entrées, qui comprend les éléments TH et TDS. A travers le tableau, on note que lors de la phase d'étalonnage, les meilleurs résultats ont été enregistrés pour le modèle FA avec un coefficient de corrélation de $R = 0,9984$ et des indicateurs de performance $EMA = 1,99$, $REQM = 3,248$, $EAR = 4,6\%$, $REQR = 5,96\%$. Alors que le modèle RNA arrive en deuxième position avec un coefficient de

corrélation de $R = 0,9969$, les indicateurs de performance $EMA = 2,46$, $REQM = 3,88$, $EAR = 3,3\%$, $REQR = 7,01\%$. Pour le modèle RNA qui a fourni les meilleures performances basées sur la première combinaison d'entrées, il a régressé à la cinquième place lors de l'utilisation de la deuxième combinaison d'entrées avec un coefficient de corrélation de $R = 0,9958$ et des indicateurs de performance de $EMA = 3,48$, $REQM = 4,98$, $EAR = 4,23\%$, $REQR = 7,37$. Alors que les performances les plus faibles ont été enregistrées lors de l'utilisation du modèle RPL avec un coefficient de corrélation de $R = 0,9406$ et des indicateurs de performance $EMA = 15,33$, $REQM = 18,74$, $EAR = 36,08\%$, $REQR = 34,42\%$. Pour la phase de test, le modèle RNA a surperformé le reste des modèles avec un coefficient de corrélation de $R = 0,9957$, des indicateurs de performance $EMA = 3,85$, $REQM = 6,19$, $EAR = 3,96\%$, $REQR = 9,35\%$. Suivi par le modèle FA qui a obtenu un coefficient de corrélation de $R = 0,9926$ et des indicateurs de performance de $EMA = 2,15$, $REQM = 3,82$, $EAR = 9,45\%$, $REQR = 12,51$. Alors que la performance la plus faible a été enregistrée sur le modèle RLM avec un coefficient de corrélation de $R = 0,9325$, les indicateurs de performance $EMA = 7,94$, $REQM = 11,04$, $EAR = 12,51\%$, $REQR = 36,15\%$.

Tableau VII-7 résultats du modèle avec la 2ème combinaison d'entrée.

Method	Phase	R	EMA	REQM	EAR (%)	REQR (%)
RLM	Étalonnage	0.9958	3.4879	4.9802	4.23	7.37
	Test	0.9325	7.9427	11.0452	12.51	36.15
MVS	Étalonnage	0.9961	3.1387	5.1847	7.3863	9.5181
	Test	0.9837	2.4438	5.5898	10.7176	18.2935
RNA	Étalonnage	0.9969	2.4618	3.8889	3.3028	7.01
	Test	0.9957	3.8551	6.1968	3.9680	9.35
SA	Étalonnage	0.9853	8.7124	11.346	20.503	20.8291
	Test	0.9505	6.425	9.8266	28.1781	32.1591
FA	Étalonnage	0.9984	1.9942	3.2488	4.693	5.9642
	Test	0.9926	2.1563	3.8228	9.4568	12.5107
RAG	Étalonnage	0.9797	8.7182	11.1211	20.5167	20.4163
	Test	0.9901	2.9985	4.4495	13.1505	14.5617
RPL	Étalonnage	0.9406	15.3324	18.7494	36.082	34.4204
	Test	0.9463	8.1329	9.9722	35.668	32.6355
Arborescence MSP	Étalonnage	0.9963	3.3738	4.6778	7.9398	8.5875
	Test	0.9856	2.8955	5.1745	12.6987	16.9343

La figure VII-10 décrit la dispersion des points représentant les valeurs IQE calculées par rapport aux valeurs IQE prédites basées sur chaque modèle séparément en utilisant la première combinaison d'entrées. À travers la figure VII-9, il apparaît que le modèle RLM est le plus approprié pour prédire les valeurs de l'indice de qualité de l'eau en raison de la correspondance totale des points avec la ligne parfaite 1: 1.

La figure VII-11 décrit la dispersion des points représentant les valeurs IQE calculées par rapport aux valeurs IQE prédites basées sur chaque modèle séparément en utilisant la deuxième combinaison d'entrées. Le document montre une grande dispersion des points du modèle RLM tandis que les points du modèle FA sont mieux positionnés que le reste des modèles. Alors que la plus grande dispersion de points était dans le cas

de l'utilisation à la fois du modèle RPL et SA, ce qui indique la mauvaise performance des deux modèles dans le cas de l'utilisation du deuxième ensemble d'entrées.

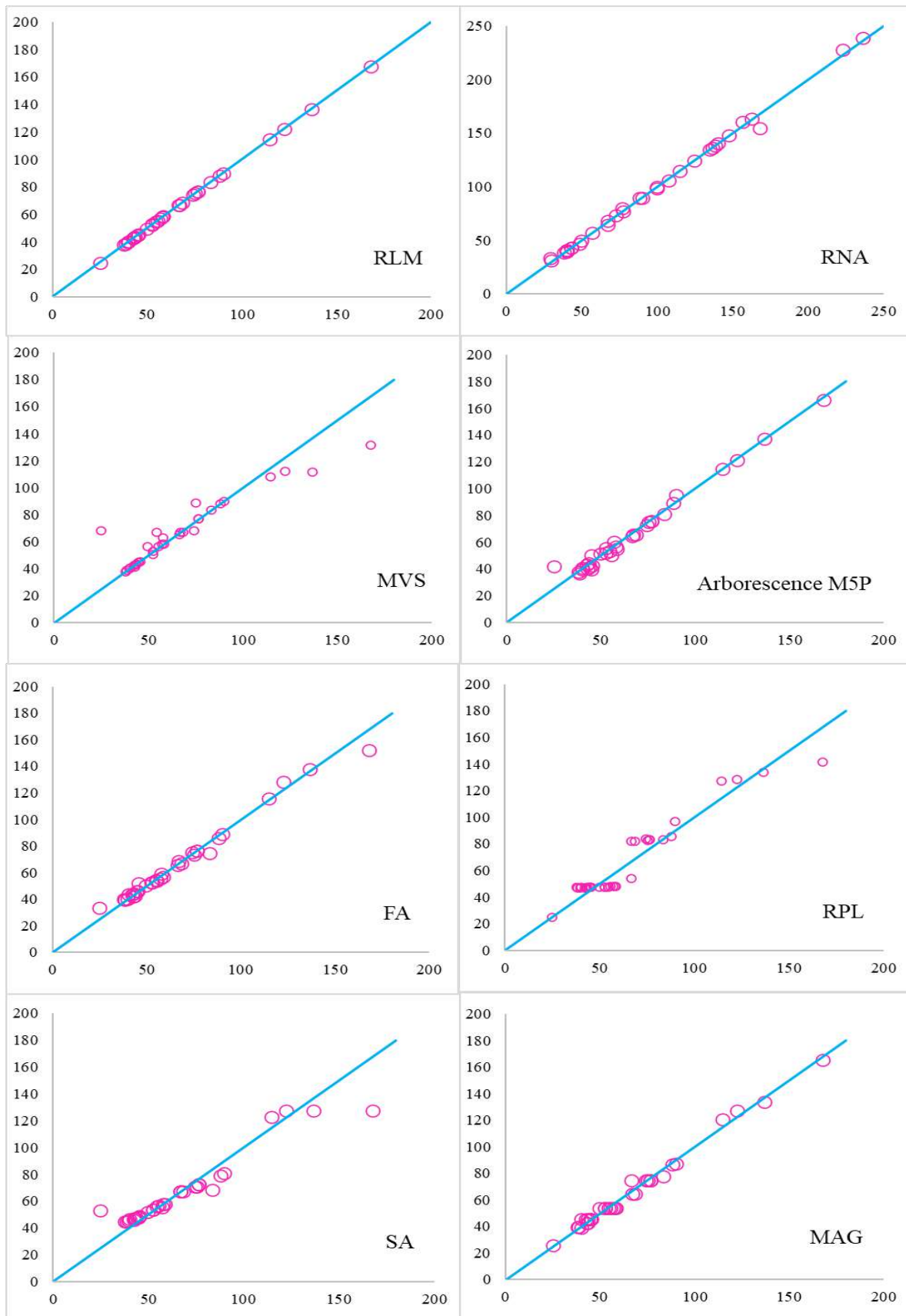


Figure VII-10 1^{ère} combinaison d'entrée modèle IQE prédite vs IQE calculé durant la phase de test

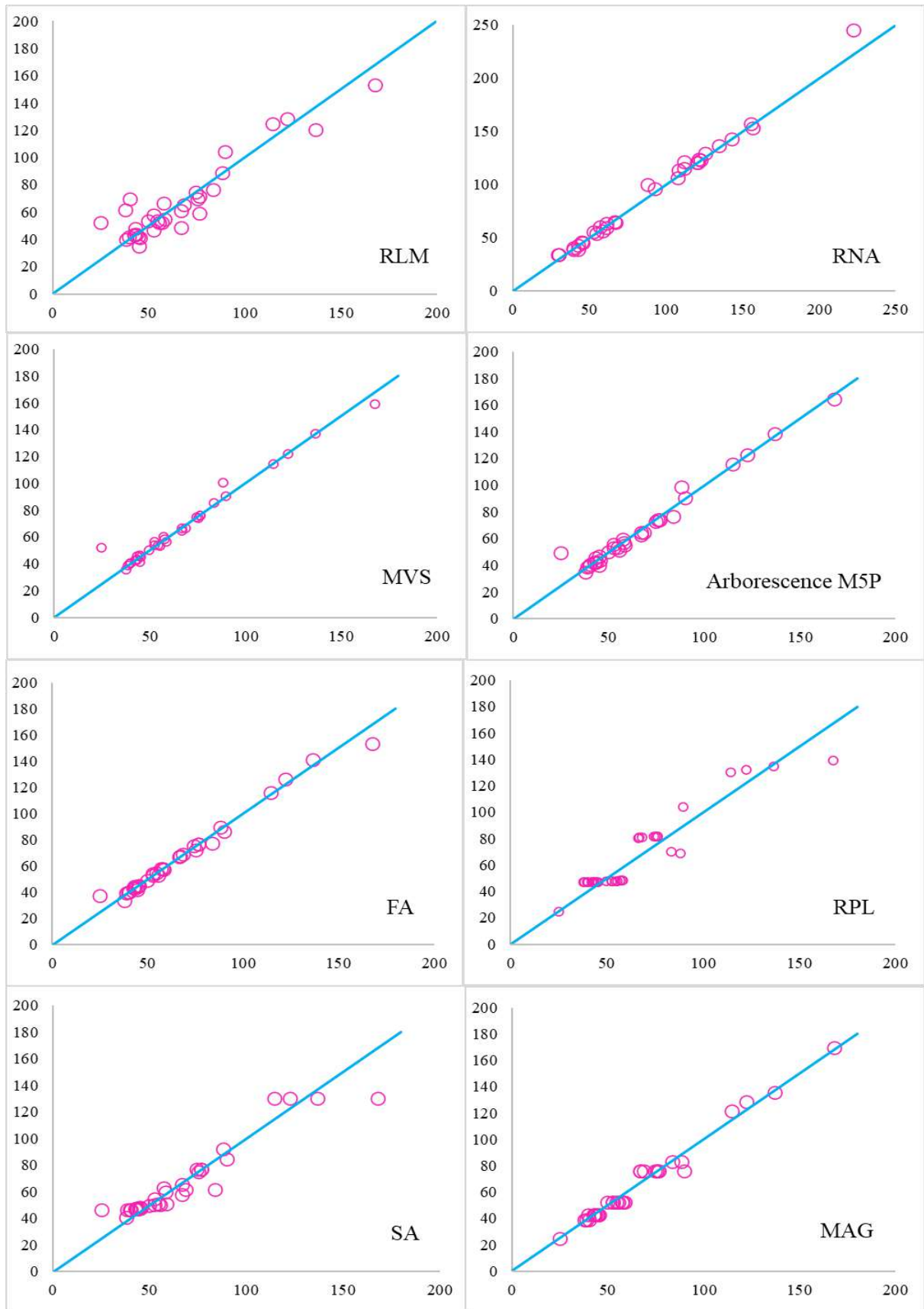


Figure VII-11 2^{ème} combinaison d'entrée modèle IQE prédite vs IQE calculé durant la phase de test

Le meilleur modèle dans chaque scénario est présenté à la figure VII-12 en utilisant un nuage de points avec des lignes lisses bleues pour le IQE calculé et violet pour les valeurs d'IQE prédites, et les marqueurs présentent des échantillons. (a) une partie présente les résultats du modèle RLM du premier scénario, où une adéquation optimale entre les valeurs IQE calculées et prévues. Dans la partie (b), une présentation du modèle FA à partir du deuxième scénario, l'adéquation dans le deuxième scénario n'est pas comme dans le premier, car une réduction des intrants avait été faite, c'est pourquoi certains points prédits ne correspondent pas à leur contre.

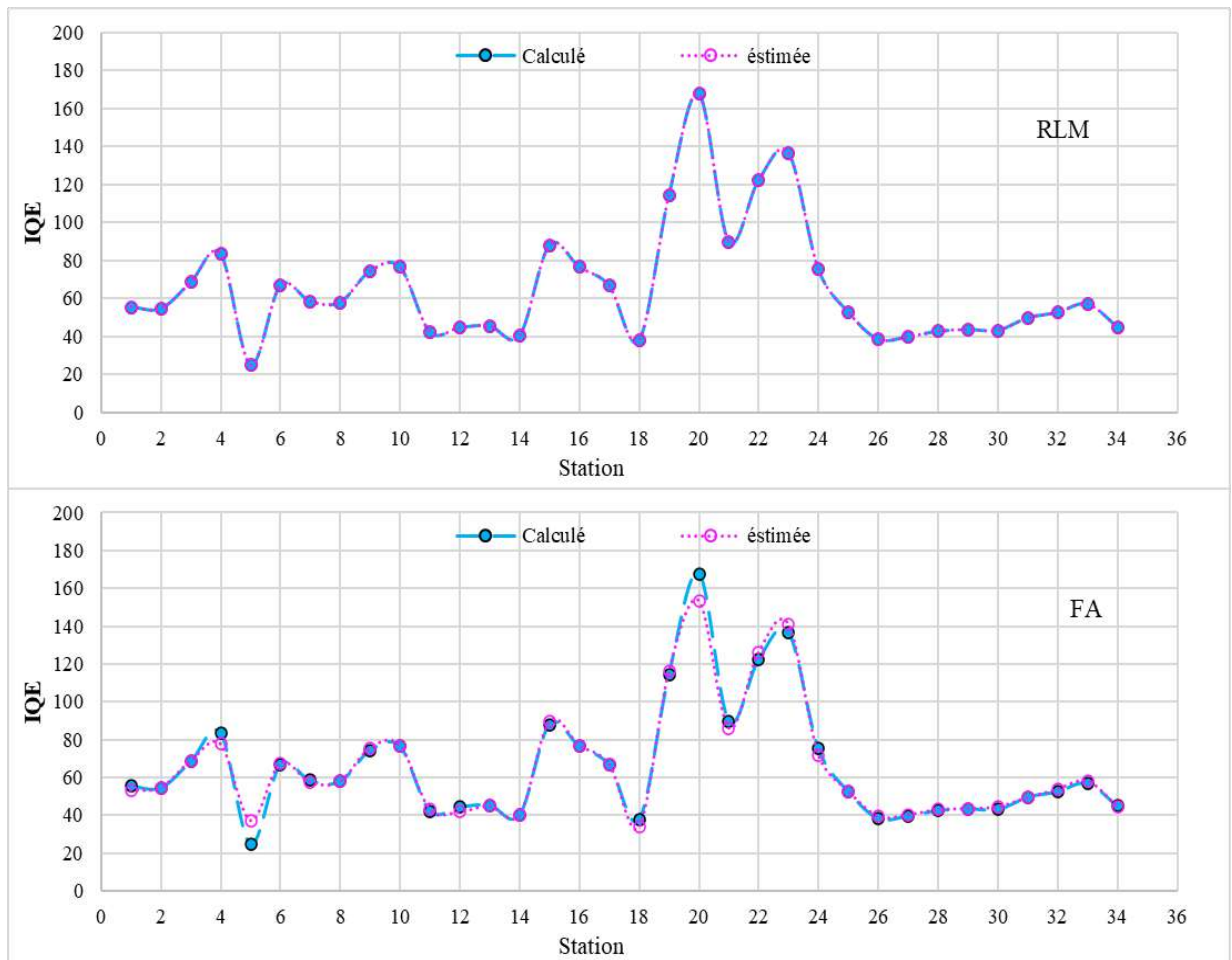


Figure VII-12 Nuage de points des valeurs IQE calculées et estimée pendant la période de test en utilisant les meilleurs modèles, (a) modèle RLM et (b) modèle FA.

En plus de ce qui précède, le test de « Wilcoxon rank sum » a également été invoqué pour confirmer les résultats mentionnés dans les paragraphes précédents. Ce test est une actualité statistique non paramétrée, utilisée pour comparer deux groupes. Le test calcule la différence entre les paires et les résultats sont utilisés pour déterminer si les deux groupes sont statistiquement différents l'un de l'autre ou non. Dans ce travail, cette méthode a été utilisée pour tester l'hypothèse nulle, qui stipule que tous les deux groupes identiques ont la même distribution continue. Certaines conditions doivent être remplies pour appliquer ce test, à savoir que les données doivent provenir de la même communauté et être associées. Avec sélection de données aléatoire et indépendante. Le tableau VII-8 représente les valeurs P pour chaque modèle en fonction de la première et

deuxième combinaison d'entrée. Dans le cas de l'utilisation de la première combinaison d'entrée, la probabilité la plus élevée a été enregistrée lors de l'utilisation des modèles RLM et RAG avec une valeur de $P = 0,9951$ pour les deux modèles. Alors que la probabilité la plus faible a été enregistrée lors de l'utilisation du modèle SA avec une valeur de $P = 0,4730$.

L'utilisation du deuxième groupe d'entrées a été témoin de changements notables dans les performances des modèles. La probabilité de correspondance la plus élevée a été enregistrée lors de l'utilisation du modèle FA avec une valeur de $P = 0,9951$. Les modèles RLM et RAG ont signalé des baisses significatives de performances avec des valeurs de $P = 0,8588$ et $P = 0,7585$, respectivement. Les performances les plus faibles ont été enregistrées à nouveau lors de l'utilisation du modèle SA avec une valeur de $P = 0,5519$.

Tableau VII-8 Résultats du test de « Wilcoxon rank sum » (valeurs P) des modèles optimaux pour la prédiction de l'IQE en utilisant la 1ère et 2ème combinaison d'entrées.

Modèle	1^{ère} combinaison des entrées	2^{ème} combinaison des entrées
RLM	0.9951	0.8588
MVS	0.6992	0.9072
RNA	0.9755	0.8685
SA	0.4730	0.5519
FA	0.9365	0.9951
RAG	0.9951	0.7585
RPL	0.6150	0.5894
Arborescence M5P	0.8205	0.9462

Valeurs P au niveau de signification de 0,05

VII-15. Conclusion

Dans ce chapitre, l'efficacité d'un groupe de méthodes d'intelligence artificielle pour prédire l'indice de qualité de l'eau (IQE) a été étudiée sur la base des résultats d'analyses d'échantillons prélevés dans six aquifères à différentes périodes. Huit modèles différents ont été utilisés : RLM, RNA, MVS, arborescence M5P, SA, FA, RAG et RPL et ont testé leur capacité de prédiction à partir de deux combinaisons d'entrées, où l'objectif de proposer les deux combinaisons était de résoudre deux problèmes principaux, le remplacement de la méthode de calcul classique par la méthode de modélisation et apportent une solution au problème du manque de données ou de l'indisponibilité des réactifs utilisés pour mesurer les paramètres chimiques dans l'eau. La première combinaison des entrées comprenait tous les éléments chimiques présents dans l'eau et utilisés dans le calcul de l'indice de qualité de l'eau, tandis que la deuxième combinaison contenait les paramètres contrôleur des changements de l'indice de qualité de l'eau qui ont été déterminés selon la méthode d'analyse de sensibilité. L'étude se terminait par un ensemble de résultats dont il faut tenir compte, qui étaient les suivants :

- L'analyse de sensibilité montre que tous les sous-ensembles se sont bien comportés en tant que prédicteurs dans la modélisation de l'IQE, où la sélection de seulement deux paramètres en entrée dans le deuxième scénario a été effectuée afin de proposer une solution alternative pour le suivi de la qualité des eaux souterraines dans la zone d'étude en situation critique.
- Le modèle RLM a parfaitement fonctionné dans le premier scénario car les procédures de calcul de l'IQE étaient linéaires, ce qui rend la tâche parfaitement exécutée en utilisant le modèle RLM avec tous les paramètres en entrée.
- La réduction du nombre d'entrées affecte directement les performances des modèles, où le but dans ce scénario était de découvrir quel modèle fonctionnait bien dans de telles conditions, le modèle FA fondés pour être le meilleur modèle de prédiction d'IQE basé sur TH et TDS.
- La comparaison entre les performances des modèles différents montre que le modèle RLM a la précision la plus élevée dans le premier scénario avec 1, $1.4572 \cdot 10^{-08}$, $2.1418 \cdot 10^{-08}$, $1.2573 \cdot 10^{-10}$ et $3.1708 \cdot 10^{-08}$ pour R, EMA, REQM, EAR et REQR respectivement. Où le deuxième scénario s'est exécuté avec moins de taux d'erreur en utilisant le modèle FA avec 0,9984, 1,9942, 3,2488, 4,693, 5,9642 pour R, EMA, REQM, EAR et REQR respectivement.



CONCLUSION GENERAL



CONCLUSION GENERAL

L'objectif de ce travail était d'évaluer et modéliser la qualité chimique des ressources en eau souterraines de la wilaya d'ILLIZI, en particulier les eaux souterraines de six nappes se sont le dévonien inférieur ; le moi-pliocène, l'inféro- flux de Djanet, l' albien, la nappe zarzaitine et le combro ordovicien, pour but de déterminé leur aptitude aux différents utilisations (consommation humaine, irrigation et industrie) et mise en disponibilité des modèles assistants dans la gestion de ces ressources d'une point de vue qualitative.

Avant le démarrage de la réalisation des taches associer au objectives de thèse, une connaissance historique des travaux effectué liée au sujet était nécessaire, si pour ça, la première partie de ce document a été caractériser totalement par le type théorique, commencent par une revue bibliographique du 1965 jusqu'au 2021 sur des travaux au niveau mondial, national et régional. Aussi, nous avons ajouté des initiations théoriques aux deux principaux axes de travail (l'hydrochimie des eaux souterraines et la modélisation de la qualité des eaux)

Nous avons remarqué dans les limites de notre recherche bibliographique, que les travaux réaliser sont toujours confinés dans la caractérisation hydro-chimique de la nappe de Dévonien Inférieur et le traitement de la problématique de présence de fer dans les eaux de cette nappe. Jusque a maintenant, il n'existe aucun travail de recherche permettent d'évaluer la qualité des eaux souterraines de l'ensemble des nappes cité précédemment dans la wilaya d'ILLIZI, ni un travail cerné a la modélisation de la qualité de ces nappes. Notre participation se résume dans l'étude hydro-chimique de six nappes des eaux souterraines pour déterminer leur aptitude à la consommation humaine, l'utilisation dans le secteur agricole et l'impact de ces eaux dans le secteur industriel et proposé deux modèle avec deux scénario a la base des méthodes d'apprentissage automatique, le premier modèle pour but de prédire l'indice de qualité des eaux (IQE), ou le deuxième modèle est pour but de prédire l'indice de qualité des eaux d'irrigation (IQEI). Résultats et discussion, la dernière partie de cette thèse exposé notre contribution ou nous avons présenté la synthèse des résultats obtenus lors de nos travaux. Les résultats trouver peut résumer comme suit :

Les eaux du Cambro Ordovicien ont été classées comme les meilleures pour l'irrigation, tandis que les échantillons du Dévonien inférieur et du flux inférieur ont été classés comme excellents et bons, respectivement, sur la base du pourcentage de solubilité du sodium (Na %). Alors que les eaux de la couche d'Albien sont considérées comme appropriées pour l'irrigation, les échantillons du Mio-Pliocène et de la couche de Zaraitine sont suspects et inappropriés.

Sur la base du diagramme USSL (SAR), tous les échantillons d'eau souterraine sont satisfaisants pour une utilisation en irrigation dans tous les types de sols.

L'indice de Doneen (PI) montre que tous les échantillons des nappes déférentes conviennent à l'irrigation dans presque tous les types de sol.

Sur la base de l'indice de Kelly (KI), nous avons constaté que tous les échantillons des nappes du Dévonien inférieur, du Mio-Pliocène, de l'Infero Flux, de l'Ordovicien du Cambro et de la Zaraitine ont des eaux appropriées pour l'irrigation,

Tandis que les eaux souterraines de l'Albien et le puits « Ifri » (Infero Flux) sont considérés comme inappropriés avec a Les valeurs KI dépassent 1.

L'effet d'utilisation des eaux sur la sodicité de sol est nul basé sur l'indice RSC de Eaton (1950). Aussi, le risque de rendre les sols irrigués à des sols alcalins est absent sauf, dans le cas d'utilisation des eaux de la nappe Zarzaitine à Ain amines.

Les calculs des différents indices de saturation montrent que les eaux souterraines au niveau de la wilaya d'ILLIZI ont un comportement agressif contre les installations (tubage et équipements) en cuivre, fer et en béton, si pour ça il faut prendre en considération le traitement de ces eaux avant la mise en contact avec les différents équipements et tuyauterie.

D'un point de vue thermodynamique les minéraux carbonatés tendent à stabiliser ou à précipiter sous la forme de dolomite, de calcite et aragonite, Dans l'autre côté, les minéraux évaporitiques tendent à la dissolution. Un cas spécial concernant la nappe d'Infero flux, peut être justifié par les faibles concentrations des ions de Ca^{2+} , Mg^{2+} et Na^+ .

L'utilisation des différentes méthodes d'apprentissage automatique pour modéliser l'indice de qualité des eaux (IQE) montre que :

Pour modéliser la qualité des eaux souterraines au niveau de la région d'ILIZI, on a utilisé premièrement la méthode de l'indice de qualité des eaux (IQE) proposée par Horton (1950), cette méthode transforme le jeu des variables (paramètre de qualité) à une seule valeur décrivant la qualité de l'échantillon.

Deux scénarios de modélisation ont été effectués, ou huit méthodes d'apprentissage automatique ont mis sous test.

Le premier scénario est pour but de minimiser les erreurs et la consommation de temps dans les calculs. Les résultats montrent que la méthode de régression linéaire multiple était la meilleure méthode pour réaliser les buts de ce scénario avec des critères de performance comme suit ; 1, $1,4572 \times 10^{-08}$, $2,1418 \times 10^{-08}$, $1,2573 \times 10^{-10}$ et $3,1708 \times 10^{-08}$ pour R, EMA, REQM, EAR et REQR respectivement.

Le deuxième scénario vise à prédire la qualité des eaux en utilisant le minimum des paramètres possible, ou les objectifs de ce scénario sont de minimiser les frais des achats des produits chimiques pour faire les analyses au niveau de laboratoire, aider à suivre l'état des ressources en eaux en cas d'absence des réactifs chimiques, donner l'opportunité aux chercheurs et étudiants pour examiner le maximum possible des échantillons par le minimum des moyens.

La réduction du nombre d'entrées a été faite en utilisant la méthode de l'analyse de sensibilité, cette méthode étudie l'impact de chaque paramètre sur la prédiction de l'IQE. Les résultats montrent que l'utilisation de TH et TDS pour la prédiction de IQE est faisable. Le modèle FA fondé pour être le meilleur modèle de prédiction d'IQE dans le deuxième scénario, avec des critères de performance égale à 0,9984, 1,9942, 3,2488, 4,693, 5,9642 pour R, EMA, REQM, EAR et REQR respectivement.

Recommandations :

Le potentiel des eaux souterraines du continent d'Afrique est vraiment impressionnant. 72 aquifères transfrontaliers, détiennent plus de 42% de la superficie totale du continent. Ça, nous a notre responsabilité l'une de plus grandes responsabilités pour la continuation de vie humaine, c'est la protection de ces ressources. Le modeste travail effectué dans cette thèse montre que on peut utiliser les modèles numériques pour suivre la qualité des eaux souterraines

et au même temps de la protéger par diminuer l'utilisation des réactifs et des produits chimiques qui peut être rejeté dans le milieu naturel et par conséquent polluer les ressources en eau. Pour assurer l'opération de réserver la qualité des ressources en eau dans la zone d'Illizi, quelque recommandation nous souhaitons de la rendre en considération dans le futur proche :

Au niveau des autorités locales :

- Valoriser les eaux des inondations pour le rechargement artificiel des nappes souterraines.
- Mettre en place des systèmes performants de données hydrochimique, hydrologiques, hydrogéologiques, la prévision hydrométéorologique, et l'amélioration du réseau d'observation hydrométrique par l'implantation des autres stations de jaugeage et des stations pluviométriques.
- Généraliser la modélisation avec ces différents types au niveau d'administration de l'hydraulique comme un outil d'analyse et d'aide à la décision.

Au niveau académique :

- Etudier l'impact des rejets urbains sur la qualité des eaux souterraines au niveau de la région.
- Travailler sur la modélisation des autres indices pour aider à la limitation d'utilisation des produits chimiques dans le suivi de qualité des eaux.
- Détecter les points favorables pour le rechargement des nappes d'eaux souterraines existant au niveau de la région d'ILLIZI.
- Etudier la possibilité d'utiliser des matériaux locaux comme des filtres, pour valoriser les rejets urbains domestiques dans les secteurs agricole, industriel et dans le rechargement des nappes souterraines.



Références bibliographiques



REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUE

- 1- Abbasi, S.A., Arya, D.S., 2000. Environmental Impact Assessment. Discovery Publishing House, New Delhi.
- 2- Abbasi, T., & Abbasi, S. A. (2012). *Water quality indices*. Elsevier.
- 3- Abbasnia A, Alimohammadi M, Mahvi AH, Nabizadeh R, Yousefi M, Mohammadi AA, et al. Assessment of groundwater quality and evaluation of scaling and corrosiveness potential of drinking water samples in villages of Chabahr city, Sistan and Baluchistan province in Iran. *Data in brief*. 2018;16:182-92.
- 4- Abdelghani G., Jaouad G., Carmelo C. G., Hydrochimie des eaux, dissolution spécifique et salinité des cours d'eau dans le bassin de l'oued lebène (Prérif Central , Maroc septentrional), *Papeles de Geografia* 34 143–161 (2001).
- 5- Adnan, R. M., Khosravinia, P., Karimi, B., & Kisi, O. (2021). Prediction of hydraulics performance in drain envelopes using Kmeans based multivariate adaptive regression spline. *Applied Soft Computing*, 100, 107008. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.107008>
- 6- Alam, J. B., Hossain, A., Khan, S. K., Banik, B. K., Islam, M. R., Muyen, Z., & Rahman, M. H. (2007). Deterioration of water quality of Surma river. *Environmental Monitoring and Assessment*, 134(1), 233-242.
- 7- Aldhyani, T. H., Al-Yaari, M., Alkahtani, H., & Maashi, M. (2020). Water quality prediction using artificial intelligence algorithms. *Applied Bionics and Biomechanics*, 2020.
- 8- Alexandridis, K. (2007). Monte carlo extreme event simulation for understanding water quality change classification in the GBR region.
- 9- Alley W. M., Healy R. W., LaBaugh J. W., Reilly T. E. "Flow and Storage in Groundwater Systems," *Sci (AAAS)* 296 (5575) 1985-1990 (2002).
- 10- Andersen, S. M., Hertz, P. B., Holst, T., Bossi, R., & Jacobsen, C. S. (2001). Mineralisation studies of 14C-labelled metsulfuron-methyl, tribenuron-methyl, chlorsulfuron and thifensulfuron-methyl in one Danish soil and groundwater sediment profile. *Chemosphere*, 45(6-7), 775-782.
- 11- Arslan S (2017) Assessment of groundwater and soil quality for agricultural purposes in Kopruren basin, Kutahya, Turkey. *J Afr Earth Sci* 131:1–13
- 12- Arumugam K, Elangovan K (2009) Hydrochemical characteristics and groundwater quality assessment in Tirupur Region, Coimbatore District, Tamil Nadu, India. *Environ Geol* 58:1509–1520
- 13- Asadollah, S. B. H. S., Sharafati, A., Motta, D., & Yaseen, Z. M. (2021). River water quality index prediction and uncertainty analysis: A comparative study of machine learning models. *Journal of Environmental Chemical Engineering*, 9(1), 104599. <https://doi.org/10.1016/j.jece.2020.104599>
- 14- Awad, M., & Khanna, R. (2015). *Efficient learning machines: theories, concepts, and applications for engineers and system designers* (p. 268). Springer nature.
- 15- Ayman, F. and Batisha "Water quality sensing using multi-layer perceptron artificial neural networks", www.eea.gov.eg/english/main/Env2003/Day2/Water/batisha.nwri.pdf, 2003.

- 16- Azencott, C. A. (2019). Introduction au machine learning. Dunod.
- 17- Bahir, M., Ouhamdouch, S., Ouazar, D., & Chehbouni, A. Assessment of groundwater quality from semi-arid area for drinking purpose using statistical, water quality index (WQI) and GIS technique. *Carbonates and Evaporites* 35(1), 1-24 (2020).
- 18- Bedi, S., Samal, A., Ray, C. et al. Comparative evaluation of machine learning models for groundwater quality assessment. *Environ Monit Assess* 192, 776 (2020). <https://doi.org/10.1007/s10661-020-08695-3>
- 19- Bengio, Y. (2009). Learning deep architectures for AI. Now Publishers Inc.
- 20- Belkhiri, L., Boudoukha, A., Mouni, L., & Baouz, T. (2010). Multivariate statistical characterization of groundwater quality in Ain Azel plain, Algeria. *African Journal of Environmental Science and Technology*, 4(8), 526-534.
- 21- Belkhiri, L., & Mouni, L. (2012). Hydrochemical analysis and evaluation of groundwater quality in El Eulma area, Algeria. *Applied Water Science*, 2(2), 127-133.
- 22- BENHADDYA, M. L. (2020). Contribution à l'étude d'hydrogéochimie d'eaux de surface et eaux souterraines dans la région d'Oued Righ (Sud-Est, Algérie). *Journal Algérien des Régions Arides*, 14(1), 1-14.
- 23- Benouara, N., Laraba, A., & Hachemi Rachedi, L. (2016). Assessment of groundwater quality in the Seraidi region (north-east of Algeria) using NSF-WQI. *Water Science and Technology: Water Supply*, 16(4), 1132-1137.
- 24- Bentoutou N., Momayiz K., Najy M., Belghyti D., Yahyaoui A., Acil G., Ech-Chafay H., Chaouch A. Hydro chemical study of the groundwater of the MAAMORA aquifer: Case of the SIDI TAIBI-Morocco. *Indian. J. Sci. Tech (IJST)* 11(20) 1-11 (2018)
- 25- Bhargava, D.S., 1983. Use of a water quality index for river classification and zoning of Ganga River. *Environmental Pollution Series B: Chemical and Physical* 6 (1), 51e67.
- 26- Bhargava, D.S., 1985. Water quality variations and control technology of Yamuna River. *Environmental Pollution Series A: Ecological and Biological* 37 (4), 355e376.
- 27- Bouderbala, A. (2017). Assessment of water quality index for the groundwater in the upper Cheliff plain, Algeria. *Journal of the Geological Society of India*, 90(3), 347-356.
- 28- Bouderbala, A., Remini, B., Hamoudi, A. S., & Pulido-Bosch, A. (2016). Application of multivariate statistical techniques for characterization of groundwater quality in the coastal aquifer of Nador, Tipaza (Algeria). *Acta Geophysica*, 64(3), 670-693.
- 29- Bournas, N., Galdeano, A., Hamoudi, M., & Baker, H. (2003). Interpretation of the aeromagnetic map of Eastern Hoggar (Algeria) using the Euler deconvolution, analytic signal and local wavenumber methods. *Journal of African Earth Sciences*, 37(3-4), 191-205. <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2002.12.001>
- 30- Bouteldjaoui, F., Bessenasse, M., Taupin, J. D., & Kettab, A. (2020). Mineralization mechanisms of groundwater in a semi-arid area in Algeria: statistical and hydrogeochemical approaches. *Journal of Water Supply: Research and Technology-Aqua*, 69(2), 173-183.
- 31- Bonhomme, C. (2017). La modélisation de la qualité des eaux de ruissellement urbaines face à ses défis, enjeux et contradictions (Doctoral dissertation, université paris est).
- 32- Bowers, J.A. and Shedrow, C.B. "Predicting stream water quality using artificial neural networks", U.S. Department of Energy Report WSRCMS-2000-00112, pp.7-14, 2000.
- 33- Boyacioglu, H., 2007. Development of a water quality index based on a European classification scheme. *Water SA* 33 (1), 101e106.

- 34- Breiman L (2001) Random forests. *Mach Learn* 45(1):5–32 Das SK, Samui P, Sabat AK (2012) Prediction of field hydraulic conductivity of clay liners using an artificial neural network and support vector machine. *Int J Geomech* 12(5):606–611. [https://doi.org/10.1061/\(asce\)gm.1943-5622.0000129](https://doi.org/10.1061/(asce)gm.1943-5622.0000129)
- 35- Bruneau, B. and Grégoire, F., 2011. Étude de la distribution spatiale des données d'abondance de maquereau bleu (*Scomber scombrus*) et de capelan (*Mallotus villosus*) des relevés d'hiver aux poissons de fond des Divisions 4VW de l'OPANO à l'aide de modèles additifs généralisés. Rapport technique canadien des sciences halieutiques et aquatiques, 2930, vi + 22.
- 36- Brown, R.M., McClelland, N.I., Deininger, R.A., Landwehr, J.M. (1973). Validating the WQI. The paper presented at national meeting of American society of civil engineers on water resources engineering, Washington, DC.
- 37- Brown, R.M., McClelland, N.I., Deininger, R.A., Tozer, R.G., 1970. A water quality index e do we dare? *Water Sewage Works* 117, 339e343.
- 38- Brindha, K., Pavelic, P., Sotoukee, T., Douangsavanh, S., & Elango, L. (2017). Geochemical characteristics and groundwater quality in the Vientiane plain, Laos. *Exposure and Health*, 9(2), 89-104.
- 39- Byrne, G. M. (2013). The role of changing water geochemistry in mineral formation and distribution in estuaries (Doctoral dissertation, University of Liverpool).
- 40- Cao, X. J., & Zhang, H. (2006). Commentary on a study of surface water quality model. *Journal of Water Resources and Architectural Engineering*, 4(4), 18–21.
- 41- Cerling, T.E., Pederson, B.L. and von Damm, K.L. “Sodium-calcium ion exchange in the weathering of shales: Implications for global weathering budgets”, *Geology*, Vol. 17, pp. 552-554, 1989.
- 42- Chakraborty, S. K. (2021). Water: Its Properties, Distribution, and Significance. In *Riverine Ecology Volume 1* (pp. 23-55). Springer, Cham.
- 43- Chakraborty, K., Mehrotra, K., Mohan, C.K. and Ranka, S. “Forecasting the behaviour of multivariate time series using neural network”, *Neural networks*, Vol. 5, pp. 961-970, 1992.
- 44- Chapman, D. V. (Ed.). (1996). *Water quality assessments: A guide to the use of biota, sediments, and water in environmental monitoring-second edition*. CRC Press. Retrieved September 02, 2019.
- 45- Chapra, S. C. (2008). *Surface water quality modeling*. McGraw-Hill Companies.
- 46- Chapra, S. C. (1997). *Surface water quality modeling*. McGraw-Hill Companies.
- 47- Chau K. wok-wing “A review on integration of artificial intelligence into water quality modelling”, *Marine Pollution Bulletin*, Vol. 52, pp. 726-733, 2006.
- 48- Chung, S. Y., Venkatramanan, S., Elzain, H. E., Selvam, S., & Prasanna, M. V. (2019). Supplement of Missing Data in Groundwater-Level Variations of Peak Type Using Geostatistical Methods.
- 49- Cleveland, W. S., & Devlin, S. J. (1988). Locally weighted regression: An approach to regression analysis by local fitting. *Journal of the American Statistical Association*, 83(403), 596–610. <https://doi.org/10.1080/01621459.1988.10478639>
- 50- Couillard, D., & Lefebvre, Y. (1985). Analysis of water-quality indices. *J. Environ. Manage.:(United States)*, 21(2).

- 51- Collins, W. D. (1925). Temperature of water available for industrial use in the United States: Chapter F in Contributions to the hydrology of the United States, 1923-1924 (No. 520-F, pp. 97-104). US Government Printing Office.
- 52- Cude, C.G., 2001. Oregon water quality index: A tool for evaluating water quality management effectiveness. *Journal of the American Water Resources Association* 37 (1), 125e137.
- 53- Cude, C.G., 2002. Reply to discussion e Oregon water quality index: a tool for evaluating water quality management. *Journal of the American Water Resources Association* 38 (1), 315e318.
- 54- Danielsson, Å., Cato, I., Carman, R., & Rahm, L. (1999). Spatial clustering of metals in the sediments of the Skagerrak/Kattegat. *Applied Geochemistry*, 14(6), 689-706.
- 55- Davis, S. N., & DeWiest, R. J. M. (1966). *Hydrogeology* John Wiley Sons New York NY.
- 56- Daoliang Li, Shuangyin Liu, Chapter 5 - Prediction of Water Quality, Editor(s): Daoliang Li, Shuangyin Liu, *Water Quality Monitoring and Management*, Academic Press, 2019, Pages 161-197, <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-811330-1.00005-3>.
- 57- Davies, E. G. R., & Simonovic, S. P. (2011). Global water resources modeling with an integrated model of the social-economic-environmental system. *Advances in Water Resources*, 34(6), 684–700. <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2011.02.010>
- 58- Deb, P. K. (2014). *Ground Water Quality*. In *An Introduction to Mine Hydrogeology* (pp. 23-25). Springer, Cham.
- 59- Dethier, D.P. “A hydrogeochemical model for stream chemistry, Cascade Range, Washington, U.S.A”, *Earth Surface Processes and Landforms*, Vol. 13, pp. 321-333, 1988.
- 60- Diamantopoulou Maria, J., Antonopoulos Vassilis, Z. and Papamichail Dimitris, M. “Cascade correlation artificial neural networks for estimating missing monthly values of water quality parameters in rivers”, *Water Resour Manage*, Vol. 21, pp. 649-662, 2007.
- 61- DIN 50930-1:1993-02. *Korrosion der Metalle; Korrosion Metallischer Werkstoffe im Innern von Rohrleitungen, Behältern und Apparaten bei Korrosionsbelastung durch Wasser; Allgemeines*; DIN: Berlin, Germany.
- 62- Dinius, S.H., 1972. Social accounting system for evaluating water. *Water Resources Research* 8 (5), 1159e1177.
- 63- Dinius, S.H., 1987. Design of an index of water quality. *Water Resources Bulletin* 23 (5), 833e843.
- 64- Dojlido, J., Raniszewsk, I.J., Woyciechowska, J., 1994. Water quality index e application for rivers in Vistula river basin in Poland. *Water Science and Technology* 30, 57e64
- 65- Doneen, L. D. (1964). *Notes on water quality in agriculture*. Department of Water Science and Engineering. University of California, Water Science and Engineering, 400.
- 66- Dotto, C.B., Deletic, A., McCarthy, D., Fletcher, T., 2011. Calibration and sensitivity analysis of urban drainage models: MUSIC rainfall/runoff module and a simple stormwater quality model. *Aust. J. Water Resour.* 15, 85–93.

- 67- Dos Santos, S., Adams, E. A., Neville, G., Wada, Y., de Sherbinin, A., Mullin Bernhardt, E., & Adamo, S. B. (2017). Urban growth and water access in sub-Saharan Africa: Progress, challenges, and emerging research directions. *Science of the Total Environment*, 607–608, 497–508. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.06.157>
- 68- DUBIEF, Jean. L'Ajjer, Sahara central. Karthala Editions, 1999.
- 69- Dunnette, D.A., 1980. Oregon Water Quality Index Staff Manual. Oregon Department of Environmental Quality, Portland, Oregon.
- 70- Durum, W. H., & Haffty, J. (1961). Occurrence of minor elements in water (Vol. 445).
- 71- Eaton. FM, “Significance of carbonates in irrigation waters,” *Soil Sci*, 69, 123–134, (1950).
- 72- Edwards M. Controlling corrosion in drinking water distribution systems: A grand challenge for the twenty-first century, *Water Sci. Technol.* 49(2) (2004) 1–8
- 73- Egbueri, J. C. (2020). Groundwater quality assessment using pollution index of groundwater (PIG), ecological risk index (ERI) and hierarchical cluster analysis (HCA): A case study. *Groundwater for Sustainable Development*, 10, 100292. <https://doi.org/10.1016/j.gsd.2019.100292>
- 74- Elango, L. “Hydrogeochemistry and modelling of multilayer aquifers”, Ph.D. Thesis, Anna University, Chennai, India, 1992.
- 75- El Baba, M.; Kayastha, P.; Huysmans, M.; De Smedt, F. Evaluation of the Groundwater Quality Using the Water Quality Index and Geostatistical Analysis in the Dier al-Balah Governorate, Gaza Strip, Palestine. *Water* 12, 262 (2020).
- 76- Elbeltagi, A., Deng, J., Wang, K., & Hong, Y. (2020). Crop Water footprint estimation and modeling using an artificial neural network approach in the Nile Delta , Egypt. *Agricultural Water Management*, 235(February), 106080. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2020.106080>
- 77- Elbeltagi, A., Deng, J., Wang, K., Malik, A., & Maroufpoor, S. (2020). Modeling long-term dynamics of crop evapotranspiration using deep learning in a semi-arid environment. *Agricultural Water Management*, 241(March), 106334. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2020.106334>
- 78- Elbeltagi, A., Zhang, L., Deng, J., Juma, A., & Wang, K. (2020). Modeling monthly crop coefficients of maize based on limited meteorological data : A case study in Nile Delta , Egypt. *Computers and Electronics in Agriculture*, 173(August 2019), 105368. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105368>
- 79- El Bilali, A., Taleb, A., & Brouziyne, Y. (2021). Groundwater quality forecasting using machine learning algorithms for irrigation purposes. *Agricultural Water Management*, 245, 106625.
- 80- El-shafie, A.E., Noureldin, M.R., Taha and Basri, H. “Neural network model for Nile River inflow forecasting analysis of historical inflow data”, *Journal of Applied Sciences*, Vol. 8, No. 24, pp. 4487-4499, 2008
- 81- EN 12502-1:2004. Protection of Metallic Materials against Corrosion. Guidance on the Assessment of Corrosion Likelihood in Water Distribution and Storage Systems; BSI: London, UK, 2005.
- 82- EN 12502-2:2004. Protection of Metallic Materials against Corrosion. Guidance on the Assessment of Corrosion Likelihood in Water Distribution and Storage Systems. Influencing Factors for Copper and Copper Alloys; BSI: London, UK, 2004.
- 83- EN 12502-3:2004. Protection of Metallic Materials against Corrosion. Guidance on the Assessment of Corrosion Likelihood in Water Distribution and Storage Systems.

- Influencing Factors for Hot Dip Galvanised Ferrous Materials; BSI: London, UK, 2004.
- 84- EN 12502-4:2004. Protection of Metallic Materials against Corrosion. Guidance on the Assessment of Corrosion Likelihood in Water Distribution and Storage Systems. Influencing Factors for Stainless Steels; BSI: London, UK, 2004
- 85- EN 12502-5:2004. Protection of Metallic Materials against Corrosion. Guidance on the Assessment of Corrosion Likelihood in Water Distribution and Storage Systems. Influencing Factors for Cast Iron, Unalloyed and Low Alloyed Steels; BSI: London, UK, 2004.
- 86- EN 806-1:2000. Specifications for Installations inside Buildings Conveying Water for Human Consumption. General; BSI: London, UK, 2000.
- 87- EN 806-2:2005. Specifications for Installations inside Buildings Conveying Water for Human Consumption. Design; BSI: London, UK, 2005.
- 88- EN 806-3:2006. Specification for Installations inside Buildings Conveying Water for Human Consumption. Pipe Sizing; BSI: London, UK, 2006.
- 89- EN 806-4:2010. Specifications for Installations inside Buildings Conveying Water for Human Consumption. Installation; BSI: London, UK, 2010.
- 90- EN 806-5:2012. Specifications for Installations inside Buildings Conveying Water for Human Consumption. Operation and Maintenance; BSI: London, UK, 2012.
- 91- Ferguson, R.I., Trudgill, S.T. and Ball, J. "Mixing and uptake of solutes in catchments: model development", *Journal of Hydrology*, Vol. 159, pp. 223-233, 1994.
- 92- Foster, S. S. D., & Skinner, A. C. (1995). Groundwater protection: the science and practice of land surface zoning. IAHS Publications-Series of Proceedings and Reports-Intern Assoc Hydrological Sciences, 225, 471-482.
- 93- Foster S, Shah T (2012) Groundwater resources and irrigated agriculture-making a beneficial relation more sustainable. Global Water Partnership Perspectives Paper (Stockholm)
- 94- Gaagai, A., Boudoukha, A., Boumezbeur, A., & Benaabidate, L. (2017). Hydrochemical characterization of surface water in the Babar watershed (Algeria) using environmetric techniques and time series analysis. *International Journal of River Basin Management*, 15(3), 361-372.
- 95- Gaikwad, S. K., Kadam, A. K., Ramgir, R. R., Kashikar, A. S., Wagh, V. M., Kandekar, A. M., ... & Kamble, K. D. (2020). Assessment of the groundwater geochemistry from a part of west coast of India using statistical methods and water quality index. *HydroResearch*, 3, 48-60.
- 96- García-Pedrajas, N., & Ortiz-Boyer, D. (2008). Boosting random subspace method. *Neural Networks*, 21(9), 1344-1362.
- 97- Garrels, R. M., Thompson, M. E., & Siever, R. (1960). Stability of some carbonates at 25 degrees C and one atmosphere total pressure. *American Journal of Science*, 258(6), 402-418.
- 98- Garner, S. R., Cunningham, S. J., Holmes, G., Nevill-Manning, C. G., & Witten, I. H. (1995, July). Applying a machine learning workbench: Experience with agricultural databases. In *Proc Machine Learning in Practice Workshop*, Machine Learning Conference, Tahoe City, CA, USA (pp. 14-21).

- 99- Gowd, S. S.. Assessment of groundwater quality for drinking and irrigation purposes: a case study of Peddavanka watershed, Anantapur District, Andhra Pradesh, India. *Environmental Geology*, 48(6), 702-712. (2005)
- 100- Grubert, J.P. “Acid deposition in the eastern United States and neural network predictions for the future”, *Journal of Environmental Engineering and Science*, Vol. 2, No. 2, pp. 99–109, 2003.
- 101- Haire, M.S., Panday, N.N., Domotor, D.K., Flora, D.G., 1991. USEPA Report, No. EPA-600/9e91/039.
- 102- Hall, C. A., & Meyer, W. W. (1976). Optimal error bounds for cubic spline interpolation. *Journal of Approximation Theory*, 16(2), 105-122.
- 103- Hamil, L., & Bell, F. G. (1986). *Groundwater Resource Development* (p. 344). Cambridge, Great Britain: The University Press. doi.org/10.1016/B978-0-408-01409-0.50008-8.
- 104- Hamlat, A., Tidjani, A. E. B., Yebdri, D., Errih, M., & Guidoum, A. (2014). Water quality analysis of reservoirs within Western Algeria catchment areas using water quality index CCME WQI. *Journal of Water Supply: Research and Technology—AQUA*, 63(4), 311-324.
- 105- Hamlat, A., & Guidoum, A. (2018). Assessment of groundwater quality in a semiarid region of Northwestern Algeria using water quality index (WQI). *Applied Water Science*, 8(8), 1-13.
- 106- Hanh, P., Sthiannopkao, S., Ba, D., Kim, K.W., 2011. Development of water quality indexes to identify pollutants in vietnam’s surface water. *Journal of Environmental Engineering* 137 (4), 273e283.
- 107- Harrison, R., Swift, R.S., Campbell, A.S. and Tonkin, P.J. “A study of two soil development sequences located in a montane area of Canterbury, New Zealand, I. Clay mineralogy and cation exchange properties”, *Geoderma*, Vol. 47, pp. 261-282, 1990.
- 108- Hastie, T. and Tibshirani, R., 1986. Generalized additive models. *Statistical Science*, 1, 297–310. doi:10.1214/ss/ 1177013604
- 109- Hatim Elhatip, M. and AydinKo, Mu. R. “Evaluation of water quality parameters for the Mamasin dam in Aksaray City in the central Anatolian part of Turkey by means of artificial neural networks”, *Environ Geol*, Vol. 53, pp. 1157-1164, 2008.
- 110- Helena, B., Pardo, R., Vega, M., Barrado, E., Fernandez, J., & Fernandez, L. (2000). Temporal evolution of groundwater composition in an alluvial aquifer (Pisuerga River, Spain) by principal component analysis. *Water Research*, 34(3), 807–816.
- 111- Hem, J. D. (1970). Study and interpretation of the chemical characteristics of natural water (No. 1473). US Government Printing Office.
- 112- Hendry, M.J. and Schwartz, F.W. “The chemical evaluation of groundwater in the Milk river aquifer, Canada”, *Groundwater*, Vol. 23, pp. 4-9, 1990.
- 113- Hicks, F. E., & Peacock, T. (2005). Suitability of HEC-RAS for flood forecasting. *Water Resources*, 30, 159–174.
- 114- Hiscock KM (2005) *Hydrogeology: principles and practice*. Wiley, New York, p 389 (ISBN: 978019857634)

- 115- Hoather, R. C. (1958). Increase of hardness by cation--exchange associated with the infiltration of seawater into Chalk under Woolwich and Reading Beds. *Journal of the Institute of Water Engineers*, 12, 83-92.
- 116- Holger, R., Maier and Graeme, C. Dandy “Neural networks for the prediction and forecasting of water sources variables: a review of modelling issues and applications”, *Environmental Modelling and Software*, Vol. 15, pp. 101-124, 2000.
- 117- Holger, R. Maier, Ashu Jain, Graeme, C. and Dandy, K.P. Sudheer “Methods used for the development of neural networks for the prediction of water resource variables in river systems: Current status and future directions”, *Environmental Modelling & Software*, Vol. 25, pp. 891-909, 2010.
- 118- Holmes, G., Donkin, A., & Witten, I. H. (1994, November). Weka: A machine learning workbench. In *Proceedings of ANZIIS'94-Australian New Zealand Intelligent Information Systems Conference* (pp. 357-361). IEEE.
- 119- Holnicki, P., Nahorski, Z., & Żochowski, A. (2000). Modelling of environment processes. *Wydawnictwo Wyższej Szkoły Informatyki Stosowanej i Zarządzania*.
- 120- Horton, R.K., 1965. An index number system for rating water quality. *Journal of Water Pollution Control Federation* 37 (3), 300e306.
- 121- Hossain, M., & Patra, P. K. (2020). Water pollution index – A new integrated approach to rank water quality. *Ecological Indicators*, 117(June), 106668. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106668>
- 122- Ho, T.K., 1998. The random subspace method for constructing decision forests. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20(8), 832-844.
- 123- Houria, B., Mahdi, K., & Zohra, T. F. (2020). Hydrochemical characterisation of groundwater quality: Merdja plain (Tebessa town, Algeria). *Civil Engineering Journal*, 6(2), 318-325.
- 124- Hu, C., Zhao, D., & Jian, S. (2021). *Corrected Proof 1* © 2021. 1–20. <https://doi.org/10.2166/ws.2021.082>
- 125- Hudson and Golding (1997) reported that bicarbonate, silica, calcium and sodium are derived from the weathering of plagioclase, while magnesium and potassium are derived from the relatively less weatherable feldspars.
- 126- Huiqun, M.A. and Ling, LIU. “Waterquality assessment using Artificial Neural Network”, *International Conference on Computer Science and Software Engineering*, pp. 13-15, 2008.
- 127- ISO 1885:2017. Corrosion of Metals and Alloys. Basic Terms and Definitions; ISO: Geneva, Switzerland, 1999.
- 128-** Iuppa, C., Cavallaro, L., Giarrusso, C., Musumeci, R. E., & Savasta, G. (2019, October). Coastal Flooding Risk Assessment Through Artificial Intelligence. In *Euro-Mediterranean Conference for Environmental Integration* (pp. 2005-2009). Springer, Cham.
- 129- Jain, N., Bhatia, A., Kaushik, R., Kumar, S., Joshi, H. C., & Pathak, H. (2005). Impact of post-methanation distillery effluent irrigation on groundwater quality. *Environmental monitoring and assessment*, 110(1-3), 243- 255.
- 130- James, A. N., & Kirkpatrick, I. M. (1980). Design of foundations of dams containing soluble rocks and soils. *Quarterly Journal of Engineering Geology and Hydrogeology*, 13(3), 189-198.

- 131- Jbilou, J. and El Adlouni, S., 2012. Generalized Additive Models in Environmental Health: A Literature Review, Novel Approaches and Their Applications in Risk Assessment, Dr. Yuzhou Luo (Ed.), InTech. doi:10.5772/ 38811
- 132- Karunanidhi, D., Vennila, G., Suresh, M., & Subramanian, S. K. Evaluation of the groundwater quality feasibility zones for irrigational purposes through GIS in Omalur Taluk, Salem District, South India. *Environmental Science and Pollution Research*, 20(10), 7320-7333. (2013).
- 133- Kateb, S., Baouia, K., Zegaite, R., & Mekhloufi, N. (2018). Experimental study iron removal groundwater South of Algeria (ILLIZI). *Research Journal of Pharmaceutical Biological and Chemical Science*, 9(2), 43-51.
- 134- Kawo, N. S., & Karuppattan, S. (2018). Groundwater quality assessment using water quality index and GIS technique in Modjo River Basin, central Ethiopia. *Journal of African Earth Sciences*, 147(January), 300–311. <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2018.06.034>
- 135- Khademian M, Zamani M, Ghafari F, Rahmi MR, Mohammadpour S. Evaluation of Corrosion and precipitation potential in Ghaemshahr, s Village Drinking Water. *Journal of Human and Environment*. 2016;14(4):1- 7.
- 136- Khaki, M., Yusoff, I., & Islami, N. (2015). Application of the artificial neural network and neuro-fuzzy system for assessment of groundwater quality. *CLEAN–Soil, Air, Water*, 43(4), 551-560.
- 137- Khan, T. A. (2011). Multivariate analysis of hydrochemical data of the groundwater in parts of Karwan-Sengar sub-basin, Central Ganga basin, India. *Global NEST Journal*, 13(3), 229–236.
- 138- Khedidja, A., & Boudoukha, A. (2013). Anthropogenic impact conditions on water quality in the alluvial aquifer of the region TADJENANET-CHELGHOUMLAID (EASTERN ALGERIA). *European Scientific Journal*, 9(21).
- 139- Kherif, Ferath, and Adeliya Latypova. Principal component analysis. *Machine Learning*. Academic Press, 209-225 (2020).
- 140- Kisi, O., & Ozkan, C. (2017). A New Approach for Modeling Sediment-Discharge Relationship: Local Weighted Linear Regression. *Water Resources Management*, 31(1), 1–23. <https://doi.org/10.1007/s11269-016-1481-9>
- 141- Klett, T. R., "Total Petroleum Systems of the Illizi Province, Algeria and Libya—Tanezzuft-Illizi." *US Geological Survey Bulletin* (2000).
- 142- Konhauser, K.O., Fyfe, W.S. and Kronberg, B.I. "Multi-element chemistry of some Amazonian waters and soils", *Chemical Geology*, Vol. 112, pp. 155-175, 1994.
- 143- KOUADRI, S., & Samir, K. (2020). Hydro-chemical study with geospatial analyzis of groundwater quality in ILLIZI region, south-eastern of ALGERIA. *Iranian Journal of Chemistry and Chemical Engineering (IJCCE)*.
- 144- Krauskopf, K. B. (1956). Dissolution and precipitation of silica at low temperatures. *Geochimica et Cosmochimica Acta*, 10(1-2), 1-26.
- 145- Kreitler, C. W., & Jones, D. C. (1975). Natural Soil Nitrate: The Cause of the Nitrate Contamination of Ground Water in Runnels County, Texas a. *Groundwater*, 13(1), 53-62.
- 146- Kuncheva, L.I., Rodríguez, J.J., Plumpton, C.O., Linden, D.E., Johnston, S.J.,

2010. Random subspace ensembles for fMRI classification. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 29(2), 531-542.
- 147- Kuo, Y. M., Liu, C. W., & Lin, K. H. (2004). Evaluation of the ability of an artificial neural network model to assess the variation of groundwater quality in an area of blackfoot disease in Taiwan. *Water research*, 38(1), 148-158.
- 148- Lachtermacher, G. and Fuller, J. D. "Back propagation in hydrological time series forecasting in stochastic and statistical methods in hydrology and environmental engineering", Kluwer Academy, Norwell Mass, Vol. 3, pp. 229-242, 1994.
- 149- Lai, C., Reinders, M. J., & Wessels, L. (2006). Random subspace method for multivariate feature selection. *Pattern recognition letters*, 27(10), 1067-1076.
- 150- Langelier W. F. The analytical control of anti-corrosion water treatment, *Journal of the American Water Works Association*, V28 #10, pp 1500-1521, 1936.
- 151- Langelier W. F. Chemical equilibria in water treatment, *Journal of the American Water Works Association*, V38 #2, pp 169-178, 1946.
- 152- LARSON T.E. & SKOLD R.V. Laboratory Studies Relating Mineral Quality of Water to Corrosion of Steel and Cast Iron (1958) Illinois State Water Survey, Champaign, IL pp. 43-46: ill. ISWS C-71.
- 153- Lawrence, A.R., Lloyd, J.W. and Marsh, J.M. "Hydrochemistry and groundwater mixing in part of the Lincolnshire limestones aquifer, England", *Groundwater*, Vol. 14, pp. 36-44, 1976.
- 154- Li, C., 1993. *Zhongguo Nuanjing Kexue* (Chinese) 13, 63.
- 155- Li, D., & Liu, S. (2019). Prediction of Water Quality. *Water Quality Monitoring and Management*, 161–197. doi:10.1016/b978-0-12-811330-1.00005-3
- 156- Li, P., He, S., Yang, N., & Xiang, G. (2018). Groundwater quality assessment for domestic and agricultural purposes in Yan'an City, northwest China: implications to sustainable groundwater quality management on the Loess Plateau. *Environmental Earth Sciences*, 77(23), 1–16. <https://doi.org/10.1007/s12665-018-7968-3>
- 157- Liong, S.Y., Lim, W.H. and Paudyal, G. "Real time river stage forecasting for flood Bangladesh: neural network approach", *Journal of Computing in Civil Engineering ASCE*, Vol. 14, No. 1, pp. 1-8, 1999.
- 158- Liu F, Song XF, Yang LH, Han DM, Zhang YH, Ma Y, Bu HM (2015) The role of anthropogenic and natural factors in shaping the geochemical evolution of groundwater in the Subei Lake basin, Ordos energy base. Northwest. China. *Sci Total Environ* 538:327–340
- 159- Loecke, T. D., Burgin, A. J., Riveros-Iregui, D. A., Ward, A. S., Thomas, S. A., Davis, C. A., & Clair, M. A. S. (2017). Weather whiplash in agricultural regions drives deterioration of water quality. *Biogeochemistry*, 133(1), 7-15.
- 160- Luo, X., Lin, F., Chen, Y., Zhu, S., Xu, Z., Huo, Z., ... & Peng, J. (2019). Coupling logistic model tree and random subspace to predict the landslide susceptibility areas with considering the uncertainty of environmental features. *Scientific reports*, 9(1), 1-13.
- 161- M. A. Abbas, N. Benblidia and N. E. Bachari, "A Multi-Level Fusion Approach for Climate Variation Study using Multi-Source Data — Case Study: Algeria," 2019 IEEE/ACS 16th International Conference on Computer Systems and Applications (AICCSA), 2019, pp. 1-7, doi: 10.1109/AICCSA47632.2019.9035297.

- 162- Mafia, J. Diamantopoulou, Dimitris M., Papamichail and Vassilis, Z. Antonopoulos. "The use of a Neural Network technique for the prediction of water quality parameters", *Operational Research An International Journal*, Vol. 5, No. 1, pp. 115-125, 2005.
- 163- Makarynskyy, O. "Improving wave predictions with artificial neural networks", *Ocean Engineering*, Vol. 31, pp. 709-724, 2004.
- 164- Malone, B. P., Styc, Q., Minasny, B., & McBratney, A. B. (2017). Digital soil mapping of soil carbon at the farm scale: A spatial downscaling approach in consideration of measured and uncertain data. *Geoderma*, 290, 91–99. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2016.12.008>
- 165- Mandel, S. (2012). *Groundwater resources: investigation and development*. Elsevier.
- 166- Manoj Khandelwal and Singh, T.N. "Prediction of mine water quality by physical parameters", *Journal of Scientific and Industrial Research*, Vol. 64, pp. 564-570, 2005
- 167- Maskooni, E.K.; Naseri-Rad, M.; Berndtsson, R.; Nakagawa, K. Use of Heavy Metal Content and Modified Water Quality Index to Assess Groundwater Quality in a Semiarid Area. *Water* 12, 1115 (2020).
- 168- McCullagh, P. and Nelder, J.A., 1989. *Generalized linear models*. London: CRC press.
- 169- McCulloch WS, Pitts WH. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bull Math Biophys* 5, 115–133 (1943).
- 170- Mekhloufi, N., Kateb, S., Baouia, K., & Zegait, R. (2020). Study of the physico-chemical quality of the groundwater of the lower Devonian aquifer in the illizi region (Algeria). *Journal of Fundamental and Applied Sciences*, 12(1S), 378-391.
- 171- Millette, J. R., Hammonds, A. F., Pansing, M. F., Hansen, E. C., & Clark, P. J. (1980). Aggressive water: Assessing the extent of the problem. *Journal-American Water Works Association*, 72(5), 262-266.
- 172- Mingzhu, L., Seyf-Laye, A. S. M., Ibrahim, T., Gbandi, D. B., & Honghan, C. (2014). Tracking sources of groundwater nitrate contamination using nitrogen and oxygen stable isotopes at Beijing area, China. *Environmental earth sciences*, 72(3), 707-715.
- 173- Montanari, A. (2004). Uncertainty assessment in rainfall-runoff modeling: A review in the workshop: Statistical and Mathematical Methods for Hydrological analysis.
- 174- Muhammad Ali Shamim, Ghumman A.R. and Usman Ghani. "Forecasting groundwater contamination using Artificial Neural Networks", *International Conf. on Water Resources and Arid Environment*, pp. 1-8, 2004.
- 175- Muir, D.C.G. and Baker, B.E. "The disappearance and movement of three triazine herbicides and several of their degradation products in soil under field conditions", *Weed Research*, Vol. 18, pp. 111-120, 1978.
- 176- Mukate, S., Wagh, V., Panaskar, D., Jacobs, J. A., & Sawant, A. (2019). Development of new integrated water quality index (IWQI) model to evaluate the drinking suitability of water. *Ecological Indicators*, 101(January), 348–354.

- <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2019.01.034>
- 177- Muttil, N. and Chau, K.W. “Neural network and genetic programming for modelling coastal algal blooms”, *International Journal of Environment and Pollution*, Vol. 28, No. 3/4, pp. 223-238, 2006.
- 178- N-72/C-04609. Water and Sewage. Initial Qualitative Assessment of the Corrosive Effect of Cold Natural Waters on Pipes Made of Cast Iron, Ordinary or Galvanized Steel. Available online: <https://sklep.pkn.pl/> (accessed on 29 June 2019).
- 179- Najah, A., Elshafie, A., Karim, O. A., & Jaffar, O. (2009). Prediction of Johor River water quality parameters using artificial neural networks. *European Journal of scientific research*, 28(3), 422-435.
- 180- Nemčić-Jurec, J., & Jazbec, A. (2017). Point source pollution and variability of nitrate concentrations in water from shallow aquifers. *Applied Water Science*, 7(3), 1337-1348.
- 181- Nemečić-Jurec, J., Sudhir K. S., Anamarija J., Sandeep K. G., Ivan K. Hydrochemical investigations of groundwater quality for drinking and irrigational purposes: two case studies of Koprivnica-Kriz ˘evci County (Croatia) and district Allahabad (India). *Sustain. Water Resour. Manag.* 5(2) 467-490 (2019).
- 182- Nemerow, N.L., Sumitomo, H., 1970. Benefits of Water Quality Enhancement, Report No. 16110 DAJ, prepared for the U.S. Environmental Protection Agency. December 1970. Syracuse University, Syracuse, NY.
- 183- Nguyen, T.H.; Helm, B.; Hettiarachchi, H.; Caucci, S.; Krebs, P. Quantifying the Information Content of a Water Quality Monitoring Network Using Principal Component Analysis: A Case Study of the Freiburger Mulde River Basin, Germany. *Water* 12, 420 (2020).
- 184- Ophori, D.U. and Toth, J. “Characterisation of groundwater flow by field mapping and numerical simulation-Ross Creek Basin, Alberta, Canada”, *Groundwater*, Vol. 22, No. 2, pp. 193-201, 1989.
- 185- Organization, W.H., *Guidelines for Drinking-Water Quality: Recommendations*, vol. 1, World Health Organization, Geneva, 2004.
- 186- Patil, V. B. B., Pinto, S. M., Govindaraju, T., Hebbalu, V. S., Bhat, V., & Kannanur, L. N. (2020). Multivariate statistics and water quality index (WQI) approach for geochemical assessment of groundwater quality—a case study of Kanavi Halla Sub-Basin, Belagavi, India. *Environmental geochemistry and health*, 42(9), 2667-2684.
- 187- Peng, R.D. and Dominici, F., 2008. *Statistical methods for environmental epidemiology with R. R: A Case Study in Air Pollution and Health* (Springer). doi:10.1007/978-0-387-78167-9
- 188- Pham, B. T., Tien Bui, D., Prakash, I., & Dholakia, M. B. (2017). Hybrid integration of Multilayer Perceptron Neural Networks and machine learning ensembles for landslide susceptibility assessment at Himalayan area (India) using GIS. *Catena*, 149, 52–63. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2016.09.007>
- 189- Politano, M., Haque, M. M., & Weber, L. J. (2008). A numerical study of the temperature dynamics at McNary Dam. *Ecological Modelling*, 212(3–4), 408–421. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2007.10.040>
- 190- Prati, L., Pavanello, R., Pesarin, F., 1971. Assessment of surface water quality by a single index of pollution. *Water Research* 5, 741e751.

- 191- Praus, P. Principal Component Weighted Index for Wastewater Quality Monitoring. *Water* 11, 2376 (2019).
- 192- Puckorius R. and Brooke J. M. A new practical index for calcium carbonate scale prediction in cooling systems, *Corrosion*, pp 280-284, April 1991.
- 193- Qasim, S.R., Edward, M.M. and Guany, Z. (2000) Planning, Design, and Operation. Prentice Hall PTR. Upper Saddle River, NJ07458.
- 194- Quinlan JR (1992) Learning with continuous classes. In: Adams S (ed) Proceedings of AI'92. World Scientific, Singapore, pp 343–348
- 195- Rachedi, L. H., & Amarchi, H. (2015). Assessment of the water quality of the Seybouse 195- River (north-east Algeria) using the CCME WQI model. *Water Science and Technology: Water Supply*, 15(4), 793-801.
- 196- Raghunath, H.M., 1987. Groundwater. 2nd ed. New Delhi: Wiley Eastern Ltd., 344–369.
- 197- Rahman, A.S.; Rahman, A. Application of Principal Component Analysis and Cluster Analysis in Regional Flood Frequency Analysis: A Case Study in New South Wales, Australia. *Water* 12, 781 (2020).
- 198- Reckhow, K.H. “Water quality prediction and probability network models”, *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, Vol. 56, pp. 1150-1158, 1999.
- 199- Reyes-Toscano, C.A.; Alfaro-Cuevas-Villanueva, R.; Cortés-Martínez, R.; Morton-Bermea, O.; Hernández-Álvarez, E.; Buenrosto-Delgado, O.; Ávila-Olivera, J.A. Hydrogeochemical Characteristics and Assessment of Drinking Water Quality in the Urban Area of Zamora, Mexico. *Water* 12, 556 (2020).
- 200- River water quality modeling: II. Problems of the Art. IAWQ Biennial International Conference, Vancouver, British Columbia, Canada.
- 201- Robinson GR Jr, Ayotte JD (2006) The influence of geology and land use on arsenic in stream sediments and ground waters in New England, USA. *Appl Geochem* 21:1482–1497
- 202- Rode, M., Arhonditsis, G., Balin, D., Kebede, T., Krysanova, V., Van Griensven, A., & Van Der Zee, S. E. (2010). New challenges in integrated water quality modelling. *Hydrological Processes*, 24(24), 3447–3461. <https://doi.org/10.1002/hyp.7766>
- 203- Rode, M., & Suhr, U. (2007). Uncertainties in selected river water quality data. *Hydrology and Earth System Sciences*, 11(2), 863–874. <https://doi.org/10.5194/hess-11-863-2007>.
- 204- Rossman, L.A., 2010. Storm water management model user’s manual, version 5.0. National Risk
- 205- Ryznar J. W. A new index for determining amount of scale formed in water, *Journal of the American Water Works Association*, V36 #2, pp 472-486, 1949.
- 206- Said, A., Stevens, D.K., Sehlke, G., 2004. An innovative index for evaluating water quality in streams. *Environmental Management* 34 (3), 406e414
- 207- Sahoo, G. B., Ray, C., & Wade, H. F. (2005). Pesticide prediction in ground water in North Carolina domestic wells using artificial neural networks. *Ecological Modelling*, 183(1), 29-46.

- 208- Sahoo, S., Russo, T. A., Elliott, J., & Foster, I. (2017). Machine learning algorithms for modeling groundwater level changes in agricultural regions of the US. *Water Resources Research*, 53(5), 3878-3895.
- 209- Sahu, M., Mahapatra, S.S., Sahu, H.B. et al. Prediction of Water Quality Index Using Neuro Fuzzy Inference System. *Water Qual Expo Health* 3, 175–191 (2011). <https://doi.org/10.1007/s12403-011-0054-7>
- 210- Saleh, H. N., Valipoor, S., Zarei, A., Yousefi, M., Asghari, F. B., Mohammadi, A. A., ... & Khaneghah, A. M. (2020). Assessment of groundwater quality around municipal solid waste landfill by using Water Quality Index for groundwater resources and multivariate statistical technique: a case study of the landfill site, Qaem Shahr City, Iran. *Environmental geochemistry and health*, 42(5), 1305-1319.
- 211- Sartor, J.D., Boyd, G.B., Agardy, F.J., 1974. Water Pollution Aspects of Street Surface Contaminants. *J. Water Pollut. Control Fed.* 46, 458–467.
- 212- Sanjay kumar “Correlations among water quality parameters for ground water in Barmer district”, *Indian Journal of Environmental Protection* Vol. 13, No. 7, pp. 487-489, 1993.
- 213- Sargoankar, A., Deshpande, V., 2003. Development of an overall index of pollution for surface water based on a general classification scheme in Indian context. *Environmental Monitoring and Assessment* 89, 43e67.
- 214- Satish, B., Swarup, K.S., Srinivas, S. and Hanumantha, Rao A. “Effect of temperature on short term load forecasting using an integrated ANN”, *Electric Power Systems Research*, Vol. 72, pp. 95-101, 2004.
- 215- Sawyer, C. N., & McCarty, P. L. (1967). *Chemistry for sanitary engineers*.
- 216- Schizas, C.N., Patticijis, C.S. and Michaclides, S.C. “Forecasting minimum temperature with short time length data using artificial neural network”, *Neural Network World*, Vol. 4, No. 2, pp.209-219, 1994.
- 217- Sebei A, Slama A and Helali M. A. Hydrochemical characterization and geospatial analysis of groundwater quality in Cap Bon region, northeastern Tunisia *Environ. Earth. Sci. (EES)* 77 (15) 1-18 (2018).
- 218- Seifi, A., Dehghani, M., & Singh, V. P. Uncertainty analysis of water quality index (WQI) for groundwater quality evaluation: Application of Monte-Carlo method for weight allocation. *Ecological Indicators*, 117 (2020), 106653.
- 219- Shanahan, P., Henze, M., Koncsos, L., Rauch, W., Reichert, P., Somlyódy, L., & Vanrolleghem, P. (1998).
- 220- Sharma, M. K., & Kumar, M. (2020). Sulphate contamination in groundwater and its remediation: an overview. *Environmental monitoring and assessment*, 192(2), 1-10.
- 221- Shyue, S.-W., Lee, C.-L., Chen, H.-C., 1996. Approach to a coastal water quality index for Taiwan 904e907.
- 222- Smith, D. B., Downing, R. A., Monkhouse, R. A., Otlet, R. L., & Pearson, F. J. (1976). The age of groundwater in the Chalk of the London Basin. *Water Resources Research*, 12(3), 392-404.
- 223- Sihag, P., Angelaki, A., & Chaplot, B. (2020). Estimation of the recharging rate of groundwater using random forest technique. *Applied Water Science*, 10(7), 1–11.

- <https://doi.org/10.1007/s13201-020-01267-3>
- 224- Sihag, P., Mohsenzadeh Karimi, S., & Angelaki, A. (2019). Random forest, M5P and regression analysis to estimate the field unsaturated hydraulic conductivity. *Applied Water Science*, 9(5), 1–9. <https://doi.org/10.1007/s13201-019-1007-8>
- 225- Singh, B., Sihag, P., & Singh, K. (2017). Modelling of impact of water quality on infiltration rate of soil by random forest regression. *Modeling Earth Systems and Environment*, 3(3), 999–1004. <https://doi.org/10.1007/s40808-017-0347-3>
- 226- Singh, C. K., Shashtri, S., & Mukherjee, S. (2011). Integrating multivariate statistical analysis with GIS for geochemical assessment of groundwater quality in Shiwaliks of Punjab, India. *Environmental Earth Sciences*, 62(7), 1387–1405.
- 227- Singh SK, Srivastava PK, Pandey AC, Gautam SK (2013a) Integrated assessment of groundwater influenced by a confluence river system: concurrence with remote sensing and geochemical modelling. *Water Resour Manag* 27:4291–4313
- 228- Singh SK, Srivastava PK, Pandey AC (2013b) Fluoride contamination mapping of groundwater in Northern India integrated with geochemical indicators and GIS. *Water Sci Technol Water Supply* 13:1513–1523
- 229- Singh, K. P., Basant, A., Malik, A., & Jain, G. (2009). Artificial neural network modeling of the river water quality—a case study. *Ecological Modelling*, 220(6), 888–895.
- 230- Smith, D.G., 1990. A better water quality indexing system for rivers and streams. *Water Research* 24 (10), 1237e1244
- 231- Stolarska, A. Z., & Skrzypski, J. (2012). Review of mathematical models of water quality. *Ecol Chem Eng S*, 19 (2). <https://doi.org/10.2478/v10216-011-0015-x>
- 232- Stoner, J.D., 1978. Water-quality indices for specific water uses. *Us Geol. Surv. Circ.* (770).
- 233- Sundarambal Palani, Shie-Yui Liong, and Pavel Tkalich “An ANN application for water quality forecasting”, *Marine Pollution Bulletin*, Vol. 56 pp. 1586–1597, 2008.
- 234- Szabolcs, I. "The influence of irrigation water of high sodium carbonate content on soils." *Agrokémia és talajtan* 13.sup (1964): 237-246.
- 235- The MathWorks (February 2020). "Company Overview"
- 236- Thorne, D. W., & Peterson, H. B. (1954). *Irrigated Soils, their fertility and management*. The Blakistan Company. *Inc. Toronto*.
- 237- Tiouiouine, A.; Yameogo, S.; Valles, V.; Barbiero, L.; Dassonville, F.; Moulin, M.; Bouramtane, T.; Bahaj, T.; Morarech, M.; Kacimi, I. Dimension Reduction and Analysis of a 10-Year Physicochemical and Biological Water Database Applied to Water Resources Intended for Human Consumption in the Provence-Alpes-Côte d’Azur Region, France. *Water* 12, 525 (2020).
- 238- Tiri, A., Lahbari, N. & Boudoukha, A. Assessment of the quality of water by hierarchical cluster and variance analyses of the Koudiat Medouar Watershed, East Algeria. *Appl Water Sci* 7, 4197–4206 (2017). <https://doi.org/10.1007/s13201-014-0261-z>
- 239- Todd, D.K., 1995. *Groundwater hydrology*. 3rd ed. New York: John Wiley and Sons Publications.

- 240- Touhari, F., Meddi, M., Mehaiguen, M., & Razack, M. (2015). Hydrogeochemical assessment of the upper cheliff groundwater (North West Algeria). *Environmental Earth Sciences*, 73(7), 3043-3061.
- 241- Towfiqul Islam, A. R. M., Talukdar, S., Mahato, S., Kundu, S., Eibek, K. U., Pham, Q. B., Kuriqi, A., & Linh, N. T. T. (2021). Flood susceptibility modelling using advanced ensemble machine learning models. *Geoscience Frontiers*, 12(3). <https://doi.org/10.1016/j.gsf.2020.09.006>
- 242- Trevett, A. F., Carter, R. C., & Tyrrel, S. F. (2005). Mechanisms leading to post-supply water quality deterioration in rural Honduran communities. *International journal of hygiene and environmental health*, 208(3), 153-161.
- 243- Uddin, M. G., Nash, S., & Olbert, A. I. (2021). A review of water quality index models and their use for assessing surface water quality. *Ecological Indicators*, 122, 107218. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.107218>
- 244- UNESCO. (2005). Water resources systems planning and management. Retrieved August 5, 2019.
- 245- Vahidnia Mohammad, H., Alesheikh Ali, A. and Abbas Alimohammadi Farhad Hosseinali "A GIS-based neuro-fuzzy procedure for integrating knowledge and data in landslide susceptibility mapping", *Computers and Geosciences*, Vol. 36, No. 9, pp. 1101-1114, 2010.
- 246- Valentini, M., dos Santos, G. B., & Muller Vieira, B. (2021). Multiple linear regression analysis (RLM) applied for modeling a new WQI equation for monitoring the water quality of Mirim Lagoon, in the state of Rio Grande do Sul—Brazil. *SN Applied Sciences*, 3(1), 1–11. <https://doi.org/10.1007/s42452-020-04005-1>
- 247- Varma, S., & Vijayan, N. Prediction of Fecal Coliform Concentration in Surface Water Using Artificial Neural Network, 10th National Conference on Technology Trends (NCTT09) 6-7 Nov. 2009
- 248- Viet, N.T., Bhargava, D.S., 1989. *Indian J. Environ. Health* 31, 321.
- 249- Wagh, S.P. and Shrivastava, V.S. "Relation between COD and BOD in sewage and ground water samples aroun Nasik City", *Indian Journal of Environmental Protection*, Vol. 27, No. 2, pp. 165-167, 2007.
- 250- Walker, R. (1978). *Water supply, treatment and distribution*. Prentice-Hall.
- 251- Walski, T.M., Parker, F.L., 1974. Consumers water quality index. *Asce j environ. eng. div. 100 (EE3)*, 593e611.
- 252- Wang, G., Ma, J., 2011. Study of corporate credit risk prediction based on integrating boosting and random subspace. *Expert Systems with Applications*, 38(11), 13871-13878.
- 253- Wang, J. Q., Zhong, Z., & Wu, J. (2004). Steam water quality models and its development trend. *Journal of Anhui Normal University (Natural Science)*, 27(3), 243–247.
- 254- Wang, Q., Li, S., Jia, P., Qi, C., & Ding, F. (2013). A review of surface water quality models. *The Scientific World Journal*, 231768. Retrieved August 14, 2019, from <https://doi.org/10.1155/2013/231768>
- 255- Witten, Ian H.; Frank, Eibe; Hall, Mark A.; Pal, Christopher J. (2011). "Data Mining: Practical machine learning tools and techniques, 3rd Edition". Morgan Kaufmann, San Francisco (CA). Retrieved 2011-01-19.

- 256- Wen, C. G and Lee, C.S. "A neural network approach to multi objective optimization for water quality mangement in a river basin", *Wat.Resourcres Res.*, Vol. 34, No. 3, pp. 427-436, 1998.
- 257- Weyl, P. K. (1958). The solution kinetics of calcite. *The Journal of Geology*, 66(2), 163-176.
- 258- White, D. E., Hem, J. D., & Waring, G. S. (1963). Chemical composition of subsurface waters (No. 440-F).
- 259- Williams, M., Kattelman, R. and Melack, J. "Groundwater contributions to the hydrochemistry of an Alpine basin' *Hydrology in Mountainous Regions I – Hydrological Measurements; the Water Cycle, Proceedings of two Lausanne Symposia*", August 1990, IAHS Publication No.193, pp. 741-748, 1990.
- 260- World Health Organization. "Guidelines for drinking-water quality: first addendum to the fourth edition." (2017).
- 261- Xiang, X., Li, Q., Khan, S., & Khalaf, O. I. (2021). Urban water resource management for sustainable environment planning using artificial intelligence techniques. *Environmental Impact Assessment Review*, 86, 106515.
- 262- Yan, H., Zou, Z., & Wang, H. (2010). Adaptive neuro fuzzy inference system for classification of water quality status. *Journal of Environmental Sciences*, 22(12), 1891-1896.
- 263- Yaseen, Z.M., Ramal, M.M., Diop, L. et al. Hybrid Adaptive Neuro-Fuzzy Models for Water Quality Index Estimation. *Water Resour Manage* 32, 2227–2245 (2018). <https://doi.org/10.1007/s11269-018-1915-7>
- 264- Yin, W., Wu, J., Li, P., Wang, X., Zhu, N., Wu, P., & Yang, B. (2012). Experimental study of zero-valent iron induced nitrobenzene reduction in groundwater: the effects of pH, iron dosage, oxygen and common dissolved anions. *Chemical Engineering Journal*, 184, 198-204.
- 265- Zaheer and Bai C.G. "Application of Artificial Neural Network for water quality management", *Lowland Technology International*, Vol. 5, No. 2, pp. 10-15, 2003.
- 266- Zhang, Z.; Zhang, W.; Hu, X.; Li, K.; Luo, P.; Li, X.; Xu, W.; Li, S.; Duan, C. Evaluating the Efficacy of Point-of-Use Water Treatment Systems Using the Water Quality Index in Rural Southwest China. *Water* 12, 867 (2020).
- 267- Zheng, C., & Gordon, B. (1995). *Applied contaminant transport modelling*. Van Nostrand Reinhold, New York.