

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université A.MIRA-BEJAIA



جامعة بجاية
Tasdawit n Bgayet
Université de Béjaïa

Faculté Technologie
Département Hydraulique

THÈSE

Présentée par
FARTAS Fadhila

Pour l'obtention du grade de

DOCTEUR EN SCIENCES

Filière : Hydraulique

Option : Hydraulique générale

Thème

**QUALITE DES EAUX-ANALYSE STATISTIQUE DES
PARAMETRES DE POLLUTION DES LACS DE BARRAGES**
Étude de quelques exemples de l'Est algérien

Soutenue le : 07/12/ 2023

Devant le Jury composé de :

| Nom et Prénom | Grade | | |
|-------------------|------------|------------------------|---------------|
| Mr BERREKSI Ali | Professeur | Univ. de Bejaia | Président |
| Mr REMINI Boualem | Professeur | Univ. de Blida 1 | Rapporteur |
| Mr MAROUF Nadir | Professeur | Univ. d'Oum El Bouaghi | Co-Rapporteur |
| Mr IKNI Tahar | MCA | Univ. de Bejaia | Examineur |
| Mr BENZERRA Abbas | MCA | Univ. de Bejaia | Examineur |
| Mr ZEROUAL Ayoub | MCA | ENSH de Blida | Examineur |

Année Universitaire : 2023/2024

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail à mes très chers parents qui sont la lumière de ma vie.

Ma mère, qui a œuvré pour ma réussite, par son amour, tous les sacrifices consentis et ses précieux conseils, pour toute son assistance et sa présence dans ma vie ; mon père, qui peut être fier de trouver ici le résultat de longues années de sacrifices et de privations pour m'aider à avancer dans ma vie. Merci pour l'éducation et le soutien permanents de votre part ; et je le dédie à mes très chers frères Raouf, Hassen et Nasredinne qui m'ont aidé et qui sont toujours présents à mes côtés. Ma très chère sœur Imen, qui m'a soutenue affectivement tout le long de ma formation. À mes bien-aimées Imen, Sonad, Zyneb Somia et Khawla. À toute ma famille du grand au petit, à tous ceux qui ont contribué à ma réussite de près ou de loin. Je dédie également ce travail à celui qui a cru en moi avant que je ne crusse en moi-même, il m'a donc encouragé lorsque j'étais au plus mal et a cultivé l'envie d'exceller et d'aller le plus loin possible dans la science et l'apprentissage. Merci, mon professeur, Sekiou Fateh.

Fadhila

Remerciements

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

Cette thèse est le fruit de labeur de huit 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 à Oum El Bouaghi qu'à Bejaia.

Je remercie mon encadreur Monsieur Remini Boualem, Professeur à la Faculté de Technologie à l'Université Blida 1, qui m'a fait l'honneur d'accepter de diriger cette thèse.

Mon co-encadreur Monsieur Marouf Nadir, Professeur à la faculté des Sciences et sciences Appliquées à l'université d'Oum- El- Bouaghi. Pour leur thème de recherche

Je remercie également

Monsieur SekiouFateh, maître de-conférences A à l'université d'Oum- El- Bouaghi pour tous ses efforts et sa grande contribution à l'élaboration de ce travail

Monsieur Berreksi Ali, Professeur à la faculté de technologie à l'Université de Bejaia pour ses efforts, ses conseils, sa disponibilité et sa grande qualité humaine

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 lakhel Mousa, Dr Mokhtari Elhaj, Dr Rhmani et le Pr Huichi Larbi et mes amis pour l'aide et l'encouragement qu'ils m'ont accordés durant mon parcours et pour leur grande qualité humaine et professionnelle qui m'a été d'un grand concours.

Je suis très reconnaissante envers tous mes collègues de la formation doctorale, tout l'effectif du département d'hydraulique de l'université de Bejaia ainsi que tout le personnel de l'ANRH pour leurs accueils et services.

Enfin, je m'excuse auprès de tous ceux qui n'ont pas trouvé leurs noms mentionnés ici et sachez que même si ce document est restreint pour mentionner tout le monde, votre souvenir restera gravé dans mon cœur à vie.

Merci à vous tous

Fadhila

Table des matières

| | |
|---------------------------------|---|
| Listes des figures..... | |
| Liste des tableaux..... | |
| Liste des syboles utilisés..... | |
| Introduction générale | 1 |

Chapitre I : Synthèse bibliographique

| | |
|--|----|
| I.1. Introduction | 4 |
| I.2. Hydrochimie des eaux | 4 |
| I.3. Méthodes d'analyses statistiques..... | 6 |
| I.4. Indices de qualité de l'eau basés principalement sur les caractéristiques physico-chimiques | 9 |
| I.5. Modélisation à l'aide des méthodes d'intelligence artificielle | 15 |
| I.6. Conclusion | 18 |

Chapitre II : Présentation de la zone d'étude

| | |
|--|----|
| II.1.Introduction | 20 |
| II.2. Cadre géographique | 20 |
| II.3. Aspect géologique | 21 |
| II.4. Topographique et morphologie du bassin versant..... | 23 |
| II.6. La pluviométrie | 26 |
| II.7. Climat | 26 |
| II.8. Hydrologie..... | 27 |
| II.9.réseau hydrographique | 27 |
| II.10. Agriculture | 29 |
| II.12. Présentation de quelques barrages du bassin Côtiers Constantinois | 29 |
| II-12.1. Description des données | 29 |
| II.12.2. barrage de Cheffia | 30 |
| II.12.2.1.Historique | 30 |
| II.12.2.2.Situation géographique | 31 |
| II.12.2.3. Caractéristiques du barrage de Cheffia | 31 |
| II.12.2.4. Bassin versant de Bounamoussa | 31 |
| II.12.2.4.1. Situation géographique du bassin versant de Bounamoussa..... | 31 |
| II.12.2.4.2. Caractéristique morpho métrique du bassin..... | 31 |
| II.12.2.5. Caractéristiques hydrographiques | 32 |

| | |
|---|----|
| II.12.3. Barrage Zit Emba..... | 33 |
| II.12.3.1. Situation géographique | 33 |
| II.12.4. Barrage Guenitra..... | 35 |
| II.12.4.1. Présentation du barrage..... | 35 |
| II.12.5. barrage Mexa | 38 |
| II.12.5.1. Situation géographique du barrage | 38 |
| II.12.5.2. Situation géographique du bassin Bougous | 40 |
| II.12.6. barrage Zardezas | 40 |
| II.12.6.1. Présentation du bassin Zardezas | 40 |
| II.12.6.2. Caractéristique du barrage Zardezas..... | 41 |
| II.12.7. barrage Bni Zid | 42 |
| II.12.8. barrage El Agreme | 43 |
| II.13. Conclusion..... | 44 |

Chapitre III : Matériels et méthodes

| | |
|--|----|
| III.1 Introduction..... | 47 |
| III.2. Validité des données | 47 |
| III-3. Traitement des résultats | 47 |
| III-3.1. Définitions et caractéristiques des variables aléatoires | 47 |
| III.3.2. Relations entre variables aléatoires | 48 |
| III.3.3. Test de signification pour ajuster la régression | 49 |
| III.4. L'analyse en composantes principales (ACP) | 49 |
| III.4.1. Principe de l'analyse en composantes principales..... | 50 |
| III.4.1.1. La méthode | 50 |
| III.4.1.2. Les résultats | 51 |
| III.5. Les logiciels statistiques SPSS et R..... | 52 |
| III.6. Méthodes d'évaluations de la qualité des eaux..... | 53 |
| III.6.1. Application du système d'évaluation de la qualité des cours d'eau (SEQ)..... | 53 |
| III.6.1.1. Méthodologie de classification..... | 53 |
| III.6.2. Utilisation de la moyenne mobile arithmétique pour déterminer les tendances de la qualité des eaux..... | 55 |
| III.6.3. Les approches de calcul de l'Indice de qualité de l'eau | 55 |
| III.6.3.1. Indice arithmétique pondérée | 55 |
| III.6.3.2. Indice de la National Sanitation Foundation (NSFWQI) | 56 |
| III.6.3.3. L'indice du Conseil Canadien des Ministères de l'Environnement (CCMEWQI) | 57 |

| | |
|---|----|
| III.7. Développement de nouvel indice le WQI régularisé, indice basé sur les composantes principales (RWQI) | 59 |
| III.8. Modélisation : | 60 |
| III.8.1. Réseaux de neurones artificiels ANN..... | 60 |
| III.8.1.1. Fonctions d'activation | 62 |
| III.8.1.2. Architectures de réseau..... | 62 |
| III.8.1.3. Nombre de couches..... | 62 |
| III.8.1.4. Nombre des nœuds..... | 64 |
| III.8.1.5. Structuration des données | 64 |
| III.8.1.6 Les Indicateur de performance statistique du modèle | 65 |
| III.8.1.7 L'approche de validation du modèle approprié..... | 65 |
| III.9.1 Langage de programmation | 66 |
| III.10. Conclusion | 66 |

Chapitre IV : Analyse exploratoire des données

| | |
|---|-----|
| IV.1.Introduction..... | 67 |
| IV.2.Analyse des données..... | 67 |
| IV.2.1. Analyse uni variée..... | 67 |
| IV.2.1.1. Etude de normalité et homogénéité des données | 68 |
| IV.2.1.2. Analyse de boîte de dispersion « boite à moustache »..... | 70 |
| IV.2.2. Analyse bi variée | 83 |
| IV.3. Analyse multidimensionnelle..... | 87 |
| IV.3.1 Analyse en composantes principales..... | 87 |
| IV.3.1.1. Mesure de l'adéquation de l'échantillonnage (KMO) et test de sphéricité de Bartlett | 88 |
| IV.3.1.2. Nombre de composantes principales à retenir (Choix de la méthode d'extraction) | 88 |
| IV.3.1.3. Valeur propre, variance expliquée et choix de nombre de facteurs | 89 |
| IV.3.1.4. Diagramme d'éboulis | 90 |
| IV.3.1.5. Examen de la matrice des composantes (sans rotation)..... | 90 |
| IV.3.1.6. Examen de la matrice des composantes après rotation..... | 93 |
| IV.3.1.7. Présentation des individus dans le plan principal 1-2..... | 94 |
| IV.3.1.8. Examen de la projection des variables sur le plan principal 1-2 | 94 |
| IV.3.1.9. Examen de la projection des variables sur les plans principaux (2-3) et (3-4)..... | 97 |
| IV.4 Analyse de classification de cluster | 98 |
| IV.5. Analyse multidimensionnelle des variables retenus | 99 |
| IV.6.Conclusion | 103 |

Chapitre V : Evaluation de la qualité de l'eau

| | |
|--|-----|
| V.1.Introduction | 105 |
| V.2. Application du système d'évaluation de la qualité des cours d'eau (SEQ) | 105 |
| V.2.1. Classification des barrages et oueds étudiés par paramètres | 105 |
| V.2.1.1. <i>Qualité physique</i> | 107 |
| V.2.1.2. <i>Qualité minérale</i> | 108 |
| V.2.1.3. <i>Qualité organique</i> | 109 |
| V.2.1.4. <i>Qualité d'azote</i> | 109 |
| V.2.1.5. <i>Qualité du phosphore</i> | 110 |
| V.3. Utilisation de la moyenne mobile arithmétique pour déterminer les tendances de la qualité des eaux superficielles | 111 |
| V.3.1. La tendance du DBO ₅ | 111 |
| V.3.2. La tendance de la DCO | 112 |
| V.3.3. La tendance du NO ₃ | 113 |
| V.3.4. La tendance de NO ₂ | 115 |
| V.3.5. La tendance de l'O ₂ _{dissous} | 116 |
| V.3.6. La tendance de MES | 117 |
| V.3.7. La tendance du SO ₄ | 118 |
| V.3.8. La tendance du PO ₄ | 119 |
| V.3.9. La tendance de la Conductivité | 120 |
| V.4. Evaluation de la qualité des eaux par le calcul des WQIAP, WQINSF, WQICCME et WQIR | 121 |
| V.4.1. Sélection des paramètres | 122 |
| V.4.2. Calcul des indices de la qualité des eaux | 122 |
| V.4.2.1. Calcul de l'indice de la qualité Arithmétique pondéré WQIAP | 122 |
| V.4.3. Comparaison entre les trois indices classiques APWQI, NSFQI et CCMEWQI | 122 |
| V.5. Comparaison entre l'indice arithmétique pondéré APWQI et l'Indice régularisé RWQI | 124 |
| V.6. Utilisation du test ANOVA pour la comparaison entre les indices classique et l'indice régularisé | 126 |
| V.7. Conclusion | 126 |

Chapitre VI : Modélisation statistique

| | |
|---|-----|
| VI.1. Introduction | 129 |
| VI.2. Rappel de la méthodologie | 130 |
| VI.2.1. Application sur l'ensemble des données | 130 |
| VI.3. Prédiction de l'indice arithmétique pondéré classique APWQI et l'indice régularisé RWQI | 131 |
| VI.3.1. Prédiction neuronale de l'indice classique (APWQI) | 131 |

| | |
|---|-----|
| VI.3.1.1. Prédiction de l'indice classique (WQI _{AP}) pour la station Guenitra (03 07 01)..... | 132 |
| VI.3.1.2. Prédiction de l'indice classique (WQI _{AP}) dans la station Zardezas (03 09 02) | 135 |
| VI.3.1.3. Prédiction de l'indice classique (WQI _{AP}), ensemble des données des 7 stations | 137 |
| VI.3.2. Prédiction de l'indice de qualité des eaux régularisé (WQI _R) basé sur les composantes principales..... | 143 |
| VI.3.2.1. Matrice de corrélation | 143 |
| VI.3.2.2 Application de réseaux de neurones artificiels | 144 |
| VI.4.Conclusion..... | 150 |
| Conclusion générale et perspectives | 152 |
| Bibliographie..... | 154 |

Liste des figures

| | |
|---|----|
| <i>Figure II.1 : Carte de situation géographique du bassin versant Côtiers Constantinois</i> | 21 |
| <i>Figure II.2 : Carte géologique du bassin versant Côtiers Constantinois</i> | 21 |
| <i>Figure II.3 : Carte des pentes du bassin versant Côtiers Constantinois</i> | 24 |
| <i>Figure II.4 : Carte sols du bassin versant Côtiers Constantinois</i> | 24 |
| <i>Figure II.5 : Carte indice de végétation du bassin versant Côtiers Constantinois</i> | 25 |
| Figure II.6 : Carte réseau hydrographique du bassin versant Côtiers Constantinois | 26 |
| <i>Figure II.7 : Localisation du barrage, réseau hydrographique et altitude de SBV du barrage Cheffia</i> | 30 |
| <i>Figure II.8 : carte des pentes du SBV du barrage Cheffia</i> | 33 |
| <i>Figure II.9 : Localisation du barrage, réseau hydrographique et altitude de SBV de barrage de Zit-Emba</i> | 34 |
| <i>Figure II.10 : Carte des pentes- bassin versant du barrage Zit-Emba</i> | 35 |
| <i>Figure II.11 : Localisation du barrage, réseau hydrographique et altitude de SBV de barrage de Guenitra</i> | 36 |
| <i>Figure II.12 : Carte des pentes- bassin versant du barrage Guenitra</i> | 38 |
| <i>Figure II.13 : Localisation du barrage, réseau hydrographique et altitude de SBV du barrage Mexa</i> | 39 |
| <i>Figure II.14 : Carte des pentes- bassin versant du barrage Mexa</i> | 40 |
| <i>Figure II.15 : Localisation du barrage, réseau hydrographique et altitude de SBV de barrage Zardezas</i> | 41 |
| <i>Figure II.16 : Localisation du barrage, réseau hydrographique et altitude de SBV du barrage Bni Zid</i> | 43 |
| <i>Figure II.17 : Localisation du barrage, réseau hydrographique et altitude de SBV du barrage El Agreme</i> | 44 |
| <i>Figure III.1 : Fonctionnement des neurones humains</i> | 61 |
| <i>Figure III.2 : Modèle de réseaux de neurones artificiels</i> | 61 |
| <i>Figure IV.1 : Variabilité du Z-score de l'ensemble des données des 7 stations</i> | 70 |
| <i>Figure IV.2 : Variations spatiales du DBO₅ les sept stations du bassin Côtiers Constantinois</i> | 72 |
| <i>Figure IV.3 : Variations spatiales du DCO dans les sept stations du bassin Côtiers Constantinois</i> | 73 |
| <i>Figure IV.4 : Variations spatiales du NO₃ dans les sept stations du bassin Côtiers Constantinois</i> | 74 |
| <i>Figure IV.5 : Variations spatiales de la Turbidité dans les sept stations du bassin Côtiers Constantinois</i> | 75 |
| <i>Figure IV.6 : Variations spatiales de l'Ammonium NH₄⁺ dans les sept stations du bassin Côtiers Constantinois</i> | 76 |
| <i>Figure IV.7 : Variations spatiales du NO₂⁻ dans les sept stations du bassin Côtiers Constantinois</i> | 77 |
| <i>Figure IV.8 : Variations spatiales de l'O₂dissous dans les sept stations du bassin Côtiers Constantinois</i> | 79 |
| <i>Figure IV.9 : Variations spatiales de PO₄ dans les sept stations du bassin Côtiers Constantinois</i> | 80 |
| <i>Figure IV.10 : Variations spatiales du Conductivité dans les sept stations du bassin Côtiers Constantinois</i> | 81 |
| <i>Figure IV.11 : Variations spatiales du pH dans les sept stations du bassin Côtiers Constantinois</i> | 82 |
| <i>Figure IV.12 : matrice de corrélation des ensembles des variables</i> | 82 |
| <i>Figure IV.13 : combinaison entre le corrélogramme et le test de significativité</i> | 86 |

| | |
|---|-----|
| Figure IV.14 : Diagramme d'écran des valeurs propres pour l'analyse en composantes principales | 90 |
| Figure IV.15 : Matrice de corrélation entre les variables et les composantes principales | 92 |
| Figure IV.16 : Projection des individus sur le plan principal 1-2 | 94 |
| Figure IV.17 : Projection des variables sur le plan principal 1-2 | 95 |
| Figure IV.18 : Contribution des paramètres sur les plants 1-2 | 96 |
| Figure IV.19 : Projection des variables sur le plan principal 2-3 | 97 |
| Figure IV.20 : Projection des variables sur le plan principal 3-4 | 97 |
| Figure IV.21 : Contribution des paramètres sur les plants 2-3 | 98 |
| Figure IV.22 : Contribution des paramètres sur les plants 3-4 | 98 |
| Figure IV.23 : Classification de cluster | 99 |
| Figure IV.24 : Paires des paramètres physico-chimiques | 99 |
| Figure IV.25 : (a) matrice de corrélation des 10 variables (b) combinaison entre le corrélogramme et le test de significativité..... | 100 |
| Figure IV.26 : Projection des variables sur le plan principal 1-2 | 101 |
| Figure IV.27 : Projection des variables sur le plan principal 1-3. | 102 |
| Figure V.1 : Variation des paramètres de pollution des eaux de la surface du bassin côtiers constantinois | 106 |
| Figure V.2 : Variation moyenne mensuelle du paramètre DBO ₅ durant la période (2010-2018) | 111 |
| Figure V.3 : Evolution de la DBO ₅ - moyenne mobile à 15 termes | 112 |
| Figure V.4 : Evolution de la DBO ₅ - moyenne mobile à 30 termes | 112 |
| Figure V.5 : Variation moyenne mensuelle du DCO durant la période (2010-2018) | 112 |
| Figure V.6 : Evolution de la DCO - moyenne mobile à 15 termes | 113 |
| Figure V.7 : Evolution de la DCO - moyenne mobile à 30 termes | 113 |
| Figure V.8 : Variation moyenne mensuelle du NO ₃ durant la période (2010-2018)..... | 114 |
| Figure V.9 : Evolution de la NO ₃ - moyenne mobile à 20 termes | 114 |
| Figure V.10 : Evolution de la NO ₃ - moyenne mobile à 40 termes..... | 114 |
| Figure V.11 : Variation moyenne mensuelle du NO ₃ durant la période (2010-2018)..... | 115 |
| Figure V.12 : Evolution de la NO ₂ - moyenne mobile à 15 termes | 115 |
| Figure V.13 : Evolution de la NO ₂ - moyenne mobile à 30 termes | 116 |
| Figure V.14 : Variation moyenne mensuelle de l'O _{2dissous} durant la période (2010-2018) | 116 |
| Figure V.15 : Evolution de l'O _{2dissous} - moyenne mobile à 5 termes | 116 |
| Figure V.16 : Evolution de l'O _{2dissous} - moyenne mobile à 15 termes..... | 117 |
| Figure V.17 : Variation moyenne mensuelle du MES durant la période (2010-2018)..... | 117 |
| Figure V.18 : Evolution de la MES ₁₀₅ - moyenne mobile à 20 termes | 118 |

| | |
|--|-----|
| Figure V.19 : Variation moyenne mensuelle du SO_4 durant la période (2010-2018)..... | 118 |
| Figure V.20 : Evolution de la SO_4 - moyenne mobile à 15 termes | 119 |
| Figure V.21 : Evolution de la SO_4 - moyenne mobile à 30 termes | 119 |
| Figure V.22 : Variation moyenne mensuelle du PO_4 durant la période (2010-2018) | 120 |
| Figure V.23 : Evolution de la PO_4 - moyenne mobile à 20 termes..... | 120 |
| Figure V.24 : Variation moyenne mensuelle de la Conductivité durant la période (2010-2018)..... | 120 |
| Figure V.25 : Evolution de la Conductivité - moyenne mobile à 15termes | 121 |
| Figure V.26 : Comparaison entre les trois Indices utilisé dans l'évaluation de la qualité des eaux de surface du Bassin versant de Constantine de 2010 à 2018. | 123 |
| Figure V.27 : Variation du WQI_{AP} et WQI_R des eau de la surface du bassin Côtiers Constantinois de 2010 à 2018 | 125 |
| Figure VI.1 : Analyse de la boite à moustache des 10 paramètres physico-chimiques | 131 |
| Figure VI.2 : Architecture du modèle ANN (10.7.1) de la station Guenitra | 131 |
| Figure VI.3 : Meilleure époque de performance du meilleur modèle ANN (10.7.1) | 133 |
| Figure VI.4 : Architecture du modèle ANN (10.7.1) de la station Guenitra | 132 |
| Figure VI.5 : Meilleure époque de performance du meilleur modèle ANN (10.7.1) | 133 |
| Figure VI.6 : Histogramme d'erreur du modèle ANN le plus approprié | 134 |
| Figure VI.7 : Diagramme de dispersion entre l'indice de qualité prévu et mesuré par le modèle ANN dans la formation, la validation, et tous les ensembles de données. | 134 |
| Figure VI.9 : Architecture du modèle ANN (10.9.1)..... | 135 |
| Figure VI.10 : Meilleure époque de performance du meilleur modèle ANN (10.9.1) | 135 |
| Figure VI.11 : Diagramme de dispersion entre l'indice de qualité prévu et mesuré par le modèle ANN dans la formation, la validation, et tous les ensembles de données. | 136 |
| Figure VI.12 : Histogramme d'erreur du modèle ANN le plus approprié | 136 |
| Figure VI.13 : Variation de Coefficient de corrélation en fonction des nœuds | 137 |
| Figure VI.14 : Architecture du modèle ANN (10.8.1)..... | 137 |
| Figure VI.15 : Meilleure époque de performance du meilleur modèle ANN (10.8.1) | 139 |
| Figure VI.16 : Diagramme de dispersion entre l'indice de qualité prévu et mesuré par le modèle ANN dans la formation, la validation, et tous les ensembles de données. | 140 |
| Figure VI.17 : Histogramme d'erreur du modèle ANN le plus approprié | 140 |
| Figure VI.18 : Corrélation entre l' WQI prévu et l' WQI calculé du model ANN utilise dix variables pour l'ensemble des données. | 141 |
| Figure VI.19 : Distribution de l'erreur relative, Model ANN utilisant dix variables. | 141 |
| Figure VI.20 : Mesure de performance des modèles utilisant la validation croisée K-fold avec $K = 5$ | 142 |
| Figure VI.21 : Importance relative des variables d'entrée sur le modèle ANN de prédiction de WQI | 142 |

| | |
|---|-----|
| Figure VI.22 : Paires des paramètres physico-chimiques | 143 |
| Figure VI.23 :(a) matrice de corrélation des 10 variables (b) combinaison entre le corrélogramme et le test de significativité..... | 144 |
| Figure VI.24 : Architecture du modèle ANN (8.4.1)..... | 144 |
| Figure VI.25 : Meilleure époque de performance du meilleur modèle ANN (8.4.1) | 147 |
| Figure VI.26 : Diagramme de dispersion entre l'indice de qualité calculé et prévu et mesuré par le modèle ANN dans l'apprentissage, la validation, et tous les ensembles de données..... | 147 |
| Figure VI.27 : Histogramme d'erreur du modèle ANN le plus approprié | 148 |
| Figure VI.28 : Corrélation entre l'WQI prévu et l'WQI calculé du modèle ANN utilise huit composantes principales. | 149 |
| Figure VI.29 : Distribution de l'erreur relative du modèle ANN utilisant Huit Composantes principales..... | 149 |
| Figure VI.30 : Mesure de performance des modèles utilisant la validation croisée K-fold avec $K = 5$ | |
| Figure VI.31 : Importance relative des variables d'entrée sur le modèle ANN de prédiction de WQI_r | 149 |

Liste des tableaux

| | |
|---|-----|
| Tableau II.1 : Formation lithologique du bassin versant..... | 23 |
| Tableau II.2 : Occupation des sols du bassin versant Côtiers Constantinois | 25 |
| Tableau II.3 : Localisation des stations dans le bassin ‘Côtiers Constantinois’ (ANRH, 2016)..... | 29 |
| Tableau II.4 : Caractéristiques de la digue du barrage (El Fadel, 2016) | 31 |
| Tableau II.5 : Paramètres morphométrique du bassin versant de Bounamoussa (Bouhadeb, 2019)..... | 32 |
| Tableau II.6 : Caractéristiques techniques de barrage de Zit-Emba (Bouthelja, 2016)..... | 34 |
| Tableau II.7 : Paramètres morphométrique du bassin versant de Guenitra (Bouhadeb, 2019)..... | 37 |
| Tableau II.8 : Caractéristiques techniques de barrage de Mexa (Guechi & Leulmi, 2016)..... | 39 |
| Tableau II.9 : caractéristiques du barrage du Zardezas (Ghezali, 2019)..... | 42 |
| Tableau III.1 : Paramètres statistiques de l'étude (Magnan, 1993) | 48 |
| Tableau III.2 : Paramètres de corrélation linéaires (Magnan, 1993). | 49 |
| Tableau III.3 : les différents types de pollution | 53 |
| Tableau III.4 : Grille de qualité physique, minérale, organique (Oudin & Maupas, 2003) | 54 |
| Tableau III.5 : Grille matière azotée (Oudin & Maupas, 2003)..... | 54 |
| Tableau III.6 : Grille phosphore (Oudin & Maupas, 2003)..... | 54 |
| Tableau III.7 : Classification de la qualité de l'eau selon l'WQI-AP. | 56 |
| Tableau III.8 : Classification de la qualité de l'eau selon l'WQI- NFS..... | 57 |
| Tableau III.9 : Classification de la qualité des eaux selon l'WQI-CCME | 58 |
| Tableau III.10 : Exemples des fonctions de transfert $a = f(n)$ et nomenclature Matlab | 63 |
| Tableau III.11 : Formules proposées dans la littérature pour approximer le nombre des nœuds..... | 64 |
| Tableau IV.1 : Moyennes spatiales et écart-type des paramètres physico-chimiques des 7 stations (janvier 2010 à mai 2018 ; n = 23) (moyenne \pm écart-type)..... | 69 |
| Tableau IV.2 : Matrice des coefficients de corrélation entre les variables..... | 84 |
| Tableau IV.3 : KMO et test de Bartlett's..... | 88 |
| Tableau IV.4 : Résultats de détermination des valeurs propres et des variances expliquées | 89 |
| Tableau IV.5 : Matrice des Composantes Principales | 91 |
| Tableau IV.6 : Matrice des composantes après rotation..... | 93 |
| Tableau IV.7 : Résultats de détermination des valeurs propres et des variances expliquée après réduction des variables | 101 |
| Tableau V.1 : Exemple de calcul de l'indice de qualité..... | 122 |
| Tableau VI.1 : Modèles d'ANN testés de l'ensemble des données | 138 |
| Tableau VI.2 : Performance du meilleur modèle dans les différentes phases..... | 139 |
| Tableau VI.3 : Performance du modèle ANN retenu..... | 145 |
| Table VI.4 : Performance du meilleur modèle dans les différentes phases..... | 149 |

Listes des symboles utilisés

| | | |
|-------------------------------|----------------------------------|---------|
| ± | Plus ou moins. | [-] |
| - | Résultat négatif. | [-] |
| + | Résultat positif. | [-] |
| ° | Degré. | [-] |
| < | Inferieure. | [-] |
| > | Supérieure. | [-] |
| % | Pourcent. | [-] |
| Alc | alcalinité | [°F] |
| Ca | calcium | [mg/l] |
| CE | conductivité électrique | [µs/cm] |
| CF | coliforme fécaux par | [ml] |
| Cl | chlorures | [mg/l] |
| Cov | covariance | [-] |
| Ct | coefficient de torrentialité | [-] |
| DBO | Demande biochimique en oxygène | [mg/l] |
| DCO | Demande chimique en oxygène | [mg/l] |
| D _d | densité de drainage | [-] |
| D _s | Dénivelée spécifique | [-] |
| H ⁺ | Hydrogène. | [mg/l] |
| HCO ₃ | bicarbonate | [mg/l] |
| H _{max} | Altitude maximale | [mg/l] |
| H _{min} | Altitude minimale | [m] |
| H _{moy} | Altitude moyenne | [m] |
| I _g | Indice de penteglobale | [-] |
| I _m | Indice de pente moyenne | [-] |
| I _p | Indice de pente de roche | [-] |
| IOS | Indice de dispersion | [-] |
| K ⁺ | Potassium | [mg/l] |
| K _c | Indice compacité. | [-] |
| ln | largeur du rectangle équivalent | [m] |
| L _r | langueur du rectangle équivalent | [m] |
| MES | matière en suspension | [mg/l] |
| Mg ²⁺ | Magnésium | [mg/l] |
| Mo | matière organique | [mg/l] |
| Na ⁺ | Sodium | [mg/l] |
| NaCl | Chlorure de Sodium. | [mg/l] |
| NO ₄ ⁺ | Ammonium | [mg/l] |
| NO ₃ | Nitrate. | [mg/l] |
| NO ₂ | Nitrite | [mg/l] |
| O ₂ | Oxygène | [mg/l] |
| OD | l'oxygène dissous | [mg/l] |
| P | Périmètre | [m] |
| pH | potentiel Hydrogène | [-] |
| PO ₄ ⁻³ | Phosphate | [mg/l] |
| R | coffecient de corrélation | [-] |
| R ² | coffecient de détermination | [-] |
| R% | erreur relative | [-] |
| RS ₁₀₅ | Résidu sec | [mg/l] |

| | | |
|-----------------|---------------------------------|-------------------|
| RMSE | erreur quadratique moyenne | [-] |
| R | superficie | [m ²] |
| SO ₄ | Les sulfates | [mg/l] |
| T _C | temps de concentration des eaux | [min] |
| T | Température | [°C] |
| δ ² | variance | [-] |
| W | poid | [-] |
| θ | biais | [-] |
| δ | écart type | [-] |

Abréviation

| | |
|---------|--|
| ACP | Analyse des Composantes Principales |
| AF | Analyse factorielle |
| ANN | Artificial Neural Networks |
| ANRH | Agence Nationale des Ressources Hydriques. |
| APWQI | Weighted Arithmetical Water Quality Index |
| BCWQI | British Columbia Water Quality Index |
| CCME | Conseil Canadien des Ministères de l'environnement |
| CCMEWQI | Canadian Council of Ministers of the Environment Water Quality Index |
| Max | Maximum |
| MEA | erreur absolue moyenne |
| Min | Minimum. |
| Moy | Moyenne. |
| N | Nord |
| NE | Nash-Sutcliffe |
| NSF | National Sanitation Foundation |
| NSFWQI | National Sanitation Foundation Water Quality Index |
| OWQI | Oregon Water Quality Index |
| OMS | Organisation mondiale de santé |
| SEQ | système d'évaluation de la qualité de l'eau |
| S1 | Station 1 |
| S2 | Station 2 |
| S3 | Station 3 |
| S4 | Station 4 |
| S5 | Station 5 |
| S6 | Station 6 |
| WQI | Water Quality Index |

Introduction générale

Introduction générale

Les eaux de surface sont à la fois fragiles, vulnérable est très sensibles à la pollution provenant de diverses sources. La contamination de ces eaux de surface est très fréquente sous plusieurs façons, notamment par le ruissellement agricole, la pollution domestique et industrielle, etc. Certains facteurs jouent un rôle direct dans la qualité et la quantité de l'eau, notamment les attributs climatiques dominants, la nature du débit des rivières, l'abaissement de la nappe phréatique, la taille des populations, les pratiques agricoles et les activités anthropiques (Hamil et al., 2018; Gheid et al., 2021; Ouamane et al., 2022).

En raison des ressources limitées en eau face à la demande croissante, il est nécessaire de mettre en œuvre des stratégies de gestion de la qualité de l'eau pour contrôler la pollution. Il s'agit d'un problème mondial qui exige une attention immédiate et une prévention parfaite, afin de garantir la bonne santé des individus, car les maladies d'origine hydrique représentent les dix principales causes de mortalité dans le monde (Hussien, 2019). En conséquence, la surveillance de la concentration des polluants dans les rivières et la gestion hydro-environnementale dépendent fortement de l'évaluation de la qualité des eaux de surface, qui constitue une phase essentielle décrivant les caractéristiques chimiques, biologiques et physiques de l'eau.

Les méthodes traditionnelles d'analyse de la qualité des eaux englobent un large éventail de paramètres de qualité de l'eau qui ne peuvent être mesurés en raison des contraintes financières et de temps (Bharti, 2011). En raison de leur base scientifique et de leur facilité d'utilisation, de nombreux organismes et gestionnaires de surveillance de la qualité de l'eau se servent des indicateurs de la qualité de l'eau en tant que stratégie pour aborder la question d'évaluation de la qualité des eaux (Bouslah et al., 2018; Noori et al., 2019; Soltani et al., 2021).

À cet effet, plusieurs chercheurs à travers le monde se sont efforcés de trouver un système complet d'indice de qualité d'eau (WQI) qui soit universellement accepté, en utilisant de nombreuses techniques statistiques, mathématiques et informatiques (Tripathi & Singal, 2019, Mukate et al., 2019, Islam et al., 2020, Hossain & Patra, 2020). Ces indices reposent essentiellement sur certains facteurs tels que la sélection des paramètres, l'attribution des poids et des poids relatifs, la conversion à une échelle spécifique de gamme, c'est-à-dire le calcul des sous-indices et l'agrégation des sous-indices.

Mis à part sa simplicité, sa rapidité et son aide à mieux interpréter les résultats, l'évaluation de la qualité par les indices semble toujours souffrir de l'utilisation d'un nombre limité de paramètres de qualité de l'eau, de la spécificité de ces indices à la région géographique où ils ont été générés, ainsi que de lacunes fondamentales et structurelles dans la technique d'agrégation telles que l'ambiguïté (surestimation), l'éclipse (sous-estimation), la rigidité et la sensibilité (Mukate et al., 2019; Verma et al., 2019; Nong et al., 2020; Liu et al., 2021). Le problème de l'ambiguïté survient lorsque l'indice global est trop élevé et dépasse un niveau critique, tandis que le terme "éclipse" fait référence à la situation où un effet très élevé (peut-être catastrophique) fait disparaître la valeur du sous-indice dans l'indice en raison d'un faible facteur de pondération.

Lorsque des facteurs supplémentaires sont ajoutés à l'indice pour répondre à des préoccupations particulières concernant la qualité de l'eau, un problème de rigidité se pose.

De plus, la fonction d'agrégation est très sensible aux variations des sous-indices sélectionnés des variables de la pollution de l'eau.

Alternativement, plusieurs chercheurs ont tenté d'élaborer de nouvelles approches, telles que la combinaison entre la méthode d'analyse des composantes principales (ACP) et l'entropie d'information (IE) pour obtenir les poids des indicateurs (Ma et al., 2010, Islam et al., 2020), l'utilisation du processus de hiérarchisation analytique (AHP) pour calculer les pondérations des paramètres (Sutadian et al., 2017) et l'utilisation également de l'analyse d'enveloppement des données (DEA) (Soltani et al., 2021).

Jusqu'à présent, il n'existe pas de méthodologie mondialement acceptée pour élaborer un WQI, et les techniques existantes se limitent toujours à deux approches participatives pour générer les pondérations. De plus, le manque ou le mauvais choix de paramètres, la méconnaissance et le non-ajustement de l'importance de la pondération des paramètres ainsi que la taille limitée des bases de données sont les principales causes de faiblesse des modèles WQI pour parvenir à une meilleure évaluation de la qualité des eaux.

Pour résoudre ce problème, ce travail de thèse propose une approche alternative efficace pour développer un nouvel indice dans le cadre de la recherche de la meilleure évaluation et prédiction de la qualité des eaux du bassin versant Côtiers Constantinois. Cette dernière, consiste à utiliser les statistiques multivariées (l'analyse en composantes principales ACP) en combinaison avec la régression par les réseaux de neurones artificiels ANN pour améliorer l'évaluation par les données des indices classiques, développer un nouvel indice de qualité des eaux WQI et pour établir des modèles ANN de prédiction.

Cette étude est divisée en trois parties :

La première partie englobe deux chapitres :

- Chapitre I : Met l'accent sur les travaux scientifiques réalisés sur la même thématique du sujet de recherche.
- Chapitre II : Décrit et diagnostique le bassin côtier constantinois (zone d'étude).

La deuxième partie discute, dans un chapitre (Chapitre III), les méthodes et les techniques classiques et développées qui vont être appliquées dans l'analyse statistique des paramètres physico-chimiques, l'évaluation de la qualité des eaux de surface du bassin versant, et la prédiction des indices de qualité des eaux, en plus des différents programmes informatiques utilisés, que ce soit pour analyser les données, créer des modèles ou développer des programmes.

La troisième partie "Résultats et discussion" est divisée en trois chapitres

- Chapitre IV : Comprend l'étude analytique exploratoire des stations du bassin côtiers constantinois, et s'étend à l'analyse et à la distribution des données.
- Chapitre V : Consiste à rechercher la meilleure évaluation de la qualité des eaux de surface du bassin en appliquant le système (SEQ), des approches statistiques telles que la moyenne mobile arithmétique, les indices de qualité d'eaux classiques (WQIAP, WQINSF, WQICCME) et par le développement d'un nouvel indice WQIR basé sur les composantes principales.

- Chapitre VI : Présente les résultats de la modélisation par réseaux de neurones artificiels classiques et ceux basés sur les composantes pour la prédiction des indices de qualité des eaux, ainsi que la détermination par analyse de sensibilité, de l'importance des paramètres de pollution et des facteurs des composantes principales sur les modèles établis.

Enfin, nous synthétisons dans la conclusion générale les principaux résultats obtenus au cours de ce travail, les perspectives de travail et les axes de recherche restants à développer.

Chapitre I

Synthèse

Bibliographique

I.1. Introduction

La recherche bibliographique est une discipline dans laquelle un chercheur découvre des travaux antérieurs ou des méthodes employées par d'autres, démontrant ainsi la créativité de l'auteur pour développer de nouvelles méthodes de travail à valeur ajoutée sur la base des résultats de cette recherche, considérée comme la base de la recherche scientifique. Dans cette thèse, les études bibliographiques sont présentées dans ce chapitre, et nous avons examiné quatre sections principales qui tentent de couvrir les sujets de recherche inclus dans la thèse.

I.2. Hydrochimie des eaux

L'évaluation de la qualité des eaux de surface peut être un processus complexe qui comprend de multiples paramètres pouvant causer divers stress sur la qualité de l'eau dans son ensemble. Diverses approches, telles que l'analyse statistique, les facteurs multi-stress et les indices de qualité de l'eau, ont été proposées pour analyser la qualité de l'eau.

La surveillance de la qualité de l'eau et le développement de sa chimie ont été abordés par plusieurs chercheurs. Citons quelques travaux dans la région du Nord-Est algérien :

Belhadj (2005) s'appuie sur son étude de la pollution du barrage de Zit Emba wilaya de Skikda. Il s'intéresse aux causes et aux origines de la pollution à Oued el Hammam, évalue ses niveaux de pollution, comprend les mécanismes de cette pollution le long des grands fleuves, et développe des approches pour comprendre l'état du milieu aquatique. Ces études indiquent que le secteur présente des anomalies métallo-gènes qui peuvent être des réservoirs d'éléments traces métalliques (ETM) toxiques.

Kemoukh (2007) a enquêté sur une autre zone, Oued-SAF- SAF, dominée par le barrage de Zardezas dans le nord-est de l'Algérie. À la fin de ses recherches, il a montré que l'eau du barrage de Zardezas est propice à l'agriculture, mais pas à l'Approvisionnement en Eau Potable (AEP) en raison de la présence de minéraux nocifs et dangereux pour la santé, tels que le mercure et le plomb.

Les intérêts de l'étude de **Boukhouna (2008)** portent sur l'utilisation de l'eau de l'Oued Bounamoussa pour l'irrigation des terres agricoles tout en tenant compte des risques sanitaires liés à la présence potentielle de composés chimiques nocifs et d'organismes infectieux susceptibles d'altérer la qualité des eaux de surface et des eaux souterraines de la plaine d'El Asfour. Pour avoir une idée de l'impact des eaux d'irrigation sur les eaux superficielles de la plaine, des prélèvements ont été effectués dans des puits pendant la période d'irrigation. Il est important de mentionner les lâchers du barrage de la Cheffia, qui joue un rôle essentiel dans l'amélioration de la qualité des eaux de l'Oued Bounamoussa, rendant son utilisation possible avec des précautions dans les domaines d'irrigation. L'ensemble de cette étude sur la qualité des eaux de la plaine révèle l'existence de fortes concentrations en éléments nutritifs et en éléments majeurs de la minéralisation, indiquant ainsi une origine multiple de la pollution, qu'elle soit d'origine agricole, urbaine ou naturelle due au lessivage des formations géologiques.

Laraba & Hadj (2009) ont mesuré divers paramètres physico-chimiques sur sept endroits répartis le long de l'Oued Seybouse pour évaluer le rejet des eaux usées par rapport à la qualité de l'eau de l'Oued Seybouse. En conséquence, ils ont constaté que la qualité de l'eau s'était considérablement détériorée. Cette détérioration entraîne une baisse des niveaux d'oxygène dissous dans l'eau et une augmentation significative d'importants indices de pollution.

Harrat & Achour (2010) s'intéressent à l'état des ressources en eau (évaluation de la qualité de la pollution) dans la wilaya de Skikda principalement, principalement à deux fins : la première est l'estimation des ressources en eau (superficielles et souterraines) et de leur utilisation dans les différents secteurs dans la wilaya, la seconde concerne l'évolution de la qualité de l'eau au fil des ans dans la région. Après l'étude de l'altération organique des eaux de surfaces (oueds), il s'est avéré que la qualité de l'eau des oueds Safsaf et Guebli est moyenne, tandis que celle de l'oued Kebir Ouest est médiocre.

L'objectif de l'étude de **Belhadj et al. (2011)** était consacré à l'interprétation et à l'analyse des données physico-chimiques des échantillons d'eau des barrages de Zit Emba et de Zardezas situés dans la région de Skikda (nord-est algérien). Les résultats d'études sur la chimie de l'eau ont montré que l'eau de ces barrages est sujette à la pollution urbaine et industrielle. Cette anomalie est également associée à la géologie, en raison des dépôts métallogéniques signalés dans la région.

Sadoune (2012) a créé une carte de l'évolution des eaux de surface et de leur vulnérabilité dans la région de l'Extrême-Orient algérien, permettant de classer les eaux de surface selon le degré d'évolution. L'eau des sources du massif dunaire est de bonne qualité, mais l'eau de l'oued Seybouse est l'une des plus polluées de la région.

Une étude sur la chimie de l'eau a été menée pour examiner les effets des effluents (eaux usées) de la centrale thermique du village de Bouati sur la chimie de l'eau du barrage de Zit Emba (**Boudoukha et al., 2012**). L'eau du barrage présentait une concentration réduite de ses éléments chimiques, à l'exception de l'élément carbone, qui avait une teneur accrue. Ceci est associé à la dissolution de calcaire, qui coïncide avec une diminution du pH. Les niveaux d'éléments traces (Pb^{2+} et Hg^{2+}) dans ces eaux de surface sont très élevés, indiquant une contamination de l'eau du barrage.

Une étude menée par **Benrabah (2013)** visait à déterminer la qualité globale de l'eau de l'oued Kebir Ouest et de ses principaux affluents, ainsi qu'à évaluer la variabilité spatiale et temporelle des polluants. Les résultats obtenus ont indiqué un état critique de l'eau dans lequel se trouve la matière organique en amont de l'oued, une forte concentration de certains métaux lourds, principalement le mercure, et enfin une faible salinité de l'eau en amont du bassin.

L'objectif de l'étude menée par **Gheid et al. (2021)** était d'évaluer la qualité saisonnière de l'eau du barrage de Mexa (Est de l'Algérie) sur une période de quatre ans, de 2016 à 2019. Les chercheurs ont établi une caractérisation physico-chimique pour déterminer les paramètres affectant la qualité de l'eau. Des analyses physico-chimiques et bactériologiques du bassin versant ont également été menées jusqu'en 2020 dans le même objectif d'évaluer la qualité de l'eau du barrage de Mexa dans le Nord-Est de l'Algérie.

Les résultats de l'analyse physico-chimique de l'eau de ce barrage montrent que la plupart des valeurs obtenues correspondent aux critères, indiquant que l'eau peut être utilisée directement pour l'irrigation.

Dans le même but d'évaluer la qualité de l'eau du barrage de Cheffia, **Boumaraf (2022)** a rapporté que les paramètres physico-chimiques et bactériologiques de l'eau (température, pH, EC, DO, salinité, turbidité, Cl^- , Ca^{2+} , Mg^{2+} , NO_2^- , NO_3^- , NH_4^+ , PO_4^{3-} et Fe^{2+}) ont été déterminés à trois stations pendant trois mois. Les résultats indiquent que la plupart des paramètres physico-chimiques du barrage de Cheffia se situent dans les limites autorisées par les normes algériennes et l'Organisation mondiale de la santé (OMS) pour l'eau potable et d'irrigation. Les eaux de surface étudiées sont de bonne qualité pour l'agriculture et conviennent à l'irrigation de la plupart des cultures.

Pour évaluer la qualité de l'eau des oueds dans la région de Jijel, une campagne d'échantillonnage a été menée par **Drouiche et al. (2022)** en avril 2017, analysent un total de 31 échantillons d'eau pour les éléments majeurs et les cycles de l'azote. Les résultats obtenus montrent une dégradation de la qualité des eaux de l'amont vers l'aval des oueds en relation avec les activités anthropiques telles que les zones urbaines, l'agriculture et l'industrie).

I.3. Méthodes d'analyses statistiques

Des campagnes analytiques à long terme sont souvent menées pour mieux comprendre et gérer la qualité des eaux de surface. Celles-ci génèrent généralement suffisamment de données qui ne sont pas toujours faciles à interpréter,

Par conséquent, la plupart des chercheurs s'appuient sur des techniques statistiques telles que l'analyse en composantes principales, l'analyse factorielle et l'analyse hiérarchique pour interpréter les données issues de ces campagnes analytiques à long terme. Nous avons cité quelques travaux dans le monde entier :

Pour décrire avec précision l'état tropique dans le système lacustre ivoirien et la relation entre les variables analytiques et les phénomènes d'eutrophisation (effets de rétroaction), **Parinet et al. (2004)** ont appliqué l'analyse en composantes principales. Ils ont montré que la relation entre les variables analytiques est capable de générer de meilleurs descripteurs que les variables elles-mêmes.

Ouyang et al. (2006) ont appliqué les techniques d'analyse en composantes principales (ACP) et l'analyse des facteurs principaux (PFA) pour évaluer l'efficacité d'un réseau de surveillance de la qualité des eaux de surface dans les rivières du bassin versant du LSJR (nord-est de la Floride, États-Unis), où les variables évaluées sont les postes de surveillance.

Des méthodes statistiques multivariées telles que l'analyse en composantes principales (ACP), l'analyse factorielle (FA) et l'analyse discriminante (DA) ont été appliquées dans l'étude de **Nakamura et al. (2008)** pour évaluer la variabilité temporelle/spatiale et interpréter des ensembles de données volumineux et complexes. Ils ont étudié la qualité de l'eau du fleuve Mékong (la plus longue de l'Asie du Sud-Est), surveillant 18 paramètres (16 848 observations) sur 13 sites différents à l'aide d'ensembles de données générés sur une période de 6 ans (1995-2000).

Pejman et al. (2009) ont évalué la variabilité spatiale et saisonnière de la qualité de l'eau dans le bassin de la rivière Haraz (Iran) à l'aide de techniques statistiques multivariées telles que l'analyse par grappes, l'analyse en composantes principales et l'analyse factorielle. L'analyse en composantes principales/analyse factorielle a permis d'extraire et de reconnaître les facteurs ou les origines responsables des fluctuations saisonnières de la qualité de l'eau au cours des quatre saisons de l'année.

Dans l'étude de **Mishra (2010)**, des approches statistiques multivariées sont utilisées pour interpréter une matrice de données vaste et complexe obtenues au cours d'une surveillance du fleuve Gange à Varanasi (Inde). Seize variables physico-chimiques et bactériologiques ont été analysées dans des échantillons d'eau collectés tous les trois mois pendant deux ans dans six sites d'échantillonnage où la rivière est affectée par des influences humaines et saisonnières.

Dans le but d'évaluer et de déterminer les contributions des sources affectant la qualité de l'eau, **Mohd Nasir et al. (2011)** ont combiné une technique précise de régression multiple (MLR) et l'analyse des composantes principales (PCA) pour simplifier et comprendre la relation complexe entre les paramètres de qualité de l'eau. Ils ont étudié un ensemble de données sur cinq ans (2003 à 2007) dans la rivière Klang, Selangor. Les résultats montrent que l'utilisation de l'ACP comme entrées a amélioré la prédiction du modèle MLR en réduisant sa complexité et en éliminant la colinéarité des données.

Dans le but d'identifier les sources de pollution et leur contribution à la variation de la qualité de l'eau, **Adamu & Abdu (2012)** ont appliqué l'analyse en composantes principales (ACP) et les régressions linéaires multiples aux données sur la qualité de l'eau. Les échantillons d'eau de surface ont été collectés à partir de quatre points d'échantillonnage différents le long de la rivière Jakara (Malaisie). De plus, l'ACP a identifié cinq sources de pollution latentes, à savoir : ionique, érosion, domestique, effet de dilution et ruissellement agricole.

Une étude menée par **Roland et al. (2012)** a utilisé l'analyse en composantes principales (ACP) pour identifier les sources de pollution de l'eau. Cette étude repose sur les observations de 15 variables de l'eau à trois stations d'échantillonnage dans le cours inférieur de la rivière Drave (Croatie) sur une période de 24 ans.

L'étude d'**Ayeni (2013)** visait à identifier les principaux facteurs responsables de la variation de la qualité de 30 étangs de surface utilisés à des fins domestiques dans six communautés sélectionnées dans la LGA nord-est d'Akoko, dans l'État d'Hondo, au Nigeria. Diverses approches sont utilisées pour interpréter les variables cachées qui déterminent la variance de la qualité de l'eau observée à partir de différents points de source, notamment : analyse en composantes principales (ACP) et analyse par grappes (AC).

Wang et al. (2014) ont intégré des méthodes d'analyse multi variée telles que l'analyse par grappes (AC), l'analyse factorielle (FA) et l'analyse discriminante (DA) pour évaluer la variance spatiale de la qualité de l'eau dans la métropole de Taipei. 38 stations de surveillance de la qualité de l'eau dans le bassin de la rivière Tamsui ont été installées par l'Agence de protection de l'environnement de Taiwan(EPA).

Pour évaluer la qualité physico-chimique de l'eau de Oued Seybouse 12 paramètres (la T°, le pH, la conductivité électrique, la dureté totale, les sulfates, les orthophosphates, les chlorures, l'oxygène dissous, les matières en suspension, les matières organiques et les composés azotés) ont été utilisés par **Reggam et al. (2015)** à cinq stations sur l'ensemble du cycle annuel (2012). L'étude statistique multi variée par ACP (Analyse en Composantes principales) a révélé que les valeurs de ces paramètres restaient faibles en amont (S1 et S2) de cette rivière par rapport à l'aval (S5). Les stations S3 et S4, situées au milieu de l'oued, présentent des niveaux de contamination modérés. Les activités anthropiques humaines (rejets d'eaux usées, activités agricoles et industrielles) sans traitement au préalable sont les principaux contributeurs à cette pollution générée.

Mouissi & Alyat (2016) ont utilisé un programme d'analyse en composantes principales (ACP) pour traiter statistiquement les propriétés physico-chimiques de l'eau du lac douce L'Oubeira, dans la partie nord-est de l'Algérie. Cette approche de traitement des données permet, d'une part, de mettre en évidence les résultats de l'année 2015 des 24 stations d'observation et, d'autre part, d'identifier les variables potentiellement pertinentes pour la modélisation.

Des méthodes statistiques multi variées, telles que l'analyse typologique (AC), l'analyse en composantes principales (ACP), l'analyse factorielle (FA) et l'analyse discriminante ont été appliquées dans le travail de **Bouguerne et al. (2016)** pour évaluer la variabilité temporelle de la qualité des eaux de surface dans le barrage d'Ain Zada, en Algérie, pendant 10 ans, en contrôlant 16 paramètres. Les résultats de l'analyse discriminante ont montré que seulement 11 paramètres étaient nécessaires dans l'analyse des variations temporelles, permettant plus de 90% d'attributions correctes.

L'objectif d'**Allagua et al. (2017)** était d'évaluer la qualité mensuelle du barrage de Foug El-Khanga (Est de l'Algérie) en 2014 en appliquant une analyse en composantes principales. Ces derniers résultats (ACP) montrent clairement une forte relation entre la saison chaude et la température. Cependant, la saison froide était fortement corrélée aux paramètres de minéralisation et de pollution.

Hamil et al. (2018) ont étudié l'état de la qualité de l'eau et les sources de pollution du barrage de Ghrib en Algérie. En appliquant diverses techniques statistiques multi variées telles que l'analyse en composantes principales (ACP), l'analyse factorielle (FA), l'analyse de grappes hiérarchiques (AC), l'analyse de régression multiple (ARM), nous pouvons obtenir des informations plus précises sur la qualité de l'eau. Sur 19 paramètres physico-chimiques, sur 5 ans et provenant de 6 sites différents situés dans et autour du lac.

Une étude de **Tripathi & Singal (2019)** se concentre sur la première étape dans la construction d'indicateurs : la sélection des paramètres. L'analyse en composantes principales a été utilisée pour atteindre cet objectif. Cela nous a permis de réduire le nombre de paramètres de 28 à 9. Les résultats de cette étude joueront un rôle crucial dans l'élaboration de l'indice de la qualité de l'eau du Gange à l'avenir.

L'analyse en composantes principales (ACP) a été utilisée dans l'étude de **Yang et al. (2020)** évalue de manière exhaustive la qualité de l'eau dans huit stations de surveillance et analyse les causes de la pollution de l'eau.

La technologie ACP a identifié les paramètres importants de la qualité de l'eau et a révélé que la pollution par les nutriments et la pollution organique étaient les principaux facteurs potentiels affectant la qualité de l'eau dans la rivière Xin'anjiang.

Pour définir les processus qui pilotent la minéralisation des eaux de surface dans le barrage d'Oued -Fodda dans l'ouest de l'Algérie, **Bouderbala (2021)** a utilisé l'analyse en composantes principales (ACP) et l'analyse par grappes (AC) pour expliquer les corrélations entre les paramètres analysés et les sources probables de contamination des eaux de surface.

La méthodologie utilisée pour évaluer et interpréter les résultats mensuels sur la qualité des eaux de surface rapportés dans l'étude de **Benariba et al. (2022)** collecté sur 11 ans (2005-2015) contient les éléments suivants : méthodes de classement de la qualité, approches de suivi des tendances, analyse saisonnière et analyse en composantes principales (ACP).

Une étude statistique multi variée de l'ACP utilisée par **Bekhouche et al. (2022)** pour suivre l'évolution de la qualité de l'eau à Oued Sigus (Nord-Est algérien). La stratégie d'échantillonnage élaborée dans le cadre de ce travail était fondée sur l'analyse de l'eau en amont en aval de l'oued Sigus, et les échantillons prélevés ont été systématiquement analysés pour mesurer plusieurs paramètres physico-chimiques révélateurs de contamination.

Kassoul & Hadbi (2022) ont voulu étudier la qualité de l'eau de 40 barrages dans l'ouest et l'est de l'Algérie. Ils ont appliqué des techniques statistiques telles que l'analyse en composantes principales (ACP) et l'analyse par grappes hiérarchiques (ACH) pour classer ces barrages en fonction de leur niveau de pollution de l'eau. En conséquence, les barrages de l'ouest sont tombés dans la catégorie des pollutions modérées à très élevées. Les barrages à l'Est semblent moins touchés par la pollution.

I.4. Indices de qualité de l'eau basés principalement sur les caractéristiques physico-chimiques

Le concept WQI a été introduit pour la première fois en Allemagne en 1848 et utilisait la présence ou l'absence de certains organismes dans l'eau comme indicateur de la qualité d'une source d'eau (Abbasi & Abbasi, 2012).

Le tout premier WQI moderne a été développé en 1965 par Horton (**Horton 1965**). Un certain nombre d'indices ont été développés pour décrire et comprendre facilement les données synthétiques sur la qualité de l'eau de manière synthétique.

Brown et al. (1970) ont développé un système d'indice de la qualité de l'eau pareil dans sa structure à celui de Horton, mais avec plus de rigueur dans la sélection des paramètres, le développement d'une échelle générale, l'attribution de poids et des exercices Delphic minutieux ont été effectués.

Cet effort a été soutenu par la Fondation Nationale d'Assainissement (NSF). À cause de cela, l'indice Brown est aussi connu sous le nom de NSF-WQI.

Nemerow & Sumitomo (1970), au nom de l'*Environmental Protection Agency* des États-Unis, ont proposé un indice de pollution représentant une augmentation de l'indice d'approvisionnement en eau. Il est composé de trois indices d'utilisation différents.

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

La consommation d'alcool (y compris l'eau utilisée pour fabriquer la bière) et la grossesse entrent dans la première catégorie. La pêche, la transformation des aliments et l'agriculture sont incluses dans la deuxième catégorie. La dernière catégorie comprend les applications où le contact humain est indirect, comme dans la Navigation, froid industriel, industriel et quelques loisirs (esthétique, pique-nique, randonnées, visites locales).

Sur la base des normes de qualité de l'eau, un indice a été développé par **Prati et al. (1971)**. Toutes les valeurs de concentration de contaminants ont été converties en valeurs de contaminations nouvelles unités par une formule.

L'indice de la qualité de l'eau de **Dinius (1972)** a innové en tentant de concevoir un système de comptabilité sociale rudimentaire pour mesurer les coûts et l'efficacité des efforts de protection de l'environnement. Onze paramètres ont été sélectionnés. Comme l'indice de Horton et le NSF-WQI, avec des valeurs exprimées en pourcentages, la qualité complète de l'eau avait une échelle décroissante égale à 100% un recueil d'analyses de la littérature scientifique publiée a été développé.

L'indice de **walski & Parker (1974)**, qui est basé sur des informations empiriques sur la pertinence de l'eau à des fins spécifiques et a été développé spécifiquement pour les zones aquatiques récréatives (telles que la baignade et la pêche).

Indice de **Stoner (1978)** : Cet indice est destiné à être utilisé dans plusieurs systèmes publics d'approvisionnement en eau et d'irrigation et utilise une fonction d'agrégation unique qui sélectionne parmi deux ensembles de limites recommandées et d'équations de sous-index.

Stoner a appliqué cette mesure à seulement deux utilisations de l'eau, mais elle peut également être appliquée à d'autres utilisations de l'eau. L'indice Stoner utilise deux types de paramètres :

Type I est généralement considéré comme toxique à faible concentration (par exemple, Plomb, Chlordane, Radium-226).

Type II, affectant la santé ou les propriétés esthétiques (par exemple, les chlorures, le soufre, la couleur, le goût et l'odeur).

Bhargava & Biological (1985) ont identifié quatre groupes de paramètres. Chaque groupe contenait un ensemble de types de paramètres. Le premier groupe comprenait les niveaux d'E. coli, qui représentent la qualité de l'eau potable pour les bactéries. Le deuxième groupe comprend les substances toxiques, les métaux lourds, etc., dont certains ou tous ont des effets toxiques cumulatifs sur le consommateur.

Un troisième groupe comprenait des paramètres qui produisent des effets physiques tels que l'odeur, la couleur et la turbidité. Un quatrième groupe comprenait des substances inorganiques et organiques non toxiques telles que les chlorures, les sulfates, les propulseurs, le fer, le manganèse, le zinc, le cuivre et le total des solides dissous (TDS). C'est l'un des premiers conseils d'un auteur asiatique, abordant la question de l'approvisionnement en eau potable.

Le second, le Dinius Water Quality Index, est un indice multiplicatif de la qualité de l'eau, développé par **Dinus (1987)**, avec l'utilisation libérale de Delphi pour la prise de décision (**Helmer & Rescher, 1959; Dalkey & Helmer, 1963; Abbasi & Arya, 2000**). L'indice comprenait 12 contaminants, l'oxygène dissous, la DBO à 5 jours, le nombre de coliformes, le pH, l'alcalinité, la dureté, le chlorure, la conductivité, la température, la couleur et le nitrate.

Indice par **Viet & Bhargava (1989)**. Cet indice a été développé pour évaluer l'état de la qualité de l'eau pour diverses utilisations prévues de la rivière Saigon. Il s'agit d'une version légèrement modifiée de l'indice Welskie-Parker :

$$WQI = [\prod_{i=1}^n f_i(P_i)]^{1/n} \times 100 \dots\dots\dots(I.1)$$

Où n est le nombre de variables considérées comme plus pertinentes à utiliser que les autres, et $f_i(P_i)$ est la fonction de sensibilité de la ième variable.

L'indice **Smith (1990)**. Une caractéristique distinctive de l'indice Smith est qu'il s'agit d'un hybride des deux indices standard basé sur l'opinion d'experts sur certaines normes de qualité de l'eau. De plus, quatre types d'utilisation de l'eau, y compris sans contact et avec contact, sont utilisés comme indicateurs :

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

L'indice de qualité d'eau de la baie de CHESAPEAKE par **Haire et al. (1991)** est un résumé complet de l'épuisement des nutriments et de l'épuisement des nutriments élaboré par le département de l'environnement du Maryland pour développer la charge en nutriments et les indices d'eutrophisation pour la baie de Chesapeake et ses principaux affluents. Signaler les tendances de la qualité de l'eau tendance dans le Golfe aux législateurs, aux gestionnaires et au public. L'indice de la charge en éléments nutritifs enregistre l'exposition quotidienne moyenne au N et P.

Quelques caractéristiques de l'indice d'eutrophisation inclus 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 la surveillance complète de la baie de Chesapeake programme.

Les résultats de l'indice de charge en éléments nutritifs pour l'estuaire de la rivière Patuxent, l'estuaire de la rivière Potomac et le courant principal de la baie de Chesapeake indiquent des progrès significatifs ont été réalisés dans la réduction de la charge ponctuelle de phosphore.

L'indice d'eutrophisation de chacun de ces estuaires indique que la qualité de l'eau varie principalement avec les conditions de débit, mais qu'elle s'est généralement améliorée au cours de la dernière décennie.

L'indice régional d'évaluation de la qualité des ressources en eau par **Danling et al. (1993)** est un indice synthétique de la qualité de l'eau qui combine le taux de dommages fonctionnels et la qualité de l'eau des masses d'eau (**Abbasi & Abbasi, 2012**).

Dojlido et al. (1994) ont utilisé un système d'indexation à deux niveaux. Au « niveau des paramètres de base », il est basé sur 7 paramètres couramment utilisés dans le suivi de la qualité de l'eau : DBO₅, solides en suspension, phosphate, ammoniac, solides dissous, DCO et l'oxygène dissous. Au niveau supérieur des « paramètres supplémentaires », plusieurs autres paramètres sont pris en compte : DCO, nitrates, plomb, mercure, cuivre, chrome hexavalent, chrome total, zinc, cadmium, nickel et cyanures libres. La raison invoquée par les auteurs pour les deux niveaux d'indexation est qu'un indice basé sur les paramètres de base peut être utilisé pour comparer la qualité de l'eau des différentes rivières, un indice de paramètre supplémentaire peut être utilisé pour obtenir des informations plus détaillées sur les cours d'eau.

Shiahn-Wern et al. (1996) ont développé un indice de qualité des eaux côtières pour Taiwan. Cet indice de la qualité de l'eau a été créé pour aider le grand public à comprendre la qualité des eaux côtières. Six experts de la qualité des eaux côtières à Taiwan ont utilisé Delphi pour sélectionner plusieurs paramètres standard de qualité de l'eau de mer. Une régression polynomiale de quatrième ordre a été exécutée pour traiter les données recueillies pour chaque paramètre comme une fonction de pondération. La méthode d'évaluation minimale a fourni des résultats différents pour les points de qualité de l'eau surveillés par rapport à la méthode de pondération géométrique.

Par conséquent, la méthode du score minimum a été préférée pour distinguer les degrés de contamination. Les paramètres identifiés par le CWQI sont le pH, l'OD, la DBO, le cyanure, les coliformes, le Cu, le Zn, le Pb, le Cd et le Cr.

L'indice original appelé *Oregon water quality index* (OWQI), l'indice modifié de la qualité de l'eau de l'Origion (**Cude, 2001**) a été développé dans les années 1970 par la division de la qualité de l'agence de protection de l'environnement de l'Oregon, aux États-Unis pour : Compiler une évaluation de l'état et des tendances de la qualité de l'eau dans un rapport d'évaluation de l'état statuaire. Ceci a été modélisé sur la base de l'NSF-WQI (*National Sanitation foundation Water Quality Index*) (**Brown et al., 1970; Landwehr et al., 1975**), en utilisant des techniques Delphi pour sélectionner les variables de qualité de l'eau. Les variables de qualité de l'eau ont été classées selon la catégorie de carence : carence en oxygène, potentiel d'eutrophisation ou de prolifération, matières dissoutes et risque pour la santé. Cependant, l'OWQI original a été abandonné en 1983 en raison des énormes ressources nécessaires pour calculer et rapporter les résultats.

Les progrès de la technologie informatique, les améliorations des outils d'affichage et de visualisation des données et une meilleure compréhension de la qualité de l'eau ont conduit à la mise à jour de l'OWQI en 1995, avec des sous-indices originaux améliorés, des sous-indices supplémentaires pour la température et le phosphore total, et un agrégat Calculs ont été améliorés (**Cude, 2001**).

L'indice résultant reflète la qualité de l'eau dans les cours d'eau de l'Oregon à des fins récréatives courantes telles que la pêche et la natation. La qualité globale de l'eau est représentée par un seul nombre, intègre les mesures de huit variables de qualité de l'eau différentes : la température, l'oxygène dissous, la demande biochimique en oxygène, le pH, l'ammoniac, les nitrates, l'azote, le phosphore total, les solides totaux et les coliformes fécaux. Les formules de conversion de sous-indices les ont été dérivées à l'aide d'une régression non linéaire à partir de tables de conversion construites à partir de courbes de conversion de sous-indices OWQI dessinées à la main (Dunnette, 1980). Les agrégateurs d'opérateurs minimaux ont été jugés trop sensibles aux variables les plus affectées et n'ont pas pris en compte les autres variables (**Cude, 2001**). Par conséquent, une formule quadratique moyenne harmonique non pondérée a été utilisée dans le but d'agréger les scores des sous-indices, comme une amélioration par rapport à la formule arithmétique moyenne pondérée utilisée dans la version originale. L'OWQI est utilisé pour évaluer l'efficacité des activités de gestion de la qualité de l'eau. Il peut également être utilisé pour développer des indicateurs environnementaux tels que : B. Pourcentage de sites de surveillance des cours d'eau dont la qualité de l'eau s'est considérablement améliorée ou pourcentage de sites dont la qualité de l'eau est excellente.

Un indice de la qualité de l'eau appelé *Total Pollution Index* a été proposé par **Sargaonkar et al. (2003)** travaillant à l'institut national d'ingénierie environnementale, Nagpur, Inde. L'OIP vise à évaluer les conditions des eaux de surface spécifiquement dans les conditions indiennes. Le schéma général de classification est basé sur des concepts similaires à ceux proposés par (Prati et al., 1971), un système de classification développé par le Central Pollution Control Board of India et l'Indian Standards Institution (ISI) est pris en considération. Le schéma reflète l'état de la qualité de l'eau en termes d'effets de pollution des paramètres considérés.

Cinq classes ont été considérées, C1 : Excellent / vierge, C2 : Acceptable / nécessite une désinfection, C3 : Légèrement pollué / nécessite une filtration et une désinfection, C4 : pollué / nécessite un traitement et désinfection et C5 : fortement pollués / ne peuvent pas être utilisés.

Saïd et al. (2004) ont développé plusieurs indices de qualité de l'eau pour évaluer la qualité de l'eau, mais tous ces indices comprennent au moins huit variables de qualité de l'eau. Selon les hauteurs, la plupart des bassins versants ne disposent pas de données pour ces variables. Par conséquent, nous devons développer un nouveau WQI qui utilise moins de variables et peut être utilisé pour comparer l'état de différents sites.

Fernandez et al. (2005) ont publié une étude comparative de 36 (trente-six) indices de qualité de l'eau (WQI) et les indices de pollution de l'eau (WPI), sur la base de la structure mathématique, des paramètres de similarité et du comportement à partir du même ensemble de données.

Boyacioglu (2007) a sélectionné 12 paramètres de qualité de l'eau comme étant les plus représentatifs de la qualité de l'eau potable, notamment les coliformes totaux, le cadmium, le mercure, le sélénite, l'arsenic, le fluorure, le nitrate d'azote, le phosphore total, le pH, l'OD et la DBO. Ces paramètres ont été choisis en tenant compte des normes de qualité de l'eau établies par le Conseil des Communautés européennes (CE 1991), de la réglementation turque en matière de contrôle de la pollution de l'eau et d'autres informations scientifiques. Ils ont défini trois classes d'eau e représentant les catégories « excellentes », « 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.

(Swamee and Tyagi, 2000; Prabhata K Swamee et al., 2007) ont examiné de près les méthodes d'agrégation qui ont été utilisées pour développer tous les WQI précédents, et ont proposé des méthodes plus récentes pour surmonter l'un ou l'autre des problèmes d'ambiguïté, d'éclipse et de rigidité qui ont été associés aux indices précédents.

Thi Minh Hanh et al. (2011) ont proposé le premier indice de qualité de l'eau pour surveiller et gérer la qualité des eaux de surface au Vietnam. L'indice englobe comprend 27 paramètres de qualité de l'eau couvrant un large éventail de variables physico-chimiques, d'huiles, de coliformes et de pesticides.

Dans le but de développer un nouvel indice de qualité de l'eau axé sur la surveillance des fermes d'élevage de crevettes au Mexique, **Hernandez et al. (2013)** ont proposé d'attribuer un niveau de priorité à chaque paramètre de l'eau par le biais d'un nouveau processus hiérarchique analytique (AHP), ce qui permet une évaluation précise de la qualité de l'eau.

Hamlat et al. (2014) ont utilisé l'indice de la qualité de l'eau (WQI) pour déterminer l'état et les tendances de la qualité de l'eau dans les réservoirs de l'ouest de l'Algérie sur la base des paramètres physico-chimiques de la qualité de l'eau enregistrés par les stations de surveillance.

Ils sont utilisés dans une base de données sur 10 ans (2001-2010). Les résultats ont montré que la qualité globale des eaux de surface tombait presque dans la classe marginale dans tous les réservoirs, à l'exception du réservoir de Hammam-Boughrara où la qualité de l'eau tombait dans la catégorie médiocre.

Amarché & Rachdi (2015) ont utilisé le modèle d'indice de la qualité de l'eau du Conseil canadien des ministres de l'Environnement (CCME WQI) pour évaluer la qualité des eaux de surface de la rivière Seybouse, cette méthode impliquait le calcul de l'indicateur de qualité d'eau à partir de mesures de paramètres bactériologiques et physico-chimiques.

Une tentative a été faite par **Shah & Joshi (2015)** pour développer un indice de qualité de l'eau (WQI), en utilisant 6 paramètres de qualité de l'eau. De 2005 à 2008, l'WQI a été déterminé le long d'une section du bassin de la rivière Sabarmati à l'aide de la méthode de l'indice arithmétique pondéré de la qualité de l'eau.

Benouara et al. (2016) ont analysé sept paramètres physico-chimiques selon la National Sanitation Fondation (NSF) pour calculer un indice de qualité de l'eau (WQI) afin d'évaluer la pertinence de l'eau pour la consommation, l'irrigation et d'autres utilisations humaines.

Sutadian et al. (2017) ont utilisé des processus analytiques hiérarchiques (AHP) dans leur étude pour calculer les pondérations des paramètres sur la base de 13 paramètres sélectionnés parmi 7 groupes de qualité de l'eau de rivières à Java Ouest, en Indonésie.

Hallab (2018) a évalué mensuellement la qualité de l'eau au barrage de Cheffia (est de l'Algérie) pendant la période d'échantillonnage de janvier 1992 à mars 2010. Performances prédictives résultant de la détermination des erreurs quadratiques moyennes (RMSE) et d'erreurs absolues moyennes (MAE) et du coefficient de régression R^2 . Cet indice est basé sur 18 paramètres physico-chimiques (TDS, MES, pH, EC, T, Turb, Ca^{2+} , Cl^- , Mg^{2+} , NO_2 , NH_4^+ , NO_2^- , SO_4^- , PO_4^- , OD, and DCO, BOD5, TH). Les résultats de l'WQI montrent que l'eau du barrage de Cheffia est de qualité moyenne.

Soltani et al. (2021) élaborent un nouvel indice de la qualité de l'eau (IQE) basé sur l'analyse de l'enveloppe des données (DEA). L'approche proposée a été utilisée pour évaluer la qualité de l'eau de 47 barrages en Algérie et a été définie sur un ensemble de données de 10 paramètres chimique de l'eau. Dans l'ensemble, la nouvelle méthodologie s'est avéré l'efficacité non seulement pour catégoriser ou classer les sites en fonction de la qualité de l'eau, mais aussi comme outil alternatif à utiliser pour aider les décideurs à allouer des fonds et à gérer les ressources en eau.

I.5. Modélisation à l'aide des méthodes d'intelligence artificielle

L'intelligence artificielle offre la solution optimale de plusieurs types de problèmes environnementaux, car les calculs sont très rapides et nécessitent beaucoup moins de paramètres et de conditions d'entrée que les modèles déterministes (Hameed et al., 2016; Sahaya & Kumar, 2019).

Les réseaux neuronaux artificiels (ANN) parmi les méthodes d'intelligence les plus utilisées pour estimation et prédiction des variables environnementales complexes (Hameed et al., 2016, Isiyaka et al., 2018).

Au cours des vingt dernières années, les applications de l'ANN ont été signalées dans divers domaines de recherche, en particulier les ressources en eau (Ahamad et al., 2019; Talhaoui et al., 2020), le domaine de génie civil (Benbouras et al., 2021).

Le domaine des ressources en eau a utilisé les techniques de l'ANN intensivement pour la comparaison des modèles, l'optimisation (Sujana, 2014), la compression des données, la prédiction (Hameed et al., 2016, Sahaya & Kumar, 2019). Une grande variété d'applications de l'ANN est utilisée dans les ressources en eau pour prévoir la qualité de l'eau et pour déterminer l'indice par l'utilisation des variables indépendantes,

Reckhow (1999) a étudié des modèles de réseaux de probabilités bayésiens pour guider les décisions relatives à la qualité de l'eau dans la rivière Neuse en Caroline du Nord.

Holger & Dandy (2000) ont donné un aperçu des problèmes de modélisation et des applications dans les réseaux de neurones pour la prédiction et la prévision des variables des ressources en eau.

Leur article décrit les étapes à suivre pour développer un tel modèle. Cela comprend la sélection des critères de performance, le fractionnement et le prétraitement des données disponibles, la détermination des entrées de modèle et de l'architecture de réseau approprié, l'optimisation des pondérations de connexion (apprentissage) et la validation du modèle. La plupart des réseaux sont entraînés à l'aide de l'algorithme de rétropropagation.

Zaheer & Bai (2003) ont mené une étude sur l'application de l'ANN à la gestion de la qualité de l'eau. Leur étude présente une approche décisionnelle basée sur l'ANN pour la gestion de la qualité de l'eau afin de contrôler la pollution environnementale.

Muhammad et al. (2004) ont réalisé une étude sur la prédiction de la contamination des eaux souterraines à l'aide de l'ANN. Dans leur étude, un modèle de réseau neuronal a été développé pour prédire les concentrations de divers métaux toxiques dans les eaux souterraines. Le modèle a été appliqué à des données réelles sur les eaux souterraines à Faisalabad, la plus grande ville industrielle du Pakistan. Les résultats obtenus à partir du modèle ont été comparés à la fois aux valeurs réelles et aux critères de l'Organisation mondiale de la santé.

Diamantopoulou et al. (2006) ont étudié l'utilisation de techniques de réseau neuronal pour prédire les paramètres de qualité de l'eau. ANN a été utilisée pour prédire les valeurs mensuelles des paramètres de qualité de l'eau de trois rivières Strimon à une station du pont le Sidi Iokastro près de la frontière entre la Grèce et la Bulgarie, en utilisant les valeurs mensuelles d'autres paramètres de qualité de l'eau existants comme variables d'entrée. Les résultats ont démontré la capacité d'un modèle ANN approprié à prédire les paramètres de qualité de l'eau.

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

Elhatip & Komur (2007) ont utilisé des techniques de modélisation des réseaux de neurones artificiels (ANN) pour identifier les principales sources de pollution et les conséquences du rejet direct des eaux usées dans les rivières Merendiz et Karas, qui alimentent le site du barrage de Mamashin.

Ali Najah et al. (2009) ont discuté des mesures pour évaluer la qualité de l'eau de la rivière Johor en Malaisie et développer de meilleurs plans de gestion des ressources en eau. Ils ont constaté que les approches de modélisation traditionnelles basées sur les processus peuvent fournir des prédictions raisonnablement bonnes des paramètres de qualité de l'eau.

Sing et al. (2009) ont décrit dans leur étude la formation, la validation et l'application d'un modèle de réseau neurones artificiels (ANN) pour le calcul de l'oxygène dissous (DO) et de la demande biochimique en oxygène (DBO) dans la rivière Gamti (Inde). Deux modèles ANN ont été validés et testés pour le calcul des concentrations d'OD et de DBO dans l'eau de la rivière Gomti. Les deux modèles ont utilisé 11 variables de qualité de l'eau d'entrée mesurées mensuellement à 8 endroits différents sur 10 ans.

Dans le but de classer et d'évaluer l'état de la qualité de l'eau des principaux bassins fluviaux de Chine, **Yan et al. (2010)** ont appliqué le système d'inférence neuro-flou adaptatif. Ils ont appliqué plusieurs indices physiques et chimiques inorganiques, tels que l'oxygène dissous, la demande chimique en oxygène et l'azote ammoniacal, à un ensemble de données provenant de 100 stations de surveillance (9 semaines, 845 observations au total).

Dans une étude de **Liu et al. (2010)** combinent des méthodes de mathématiques floues avec la théorie de l'entropie de l'information sont combinées pour établir une méthode d'évaluation globale floue améliorée pour l'évaluation de la qualité de l'eau. En utilisant l'exemple de la qualité de l'eau dans la région des Trois Gorges, les résultats montrent que la méthode d'évaluation globale floue améliorée surpasse le modèle traditionnel et peut d'être recommandée.

Gazzaz et al. (2012) leurs travaux décrivent la conception et l'application d'un modèle de réseau neuronal perception à trois couches entièrement connecté pour le calcul de l'indice de qualité de l'eau (WQI) de la rivière Kinta (Malaisie).

Nourani et al. (2013) Ont utilisé des réseaux de neurones pour calculer le WQI et ont constaté qu'il fonctionnait mieux que les autres méthodes traditionnelles.

(Sujana, 2014) Sujana Prajithkumar (2014) ont utilisé les réseaux neuronaux modulaires et les réseaux à fonction de base radiale pour créer deux modèles dans le but de prédire l'WQI de la rivière Panava en Inde. Dans la présente étude, il est constaté que le réseau neuronal modulaire donne de meilleurs résultats par rapport au réseau neuronal de la fonction à base radiale.

Sahoo et al. (2015) ont proposé une méthodologie efficace telle que le système d'inférence neuro-floue adaptative (ANFIS) pour la prévision de la qualité de l'eau dans la rivière Brahmani d'Odisha, India. Les paramètres de qualité de l'eau utilisés pour évaluer sont généralement corrélés entre eux, ce qui rend l'évaluation déraisonnable.

Hameed et al. (2016) ont utilisé des applications ANN pour prédire les paramètres de qualité de l'eau tropicale pour les bassins fluviaux Langat et Klang, en Malaisie. Pour étudier et imiter la relation entre l'WQI et les variables de la qualité de l'eau, deux modèles différents ont été appliqués : le réseau de neurones à rétropropagation (BPNN) et le réseau de neurones à fonction de base radiale (RBFNN).

Abba et al. (2017) ont développé des techniques de régression multi linéaire (MLR), de réseau de neurones artificiels (ANN) et de système d'inférence neurologique floue adaptatif (ANFIS) pour prédire les concentrations d'oxygène dissous en aval de la ville d'Agra (Turkey). En utilisant des données d'entrée mensuelles : oxygène dissous (DO), le pH, demande biologique en oxygène (BOD) et la température de l'eau (T) à trois endroits différents, à savoir Agra en amont, au milieu et en aval.

Isyaka et al. (2018) ont utilisé des réseaux neurones artificiels et des méthodes statistiques multivariées pour réduire le nombre de paramètres et de stations de surveillance de la qualité de l'eau dans la rivière Kinta, Malaisie. La prédiction des indicateurs de qualité de l'eau pour le lac Parakai, Tamil Nadu, Inde, a été réalisée par **Sahaya & Kumar (2019)**, montrant une meilleure performance et précision du modèle ANN que le modèle de régression multiple (MLR).

Singh et al. (2021) ont utilisé des techniques de calcul souple basées sur les neurones - un réseau de neurones artificiels (ANN) et un réseau de neurones à régression généralisée (GRNN) - et une technique de calcul souple hybride - un système d'interférence neuro-floue adaptatif (ANFIS) avec quatre fonctions d'appartenance – pour prédire les WQI dans les sous-bassins hydrographiques de Khorramabad, Biranshahr et Alashtar en Iran. Les résultats indiquent que l'ANN prédit mieux l'WQI que le GRNN et l'ANFIS.

Dans le but d'évaluer l'aptitude des eaux souterraines à la consommation humaine, et de modéliser l'indice de qualité de l'eau, dans le temps et dans l'espace, **Kouadri et al. (2021)** ont utilisé un réseau neuronal artificiel ANN. Pour effectuer l'analyse requise, 37 échantillons ont été prélevés dans 8 puits différents de la région pendant les périodes pré- et post-mousson de 2016 à 2019. La méthode ANN est utilisée pour construire un modèle de prédiction de l'WQI avec minéralisation, TH, NO₃ et NO₂ comme entrées.

I.6. Conclusion

À partir de la revue de la littérature, nous avons constaté que la plupart des travaux d'évaluation de la qualité de l'eau dans la zone d'étude consistent en une analyse chimique des paramètres physico-chimiques, biologique et les métaux lourds de l'eau. Il est clair que le domaine de la recherche est encore sous-développé, ou que des recherches sont menées sur des indicateurs de qualité du travail (Amarchi and Rachedi, 2015, Bouslah, 2017, Hallab, 2021). Le développement d'un indice régional de qualité de l'eau et l'implication des modèles d'intelligence artificielle sont absents de cette région. Dans cette thèse, nous entreprendrons une investigation plus approfondie, où nous étudierons la qualité des eaux en recherchant la meilleure évaluation et prédiction de la qualité des eaux du bassin versant Côtiers Constantinois. Le prochain chapitre donnera un aperçu du bassin versant Côtiers Constantinois afin d'identifier les caractéristiques environnementales, ses potentialités en eaux et le cycle hydrique.

Chapitre II

Présentation

de la zone

d'étude

II.1.Introduction

Dans la recherche scientifique, la connaissance des caractéristiques de la zone d'étude est très nécessaire. Cette connaissance nous permet de comprendre les problématiques étudiées au niveau local et nous aide également à prendre en compte tous les facteurs qui affectent les ressources en eau. Pour cette raison, cette partie se concentre sur la situation géographique, les activités agricoles, les caractéristiques morphologiques, géologiques et hydrogéologiques, ainsi que les conditions climatiques et le secteur hydraulique.

Ce chapitre donne un aperçu du bassin versant côtier constantinois dans le but d'identifier les caractéristiques environnementales et de comprendre la fonction hydrochimique de l'eau de diverses rivières ainsi que l'eau des barrages.

II.2. Cadre géographique

Le bassin hydrographique « Côtiers Constantinois » est situé sur le littoral nord de l'Est algérien (figure II.1). Il est limité:"

Au Nord par la méditerranée

- A l'Est par les frontières Tunisiennes
- À l'ouest par le bassin « Algérois-Hodna-Soummam ».
- Au Sud par les bassins « Kébir –Rumel, Sybous,Medjerdah »

Le bassin des Côtiers constantinois s'étend sur une superficie de 11509 km², répartis en 132 communes et 10 wilayas. Le bassin inclut entièrement 88 communautés et partiellement 44 communautés. Les agglomérations de Jijel, Skikda et El Kala sont les principales villes du bassin.

Le bassin versant des Côtiers constantinois, composé de :

- Côtiers Constantinois Ouest 2424 km² ;
- Côtiers Constantinois Centre 5582 km² ;
- Côtiers Constantinois Est 3203 km².

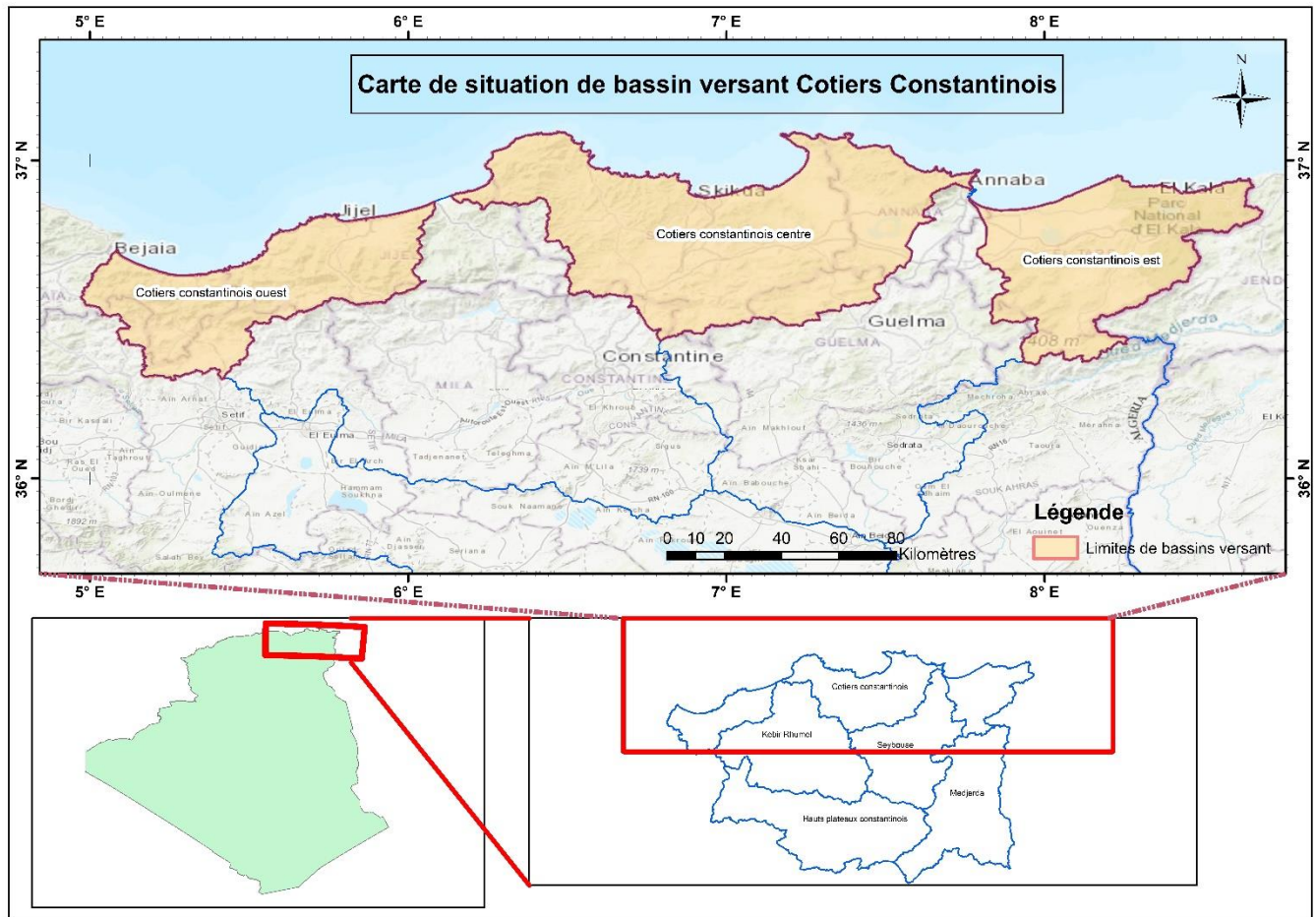


Figure II.1 : carte de situation géographique du bassin versant Côtiers Constantinois

II.3. Aspect géologique

Les types des formations géologiques dans un bassin versant déterminent l'écoulement des eaux souterraines et des eaux de surface. Les matériaux géologiques sont divisés en formations meubles (argile, sable, marnes) ou en formations consolidées (grès, calcaires, dolomites, etc.). Les caractéristiques géologiques de la zone d'étude sont celles des terrains déliens et du domaine externe nappé, dont la majeure partie des formations est constituée d'argiles et de grès numides. Ce sont des reliefs plissés, faillés, parfois même agités, entrecoupés d'autres formations crétacées et miocènes (Bousekka, 2021).

Les études géologiques réalisées dans le bassin versant montrent l'existence de deux grands ensembles : L'ensemble des plaines littorales est caractérisé par des sédiments quaternaires récents, qui constituent le fond de cette dépression tectonique, et de grès Numidie qui constitue les sommets, dont les plus importants sont localisés autour de la commune de Daghoussa (Bouteldja, 2016).

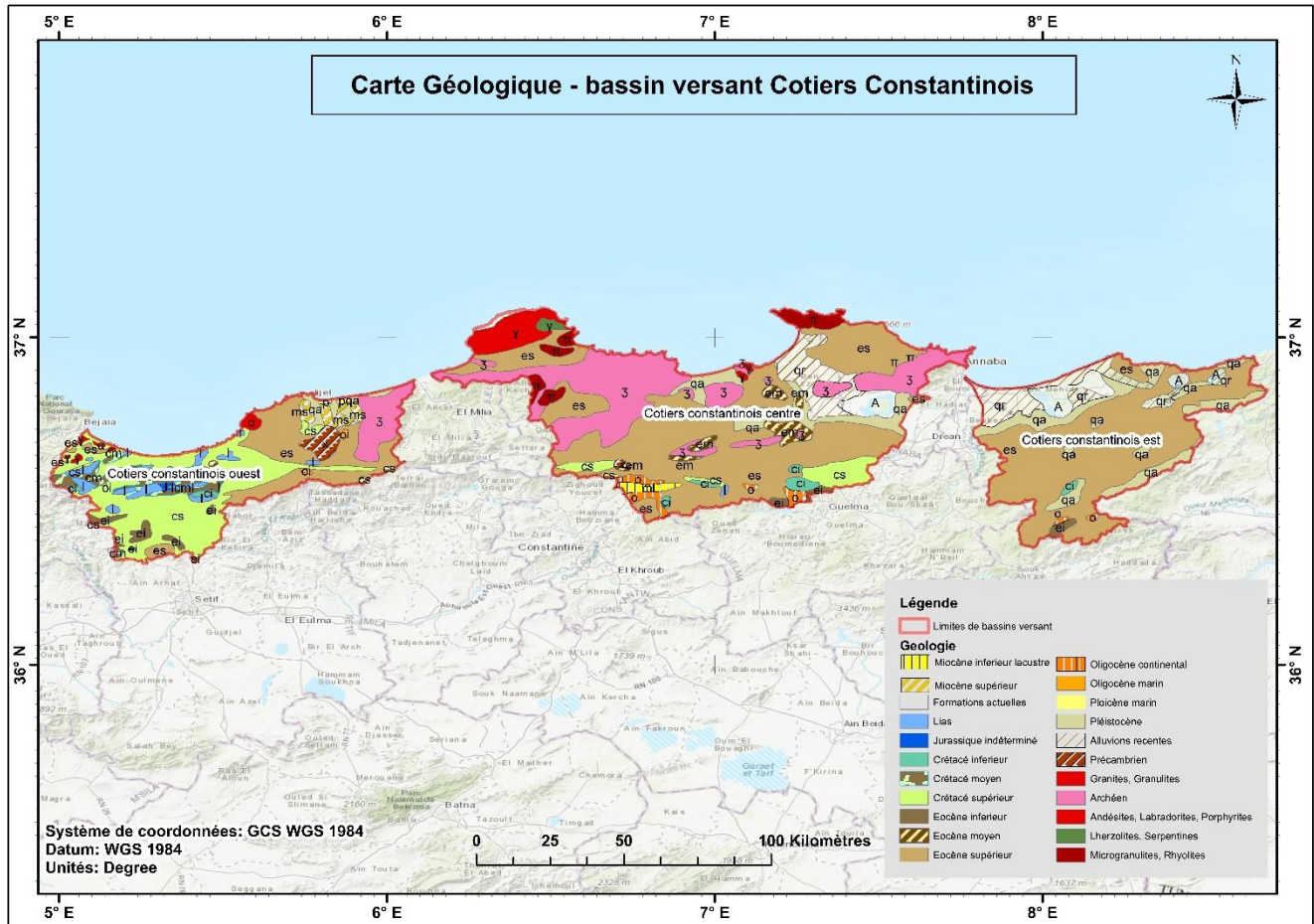


Figure II.2 : carte géologique du bassin versant Côtiers Constantinois

Une brève introduction aux caractéristiques générales de la géologie du bassin (figure II.2)

- La formation quaternaire

Le Quaternaire dans le bassin de Bounamoussa est distribué dans la partie sud du bassin. Il est représenté par des remblais alluvionnaires de hautes terrasses, des sédiments fluvio-marins, des éboulis de talus développés au pied de falaises gréseuses, des grès numides recouvrant les marnes argileuses sous-jacentes, et des morts-terrains déluvio-proluviale (cailloutis, sables, limons).

- Le Miocène

Le Miocène de la région est représenté par la formation de l'âge pontique. Ce sont des formations sableuses, des conglomérats et des argiles rouges ou grises. Le Miocène de ce bassin est moins affleurant que l'Eocène et l'Oligocène, et il n'est présent qu'autour d'Aïn El Kerma à l'amont de l'Oued Zitoune, sur les deux rives de l'Oued Bouhadjar et à l'amont de l'Oued principal de Bounamoussa.

- Les formations de l'Oligocène et de l'Éocène

Ces reliefs sont souvent étudiés ensemble et peuvent même être confondus avec la formation numide, qui porte le même nom. Ils sont représentés par le faciès argilo-gréseux numide.

L'argile numide est très fréquente dans ce bassin, notamment à travers les reliefs montagneux. Ces formations sont souvent associées à des grès du même âge, les grès numides.

- Le Crétacé

Les terrains crétacés de la zone d'étude sont représentés par des sédiments marins constitués principalement de marno-calcaire et des schistes légèrement argileux avec des intercalations de calcaires. Ils sont relativement plus répandus que la topographie triasique de ce bassin. Elle est concentrée dans deux régions : Ain Kerma dans la vallée de l'oued Zitoune et la région de Cheffia au nord du bassin.

- Le Trias

Il est largement représenté par des formations hétérogènes, rencontrant, sans ordre apparent, des argiles panachées, des calcaires dolomitiques, des cargneules jaunes, des calcaires marneux jaunâtres et des grès gréseux. Cette strate est également très riche en gypse. Ce produit se trouve en grand nombre au fond des grandes vallées. Les formations triasiques sont principalement situées à la limite sud du bassin, couvrant la région montagneuse de Djale M'sid. Le tableau II.1 regroupe les différentes formations lithologiques de la zone d'étude par rapport à la superficie totale du bassin versant.

Tableau II.1 : Formation lithologique du bassin versant.

| Formation lithologique | Superficie % |
|-------------------------------|---------------------|
| Alluvions récentes | 2.59 |
| Crétacé supérieur | 11.79 |
| Éocène supérieur | 45.68 |
| Éocène moyen | 1.27 |
| Archéen | 15.65 |
| Pléistocène | 7.36 |
| Crétacé moyen | 1.9 |
| Microgranulites, Rhyolites | 1.74 |

II.4. Topographique et morphologie du bassin versant

Les montagnes telliennes de l'Est algérien se présentent comme un bourrelet longeant et dominant la mer Méditerranée depuis Bejaïa jusqu'à la frontière tunisienne. Le Tell oriental se subdivise en plusieurs ensembles topographiques présentant chacun des caractères et des problèmes géomorphologiques propres. De l'ouest vers l'est, cette région décroît en altitude (Hallab, 2018).

La plaine de Collo se présente comme un fossé d'effondrement présentant une vallée taillée dans les massifs de roches rigides (granite, gneiss et schistes). Sur ce socle se sont déposés des sédiments marins presque entièrement argileux formant le substratum imperméable de la nappe. Ces formations appartiennent au Miocène, constitué d'une alternance de marne et de grès tandis que le Pliocène renferme des marnes bleues. Ce substratum est percé de quelques pointements de roches métamorphiques (koudiat Telezza). Le Quaternaire est constitué de sables et graviers d'épaisseur variant entre 15 et 25 mètres. La partie sud-est surmontée par une couche semi-perméable constituée de limons argileux et sableux, conférant à la nappe un caractère captif dans cette zone (Bouhadab, 2019).

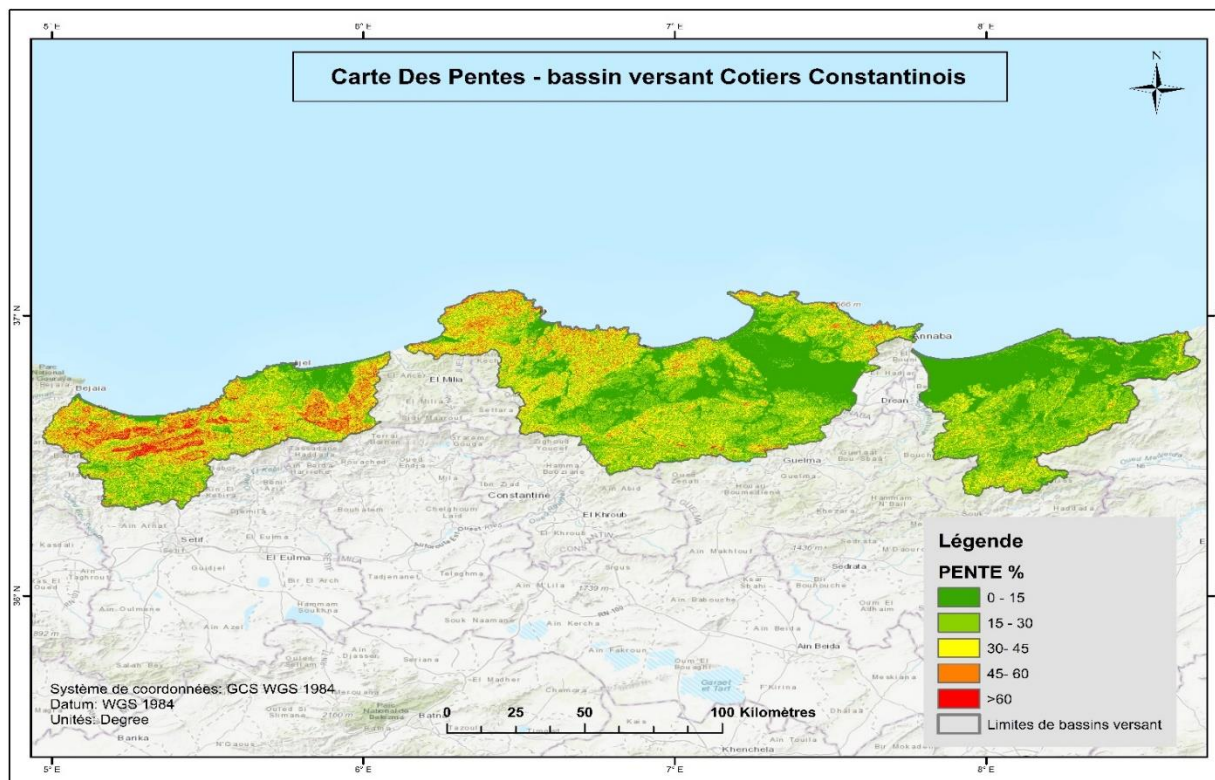


Figure II.3 : Carte des pentes du bassin versant Côtiers Constantinois

La distribution des pentes du bassin versant montre une forte capacité d'érosion (figure II.3). En effet, les zones à faible pente représentent 20% de la superficie totale du bassin versant, tandis que les zones à pente moyenne à très élevée représentent 80% de la surface du bassin versant.

II.5. Sols et végétation

La végétation est un facteur essentiel de protection contre l'érosion. L'activité végétative et le type de sol sont étroitement liés, et leurs effets combinés ont des conséquences uniques sur le ruissellement de surface. La densité, la composition et les précipitations influent sur l'efficacité du couvert végétal. Celui-ci conserve des proportions variables d'humidité atmosphérique, et cette eau d'interception est partiellement retirée de flux. L'occupation des sols est en rapport directement aux activités humaines.

Six principaux types d'occupation du sol dans la zone d'étude sont enregistrés :

La végétation du bassin versant est caractérisée par une diversité de végétation naturelle, avec plus de la moitié (52%) du bassin versant étant occupée par une végétation forestière. Celle-ci est principalement localisée dans les parties hautes et centrales du bassin versant, composée principalement de chênes de lièges et de zéen (figure II.5)

Les cultures annuelles, dominées par les céréales, représentent 19,3% de la superficie totale du bassin versant et sont concentrées au maximum du bassin. Elles sont réparties au niveau central ou dans des zones à pentes moyennes et basses du bassin versant (Sadoune, 2012).

14,37 % de la superficie totale du bassin versant est occupée par des terrains de parcours.

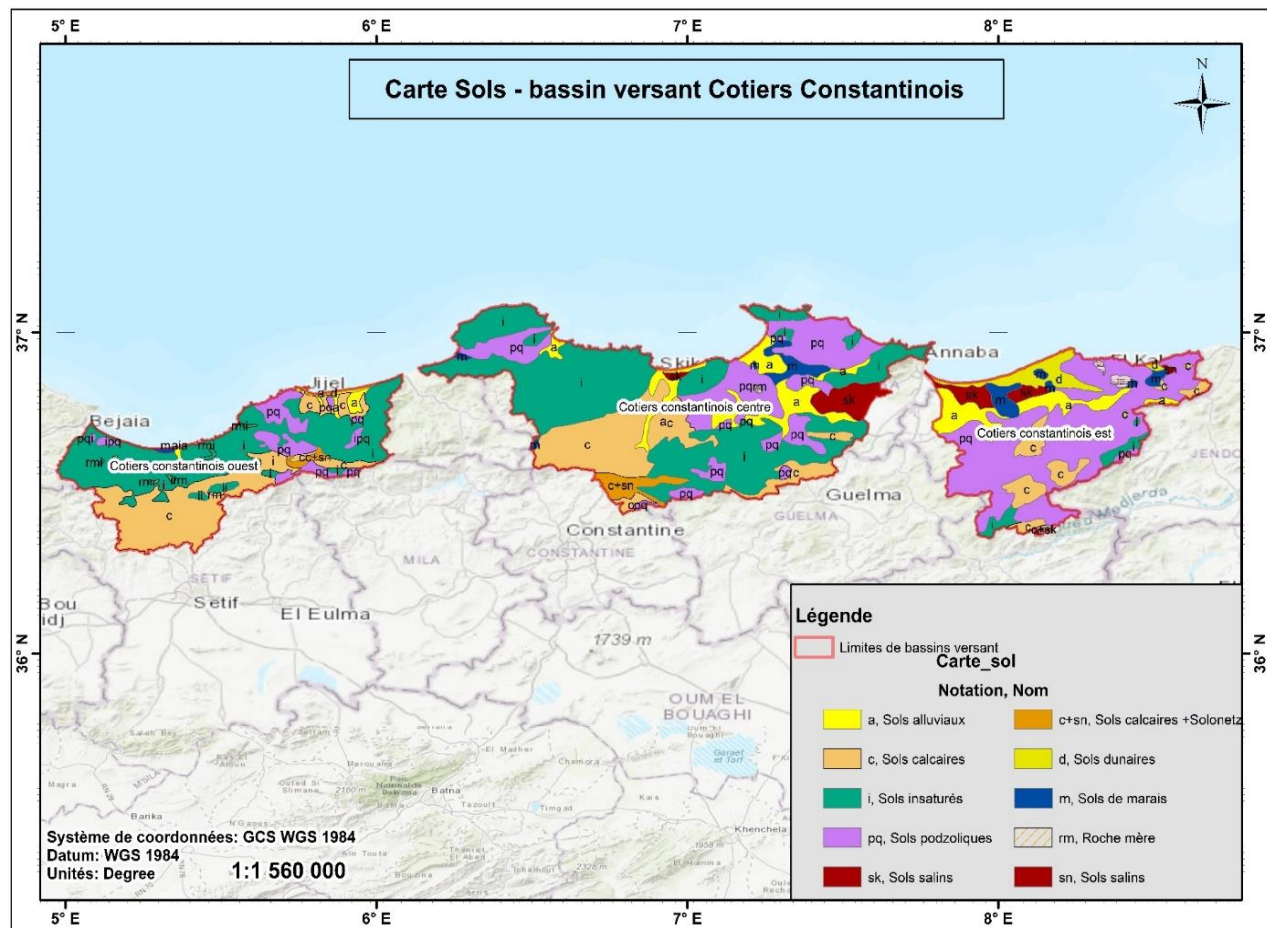


Figure II.4 : Carte sols du bassin versant Côtiers Constantinois

Les maquis représentent 10,60 % du total et indiquent un stade relativement important de dégradation de la forêt, qui augmente d'une année à l'autre et qui était autrefois un potentiel forestier très important pour le bassin. Le reste, soit 3,09 %, est représenté par des terres nues et des agglomérations (Bouhadeb ,2019).

Le tableau II.2 montre les différents types de sols rencontrés dans la zone d'étude (figure II.4)

Tableau II.2 : Occupation des sols du bassin versant Côtier Constantinois

| Type d'occupation du sol | Superficie (ha) | Superficie (%) |
|--------------------------|-----------------|----------------|
| Sols insaturés | 423104.3 | 36.83 |
| Sols podzoliques | 320392.16 | 27.88 |
| Sols calcaires | 222100.2 | 19.33 |
| Sols alluviaux | 82059.6 | 7.14 |
| Sols salins | 55935 | 4.87 |
| Sols de marais | 22702.73 | 1.98 |
| Sols calcaires+solometz | 16352.06 | 1.42 |
| roche mère | 4905.6 | 0.43 |

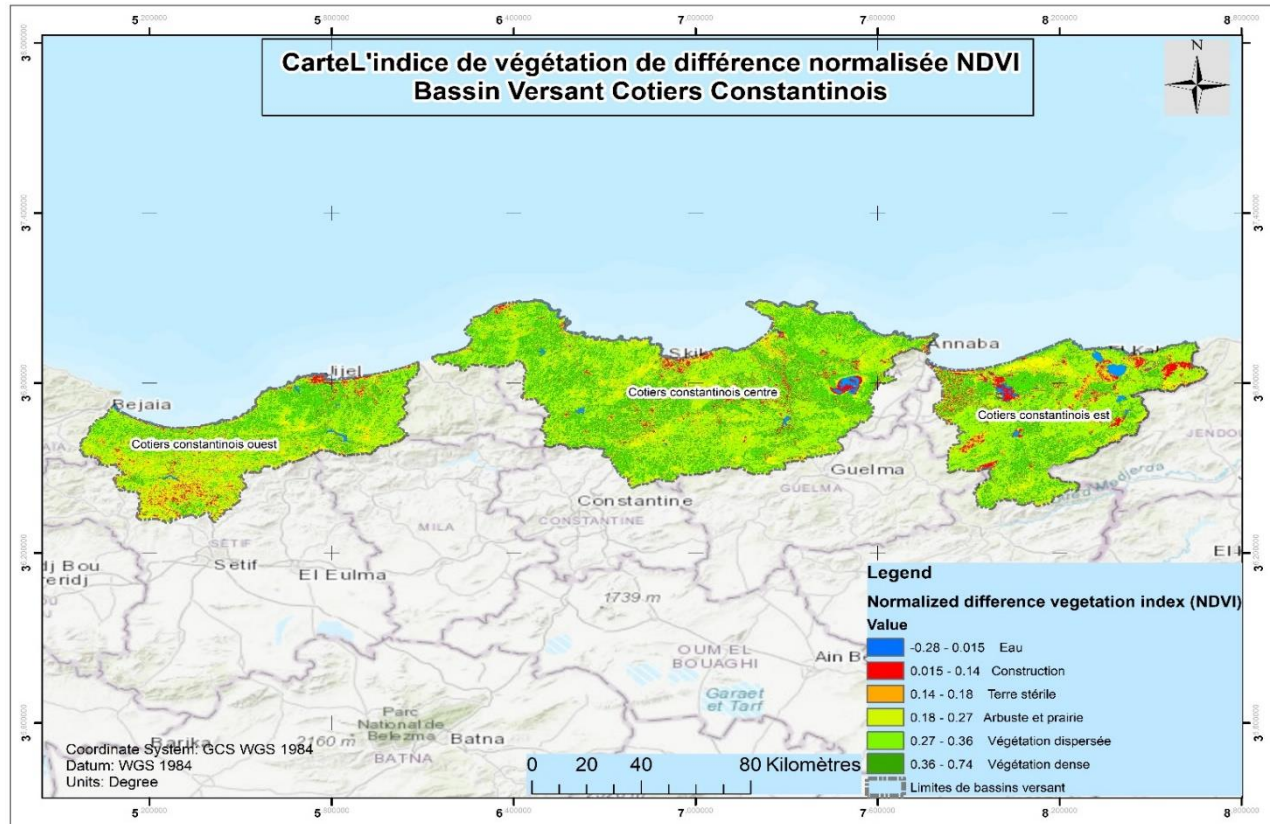


Figure II.5 : Carte indice de végétation du bassin versant Côtiers Constantinois

La figure II.5 montre que la zone d'étude est très densément boisée (occupe 29% de la superficie), avec une végétation abondante (occupe 62% de la superficie), ce qui augmente la turbidité. La mauvaise qualité de l'eau peut être justifiée par l'état d'envasement du barrage (Ouamane et al., 2022).

II.6. La pluviométrie

Le bassin versant côtier constantinois se trouve dans une zone à climat méditerranéen tempéré, avec un hiver très humide où les précipitations oscillent entre 800 et 1000 mm/an et peuvent atteindre les 2000 mm/an sur les massifs (ANRH, 2016). Pour l'ensemble du bassin des côtiers constantinois, il existe quarante-cinq (45) stations pluviales étriquées et douze (12) stations hydrométriques suivies par l'Agence Nationale des Ressources Hydrauliques (ANRH, 2016).

II.7. Climat

Le bassin versant est soumis à un climat méditerranéen sub-humide. Il reçoit une lame d'eau moyenne annuelle de 789 mm ; le cycle de l'eau du bassin versant se décompose ainsi : un ruissellement de 165 mm (21 %), une infiltration de 133 mm (17 %) et une évapotranspiration réelle de 492 mm (62 %) (ANRH, 2016).

Cette distribution traduit, à elle seule, un grand déséquilibre au détriment de l'infiltration, ce qui limite considérablement la possibilité de réalimentation des aquifères. La prédominance du relief montagneux au sud du bassin versant explique le taux élevé du ruissellement.

II.8. Hydrologie

Les ressources en eaux superficielles du bassin versant côtier constantinois Est sont constituées par un réseau hydrographique très développé et des zones humides, dont certaines sont classées par la convention Ramsar (du nom d'une ville iranienne), signée le 2 février 1971 par plusieurs pays, dont l'Algérie : Tonga ; El Mellah ; Oubeira ; lac des oiseaux (Boutaldja, 2016).

Les oueds Bounamoussa et El kébir Est sont les principales sources d'eau sur le bassin versant. Le Kébir Est débite $222.2 \text{ hm}^3/\text{an}$, avec une aire de réception de 373 km^2 . Les oueds Guergour, Bouhalloufa et Boulathan, affluents de l'oued El Kébir, transitent des apports respectifs de $10.1 \text{ hm}^3/\text{an}$, $29 \text{ hm}^3/\text{an}$ et $21.1 \text{ hm}^3/\text{an}$ (ANRH). Les oueds El Kebir Est et Bounamoussa, dont la confluence conduit à l'oued Mafragh transitent respectivement un apport de 309 et $76 \text{ hm}^3/\text{an}$ (Bouhadab, 2019 ; Hallab, 2021 ; Bousekaa, 2021).

On note que le régime hydrologique de ces cours d'eau suit le régime des précipitations, du fait de l'absence de réserves aquifères importantes.

Cette nappe est alimentée par les eaux des précipitations, les ruissellements et les apports à partir des eaux de surface et des eaux de l'inféro-flux de l'oued Guebli, qui draine un important impluvium. La plaine reçoit 800 à 1000 mm/an de précipitations, alors qu'au niveau des massifs, ces précipitations peuvent atteindre les 2000 mm/an. L'oued Guebli prend naissance au pied du massif de caractéristiques du bassin Sidi Dris et a un débit moyen qui varie entre 2 l/s en août et 620 l/s en janvier (ANRH, 2016).

La région est parmi les plus arrosées du Nord-Est algérien (Boutelja, 2016), avec des précipitations pouvant atteindre 1200 mm/an, ce qui a permis d'accumulation d'importants volumes d'eau souterraine et superficielle. Le Kebir ouest se divise en deux parties ayant des caractéristiques sensiblement différentes : la partie inférieure (Sud), dont les écoulements sont entièrement contrôlés par les deux stations d'Ain Charchar et Zit Emba, et la partie côtière qui débute de la région d'Ain Charchar jusqu'à la plage du Guerbez (Hadeb & Hizir, 2018).

II.9. réseau hydrographique

Deux cours d'eau principaux drainent le bassin versant de la Mafragh. Ils convergent vers le marais et rejoignent la mer par un exutoire unique : l'Oued Mafragh. À l'ouest, l'Oued Bounamoussa et à l'est, l'Oued Bougous qui prend le nom de Kebir-Est à la sortie de la montagne transite respectivement un apport de 309 et $76 \text{ hm}^3/\text{an}$ (figure II.6).

L'Oued Bougous draine le versant algérien à partir des sommets qui constituent la frontière Algéro-Tunisienne. Il présente un tracé avec de multiples coudes qui le font passer de petits bassins en petits bassins par des secteurs de vallées étroites avec parfois de courtes gorges.

L'Oued Bounamoussa draine la partie ouest du bassin versant de la Mafragh. Il descend depuis Djebel M'Sid. La figure II.6, relative au réseau hydrographique, nous permet de distinguer trois secteurs s'individualisent de fort belle manière :

À l'Ouest, Oued Bounamoussa recoupe les structures et s'adapte localement aux accidents tectoniques, ce qui lui donne un tracé en baïonnette (Hallab, 2020).

Au Milieu (partie centrale), les oueds se sont surimposés à partir de la surface tertiaire (Hallab, 2020). Ainsi, l'Oued Zeitoun, qui prend naissance dans la fenêtre de direction SW-NE d'Ain Karma qu'il quitte au niveau de Zitouna sous le nom d'Oued Bouhaloufa, traverse en gorge les grès numides vers Boutheldja. Il est en fait surimposé et suit la pente de la topographie de la forêt d'Ouerda. Oued Cheffia, de son côté, qui prend naissance dans Djebel Nador à l'est et Kef Bni Fradj à l'Ouest, coule vers le nord-est en traversant les grès numides, avant de prendre le nom de Oued Boulathane.

À l'est, il y a l'Oued Bougous qui suit un tracé très varié avec de nombreux coudes à 90°, l'Oued Bouhaloufa, qui suit également la topographie de la forêt d'Ouerda, et qui est guidé localement par des accidents tectoniques d'âge plio-quaternaire, et enfin la subsidence de la plaine d'Annaba. Vu que le Lac Obéira joue un rôle spécifique dans la partie nord-est du bassin versant en période de crue sur l'Oued Kébir-Est, le lac reçoit les eaux apportées par l'Oued Messida. Pendant la période d'étiage, les eaux du lac s'écoulent par l'Oued Messida vers Oued Kébir. Une petite vanne a été construite sur l'Oued Messida près du lac afin de régulariser cet écoulement à deux sens (Hallab, 2020).

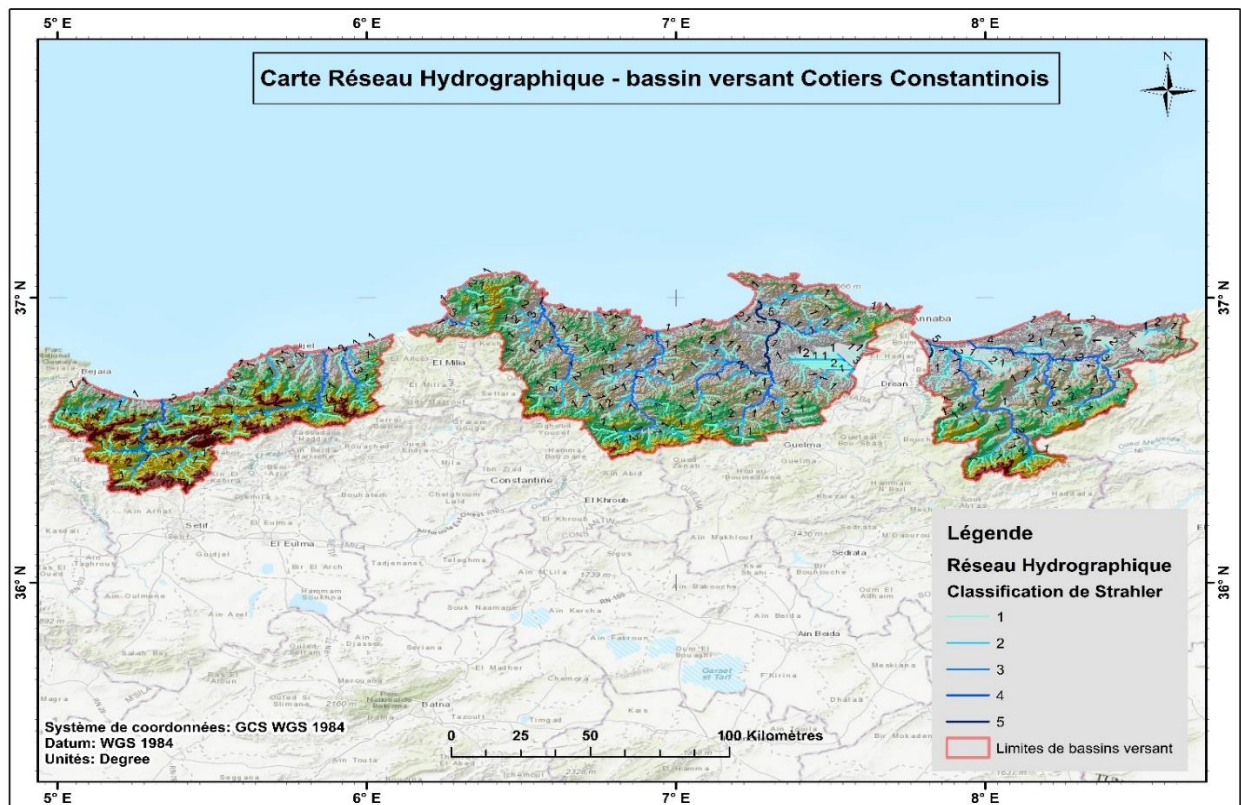


Figure II.6 : Carte réseau hydrographique du bassin versant Côtiers Constantinois

Ils présentent un réseau hydrographique assez dense de plus de 4200 Km. Ces cours d'eau s'écoulent des différentes chaînes de montagnes et débouchent dans la Méditerranée avec les bassins versants correspondants (Kébir Ouest, Safsaf et Guebli).

II.10. Agriculture

Le bassin versant est principalement dédié à l'agro-sylvo-pastorale où l'application d'une très grande variété de cultures est favorable (périmètres irrigués de : Bounamoussa 14800ha, Cheffia 250 ha, El Frin 250 ha, Mouaïssia 100 ha, Zeribi 110 ha et Souarek 50 ha).l'irrigation mixte (gravitaire et aspersion) est utilisée en fonction du type de culture : maraîchères, industrielles et arboricoles, qui sont les principales productions des secteurs irrigués.

II.11. Industrie

L'activité industrielle est moins importante et se caractérise principalement par quelques entreprises agroalimentaires telles que les conserveries de tomate concentrée autour des grandes agglomérations , notamment l'ENAJUC (conserves alimentaires) de jijel, SONACOB (granite) de Souk El Tenine, le complexe de raffinage de pétrole de Skikda, le complexe de mercure d'Azzaba, la menuiserie bois et aluminium de Collo, la conserverie de tomate Ben Azzouz, l'ENGP d' Ain khiar, la transformation de liège d'El Kala et l'unité de tomate et briqueterie de Bouteldja.

II.12. Présentation de quelques barrages du bassin Côtiers Constantinois

II-12.1. Description des données

Sept stations d'échantillonnage (tableau II.3) ont été choisies pour la surveillance de la qualité des eaux du bassin Constantinois. L'échantillonnage a été effectué mensuellement pendant une période de neuf ans (janvier 2010 à décembre 2018).

Tableau II.3 : Localisation des stations dans le bassin "Côtiers Constantinois" (ANRH)

| Code | Sous bassin | Wilaya Commune | X (m) Lambert | Y (m) Lambert |
|----------------------------|------------------------|----------------------------|------------------|------------------|
| Bge.Mexa St.031609 | Oued Kebir Est | El Taref (Bougous) | 1007932 | 398848 |
| Bge.Zit Emba St.031102 | Oued KebirHammem | Skikda (Bekkouche Lakhdar) | 909629 | 383821 |
| Bge. Zardezas St.030902 | Oued Safsaf | Skikda (Zardezas) | 875820 | 373112 |
| Bge.Guenitra St.030701 | Oued Guebli | Skikda (Oum Toub) | 851771 | 385930 |
| Bge.Beni Zid St.030711 | Oued Guebli | Skikda (BniZid) | 836630 | 406182 |
| Bge.Cheffia St.031501 | Cotiers Bounamoussa | El Tarf (Cheffia) | 977367 | 380540 |
| Bge.ElAgreme St.030303 | Cotiers Jijel | Jijel (Kaous) | 779250 | 385450 |

II.12.2. barrage de Cheffia

II.12.2.1. Historique :

Le barrage de Cheffia, achevé en 1965, consiste en une digue de terre normalement conservée de 165m de long. Cette retenue permet de régulariser 95 hm³ annuellement pour répondre aux besoins d'irrigation de Bounamoussa, de la ville d'Annaba, et aux besoins de l'industrie sidérurgique dans la région, en particulier à El Hadjar. Le volume total des remblais est de 1,3 million de m³ (Hallab, 2021).

Du point de vue de la distribution d'eau, le barrage de Cheffia est confronté à des défis majeurs de gestion de l'eau. Les demandes en eau agricole ne sont jamais satisfaites à 100 %, ce qui justifie une mauvaise gestion. L'existence de Cheffia, et l'emplacement de son barrage ont permis de répondre aux besoins en eau de trois secteurs importants : une grande ville, celle d'Annaba, un secteur industriel, celui du complexe sidérurgique d'El-Hadjar, et enfin un secteur agricole, le périmètre d'irrigation de Bounamoussa (Boumaraf , 2022).

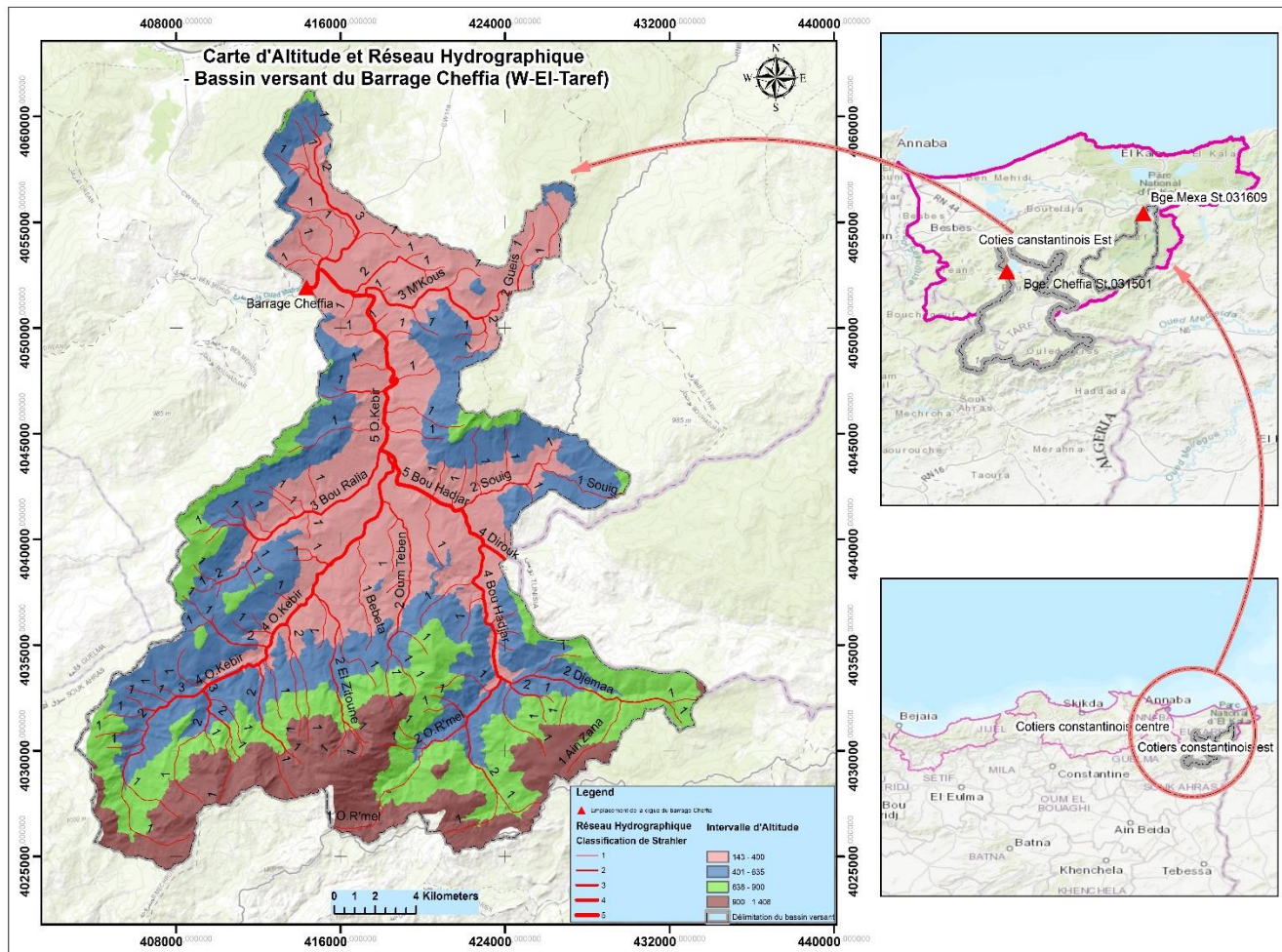


Figure II.7 : Localisation du barrage, réseau hydrographique et altitude du SBV du barrage Cheffia

Le barrage était également destiné à absorber les eaux de crue de l'oued Bounamoussa et à permettre le développement des marais du M'Krada. Cela devrait porter la superficie irrigable à plus de 24000 ha (10000 ha dans la région de M'krada et 14000 ha dans la plaine de la Bourne) (Hallab, 2021).

II.12.2.2. Situation géographique :

Le barrage de Cheffia, situé dans l'Oued Bounamoussa, se trouve à 40 kilomètres au sud-est de la ville d'Annaba et à 42 kilomètres au sud-ouest d'El Tarf, sur les communes de Cheffia et Daïra de Bouteldja. Il s'étend sur une superficie de 1000 hectares. Il est délimité :

- Au nord par les communes de Cheffia et Asfour.
- À l'ouest par la commune d'Asfour.
- Au sud par les communes de Hammam Beni Salah et Bouhadjar.
- A l'est par la commune de Cheffia.

II.12.2.3. Caractéristiques du barrage de Cheffia :

Le barrage de Cheffia, d'un volume modulable de 95hm³ alimente en eau agricole la région de Bounamoussa pendant l'été, le complexe sidérurgique d'El- Hadjar, ainsi que les villes de Bouhadjar et Annaba en AEP (El Fadel, 2016). La digue est constituée de terre compactée (Tableau II.4) avec un masque d'étanchéité argileuse en amont et des sédiments alluvionnaires en aval. Le volume total du remblai est de 1,3 million de mètres cubes.

Tableau II.4 : Caractéristiques de la digue du barrage (El Fadel, 2016).

| | |
|---|----------|
| Cote de la crête | 169.00m |
| Largeur en crête | 10.00m |
| Largeur à la base | 214.00m |
| Longueur en crête | 650.00m |
| Cote des crêtes des batardeaux amont et avale | 133.00m |
| Hauteur maximum | 51.00 m |
| Niveau le plus bas | 119.00 m |

II.12.2.4. Bassin versant de Bounamoussa

II.12.2.4.1. Situation géographique du bassin versant de Bounamoussa

La zone d'étude comprend le bassin versant côtier constantinois et s'étend sur une superficie de 575 km² entre les longitudes 7° 94' et 8° 31'E et les latitudes 36° 38' et 36° 69'N (figure II.7). À noter qu'une partie du bassin, couvrant la plaine d'Ain El-karma, se trouve en Tunisie (Bouhaddeb, 2019).

II.12.2.4.2. Caractéristique morpho métrique du bassin

L'écoulement naturel de l'eau dans un bassin versant est contrôlé par les conditions climatiques et les propriétés physiques du bassin. Les caractéristiques physiques les plus importantes, qui font l'objet d'une analyse morphologique, jouent un rôle important : la forme, le relief et le modèle représentatif. De nombreuses caractéristiques peuvent compléter l'analyse morphométrique, telles que la densité du drainage, la fréquence d'écoulement, l'allongement et le profil d'écoulement.

Le Tableau II. 5 Enregistrer tous les paramètres morphologiques du bassin de Bounamoussa.

Tableau II.5 : Paramètres morpho métrique du bassin versant de Bounamoussa

| Paramètres physiques | Symbole | Formule | Unité | Valeur |
|----------------------------------|---------|--|--------------------|--------|
| Superficie | S | / | Km ² | 575 |
| Périmètre | P | / | Km | 176 |
| Indice de compacité de gravelius | Kc | $K_c = 0.28P/S^{1/2}$ | / | 2.06 |
| Longueur du rectangle équivalent | Lr | $L_r = \frac{K_c \sqrt{S}}{1.12} \times \left[1 + \sqrt{1 - \left(\frac{1.12}{K_c} \right)^2} \right]$ | m | 80.21 |
| Largeur du rectangle équivalent | In | $l = \frac{K_c \sqrt{S}}{1.12} \times \left[1 - \sqrt{1 - \left(\frac{1.12}{K_c} \right)^2} \right]$ | m | 7.17 |
| Altitude minimale | Hmin | / | m | 153 |
| Altitude maximale | Hmax | / | m | 1405 |
| Altitude moyenne | Hmoy | $H_{moy} = \sum H_i S_i / S_T$ | m | 702.5 |
| Indice de pente de roche | Ip | $I_p = \frac{\sqrt{I_g}}{0.8}$ | % | 0.16 |
| Indice de pente global | Ig | $I_g = D/L$ | % | 0.02 |
| Dénivelée spécifique | Ds | $D_s = I_g \sqrt{S}$ | m | 205 |
| Indice de pente moyenne | Im | $I_m = D * L/A$ | % | 19.73 |
| Rapport de confluence | Rc | $R_c = N_1/N_2$ | % | 3.58 |
| Rapport des longueurs | RI | $R_L = L_1/L_2$ | / | 2.94 |
| Densité de drainage | Dd | $D_d = \sum L_x/S$ | Km/km ² | 3.16 |
| Coefficient de torrentialité | Ct | / | / | 16.51 |
| Temps de concentration des eaux | Tc | $T_c = \frac{4\sqrt{S} + 1.5L_p}{0.8\sqrt{H_{moy} - H_{min}}}$ | H | 6.95 |

II.12.2.5. Caractéristiques hydrographiques

Le réseau hydrographique du sous-bassin de Bounamoussa est constitué de l'oued principal (Oued Bounamoussa) avec deux affluents majeurs, l'Oued Bouhadjar sur une rive droite et l'Oued Kebir sur la rive gauche (Figure II.7). Il coule du sud au nord et alimente le barrage Cheffia, l'un des plus grands barrages de la région. Le barrage a une capacité de 165hm³ et une longueur du cours d'eau principal de 23 km (Bouhadab, 2019).

La pente est un facteur très important qui affecte directement l'écoulement du cours d'eau au niveau du bassin. La distribution des pentes du bassin versant de Bounamoussa montre une forte capacité d'érosion (figure II.8). En effet, les zones à faible pente représentent 29% de la superficie totale du bassin versant, soit 14 ha, tandis que les zones à pente moyenne à très élevée représentent 71% de la surface du bassin versant, soit 35ha.

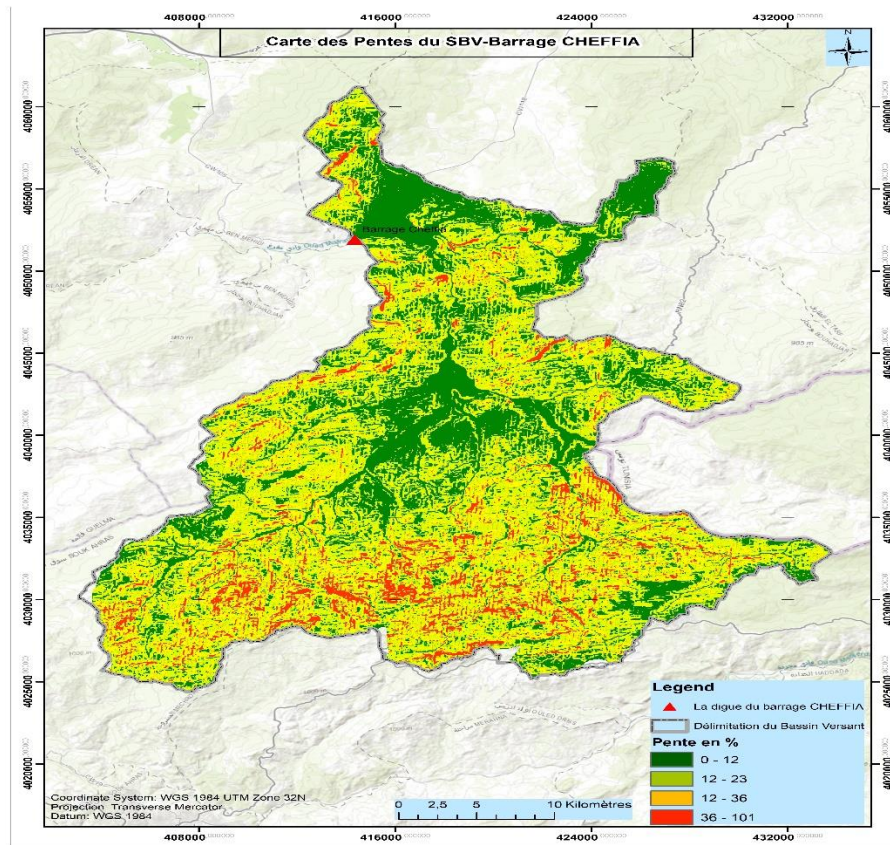


Figure II.8 : carte des pentes du SBV du barrage Cheffia

II.12.3. Barrage Zit Emba

II.12.3.1. Situation géographique

La région d'étude est située au Nord-est algérien dans la commune de Bekkouche Lakhdar, wilaya de Skikda (figure II.9). Cette dernière se trouve sur la frange tellienne de l'est d'Algérie.

Elle est limitée :

- Au nord par la commune de Ben Azouz (Wilaya de Skikda) ;
- Au sud par la commune de Berkina et Bouati Mahmoud (Wilaya de Guelma) ;
- A l'est par la commune de Barrahal et Eulma (Wilaya d'Annaba) ;
- À l'ouest par la commune d'Ain Charchar et El Sebt (Wilaya de Skikda) (Belhadj, 2005)

Le barrage de Zit-Emba est situé sur l'Oued Hammam dans la partie nord-est de l'Algérie à 2 km de la localité de Bekkouche Lakhdar dans la Wilaya de Skikda (figure.9). La partie aval de la cuvette de la retenue se trouve dans la wilaya de Skikda, tandis que les parties centrales et amont se situent dans la wilaya de Guelma (Harrat & Achour, 2011). Ce barrage est destiné à l'alimentation en eau potable de Skikda et l'irrigation de la plaine Ben-Azzouz, d'Azzaba et des zones avoisinantes.

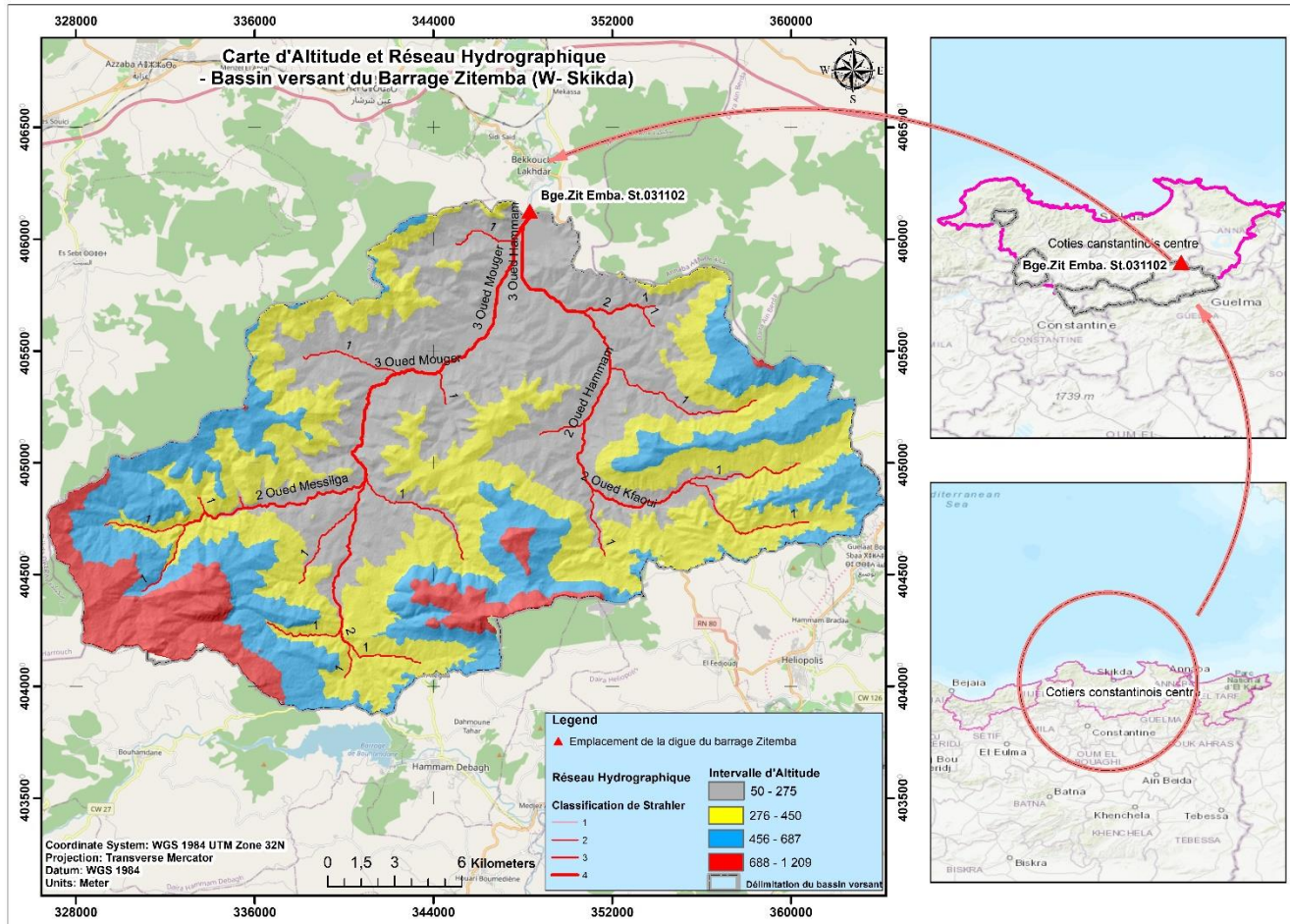


Figure II.9 : Localisation du barrage, réseau hydrographique et altitude du SBV du barrage Zit-Emba

Le tableau II.6 représente quelques caractéristiques techniques de barrage Zit-Emba :

Tableau II.6 : Caractéristiques techniques du barrage Zit-Emba (Bouhelja, 2016)

| | |
|-------------------------------|---------------------------|
| Année de construction | 1989 |
| Année de mise en eau | 2002 |
| Capacité | 117.39 hm ³ |
| Apport moyen annuel | 50.00 hm ³ /an |
| Envasement annuel | 0.24hm ³ /an |
| Surface du Bassin verseau | 485.00 Km ² |
| Hauteur | 55.0 m |
| Longueur | 688.00 m |
| Côté retenue Normale (R.N) | 68.00 m |
| Côté Plus Hautes Eaux (P.H.E) | 91.00 m |
| Déversoir à seuil libre | 1094.00 m ³ /s |

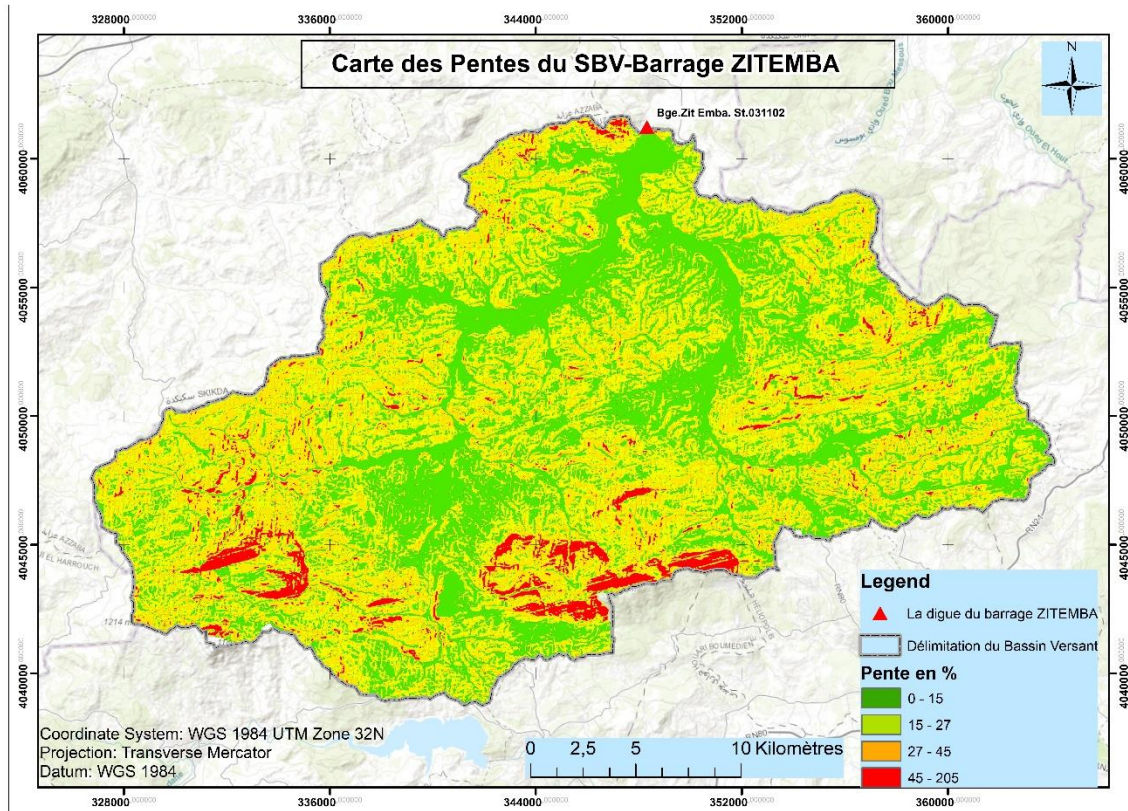


Figure II.10 : Carte des pentes du SBV du barrage Zit Elmba

La distribution des pentes du bassin versant de l'Oued Hammam montre une forte capacité d'érosion (figure II.10). En effet, les zones à faible pente représentent 33% de la superficie totale du bassin versant, soit 16 ha, tandis que les zones à pente moyenne à très élevée représentent 67% de la surface du bassin versant, soit 68ha.

II.12.4. Barrage Guenitra

II.12.4.1. Présentation du barrage

Le barrage de Guenitra fut le premier qui a été construit au niveau du bassin versant de l'Oued Guebli. Il occupe la partie aval de sous-bassin versant de Guenitra sur le lit d'Oued Fessa (figure II.11), à une altitude de 110 mètres. Les travaux de construction du barrage de Guenitra ont duré une décennie, démarrant en 1974 pour être achevés en 1984 (année de la fermeture définitive de la mine), avec une capacité totale de 120 hm³ et un volume régularisable de 30 hm³/an. Les différents oueds qui alimentent le barrage de Guenitra sont : l'Oued Fessa (Kebir), l'Oued Charfa, l'Oued Magramen, l'Oued Malouh et l'Oued Essouk (voir figure II.12). Ce dernier traverse la zone minière de Sidi Kamber et présente une pente plus élevée (Bousekaa, 2021).

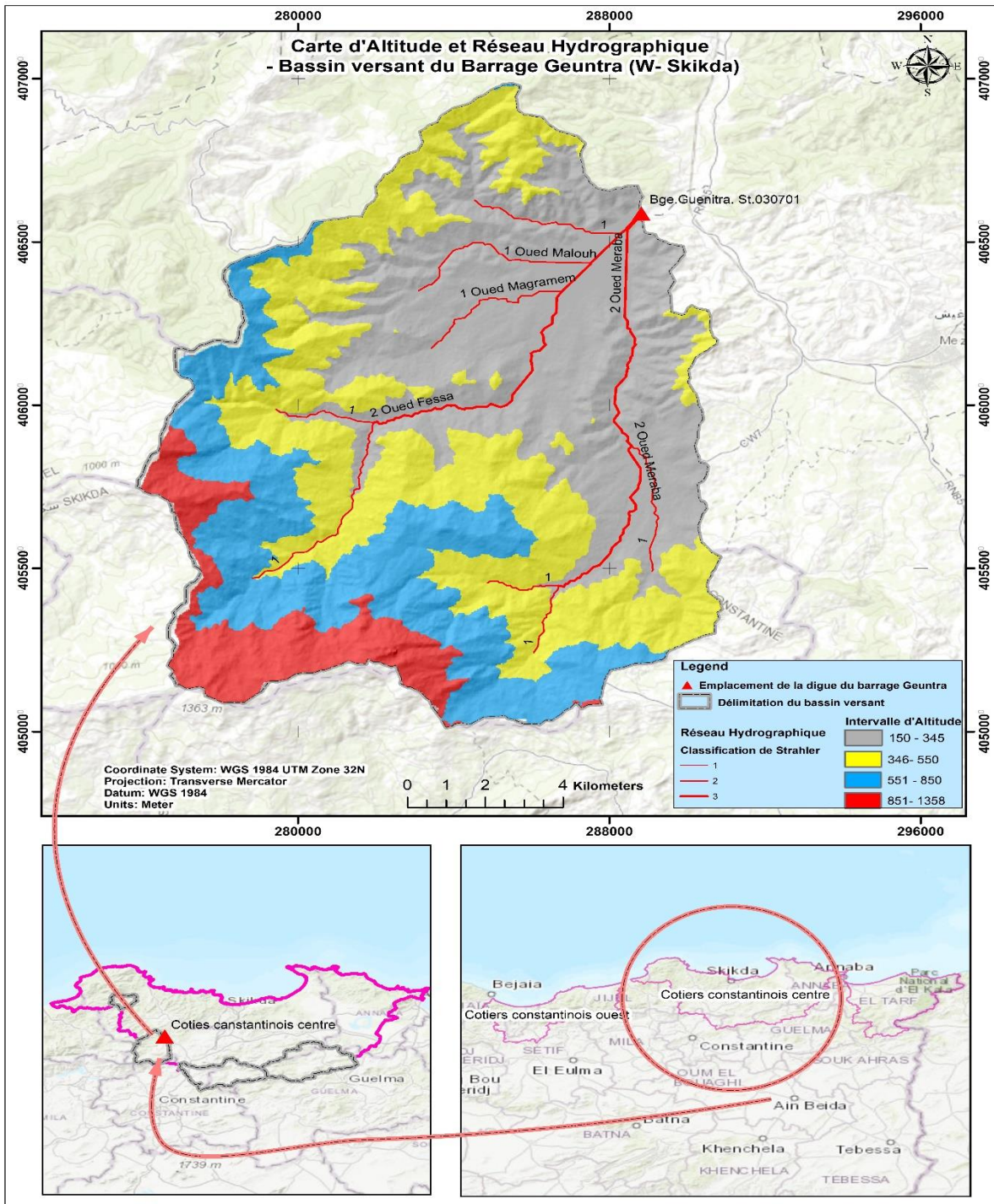


Figure II.11 : Localisation de barrage, réseau hydrographique et altitude du SBV barrage Guenitra.

Le volume total de l'apport moyen de l'ensemble des oueds au barrage est estimé à 55 hm³/an. Le barrage de Guenitra, également appelé "El Baraka", a un double objectif : il assure l'alimentation en eau potable de la ville de Skikda (37000 m³), des agglomérations environnantes et de la zone industrielle (16000 m³). De plus, il est destiné à assurer l'irrigation des périmètres d'Emdjez-Edechich et la vallée du Saf-Saf, d'une superficie totale de 5650 hectares.

II.12.4.2. Situation géographique du sous-bassin versant de l'Oued Guenitra

Le sous-bassin de Guenitra occupe la partie sud-ouest du bassin versant d'Oued Guebli. Il est situé à une trentaine de kilomètres au sud-ouest de la wilaya de Skikda, avec une superficie d'environ 202 km² et une altitude maximum de 1364 mètres (figure II.11). Il est caractérisé par un réseau hydrographique important avec une densité de drainage de 4.04 km/km². Parmi les cours d'eau principaux alimentant le barrage, on trouve l'Oued Fessa, ainsi que ses différents affluents :

- L'Oued Charfa, qui longe au pied d'un relief escarpé la limite Est du sous-bassin versant.
- L'Oued Mégramène et l'Oued Mellouh, entre lesquels est situé le village d'Oum Toub.
- L'Oued Essouk, traversant la zone minière de Sidi Kamber, dont la pente est la plus élevée.

Le couvert végétal est faible dans l'ensemble. Les arbres sont principalement constitués d'oliviers dans la partie sud du sous-bassin, et quelques arbres fruitiers sont présents au niveau du village d'OumToub (Bouhadeb, 2019).

II.12.4.3. Caractéristique morpho métrique du bassin

Le tableau II.7 présente les caractéristiques morphométriques du bassin versant de Guenitra

Tableau II.7 : Paramètres morphométriques du bassin versant de Guenitra (Bouhadeb, 2019)

| Paramètres physique | Symbole | Formule | Unité | Valeur |
|----------------------------------|---------|--|---------------------|--------|
| Superficie | S | / | Km ² | 202.6 |
| Périmètre | P | / | Km | 62.2 |
| Indice de compacité de gravelius | Kc | $K_c = 0.28P/S^{1/2}$ | / | 1.12 |
| Longueur du rectangle équivalent | Lr | $L_r = \frac{K_c \sqrt{S}}{1.12} \times \left[1 + \sqrt{1 - \left(\frac{1.12}{K_c} \right)^2} \right]$ | km | 19.15 |
| Largeur du rectangle équivalent | l | $l = \frac{K_c \sqrt{S}}{1.12} \times \left[1 - \sqrt{1 - \left(\frac{1.12}{K_c} \right)^2} \right]$ | km | 16.10 |
| Altitude minimale | Hmin | / | m | 153 |
| Altitude maximale | Hmax | / | m | 1405 |
| Altitude moyenne | Hmoy | $H_{moy} = \sum H_i S_i / S_T$ | m | 702.5 |
| Indice de pente de roche | Ip | $I_p = \frac{\sqrt{I_g}}{0.8}$ | m/km | 7.15 |
| Indice de pente global | Ig | $I_g = D/L$ | m/km | 40.94 |
| Dénivelée spécifique | Ds | $D_s = I_g \sqrt{S}$ | m | 582.73 |
| Rapport de confluence | Rc | $R_c = N_1 / N_2$ | % | 3.28 |
| Rapport des longueurs | RI | $R_L = L_1 / L_2$ | / | 2.80 |
| Densité de drainage | Dd | $D_d = \sum L_x / S$ | Km /km ² | 4.04 |
| Temps de concentration des eaux | Tc | $T_c = \frac{4\sqrt{S} + 1.5L_p}{0.8\sqrt{H_{moy} - H_{min}}}$ | heur | 5.16 |

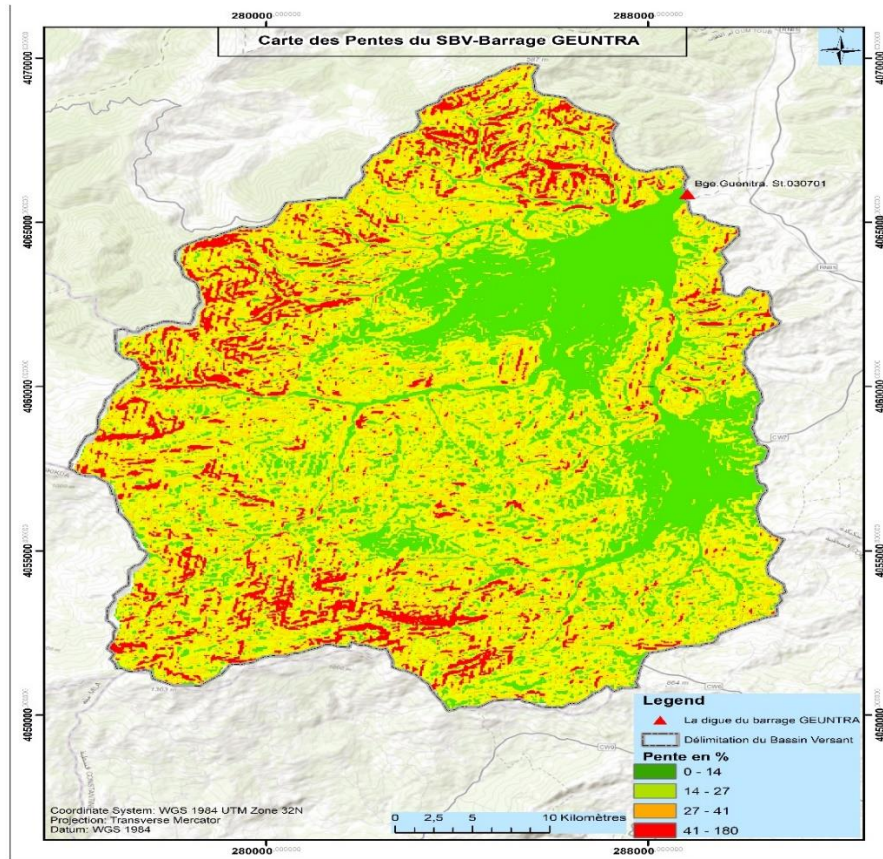


Figure II.12 : Carte des pentes du bassin versant du Barrage Guenitra

La distribution des pentes du sous-bassin versant de Guenitra montre une forte capacité d'érosion (voir figure II.12). En effet, les zones à faible pente représentent 24% de la superficie totale du bassin versant, soit 4900 ha, tandis que les zones à pente moyenne à très élevée représentent 76% de la surface du bassin versant, soit 15171,5ha.

II.12.5. barrage Mexa

II.12.5.1. Situation géographique du barrage

Le barrage Mexa est situé dans la commune de Bougous, wilaya d'El Tarf (figure II.13), près de la frontière algéro-tunisienne, à 8 km du chef-lieu de la wilaya El Tarf et de 71 km de la ville d'Annaba en suivant la route nationale N°44 (Guechi & Leulmi, 2016).

Le barrage de Mexa est situé dans la wilaya d'El Taref, sur l'oued kébir Est, à l'endroit connu sous le nom de la Gorge de Mexa, à environ 3 km en amont du pont sur la route nationale 44.

Le barrage remplit un double rôle :

- Il assure l'alimentation en eau potable de la ville d'Annaba ainsi que des centres suivants relevant de la wilaya d'El Tarf : El Tarf ville, El Kala, Souarahekh, El Aioun, Ramel Souk, Dréan, Besbes, Ben M'hidi, El Chatt, Ben Amar, Ain Assel.
- Il régularise les crues de l'oued kébir et réduire les inondations vers les plaines d'El Tarf.

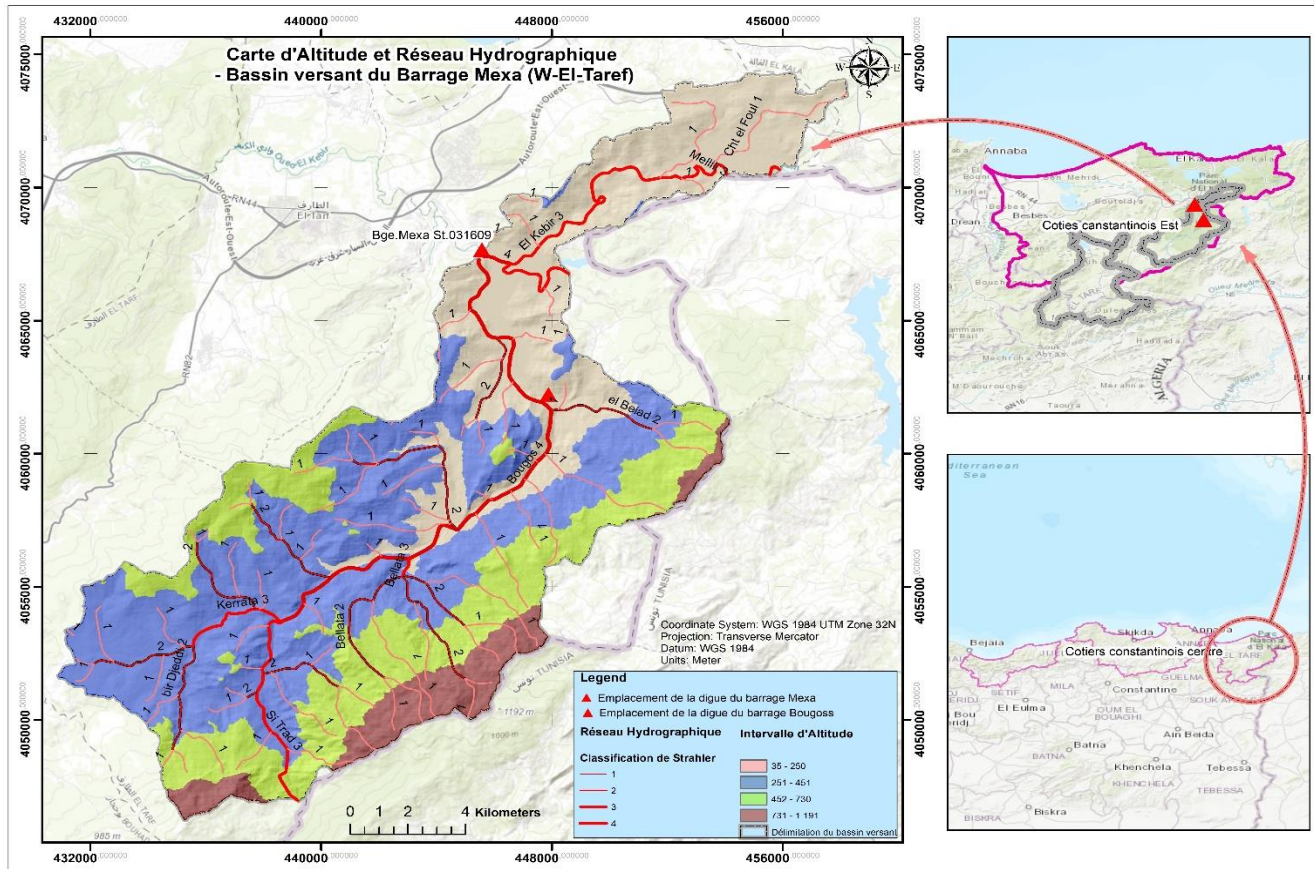


Figure II.13 : Localisation du barrage, réseau hydrographique et altitude du SBV de la retenue Mexa
 Le tableau II.8 présente les caractéristiques techniques de barrage Mexa.

Tableau II.8 : Caractéristiques techniques de barrage Mexa (Guechi & Leulmi, 2016)

| Caractéristique technique | Données techniques |
|--|--------------------|
| cote du terrain au fond de l'oued | 30 m |
| cote de la fondation | 20 m |
| cote de retenue normale RN | 55 m |
| cote de la crête | 62 m |
| hauteur de la digue à partir de terrain | 30 m |
| hauteur de la digue à partir de la fondation | 42 m |
| volume utile | 41 m |
| volume total | 51.5 m |
| volume régularisé | 72 m |
| talus amont | 1, 2, 3, 4 |
| talus aval | 01 :01,8 |
| longueur de la crête | 402 m |
| largeur de la crête | 7 m |

II.12.5.2. Situation géographique du bassin Bougous

Bougous est une commune qui fait partie de la wilaya d'El Tarf, située dans le Nord-est algérien, à environ 20 km au sud-est du chef-lieu de la wilaya et à 10 km à l'ouest de la frontière tunisienne. La ville de Bougous se situe au sud du parc national d'El Kala (figure II.13).

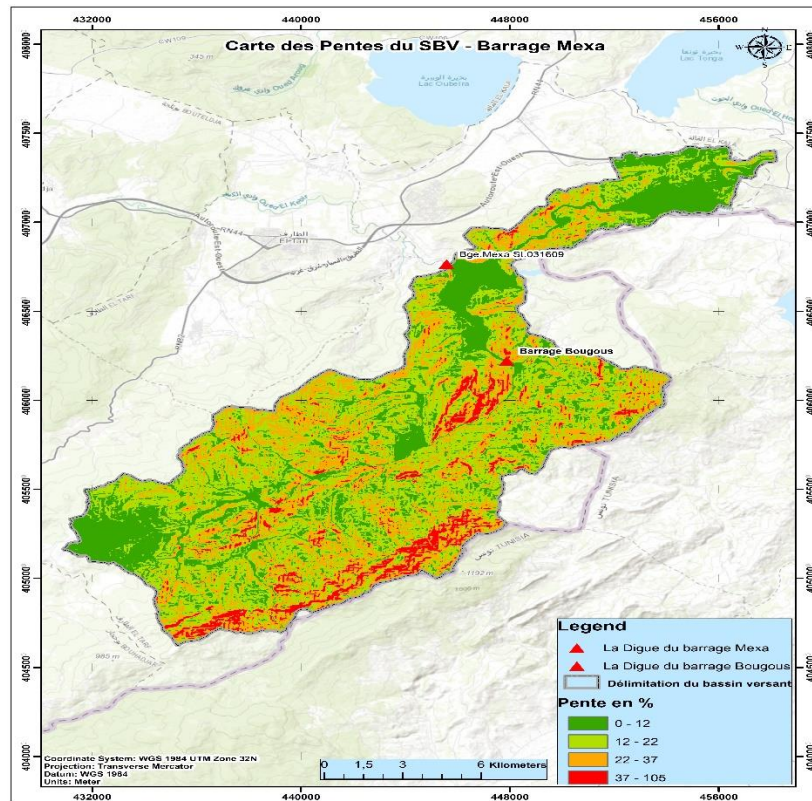


Figure II.14 : Carte des pentes - bassin versant du barrage Mexa

La distribution des pentes du sous-bassin versant de Mexa montre une forte capacité d'érosion (figure II.14). En effet, les zones à faible pente représentent 27% de la superficie totale du bassin versant, soit 6860 ha, tandis que les zones à pente moyenne à très élevée représentent 73% de la surface du bassin versant, soit 18830ha.

II.12.6. barrage Zardezas

II.12.6.1. Présentation du bassin Zardezas

Le bassin versant de Zardezas (la wilaya de Skikda) est situé au grand bassin versant des Côtiers Constantinois, codé : 03-09 par l'ANRH (Figure II.15).

Le bassin de l'Oued Saf-Saf, codé (0309) auquel appartient le sous-bassin de Zardezas, résulte de la conjonction de deux cours d'eau : l'Oued Bouhadjeb et l'Oued Khemkhem, et fait partie du côtier Constantinois (figure II.15). Il est limité par la Méditerranée au Nord, le bassin de Rhumel Kebir à l'Est et au Sud Est, et le bassin de la Soumam à l'Ouest (Ghezali, 2019).

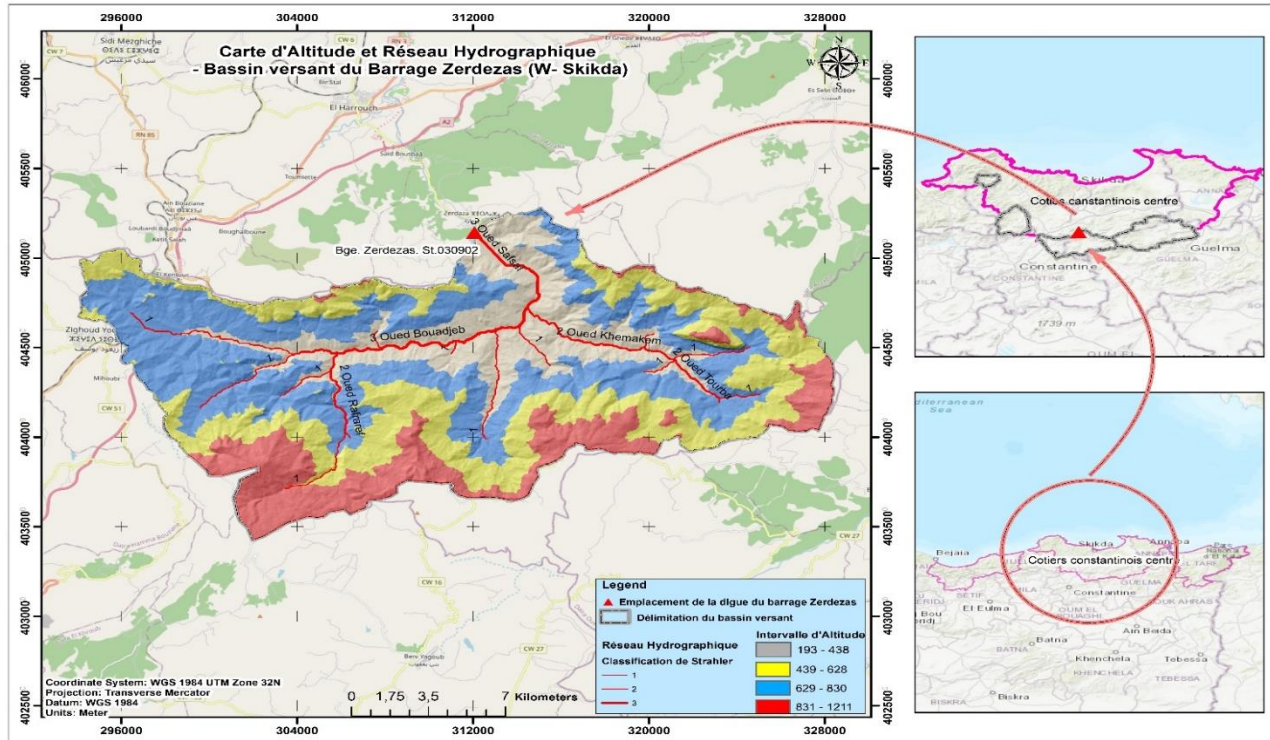


Figure II.15 : Localisation du barrage, réseau hydrographique et altitude du bassin versant de Zardez

Le climat est de type méditerranéen, froid et relativement humide en hiver, et chaud en été. Le bassin présente une forte densité de drainage (3.8 km/km) caractérisé par des terrains accidentés. En effet, les massifs montagneux couvrent plus de 50% du bassin (figure II.15), en particulier dans la partie sud en aval de la station hydrométrique (Ghezali, 2019).

II.12.6.2. Caractéristique du barrage Zardez

À l'origine , le barrage de Zardez comprenant : un mur de pied à l'amont avec corps du barrage et reposant sur une couche de fondation en béton, un mur de pied à l'aval, un masque soutenu à sa base par un socle, ancré latéralement dans les berges et placé sur le parement amont du massif d'enrochements, enfin un dispositif de drainage général de toutes les eaux d'infiltration à travers les fondations, les encastremets et le corps du barrage.(Ghezali, 2019)

- Généralités sur le barrage Zardez

La mise en eau de cet ouvrage, dont la hauteur au et le développement en crête de 176 mètres, a créé un lac de plus de 125 hectares, emmagasinant environ 77 millions de mètres cubes, utilisés pour l'alimentation en eau d'Arroche et pour l'irrigation de la plaine du Saf Saf (figure II.15).

Malgré les vicissitudes subies par l'ouvrage lors de sa réalisation à l'emplacement choisi, la seule possibilité, et qui a obligé à effectuer des modifications successives des projets, le barrage fut finalement mis en eau en 1945.

Le tableau qui suit résume les caractéristiques du barrage Zardezas en quelques chiffres comme suit :

Tableau II.9 : caractéristiques du barrage Zardezas (Ghezali, 2019)

| | |
|-------------------------------|---------------------------|
| Année de construction | (1926-1945) |
| Année de mise en eau | (1971-1973) |
| Capacité | 31.00 hm ³ |
| Capacité dernier levé (2006) | 16.86 hm ³ |
| Apport moyen annuel | 53.00 hm ³ /an |
| Envasement annuel | 0.40 hm ³ /an |
| Surface du bassin versant | 345.00 km ² |
| Hauteur | 72.25 m |
| Longueur | 242.00 m |
| Côte retenue Normale (R.N) | 193.00 m |
| Côte Plus Hautes Eaux (P.H.E) | 199.20 |
| Volume de retenue | 77.000.000 m ³ |

II.12.7. barrage Bni Zid

II.12.7.1. Situation géographique du barrage Beni Zid

Le barrage Beni Zid est situé à 20 km au sud de la ville de Collo dans la wilaya de Skikda (figure II.16). Avec une capacité de stockage de 39.390 hm³ et volume de 37.053 hm³ en 2015, il est destiné à l'alimentation en eau potable de la région de Collo et l'irrigation des terres agricoles de la région.

Le bassin de l'Oued El Guebli, à l'ouest, prend naissance au pied des djebels Sid Driss et Ayata, s'écoule dans les bassins de Sidi Mezghiche, Oum Toub, Tamalous et la plaine de Collo où l'Oued Guebli débouche dans la mer méditerranée. Il a fait l'objet de plusieurs campagnes de mesures qui définissent un débit moyen de 2 l/s en août et de 620 l/s en janvier lors des grandes crues (Hadeff, 2018).

Depuis la réalisation des barrages de Guenitra (1984) et de Beni Zid (1993), le manque d'apport dans l'Oued Guebli a provoqué l'abaissement du niveau des eaux souterraines de la nappe de Telezza, notamment dans la zone située à l'est, au pied de koudiat Telezza.

II.12.7.2. Situation géographique du bassin versant l'Oued Guabli

Le bassin versant de l'Oued Guebli est situé au nord-ouest de la Wilaya de Skikda appartient au bassin Côtiers Constantinois Centre (0307). Ce bassin s'étend entre 6°23' et 6°47' de longitude est et entre 36°35' et 36°58' de latitude nord. Il couvre une superficie de 993 Km² et drainée par l'Oued Guebli et ses affluents (figure II.16). L'Oued Guebli résulte de la jonction de deux Oueds : l'Oued Fessa, qui prend naissance au sud-ouest de la chaîne numidique de Sidi Dris et constitue le principal cours d'eau alimentant le barrage de Guenitra, et l'Oued Khanga, prenant naissance au sud-est de Djebel Bit Eddjazia et Dj. Ayata (Bouhadeb, 2019).

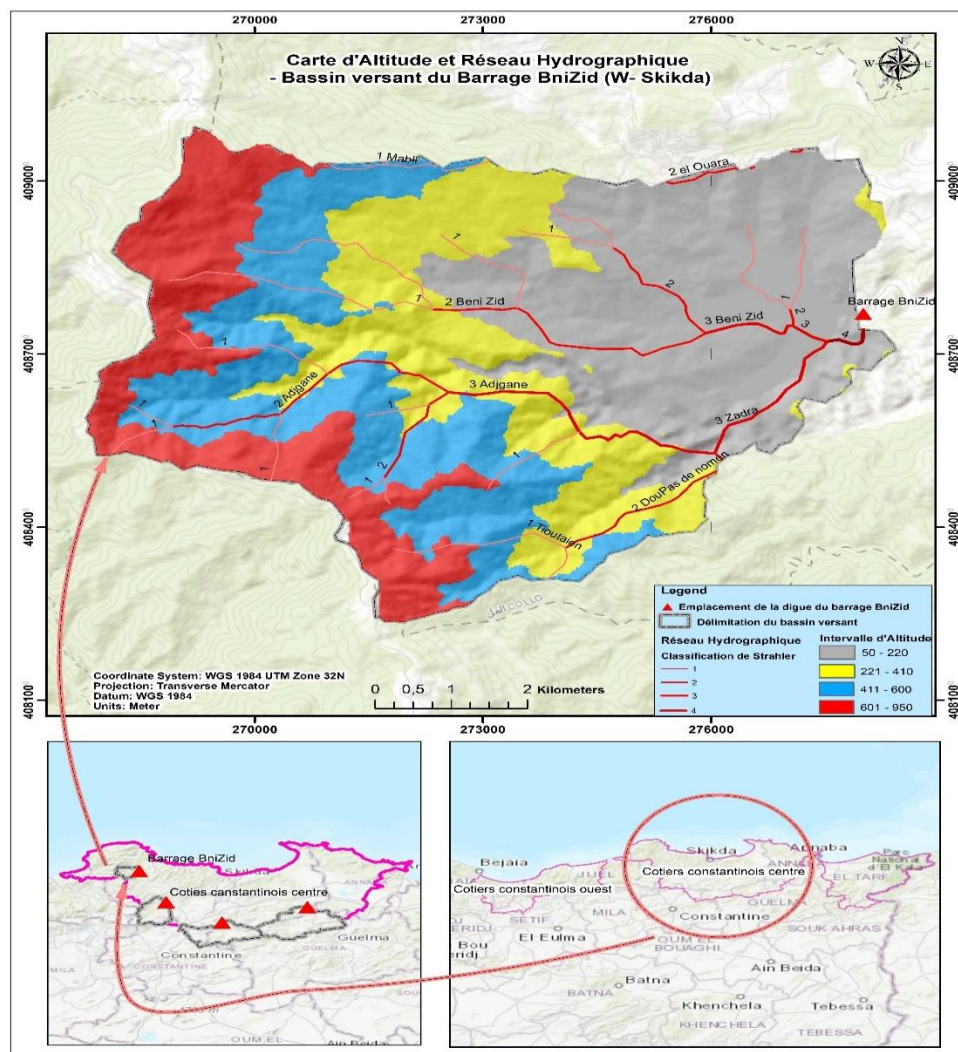


Figure II.16 : Localisation du barrage, réseau hydrographique et l'altitude du SBV du barrage Beni Zid

II.12.8. barrage El Agreme

Le barrage d'El Agrame est situé à environ 15 km au sud-est de la ville de Jijel et à 6 km de la commune de Kaousdaira de Texenna, en aval des monts Sidi Yahya, sur l'oued El Agreme (figure II.17). Ce barrage a été construit dont le but d'assurer l'alimentation en eau d'irrigation d'environ 5000 hectares des plaines côtières en aval du barrage, ainsi que pour l'approvisionnement en eau des agglomérations de Jijel, Taher, Kaous et Emir-Abdelkader. Sa capacité de stockage était d'environ 33.040 hm³ en 2015, avec un volume de 29.538 hm³.

La période pluvieuse se situe entre le mois d'octobre et mars. Durant cette période, le barrage reçoit en moyenne 987.7 mm de précipitation, soit 81.15% des précipitations annuelles, selon l'ANRH. Quant aux données concernant les températures, elles ont été obtenues par l'Agence Nationale des Ressources Hydriques (ANRH) et montrent que le mois le plus chaud est celui d'août avec une moyenne de 27,1°C, tandis que le mois le plus froid est celui de février avec une moyenne de 10,6 °C.

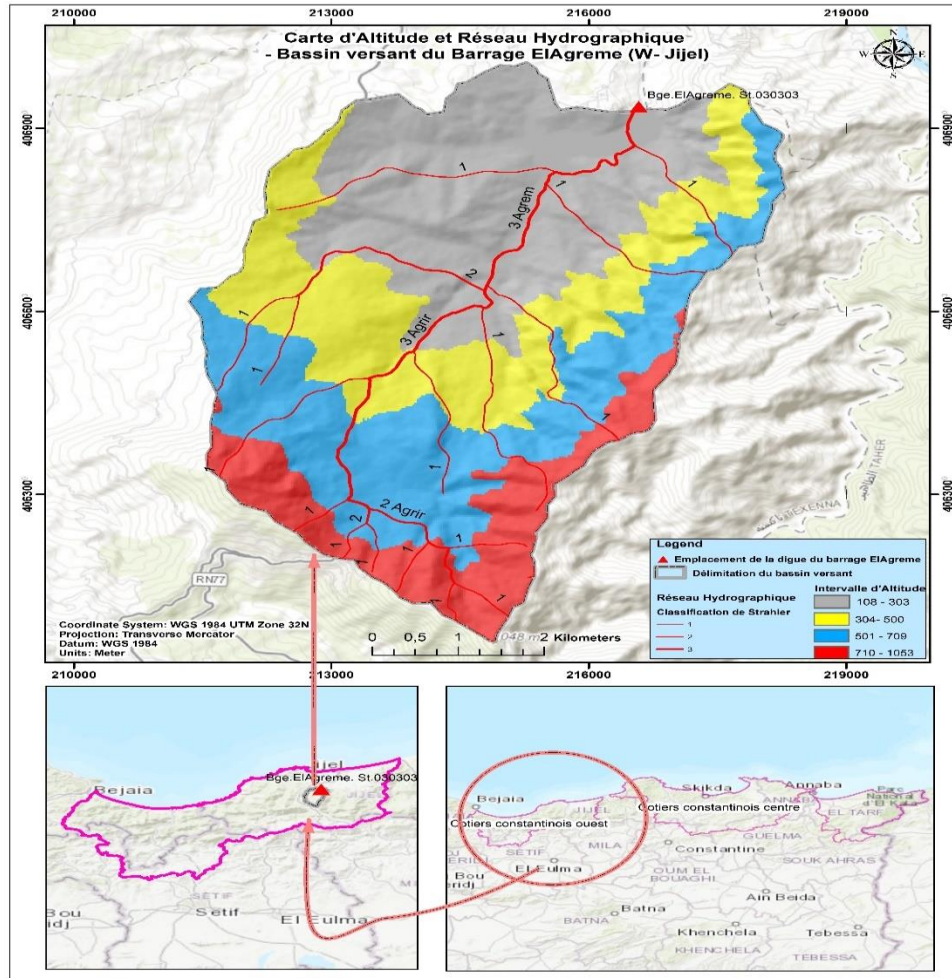


Figure II.17 : Situation géographique, réseau hydrographique et altitude du SBV barrage El Agreme

II.13. Conclusion

Dans ce chapitre, la zone d'étude du bassin versant Côtiers Constantinois ainsi que les principales caractéristiques des barrages ont été présentées.

La synthèse des données climatiques nous permet de distinguer que la région d'étude est soumise à un climat méditerranéen. Elle est caractérisée par deux saisons distinctes : l'une pluvieuse, humide, avec des précipitations élevées et des températures basses, l'autre sèche, moins pluvieuse, avec des températures relativement élevées. On note que le régime hydrologique de ces cours d'eau suit le régime des précipitations, du fait de l'absence de réserves aquifères importantes.

Avec une pluviométrie moyenne annuelle de 660 mm sur l'ensemble du bassin, traduisant un apport total globalement très important de l'ordre de $765 \text{ Hm}^3\text{an}^{-1}$, ce potentiel hydrique considérable est malheureusement confronté à d'importants problèmes de gestion et de maintenance des ouvrages hydrauliques mis en place, réduisant le volume de mobilisation à près de $50 \text{ Hm}^3\text{an}^{-1}$ dans le bassin. On note que le régime hydrologique de ces cours d'eau suit le régime des précipitations, du fait de l'absence de réserves aquifères importantes.

Le tracé hydrographique est très influencé par la géologie de la région étudiée, caractérisée par un réseau hydrographique assez dense. La lithologie joue un double rôle, d'une part sur le régime des cours d'eau et d'autre part sur l'érosion et le transport solide.

Les études géologiques montrent que le bassin versant est composé des roches cristallines (socle Kabyle), dont l'âge est estimé du Protérozoïque au Paléozoïque inférieur, ainsi que de sa couverture mésozoïque (chaîne calcaire), des flyschs mauritaniens et, en moindre mesure, des unités telliennes et les séries numidiennes.

Par conséquent, il ressort de la partie consacrée à l'étude géologique que le secteur actuel présente des anomalies métallogéniques d'éléments toxiques, constatées dans la partie méridionale du bassin versant.

On s'aperçoit que la majeure partie du bassin versant est occupée par des terrains à perméabilité élevée (42%) et moyenne perméabilité (41%) de la superficie totale du bassin versant.

On s'aperçoit que le bassin versant est le siège de plusieurs gîtes minéraux qui peuvent entraîner des concentrations notables en plomb, zinc, mercure, arsenic, aussi bien dans les eaux de surface que dans les eaux souterraines.

Dans le prochain chapitre, nous aurons présenté les moyens et les outils d'analyse des données qualitatives et quantitatives.

Chapitre III

Matériels et Méthodes

III.1 Introduction

Pour évaluer la qualité des eaux de la surface du bassin versant Côtiers Constantinois, des analyses physico-chimiques ont été réalisées entre 2010-2018. Au total, neuf cents (900) échantillons ont été prélevés dans sept stations d'échantillonnage sélectionnées pour la surveillance de la qualité des eaux. Les échantillonnages ont été effectués mensuellement sur une période de neuf ans, de janvier 2010 à décembre 2018, par les agents de l'Agence National des Ressources en Eau de la région Est de l'Algérie. Un seul échantillon par mois a été pris en compte pour assurer un suivi temporel de la qualité de l'eau.

Il est important de noter que la région d'étude présente des lacunes dans les données, notamment le manque de certains paramètres de pollution et une taille d'échantillon relativement faible. Ce chapitre vise à décrire les moyens et les outils utilisés pour l'analyse qualitative et quantitative des données. Il explique également les méthodes et les logiciels utilisés pour créer des modèles numériques de l'indicateur de qualité de l'eau (WQI).

III.2. Validité des données

Les meilleures estimations analytiques ont une erreur inférieure à 5 % et sont déterminées par les calculs de la balance ionique pour chaque échantillon dans l'analyse chimique, où le niveau d'erreur accepté est $\pm 10\%$ (Andersen et al. 2001). Si le pourcentage d'erreur est supérieur à 10 %, cela indique qu'il peut y avoir eu des erreurs de calcul ou d'arrondi. Les valeurs d'erreur de la balance ionique des échantillons étudiés avaient une valeur moyenne de 3,35%, une valeur minimale de 2% et une valeur maximale de 12%. Ainsi, 79% des balances ioniques étaient comprises entre $\pm 5\%$, 16% sous $\pm 10\%$, et 5 % des échantillons avaient une valeur de balance ionique de -12%.

III-3. Traitement des résultats

Toutes les données qui ont été recueillies pour démarrer n'importe quelle étude sont à l'état brut. Il est plus scientifique d'utiliser des analyses statistiques sur ces données pour déterminer si elles répondent aux critères de l'échantillonnage. Le test d'homogénéité, d'indépendance et de stationnarité est nécessaire pour assurer la fiabilité des données. L'objectif principal d'un test d'adéquation à une loi de probabilité est de trouver un modèle qui capture la variabilité des données dans le temps et dans l'espace.

III-3.1. Définitions et caractéristiques des variables aléatoires

Pour l'application des techniques de l'analyse statistique, chaque paramètre physico-chimique doit être examiné comme une variable aléatoire, c'est-à-dire comme une grandeur non déterminée a priori, et dont on sait qu'elle peut prendre telle ou telle valeur dans un ensemble de valeurs possibles, avec une certaine probabilité. De plus, toute variable aléatoire X peut être décrite par une densité de probabilité $g(x)$. Cela représente, de manière exactement équivalente, la probabilité de chaque valeur potentielle de la variable x par une fonction de répartition $G(x)$, variant de 0 à 1 et égale à la probabilité que X soit inférieure à x (Benbouras et al., 2021).

Connaissant la fonction $g(x)$ ou $G(x)$, il est possible de calculer les moments de la variable aléatoire, comprenant d'une part les moments d'ordre r (m_r) et d'autre part les moments centrés d'ordre r (μ_r) :

$$m_r = \int x_r g(x)dx + \infty - \infty \dots \dots \dots (III.1)$$

$$\mu_r = \int (x - m)_r g(x)dx + \infty - \infty \dots \dots \dots (III.2)$$

La connaissance des fonctions m_r et r permettent également de calculer les paramètres statistiques cruciaux qui conduisent à la majorité des données pertinentes pour l'observation d'une variable physico-chimique quantitative. Le tableau III- 1 illustre ces paramètres statistiques (Magnan, 1993).

Tableau III- 1 Paramètres statistiques de l'étude (Magnan, 1993)

| Paramètre | Définition | Formule de calcul |
|---|---|---|
| Espérance Mathématique $E [X]$ ou m_x | Moyenne pondérée des valeurs que peut prendre cette variable | $E[X] = m_1 = \int xg(x)dx + \infty - \infty \dots \dots (III.3)$ |
| Variance $Var [X]$ ou σ_x^2 | Mesure servant à caractériser la dispersion d'un échantillon. | $Var[X] = \mu_2 = \int (x - m_x)^2 g(x)dx \dots (III.4)$ |
| L'écart type σ_x | Mesure de la dispersion d'une variable aléatoire. | $\sigma_x = \sqrt{Var[X]} \dots \dots \dots (III.5)$ |
| Coefficient de variation $CV[X]$ ou C_x | Rapport entre l'écart-type σ et la moyenne m | $C_x = \sigma_x/m_x \dots \dots \dots (III.6)$ |

III.3.2. Relations entre variables aléatoires

En général, l'hypothèse selon laquelle les relations recherchées sont linéaires est utilisée pour analyser simultanément les valeurs de plusieurs propriétés d'une même station. Cette hypothèse n'exclut pas la présence de relations non linéaires entre les paramètres physico-chimiques : les variables aléatoires reliées par des relations linéaires peuvent être des fonctions non linéaires des paramètres physico-chimiques (logarithmes, fonctions puissances, exponentielles, etc.), ce qui confère une grande souplesse à ce type d'analyse linéaire. Dans le cas de deux variables aléatoires $(x,y)_i$ de n couples de valeurs i , l'équation de corrélation linéaire peut-être écrite comme suit :

$$y = ax + b \dots \dots \dots (III.7)$$

Pour décrire la simultanité des variations de deux variables aléatoires x et y , on utilise une fonction voisine de la variance, appelée covariance, notée $Cov [x, y]$ ou σ_{xy} et définie comme suit : (notant que $g (x, y)$ est la densité de probabilité de (X, Y))

$$Cov[x, y] = \sigma_{xy} = E((x - E(x))(y - E(y))) = \iint (x - m_x)(y - m_y)g(x, y)dxdy + \infty - \infty \dots (III.8)$$

Les principales informations concernant la corrélation entre les deux variables physico-chimiques quantitatives peuvent être déterminées en calculant les paramètres de corrélation linéaire (tableau III- 2).

Tableau III- 2 Paramètres de corrélation linéaires (Magnan, 1993)

| Paramètre | Définition | Formule de calcul |
|--|--|---|
| Coefficient de corrélation linéaire ρ_{xy} ou R | Permet d'analyser les relations linéaires entre les deux variables aléatoires. | $\rho_{xy} = \sigma_{xy} / (\sigma_x \sigma_y) \dots \dots \dots (III.9)$ |
| Coefficient de détermination R^2 | Proportion de la variation entre les deux variables aléatoires | $R^2 = \rho_{xy}^2 \dots \dots \dots (III.10)$ |
| Valeur estimée de a | Pente de la droite ($y = ax + b$) | $a = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x^2} \dots \dots \dots (III.11)$ |
| Valeur estimée de b | Ordonné à l'origine, l'endroit où la droite coupe l'axe des Y. | $b = m_y - am_x \dots \dots \dots (III.12)$ |
| Erreur quadratique moyenne | Mesure caractérisant la « précision » de cet estimateur | $\delta^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - (ax_i + b))^2 \dots (III.13)$ |

III.3.3. Test de signification pour ajuster la régression

Les paramètres fondamentaux fréquemment utilisés pour estimer la performance de la prédiction sont le coefficient de corrélation R et l'erreur quadratique moyenne (MSE). Smith (1986) a proposé les limites suivantes pour évaluer R (Smith, 1986).

- $|R| \geq 0,8$: forte corrélation.
- $0,2 \leq |R| < 0,8$: la corrélation existe.
- $|R| < 0,2$: faible corrélation.

D'autre part, un certain nombre de normes préconisent l'utilisation d'une estimation prudente de la valeur moyenne fournie par la moyenne des paramètres physico-chimiques avec un niveau de confiance de 95 %, tel que le test T (Anoova), qui est applicable pour tester la signification statistique d'un coefficient de régression. La valeur p pour chaque terme teste l'hypothèse nulle que le coefficient est égal à zéro (aucun effet) sous un ensemble d'hypothèses communément appelé le critère de Gauss-Markov. Une valeur p faible (généralement $p < 0,05$) indique qu'on peut rejeter l'hypothèse nulle. En d'autres termes, si les variations de la valeur du prédicteur sont liées aux variations de la variable réponse, un prédicteur ayant une faible valeur p peut constituer un ajout significatif au modèle. En revanche, une valeur plus élevée (non significative) suggère que les changements dans le prédicteur ne sont pas liés aux changements dans la réponse (Benbouras, 2018).

III.4. L'analyse en composantes principales (ACP)

L'analyse en composantes principales (ACP) est l'une des techniques les plus largement utilisées pour extraire des informations à partir de grands ensembles de données (variables). L'ACP visualise les variables dans un espace à deux ou trois dimensions afin d'identifier des groupes d'observations homogènes ou, au contraire, atypiques. De plus, le nombre de variables est réduit sans perdre d'informations (Tripathi & Singal, 2019; Kherif & Latypova, 2020; Fartas et al., 2022).

Dans cette étude, l'ACP a révélé les corrélations existantes entre la teneur chimique et minérale de l'eau et l'indice de qualité de l'eau (WQI), et a sélectionné des éléments présentant des corrélations fortes avec le WQI pour une utilisation dans la modélisation (Yang et al., 2020; Bouderbala, 2021). En ce qui concerne les paramètres, nous avons appliqué la rotation vari-max et le cas classique.

III.4.1. Principe de l'analyse en composantes principales

Pour visualiser les données contenues dans le tableau de données X d'un point de vue plus favorable, remplacez les anciennes dimensions (c'est-à-dire les anciennes variables) par de nouvelles dimensions (c'est-à-dire les nouvelles variables). Ces nouvelles variables sont appelées composantes principales, présentées comme des combinaisons linéaires des anciennes variables. Un nouvel axe, appelé axe factoriel, est choisi comme suit :

Lorsque vous visualisez et recevez des résultats d'une ACP, vous devez être capable de les interpréter. Pour cela, des graphiques pour les variables et les individus, ainsi que des mesures numériques, aident à l'interprétation. En combinant ces indicateurs avec des graphiques, vous pouvez comprendre les éléments clés de la structure de vos données sources et en tirer des interprétations correctes.

Le premier point ci-dessous décrit les aspects techniques et mathématiques de l'ACP, autrement dit, je vais essayer d'expliquer ce qui est inclus dans la « boîte noire » de cette méthode. Le deuxième point décrit les résultats obtenus, ou résultats de la « boîte noire », et donne des consignes à suivre pour les interpréter correctement.

III.4.1.1. La méthode

Trouver des combinaisons linéaires de variables initiales, appelées facteurs ou composantes principales, écrites sous la forme suivante:

$$C^1 = a_1^1 X^1 + a_1^2 X^2 + \dots + a_1^p X^p \dots \dots \dots (III.14)$$

$$C^2 = a_2^1 X^1 + a_2^2 X^2 + \dots + a_2^p X^p \dots \dots \dots (III.15)$$

Telles que :

C^1 doit contenir le plus d'information", c'est-à-dire répartir le plus possible les individus. L'idée est la suivante : si vous avez un nuage de points dans un plan (c'est-à-dire la dimension $p = 2$) et que vous voulez le projeter sur une droite (donc la dimension $q = 1$), la droite la plus proche de la configuration d'origine aura le nuage de points (du nuage après sa projection maximiser la variance (essayez de faire un dessin). Le critère choisi est, de façon naturelle, $\text{var}(C^1)$ maximum. Pour des raisons techniques, on doit rajouter la contrainte $\sum_{j=1}^p (a_1^j)^2 = 1$.

Faites de même chose pour C^2 et exigez en plus, que C^1 et C^2 ne soient pas corrélées (ainsi l'information fournie par C^2 est que l'information contenue dans C^1 est complètement nouvelle par rapport à l'information contenue dans C^1). Vous pouvez donc vous contenter d'un petit nombre (2 ou 3) pour créer des graphiques faciles à lire et à interpréter.

III.4.1.2. Les résultats

III-4.1.2.1. Résultats généraux

Avant d'examiner les résultats réels de l'ACP pour analyse, nous avons besoin de voir les résultats préliminaires. Tout d'abord, pour chaque variable considérée, son minimum, son maximum, sa moyenne et son écart-type. Cela nous permet d'avoir une première connaissance des données étudiées et, si nécessaire, l'ACP devrait être réduit.

Il est également intéressant d'examiner la matrice de corrélation entre les variables de sortie, tant qu'elle nous donne une première idée de la structure de corrélation entre ces variables.

Ensuite, le premier tableau de résultats que nous examinons est un tableau de pourcentage d'inertie correspondant à différentes valeurs propres, qui comprend également les pourcentages cumulés pertinents. Ce tableau vous permet de choisir la dimension utilisée pour interpréter l'ACP.

III.4.2.2.2. Résultats sur les variables

Technique ACP calcule les corrélations variable-facteur, c'est-à-dire les coefficients de corrélation linéaire entre chaque variable de sortie et chaque facteur sélectionné. Ces grandeurs permettent dans un premier temps des approches d'interprétation des facteurs, tant qu'elles montrent leur relation avec les variables initiales. À ce stade, il est recommandé d'utiliser également la matrice de corrélation entre les variables de sortie pour compléter cette interprétation.

Dans un deuxième temps, vous pouvez représenter graphiquement les variables en utilisant les corrélations entre les variables et les facteurs. Un examen plus approfondi des variables permet d'identifier la signification des axes, ou facteurs. Si vous choisissez $q = 2$, vous suffit de regarder le graphique le long des axes 1 et 2. Inversement, si vous choisissez $q=3$, vous devriez voir trois graphiques le long des axes 1 et 2, des axes 1 et 3 et des axes 2 et 3.

III.4.2.2.3. Résultats sur les individus

L'ACP calcule également les coordonnées des individus sur les axes, la contribution à la variabilité le long de chacun de ces axes (et la contribution à la variabilité totale basée sur p dimensions), ainsi que le cosinus surélevé. Des graphiques personnels peuvent être créés à partir des coordonnées (1 ou 3 graphiques selon que $q = 2$ ou $q = 3$ a été sélectionné). La première chose à noter à propos de ces graphiques est que leurs axes sont interprétés de la même manière que ceux des graphiques de variables. Les deux sont liés à des facteurs.

Faire correspondre ces graphiques avec les contributions des axes individuels peut améliorer l'interprétation de ces axes. Ce sont généralement ceux aux positions extrêmes sur l'axe, c'est-à-dire ceux avec les coordonnées positives ou négatives les plus fortes. Bien entendu, avant d'utiliser un tel individu pour affiner l'interprétation de l'axe, il faut que l'individu soit bien représenté sur l'axe, c'est-à-dire que le cosinus surélevé correspondant est grand (proche de 1).

III.5. Les logiciels statistiques SPSS et R

Le package statistique pour les sciences sociales (SPSS) est la plateforme statistique professionnelle d'IBM, offrant une gamme de services statistiques et d'analytiques qui permettent aux chercheurs d'analyser des données et d'extraire des informations pertinentes de leurs études.

Les principales caractéristiques de ce package sont la facilité d'utilisation et la grande fiabilité. Nous utilisons SPSS pour présenter les résultats d'analyse, calculer statiquement les mesures (maximum, minimum, moyenne, écart-type) et effectuer une analyse en composantes principales (ACP).

R est un logiciel permettant d'effectuer des analyses statistiques et de créer des graphiques. Mais R est aussi un langage de programmation complet, et c'est cet aspect qui distingue R des autres logiciels statistiques. Des informations sur R peuvent être trouvées sur la page d'accueil du projet. [http : //www.r-project.org/](http://www.r-project.org/) R est un clone libre du logiciel S-Plus vendu par MathSoft et développé autour du langage S par Statistical Sciences.

- R fonctionne dans plusieurs fenêtres sous Windows. En particulier, il distingue la fenêtre de la console R, la fenêtre principale dont l'entrée de commande et la sortie de résultat sont en mode texte par défaut. À cela, vous pouvez ajouter un ensemble de fenêtres optionnelles telles que des fenêtres graphiques et des fenêtres d'informations (historique des commandes, aide, visualiseur de fichiers, ect . . .). Tous ces éléments sont appelés par des commandes spécifiques via la console.

- Le menu Fichier contient les outils dont vous avez besoin pour gérer votre espace de travail. Vous pouvez sélectionner le répertoire par défaut, modifier les fichiers sources externes, enregistrer et charger l'historique de commandes, ect.

- Le menu Edit ou Edition contient les commandes habituelles de copier-coller ainsi que des boîtes de dialogue permettant de personnaliser de l'apparence de l'interface utilisateur.

- Le menu Divers traite de la gestion des objets en mémoire et permet d'arrêter les procédures en cours de traitement.

- Le menu Packages automatise la gestion et la surveillance des bibliothèques de fonctions, permettant leur installation et leur mise à jour en toute transparence depuis le site CRAN (Comprehensive R Archive Network) : [http : //cran.r-project.org/](http://cran.r-project.org/) ou de toute autre source locale.

- Enfin, les menus Windows (ou Fenêtres) et Help (ou Aide) proposent des fonctionnalités similaires aux autres applications Windows : définition spatiale des fenêtres, accès en ligne, manuels de référence des logiciels R.

- l'entrée de l'utilisateur est en rouge, la réponse de R est en bleu. Les chiffres entre crochets au début de chaque ligne indiquent l'indice du premier chiffre de la ligne (Bertrand, 2009).

III.6. Méthodes d'évaluations de la qualité des eaux

III.6.1. Application du système d'évaluation de la qualité des cours d'eau (SEQ)

L'application du système d'évaluation de la qualité de l'eau (SEQ) est d'une grande aide dans la planification, la prise de décision et la surveillance du milieu aquatique. Le système est basé sur le concept de modification de la qualité de l'eau. Il remplace la grille dite multi-usage, qui représentait le système d'évaluation de la qualité de l'eau utilisé auparavant.

Le nouveau système tient compte des nouveaux termes de pollution tels que les pesticides et les micropolluants organiques et utilise de nouvelles techniques pour évaluer la qualité de l'eau (Oudin & Maupas, 2003).

Le système d'évaluation de la qualité de l'eau est développé et promu par le ministère français de l'aménagement du territoire et de l'environnement et les agences de l'eau (1999). 15 types de modificateurs de la qualité de l'eau sélectionnée.

Chacun fait référence à une liste de paramètres dont les mesures peuvent calculer l'indice de qualité du changement :

- Quatre seuils et courbe d'interpolation sont définis pour chaque paramètre afin d'attribuer à chaque échantillon une valeur d'indice de qualité.

- Pour les modifications, l'indice de qualité des modifications est l'indice de qualité minimum calculé à partir de la liste des paramètres.

Cet indice de qualité d'altération est compris entre 0 (le pire) et 100 (le meilleur) et découpé en cinq classes (00 – 19 : très mauvaise, 20 – 39 : mauvaise, 40 – 59 : passable, 60 – 79 : bonne, 80 – 100 : très bonne). L'indice de qualité d'altération qui se réfère à la période est l'indice avec la pénalité la plus élevée calculée dans 90 % des cas. Le nombre d'échantillons doit être supérieur au nombre fixe unique à chaque paramètre.

III.6.1.1. Méthodologie de classification

Nous jugeons la qualité des eaux de surface à partir de cinq types de pollution, qui sont décrites dans le tableau V.1.

Tableau III.3 : les différents types de pollution

| | |
|----------------------|--|
| Matières physiques | p H, MES, Température |
| Matières minérales | Résidu sec, Ca ²⁺ , Mg ²⁺ , Na ⁺ , K ⁺ , SO ₄ ²⁻ , Cl ⁻ |
| Matières organiques | Oxygène dissous, DBO ₅ , DCO, M. organique |
| Matières azotées | NH ₄ ⁺ , NO ₂ ⁻ , NO ₃ ⁻ |
| Matières phosphorées | PO ₄ ³⁻ |

La classification des barrages se fera selon les cinq qualités, la qualité physique, la qualité minérale, la qualité organique, la qualité azote, et la qualité phosphore. Toutes ces qualités sont déterminées à l'aide de quatre classes qui sont représentées par des couleurs.

CLASSE I : Eau de bonne qualité, utilisée sans exigence particulière, elle est représentée graphiquement par la couleur **bleue**.

CLASSE II : eau de qualité moyenne, utilisée après un traitement simple, elle est représentée en **vert**.

CLASSE III : eau de mauvaise qualité, ne peut être utilisée qu'après un traitement très poussé, elle est représentée en **jaune**

CLASSE IV : pollution excessive, ne peut être utilisée qu'après traitement spécifique et très onéreux, elle est représentée en **rouge**.

Tableau III.4 : Grille de qualité physique, minérale, organique (Oudin & Maupas, 2003)

| Classe / paramètres | C1 | C2 | C3 | C4 |
|--|----------|-----------|------------------|-------------|
| a- Qualité physique | | | | |
| pH | 6.5-8.5 | 6.5-8.5 | 5.5-6.5 ou 8.5-9 | <5.5 ou > 9 |
| M.E.S mg/l | 25 | 25-75 | 75-100 | > 100 |
| Température °C | 25 | 25-30 | 30-35 | > 35 |
| Odeur, Goût | Sans | Sans | Sans | |
| b- Qualité minérale | | | | |
| Résidu sec mg/l | 300-1000 | 1000-1200 | 1200-1600 | > 1600 |
| Ca ²⁺ mg/l | 40-100 | 100-200 | 200-300 | > 300 |
| Mg ²⁺ mg/l | < 30 | 30-100 | 100-150 | > 150 |
| Na ⁺ mg/l | 10-100 | 100-200 | 200-500 | > 500 |
| Cl ⁻ mg/l | 62.5 | 125 | 190 | >250 |
| SO ₄ ²⁻ mg/l | 50-200 | 200-300 | 300-400 | > 400 |
| c- Qualité organique | | | | |
| Oxygène dissous % St | 90 | 70 | 50 | < 30 |
| DBO ₅ mg/l d'O ₂ | 3 | 6 | 10 | 25 |
| DCO mg/l d'O ₂ | < 20 | 20-40 | 40-50 | > 50 |
| MO mg/l | < 5 | 5-10 | 10-15 | > 15 |

Tableau III.5 : Grille matière azotée (Oudin & Maupas, 2003)

| Formes de l'azote | N1 | N2 | N3 | N4 |
|-----------------------------------|------|-----|-----|-----|
| NH ₄ ⁺ mg/l | 0.1 | 0.5 | 2 | >5 |
| NO ₂ ⁻ mg/l | 0.03 | 0.3 | 0.5 | >1 |
| NO ₃ ⁻ mg/l | 2 | 10 | 25 | >50 |

Tableau III.6 : Grille phosphore (Oudin & Maupas, 2003)

| Formes du phosphore | P1 | P2 | P3 | P4 |
|-----------------------------------|-----|-----|----|----|
| PO ₄ ⁻ mg/l | 0.1 | 0.5 | 1 | >2 |

III.6.2. Utilisation de la moyenne mobile arithmétique pour déterminer les tendances de la qualité des eaux

Les données sont parfois difficiles à interpréter, et les tendances de qualité sont par conséquent mal connues. Il existe un certain nombre de techniques permettant d'éliminer les fluctuations mineures des données et d'afficher des tendances de qualité ; parmi celles-ci, l'approche de la moyenne mobile et la moyenne exponentielle sont remarquables.

La technique de la moyenne mobile consiste à prendre un ensemble fixe de points de mesure (valeurs, termes) et à en calculer la moyenne. Par la suite, on enlève la première mesure du groupe et on ajoute une autre mesure à la fin du groupe, puis on refait la moyenne. On poursuit cette procédure jusqu'à ce qu'il ne reste plus de mesure dans la série.

La moyenne mobile permet de lisser les graphiques en éliminant les oscillations et les effets cycliques ; une règle simple est d'utiliser un groupe de données qui couvrent une période égale ou supérieure à celle de l'oscillation ou de cycle (Leprêtre & Carpentier, 1997). La moyenne mobile peut être centrée dans la période d'étude, comme elle peut être décalée. Dans ce présent travail, les graphiques de moyennes mobiles sont décalés, et les périodes optés sont de 15 et de 30 termes (valeurs) (Sekiou, 2015).

III.6.3. Les approches de calcul de l'Indice de qualité de l'eau

L'Indice de la qualité de l'eau (WQI) est une méthode alternative qui résume un grand volume d'informations provenant de multiples variables dans une seule variable allant de 0 à 100. Cette méthode est facile à comprendre et permet d'interpréter les variations spatio-temporelles de la qualité de l'eau, ainsi que les utilisations possibles d'un plan d'eau donné (Hamlat et al., 2014, Hussien, 2019, Nong et al., 2020).

Ces indices sont basés sur la comparaison des paramètres de qualité de l'eau avec les normes réglementaires et attribuent une valeur unique à la qualité de l'eau d'une source (Bharti, 2011)

De nombreux indices de la qualité de l'eau ont été formulés dans le monde entier, ce qui permet de juger rapidement et efficacement la qualité globale de l'eau dans une zone donnée (Abbasi & Arya, 2000). Par exemple, l'indice de qualité des eaux de la National Sanitation Foundation des États-Unis (NSFWQI) (Noori et al., 2019), l'indice de qualité des eaux du Conseil canadien des ministres de l'environnement (CCMEWQI) (Ouyang, 2005), le British Columbia Water Quality Index (BCWQI) et le Oregon Water Quality Index (OWQI) (Abbasi & Arya, 2000).

III.6.3.1. Indice arithmétique pondérée

Dans ce modèle, les différentes composantes de la qualité de l'eau sont multipliées par un facteur de pondération et sont ensuite agrégées en utilisant moyenne arithmétique simple.

La méthode de l'indice de qualité de l'eau arithmétique pondérée classe la qualité de l'eau en fonction du degré de pureté en utilisant des variables de qualité de l'eau les plus couramment mesurées. Cette méthode a été largement utilisée par les différents scientifiques (Abbasi & Abbasi, 2012), et le calcul de l'IQE a été réalisé (Brown *et al.* 1972) en utilisant l'équation suivante :

$$WQI = \frac{\sum_{i=1}^n q_i w_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \dots \dots \dots (III.16) \text{ (Abbasi \& Abbasi 2012)}$$

L'échelle de notation de la qualité (Qi) pour chaque paramètre est calculée en utilisant cette Expression:

$$q_i = 100 \left(\frac{v_i - v_0}{s_i - v_0} \right) \dots\dots\dots (III.17)$$

Où,

Vi : On estime la concentration du paramètre ith dans l'eau analysée.

Vo : est la valeur idéale de ce paramètre dans l'eau pure.

Vo = 0 (sauf pH=7 et DO=14.6 mg/l).

Si : il est recommandé de valeur standard du paramètre ith.

Le poids unitaire (Wi) pour chaque paramètre de qualité de l'eau est calculé en utilisant la formule suivante :

$$w_i = \frac{K}{s_i} \dots\dots\dots (III.18)$$

Où,

K : constante de proportionnalité et peut être calculée en utilisant l'équation suivante :

$$K = \frac{1}{\sum_i^n (1/s_i)} \dots\dots\dots (III.19)$$

En général, le WQI est défini pour une utilisation spécifique et destinée de l'eau. Dans cette étude, le WQI a été considéré pour la consommation humaine ou d'autres utilisations, et le WQI maximal admissible pour l'eau potable a été pris comme 100 points.

L'WQI a été classé en 5 classes. Le Tableau III.7 représente les cinq (05) classes de qualité de l'eau basée sur la méthode de l'indice Arithmétique Pondéré (WQIAP)

Tableau III.7 : Classification de la qualité de l'eau selon l'APWQI.

| Valeur WQI | Évaluation de la qualité de l'eau |
|------------------|--------------------------------------|
| 0-25 | Excellente qualité de l'eau |
| 26-50 | Bonne qualité de l'eau |
| 51-75 | La mauvaise qualité de l'eau |
| 76-100 | Très mauvaise qualité de l'eau |
| Au-dessus de 100 | Inadaptée à des fins de consommation |

III.6.3.2. Indice de la National Sanitation Foundation (NSFWQI)

Brown et al. (1970) ont développé un indice de la qualité de l'eau dont la structure est similaire à celle de l'indice de Horton, mais avec une sélection de paramètres plus rigoureuse, le développement d'une échelle commune et l'attribution de poids.

Des pondérations pour lesquelles des exercices de Delphes élaborés ont été réalisés. Cet effort a été soutenu par la National Sanitation Foundation (NSF). Pour cette raison, l'indice de Brown est également connu sous le nom de WQINSF (Brown et al., 1970; Abbasi and Arya, 2000; Noori et al., 2019).

Les neuf paramètres de l'NSFWQI ont tous des contributions différentes qui dépendent de leur impact sur la qualité de l'eau. Ils ont des coefficients de pondération différents, la saturation en OD (%) et le TS ayant le poids le plus élevé et le plus bas (0,17 et 0,07, respectivement) dans le calcul de l'NSFWQI (Brown et al., 1970; Abbasi & Abbasi, 2012).

L'indice initialement proposé par Brown et al. (1970) à la forme

$$WQI = \sum_{i=1}^9 W_i T_i(p_i) = \sum_{i=1}^9 W_i q_i \quad (\text{Abbasi \& Abbasi 2012}) \quad (\text{III.20})$$

Où p est la valeur mesurée du $i^{\text{ème}}$ paramètre

Et T_i est la transformation de la cote de qualité (courbe) de la $i^{\text{ème}}$ valeur de paramètre, p_i , en une cote de qualité q_i , telle que :

$T_i p_i = q_i$; et W_i est le poids relatif du $i^{\text{ème}}$ paramètre tel que

$$\sum_{i=1}^9 w_i = 1 \quad \dots\dots\dots (\text{III.21})$$

Tableau III.8 : Classification de la qualité de l'eau selon l'WQINFS

| Rang | WQINFS |
|--------------|--------|
| Excellent | 100-91 |
| Bon | 90-71 |
| Moyen | 70-51 |
| Mauvais | 50-26 |
| Très Mauvais | 25-0 |

Le NSFQI est considéré comme un indice complet et généralement applicable pour la classification des ressources en eau de surface en fonction de leur qualité. De nombreuses études utilisant le modèle NSFQI ont appliqué d'autres intrants en plus des paramètres définis, ce qui affecte en fin de compte le résultat final et la classification de la qualité de l'eau (Noori et al., 2019).

III.6.3.3. L'indice du Conseil Canadien des Ministères de l'Environnement (CCMEWQI)

CCMEWQI, proposé par le Conseil canadien des ministres de l'Environnement (CCME 2001a) (CCME, 2001), est un indice statistique basé sur la fréquence et l'ampleur des défaillances concernant les normes de qualité légale (Sahaya & Kumar, 2019). CCMEWQI compare les observations à un point de repère au lieu de normaliser les valeurs observées à des courbes d'évaluation subjectives, où le repère peut être une norme de qualité de l'eau ou une concentration de fond propre au site (CCME, 2001). Ceci est un indice qui permet une flexibilité dans la modification des variables, convenant aux utilisations les plus diverses et aux caractéristiques morphoclimatiques du bassin hydrographique sous l'analyse. De plus, il n'est pas nécessaire d'évaluer les sous-indices ni les pondérations (poids) pour chaque variable. Le modèle d'agrégation se compose de quelques étapes.

Bien que CCMEWQI soit un indice qui permet une flexibilité dans la modification des variables, certains auteurs critiquent le WQICME pour le calcul de F1, car il ne serait pas adéquat pour quelques variables (nécessite au moins quatre) ou avec une covariance entre elles (Isiyaka et al., 2018). Premièrement, les variables doivent être normalisées, et trois facteurs sont déterminés (F1, F2, F3), où F1 correspond au nombre de paramètres ne correspondant pas aux normes de qualité (Équation (5)).

F2 est le pourcentage d'échantillons ayant un ou plusieurs paramètres non standard (Eq. (6)), F3 est calculé en trois étapes, le nombre de fois que la concentration individuelle d'un paramètre est en dehors de la limite autorisée par la loi (F3 est calculé dans trois étapes : le nombre de fois où la concentration individuelle d'un paramètre est en dehors de la limite a permis par la loi).

Cela appelle le calcul d'excursion (Eqs (7) et (8)) ; après le calcul de l'excursion, la somme des valeurs d'excursion est divisée par le nombre total d'épreuves (Eq. (9)); alors, F3 est calculé par Eq. (10). Il convient de noter que les équations (7) et (8) pour la détermination de l'excursion correspondent aux concentrations des paramètres supérieurs et inférieurs aux limites, respectivement. Ainsi, pour calculer la valeur de l'CCMEWQI, nous utilisons l'équation. (11).

$$F_1 = \left(\frac{\text{number of variables out of standards}}{\text{total variables}} \right) * 100 \dots\dots\dots(III.22)$$

$$F_2 = \left(\frac{\text{number of tests out of limits}}{\text{total tests}} \right) * 100 \dots\dots\dots(III.23)$$

$$\text{excursion}_i = \left(\frac{\text{number of times that concentration was below limits}}{\text{legislation limit}} \right) - 1 \dots\dots\dots(III.24)$$

Or

$$\text{excursion}_i = \left(\frac{\text{legislation limit}}{\text{number of times that concentration was below limits}} \right) - 1 \dots\dots\dots(III.25)$$

$$nse = \left(\frac{\sum_{i=1}^n \text{excursion}}{\text{number of tests}} \right) \dots\dots\dots(III.26)$$

$$F_3 = \left(\frac{nse}{0.01nse+0.01} \right) \dots\dots\dots(III.27)$$

$$WQI - CCME = 100 - \left(\frac{\sqrt{F_1^2 + F_2^2 + F_3^2}}{1.732} \right) \dots\dots\dots (\text{Abbasi \& Abbasi 2012}) (III.28)$$

Les résultats de l'CCMEWQI se situent entre 0 et 100, divisés en cinq catégories descriptives comme le montre de tableau 3.

Tableau III.9 : Classification de la qualité des eaux selon l'CCMEWQI

| Rang | WQI-CCME |
|-----------|----------|
| Excellent | 100-95 |
| Bon | 94-80 |
| Passable | 79-65 |
| Marginal | 64-45 |
| Pauvre | 44-0 |

III.7. Développement de nouvel indice le WQI régularisé, indice basé sur les composantes principales (RWQI) :

Cette étude met en évidence l'une des principales étapes du développement de l'WQI, à savoir la sélection des paramètres et le calcul des poids. À partir de ce point, nous avons apporté quelques innovations en développant un modèle qui consiste à utiliser les scores des composantes principales comme des variables d'entrée dans la nouvelle approche d'évaluation de l'indice, et nous avons estimé les poids du nouvel indice par l'utilisation des variances pour éviter la sélection arbitraire des poids et les problèmes de partialité. Cette variante de l'indice sert à améliorer l'évaluation de la qualité des eaux, en particulier en cas de manque ou de rareté des données.

Ce nouvel indice est estimé à la base de l'agrégation finale de l'Indice arithmétique avec un redéveloppement du poids. Les quatre étapes nécessaires pour calculer le nouvel indice WQIR.

• Sélection des paramètres d'entrées dans le calcul du RWQI

Cette étape initiale consiste à déterminer la nouvelle matrice des paramètres d'entrées (composantes principales) "Xcp" qui est calculée par l'équation suivante () :

$$CP_{ij} = \sum_{i=1}^n C_{ij} X_{ij} \dots\dots\dots(III.29)$$

$$PC1 = c_{11}X_1 + c_{12}X_2 + c_{13}X_3 + \dots + c_{1n}X_p \text{ (axis } Y1)$$

$$PC2 = c_{21}X_1 + c_{22}X_2 + c_{23}X_3 + \dots + c_{2p}X_p \text{ (axis } Y2)$$

...

$$PCp = c_{p1}X_1 + c_{p2}X_2 + c_{p3}X_3 + \dots + c_{pp}X_p \text{ (axis } Yp) \dots\dots\dots(III.30)$$

Où c_{ij} est le coefficient du score des composantes principales pour les 23 variables sur l'axe PC_1 et CP_2

$$CP_{ij} = \begin{bmatrix} cp_{11} & cp_{12} & \dots & \dots & cp_{1p} \\ cp_{21} & cp_{22} & \dots & \dots & cp_{2p} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ cp_{m1} & cp_{m2} & \dots & \dots & cp_{mp} \end{bmatrix}$$

m (i= 1, 2, 3, 4, ..., m) désigne le nombre total d'échantillons d'eau de surface ; p (j= 1, 2, 3, 4, ..., p) indique le nombre des composantes principales ayant des valeurs propres supérieures à 1.

• Calcul de l'échelle de notation de paramètre :

Selon cette nouvelle approche, la qualité de l'eau est principalement basée sur la concentration observée (c_i) et la concentration standard admissible (s_i) des nouveaux paramètres ; et peut être ajustée au nombre total de variables appliquées (p) comme le souhaite l'utilisateur.

L'échelle de notation de la qualité (q_i) pour chaque nouveau paramètre est calculée en utilisant cette expression :

$$q_i = 100 \left(\frac{c_i}{s_i} \right) \dots\dots\dots(III.31)$$

Où,

c_i : On estime la concentration du nouveau paramètre cp_{ij} dans l'eau analysé.

s_i : Il est recommandé de valeur standard du paramètre cp_{ij} .

$$s_{cpi} = \sum_{i=1}^p s_i c_i \dots \dots \dots (III.32)$$

p : Le nombre des Composantes principales

- **Calcul des poids**

La troisième étape pour l'élaboration WQIR consiste à l'établissement des poids. En général, les pondérations sont attribuées aux paramètres en fonction de leur importance relative et de leur influence sur la valeur finale de l'indice (Sutadian et al., 2016). Nous proposons d'utiliser la contribution de la composante dans la variance totale comme poids cela afin d'éviter toute subjectivité de choix et la sélection arbitraire des poids.

- **Calcul de l'indice final**

Dans ce modèle, les différentes composantes de la qualité de l'eau sont multipliées par un facteur de pondération et sont ensuite agrégées en utilisant la moyenne arithmétique simple. En utilisant l'équation suivante pour le calcul de l'indice :

$$WQIr = \frac{\sum_{i=1}^n q_{cp} w_{cp}}{\sum_{i=1}^n w_{cp}} \dots \dots \dots (Abbasi \& Abbasi 2012) (III.33)$$

Le WQI a été réparti en 5 classes de qualité de l'eau basée sur la méthode WQI Arithmétique Pondéré.

III.8. Modélisation

III.8.1. Réseaux de neurones artificiels ANN

En 1943, Walter Pitts et Warren McCulloch ont développé un algorithme connu sous le nom de "logique du seuil" qui a servi de modèle de calcul pour les réseaux neuronaux. Ce modèle a ouvert la voie à la recherche sur les réseaux de neurones en deux approches. Une approche est axée sur les fonctions biologiques du cerveau, tandis que l'autre se concentre sur la manière dont les réseaux neuronaux peuvent être utilisés pour créer une intelligence artificielle. Cela a fait que l'utilisation de réseaux de neurones artificiels (ANN) a augmenté dans de nombreux domaines de l'ingénierie. En particulier, les ANN ont été appliquées à de nombreux problèmes environnementaux ; il a été démontré que cela permettait d'atteindre un haut niveau de compétence pour résoudre de nombreux problèmes compliqués qui dépassent les capacités de calcul des techniques et procédures mathématiques conventionnelles. (Sahoo et al., 2015; Benbouras et al., 2021).

Le cerveau humain utilise un processus d'apprentissage sophistiqué pour s'entraîner à traiter l'information, ce qui se traduit par la fonction typique d'un neurone qui recueille les signaux d'autres neurones par le biais d'une série de structures fines appelées dendrites. L'axone, un long tube fin avec des milliers de branches appelé axone du neurone, est le lieu où les points d'activité électrique sont envoyés par le neurone. À la fin de chaque branche, il y a une structure appelée la synapse, qui transfère l'activité de l'axone. Ainsi, lorsque les neurones recueillent des entrées d'excitation suffisamment grandes par

rapport à l'entrée inhibitrice, ils envoient une forte activité électrique le long de leur axone, répétant ainsi ce processus avec plusieurs neurones. Cela permettrait au cerveau humain d'apprendre à traiter l'information (Park, 2011) (figure III.1).

Le concept d'ANN, qui représente une configuration de neurones appelés "éléments de traitement", "nœuds" ou "unités", est utilisé pour simuler le fonctionnement du cerveau humain. Ils sont généralement organisés en couches : une couche d'entrée, une couche de sortie et une ou plusieurs couches intermédiaires appelées : couches masquées. En raison du poids distribué W , chaque nœud d'une couche spécifique est totalement ou partiellement connecté à de nombreux nœuds d'autres couches (Chahin et al., 2008).

Pour calculer la somme et créer la sortie des noeds, la fonction de transfert peut être choisie en fonction du type de problème de réseau à résoudre (par exemple, une fonction linéaire, sigmoïdale ou tangentielle) (Park, 2011). Cette procédure est montrée dans l'équation (III.32), et l'équation (III.33) et illustrée à la figure III.2.

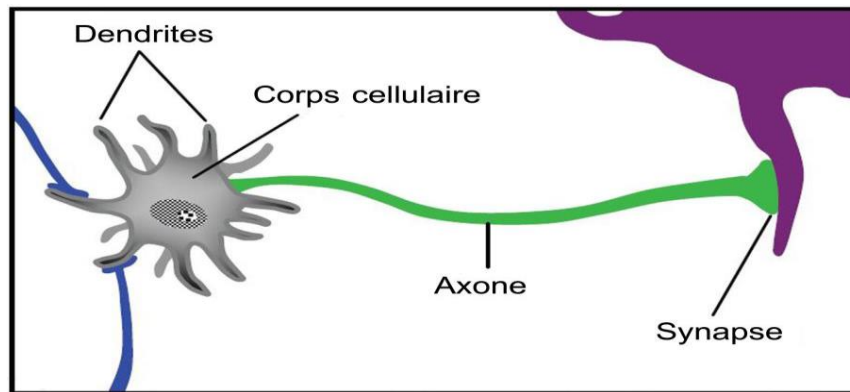


Figure III.1 : Fonctionnement des neurones humains

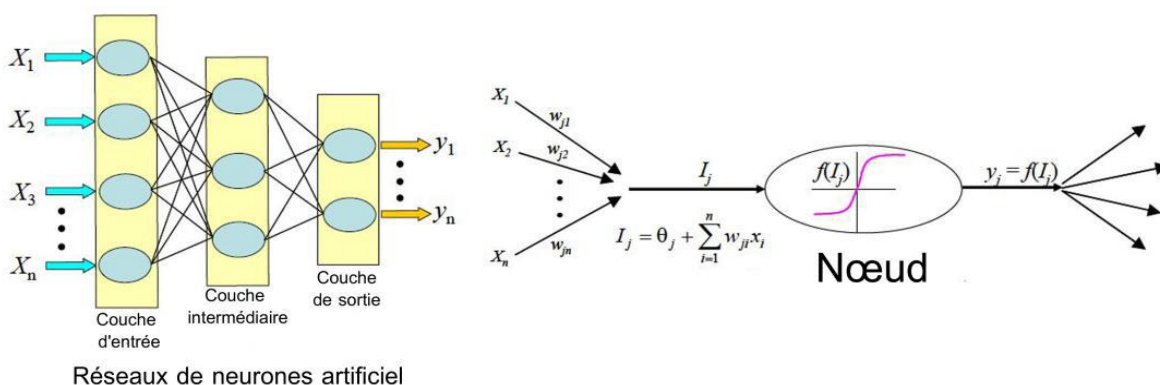


Figure III.2 : Modèle de réseaux de neurones artificiels

III.8.1.1. Fonctions d'activation

Plusieurs fonctions de transfert pouvant être utilisées comme fonction d'activation. Les propriétés de la fonction d'activation ont un impact sur les propriétés du neurone fondamental et sont influencées par le type de problème que le réseau tente de résoudre. Pour obtenir un modèle utile pour une utilisation pratique, il est crucial de le sélectionner avec soin.

Il est donc tout naturel d'assimiler un neurone à un triplé (poids w ; biais θ ; fonction d'activation f) selon les étapes suivantes (Aouadj, 2012) :

- On multiplie chaque valeur d'entrée X_i par la composante des poids W_{ji} correspondante, ce qui revient à faire le produit scalaire (entrées-poids)

- On compare la valeur obtenue à une valeur de référence : le biais ; ce qui revient à soustraire le scalaire biais.

- Enfin on applique la fonction d'activation à cette différence I_j ; la fonction d'activation est telle qu'elle donne souvent une sortie (y_j) comprise entre 0 et 1.

$$I_i = \sum W_{ji} X_i + \theta_i \text{Somptions} \dots \dots \dots \text{(III.34)}$$

$$I_j = f(I_i) \text{Transfer} \dots \dots \dots \text{(III.35)}$$

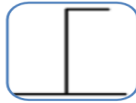
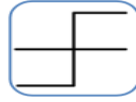

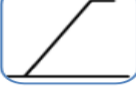





III.8.1.2. Architectures de réseau

L'une des tâches les plus cruciales et les plus difficiles dans le développement de la modélisation de l'ANN est la conception de l'architecture du réseau. Le processus devrait permettre de sélectionner le nombre idéal de couches et le nombre de noeuds dans chaque couche. Il n'y a pas de procédé standard pour délimiter la structure ANN idéale. Néanmoins, nombreuses études ont tenté de créer des principes pour habiliter la conception de systèmes de réseau. Ces études ont fourni diverses estimations empiriques du nombre de couches et de noeuds cachés pour un réseau optimal. Néanmoins, la méthode des essais et des erreurs reste la meilleure, même si elle prend beaucoup de temps, où les paramètres de l'architecture du réseau ont changé en calculant le coefficient de corrélation et l'erreur quadratique moyenne dans chaque architecture proposée, afin de trouver la meilleure.

III.8.1.3. Nombre de couches

Les méthodes d'estimation du nombre de couches cachées enterrées varient d'une étude à l'autre, où Cybenko 1989, Hornik et al. 1989 ont démontré qu'une seule couche cachée est suffisante pour donner une approximation de n'importe quelle fonction continue, à condition que des poids suffisants soient utilisés. Flood et Kartam 1994, Ripley 1996 et Sarle 1994 ont déclaré que l'utilisation de plusieurs couches cachées offre la souplesse nécessaire pour modéliser des fonctions complexes dans de nombreux cas. Lapedes et Farber 1988 ont fourni plus de preuves réalistes que deux couches cachées sont suffisantes ; comme expliqué par Chester (1990), il sert de première couche cachée pour extraire les caractéristiques locales des modèles d'entrée, tandis que la seconde couche cachée est essentielle pour extraire les caractéristiques globales des modèles d'entraînement (Shahin et al., 2008).

Tableau III- 10 Exemples de fonctions de transfert $a = f(n)$ et nomenclature Matlab

| Nom de la fonction | Relation d'entrée / sortie | Icône | Nom en Matlab |
|----------------------------|--|--|---------------|
| Seuil | $Y=0$ si $I > 0$ $Y=1$ si $I \leq 0$ |  | Hardlim |
| Seuil Symétrique | $Y=-1$ si $I > 0$ $Y=1$ si $I \leq 0$ |  | Hardlims |
| linéaire | $Y=I$ |  | Purelin |
| Linéaire saturé | $Y=0$ si $I > 1$ $Y=I$ si $-1 \leq I \leq 1$ $Y=1$ si $I \leq -1$ |  | Satlin |
| Linéaire saturé symétrique | $Y=-1$ si $I > 1$ $Y=I$ si $-1 \leq I \leq 1$ $Y=1$ si $I \leq -1$ |  | Satlins |
| Linéaire positif | $Y=0$ si $I > 0$ $Y=I$ si $I \leq 0$ |  | poslin |
| Sigmoïde | $Y = \frac{1}{1 + e^{-I}}$ |  | Logsig |
| Tangente Hyperbolique | $Y = \frac{e^I - e^{-I}}{e^I + e^{-I}}$ |  | Tangsing |
| Compétitive | $Y=1$ si I maximum Sinon $Y=0$ |  | Compet |

III.8.1.4. Nombre des nœuds

Le nombre de nœuds dans les couches d'entrée et de sortie est limité par le nombre d'entrées et de sorties spécifiées dans le réseau, respectivement. Il n'existe pas de méthode directe ou précise pour calculer le nombre idéal de nœuds pour chaque couche cachée, mais certaines formules proposées par les chercheurs sont résumées dans le tableau III- 12.

Tableau III- 11 Formules proposées dans la littérature pour approximer le nombre de nœuds

| No | Equation | Numéro d'équation | Référence |
|---|---|-------------------|--|
| 1 | $H = 2i + 1$ | III.36 | Hecht–Nielsen (1987) (Hui, 2011) Caudill (1988) (Odom & Sharda, 1990) |
| 2 | $H = i - 1$ | III.37 | (Yu, 1992) |
| 3 | $H = \frac{i + \vartheta}{2}$ | III.38 | Yeh (1997a) (Chen et al., 2008) |
| 4 | $H = \sqrt{i + \vartheta}$ | III.39 | Yeh (1997b) (Chang, 2007) |
| 5 | $H = 2i$ | III.40 | Kanellopoulos and Wilkinson (1997) (Binachi et al., 2004) |
| 6 | $H = \frac{t - \vartheta}{i + \vartheta + 1}$ | III.41 | Najjar (1999) (Albaradeyia et al., 2011) |
| H : nombre de nœuds i : entrée ϑ : sortie t : nombre de données de test | | | |

III.8.1.5. Structuration des données

La philosophie fondamentale des réseaux neuronaux artificiels se compose de trois phases principales. (i) base d'apprentissage, (ii) base de test et (iii) base de validation. La première étape consiste à former le réseau en modifiant les poids connectés en fournissant de manière répétée une plage historique d'entrées de modèle et de sorties souhaitées correspondantes. L'objectif est de réduire les écarts par rapport aux valeurs de sortie souhaitées et attendues. Poursuivre le processus d'apprentissage en utilisant un algorithme itératif pour atteindre certains critères d'arrêt, afin que le réseau puisse obtenir un faisceau de poids et une unité de biais qui produiront la plus petite erreur possible.

Il existe plusieurs types de règles d'apprentissage qui peuvent être regroupées en trois catégories : les règles d'apprentissage supervisé, non supervisé, et renforcé. Mais l'objectif fondamental de l'apprentissage reste le même : soit la classification, l'approximation de fonction ou encore la prévision. Nombreux algorithmes itératifs peuvent être mis en oeuvre, mais la technique de rétro-propagation du gradient (Back-propagation algorithme en anglais) est l'algorithme le plus utilisé. Il s'agit de déterminer le gradient d'erreur pour chaque neurone du réseau, de la dernière à la première couche pour chaque neurone.

III.8.1.6 Les Indicateur de performance statistiques du modèle

Les indicateurs de performance statistique sont l'erreur absolue moyenne (MAE), l'erreur quadratique moyenne (RMSE), le coefficient de corrélation de Pearson (R), l'indice de dispersion (IOS), le coefficient de Nash-Sutcliffe (NE) et l'erreur relative (RE%) (Hameed et al. 2016; Benbouras et al. 2021).

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N ((WQI_a - \overline{WQI_a})(WQI_p - \overline{WQI_p}))}{\sqrt{\sum_{i=1}^N ((WQI_a - \overline{WQI_a})^2 (WQI_p - \overline{WQI_p})^2)}} \quad -1 < R < 1 \quad (\text{III.42})$$

$$MEA = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |WQI_a - WQI_p| \quad 0 < MEA < \infty \quad (\text{III.43})$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (WQI_a - WQI_p)^2} \quad 0 < RMSE < \infty \quad (\text{III.44})$$

$$IOS = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (WQI_a - WQI_p)^2}}{\overline{WQI_a}} \quad 0 < IOS < \infty \quad (\text{III.45})$$

$$NE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (WQI_a - WQI_p)^2}{(WQI_a - \overline{WQI_a})^2} \quad -\infty < NE < 1 \quad (\text{III.46})$$

$$RE\% = \frac{WQI_a - WQI_p}{WQI_a} * 100 \quad -\infty < RE\% < +\infty \quad (\text{III.47})$$

Où WQI_a est la valeur observée de l'indice de qualité de l'eau, WQI_p est la valeur prévue de l'indice de qualité de l'eau et N le nombre d'échantillons. Le R le plus élevé avec la RMSE et MEA minimale indique une meilleure capacité de prédiction du modèle ANN (Hameed et al. 2016 ; Isiyaka et al. 2018).

III.8.1.7 L'approche de validation du modèle approprié

Après avoir choisi le modèle optimal sur la base des indicateurs de performance statistique, sa capacité de prédiction a été évaluée en utilisant l'approche de validation croisée K-fold. Cette dernière est une approche avancée, qui a révélé plus de précision et de robustesse lors de l'évaluation de la capacité du modèle optimal à surmonter les problèmes de sur- et sous-adaptation dans l'apprentissage des données (Hui, 2011; Abba et al., 2017, Benbouras et al. 2021). L'approche repose sur la division de la base de données en k fractions égales. Ainsi, pour chaque division, K1-folds sont utilisés pour la phase de formation et le dernier pour la validation. Cette procédure est répétée successivement jusqu'à l'utilisation de tous les splits pour l'étape de validation. Le principal avantage de cette approche est que toutes les données sont modélisées à la fois dans les étapes de formation et de validation. Breiman et Spector ont confirmé que la validation croisée K = 10- ou K = 5-fois est le meilleur choix pour évaluer le modèle (Abba et al., 2017). Dans notre étude, nous avons choisi la validation croisée K-fold avec K = 5 pour évaluer la capacité prédictive du meilleur modèle.

III.9.1 Langage de programmation

La société MathWorks a créé le langage de programmation multiparadigme. Les bibliothèques LINPACK et EISPACK écrites en Fortran ont servi de base à la création du langage de programmation par Cleve Moler à la fin des années 1970.

Ce langage de programmation permet de tracer des fonctions et des données, d'exprimer directement les mathématiques sous forme de tableaux et de matrices, de manipuler des matrices, d'implémenter des algorithmes. Aussi la création d'interfaces utilisateur et l'interfaçage avec des programmes rédigés dans d'autres langages sont tous deux possibles.

III.10. Conclusion

L'objectif de ce chapitre était de présenter les méthodologies sélectionnées afin d'exécuter toutes tâches essentielles dans cette thèse, premièrement pour évaluer la qualité des eaux de surface dans le bassin versant Côtiers Constantinois, des analyses physiques chimiques telles 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 été effectués. En outre, il existe divers outils et moyens d'analyse des données et développement de modèles (moyenne mobile, SPSS et R). Dans le chapitre suivant, nous commençons la première partie des résultats et de la discussion, en commençant par les données et les résultats de l'analyse statistique des données dans le but de déterminer les variables descriptives pouvant être utilisées pour le calcul de l'indice et du modèle prédictif.

Dans le chapitre suivant, la première partie des résultats et de la discussion seront entamées, en commençant par les données et les résultats de l'analyse statistique des données dans le but de déterminer les variables descriptives qui pourraient être utilisées pour le calcul de l'indice et du modèle prédictif. Cela permettra d'approfondir la compréhension des caractéristiques des eaux de surface dans le bassin versant Côtiers Constantinois.

Chapitre IV

Analyse Exploratoire des Données

IV.1.Introduction

L'objectif de ce chapitre est d'effectuer une analyse approfondie des données en vue de déterminer les variables descriptives qui peuvent être incorporées dans le calcul des indices et les modèles de prédiction. Pour atteindre cet objectif, plusieurs étapes d'analyse sont envisagées :

- **Analyse univariée** : Cette étape consiste à examiner chaque variable individuellement pour comprendre sa distribution, sa centralité et sa dispersion. Cela permet d'obtenir une vue détaillée des caractéristiques de chaque variable.
- **Analyse bivariée** : Après l'analyse univariée, on examine les corrélations et les liaisons entre les variables prises deux à deux. Cela aide à comprendre les relations potentielles entre différentes variables et à identifier des tendances ou des associations significatives.
- **Traitement multivarié** : L'analyse en composantes principales (ACP) est utilisée pour illustrer les proximités entre individus et/ou variables sur un graphe. Cela permet de visualiser la structure globale des données et d'identifier des tendances ou des regroupements.

Les résultats de ces analyses suggestives et les représentations graphiques obtenues permettent de mettre en évidence les similitudes ou les différences entre les variables. De plus, elles facilitent l'identification des problèmes liés à la distribution des données et des liens éventuels entre les variables qui pourraient être intégrées dans les modèles de régression.

En résumé, cette approche méthodique contribue à une compréhension approfondie des données, favorisant ainsi une sélection judicieuse des variables pour l'élaboration des indices et des modèles de prédiction.

IV.2.Analyse des données

Avant toute tentative de modélisation complexe, il est impératif d'avoir réalisé des analyses unidimensionnelles, bidimensionnelles et multidimensionnelles afin d'identifier :

- Les problèmes liés aux distributions des variables : dissymétrie, valeurs atypiques
- Les liaisons entre les variables prises deux par deux : non-linéarité.
- Les violations d'hypothèses ou des points influents
- Les groupes de variables fortement corrélées entre elles, et éventuellement de détecter des caractères complexes sous-jacents à ces groupes.

IV.2.1. Analyse uni variée

Une analyse descriptive unie et variée est effectuée pour chacune des variables étudiées, dans le but de mesurer et de présenter les données observées d'une manière telle qu'on puisse en prendre connaissance aisément, par exemple sous forme de tableaux ou de graphiques (Anderson, 2001). On utilisera les boîtes de dispersion communément appelées boîte à moustaches (box plot).

IV.2.1.1. Étude de normalité et homogénéité des données

Concernant cette phase, le tableau des données est composé de 2 colonnes (éléments physico-chimiques ou variables) et de lignes (analyses chimiques mensuelles) qu'il faut synthétiser pour tirer le maximum d'informations (Annexe I). À cet effet, les paramètres suivants sont calculés :

- 1- La valeur maximale, qui est la valeur la plus élevée de la série et qui correspond à la borne supérieure de la série ;
2. La valeur moyenne, qui est égale à la somme des valeurs divisée par leur nombre ;
3. La médiane, qui est la valeur de la variable correspondant à la fréquence cumulée 50% ou à l'effectif cumulé $n/2$;
4. La valeur minimale, qui est la valeur la plus faible de la série et qui constitue la borne inférieure de la série ;
5. L'écart type, qui représente la caractéristique de dispersion la plus usuelle ;
6. Le coefficient d'aplatissement (kurtosis), qui correspond à la mesure de l'étalement de la distribution. La forme de la courbe de distribution est comparée à celle de la loi normale. Un coefficient négatif est révélateur d'une courbe aplatie, tandis qu'un coefficient positif signifie une concentration des observations ;
7. Le coefficient de symétrie ou de dissymétrie (skewness), qui correspond à une mesure de l'asymétrie de la distribution d'une variable aléatoire réelle. Tous les calculs ont été réalisés à l'aide des logiciels SPSS.26 et R64.

Le tableau IV.1 résume les moyennes spatiales et la dispersion autour de la tendance centrale (écart type) des paramètres physico-chimiques des sept stations pour la période de janvier 2010 à mai 2018 ($n = 23$) (moyenne \pm écart-type).

Tableau IV.1 : Moyennes spatiales des paramètres physico-chimiques des 7 stations (janvier 2010 à mai 2018 ; n = 23)*(moyenne ± erreur)*

| Les Paramètres | Zit Emba S1 | Zardezés S2 | Bni Zid S3 | Guenitra S4 | Mixa S5 | Chafia S6 | El Agrem S7 |
|----------------|--------------------|--------------------|-------------------|--------------------|-------------------|-------------------|-------------------|
| DBO5 | 2.1152 ± 0.19641 | 2.400 ± 0.22128 | 2.3359 ± 0.16057 | 2.1230 ± 0.20840 | 2.6045 ± 0.2482 | 2.4000 ± 0.22128 | 2.5482 ± 0.15803 |
| DCO | 30.3448 ± 1.37000 | 30.6293 ± 1.60955 | 28.931 ± 1.36138 | 26.3826 ± 1.32772 | 33.0355 ± 1.4300 | 30.6293 ± 1.60955 | 20.1271 ± 1.20325 |
| MOAcide | 7.0445 ± 1.19672 | 0.1272 ± 0.20463 | 10.6276 ± 5.00371 | 5.8019 ± 0.22835 | 6.7961 ± 0.2526 | 6.1272 ± 0.20463 | 6.2986 ± 0.71225 |
| NH4 | 0.0488 ± 0.00656 | 0.0866 ± 0.03764 | 0.1334 ± 0.04533 | 0.0307 ± 0.00766 | 0.0715 ± 0.01314 | 0.0866 ± 0.03764 | 0.0732 ± 0.2104 |
| NO2 | 0.726 ± 0.01075 | 0.0577 ± 0.00582 | 0.0702 ± 0.00777 | 0.0253 ± 0.00352 | 0.0781 ± 0.0224 | 0.0577 ± 0.00582 | 0.1343 ± 0.0431 |
| NO3 | 3.6786 ± 0.46350 | 3.4348 ± 0.40569 | 2.1931 ± 0.25850 | 1.7152 ± 0.26279 | 2.1523 ± 0.27433 | 3.4348 ± 0.40569 | 3.6189 ± 0.51042 |
| saturat % | 98.5931 ± 2.2415 | 99.6517 ± 2.18907 | 94.0083 ± 2.00466 | 95.5585 ± 2.44278 | 95.1248 ± 1.79871 | 99.6517 ± 2.1891 | 90.5536 ± 2.4723 |
| PO4 | 0.1197 ± 0.02329 | 0.1076 ± 0.01834 | 0.0604 ± 0.01452 | 0.0472 ± 0.00659 | 0.1553 ± 0.1085 | 0.1076 ± 0.1834 | 0.0846 ± 0.2139 |
| SO4 | 80.7069 ± 3.11871 | 61.5948 ± 2.82180 | 91.1190 ± 2.45786 | 49.5048 ± 5.25458 | 103.794 ± 4.2403 | 61.5948 ± 2.82180 | 160.8564 ± 6.3206 |
| Cl (mg/l) | 49.1448 ± 1.57808 | 38.5448 ± 1.71546 | 62.2617 ± 2.89125 | 41.1896 ± 6.58574 | 86.313 ± 3.29512 | 38.5448 ± 1.71546 | 50.6968 ± 2.79996 |
| Turbidité | 10.9962 ± 2.39379 | 10.4869 ± 2.69686 | 2.7176 ± 0.72729 | 2.2081 ± 0.25505 | 1.8774 ± 0.15904 | 10.487 ± 2.69686 | 3.5296 ± 1.34168 |
| MES105 | 18.8907 ± 1.55042 | 17.5707 ± 1.42286 | 17.2555 ± 1.41661 | 17.5748 ± 1.77434 | 17.2429 ± 1.3531 | 17.5707 ± 1.42286 | 33.4957 ± 8.20204 |
| Rs105 | 344.1379 ± 8.14288 | 300.4583 ± 9.8365 | 385.0176 ± 9.0015 | 282.8959 ± 22.2635 | 459.2387 ± 12.245 | 300.4583 ± 9.8365 | 485.3171 ± 9.1529 |
| Ph | 7.6410 ± 0.02704 | 7.6724 ± 0.02930 | 7.7779 ± 0.02559 | 7.7330 ± 0.03555 | 7.7129 ± 0.03279 | 7.6724 ± 0.02930 | 7.6764 ± 0.02187 |
| O2diss | 9.1814 ± 0.20525 | 9.3638 ± 0.17081 | 8.8545 ± 0.16510 | 8.8941 ± 0.19774 | 8.8442 ± 0.17084 | 9.364 ± 0.17081 | 8.4846 ± 0.19932 |
| Cond | 484.2079 ± 12.4517 | 411.5676 ± 13.7745 | 570.5034 ± 13.911 | 395.5556 ± 33.3227 | 675.3839 ± 19.890 | 411.5676 ± 13.775 | 689.5436 ± 14.662 |
| Ca | 56.7503 ± 1.54911 | 48.1559 ± 1.13324 | 57.9307 ± 5.55223 | 44.5166 ± 2.0951 | 68.1590 ± 2.12693 | 48.1556 ± 1.13324 | 17.0593 ± 2.27524 |
| Mg | 12.1272 ± 0.53788 | 10.5507 ± 0.74593 | 18.8903 ± 0.50049 | 12.6959 ± 1.42895 | 18.3613 ± 1.10566 | 10.5507 ± 0.74593 | 21.8168 ± 0.62364 |
| Na | 30.8252 ± 1.50413 | 25.6648 ± 1.26874 | 38.1148 ± 1.71117 | 24.8181 ± 3.91302 | 49.1452 ± 2.23614 | 25.665 ± 1.26874 | 41.1329 ± 1.70393 |
| ALC | 102.8379 ± 3.19612 | 100.6097 ± 2.349 | 120.4745 ± 3.5642 | 106.3230 ± 1.88006 | 121.9968 ± 2.7098 | 100.6097 ± 2.3494 | 139.1993 ± 3.2787 |
| HCO3 | 130.5879 ± 3.19612 | 122.5010 ± 2.901 | 160.4559 ± 11.399 | 127.5941 ± 3.20910 | 148.2310 ± 3.3535 | 122.5010 ± 2.9009 | 169.6986 ± 4.1286 |
| T | 19.4721 ± 0.97476 | 19.8348 ± 1.07426 | 19.0652 ± 0.9392 | 20.3095 ± 1.01127 | 19.4106 ± 0.9927 | 19.8348 ± 1.0743 | 19.5654 ± 1.05266 |
| K | 2.7300 ± 0.70622 | 2.8103 ± 0.25063 | 3.3231 ± 0.17967 | 2.7626 ± 0.48467 | 3.7803 ± 0.65144 | 2.8103 ± 0.25063 | 2.8346 ± .14545 |

Nous avons utilisé l'écart type pour évaluer la dispersion des données par rapport à la moyenne. Une valeur d'écart type élevée indique une dispersion importante des données. En général, l'écart type de la série n'est pas élevé pour tous les paramètres.

D'après le tableau IV.1, on observe des niveaux élevés de turbidité et de DCO dans l'eau du bassin aux stations Zit Emba (S1), Zardezès (S2) et Cheffia (S6). Cette augmentation de la DCO est attribuable à l'accroissement des activités humaines, telles que l'agriculture autour du lac, ainsi qu'au déversement non traité des eaux usées domestiques et industrielles. Ces facteurs ont un impact négatif sur la qualité de l'eau. Ces résultats présentent des similitudes avec ceux observés dans le lac du barrage de Grib (Hamil et al., 2018) et du barrage de Foug El Khangua (Allalguia et al., 2017). En revanche, Bouguerne (Bouguerne et al., 2016) a montré des teneurs faibles dans le barrage de Ain Zada.

IV.2.1.2. Analyse de boîte de dispersion « boîte à moustache »

La boîte à moustaches, ou boîte de dispersion est une représentation graphique simple et synthétique de la dispersion des variables. Elle fournit un récapitulatif graphique de la loi de distribution d'un échantillon, indiquant la forme, la tendance centrale et la variabilité des données (Bouslah, 2017).

Il a été recueilli vingt-trois paramètres physiques et chimiques par le laboratoire central de l'Agence Nationale des Ressources en Eau, région Est (Algérie). Parmi les paramètres physiques, on trouve la turbidité, la Matière en Suspension (MES), la Température (T) et la conductivité électrique (EC). Du côté des paramètres chimiques, on compte le pH, les phosphates (PO_4), le calcium (Ca), le magnésium (Mg), les sulfates (SO_4), les chlorures (Cl), le bicarbonate (HCO_3), le sodium (Na), le potassium (K), les nitrates (NO_3), le nitrite (NO_2), la demande biochimique en oxygène (DBO), la demande chimique en oxygène (DCO), l'Oxygène dissous (O_2 dissous), la Matière Organique (MO), l'ammonium (NH_4), l'alcalinité totale (Alc) et le résidu sec (RS_{105°).

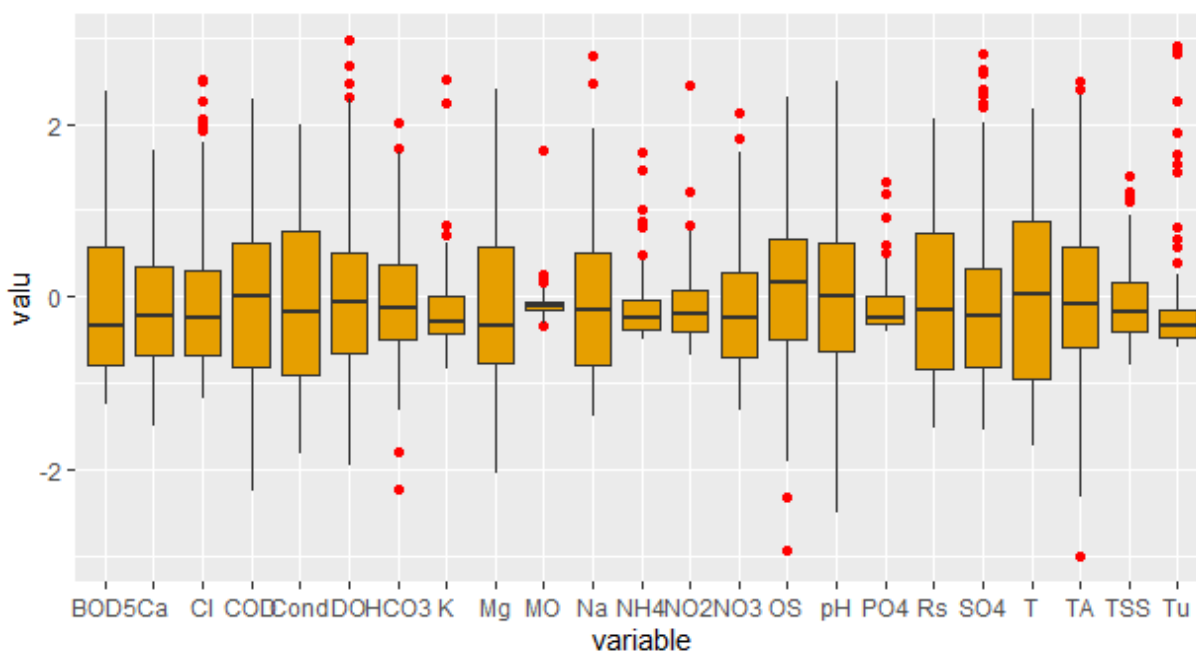


Figure IV.1 : Variabilité du Z-score de l'ensemble des données des 7 stations

L'ensemble de données est représenté par cinq valeurs : valeurs extrêmes (minimales et maximales), la médiane, les quartiles et les centiles, parfois avec des valeurs éloignées (extrêmes codés°), comme illustré dans la figure VI.1. La bordure supérieure de la boîte représente le 75^e centile, et la bordure inférieure représente le 25^e centile. La longueur verticale de la boîte représente l'intervalle interquartile, tandis que la ligne centrale présente la médiane. Les limites des normes sont extraites du SEQ Eau version 2 pour l'oxygène (Oudin & Maupas, 2003).

Les résultats de l'analyse par les boîtes à moustaches des ensembles des données de 7 stations montrent que, pour les paramètres MO, Turbidité, NH₄, PO₄, NO₂, K et MES, le corps de la boîte est petit (les rectangles sont ramassés) et les moustaches sont courtes. Ceci indique que les valeurs sont plus uniformes et moins dispersées ; en effet, elles se rapprochent de la médiane. La distribution est plus allongée vers les valeurs maximales pour le DBO₅ et vers les valeurs minimales pour la DCO.

Concernant les paramètres NO₃, SO₄, pH, O₂dissous, Cond, ALC, HCO₃, Na et T, la position de la médiane est au centre de la boîte, égale au centile (Q₂=50 centile). Ces paramètres sont homogènes, et la forme de boîte est symétrique. La boîte à moustaches indique la présence de valeurs éloignées (extrêmes), ce qui dénote la grande variabilité des données (Fartas et al., 2022).

Les résultats de l'application de l'analyse de la variance à un critère de classification (ANOVA unidimensionnelle) sur certains des paramètres sélectionnés, dans les sept stations de surveillance, étaient représentés si dessous avec les graphiques en boîtes à moustaches.

- **La demande biologique en Oxygène (DBO₅)**

La Demande Biologique en Oxygène (DBO₅) est la quantité d'oxygène utilisée en 5 jours pour la dégradation naturelle de matières organiques, avec la participation des microorganismes, dans des conditions spécifiques et sur une période fixée à cinq jours (Bouslah, 2017). La DBO₅ permet d'évaluer l'influence probable des eaux usées sur les cours d'eau récepteurs, du point de vue de la réduction de leur teneur en oxygène.

- **Résultats de l'analyse de la variance (ANOVA test)**

D'après les résultats de l'application du test de normalité Shapiro-wilk, les P_{valu} sont de 0.343, 0.344 et 0.330 pour les stations 2, 3 et 5, respectivement (P_{valu} > 0.05). Cela signifie que l'hypothèse nulle H₀ est acceptée, indiquant que la variabilité du DBO₅ suit une loi normale.

En revanche, les résultats montrent que les stations 1, 4,6 et 7 ont une P_{valu} inférieure à 0.05 (P_{valu} = 0.01), ce que signifie que la variabilité du DBO₅ suit la loi normale avec une différence significative.

Pour vérifier l'homogénéité des variances, le test Levene est utilisé. La P_{valu} est de 0.103, ce qui est supérieur à 0.05. Cela indique une homogénéité des variances entre les teneurs du DBO₅ dans les sept stations.

Les résultats de l'ANOVA ont montré qu'il n'y avait pas une différence significative entre les teneurs des sept stations (P = 0.242 > 0,05).

- Résultats de l'analyse des boîtes à moustaches

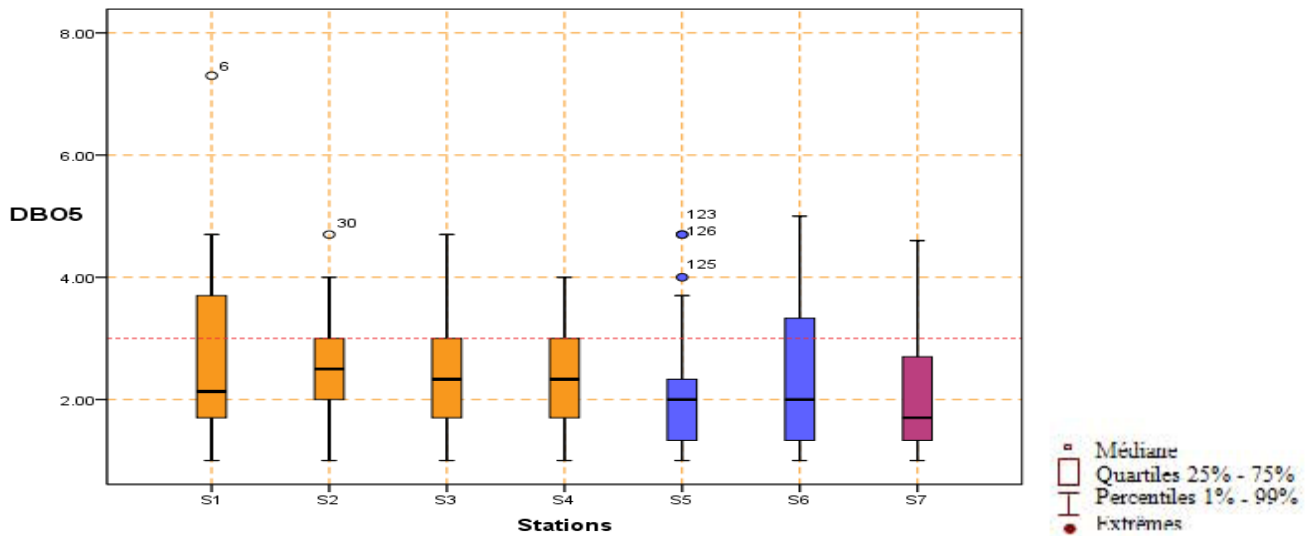


Figure IV.2 : Variations spatiales du DBO₅ des 7 stations du bassin Côtiers Constantinois

La distribution est plus allongée vers les valeurs maximales de DBO₅ dans les barrages Zit Emba (S1), Cheffia (S6) et El Agreme (S7), et vers les valeurs minimales dans le barrage Mexa (S5), comme le montre la figure IV.2. En ce qui concerne les barrages Zardezas (S2), Beni Zid (S3) et Guenitra (S4), la position de la médiane est au centre de la boîte, égale au centile (Q₂=50 centile). On peut dire que les valeurs sont homogènes. La forme de la plupart des boîtes est symétrique, ce qui signifie que plusieurs valeurs sont bien réparties.

La légende des couleurs indique que les boîtes en jaune représentent les stations du sous-bassin Côtiers Constantinois Centre, tandis que les boîtes en bleu représentent les stations du Côtiers Constantinois Est, et la boîte en rose représente la station d'El Agreme qui est située au sous-bassin Côtiers Constantinois Ouest.

- **La demande chimique en Oxygène (DCO)**

La Demande Chimique en Oxygène (DCO) représente la quantité d'oxygène consommée, exprimée en milligrammes par litre, par les matières oxydables chimiquement contenues dans un effluent. La DCO correspond à la quantité d'oxygène nécessaire pour la dégradation par voie chimique, effectuée à l'aide d'un oxydant puissant, des composés organiques présents dans l'eau (Bouslah, 2017).

- Résultats de l'analyse de la variance (ANOVA test)

D'après les résultats de l'application du test de normalité Shapiro-wilk, $P_{\text{valu}} > 0.05$ pour toutes les stations, ce qui signifie que l'hypothèse nulle H_0 est acceptée. En d'autres termes, la variabilité de la DCO suit une loi normale. On utilise ensuite le test Levene pour vérifier l'homogénéité des variances (Annexe II). Les variances entre les teneurs en DCO des sept stations sont homogènes ($\text{Sig} = 0.539 > 0.05$).

Les résultats de l'ANOVA ont également confirmé la différence entre les teneurs en DCO. Ils ont montré qu'il y avait une grande différence entre les teneurs des sept stations ($\text{Sig} = 0.024 < 0,05$).

Les moyennes sont différentes selon le test Tukey (le test Tukey est un test qui possède la capacité de la séparation des moyennes en groupes). La teneur la plus élevée est enregistrée en S1 ($\overline{DCO} = 33.52$), tandis que la moyenne se trouve en S2, S5 et S6. la plus faible se trouve en S7, S4 et S3 ($\overline{DCO} = 26.3562$).

- Résultats de l'analyse des boîtes à moustaches

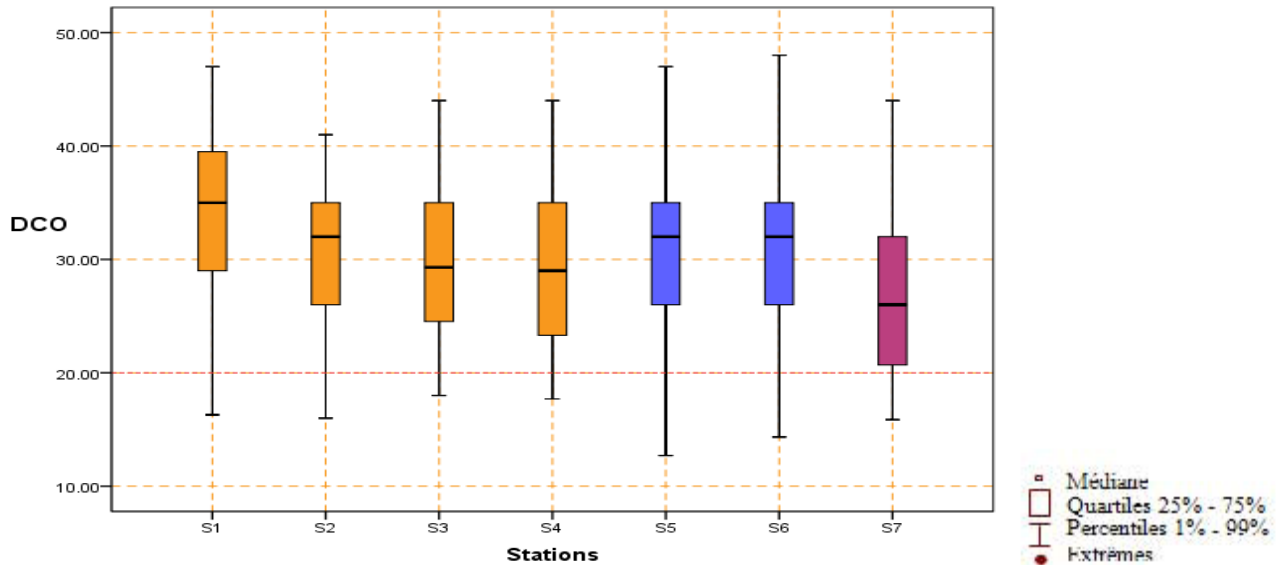


Figure IV.3 : Variations spatiales de la DCO dans les sept stations du bassin Côtiers Constantinois

D'après la figure IV.3, on observe que le corps de la boîte est petit et les moustaches sont courtes dans la totalité des stations. On peut dire que les valeurs sont plus uniformes et moins dispersées. La distribution est plus allongée vers les valeurs minimales dans les stations Zit Emba (S1), Zardez (S2), Mexa (S5) et Cheffia (S6). En revanche, la position de la médiane est au centre de la boîte (Q2=50 centile) dans les barrages Beni Zid (S3), Guenitra (S4) et El Agreme (S7). Les résultats de l'analyse des boîtes à moustaches du paramètre DCO montrent que les valeurs sont homogènes.

- **Nitrates (NO_3^-)**

La pollution azotée peut être estimée par le dosage des teneurs en nitrates et en ions ammonium. Les ions nitrates (NO_3^-) représentent la forme la plus soluble de l'azote, et leur présence dans les eaux de surface est souvent liée à l'utilisation intensive des produits fertilisants (chimiques ou organique). La faible concentration de nitrates dans les eaux de surface peut être attribuée à la réduction opérée par les bactéries (Hallab, 2021).

- Résultats de l'analyse de la variance (ANOVA test)

Les stations 1, 6 et 7 ont des valeurs de P_{valu} supérieures à 0.05, indiquant ainsi que la variabilité du NO_3 suit la loi normale avec une différence significative. Tandis que les valeurs de P_{valu} des stations 2, 3, 4 et 5 sont inférieures à 0.001, montrant une différence hautement significative.

La valeur de $\text{Sig} = 0.074 < 0.05$ indique une homogénéité des variances entre les teneurs du NO_3 des sept stations avec une différence significative.

Les résultats de l'ANOVA ont également confirmé la différence entre les teneurs en NO_3^- . Ils ont indiqué une différence hautement significative entre les moyennes des sept stations (Sig = 0.001). Selon le test Tuky, la teneur la plus élevée est enregistrée en S2, S5 et S6 ($\overline{\text{NO}_3} = 3.6217$). Tandis que la moyenne se trouve en S3, S4 et S1. La station El Agreme (S7) a la moyenne la plus faible ($\overline{\text{NO}_3} = 1.7290$).

- Résultats de l'analyse des boîtes à moustaches

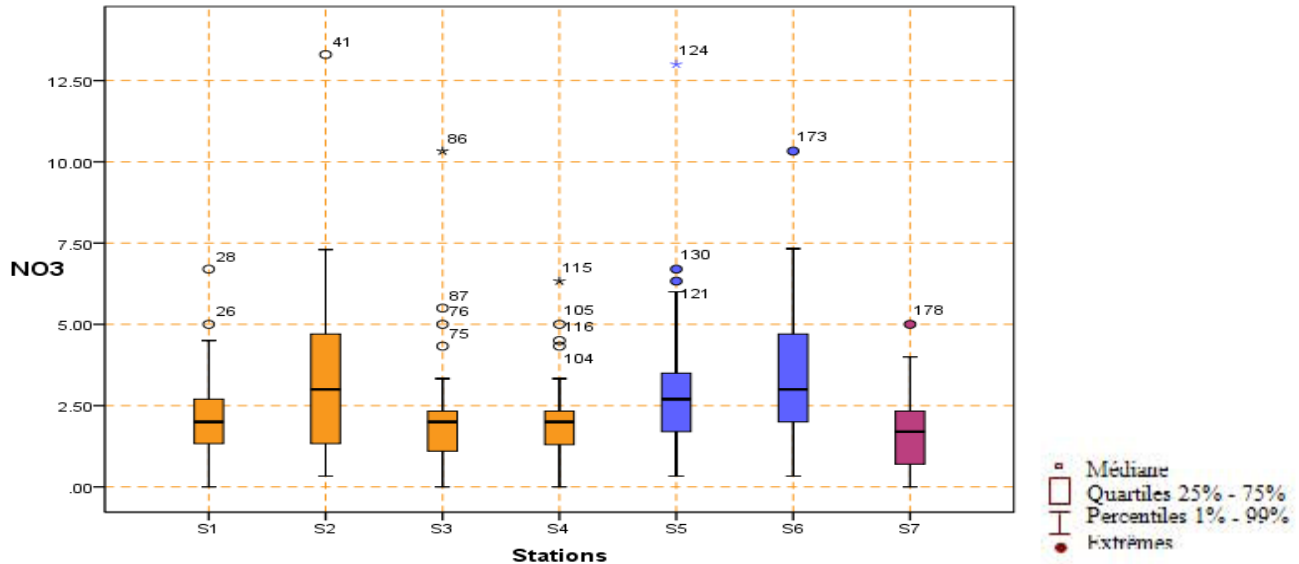


Figure IV.4 : Variations spatiales du NO_3 dans les sept stations du Côtiers Constantinois

D'après la figure IV.4, la distribution est plus allongée vers les valeurs maximales de NO_3 dans le barrage Cheffia (S6) et vers les valeurs minimales dans les stations Beni Zid (S3), Guenitra (S4), Mexa (S5) et El Agreme (S7). En ce qui concerne les barrages Zit Emba (S1) et Zardezas (S2), la position de la médiane est au centre de la boîte, indiquant ainsi que les valeurs sont homogènes. Les valeurs de l'ordre 28, 34, 104, 128 et 178 sont considérées comme des points aberrants.

• La Turbidité

La turbidité de l'eau a pour origine la présence de matières en suspension telles que l'argile, le limon, les particules fibreuses, les particules organiques colloïdales, le plancton et les microscopiques. Ces éléments confèrent un aspect trouble à l'eau (Boumaraf, 2022)).

La turbidité résulte de la diffusion de la lumière qui est ainsi déviée dans toutes les directions. Ce sont les particules en suspension dans l'eau qui diffusent la lumière. Leur origine peut être extrêmement variable : érosion des roches, entraînement des matières minérales ou organiques sur sol, déversement d'eaux usées domestiques ou industrielles riches en matières en suspension grossières (Boumaraf, 2022).

- Résultats de l'analyse des boîtes à moustaches

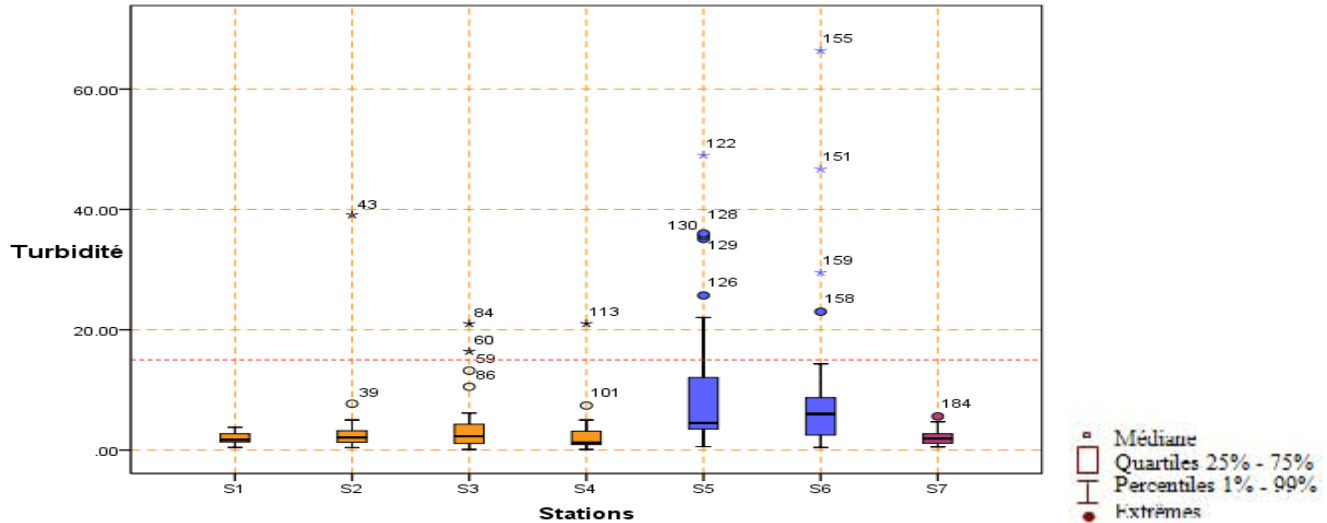


Figure IV.5 : Variations spatiales de la Turbidité des sept stations du bassin Côtiers Constantinois

D'après la figure IV.5, on remarque que le corps de la boîte est petit et les moustaches sont courtes dans la totalité des stations, ce qui suggère que les valeurs sont plus uniformes et moins dispersées. La distribution est plus allongée vers les valeurs maximales de la turbidité dans les barrages Zit Emba (S1), Beni Zid (S3), Guenitra (S4) et Mexa (S5), et vers les valeurs minimales dans la station Cheffia (S6). La médiane se trouve à Zit Emba (S1) et Guenitra (S4) au 25e centile, tandis que Zardezas (S2) et El Agreme (S7) se trouvent au centre de la boîte (Q2=50 centile). Les valeurs 39, 86, 128, 130 et 158 sont considérées comme des points aberrants. Par contre, les valeurs d'ordre 43, 122, 151, 155 et 159 sont considérées comme des points extrêmes.

- Résultats de l'analyse de la variance (ANOVA test)

L'hypothèse nulle H_0 est acceptée, c'est-à-dire que la variabilité de la turbidité suit une loi normale, car la P_{valu} pour la station 1 est inférieure à 0.05. Tandis que les autres stations, la P_{valu} est inférieure à 0.001, ce qui rend la différence hautement significative. Les variances entre les teneurs de turbidité des sept stations sont homogènes avec une différence hautement significative ($\text{Sig} = 0.002 < 0.001$).

La différence entre la teneur en turbidité a également été confirmée par les résultats de l'ANOVA. Ils ont indiqué une différence très hautement significative entre les moyennes des sept stations ($\text{Sig} = 0.000002 < 0.0001$). Selon le test Tuky, deux groupes de moyennes ont été enregistrés. Le premier comprenait S1, S7, S4, S2 et S3, tandis que le second groupe comprenait les deux stations Cheffia et Mexa (S5 et S6).

• Ammonium NH_4^+

L'azote ammoniacal se présente sous la forme toxique NH_4^+ . Sa présence dans les eaux traduit habituellement un processus de dégradation incomplète de la matière organique NH_4^+ , l'azote ammoniacal se transforme assez rapidement en nitrites et nitrates par oxydation.

L'Azote ammoniacal des eaux superficielles peut avoir origine : la matière végétale des cours d'eau ; la matière organique animale ou humaine ; les rejets industriels ; les engrais (Belhadj, 2005).

- Résultats de l'analyse de la variance (ANOVA test)

Les résultats de l'application du test Shapiro wilk montrent que P_{valu} est inférieur à 0.0001, ce qui indique que la variabilité du NH_4 suit la loi normale, avec une différence très hautement significative. Les variances entre les teneurs de NH_4^+ des sept stations sont homogènes avec une différence significative ($\text{Sig} = 0.022 < 0.05$). Les résultats de l'ANOVA ont montré qu'il n'y avait pas de différence significative entre les teneurs des sept stations ($\text{Sig} = 0.152 > 0.05$). Le test de Tukey donne deux ensembles de valeurs moyennes. Le premier concerne la station Guenitra (S4), qui a enregistré la teneur la plus élevée ($\overline{\text{NH}_4} = 0.1334$). Le deuxième groupe contient les autres stations.

- Résultats de l'analyse des boîtes à moustaches

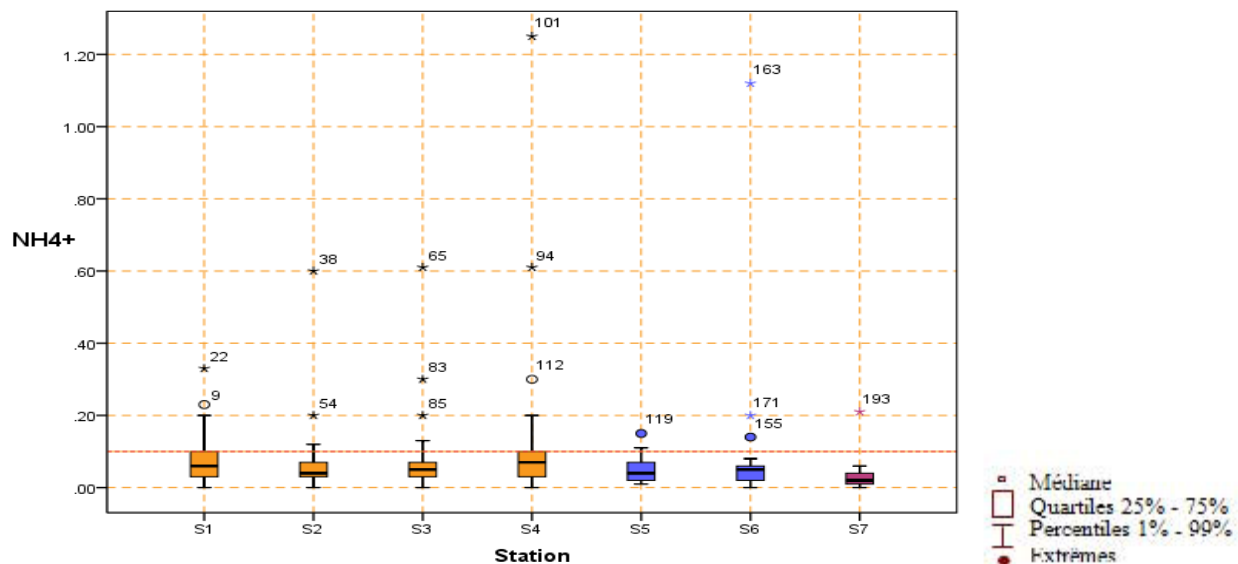


Figure IV.6 : Variations spatiales de l'Ammonium NH_4^+ dans les sept stations du bassin Côtiers Constantinois

On remarque que les boîtes ont un corps petit et des moustaches courtes dans toutes les stations (figure, IV.6). Par conséquent, les valeurs sont plus uniformes et moins dispersées. Lorsque la boîte à moustaches est réduite, on peut dire que les valeurs sont homogènes. La distribution est plus allongée vers les valeurs maximales de l' NH_4^+ dans les stations Zit Emba (S1), Zardezès (S2), Mexa (S5) et El Agreme (S7), et vers les valeurs minimales dans le barrage Cheffia (S6).

En ce qui concerne les barrages Beni Zid (S3) et Guenitra (S4), la position de la médiane est au centre de la boîte, soit à 50e centile ($Q_2=50$ centile). La symétrie de la forme de la boîte signifie que plusieurs valeurs sont bien réparties. Les valeurs d'ordre 22, 38, 54, 85, 94, 112, 163, 193 et 101 ont été considérées comme des points extrêmes. On peut suspecter une contamination de l'eau lorsque les niveaux de NH_4 dans l'eau dépassent 0,2 mg/l.

• **Les Nitrites ou Azote (NO₂⁻)**

Les nitrites (NO₂⁻) proviennent soit d'une oxydation incomplète de l'ammoniac, soit d'une réduction des nitrates sous l'influence d'une action dénitrifiante. En général, dans les eaux de surface, leur teneur excède rarement 1 mg/ (Hamil et al., 2018).

- **Résultats de l'analyse de la variance (ANOVA test)**

La variabilité du NO₂ suit la loi normale avec une différence très hautement significative, car les résultats de P_{valu} sont inférieurs à 0.0001. Les variances entre les teneurs de NO₂ des sept stations sont homogènes avec une différence très hautement significative (Sig = 0.000 < 0.0001). La différence entre les teneurs en NO₂ a également été confirmée par les résultats de l'ANOVA. Ils ont indiqué une différence significative entre les moyennes des sept stations (Sig = 0.011 < 0.05). Le test Tukey indique que la plus élevée est enregistrée en S2 ($\overline{NO_2} = 0.1324$). Tandis que la plus faible se trouve en S7 ($\overline{NO_2} = 0.0236$).

- **Résultats de l'analyse des boîtes à moustaches**

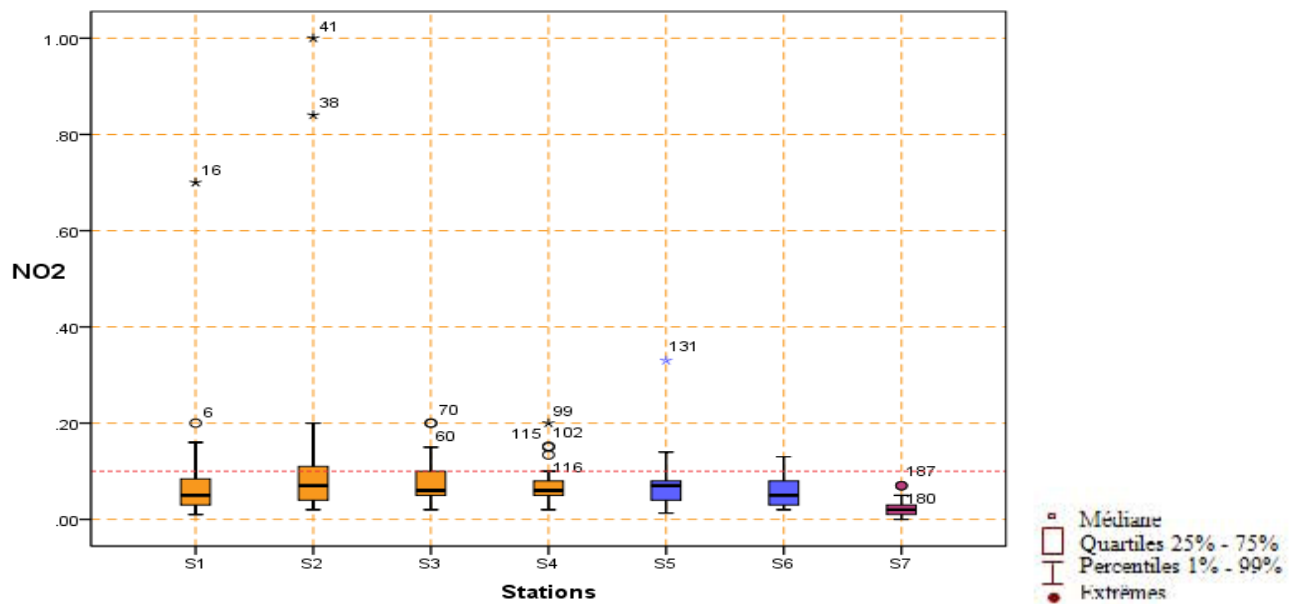


Figure IV.7 : Variations spatiales du NO₂⁻ dans les sept stations du bassin Côtiers Constantinois.

Le corps de la boîte est petit dans la totalité des barrages et les moustaches sont courtes (figure IV.7). Par conséquent, les valeurs sont plus homogènes, plus uniforme et moins dispersées.

La plupart des distributions sont allongées vers les valeurs maximales de l'NO₂, sauf pour la station Mexa (S5) (leurs distributions sont allongées vers les valeurs minimales) et la station El Agreme (S7), où la position de la médiane est au centre de la boîte (Q2=50 centile). Les valeurs 131, 38, 16 et 41 ont considéré comme des points extrêmes.

- **Oxygène dissous O₂**

L'oxygène dissous dans les eaux de surface provient essentiellement de l'atmosphère et de l'activité photosynthétique des algues et des plantes aquatiques. La concentration en oxygène dissous peut être exprimée en mg d'O₂ par litre ou en % de saturation en oxygène. La quantification de la concentration de l'oxygène dissous dans l'eau (O_{2dissous}) d'un hydro-système est un facteur assez important du fait qu'il participe à la majorité des processus chimiques et biologiques dans ces milieux aquatiques. La teneur en oxygène dissous fluctue entre 4.5 à 12.2 mg/l.

Globalement, plus la concentration en oxygène dissous est proche de la saturation, plus l'aptitude de la rivière à absorber la pollution est grande (Rodier et al.2018) : des teneurs supérieures à la teneur naturelle de saturation en oxygène indiquent une eutrophisation du milieu, se traduisant par une activité photosynthétique intense. Les espèces de poissons sensibles peuvent être perturbées par une teneur en oxygène inférieure à 4 mg /l.

- **Résultats de l'analyse de la variance (ANOVA test)**

L'hypothèse nulle H₀ est acceptée, c'est-à-dire que la variabilité de la turbidité suit une loi normale, car la valeur P (Pvalu) pour la station 1 est inférieure à 0.05. En revanche, pour les autres stations, la Pvalu est inférieure à 0.001, indiquant une différence hautement significative.

D'après les résultats de l'application du test de normalité Shapiro-wilk, les valeurs de P (Pvalu) sont de 0.558, 0.465 et 0.367 pour les stations 1, 2 et 6 (> 0.05) → l'hypothèse nulle H₀ est acceptée, c'est-à-dire que la variabilité de l'O_{2dissous} suit une loi normale. En revanche, pour les autres stations, la Pvalu est inférieure à 0.05, ce qui signifie que la variabilité de l'O₂ suit la loi normale avec une différence significative.

Le test Levene montre qu'il y'a une homogénéité des variances entre les teneurs en O_{2dissous} dans les sept stations (Sig = 0.869 > 0.05). Les variations entre les moyennes d'O_{2dissous} ont également été conformées par les résultats de l'ANOVA. Ils ont indiqué une différence significative entre les moyennes des sept stations (Sig = 0.035 < 0.05). Selon le test Tukey, la teneur la plus élevée est enregistrée en S6 ($\bar{O}_2 = 9.363$) et la plus faible en S2 ($\bar{O}_2 = 8.5093$).

- **Résultats de l'analyse des boîtes à moustaches**

La distribution est plus étendue vers les valeurs maximales de l'O₂ dans les barrages Zardezas (S2) et El Agreme (S7), et vers les valeurs minimales dans les stations S1, S3 et S4. En ce qui concerne les stations Mexa (S5) et Cheffia (S6), la médiane est positionnée au centre de la boîte (Q₂=50 centile). Les valeurs 133,141 et 192 sont considérées comme des points extrêmes (figure IV.8).

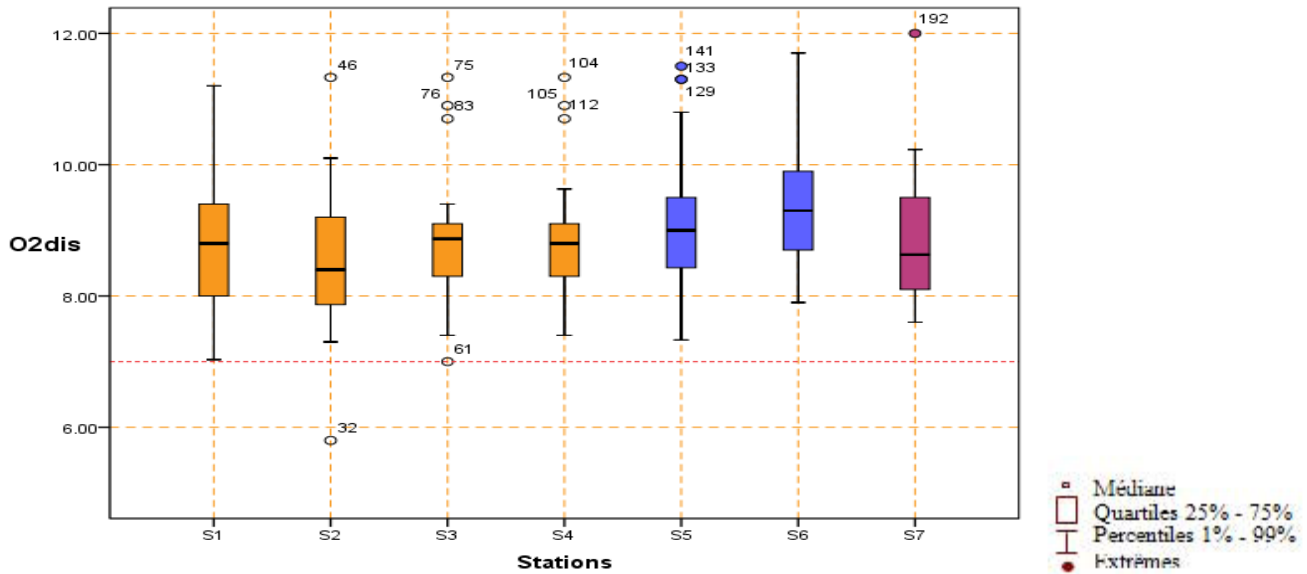


Figure IV.8 : Variations spatiales de l' $O_{2dissous}$ dans les sept stations du bassin Côtiers Constantinois

- **Phosphates (PO4)**

Comme l'azote, le phosphate est un élément essentiel à la vie aquatique, car il est considéré comme un sel nutritif. Le phosphore peut exister dans les eaux en solution ou en suspension à l'état minéral ou organique (Bouderbala, 2021).

Les résultats observés dans la Figure IV.9 montrent la présence de fortes concentrations pour les eaux des barrages Zit Emba (S1), Zardezas (S2), Beni Zid (S3), Guenitra (S4) et Mexa (S5). La valeur maximale enregistrée au barrage Zit Amba est de 3.5mg/l. Les teneurs élevées de cet élément dans les eaux de surface peuvent entraîner leur eutrophisation. Ces valeurs sont liées aux rejets urbains et aux apports d'engrais. La diminution progressive des phosphates est due à l'effet de dilution au niveau du cours d'eau alimentant le réservoir du barrage El Agreme (S7).

- **Résultats de l'analyse de la variance (ANOVA test)**

Pour la station d'El Agreme, la valeur de P (P_{valu}) est inférieure à 0.05, ce qui indique que la variabilité du PO_4 suit la loi normale avec une différence significative. Tandis que les autres stations suivent la loi normale avec une différence très hautement significative ($P_{valu} < 0.001$). Les variances entre les teneurs en PO_4 des sept stations sont homogènes avec une différence significative ($Sig = 0.04 < 0.05$).

Selon les résultats de l'ANOVA, il n'y avait aucune différence significative entre les teneurs des sept stations ($Sig = 0.624 > 0.05$).

- Résultats de l'analyse des boîtes à moustaches

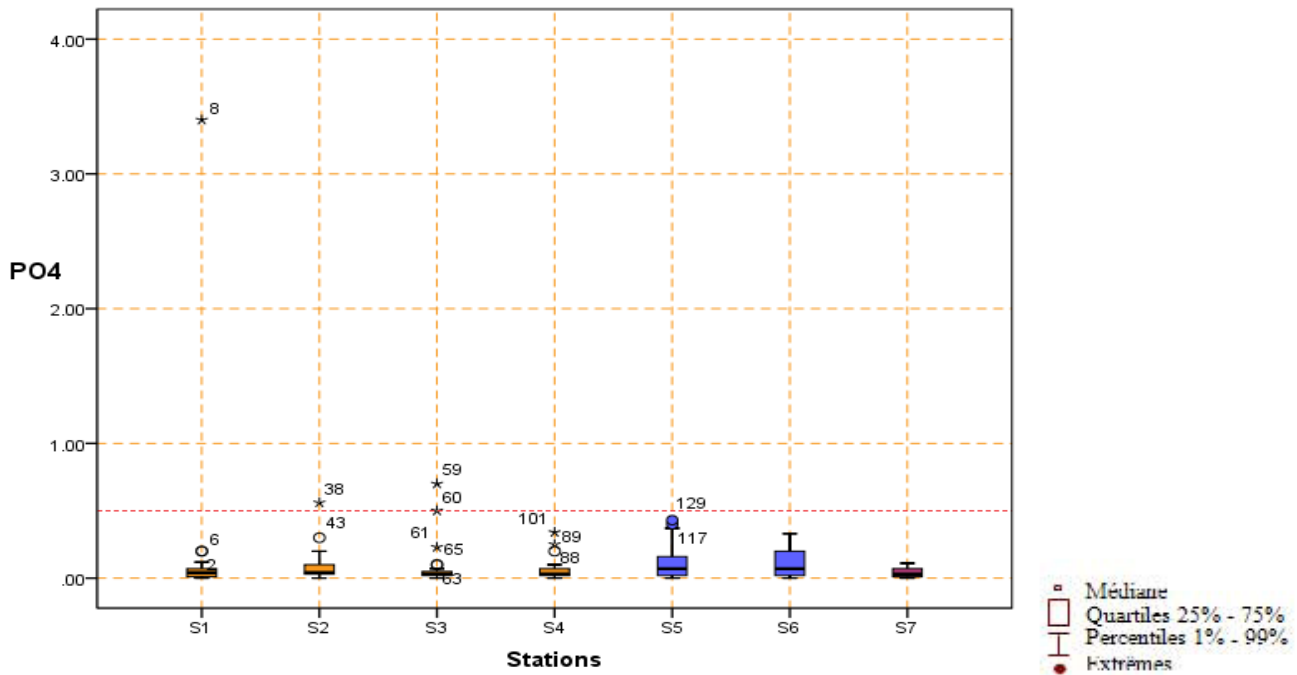


Figure IV.9 : Variations spatiales de PO₄ dans les sept stations du bassin Côtiers Constantinois

On observe que le corps des boîtes est petit et les moustaches sont courtes dans toutes les stations, ce qui permet de dire que les valeurs sont plus uniformes et moins dispersées (figure IV.9). La distribution est plus allongée vers les valeurs maximales du PO₄ dans les stations Mexa (S5), Cheffia (S6) et El Agreme (S7). En ce qui concerne la position médiane, elle se situe au 25e centile (la valeur minimale) à Zardezas (S2), Beni Zid (S3) et Guenitra (S4), tandis que le barrage du Zit Emba (S1) se trouve au centre de la boîte (Q₂=50 centile). Les valeurs 8, 38, 59 et 101 ont été considérées comme des points extrêmes.

• La Conductivité

La conductivité est un moyen rapide pour évaluer la minéralisation globale de l'eau. Une valeur élevée de la conductivité entraîne selon les cas un goût salé (selon la nature des sels présents), et peut être aussi l'accélération de la corrosion des dépôts (Benrabah, 2013).

Une conductance relativement élevée a été enregistrée au niveau du barrage El Agreme (S7), ce qui pourrait être attribué à la contamination par les eaux usées. Dans les autres barrages, les valeurs restent inférieures à 1000µS/cm (figure IV.10)

- Résultats de l'analyse de la variance (ANOVA test)

Pour les stations Zardezas (S2), Mexa (S5) et Cheffia (S6), la valeur P_{valu} est supérieure à 0.05 (annex II), ce qui indique que la variabilité de la conductivité suit la loi normale (l'hypothèse nulle H₀ est acceptée). Pour les autres stations, la valeur P_{valu} est inférieure à 0.001, indiquant qu'elles suivent également la loi normale avec une différence très hautement significative.

Le test levene montre qu'il y'a une homogénéité des variances entre les teneurs en conductivité des sept stations (Sig = 0.338 > 0.05).

Le résultat de l'ANOVA indique une différence très hautement significative entre les moyennes des sept stations (Sig = 0.000001 < 0.0001). Selon le test Tukey, les moyennes sont très différentes. Quatre groupes de moyennes ont été enregistrés, l'un impliquant S1 et S2, un second impliquant S3 et S4, un troisième contenant S5 et S6, et un quatrième associé à S7.

- Résultats de l'analyse des boîtes à moustaches

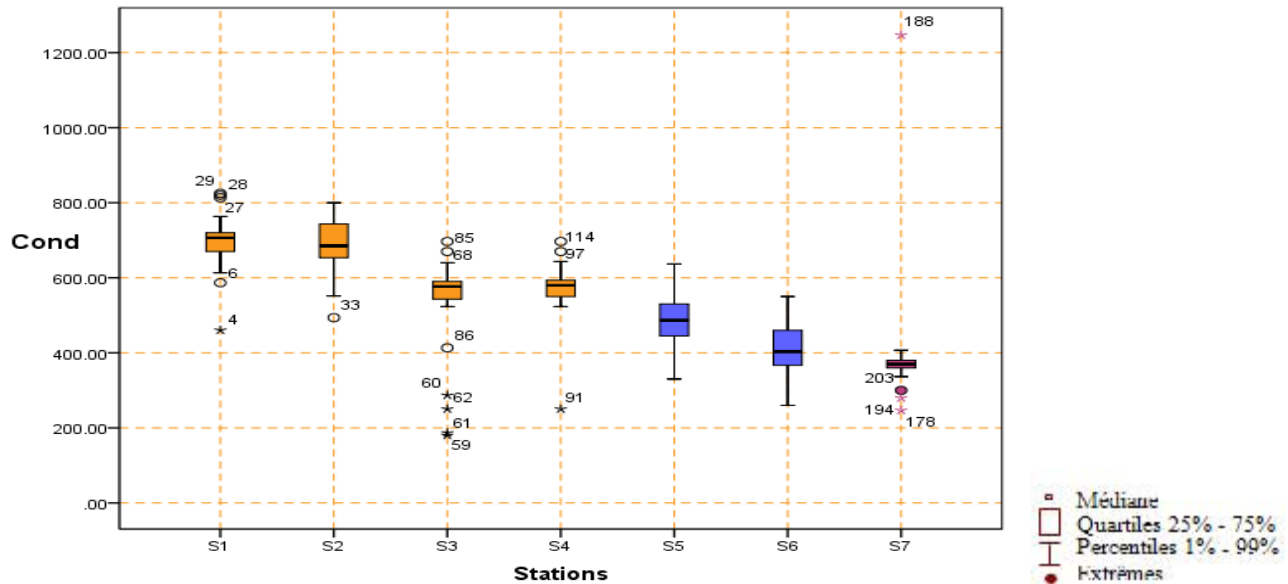


Figure IV.10 : Variations spatiales du Conductivité dans les sept stations du bassin Côtiers Constantinois

Le corps de la boîte est petit et les moustaches sont courtes dans toutes les stations, comme montre la figure IV.10. On peut affirmer que les valeurs sont moins dispersées et plus uniformes.

La distribution est plus allongée vers les valeurs maximales de la Conductivité dans les stations Zit Emba (S1), Bni Zid (S3) et Genitra (S4), et vers les valeurs minimales dans les stations Zardezas (S2) et Cheffia (S6). En revanche, dans les stations Mexa (S5) et El Agreme (S7), la position de la médiane est au centre de la boîte (Q2=50 centile). Les valeurs dans l'ordre 150,171 et 188 sont considérées comme des points extrêmes.

• Potentiel Hydrogène (pH)

Le pH correspond, pour une solution diluée, à la concentration d'ion hydrogènes. Il mesure l'acidité ou la basicité d'une eau.

Le pH d'une eau naturelle dépend de son origine et de la nature des terrains traversés. Les eaux issues de massifs cristallins auront généralement un pH plutôt acide, tandis que celles provenant de régions calcaires auront un pH plutôt basique.

Certains plans d'eaux superficielles, tels que les lacs et les rivières, peuvent parfois voir leur pH augmenter brutalement en été en raison d'une forte production végétale. Généralement, le pH se situe dans la plupart des eaux brutes entre 6,5 et 8,5 (Harrat & Achour, 2010).

- Résultats de l'analyse de la variance (ANOVA test)

La variabilité du pH suit une loi normale avec une différence significative pour les stations 6 et 7, où la valeur P_{valu} est inférieure à 0.05 (annex II). Dans les autres stations, la valeur P_{valu} est inférieure à 0.001, ce qui indique une différence hautement significative. Le test de Levene montre qu'il y a une homogénéité des variances entre les teneurs du pH des sept stations ($\text{Sig} = 0.542 > 0.05$).

Les résultats de l'ANOVA ont indiqué une différence significative entre les moyennes de chacune des sept stations ($\text{Sig} = 0.025 < 0.05$). Selon le test de Tukey, la moyenne la plus élevée est enregistrée en S5 ($\overline{pH} = 7.6410$) et la plus faible en S4 ($\overline{pH} = 7.7779$).

- Résultats de l'analyse des boîtes à moustaches

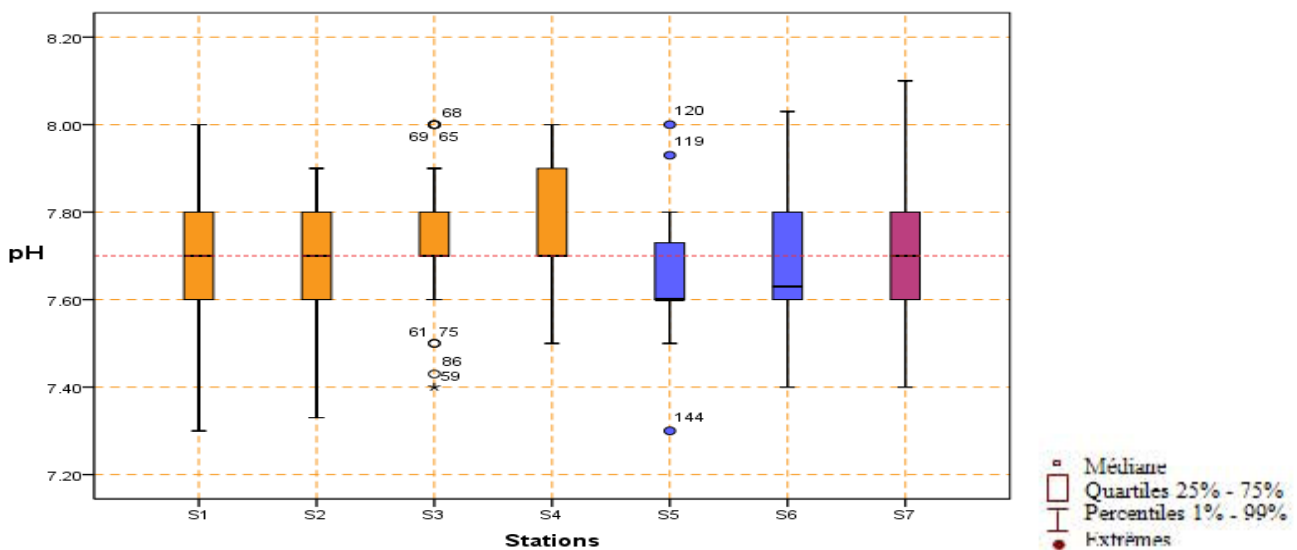


Figure IV.11 : Variations spatiales du pH dans les sept stations du bassin Côtiers Constantinois

Le corps de la boîte est petit et les moustaches sont courtes, ce qui indique que les valeurs sont plus uniformes et moins dispersées, montrant une homogénéité (figure IV.11). La distribution est plus allongée vers les valeurs maximales du pH dans le barrage Cheffia (S5).

D'un autre côté, en ce qui concerne la position médiane, elle se trouve au niveau du 25^e centile (la valeur minimale) à Beni Zid (S3), Mexa (S5), Cheffia (S6) et Guenitra (S4). Elle se situe au centre de la boîte (Q2=50 centile) à Zit Amba (S1), Zardezas (S2) et El Agreme (S7).

L'analyse de boîte à moustaches révèle la présence de quelques points extrêmes, ces valeurs atypiques sont souvent dues à la variation des paramètres. Dans ce cas, les éliminer de la population appauvrirait les modèles ; cependant, les conserver amènerait à considérer une certaine marge d'erreur.

Le seul examen des boîtes de dispersion ne nous suffit pas pour décider si une donnée doit être retirée ou non de l'étude. On procède alors, pour pallier ce problème, à l'analyse multidimensionnelle.

Cette analyse permettra d'examiner plus attentivement les extrêmes et de déterminer les variables responsables de l'éloignement anormal, afin de pouvoir les corriger, les conserver ou les retirer de la population d'apprentissage (Sekieu, 2014). Les boîtes à moustaches des paramètres restants sont présentées dans l'Annexe III.

Tous les paramètres étudiés ont montré une variation temporelle significative (ANOVA unidirectionnelle, valeur $P < 0,01$). Cependant, leur distribution spatiale dans les sept stations d'études était homogène (ANOVA unidirectionnelle, test levene, $P_{\text{valu}} > 0,05$). En revanche, la matière organique présentait une hétérogénéité spatiale et temporelle.

IV.2.2. Analyse bi variée

Les statistiques bivariées sont utilisées pour identifier les incohérences et les liaisons entre les variables, prises deux à deux (Anderson, 2001). Le coefficient de corrélation linéaire de Dravais Pearson R est utilisé pour obtenir les liaisons linéaires, si elles existent. Il donne une idée sur le réseau d'interrelations et de dépendances linéaires existant entre les différentes variables du tableau de données.

Le coefficient de Bravais Pearson est situé entre 1 et -1, ce qui suggère une présomption de liaison linéaire entre les deux séries, à condition qu'il soit proche de 1 en valeur absolue. Le coefficient de corrélation entre x_i et y_i est aussi le cosinus de l'angle Θ entre ces deux vecteurs, l'interprétation d'un coefficient de corrélation comme un cosinus est une propriété importante (Anderson, 2001).

Tableau (IV.2) : Matrice des coefficients de corrélation entre les variables

| | DBO5 | DCO | MOA | NH4 | NO2 | NO3 | saturo% | PO4 | SO4 | Cl | Turb | MES | Rs | Ph | O2dis | Cond | Ca | Mg | Na | ALC | HCO3 | T | K |
|---------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| DBO5 | 1.000 | .086 | -.019 | -.037 | .161 | -.010 | -.310 | .172 | .082 | .071 | .066 | .040 | .022 | .185 | -.174 | .005 | .060 | .070 | -.018 | .013 | .043 | -.134 | .220 |
| DCO | .086 | 1.000 | .131 | .168 | .139 | .063 | .073 | -.031 | .168 | .165 | .267 | -.149 | .104 | -.247 | .143 | .204 | .205 | -.012 | .132 | -.011 | -.062 | -.027 | .065 |
| MOA | -.019 | .131 | 1.000 | -.011 | .011 | -.038 | .063 | .016 | .065 | .025 | .014 | -.026 | .042 | .015 | .043 | .034 | .024 | .040 | .037 | -.017 | -.033 | .016 | -.033 |
| NH4 | -.037 | .168 | -.011 | 1.000 | .138 | .077 | .042 | .110 | .046 | .083 | .065 | -.045 | .013 | -.111 | .116 | .045 | .047 | .068 | .038 | .122 | .045 | -.078 | .001 |
| NO2 | .161 | .139 | .011 | .138 | 1.000 | .292 | -.044 | .087 | .346 | .132 | .031 | .080 | .269 | -.066 | -.046 | .194 | .311 | .172 | .167 | .239 | .174 | -.094 | .026 |
| NO3 | -.010 | .063 | -.038 | .077 | .292 | 1.000 | -.081 | -.008 | .148 | -.048 | .140 | -.009 | .093 | -.228 | .150 | .061 | .138 | .003 | -.033 | .150 | .074 | -.282 | .021 |
| Satur% | -.310 | .073 | .063 | .042 | -.044 | -.081 | 1.000 | -.038 | -.143 | -.046 | -.036 | -.213 | -.169 | .131 | .523 | -.130 | -.158 | -.136 | -.061 | -.218 | -.188 | .401 | -.001 |
| PO4 | .172 | -.031 | .016 | .110 | .087 | -.008 | -.038 | 1.000 | -.004 | .033 | .143 | .058 | .015 | .014 | -.036 | -.015 | .052 | -.100 | -.001 | .003 | -.021 | -.023 | -.031 |
| SO4 | .082 | .168 | .065 | .046 | .346 | .148 | -.143 | -.004 | 1.000 | .410 | -.180 | .202 | .812 | -.039 | -.187 | .799 | .670 | .652 | .596 | .570 | .385 | -.009 | .056 |
| Cl (mg) | .071 | .165 | .025 | .083 | .132 | -.048 | -.046 | .033 | .410 | 1.000 | -.212 | -.029 | .740 | .002 | -.123 | .726 | .364 | .528 | .844 | .333 | .220 | .007 | .227 |
| Turb | .066 | .267 | .014 | .065 | .031 | .140 | -.036 | .143 | -.180 | -.212 | 1.000 | -.009 | -.244 | -.103 | .150 | -.252 | -.121 | -.328 | -.256 | -.310 | -.245 | -.204 | -.108 |
| MES | .040 | -.149 | -.026 | -.045 | .080 | -.009 | -.213 | .058 | .202 | -.029 | -.009 | 1.000 | .179 | .049 | -.092 | .124 | .172 | .060 | .026 | .139 | .112 | -.193 | -.103 |
| RS | .022 | .104 | .042 | .013 | .269 | .093 | -.169 | .015 | .812 | .740 | -.244 | .179 | 1.000 | -.008 | -.226 | .919 | .634 | .702 | .852 | .665 | .433 | -.019 | .143 |
| Ph | .185 | -.247 | .015 | -.111 | -.066 | -.228 | .131 | .014 | -.039 | .002 | -.103 | .049 | -.008 | 1.000 | -.131 | -.060 | -.069 | .052 | -.023 | -.015 | .042 | .262 | .047 |
| O2diss | -.174 | .143 | .043 | .116 | -.046 | .150 | .523 | -.036 | -.187 | -.123 | .150 | -.092 | -.226 | -.131 | 1.000 | -.175 | -.161 | -.242 | -.148 | -.136 | -.156 | -.475 | -.079 |
| Cond | .005 | .204 | .034 | .045 | .194 | .061 | -.130 | -.015 | .799 | .726 | -.252 | .124 | .919 | -.060 | -.175 | 1.000 | .641 | .665 | .817 | .644 | .373 | -.016 | .160 |
| Ca | .060 | .205 | .024 | .047 | .311 | .138 | -.158 | .052 | .670 | .364 | -.121 | .172 | .634 | -.069 | -.161 | .641 | 1.000 | .381 | .460 | .521 | .301 | -.068 | .033 |
| Mg | .070 | -.012 | .040 | .068 | .172 | .003 | -.136 | -.100 | .652 | .528 | -.328 | .060 | .702 | .052 | -.242 | .665 | .381 | 1.000 | .618 | .563 | .384 | .072 | .264 |
| Na | -.018 | .132 | .037 | .038 | .167 | -.033 | -.061 | -.001 | .596 | .844 | -.256 | .026 | .852 | -.023 | -.148 | .817 | .460 | .618 | 1.000 | .473 | .310 | .030 | .158 |
| ALC | .013 | -.011 | -.017 | .122 | .239 | .150 | -.218 | .003 | .570 | .333 | -.310 | .139 | .665 | -.015 | -.136 | .644 | .521 | .563 | .473 | 1.000 | .511 | -.132 | .174 |
| HCO3 | .043 | -.062 | -.033 | .045 | .174 | .074 | -.188 | -.021 | .385 | .220 | -.245 | .112 | .433 | .042 | -.156 | .373 | .301 | .384 | .310 | .511 | 1.000 | -.073 | .082 |
| T | -.134 | -.027 | .016 | -.078 | -.094 | -.282 | .401 | -.023 | -.009 | .007 | -.204 | -.193 | -.019 | .262 | -.475 | -.016 | -.068 | .072 | .030 | -.132 | -.073 | 1.000 | .085 |
| K | .220 | .065 | -.033 | .001 | .026 | .021 | -.001 | -.031 | .056 | .227 | -.108 | -.103 | .143 | .047 | -.079 | .160 | .033 | .264 | .158 | .174 | .082 | .085 | 1.000 |

D'abord, nous devons nous assurer que les variables sont minimalement corrélées entre elles. Pour ce faire, nous examinons la matrice de corrélation des paramètres étudiés pour les données sur neuf ans (Tables IV.2, figure IV.12). Le type et l'étendue des relations entre les différents paramètres physico-chimiques sont expliqués par le coefficient de corrélation de Pearson (r). Ce coefficient fournit un aperçu des relations possibles entre les variables physico-chimiques et biologiques.

Dans ce détail de la matrice, nous pouvons observer que toutes les variables semblent légèrement corrélées. Certaines corrélations sont plus fortes que d'autres, nous suggérant déjà quelques associations.

On observe que des paramètres tels que la turbidité, le pH et la conductivité présentent une légère corrélation avec la DCO, soit 0,265, 0,205 et 0,204 respectivement. La conductivité et le R_{sec} montrent une forte corrélation, avec un coefficient de corrélation de Pearson de 0,919. En revanche, les paramètres SO_4 , R_{sec} et ALC présentent une légère corrélation avec les nitrites, affichant des coefficients de corrélation de 0,346, 0,269 et 0,239 respectivement.

Dans la matrice de corrélation, nous avons constaté que l' $O_{2dissous}$ est négativement corrélé à la Température (-0.475). Cette relation réciproque est un processus naturel, car l'eau plus chaude peut facilement se saturer en oxygène et retenir moins d'oxygène dissous (Hamile, 2018). On remarque qu'il n'y a pas de corrélation entre la DBO_5 et la DCO, ce qui indique que la majeure partie de la matière organique n'est pas biodégradable.

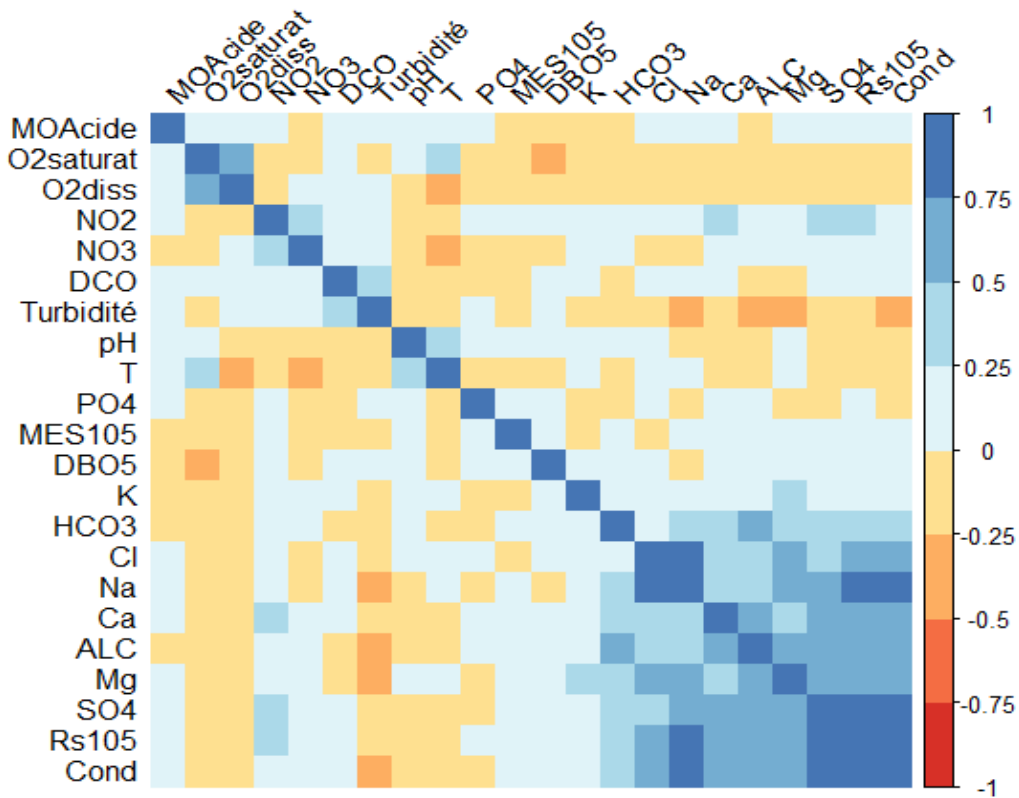


Figure IV.12 : matrice de corrélation des ensembles des variables.

Les relations linéaires entre les 23 paramètres sont évaluées par le calcul de la matrice de corrélation (figure IV.12) au seuil de 5%, avec un coefficient de corrélation critique R_c de 0.19 (Annexe VI). Les corrélations positives sont affichées en bleu, et les corrélations négatives en rouge. L'intensité de la couleur et la taille des cercles sont proportionnelles aux coefficients de corrélation. À droite du corrélogramme, la légende des couleurs montre les coefficients de corrélation et leurs correspondances.

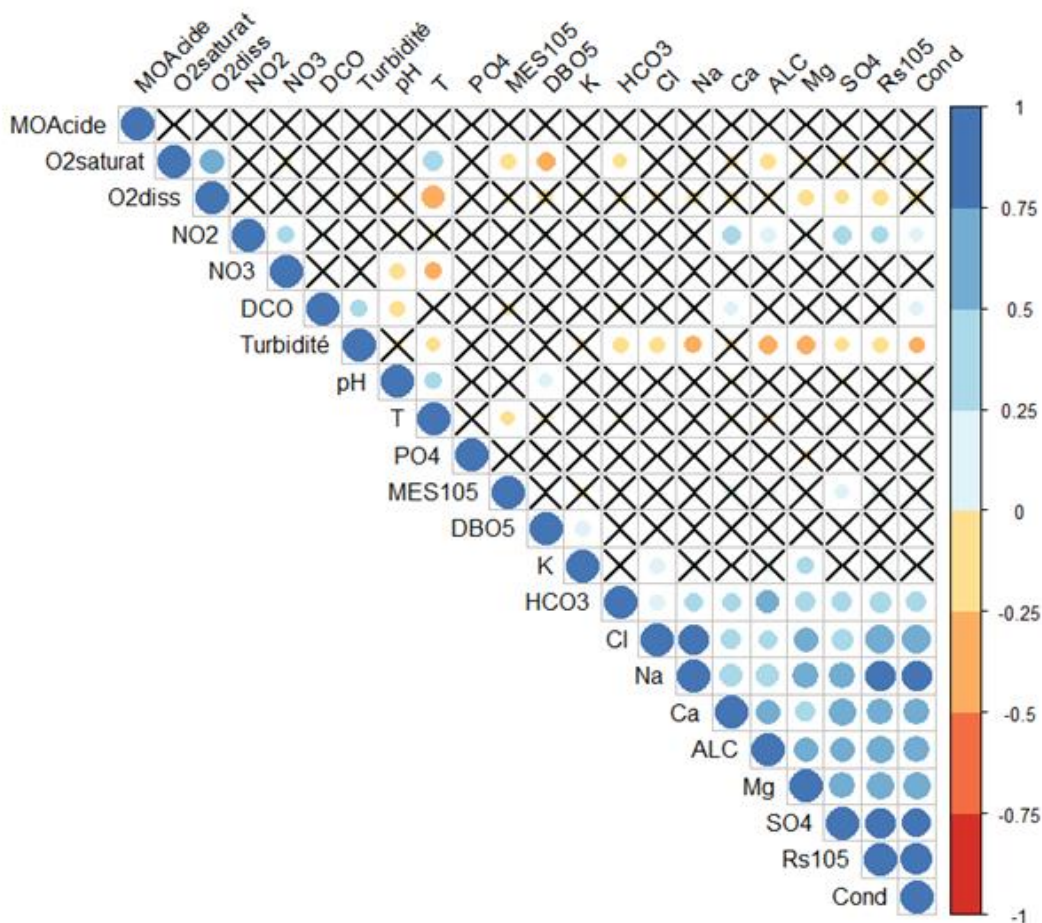


Figure IV.13 : combinaison entre le corrélogramme et le test de significativité

Plusieurs corrélations significatives ont pu être identifiées (figure IV.13). la corrélation entre $O_{2\text{saturant}}$ avec la température, l'alcalinité, la DBO_5 et les MES_{105} , entre NO_2 avec NO_3 , SO_4 , Ca, Rsec et la conductivité, ainsi qu'entre la conductivité avec Cl, Ca, SO_4 , Mg, Na, l'alcalinité et Rsec. Ceci montre le rôle important et significatif que jouent ces éléments dans la détermination des charges organiques, azotées et salines de ces masses d'eaux. Les eaux superficielles sont polluées par les déchets solides provenant des rejets domestiques et les eaux de ruissellement.

IV.3. Analyse multidimensionnelle

IV.3.1 Analyse en composantes principales

Les techniques environnementales reposent sur divers modèles statistiques pour mieux interpréter la qualité des données. On trouve parmi les modèles statistiques multivariés couramment utilisés pour l'analyse des données environnementales : l'analyse de cluster (AC), l'analyse en composantes principales (ACP), l'analyse factorielle (AF) et l'analyse discriminante (AD). Pour la reconnaissance des modèles et l'analyse exploratoire des données, ces techniques d'extraction de données révèlent également des informations cachées sur l'ensemble de données (Nakamura et al., 2008).

L'analyse des composantes principales est l'une des méthodes les plus courantes pour réduire les paramètres des indices environnementaux, ce qui permet d'accomplir la tâche sans perdre beaucoup d'informations. L'ACP résume les informations dispersées dans plusieurs dimensions en un nombre réduit de dimensions sans corrélation. Par exemple, il s'acquitte de ses tâches sans perdre d'informations inhérentes (Diallo.A.D. et al., 2014; Reggam et al., 2015; Chaouki et al., 2015; Sahoo et al., 2015; Bouslah, 2017; Isiyaka et al., 2018; Tripathi & Singal, 2019; Islam et al., 2020).

De plus, l'analyse des composantes principales est une méthode utilisée pour sélectionner les paramètres et identifier les principales sources de pollution de l'eau (Sahoo et al., 2015; Tripathi & Singal, 2019; Islam et al., 2020; Kouadri et al., 2021). L'ACP contribue également à une meilleure interprétation des résultats, rendant le processus moins subjectif (Hussien, 2019). En outre, ces techniques sont souvent employées pour le calcul de l'indice de qualité de l'eau (WQI) en utilisant un nombre minimal de paramètres, ceux-ci étant responsables de la plus grande partie de la variation observée dans les données, pour évaluer la qualité de l'eau de tout plan d'eau (Verma et al., 2019).

Dans cette étude, l'ACP a été appliquée pour réduire la dimensionnalité de l'ensemble de données, afin d'éviter le biais de la sélection des paramètres, d'identifier les principales sources potentielles de pollution, et de sélectionner les paramètres utilisés pour élaborer le modèle prédictif des réseaux neuronaux artificiels. Pour réduire considérablement le coût et rendre les évaluations routinières plus utiles, la réduction des paramètres est cruciale (Isiyaka et al., 2018; Islam et al., 2020). Nous croyons qu'il nous sera possible de faire émerger des construits latents et de réduire de manière significative le nombre de variables d'origine (Tripathi & Singal, 2019).

Le traitement statistique par l'analyse en composantes principales a été réalisé pour les 7 stations et 23 variables : DCO, DBO₅, MOAcid, O₂dissous, NH₄, NO₂, NO₃, PO₄, SO₄, Cl, Turbidité, MES, Rs₁₀₅, Cond, ALC, Mg, Na, Ca, T, Ph, HCO₃, K, Osaturant%.

IV.3.1.1. Mesure de l'adéquation de l'échantillonnage (KMO) et test de sphéricité de Bartlett

En revanche, le test de sphéricité de Bartlett a déterminé si la matrice de corrélation était une matrice d'identité.

Pour vérifier la pertinence des données actuelles pour l'ACP, nous utilisons deux indicateurs de qualité de l'analyse qui sont directement proposés dans logiciel : les tests de sphéricité Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) et Bartlett, mesurant l'adéquation de l'échantillonnage (Tripathi & Singal, 2019). En revanche, le test de sphéricité de Bartlett a déterminé si la matrice de corrélation était une matrice d'identité. Cela rend le modèle ACP inapproprié et non adapté en tant qu'outil statistique pour l'analyse avancée des données. L'hypothèse nulle du test de Bartlett suppose que la matrice de corrélation est une matrice d'identité, c'est-à-dire qu'il n'y a pas de possibilité de réduction de la dimensionnalité.

Le KMO est une mesure de la suffisance de l'échantillonnage, indiquant la proportion de variance causée par les principales composantes sous-jacentes. Une valeur élevée du KMO (tendant vers 1) indique qu'il existe une solution factorielle statistiquement acceptable représentant les relations entre les variables. En revanche, si le KMO est inférieur à 0,5, cela suggère que la factorisation n'est pas conseillée, car il n'y a pas de solution factorielle statistiquement acceptable. Dans cet ensemble de données, l'indice KMO est de 0.754, ce qui peut être qualifié acceptable (moyen). Ce résultat indique que les corrélations entre les items (les variables) sont de bonne qualité. De plus, le test de sphéricité de Bartlett donne un résultat très significatif ($p < 0,0005$), nous permettant de rejeter l'hypothèse nulle selon laquelle toutes les corrélations seraient égales à zéro. Ainsi, nous écartons l'idée que nos données proviennent d'une population pour laquelle la matrice serait une matrice d'identité, indiquant que les corrélations ne sont donc pas toutes égales à zéro. Nous sommes donc en mesure de poursuivre l'analyse.

En général, pour juger l'indice **de KMO**, on peut utiliser l'échelle suivante :

- > 0.9 merveilleux
- > 0.8 méritoire (idéal)
- > 0.7 moyen (acceptable)
- > 0.6 médiocre
- -> 0.5 misérable } l'analyse factorielle ne peut être conduite
- < 0.5 merdique

Tableau IV.3 : KMO et test de Bartlett's

| | | |
|--|--------------------|----------|
| Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy. | | 0.745 |
| Bartlett's Test of Sphericity | Approx. Chi-Square | 2514.186 |
| | df | 253 |
| | Sig. | 0.0001 |

IV.3.1.2. Nombre de composantes principales à retenir (Choix de la méthode d'extraction)

Les premières composantes peuvent être interprétées de manière spécifique (Saporta, 1990). Dagnelie (1982) propose deux tests statistiques pour déterminer le nombre de composantes significatives à prendre en considération.

Cependant, dans la pratique, l'expérience montre que ces essais conduisent souvent à considérer un nombre relativement important de composants, dont certains ne présentent aucun intérêt. Ces tests s'appliquent uniquement dans des conditions de normalité particulièrement strictes. Certains auteurs préfèrent utiliser d'autres règles, certaines plus sommaires que les autres. Parmi celles-ci, citons l'idée de négliger à priori, pour toute la matrice de corrélation, les valeurs propres inférieures à l'unité, c'est-à-dire inférieures à la contribution moyenne des différentes variables (Sekieu, 2014).

Dans le cadre de cette étude, le choix du nombre de composantes principales est basé sur la règle de Kaiser, où l'on retient les composantes principales correspondantes à des valeurs propres supérieures à 1 (Abbasi & Arya, 2000).

IV.3.1.3. Valeur propre, variance expliquée et choix de nombre de facteurs

Nous choisissons l'analyse en composantes principales, car elle permet d'expliquer une grande partie de la variance avec un minimum de facteurs. Ensuite, nous devons choisir le nombre de facteurs à extraire. Pour ce faire, nous analysons le tableau de la variance totale expliquée.

En examinant la deuxième colonne, nous observons que huit facteurs (ou composantes) correspondent à une valeur propre supérieure à 1, nous les conservons donc pour l'analyse. Le premier facteur explique à lui seul 26.463 % de la variance totale des 23 variables de l'analyse. Mis en communs, les huit facteurs permettent d'expliquer 70,344 % de la variance totale. Le tableau IV.4 présente les valeurs propres, la variance individuelle et la variance cumulative. Étant donné que les facteurs 9 à 23 n'expliquent pas suffisamment de variance, ils ne sont pas retenus.

Tableau IV.4 : Résultats de détermination des valeurs propres et des variances expliquées

| composante | valeur | Variance % | Variance cumulée % |
|-------------------|---------------|-------------------|---------------------------|
| 1 | 6.086 | 26.463 | 26.463 |
| 2 | 2.194 | 9.539 | 36.001 |
| 3 | 1.881 | 8.179 | 44.180 |
| 4 | 1.467 | 6.379 | 50.558 |
| 5 | 1.222 | 5.314 | 55.872 |
| 6 | 1.176 | 5.113 | 60.985 |
| 7 | 1.116 | 4.851 | 65.836 |
| 8 | 1.037 | 4.507 | 70.344 |
| 9 | .947 | 4.119 | 74.462 |
| 10 | .850 | 3.693 | 78.156 |
| 11 | .754 | 3.280 | 81.436 |
| 12 | .734 | 3.191 | 84.627 |
| 13 | .687 | 2.987 | 87.614 |
| 14 | .607 | 2.641 | 90.255 |
| 15 | .509 | 2.214 | 92.469 |
| 16 | .485 | 2.107 | 94.576 |
| 17 | .387 | 1.684 | 96.260 |
| 18 | .318 | 1.381 | 97.641 |
| 19 | .240 | 1.042 | 98.684 |
| 20 | .122 | .532 | 99.215 |
| 21 | .074 | .320 | 99.536 |
| 22 | .056 | .242 | 99.777 |
| 23 | .051 | .223 | 100.000 |

IV.3.1.4. Diagramme d'éboulis

Cependant, pour garantir le choix optimal du nombre de facteurs à extraire, nous examinons le graphique des valeurs propres et identifions le point de rupture du code de Cattell. Nous observons un changement significatif après le cinquième facteur.

Le nombre d'axes est déterminé par le point au-delà duquel toutes les valeurs propres restantes sont relativement petites et de taille comparable (Ouyang, 2005).

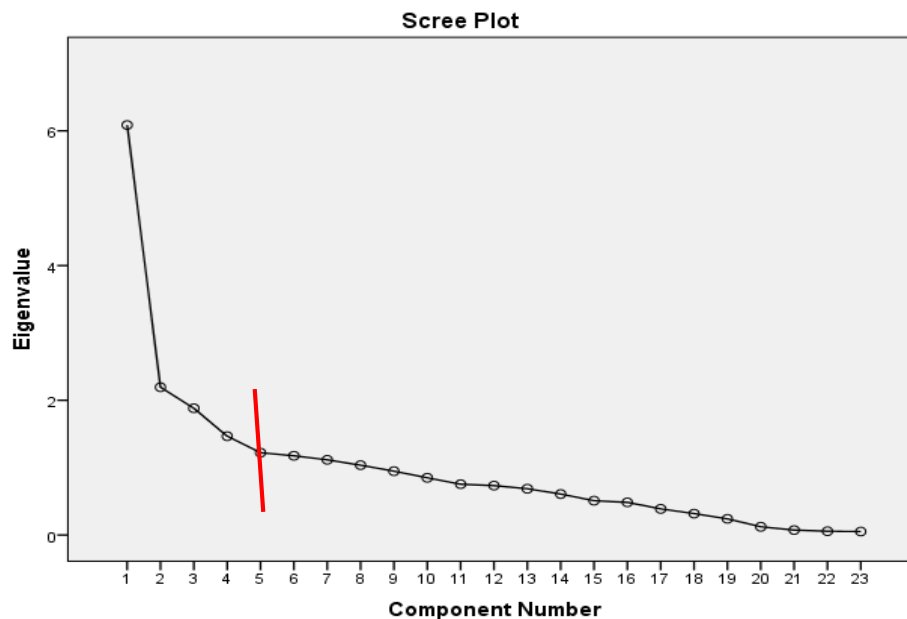


Figure IV.14 : Diagramme d'écran des valeurs propres pour l'Analyse en Composantes Principales

La figure IV.14 indique le diagramme d'éboulis, qui visuellement démontre le nombre de facteurs inclus dans la solution et confirme les résultats extraits au tableau IV.5 (Hussien, 2019). Les valeurs propres sont présentées sur l'axe vertical, tandis que le nombre de composants est sur l'axe horizontal. On constate que le point de virage se situe à la composante 5, où toutes les valeurs propres dépassent 1 selon la règle de Kaiser, correspondant à une variance cumulée de 55.82%.

Selon les deux analyses, nous retenons 8 attributs expliquant environ 70.4 % de la variance totale, par rapport à l'utilisation de 5 composantes qui expliquent 55.872%.

IV.3.1.5. Examen de la matrice des composantes (sans rotation)

Les données sont projetées sur des axes indépendants appelés CP, et le choix du nombre d'axes dépend de la quantité minimale d'information souhaitée. Le tableau IV.5 présente les scores de huit facteurs extraits, tandis que la figure (IV.15) illustre la matrice de corrélation entre les variables et les facteurs. Une corrélation supérieure à 0,75 est considérée comme " forte ", entre 0,75-0,50 comme " modérée ", et entre 0,50- 0,30, comme " faible " (Liu et al., 2010 ; Hamil et al., 2018).

Tableau IV.5 : Matrice des Composantes Principales

| | PC1 | PC2 | PC3 | PC4 | PC5 | PC6 | PC7 | PC8 |
|--------------------|-------------|--------------|--------------|-------------|--------------|-------------|-------|--------------|
| DBO ₅ | .093 | .070 | -.465 | .606 | -.229 | .069 | .221 | .223 |
| DCO | .135 | .402 | .417 | .473 | .109 | -.163 | -.215 | .102 |
| MOAcid | .033 | .022 | .199 | .140 | .334 | -.031 | .077 | .513 |
| NH ₄ | .077 | .301 | .203 | .103 | -.110 | .320 | .016 | -.546 |
| NO ₂ | .333 | .376 | -.082 | .150 | .030 | .520 | -.218 | .141 |
| NO ₃ | .101 | .577 | -.043 | -.151 | -.239 | .219 | -.279 | .154 |
| O% | -.232 | -.191 | .758 | -.105 | .049 | .414 | .138 | .110 |
| PO ₄ | -.001 | .142 | -.170 | .360 | .264 | .317 | .374 | -.416 |
| SO ₄ | .839 | .111 | -.005 | -.031 | .194 | .109 | -.101 | .132 |
| Cl | .725 | -.109 | .274 | .211 | -.067 | -.235 | .246 | -.148 |
| Turbidité | -.327 | .493 | .000 | .367 | .226 | -.098 | .012 | .006 |
| MES | .167 | .117 | -.452 | -.273 | .376 | .017 | .281 | .070 |
| RSec | .954 | -.010 | .063 | -.024 | .096 | -.059 | .067 | .001 |
| pH | -.025 | -.526 | -.162 | .120 | .050 | .394 | .359 | .260 |
| O _{2diss} | -.276 | .459 | .525 | -.287 | -.184 | .089 | .479 | .167 |
| Cond | .927 | .008 | .152 | .000 | .081 | -.122 | .046 | -.016 |
| Ca | .701 | .205 | -.035 | .005 | .245 | .100 | -.121 | .072 |
| Mg | .778 | -.192 | .022 | -.030 | -.162 | .006 | -.009 | .040 |
| Na | .835 | -.109 | .252 | .063 | .029 | -.193 | .161 | -.104 |
| ALC | .742 | .074 | -.126 | -.237 | -.158 | .165 | -.012 | -.024 |
| HCO ₃ | .522 | -.018 | -.227 | -.259 | -.180 | .209 | -.033 | -.007 |
| T | -.026 | -.716 | .236 | .227 | .215 | .271 | -.414 | -.082 |
| K | .217 | -.165 | .041 | .361 | -.653 | .015 | .034 | .144 |

Le premier facteur (F1), qui explique environ 26.463% de la variance totale (valeur propre = 6.086), indique que d'autres composantes pourraient être nécessaires. Il présente une forte charge positive sur Rs₁₀₅, Cond, Mg, Na, SO₄, et des charges modérément positives sur ALC, HCO₃, Cl et Ça. Ce facteur explique la minéralisation, incluant les cations, les anions, et les sels minéraux. Cet axe rend compte de la composition minéralogique du bassin.

Le F2 explique 9.54 % de la variance totale (valeur propre = 2.194) avec une charge modérément positive sur NO₃ et turbidité, et une charge modérément négative sur le pH. Cet axe met en évidence la pollution par les nitrates et l'influence du pH, de la turbidité, et de la température dans l'évaluation de la pollution.

Le troisième facteur (F3), qui explique environ 8.2% de la variance (valeur propre = 1.881), est fortement influencé par l'Oxygène saturant (O_{sat}%) et modérément affecté par les MES. Ce facteur explique la pollution organique oxydable et la pollution particulaire. Le quatrième facteur (F4), qui explique environ 6.4 % de la variance (valeur propre = 1.467), est modérément affecté par DBO₅ et DCO. Ce facteur comprend les variables organiques. Les troisième (F3) et quatrième (F4) facteurs expliquent la pollution organique oxydable et présentent également la pollution particulaire. Ces polluants ont pour source des activités anthropiques critiques telles que les polluants organiques biodégradables, les rejets d'effluents industriels, les stations d'épuration, et les rejets d'eaux usées domestiques (Mishra, 2010).

Les facteurs F2 et F6, qui présentent des charges modérées de nitrates et de nitrites, expliquent respectivement la variance de 9.54 % et 5.11 % de l'ensemble des données (tableau IV.4). Ces facteurs mettent en évidence la pollution azotique. En revanche, le huitième facteur (F8), qui explique environ 4.5% de la variance (valeur propre = 1.04), est modérément affecté par la NH₄ et PO₄, représentant la pollution phosphorique. La présence de PO₄ et de NO₃ dans l'eau provient des applications d'engrais (rejets agricoles). L'utilisation d'engrais agricole a une influence considérable sur la présence de phosphore et d'azote dans les cours d'eau.

Ces éléments reflètent le degré d'eutrophisation et de pollution organique du lac (Penn et Bowen 2018 ; (Hamil et al., 2018). Ces résultats sont comparables à ceux trouvés par Teixeira de Souza et al. (Teixeira et al., 2021) dans le bassin Merraca (Brazil), ainsi qu'à l'étude de Chaib & Samraoui (Chaib & Samraoui., 2011) dans le bassin kebir Ouest portant sur 20 paramètres physico-chimiques.

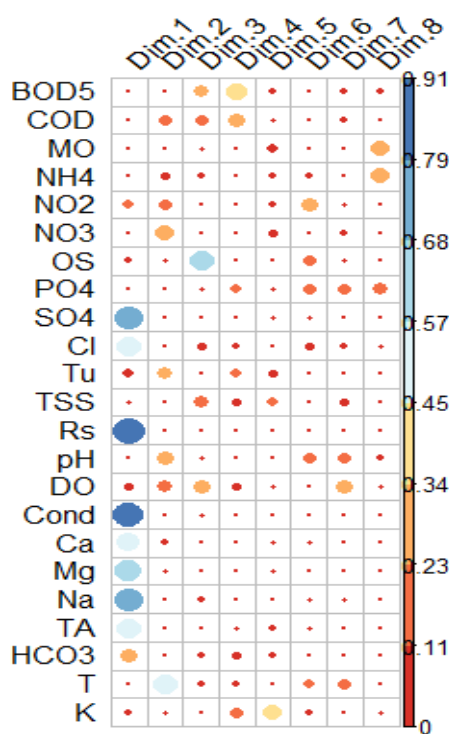


Figure IV.15 : Matrice de corrélation entre les variables et les composantes principales

Les relations linéaires entre les 23 paramètres et les 8 composantes principales sont évaluées par le calcul de la matrice de corrélation (figure IV.15). Les corrélations positives sont affichées en bleu et la corrélation négative en rouge. L'intensité de la couleur et la taille des cercles sont proportionnelles aux coefficients de corrélation.

Avant la rotation, nous observons que 9 variables présentent une saturation plus marquée sur le facteur 1, ce qui permet de le définir de manière plus précise. Entre une et trois variables présentent une saturation sur les autres facteurs. Nous remarquons également que certaines corrélations semblent étrangement similaires d'un facteur à l'autre. Par exemple, le paramètre DBO₅ obtient une corrélation de 0,606 sur le facteur 4 et - 0,465 sur le facteur 3.

Le DCO, quant à lui, affiche une corrélation de 0,417 sur le facteur 3 et de 0,473 sur le facteur 4. Pour mieux établir ces corrélations, nous examinons la matrice après la rotation.

IV.3.1.6. Examen de la matrice des composantes après rotation

Afin d'obtenir une représentation factorielle plus simple, nous appliquons une rotation VARIMAX. Ce type de rotation vise à préserver l'orthogonalité (l'indépendance) entre les facteurs et à minimiser le nombre de variables présentant des chargements significatifs sur chaque facteur (Yang et al., 2020).

On utilise la rotation orthogonale avec l'ACP et lorsque l'on estime possible de déterminer des facteurs indépendants les uns des autres (voir le tableau IV.6). Une solution orthogonale est toujours préférable, car elle indique que chaque facteur apporte une information unique, non partagée par un autre.

Tableau IV.6 : Matrice des composantes après rotation

| | Composantes | | | | | | | |
|-----------|--------------|---------------|--------------|---------------|---------------|---------------|--------------|---------------|
| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
| DBO5 | 0.000 | -0.504 | 0.131 | 0.184 | 0.143 | 0.351 | 0.539 | 0.116 |
| DCO | 0.182 | 0.068 | 0.152 | 0.725 | -0.016 | 0.192 | -0.217 | 0.042 |
| MOAcid | 0.095 | 0.188 | 0.035 | 0.428 | -0.005 | -0.155 | 0.287 | -0.328 |
| NH4 | 0.061 | 0.164 | 0.181 | -0.010 | 0.024 | 0.103 | -0.241 | 0.655 |
| NO2 | 0.210 | -0.015 | 0.716 | 0.120 | -0.057 | -0.011 | 0.124 | 0.175 |
| NO3 | -0.012 | -0.011 | 0.662 | 0.018 | 0.266 | 0.066 | -0.244 | -0.036 |
| O% | -0.115 | 0.905 | -0.032 | 0.067 | -0.154 | 0.078 | 0.111 | 0.038 |
| PO4 | -0.002 | -0.108 | -0.037 | 0.128 | 0.017 | -0.179 | 0.301 | 0.714 |
| SO4 | 0.798 | -0.070 | 0.343 | 0.038 | -0.074 | -0.154 | 0.045 | -0.056 |
| Cl | 0.802 | 0.017 | -0.263 | 0.101 | 0.044 | 0.236 | 0.001 | 0.136 |
| Turbidité | -0.309 | -0.134 | 0.084 | 0.583 | 0.184 | -0.103 | -0.050 | 0.195 |
| MES105 | 0.141 | -0.244 | 0.041 | -0.156 | 0.234 | -0.572 | 0.241 | -0.011 |
| Rs105 | 0.957 | -0.070 | 0.087 | -0.034 | -0.005 | -0.046 | 0.018 | -0.003 |
| Ph | -0.032 | 0.121 | -0.102 | -0.230 | -0.193 | 0.023 | 0.745 | -0.026 |
| Odiss | -0.173 | 0.659 | 0.035 | 0.116 | 0.678 | 0.031 | -0.048 | 0.039 |
| Cond | 0.949 | -0.031 | 0.043 | 0.029 | -0.002 | -0.003 | -0.053 | -0.010 |
| Ca | 0.659 | -0.107 | 0.348 | 0.111 | -0.054 | -0.207 | -0.004 | 0.016 |
| Mg | 0.750 | -0.059 | 0.081 | -0.215 | -0.086 | 0.186 | 0.058 | -0.084 |
| Na | 0.899 | 0.037 | -0.168 | 0.032 | -0.004 | 0.094 | -0.037 | 0.052 |
| ALC | 0.663 | -0.084 | 0.328 | -0.344 | 0.091 | 0.006 | -0.021 | 0.023 |
| HCO3 | 0.428 | -0.111 | 0.299 | -0.424 | 0.039 | 0.000 | 0.039 | -0.009 |
| T | -0.011 | 0.212 | -0.124 | -0.035 | -0.913 | 0.097 | 0.118 | -0.026 |
| K | 0.169 | -0.085 | 0.041 | -0.070 | 0.035 | 0.760 | 0.179 | -0.045 |

Cette fois-ci, nous observons une répartition beaucoup plus équilibrée des variables sur les différents facteurs. De plus, il est à noter que certaines variables présentent une signification sur plus d'un facteur. Par exemple, l' $O_{2dissous}$ obtient une corrélation de 0.659 sur le facteur 2 et de 0,679 sur le facteur 5.

IV.3.1.7. Présentation des individus dans le plan principal 1-2

Les composantes C1 et C2 fournissent les coordonnées des individus sur le plan principal 1-2. La configuration résultante est illustrée sur la figure IV.16, où l'on observe immédiatement l'apparition de quatre groupes distincts :

- Groupe 1 : les individus relatifs aux saisons Hivernelle
- Groupe 2 : les individus relatifs aux saisons Estivale
- Groupe 3 : les individus relatifs aux saisons d'Automne
- Groupe 4 : les individus relatifs aux saisons du Printemps

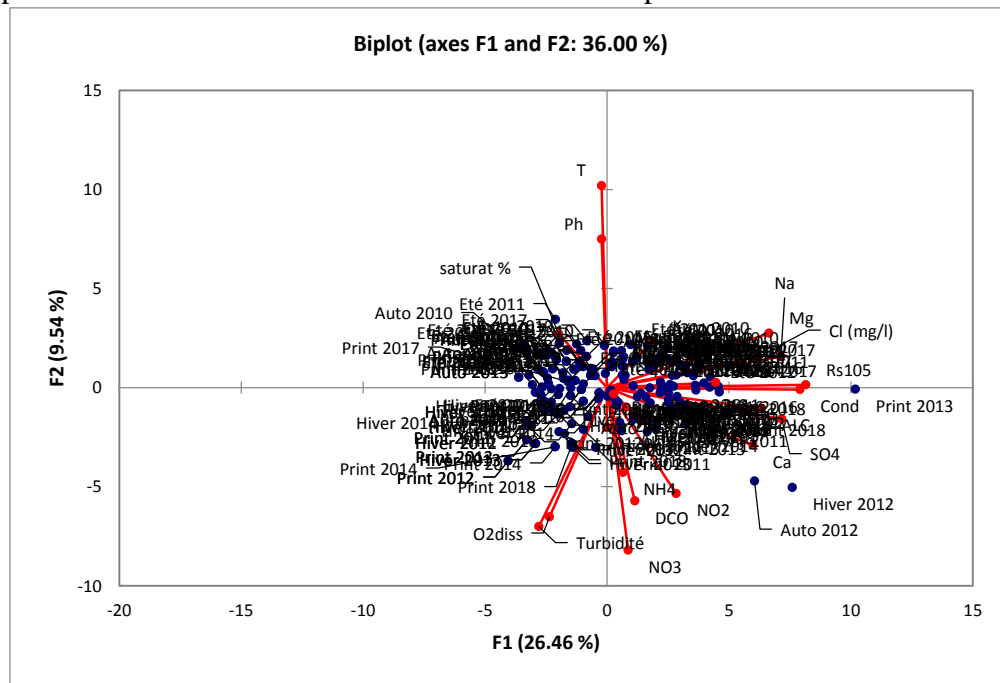


Figure IV.16 : Projection des individus sur le plan principal 1-2

IV.3.1.8. Examen de la projection des variables sur le plan principal 1-2

La figure IV.17 illustre la répartition homogène des variables dans la surface de projection 1-2, avec l'absence de tout effet de taille. Cela témoigne de la bonne présentation de l'ensemble des paramètres de la pollution. Dans le bi-plot 2D, chaque variable est représentée par un vecteur, où la direction et la longueur du vecteur indiquent la contribution de la variable aux deux composantes principales.

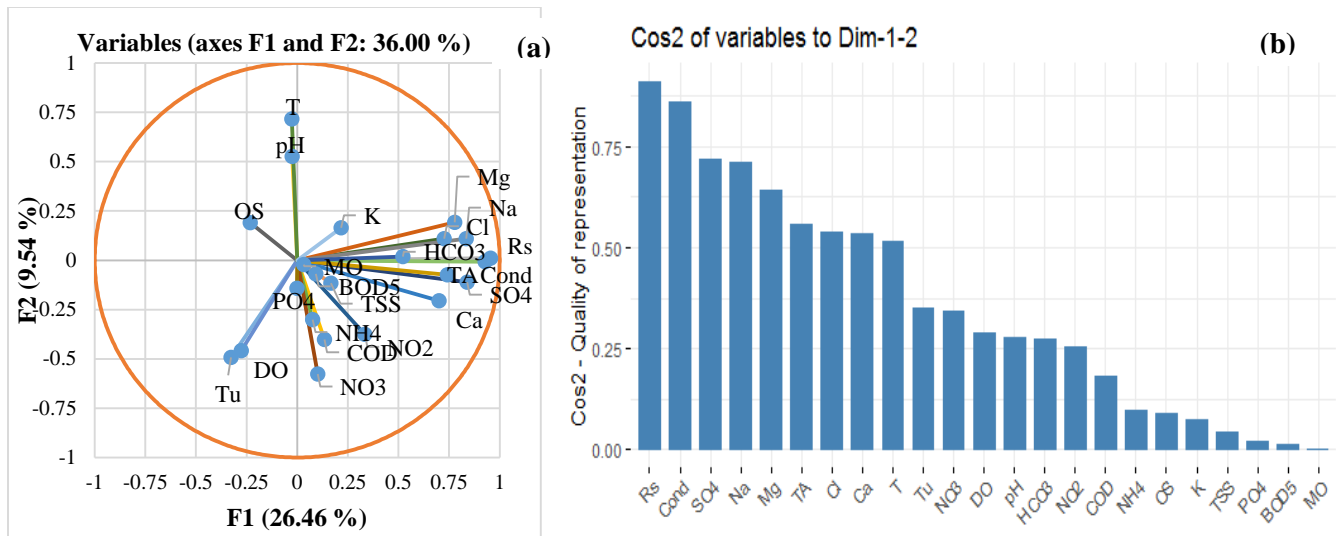


Figure IV.17 : Projection des variables sur le plan principal 1-2

L'analyse du plan factoriel F1 et F2 révèle que 36% de l'information est exprimée. Le plan F1, qui représente 26.5% de la variance, met en évidence un axe caractérisant la minéralisation des eaux par le lessivage des formations géologiques. Cet axe est déterminé par les variables Rs_{105} , Cond, Alc, SO_4 , Cl, Mg, Na et Ca, qui sont fortement corrélées entre elles et positivement à la F1. Ces variables définissent des vecteurs propres de même direction. Elles présentent les corrélations suivantes : Cond & Rs_{105} (0.919), Na & Rs (0.852), Na & Cond (0.817), Cond & SO_4 (0.799), Cond & Cl (0.726), Mg & Rs_{105} (0.702), etc. Les corrélations entre ces variables sont d'autant plus fortes lorsque les variables sont positionnées aux extrémités de l'axe défini par la CP1.

Le facteur F2, qui représente uniquement 9.54% de l'information, est considéré comme un axe caractérisant la pollution organique et agricole. Il est déterminé par les variables NO_3 , NO_2 , NH_4 , DCO, $O_{2dissous}$, Turbidité, PO_4 , pH et la Température, comme illustrée dans la Figure IV.17a.

D'autres variables telles que PO_4 , DBO_5 , MOAcid, DCO, $O_2\%$ et MES se situent près du centre du plan factoriel. Leur corrélation n'est certainement pas très forte. Il est probable que ces variables soient mieux expliquées par d'autres composantes principales, en dehors de CP1 et CP2.

Les paramètres HCO_3 , Rs_{105} , Cl, Mg, Na et K occupent le quart supérieur droit du plan factoriel. Ces paramètres ont donc des liaisons « positives » avec les CP1 et CP2. D'autre part, du fait de sa position au centre du plan factoriel, nous pouvons en déduire que le K n'est pas très bien expliqué par les composantes principales 1 et 2.

Le pH, T et $O_{2saturant\%}$ occupent le quart supérieur gauche du plan factoriel. Ces éléments ont donc des liaisons « négatives » avec la CP1 et des liaisons « positives » avec la CP2.

Le quart inférieur droit du plan factoriel est occupé par les paramètres NO_3 , NO_2 , NH_4 , DCO, MOAcid, ALC, Ca, SO_4 et Cond. Par conséquent, ces paramètres ont des liens « positifs » avec la CP1 et « négatifs » avec la CP2. De plus, les variables Cond, SO_4 , ALC et Ca présentent des liens plus forts avec la CP1 qu'avec la CP2.

Les éléments Turbidité et $O_{2\text{dissous}}$ occupent le quart inférieur gauche du plan factoriel. Ces éléments ont donc des liaisons « négatives » avec la CP1 et CP2. Les variables PO_4 , DBO_5 , MOAcid, DCO, $O_2\%$ et MES ne sont pas bien expliqués par les composantes principales 1 et 2 puisqu'elles se situent au centre du plan factoriel.

Notez que pour la figure IV.17b :

- Un \cos^2 élevé indique une bonne représentation de la variable sur les axes principaux en considération. Dans ce cas, la variable est positionnée à proximité de la circonférence du cercle de corrélation.
- Un faible \cos^2 indique que la variable n'est pas parfaitement représentée par les axes principaux. Dans ce cas, la variable est proche du centre du cercle.

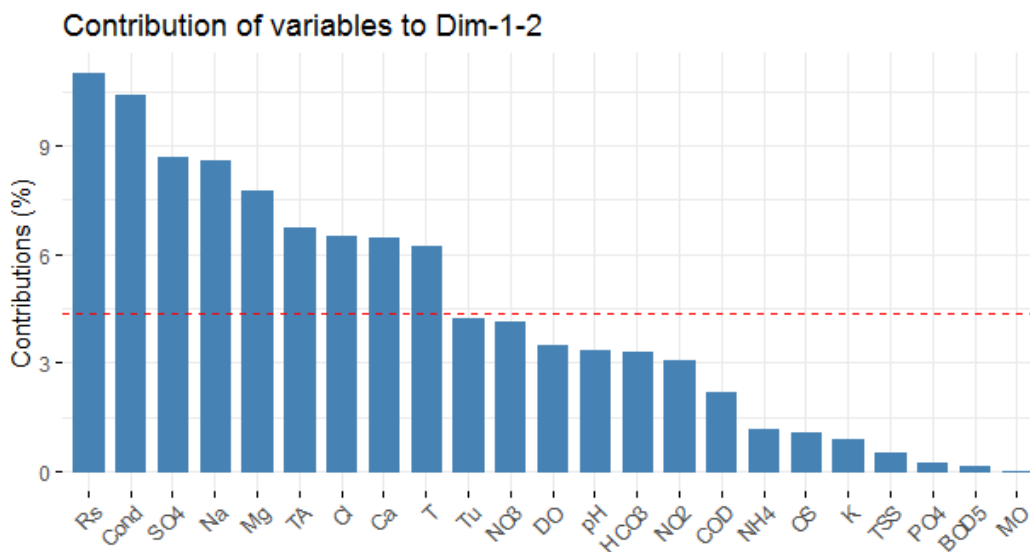


Figure IV.18 : Contribution des paramètres sur les plans 1-2

La ligne en pointillé rouge sur le graphique ci-dessus (figure IV.18) indique la contribution moyenne attendue. Si la contribution des variables était uniforme, la valeur attendue serait $1/\text{length}(\text{variables}) = 1/10 = 10\%$. Pour une composante donnée, une variable avec une contribution supérieure à ce seuil pourrait être considérée comme importante pour contribuer à la composante.

Notez que la contribution totale d'une variable donnée, pour expliquer la variance retenue par deux composantes principales, disons PC1 et PC2, est calculée comme suit :

$$\text{contrib} = [(C1 * \text{Eig1}) + (C2 * \text{Eig2})]/(\text{Eig1} + \text{Eig2}), \text{ où}$$

- C1 et C2 sont les contributions de la variable aux axes PC1 et PC2, respectivement
- Eig1 et Eig2 sont les valeurs propres de PC1 et PC2, respectivement. Rappelons que les valeurs propres mesurent la quantité de variation retenue par chaque PC. La figure IV.18 montre que les paramètres tels que Rsec, la Conductivité, SO_4 , PO_4 , Na, Mg, TA, Cl, T et Ca sont mieux expliqués sur le plan factoriel 1-2, et leurs contributions aux composantes sont considérées comme uniforme.

IV.3.1.9. Examen de la projection des variables sur les plans principaux (2-3) et (3-4)

On peut également préparer d'autres projections sur les plans 2-3 et 3-4. Cette représentation graphique s'avère très utile dans le cas où les deux premières coordonnées principales n'expliquent pas adéquatement la variance de vos données (Tripathi, 2019).

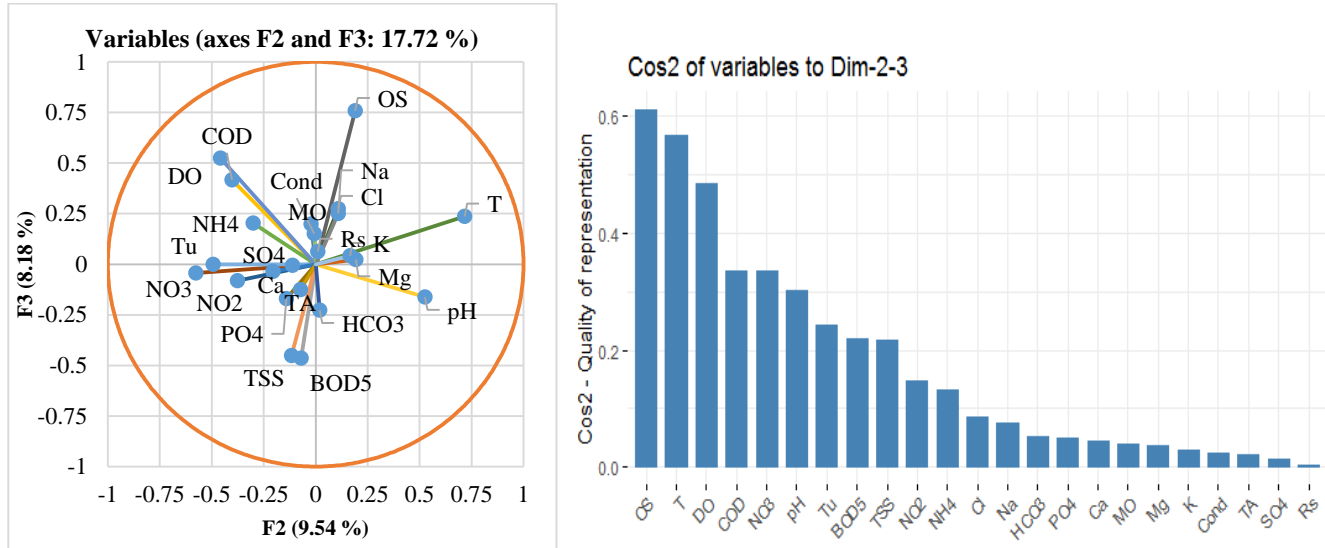


Figure IV.19 : Projection des variables sur le plan principal 2-3

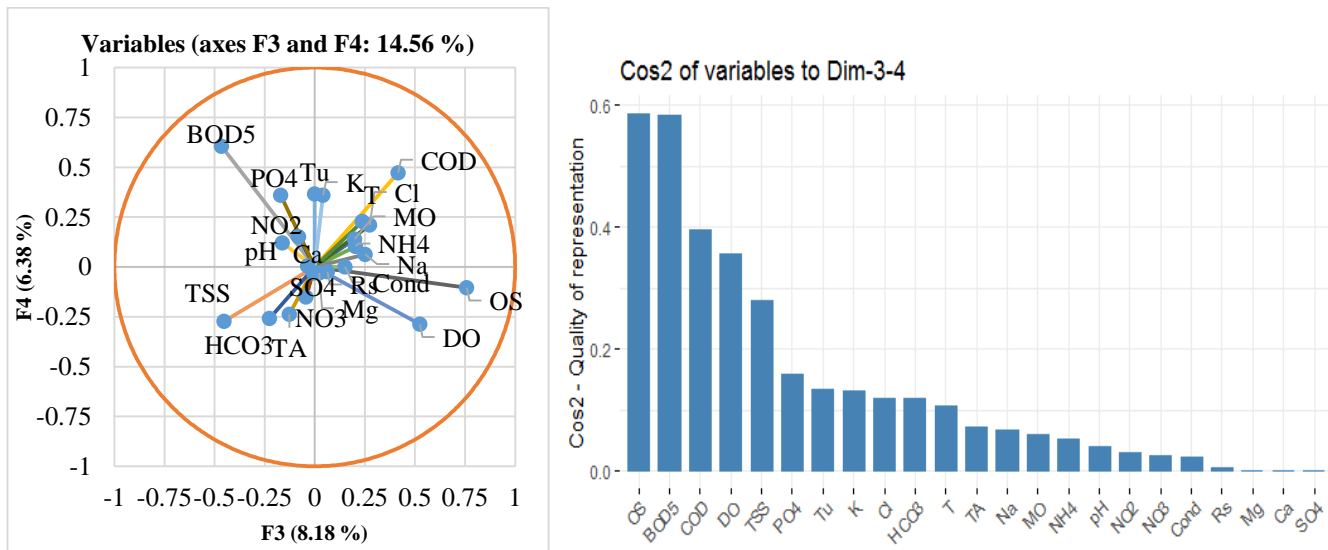


Figure IV.20 : Projection des variables sur le plan principal 3-4

L'axe F3 de la figure IV.19, à lui seul, représente 8% de la variance, et l'axe 04 de la figure IV.20 explique 7% du phénomène. Les deux axes font mettre en évidence l'effet de la pollution organique et l'importance des paramètres oxydables (0.62), DCO (0.50) et T (0.57).

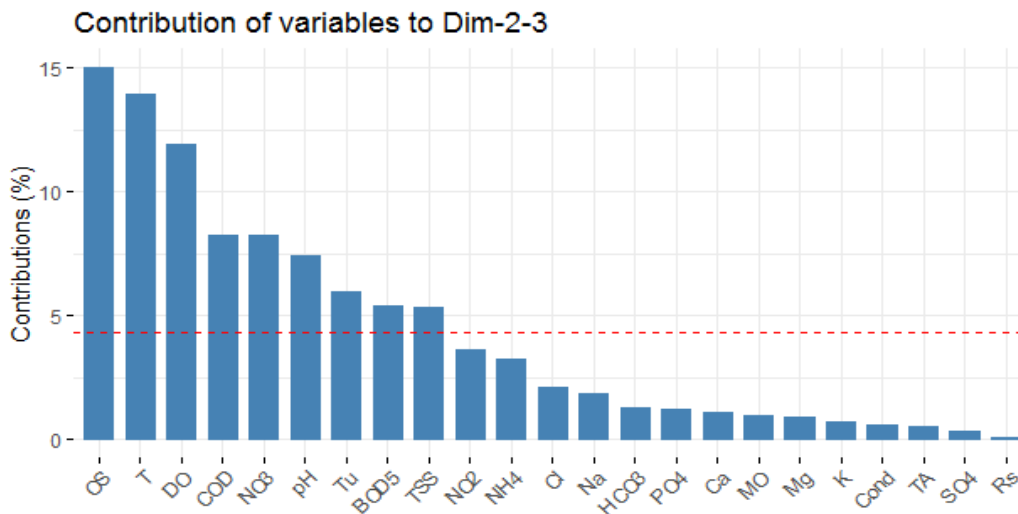


Figure IV.21 : Contribution des paramètres sur les plants 2-3

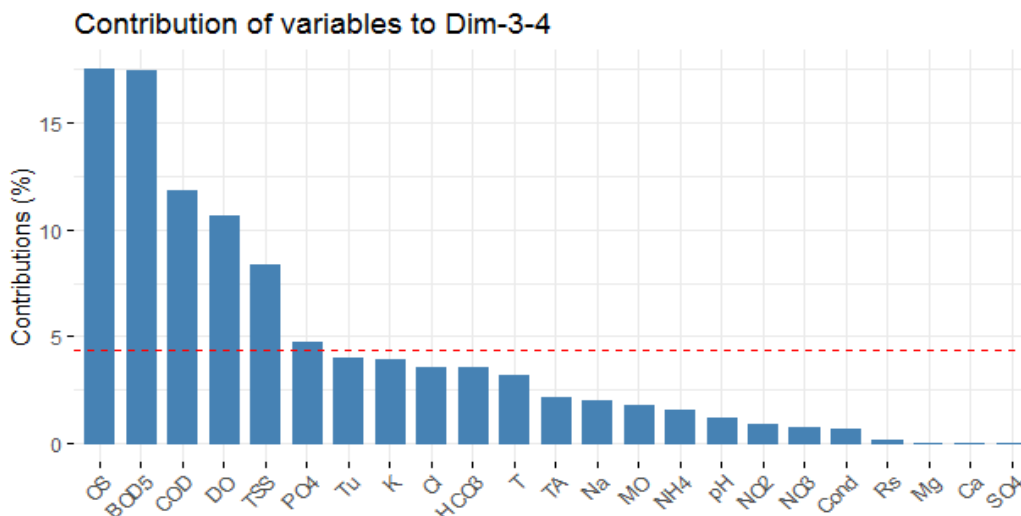


Figure IV.22 : Contribution des paramètres sur les plants 3-4

D’après les figures IV.21 et IV.22, on observe que les paramètres le DBO₅, le DCO, le PO₄, les TSS, l’NO₃ et l’O₂_{sat} ou l’O₂_{diss} sont mieux expliqués sur les plants factoriels F3 et F4, et leurs contributions aux composantes sont considérées comme importantes.

IV.4 Analyse de classification de cluster

L’analyse des grappes est un groupe de techniques multivariées dont le but premier est d’assembler des objets en fonction des caractéristiques qu’ils possèdent. Le regroupement de clusters rassemble les observations les plus similaires (Bouderbala, 2017, Kassoul & Hadbi, 2022).

D’après la figure IV.23, les paramètres se rassemblent en trois groupes, le premier groupe contient les paramètres minéraux, un deuxième est constitué de l’ensemble des paramètres organiques et azotiques, et le troisième comprend la température, le pH et l’Oxygène saturant.

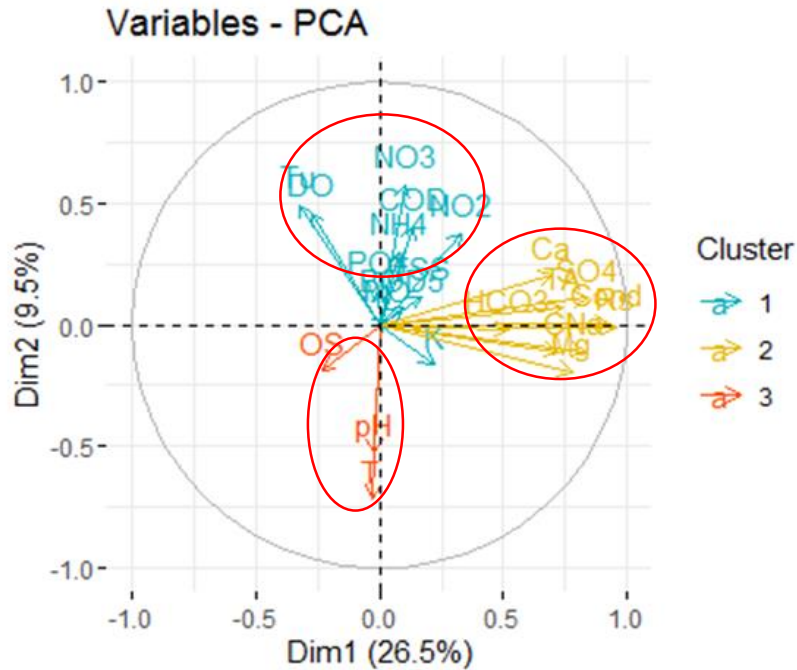


Figure IV.23 : Classification de cluster

IV.5. Analyse multidimensionnelle des variables retenues

Cette section est dévolue à la vérification de la stabilité des axes et groupes après la réduction des variables. La variance expliquée et la nouvelle répartition des variables doivent être revues après ce choix de variables.

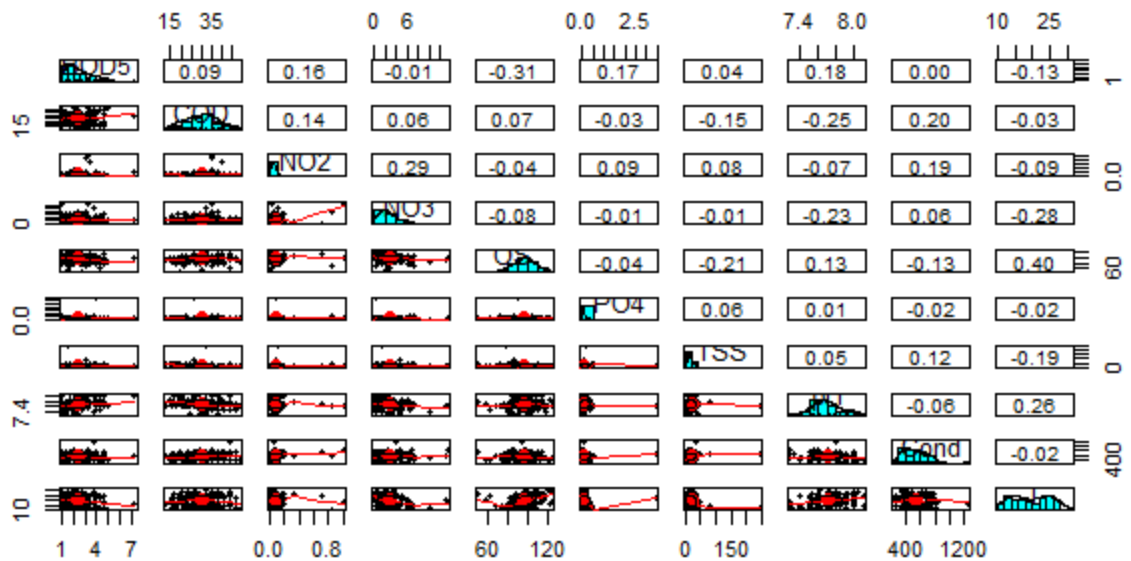


Figure IV.24 : Paires des paramètres physico-chimiques

À partir des 23 variables initialement choisies, le recours à l’analyse en composantes principales des ensembles de données des sept stations nous a amenés à retenir les 10 variables suivantes : Cond, O₂dissous, DBO₅, DCO, NO₃, NO₂, PO₄, MES, pH et T en raison de leur niveau élevé d’impact sur la détermination des caractéristiques de la qualité de l’eau et de leurs corrélations élevées avec les premières composantes principales (figure IV.24).

Les relations linéaires entre les 10 paramètres sont évaluées par le calcul de la matrice de corrélation (figure IV.25.a). Au seuil de 5%, le coefficient de corrélation critique **R_c** est de **0.19** (Annexe VI). Les corrélations positives sont affichées en bleu et les corrélations négatives en rouge.

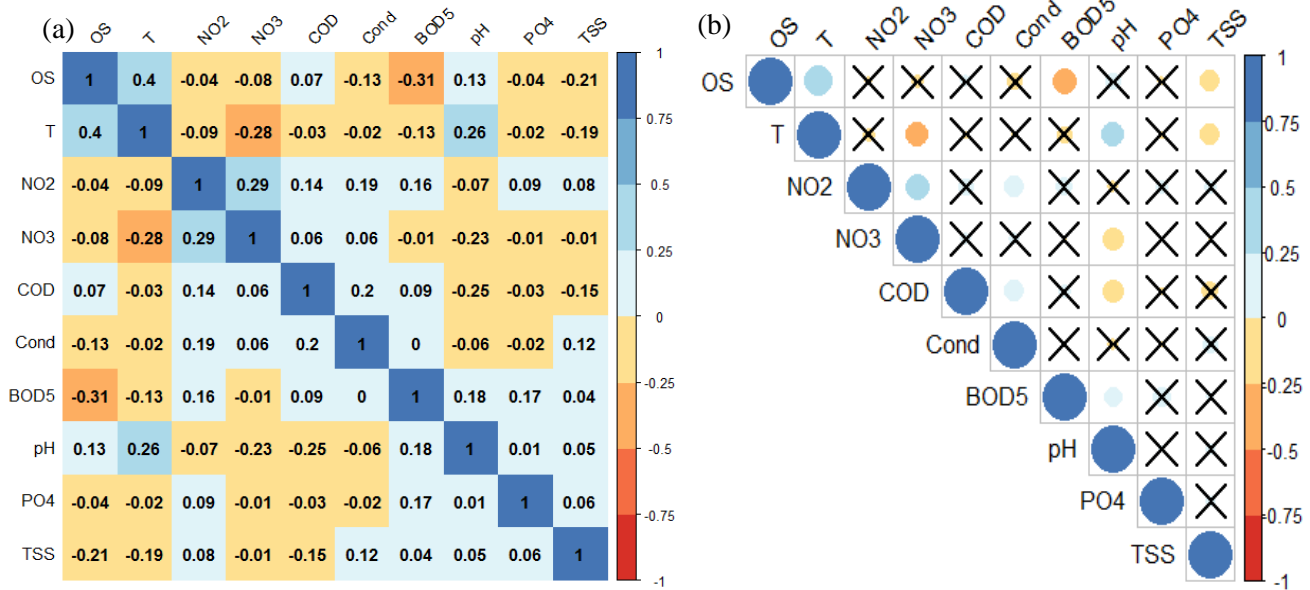


Figure IV.25 : (a) matrice de corrélation des 10 variables (b) combinaison entre le corrélogramme et le test de significativité

Plusieurs corrélations significatives ont pu être identifiées (figure IV.25b), telles que la corrélation entre O₂saturant avec DBO₅ et MES₁₀₅, le pH avec température, NO₃, DCO et DBO₅, entre NO₂ avec NO₃ et la conductivité, ainsi qu’entre MES₁₀₅ avec O₂saturant et température.

Ceci montre le rôle important et significatif que jouent ces éléments dans la détermination des charges organiques, azotées et salines de ces masses d’eaux (Fartas et al., 2022).

L’analyse en composantes principales est pratiquée pour les 10 variables retenues (tableau IV.7). La variance totale cumulée jusqu’à la quatrième composante principale, comme le montre le tableau 4.5, est de 59.891% alors qu’elle était de 50.55% avant la réduction des variables et atteint désormais 100 après la réduction.

Tableau IV.7 : Résultats de détermination des valeurs propres et des variances expliquées après réduction des variables

| | Avant réduction (23 variables) | | Après réduction (10variables) | |
|----|-----------------------------------|--------------------|----------------------------------|-------------------|
| | Valeur propre | Variance Cumulée % | Valeur propre | Variance Cumulée% |
| 1 | 6.086 | 26.463 | 2.036 | 20.363 |
| 2 | 2.194 | 36.001 | 1.498 | 35.343 |
| 3 | 1.881 | 44.180 | 1.348 | 48.821 |
| 4 | 1.467 | 50.558 | 1.107 | 59.891 |
| 5 | 1.222 | 55.872 | 0.931 | 69.204 |
| 6 | 1.176 | 60.985 | 0.884 | 78.041 |
| 7 | 1.116 | 65.836 | 0.740 | 85.441 |
| 8 | 1.037 | 70.344 | 0.627 | 91.709 |
| 9 | 0.947 | 74.462 | 0.547 | 97.180 |
| 10 | 0.850 | 78.156 | 0.282 | 100.00 |

L'examen de la projection des variables retenues sur les plans principaux 1-2 est illustré sur les figures IV.26 suivants.

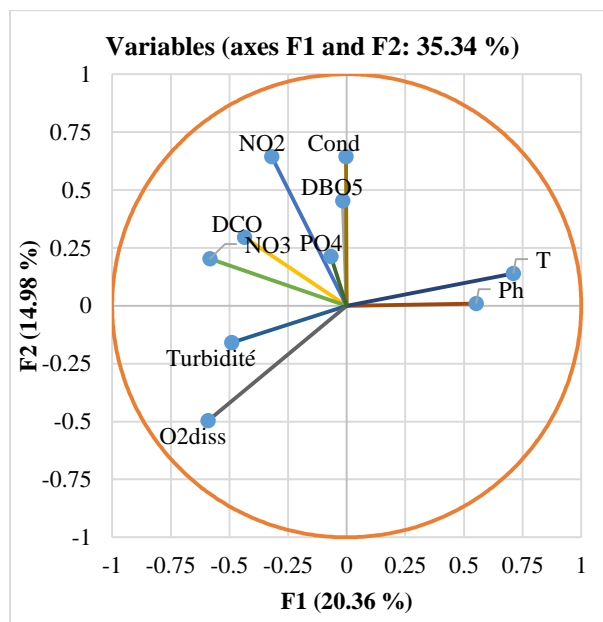


Figure IV.26 : Projection des variables sur le plan principal 1-2

L'analyse du plan factoriel F1 et F2 montre que 35.5% de l'information est exprimée. Le plan F1 affiche 20.4% de la variance. Il est déterminé par le pH et la Température qui sont fortement corrélés entre eux et positivement à la F1, puisqu'ils définissent des vecteurs propres de même direction. Tandis que la turbidité et l'oxygène dissous sont fortement corrélés entre eux et négativement à la F1.

Le plan factoriel F2 représente uniquement 15% de l'information et est considéré comme un axe caractérisant la pollution organique, agricole, et même la pollution minérale. Il est déterminé par les NO_3 , NO_2 , DCO, DBO_5 et la Conductivité (Figure IV.26). Tandis que le PO_4 est plus proche du centre du plan factoriel que les autres paramètres, leur corrélation n'est certainement pas très forte. Cette variable est probablement mieux expliquée par d'autres composantes principales, autres que CP1 et CP2.

Les paramètres Température et pH occupent le quart supérieur droit du plan factoriel, indiquant des liaisons « positives » avec les CP1 et CP2. D'autre part, du fait de sa position au centre du plan factoriel, nous pouvons en déduire que la Conductivité n'est pas très bien expliquée par les composantes principales 1 et 2.

Le quart supérieur gauche du plan factoriel est occupé par DBO_5 , NO_3 , NO_2 et DCO, qui ont des liaisons « négatives » avec la CP1 et « positives » avec la CP2.

Les éléments Turbidité et O_2 dissous, occupent le quart inférieur gauche du plan factoriel, indiquant des liaisons « négatives » avec la CP1 et CP2.

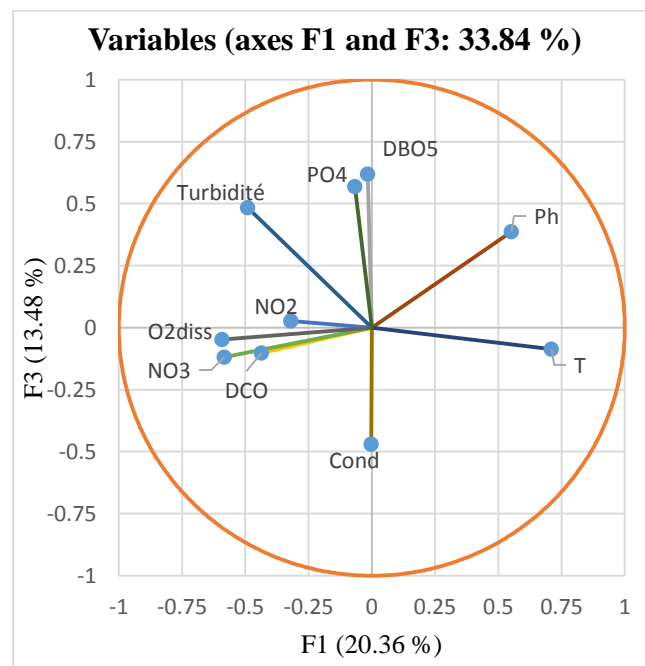


Figure IV.27 : Projection des variables sur le plan principal 1-3.

Les figures IV.26 et IV.27 montrent la bonne dispersion des variables. Le regroupement des variables retenues met en évidence l'importance du caractère organique et azotique, ainsi que la pollution phosphatée.

IV.6. Conclusion

Les résultats obtenus à partir de l'analyse statistique montrent que presque tous les paramètres étudiés influent sur la qualité des eaux, et plus précisément sur la variation de cette qualité dans le temps. Nous pouvons affirmer que les séries de mesures étudiées sont représentatives et homogènes.

L'ACP est un outil qui a offert la possibilité de simplifier la complexité des données et d'alléger les coûts par la réduction du nombre de variables à prendre en compte. Nous avons montré au cours de cette étude qu'on peut simplifier le modèle initial construit à partir de 23 variables, pour le ramener à l'utilisation de 10 variables (Cond, O₂, DBO₅, DCO, NO₃, NO₂, PO₄, MES, pH et T) et l'extraction de 8 composantes principales de variance expliquée de plus de 70 % à utiliser dans l'amélioration de la qualité d'évaluation des eaux, par le développement d'un nouvel indice WQI_R et d'un modèle de régression par ANN. On conclut que la qualité de l'eau du bassin versant Côtière constantinois est principalement influencée par le lessivage des terres et les activités anthropiques.

Dans le prochain chapitre, nous allons entamer la deuxième partie de résultats et discussion, commençant par les résultats de l'investigation hydrochimique des eaux surface et l'évaluation de la qualité des eaux du bassin versant côtiers constantinois.

Chapitre V

Évaluation de la qualité de l'eau

V.1.Introduction

Pour la gestion intégrée de ces ressources en eau, la surveillance et l'évaluation de la qualité de l'eau sont nécessaires. Cependant, en raison des fluctuations temporelles et spatiales de la qualité de l'eau, il est difficile de mettre en œuvre des programmes de surveillance qui fournissent des informations précises et représentatives des données.

Ce chapitre explore l'état de la qualité de l'eau et les sources de pollution des barrages du bassin versant côtier Constantinois, dans le nord-est de l'Algérie. Il permet d'obtenir des informations précises sur la qualité de l'eau par l'application d'une série de méthodes statistiques, y compris le système SEQ eau, la technique de calcul par la moyenne mobile pour déterminer la tendance de la pollution des eaux et l'utilisation des indices de qualité des eaux. Ce travail a pour but d'identifier la qualité des eaux de chaque barrage et oued, dans le but d'assurer une meilleure surveillance des eaux de surface.

L'analyse des paramètres indicateurs de pollution a été effectuée en se basant sur des données mesurées dans les stations de surveillance de la qualité de l'eau élaborées par l'Agence Nationale des Ressources Hydriques durant la période (2010-2018).

V.2. Application du système d'évaluation de la qualité des cours d'eau (SEQ)

L'application du système d'évaluation de la qualité des eaux (SEQ) est très utile pour la planification, la prise de décision et le suivi des milieux aquatiques. Ce système est fondé sur la notion d'altération de la qualité de l'eau. Il remplace la grille dite multi-usage, qui constituait le système d'évaluation de la qualité de l'eau utilisé jusqu'à présent. Le nouveau système prend en compte de nouveaux termes de pollution, notamment les pesticides et les micropolluants organiques, et fait appel à de nouvelles techniques d'évaluation de la qualité de l'eau.

Cette grille se décompose en quatre classes de qualité et en cinq sous grilles de qualité. La classification se fait suivant deux façons : classification par paramètre et classification suivant l'altération. Les données qui seront classées ont été déjà contrôlées par la méthode de la balance ionique.

V.2.1. Classification des barrages et oueds étudiés par paramètres

Nous avons présenté les résultats de la station Guenitra comme exemple, les autres résultats sont présentés dans l'Annexe V.



Figure V.1 : Variation des paramètres de pollution des eaux de la surface du bassin côtiers constantinois

V.2.1.1. Qualité physique

La qualité physique de sept barrages et des oueds principaux est déterminée selon la grille proposée auparavant. Pour déterminer la qualité de l'eau, on compare le paramètre étudié aux bornes de la grille. Les résultats de classification de la qualité physique sont représentés dans les figures ci-dessus.

Le pH de l'eau dans la majorité des barrages est bon, ce qui rend le milieu favorable à la vie aquatique (présentant alors un caractère moins alcalin), ainsi qu'aux réactions chimiques. En revanche, les eaux du barrage El Agreme sont légèrement alcalines ($7,28 < \text{pH} < 9,07$), probablement influencées par les eaux du Oued Kebir. La teneur en pH des barrages Mexa et Cheffia est presque similaire à celle obtenue dans la rivière Bounamoussa, qui variait entre 6.94 et 8.02 (Ramdani & Laifa, 2017).

Les barrages les plus pollués par les MES sont Zardezas, Beni Zid, Cheffia et Mexa. En deuxième degré de pollution, nous avons les barrages des Zit Emba, El Agreme et Guenitra. Nous remarquons une dégradation au cours des quatre premières années de l'étude (2010-2014), passant d'une qualité moyenne à une pollution excessive. Les résultats actuels des barrages Mexa et Cheffia concordent avec les rapports antérieurs de Gheid et al. (2021), Bergal (2022) et Boumaraf (2022). Leurs études montrent que les teneurs en MES dépassent les normes algériennes pendant la saison des pluies de 2016. Cela peut s'expliquer par le fait que le barrage étudié est situé dans une zone très densément boisée avec un fort couvert végétal, ce qui entraîne des valeurs élevées de turbidité. Le barrage de Beni Zid présente une mauvaise qualité, ce qui pourrait être justifié par l'état d'envasement du barrage (Ouamane et al., 2022).

La température de l'eau des barrages et des oueds varie selon les saisons. Les valeurs les plus élevées sont observées pendant la saison sèche, tandis que les plus basses sont enregistrées pendant la saison des pluies. Ces variations restent dans les limites des normes établies au cours des neuf années de suivi, à l'exception du barrage de Guenitra qui a enregistré une valeur maximale de 34 en 2012.

Effectivement, une température élevée de l'eau peut entraîner des scénarios potentiellement dangereux. Parmi les conséquences possibles, on peut citer le manque d'oxygène, provoquant la disparition d'espèces aquatiques, le déclin des populations, le ralentissement du processus d'auto-épuration, l'accumulation de dépôts nauséabonds, et la croissance accélérée des plantes aquatiques. Ces changements dans les conditions thermiques de l'eau peuvent avoir des impacts significatifs sur l'écosystème aquatique et la biodiversité locale. La gestion attentive de la température de l'eau est donc cruciale pour maintenir l'équilibre écologique des écosystèmes aquatiques (Boumaraf, 2022).

La quantité de lumière utilisée pour l'activité photosynthétique des plantes aquatiques peut être réduite par une turbidité élevée (MES élevées), favorisant l'adhésion des micro-organismes aux particules en suspension (Boumaraf, 2022). Ces valeurs élevées sont dues à la présence importante de matériaux organiques et inorganiques tels que le limon et les sédiments.

V.2.1.2. Qualité minérale

Les barrages de Guenitra, Cheffia, El Agreme et Mexa présentent une bonne qualité de résidu sec. En revanche, les barrages de Zardezas et Zit Emba affichent une qualité médiocre de résidu sec en raison de l'augmentation du volume d'eau tout au long de la période de crue. Les concentrations ont chuté en raison d'une dilution importante provoquée par l'augmentation du débit. Cette diminution de la minéralisation totale pendant la période de hautes eaux, affectant tous les éléments mesurés, est liée aux précipitations, qui entraînent un ruissellement d'environ 50%, ce qui concorde avec les conclusions de Boudoukha et al (2012).

En ce qui concerne le SO_4 , les barrages de Zardezas, Guenitra et Mexa affichent une bonne qualité, tandis que les barrages de Zit Emba et Cheffia sont moyennement pollués par le SO_4 . Nous avons également enregistré des concentrations significatives du SO_4^{2-} dans le barrage El Agreme. La source principale des ions majeurs dans la partie ouest des Oueds est le phénomène d'altération des formations carbonatées. Les résultats obtenus sont comparables à ceux de l'étude réalisée par Drouiche et al.(2022) dans Valée de l'oued Kebir.

Les barrages Zit Emba, Guenitra, Mexa et Cheffia présentent une bonne qualité en terme de conductivité. Nos résultats indiquent que les valeurs de la conductivité électrique (CE) ne dépassent pas la limite admissible (sont inférieures à la limite supérieure autorisée) de $1500 \mu\text{S}/\text{cm}$, fixée pour l'eau potable. En ce qui concerne le barrage Zardezas, il affiche une qualité moyenne, avec une variation presque stable, à l'exception de quelques points extrêmes. Ces résultats sont similaires à ceux enregistrés par Allalgua et al.(2017) au barrage de Foum El-Khanga (Souk Ahras, Algérie) et restent inférieurs à ceux rapportés par Hamil et al. (2018) au barrage de Grib (Algeria). La température ambiante a généralement un impact sur la valeur de ce paramètre, variant naturellement en fonction de la saison, des caractéristiques géologiques sous-jacentes et de la profondeur de l'eau (superficielle ou profonde).

Le barrage Zit Emba présente une meilleure qualité en ce qui concerne le calcium, le magnésium, le sodium et le chlorure, résultant de la dissolution des roches carbonatées. Tandis que, les barrages Guenitra, Zardezas, Cheffia, El Agreme et Mexa sont fortement minéralisés en raison d'un excès de Ca^{2+} , Mg^{2+} , Na^+ et Cl^- au cours de la période 2010-2014. Les résultats actuels du barrage Mexa et de Cheffia concordent avec les rapports antérieurs de Harrat & chour (2010). Les chlorures dans les eaux proviennent des argiles numidiennes, des marnes et des marnes argileuses d'âge lutétien. Il est important de noter que des concentrations élevées en ions chlorures, dépassant $250 \text{ mg}/\text{l}$, peuvent altérer le goût de l'eau, ce qui pourrait entraîner une détérioration de sa qualité.

Les niveaux de calcium sont pour la plupart inférieurs à la concentration maximale acceptable ($200 \text{ mg}/\text{l}$ CaCO_3) fixée par l'Algérie et l'OMS pour l'eau potable pendant la période 2014-2018. Ces résultats sont similaires à ceux présentés par Boumaraf (2022) dans leurs études, indiquant que ces eaux sont moins impactées par la dissolution des créations carbonatées et gypseuses. Les valeurs de magnésium sont en accord avec la norme algérienne, qui fixe une valeur maximale de $150 \text{ mg}/\text{l}$. Le barrage d'El Agreme affiche une bonne qualité en calcium, sodium, et de chlorure.

En remarque que tous les barrages ont des valeurs importantes de matière minérale en générale. Les sources naturelles des ions Ca^{2+} , Mg^{2+} , Na^+ et K^+ dans l'eau peuvent être attribuées aux minéraux carbonatés et silicatés, tels que l'halite, le feldspath, la montmorillonite et la magnésite. Alors que HCO_3^- et SO_4^{2-} pourraient être dérivés du granite, de la dolomite, de la calcite, de la pyrite, de l'acide carbonique et du gypse ... etc.(Drouiche et al., 2022).

Contrairement à d'autres recherches, ces concentrations sont inférieures à celles rapportées par Allalgua et al. (2017) au barrage de Foug El-Khanga (Algérie).

V.2.1.3. Qualité organique

L'oxygène dissous est en moyen pour tous les barrages, on peut dire que la qualité est plus au moins bonne. Les barrages Zit Emba, Guenitra, Zardezas et Beni Zid ont une bonne qualité, tandis que les teneurs en oxygène dissous observées dans l'eau atteignent des concentrations importantes allant jusqu'à 106% dans le barrage Cheffia et Mexa. Ces résultats sont en accord avec ceux rapportés par Bergal (2022) et Boumaraf (2022).

Même si la qualité des eaux en DBO_5 dans la plupart des barrages est mauvaise au cours de la période (2010-2013), la qualité de la DBO_5 commence à s'améliorer pendant la période (2014-2018).

L'eau des barrages Guenitra et Zardezas présente une forte demande chimique en oxygène pendant les neuf années, indiquant une mauvaise qualité en termes de DCO. En revanche, l'eau des barrages Zit Emba, Cheffia et Mexa présente une forte teneur en DCO au cours de la période (2010-2013). Cette teneur a diminué pendant la période (2014-2018). En ce qui concerne la matière organique, on observe que les eaux subissent à une dégradation presque dans tous les barrages au cours des quatre premières années d'observation.

V.2.1.4. Qualité d'azote

La majorité des barrages sont pollués en NH_4 , ces eaux ont une mauvaise qualité. Le barrage de Guenitra est le plus pollué, enregistrant des teneurs dépassant la norme (0.1 mg/l) au cours des quatre premières années, mais à partir de 2014, la qualité s'améliore. Les teneurs en matières azotées (NH_4^+) dans l'eau des barrages Mexa et Cheffia sont élevées en 2016 et 2017, cette pollution est due à l'oxydation de la matière organique azotée.

La qualité du NO_3 est généralement bonne pour les barrages de Zit Emba, Guenitra, Zardezas et Mexa, durant les neuf années de suivi. La qualité du même paramètre est moyenne pour le barrage de Cheffia.

La présence des nitrites NO_2^- est plus au moins élevée dans les eaux de tous les barrages. Les barrages Zardezas, Beni Zid, Guenitra et Cheffia sont dégradés vis-à-vis des nitrates et enregistrent des teneurs élevées en NO_2 . Ces résultats sont en accord avec ceux rapportés par Ouamane et al. (2022) pour le barrage Beni Zid. Les fortes teneurs en éléments azotés de la station du barrage Zit Emba montrent l'influence des eaux usées, à l'inverse de celle des eaux de surface qui semblent ne contenir qu'une faible quantité, confirmant ainsi le travail de Boudoukha et al. (2012).

En général, les nitrates, les nitrites et l'ammonium sont importants en période des basses eaux qu'en période de crue. Cette augmentation peut être justifiée en période d'étiage, lorsque la demande en eau des plantes est la plus élevée, en raison de l'utilisation d'engrais et de la présence de terres agricoles irriguées à proximité du barrage. Gheid et al. (2021) ainsi que Bergal (2022) ont proposé dans leurs études d'installer de petites stations de prétraitement afin d'améliorer la qualité de l'eau des barrages Zit Emba et Mexa et de réduire ces niveaux élevés de nutriments.

V.2.1.5. Qualité du phosphore

Les barrages de Mexa et Cheffia avaient une quantité significative de PO_4 pendant les quatre premières années, mais leur qualité s'est améliorée au cours de la période (2014-2018). On peut dire que ces deux barrages étaient les plus pollués en termes de ce paramètre. En revanche, les eaux des autres barrages étaient de qualité moyenne à bonne.

Les résultats actuels des barrages Zit Emba et Zardezas concordent avec les rapports antérieurs de Belhadj (2005) et Belhadj et al. (2011). Leur étude hydrochimique a confirmé que les eaux du barrage Zit Emba sont affectées par une pollution urbaine et industrielle, bien qu'elles présentent une minéralisation acceptable ($RS = 1000$ mg/l). Cette anomalie est également liée à la géologie, en raison des dépôts métallo-géniques signalés dans la région (Boudoukha et al., 2012).

Les eaux de surface des deux barrages suivent deux processus de dissolution des minéraux, l'un évaporitique et l'autre carbonaté. Ce processus se termine par une contamination due aux eaux usées, expliquant ainsi la présence importante de nutriments, de chlorures et de sulfates dans les eaux des deux barrages (Boudoukha et al., 2012).

Selon la grille de l'ANRH, les enregistrements de la qualité de l'eau du barrage de Mexa montrent une qualité moyenne pour la majorité des paramètres étudiés. Les paramètres de qualité chimique sont tous inférieurs aux normes de l'OMS. Cependant, les analyses révèlent que l'eau est faiblement minéralisée, avec des valeurs élevées de conductivité électrique (près de $515 \mu S/Cm$), de calcium (59,95 mg/l), de magnésium (13,6 mg/l), de bicarbonate (132,38mg/l) et de chlorures (47,13 mg/l) pendant la période de 2014-2018. Le niveau de matière azotée (NH_4^+ , NO_2^-) dans l'eau est élevé en 2016 et 2017, cette pollution étant causée par l'oxydation de la matière organique azotée (Gheid et al., 2021).

Par ailleurs, les résultats exposés ci-dessous démontrent que la majorité des paramètres physiques et chimiques dans le barrage de Cheffia se situent dans ou en dessous des limites autorisées par les normes algériennes, et les résultats de l'OMS sont cohérents avec ceux trouvés par Boumaraf, (2022).

Les résultats obtenus montrent également une dégradation de la qualité des eaux de l'amont à l'aval des oueds Kbir (El Agreme), en relation avec les activités anthropiques telles que les zones urbaines, l'agriculture et l'industrie.

Afin de démontrer la tendance de la variation de la qualité des eaux, nous avons appliqué une méthode statistique de lissage par la moyenne mobile.

V.3. Utilisation de la moyenne mobile arithmétique pour déterminer les tendances de la qualité des eaux superficielles

Ces données sont parfois difficiles à interpréter, et les tendances de qualité sont donc mal connues. Plusieurs méthodes existent pour éliminer les petites oscillations des données et montrer les tendances de la qualité. Parmi ces méthodes, on note la technique de la moyenne mobile (Leprêtre & Carpentier, 1997). Cette partie de travail vise à décrire cette technique et à l'appliquer pour examiner le degré de pollution du lac de barrage du bassin versant Côtiers Constantinois au cours la période 2010-2018. Nous avons présenté les résultats de la station Guenitra à titre d'exemple.

V.3.1. La tendance du DBO₅

La figure V.2 illustre l'évolution de la DBO₅ à l'amont de la station pendant la période (2010-2018). La DBO₅, qui est un indicateur de la pollution organique, oscille entre 1 et 6 mg/l O₂, avec une valeur moyenne de 2.41 mg/l O₂, dépassent largement la limite de 3 mg/l établi par l'OMS. Cependant, ce graphique ne permet pas de visualiser aisément la tendance de la DBO₅ en raison des nombreuses oscillations.

Il s'agit donc d'une consommation potentielle de l'oxygène par voie biologique, où toutes les matières organiques biodégradables polluantes vont entraîner une consommation d'eau, indiquant ainsi une contamination modérée par ce paramètre. Pendant la période (2014-2018), on remarque une qualité moyenne de DBO₅ enregistrée dans tous les barrages et les oueds.

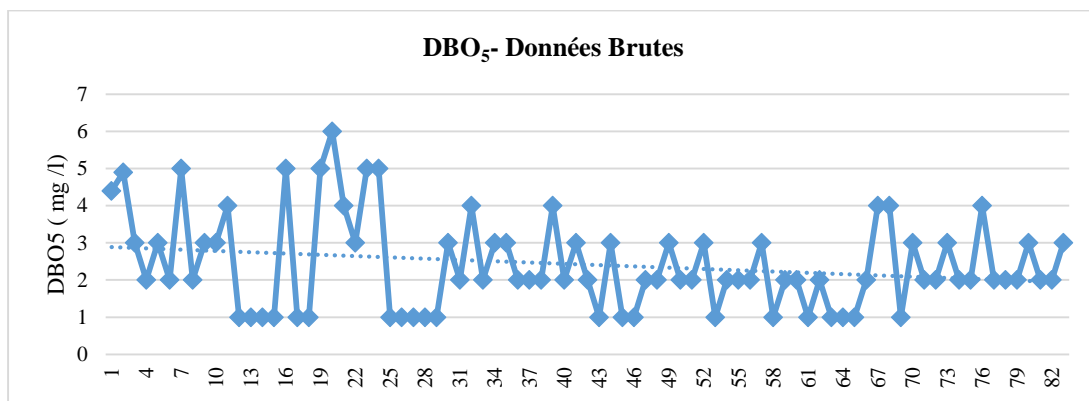


Figure V.2 : Variation mensuelle du paramètre DBO₅ durant la période (2010-2018)

La mise en œuvre de la moyenne mobile à 15 termes supprime certaines de ces oscillations et montre un effet cyclique de la DBO₅ (figure V.3), mais la tendance de l'évolution de la DBO₅ reste encore peu claire. En prenant une période de moyenne mobile plus grande (30 termes), l'effet cyclique est éliminé (figure V.4). On peut observer facilement que la DBO₅ a tendance à diminuer durant la période 2010-2017, alors que l'année 2018 est caractérisée par une démarche montante.

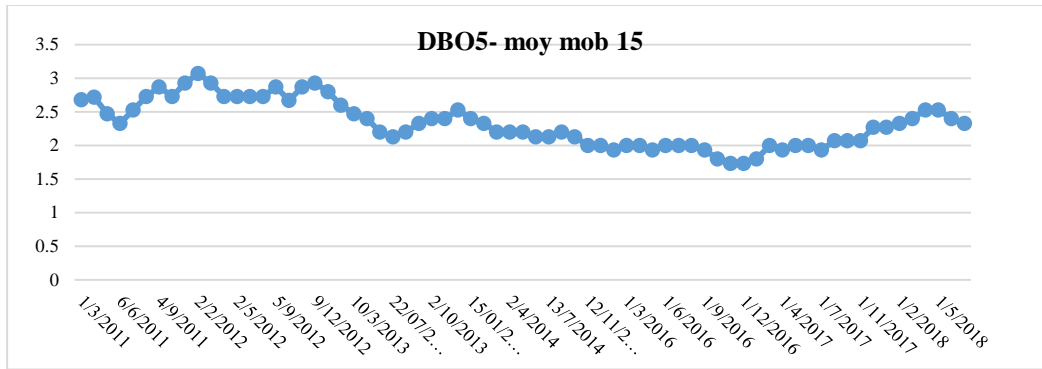


Figure V.3 : Evolution de la DBO₅ - moyenne mobile à 15 termes

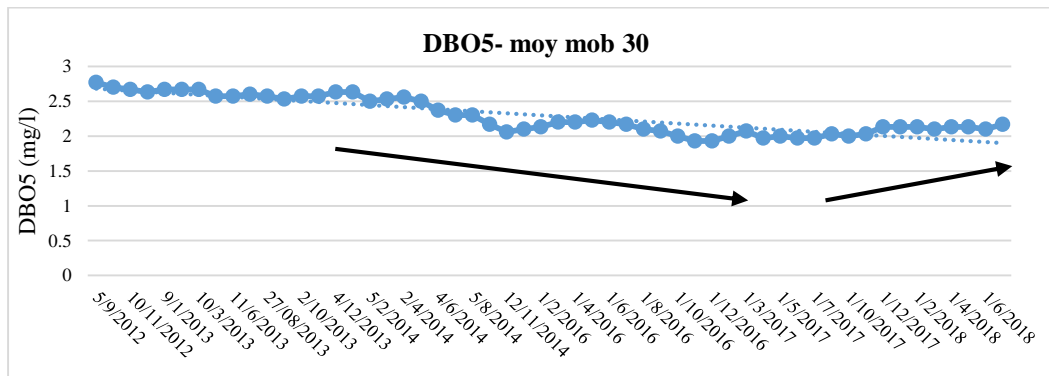


Figure V.4 : Evolution de la DBO₅ - moyenne mobile à 30 termes

V.3.2. La tendance de la DCO

La figure V.5 représente la variation mensuelle du paramètre DCO durant la période (2010-2018). La majorité des valeurs enregistrées dans la station dépassent la norme de 20mg/l, variant entre 16 mg/l et 44 mg/l.

Cette augmentation de la demande chimique en oxygène indique la croissance de matière non biodégradable d'origine industrielle, notamment des pesticides. Les teneurs les plus élevées ont été enregistrées pendant la période (2012-2018), contrairement à ce qui s'est passé pour les valeurs de DBO₅.

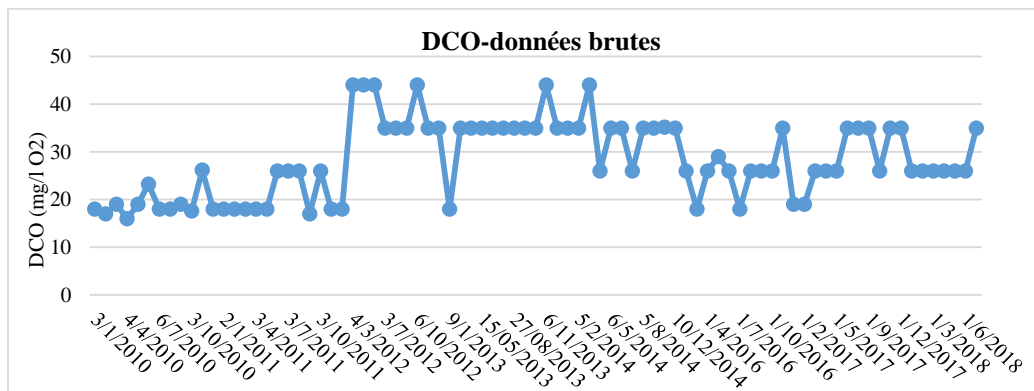


Figure V.5 : Variation mensuelle du DCO durant la période (2010-2018)

L'évolution des données brutes de la demande chimique en oxygène ne permet pas une visualisation simple de la tendance, car il existe nombreuses oscillations (figure V.5). L'application de la moyenne mobile à 15 termes (figure V.6) élimine les petites oscillations, mais ne permet pas encore de clarifier la tendance. La moyenne mobile à 30 termes, par contre, montre clairement deux allures d'évolution de ce paramètre (figure V.7) : une première tendance à la hausse positive durant la période (2011-2014) avec une valeur moyenne de 30 mg/l, et un second recul au cours de la période (2015-2018).

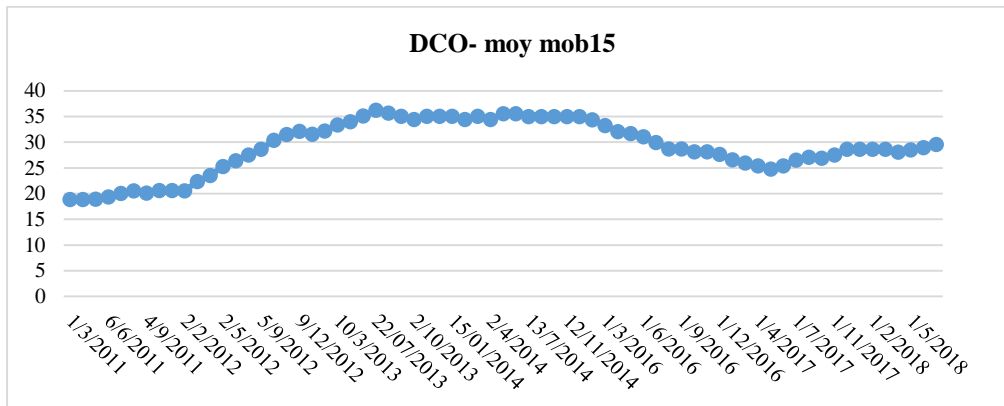


Figure V.6 : Evolution de la DCO - moyenne mobile à 15 termes

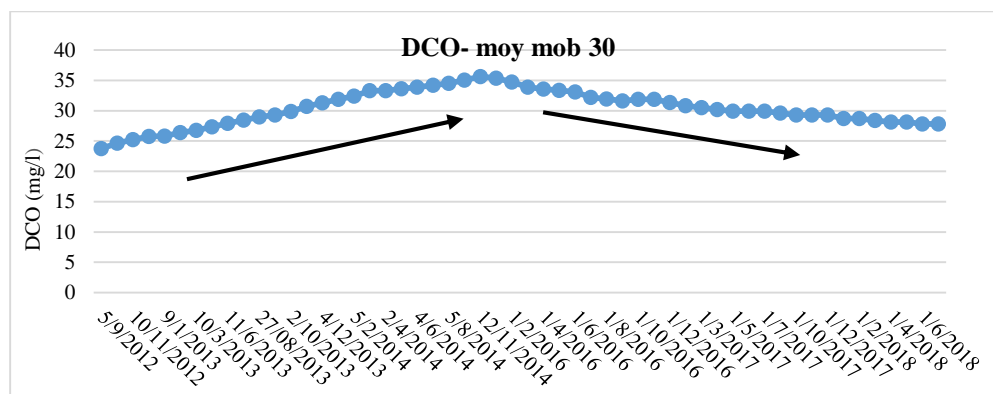


Figure V.7 : Evolution de la DCO - moyenne mobile à 30 termes

V.3.3. La tendance du NO₃

Dans l'ensemble de la période d'analyse (figure V.8), des teneurs observées sont inférieures à la norme (50mg/l), variant entre 0.4 à 8 mg/l.

Ces concentrations proviennent d'activités agricoles ou domestiques, et par transformation des nitrates en nitrites. Ces nitrites formés sont moins dangereux, mais à des concentrations supérieures à 100 mg/l, ils peuvent entraîner des troubles tels que le stress ou le développement de maladies (cancer, digestives, maladies bleues...).

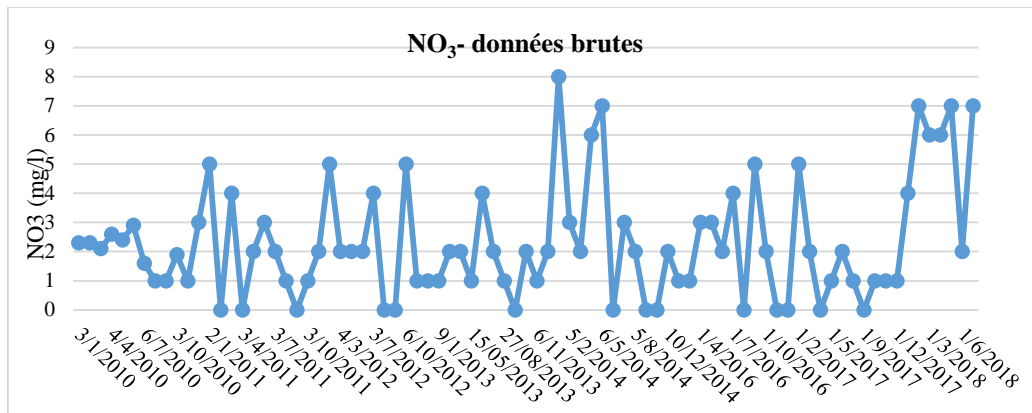


Figure V.8 : Variation moyenne mensuelle du NO₃ durant la période (2010-2018)

Les oscillations du NO₃ (qui est un traceur de la pollution azotique) sont nombreuses, ce qui ne permet pas de visualiser facilement la tendance de la NO₃. La moyenne mobile à 15 termes (figure V.9) élimine certaines des oscillations, mais ne précise pas clairement la tendance du NO₃. La moyenne mobile à 40 termes (figure V.10) supprime encore les oscillations et permet d'observer plus clairement que les NO₃ tendent à croître.

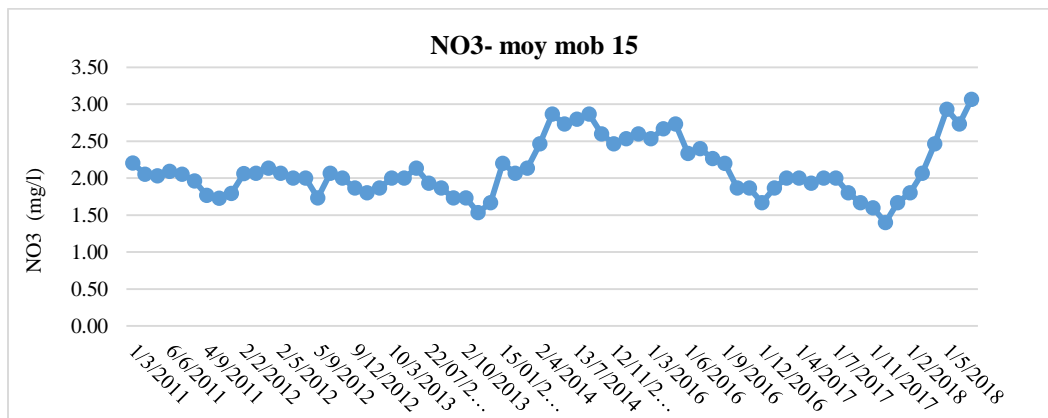


Figure V.9 : Evolution de la NO₃ - moyenne mobile à 15 termes

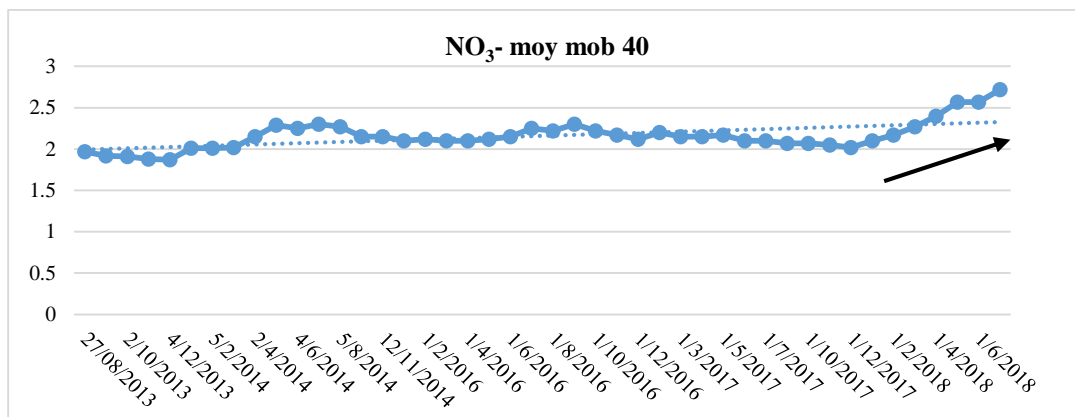


Figure V.10 : Evolution de la NO₃ - moyenne mobile à 40 termes

V.3.4. La tendance de NO₂

La figure (V.11) présente la variation du paramètre NO₂ dans la station Guenitra. On obtient des valeurs variant entre 0.01 à 0.07 mg/l en moyenne, sauf une concentration exceptionnelle de 0.5 mg/l. Une concentration de NO₂, supérieur à 1 mg/l est mortel, car les nitrates empêchent l'oxygène de se lier à l'hémoglobine du sang.

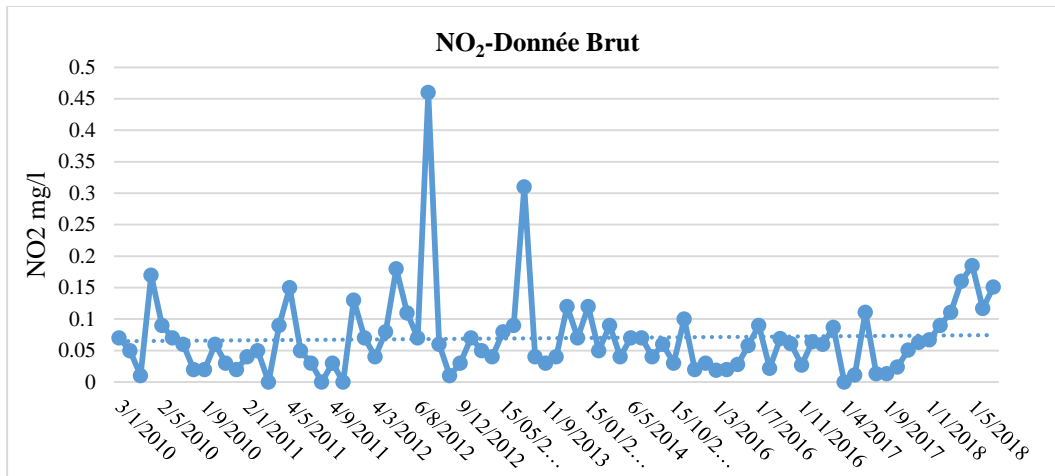


Figure V.11 : Variation moyenne mensuelle du NO₂ durant la période (2010-2018)

L'évolution des données brutes du NO₂ ne permet pas une visualisation simple de la tendance, car il existe nombreuses oscillations. L'application de la moyenne mobile à 15 termes (figure V.12) élimine les petites oscillations et démontre clairement deux allures d'évolution de ce paramètre. La moyenne mobile à 30 termes permet, par contre, de montrer clairement que la tendance est à la diminution au cours de la période d'évaluation (figure V.13).

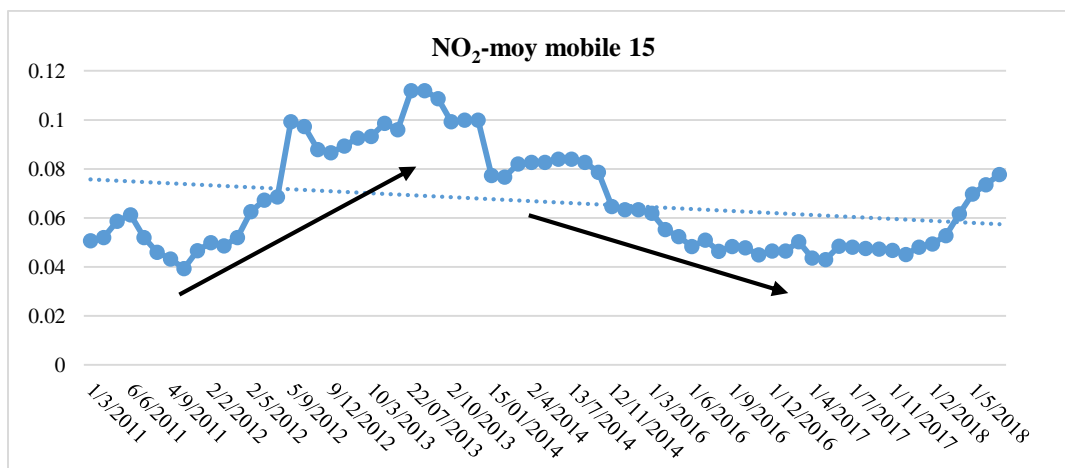


Figure V.12 : Evolution de la NO₂ - moyenne mobile à 15 termes

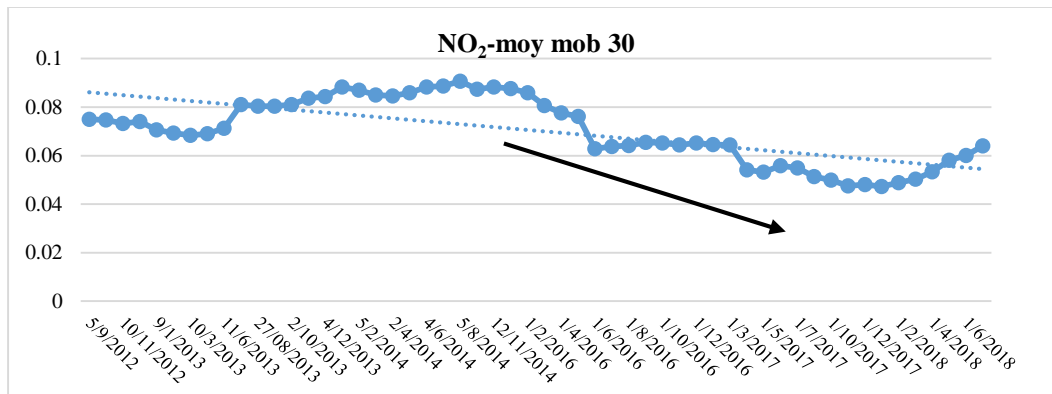


Figure V.13 : Evolution de la NO₂ - moyenne mobile à 30 termes

V.3.5. La tendance de l'O₂dissous

La distribution de l'oxygène dissous a montré une variabilité temporelle marquée, avec sa valeur la plus faible enregistrée en automne (6.9 mg/l) et la plus élevée enregistrée au printemps (12.8 mg/l). Cela qualifie la qualité de l'eau de mauvaise en été et en automne, et de bonne qualité en hiver et au printemps (figure V.14).

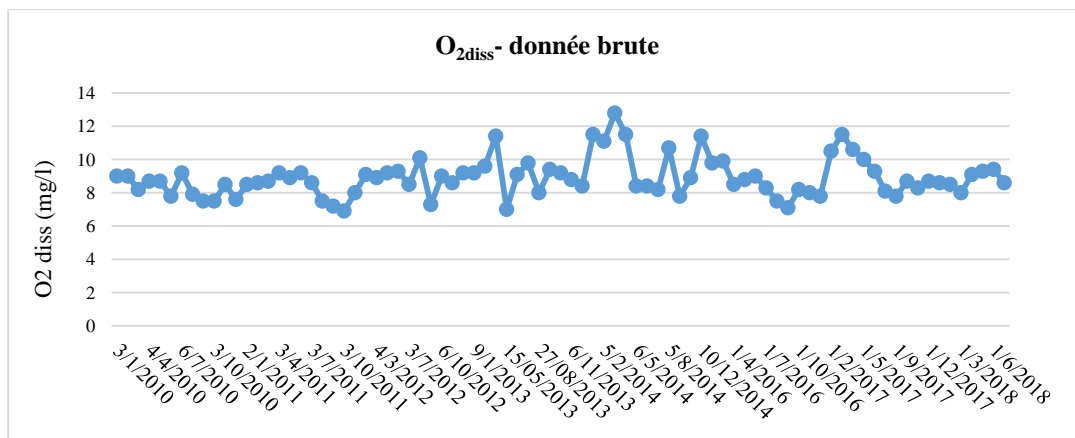


Figure V.14 : Variation moyenne mensuelle de l'O₂dissous durant la période (2010-2018)

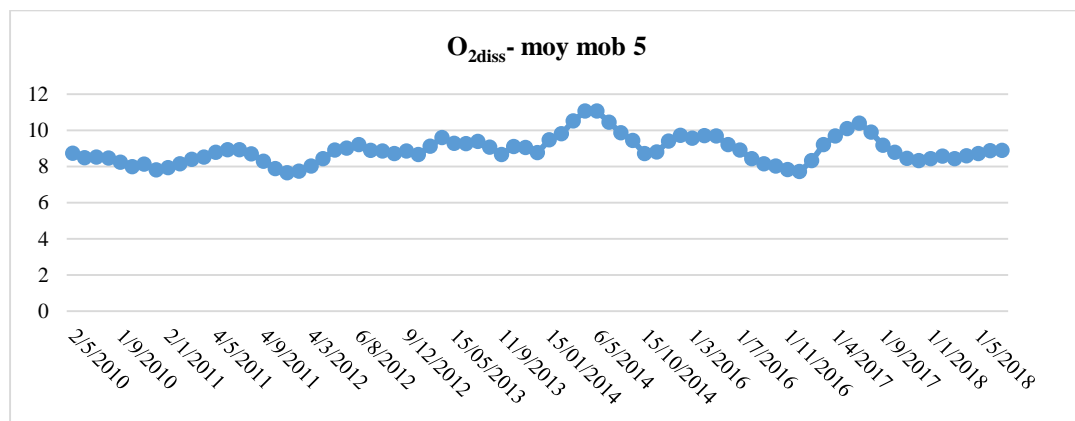


Figure V.15 : Evolution de l'O₂dissous - moyenne mobile à 5 termes

Cette présentation brute des données ne permet pas de tirer des conclusions quant au mode d'évolution de cet élément. L'application de la moyenne mobile à 5 termes (figure V.15) supprime les faibles oscillations et montre une légère tendance croissante de l'oxygène dissous avec un effet cyclique, tandis que la moyenne mobile à 15 termes élimine encore les oscillations et permet d'observer plus nettement que l'oxygène a tendance à augmenter (figure V.16).

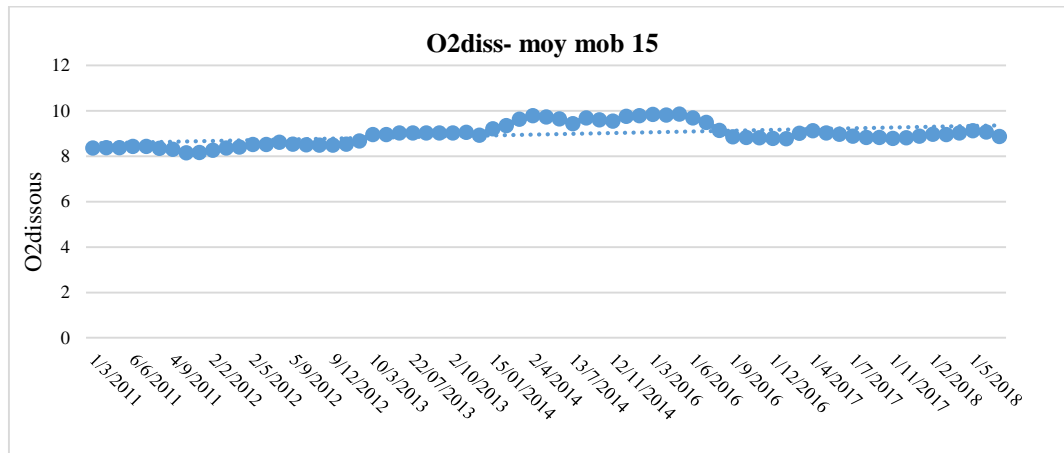


Figure V.16 : Evolution de l'O₂dissous - moyenne mobile à 15 termes

V.3.6. La tendance de MES

La figure V.17 indique que presque toutes les valeurs des matières en suspension obtenues sont proches de la norme de 25 mg/l, variant entre 4 et 48 avec une valeur moyenne de 17.25mg/l.

Les concentrations élevées obtenues dans cette station sont données respectivement de 40 et 48 mg/l pendant les mois de février, juillet et de novembre. Cette augmentation est due à la présence d'une quantité importante des matières en suspension dans le cours d'eau, enregistrée en période des crues, en raison de l'érosion des sols.

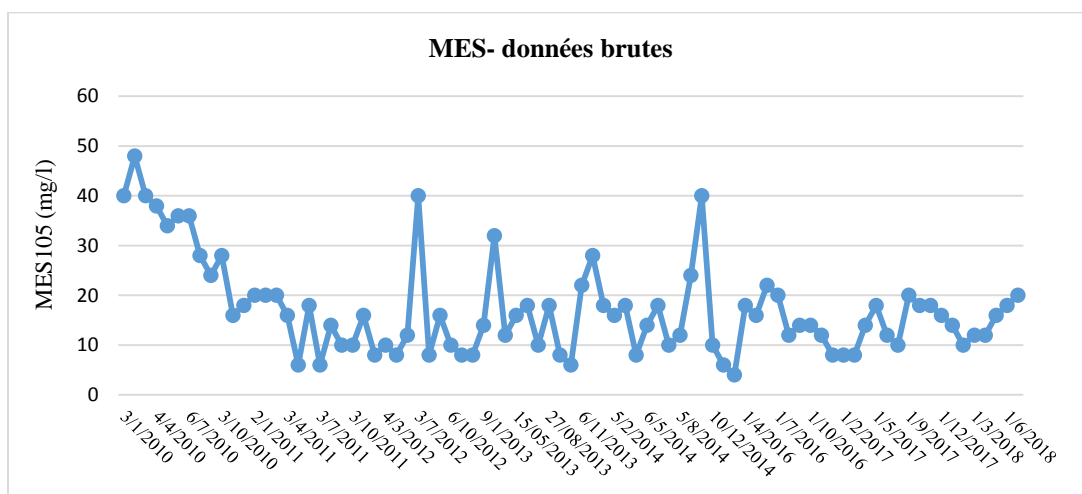


Figure V.17 : Variation moyenne mensuelle du MES durant la période (2010-2018)

Les oscillations des matières en suspension (MES) sont importantes, ce qui empêche d'évaluer la tendance. La moyenne mobile à 15 termes (figure V.18) minimise les oscillations et permet d'observer plus clairement que les MES ont tendance à deux allures d'évolution : une première décroissante durant la période (2011-2013) avec une valeur moyenne de 20.30 , une deuxième allure pendant la période (2014-2018) avec une valeur moyenne de 15.25 mg/l.

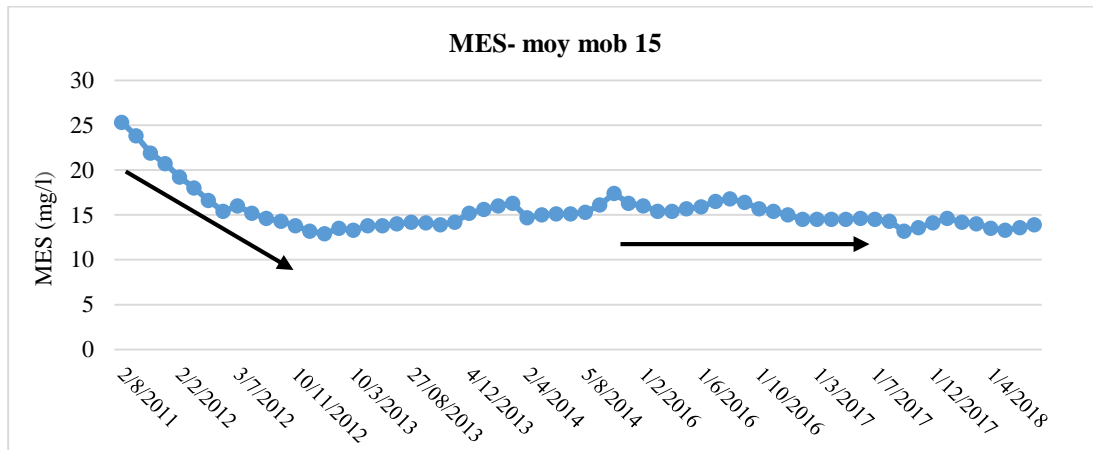


Figure V.18 : Evolution de la MES - moyenne mobile à 20 termes

V.3.7. La tendance du SO₄

L'évolution des concentrations de SO₄ observées (inférieures à 200 mg/l) varie entre 10 et 142 mg/l, avec une valeur moyenne de 90.65 mg/l (figure V.19). Ces valeurs ne sont pas dangereuses, mais comportent un risque de troubles diarrhéiques, notamment chez les enfants. Les principales sources de pollution sont les rejets industriels et l'anhydride sulfureux atmosphérique (SO₂). Cette variation ne permet pas de visualiser facilement la tendance de la SO₄ car il y a beaucoup d'oscillations.

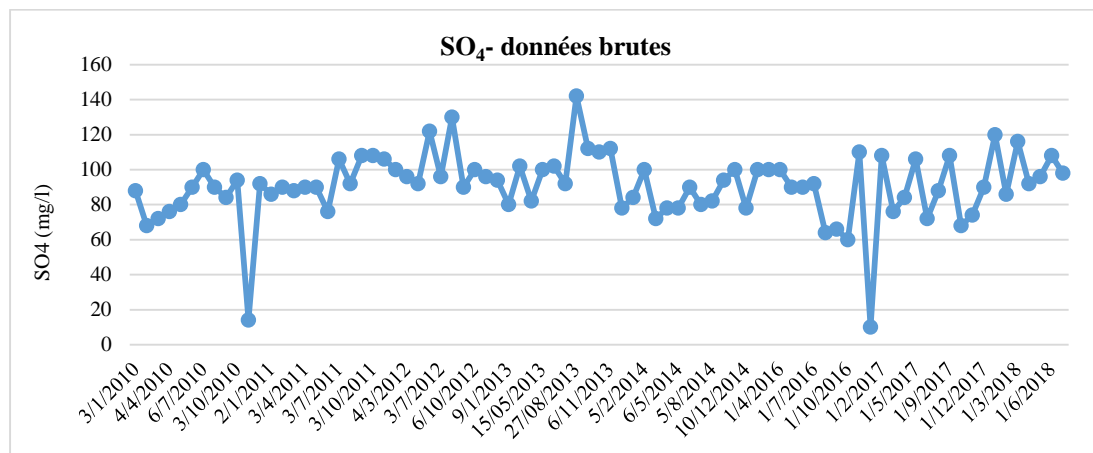


Figure V.19 : Variation moyenne mensuelle du SO₄ durant la période (2010-2018)

L'application de la moyenne mobile à 15 termes élimine une grande partie des oscillations et montre une légère décroissance (figure V.20), mais l'évolution de SO₄ reste également non claire. En prenant une

période de moyenne mobile plus grande (30 termes), il apparaît que la tendance du SO_4 est claire (figure V.21). On peut observer facilement que la SO_4 présente trois allures d'évolution : une première tendance à la hausse positive durant les années 2012-2013, une seconde allure à la baisse pendant la période (2014-2017) avec une valeur moyenne de 92.5 mg/l, et une troisième tendance décroissante au cours des années 2017-2018.

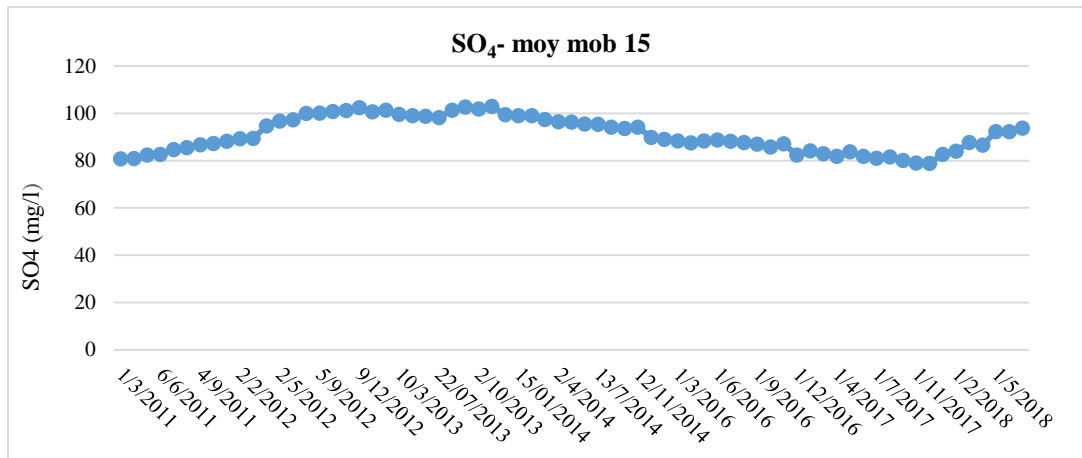


Figure V.20 : Evolution de la SO_4 - moyenne mobile à 15 termes

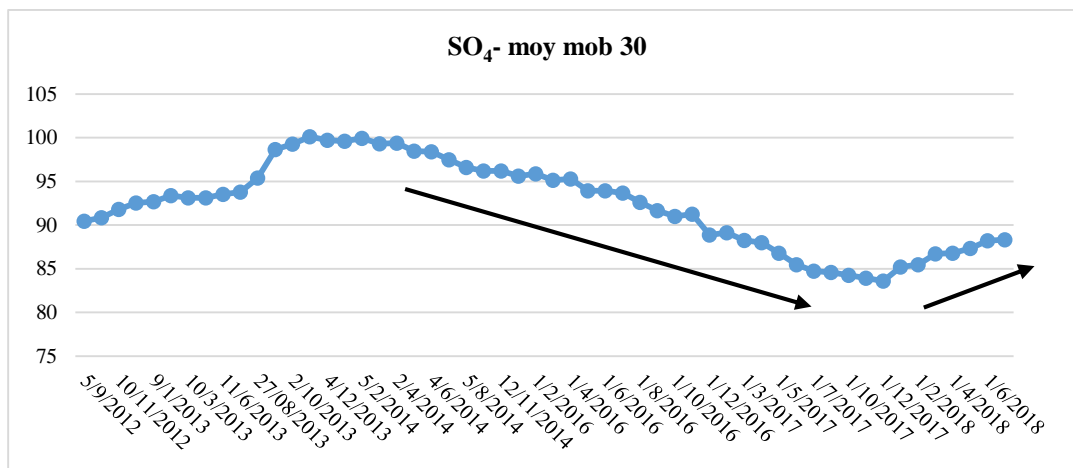


Figure V.21 : Evolution de la SO_4 - moyenne mobile à 30 termes

V.3.8. La tendance du PO_4

La figure V.22 indique que les teneurs en PO_4 observées dans la station Guenitra sont généralement inférieures à la norme (0.1 mg/l).

La présentation de la variation des données du PO_4 en fonction de temps montre que ce paramètre oscille entre 0 et 0.6, avec une valeur moyenne de 0.05 (figure V.22). L'observation de la variation des données brutes du PO_4 ne permet pas de visualiser la tendance de PO_4 .

La moyenne mobile à 15 termes (figure V.23) élimine en cours les grandes oscillations et permet d'observer clairement la tendance baissière du PO_4 , montrant un décroissement faible, mais significatif.

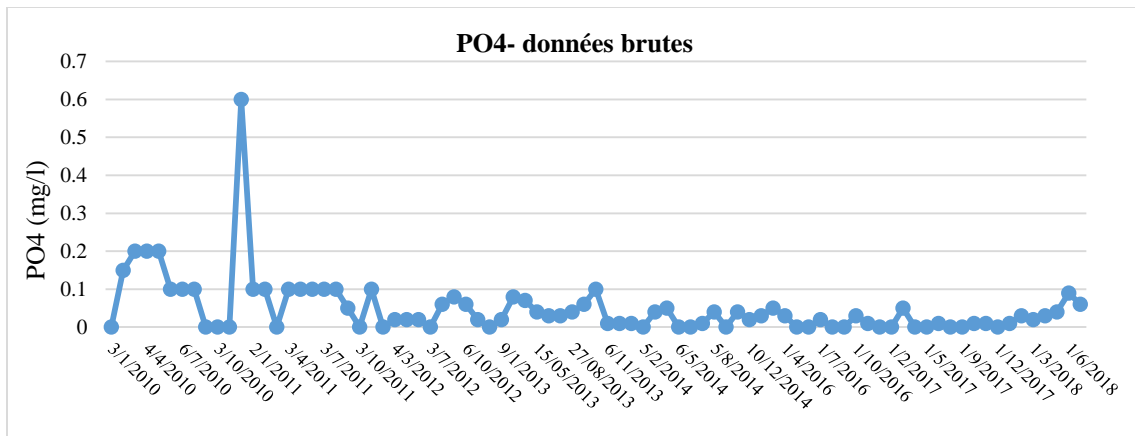


Figure V.22 : Variation moyenne mensuelle du PO₄ durant la période (2010-2018)

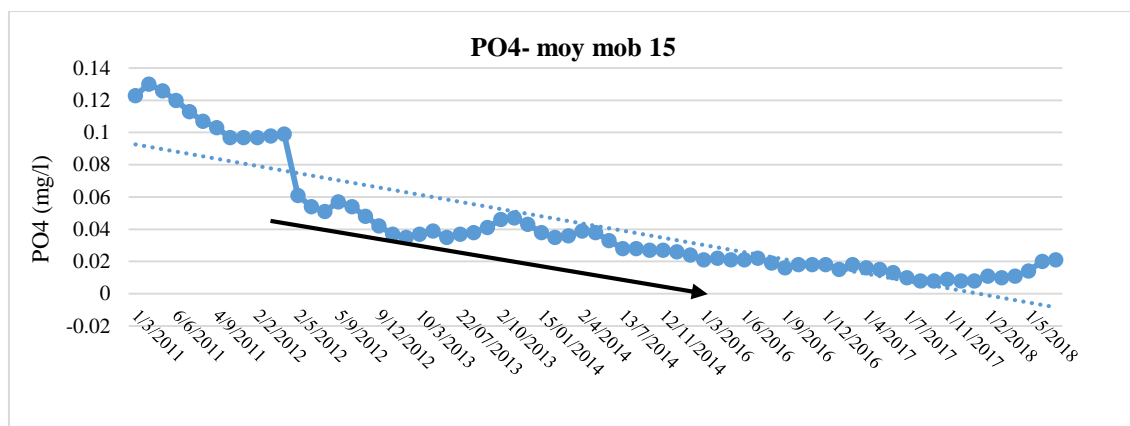


Figure V.23 : Evolution de la PO₄ - moyenne mobile à 15 termes

V.3.9. La tendance de la Conductivité

La figure V.24 montre l'évolution de la conductivité pendant la période 2010 à 2018. La conductivité varie de 960 jusqu'à 200 $\mu\text{s}/\text{cm}$ avec une valeur moyenne de 580 (la norme de l'eau de surface selon l'OMS est de 2800 $\mu\text{s}/\text{cm}$).

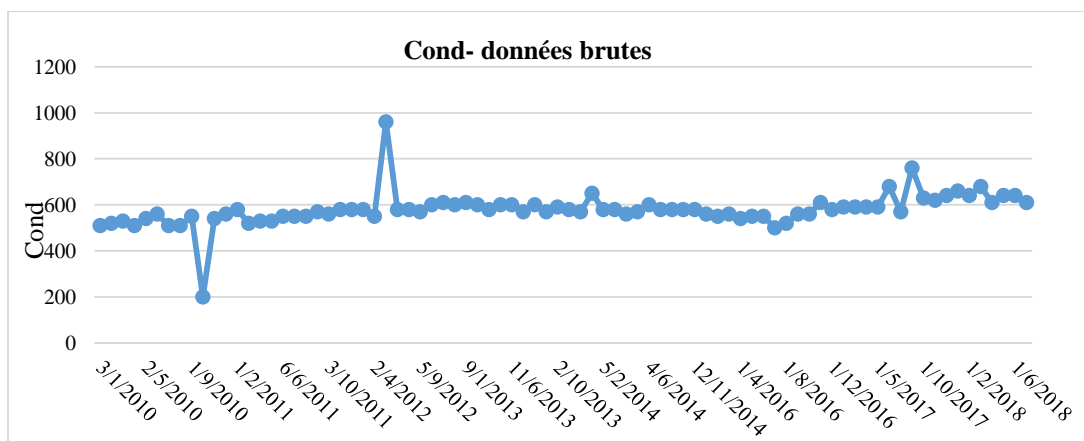


Figure V.24 : Variation moyenne mensuelle de la Conductivité durant la période (2010-2018)

Les oscillations de la conductivité sont limitées, ce qui permet de déterminer la tendance de la conductivité avec une moyenne mobile à 15 termes (figure V.25). La figure montre une légère tendance croissante de la conductivité.

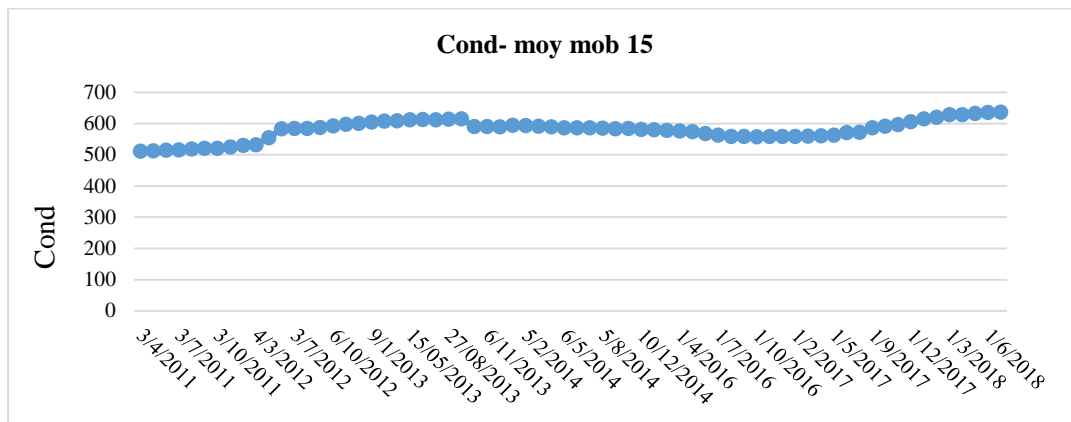


Figure V.25 : Evolution de la Conductivité - moyenne mobile à 15 termes

Les résultats de l'application démontrent la puissance de la moyenne mobile en lissant les graphiques et en visualisant les tendances de la qualité de l'eau. On observe que l'évolution de la DBO₅, de la DCO, du NO₃, du PO₄, du SO₄, du MSE et de la conductivité a été suivie pendant neuf ans. La mise en œuvre de la moyenne mobile à 15 termes et à 30 termes a permis de montrer que la DCO a connu une tendance d'accroissement pendant la période (2010-2013) et une certaine décroissance durant la période (2014-2018). L'O₂ dissous, les NO₃ et la conductivité se caractérisent par une augmentation faible (mais claire), tandis que le DBO₅, SO₄ et PO₄ se caractérisent par une diminution durant les neuf années d'étude. L'intérêt de cette méthodologie réside dans sa facilité de mise en œuvre et dans sa puissance de lissage des données.

Ces derniers résultats sont en concordance avec les rapports antérieurs de l'analyse des eaux brutes et épurées de la station d'épuration de la ville de Khanchla menée par Sekiou (Sekiou, 2015).

Les résultats d'analyse de la tendance de la qualité de l'eau sont très encourageants, mais il faut encore mettre en place une surveillance plus rigoureuse des paramètres de pollution afin d'établir des priorités pour les interventions. Pour cela, nous appuierons ce travail par l'utilisation des indices de qualité des eaux dans la section suivante.

V.4. Évaluation de la qualité des eaux par le calcul des WQIAP, WQINSF, WQICCME et WQIR

L'analyse de l'indice de la qualité de l'eau (WQI) donne une vue d'ensemble de la qualité des eaux de surface et des eaux souterraines pour la plupart des usages domestiques. WQI est défini comme une notation qui reflète l'incidence composite de divers paramètres de la qualité de l'eau (Howland, 2017).

WQI donne des informations acceptables à certains moments et endroits, si elle est calculée en utilisant un nombre limité de données critiques et de paramètres de qualité de l'eau. Ainsi, premièrement, il faut choisir un ensemble de paramètres critiques, qui, ensemble, reflètent la qualité globale de l'eau pour les utilisations prévues (Verma et al., 2019).

V.4.1. Sélection des paramètres

Les résultats de l'analyse de l'ACP présentés dans cette étude concernent la première étape de l'élaboration des WQI, c'est-à-dire la sélection des paramètres. Le nombre de paramètres utilisés varie d'un modèle à un autre ; il est de cinq à six paramètres pour les modèles de l'indice malaysien (Hameed et al., 2016) et atteint jusqu'à 47 paramètres pour l'indice de la Colombie-Britannique (BCWQI), qui considère une grande quantité de variables.

En général, les paramètres les plus utilisés se situent autour de 10 et sont divisés en paramètres physiques et chimiques ainsi que des paramètres biologiques tels que les coliformes et les bactéries hétérotrophes. Ces derniers sont des indicateurs importants de la qualité de l'eau, car ils peuvent déterminer si l'eau est adaptée à des fins récréatives ou de consommation.

V.4.2. Calcul des indices de la qualité des eaux

V.4.2.1. Calcul de l'indice de la qualité Arithmétique pondéré WQIAP

L'indice de qualité de l'eau est soutenu par les paramètres physico-chimiques suivants : pH, DBO₅, DCO et O₂saturant, NO₃, NO₂, PO₄, Cond, MES, T. Dans le tableau ci-dessous, on montre un exemple de calcul de l'indice de la qualité de l'eau Arithmétique Pondéré en utilisant les normes de l'OMS et l'extrait du SEQ Eau version 2.

Tableau V.1 : Exemple de calcul de l'indice de qualité

| Paramètres | Unité | Vi | OMS | V0 | 1/Si | k | Wi | Qi | Wi*Qi | WQI |
|------------|-------|-------|------|----|------------|------------|------------|--------|------------|--------|
| DBO5 | mg/l | 4 | 3 | 0 | 0.3333 | 0.07927775 | 0.02642592 | 133.33 | 3.52345536 | 183.27 |
| NO3 | mg/l | 0.37 | 50 | 0 | 0.02 | 0.07927775 | 0.00158556 | 0.74 | 0.00117331 | |
| PO4 | mg/l | 3.37 | 0.5 | 0 | 2 | 0.07927775 | 0.1585555 | 674 | 106.866407 | |
| MES105 | mg/l | 18 | 25 | 0 | 0.04 | 0.07927775 | 0.00317111 | 72 | 0.22831992 | |
| pH | - | 7.6 | 8.5 | 7 | 0.11764706 | 0.07927775 | 0.00932679 | 40 | 0.37307176 | |
| Saturant% | % | 91.04 | 80 | 14 | 0.0125 | 0.07927775 | 0.00099097 | 116.88 | 0.11582479 | |
| T | °C | 23.3 | 25 | 0 | 0.04 | 0.07927775 | 0.00317111 | 93.2 | 0.29554745 | |
| Cond | sμ | 673.3 | 2500 | 0 | 0.0004 | 0.07927775 | 3.1711E-05 | 29.932 | 0.00085404 | |
| NO2 | mg/l | 0.09 | 0.1 | 0 | 10 | 0.07927775 | 0.7927775 | 90 | 71.349975 | |
| DCO | mg/l | 26 | 20 | 0 | 0.05 | 0.07927775 | 0.00396389 | 130 | 0.51530538 | |
| | | | | | 12.6138804 | | 1 | | | |

V.4.3. Comparaison entre les trois indices classiques APWQI, NSFQI et CCMEWQI.

Le Calcul du APWQI, du NSFQI et du CCMEWQI réalisé pour les sept stations montre des ressemblances et des dissemblances notables dans l'évaluation de la qualité des eaux, comme les montrent les figures (V.26) (a, b, c, d, e, f, g).

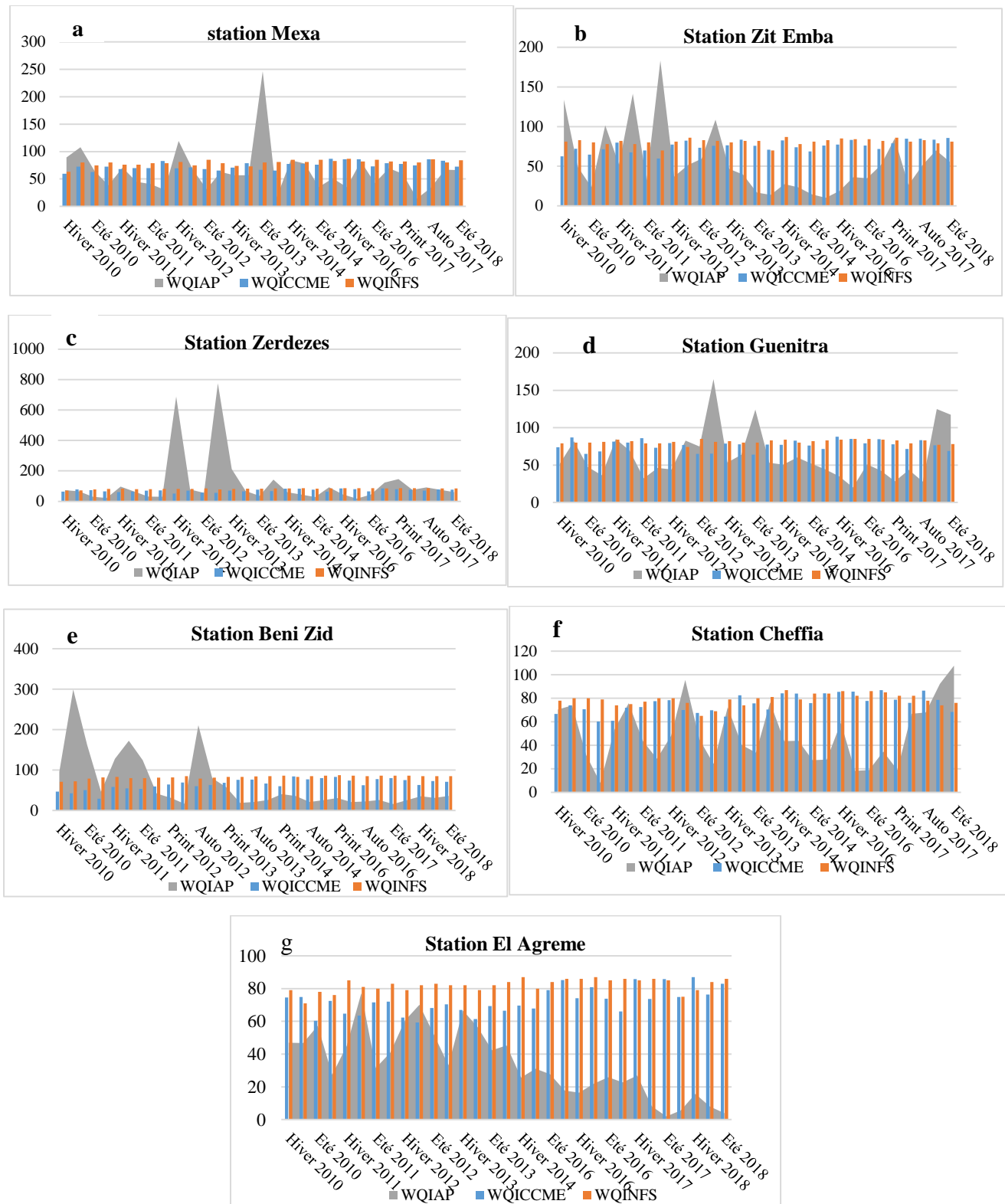


Figure V.26 : Comparaison entre les trois indices utilisés dans l'évaluation de la qualité des eaux de la surface du bassin Côtiers Constantinois de 2010 à 2018.

Selon la figure V.26, on constate que la variation des indices CCMEWQI et NSFQI est semblable pour les sept stations. Les deux indices évoluent de la manière monotonique durant la période de 2010 à 2013, avec des valeurs situées entre 51 et 80. Les teneurs de l'CCMEWQI s'avèrent supérieures à celles trouvées par Amarchi & Rachedi (2015) dans la rivière Seybouse et Bouslah (2017) au niveau du barrage Mexa. Les résultats indiquent que la qualité de l'eau est qualifiée de "mauvaise", avec une valeur d'indice allant de 18,3 à 30,4. Cela signifie que la qualité de l'eau est presque toujours menacée ou altérée. Tandis que les valeurs globales de l'NSFWQI sont en concordance avec les rapports antérieurs rapportés par Benouara et al. (2016) dans différentes parties de la zone de la municipalité de Seraidi. La qualité de tous les échantillons est seulement moyenne à bonne et pourrait être utilisée pour la boisson et d'autres usages domestiques, mais seulement après un traitement approprié.

Alors que l'indice Arithmétique Pondérée APWQI a permis de révéler la présence de pics de pollution dans les saisons d'été de 2013 pour la station Mexa, d'automne de 2011 pour la station Zit Emba, d'automne 2012 pour les deux stations Zardezas et Guenitra, ainsi que dans les saisons suivantes : automne 2016, hiver et printemps 2017 pour la station Zardezas, et été 2018 pour la station Guenitra, ces pics de pollution n'ont pas été clairs par l'utilisation des deux indices CCMEWQI et NSFQI. Les résultats obtenus sont comparables à ceux réalisés par (Shah & Joshi, 2015) le long du bassin de la rivière Sabarmati, en Inde. Il a été observé que la principale cause de la détérioration de la qualité de l'eau était due aux activités anthropogéniques élevées, au rejet illégal d'eaux usées et d'effluents industriels, au manque d'assainissement approprié, aux sites de rivière non protégés et au ruissellement urbain.

Les valeurs élevées de l'APWQI enregistrées dans toutes les stations reviennent probablement au volume important de débit de la rivière en saison humide et au volume des crues orageuses en saison estivale, conformément aux commentaires de Noori et al. (2019). De plus, le contournement des eaux usées vers le milieu naturel au lieu d'être acheminé vers la station d'épuration pour être traité pourrait également contribuer à ces valeurs élevées.

Le APWQI a pu montrer, contrairement aux autres indices, que la qualité globale des eaux dans toutes les stations étudiées était, mise à part de quelques bonnes valeurs, considérablement dégradées, allant de « mauvaise » à « très mauvaise », avec la présence d'un nombre important de valeurs inadaptées à la consommation. En revanche, les deux indices CCMEWQI et NSFQI montrent que ces eaux sont respectivement de qualité passable et bonne. Ce résultat est signalé par House (1989) et Gao et al. (2020), qui notent que l'indice arithmétique pondéré APWQI fournit les meilleurs résultats pour l'indexation de la qualité générale de l'eau.

Les différences dans l'évaluation des trois indices, basées sur les mêmes paramètres de calcul, sont dues a priori à la formule d'agrégation finale, qui peut entraîner des évaluations différentes. Ces différences peuvent également être attribuées à la spécificité de ces indices à la région géographique où ils ont été générés, ainsi qu'à leurs plages de classification de la qualité de l'eau.

V.5. Comparaison entre l'indice arithmétique pondéré APWQI et l'Indice régularisé RWQI

Poursuivant l'investigation sur la qualité des eaux, nous avons élaboré un nouvel indice basé sur les composantes principales. Cela a été réalisé en remplaçant les entrées classiques de l'indice par les huit premières composantes principales, dont les valeurs propres supérieures à 1.

Une comparaison de l'évaluation entre APWQI et RWQI est réalisée pour les sept stations. La visualisation de la tendance des deux indices est présentée à la figure V.27 (a', b', c', d', e', f', g').



Figure V.27 : Variation du APWQI et RWQI des eaux de surface bassin Côtiers Constantinois de 2010 à 2018

L'indice RWQI présente plus d'oscillations et points indicateurs de pollution que le APWQI. Contrairement au APWQI (indice classique), le RWQI permet de révéler la présence de pollution dans les saisons suivantes : le Printemps 2010 et l'Hiver 2011 pour les deux stations Zardezas et Mexa, l'Hiver 2014 et le Printemps 2018 pour la station Zit El-Emba, l'Automne 2010 et l'Été 2014 pour la station Guenitra, l'Hiver 2016 pour les deux stations El Agreme et Cheffia, et l'Été 2014 pour la station Beni Zid.

De plus, l'évolution de RWQI montre, contrairement au RWQI, qu'après le pic de pollution (Été 2014, Hiver 2010 et Automne 2011), la qualité des eaux des stations Mexa, Zit Emba et El Agreme successivement ne revient pas à son état initial. L'eau, après le pic de pollution, présente un potentiel de pollution, à l'inverse de l'indice classique APWQI qui montre le retour de la qualité des eaux à l'état initial avant le pic. Les résultats obtenus sont comparables à ceux réalisés par Sutadian et al. (2017) et Soltani et al. (2021), qui proposent des approches alternatives comme des outils appropriés pour établir les pondérations des paramètres de qualité de l'eau.

En fait, la différence d'évaluation entre l'indice classique APWQI et le RWQI revient probablement au fait que le APWQI utilise 10 paramètres (déterminés par ACP), tandis que le deuxième utilise le résumé des 23 paramètres résultant de l'utilisation des 8 premières composantes principales. Cela a permis de détecter des points de pollution qui étaient auparavant éclipsés.

V.6. Utilisation du test ANOVA pour la comparaison entre les indices classique et l'indice régularisé

En outre, les variations entre les WQI ont également été authentifiées par les résultats de l'ANOVA. Le résultat de l'ANOVA a indiqué que l' WQIAP présentait une différence significative par rapport au NSFQI et au CCMEWQI ($P=0.015 < 0,05$) et avait des variations très hautement significatives avec le RWQI ($P < 0,001$). Les moyennes sont significativement différentes selon le test Tukey (le test Tukey est un test qui possède la capacité de la séparation des moyennes en groupes), enregistrant la variance la plus élevée en RWQI ($\overline{RWQI} = 194.05$), la moyenne en CCMEWQI et NSFQI et la plus faible en APWQI ($\overline{APWQI} = 68.11$).

V.7. Conclusion

L'état de la qualité du bassin côtier constantinois a été évalué à l'aide de trois méthodes : l'application du système SEQ eau, la mise en œuvre de la moyenne mobile arithmétique, et l'utilisation des indices de la qualité des eaux. Pour approfondir l'investigation sur la qualité des eaux, nous avons élaboré un nouvel indice, le RWQI.

Les résultats de l'application de système SEQ eau indiquent que la dégradation de la qualité des eaux est principalement liée à la pollution organique et aux nutriments, avec des concentrations élevées d'ammonium allant de 0,11 à 5 mg/L et de nitrites de 0,01 à 3,68 mg/L. Ces valeurs élevées sont attribuables à la présence importante de matériaux organiques et inorganiques tels que le limon et les sédiments. On remarque également que tous les barrages présentent des valeurs importantes de matière minérale en général.

Dans le but de déterminer les tendances de la qualité des eaux de surface à l'amont des stations de surveillance de la qualité des eaux des lacs des barrages et des oueds du bassin versant côtiers constantinois, la méthode de la moyenne mobile arithmétique a été appliquée. Cette méthode permet d'éliminer les petites variations et de maintenir les grandes tendances d'évolution des paramètres de pollution. Les résultats de l'application démontrent la puissance de la moyenne mobile en lissant les graphiques et en estimant les tendances de la qualité de l'eau.

La comparaison de l'évaluation de la qualité des eaux par les trois indices, **CCMEWQI**, **NSFWQI** et **APWQI**, montre que l'indice **APWQI** s'adapte mieux à la région géographique et évalue de manière plus précise la qualité des eaux du bassin versant côtier Constantinois. Il révèle davantage de pics de pollution et identifie les saisons de pollution de manière plus significative.

Les résultats ont indiqué un mauvais état de la qualité de l'eau pendant la saison humide, tandis que la meilleure qualité de l'eau a été observée en été. Les pollutions détectées sont attribuables au volume important de débit de la rivière pendant la saison humide, ainsi qu'au volume des crues orageuses pendant la saison estivale. De plus, elles sont également liées au contournement des eaux usées vers le milieu naturel au lieu d'être acheminées vers la station d'épuration pour être traitées.

L'indice **RWQIR** présente plus d'oscillations et points indicateurs de pollution que l'**APWQI**. De plus, contrairement à l'**APWQI** qui montre que la qualité des eaux revient à son état initial après le pic de pollution, l'évolution de **RWQI** indique que l'eau, postérieurement au pic de pollution, conserve un potentiel de pollution. Ceci est en opposition avec l'indice classique **APWQI** qui reflète le retour de la qualité des eaux à son état initial après un pic de pollution.

On conclut que l'indice régularisé **RWQI** bénéficie des avantages des composantes principales dans le résumé de l'ensemble de l'information en un nombre réduit de variables. Il a permis de révéler davantage de pics de pollution et s'étale pour mettre en lumière la qualité des eaux après ces pics de pollution.

Chapitre VI

Modélisation

Statistique

VI.1. Introduction

Classiquement, l'Indice de Qualité de l'Eau (WQI) est généralement calculé en utilisant des méthodes traditionnelles qui impliquent des calculs longs, consomment du temps et sont parfois associées à des erreurs accidentelles lors du calcul des sous-indices. Par conséquent, il est indispensable de fournir un modèle de prévision précis pour l'WQI. Plus récemment, des méthodes d'intelligence artificielle telles que les réseaux de neurones artificiels (ANN) ont été utilisées avec succès pour résoudre de nombreux problèmes de prédiction liés à l'ingénierie.

La modélisation par ces réseaux neuronaux artificiels (ANN) a la capacité de traiter des connaissances inconnues afin d'apprendre les fonctions complexes du modèle à partir d'exemples, c'est-à-dire en formant les ensembles de données d'entrée/sortie. Le plus grand avantage des ANN par rapport à d'autres approches de modélisation réside dans leur capacité à modéliser les processus complexes et non linéaires sans nécessiter de connaissance préalable de la relation entre les variables d'entrée et de sortie (Hameed et al., 2016; Singh et al., 2021).

Des recherches antérieures sur les problèmes de gestion de la qualité de l'eau ont montré que les techniques d'optimisation traditionnelles et l'approche des systèmes experts 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, les ANN apprennent la règle qui régit la prise de décision à travers une série d'expériences (Tripathi & Singal, 2019).

Les ANN deviennent très populaires de nos jours en raison de leur large gamme d'applicabilités et de la facilité avec laquelle elles peuvent traiter des problèmes complexes (Sujana, 2014).

Au départ, le nombre de neurones pour la couche d'entrée a été fixé à 10 (nombre de paramètres de qualité de l'eau : O₂%, DBO₅, DCO, NH₃, NO₂, PO₄, MES, Cod, T et pH). D'autre part, un neurone de la couche de sortie représente le WQI. Ensuite, le schéma optimal de division des données a été réalisé à l'aide d'un langage de programmation, avec 80 % pour la formation du réseau et 20 % pour le test du réseau, sur la base d'une procédure d'essai et d'erreur.

L'analyse ANN a été réalisée à l'aide de l'application « neural net fitting », à travers l'algorithme « feed forward back propagation », en utilisant la fonction de transfert « Tansig » et une seule couche cachée avec un nombre de noeuds changeant dans chaque essai afin de trouver le modèle le plus approprié (Benbouras, 2018). Dans cette étude, pour déterminer l'architecture du modèle, le nombre de neurones dans la couche cachée a été augmenté progressivement de 1 à $2n+1 / n$, où n est le nombre de neurones selon Hecht–Nielsen (1987) (Hui, 2011).

VI.2. Rappel de la méthodologie

VI.2.1. Application sur l'ensemble des données

Afin de trouver le modèle le plus approprié pour la prédiction de l'indice de qualité des eaux à l'aide des paramètres physico-chimiques sélectionnés après l'application de l'analyse en composantes principales, la méthodologie comprend les étapes suivantes :

- L'intégration des « Donnée de base » avec des logiciels d'analyses tels que SPSS ou R.
- L'analyse ANN a été réalisée à l'aide de l'application « *neural net fitting* », à travers l'algorithme «*feed-forward backpropagation* », en utilisant la fonction de transfert « Tansig » et une seule couche cachée avec un nombre de nœuds changeant dans chaque couche cachée afin de trouver le modèle le plus approprié. Pour déterminer l'ajustement du modèle le plus approprié, les données ont été divisées en deux parties, soit 80% pour la base d'apprentissage et 20% pour la base de test. En ce qui concerne la conception du réseau dans la méthode ANN, une seule couche cachée a été utilisée pour conférer souplesse et efficacité aux réseaux ; le calcul du nombre des nœuds dans la couche cachée a été appliqué selon la formule proposée par Hecht–Nielsen (1987) (Hui, 2011) (Tableau III. 11).
- Deux modèles de prédiction par ANN ont été proposés. le premier modèle de prédiction a été construit à partir des dix variables : $O_{2\text{dissous}}$, DBO_5 , DCO , NH_3 , NO_2 , PO_4 , MES, Cond, T et pH, comme paramètres d'entrée, et l'APWQI comme paramètre de sortie. Pour le deuxième modèle, les huit premières composantes principales ont été considérées comme entrée, avec l'indice RWQI (indice arithmétique pondéré régularisé) comme sortie.
- Afin de déterminer le modèle le plus approprié pour prédire la valeur des paramètres des modèles ANN sur la base des indicateurs de performance statistique, l'approche de validation croisée à 5 plis est utilisée pour évaluer la performance des modèles. Tandis que, le coefficient de corrélation de Pearson (R), l'erreur quadratique moyenne (RMSE), l'erreur absolue moyenne (MAE), l'indice de dispersion (IOS) et le coefficient de détermination (R^2) sont ainsi des paramètres fondamentaux fréquemment utilisés pour estimer la performance d'une prédiction. Ainsi Smith (1986) a proposé les limites suivantes pour évaluer :
 - $|R| \geq 0,8$: forte corrélation.
 - $0,2 \leq |R| < 0,8$: la corrélation existe.
 - $|R| < 0,2$: faible corrélation.

VI.3. Prédiction de l'indice arithmétique pondéré classique APWQI et l'indice régularisé RWQI

Deux modèles de prédiction par ANN ont été élaborés. Le premier modèle de prédiction a été construit à partir des dix variables suivantes : $O_{2\text{dissous}}$, DBO_5 , DCO , NH_3 , NO_2 , PO_4 , MES_{105} , $Cond$, T et pH , en tant que paramètres d'entrée, et l'APWQI comme paramètre de sortie. En ce qui concerne le deuxième modèle, les huit premières composantes principales sont considérées comme des entrées, avec l'indice RWQI (indice arithmétique pondéré régularisé) comme sortie.

VI.3.1. Prédiction neuronale de l'indice classique (APWQI)

On applique le réseau neurone artificiel sur l'ensemble des données des 7 stations, ainsi qu'à deux stations pour une comparaison des performances des modèle. Le recours à l'analyse en composantes principales nous a amenés à sélectionner 10 variables en raison de leur impact élevé sur la détermination des caractéristiques de la qualité de l'eau et de leurs corrélations élevées avec les premières composantes principales. La figure VI.1 présente l'analyse par les boîtes à moustaches des 10 paramètres d'entrée du modèle pour l'ensemble des données des 7 stations.

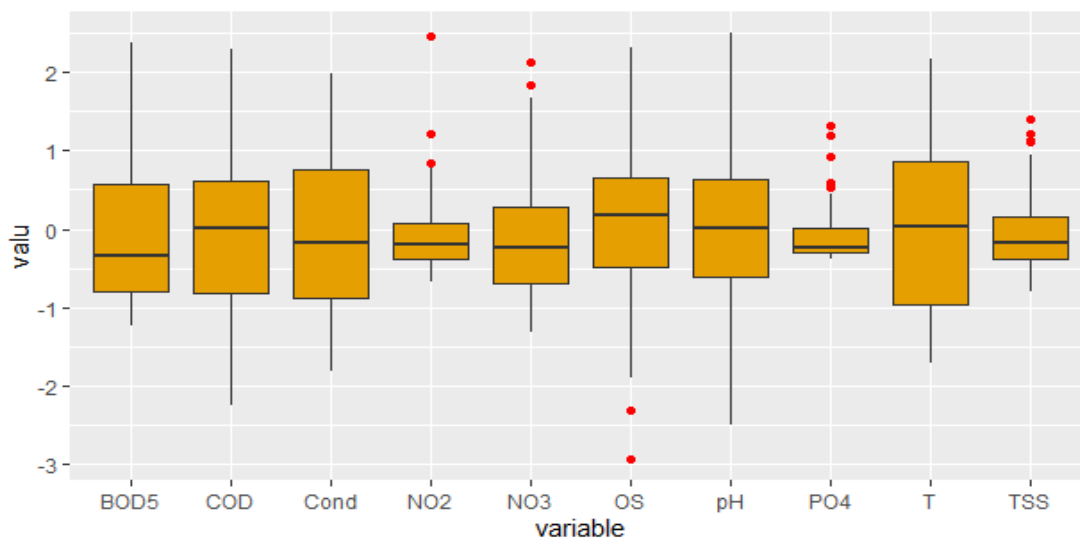


Figure VI.1 : Analyse de la boîte à moustache des dix paramètres physico-chimiques

Les résultats de l'analyse par les boîtes à moustaches des ensembles des données des 7 stations montrent que, pour les paramètres PO_4 , NO_2 , et MES , le corps de la boîte est petit (les rectangles sont ramassés) et les moustaches sont courtes. Cela indique que les valeurs sont plus uniformes et moins dispersées, car elles se rapprochent de la médiane. La distribution est plus étirée vers les valeurs maximales pour le DBO_5 et vers les valeurs minimales pour la DCO .

En ce concerne les paramètres NO_3 , pH , $O_{2\text{dissous}}$, $Cond$, et T , la position de la médiane est centrée dans la boîte ; équivalente au centile ($Q_2=50$ centile). Ces paramètres sont homogènes, et la forme de la boîte est symétrique. Les boîtes à moustaches indiquent la présence de valeurs éloignées (extrêmes), ce qui témoigne de la grande variabilité des données (Fartas et al., 2022).

VI.3.1.1. Prédiction de l'indice classique (WQIAP) pour la station Guenitra (03 07 01)

Les données utilisées dans cette section sont issues du fichier brut, et ce sont les paramètres mensuels élaborés dans le calcul de l'Indice Arithmétique Pondérée « dix paramètres ». La population constituée de 150 individus et 10 variables.

Dans le modèle de prédiction par réseau neuronal de la station Guenitra, 100 ensembles de données sont utilisés pour la formation, tandis que les 50 autres ensembles de données sont réservés pour le test. Initialement, le modèle a été formé avec les variables d'entrée et de sortie sélectionnées sous $(2n+1)$ nombres de neurones, et la meilleure performance a été obtenue avec 7 neurones dans la couche cachée (10.7.1). Ensuite, des tests ont été effectués à l'aide de l'ensemble de données restant. Pour évaluer la précision de ce modèle, la longueur des ensembles de données et le nombre de neurones ont été modifiés. Les essais ont été effectués jusqu'à ce que la valeur du coefficient de corrélation devienne faible.

L'architecture optimale des modèles ANN est déterminée en fonction de l'erreur quadratique moyenne minimale et du coefficient de corrélation maximal des données. La figure VI.2 illustre l'architecture du modèle ANN le plus approprié utilisé pour la prédiction de l'indice de qualité de l'eau pondéré (APWQI) de la station de Guenitra.

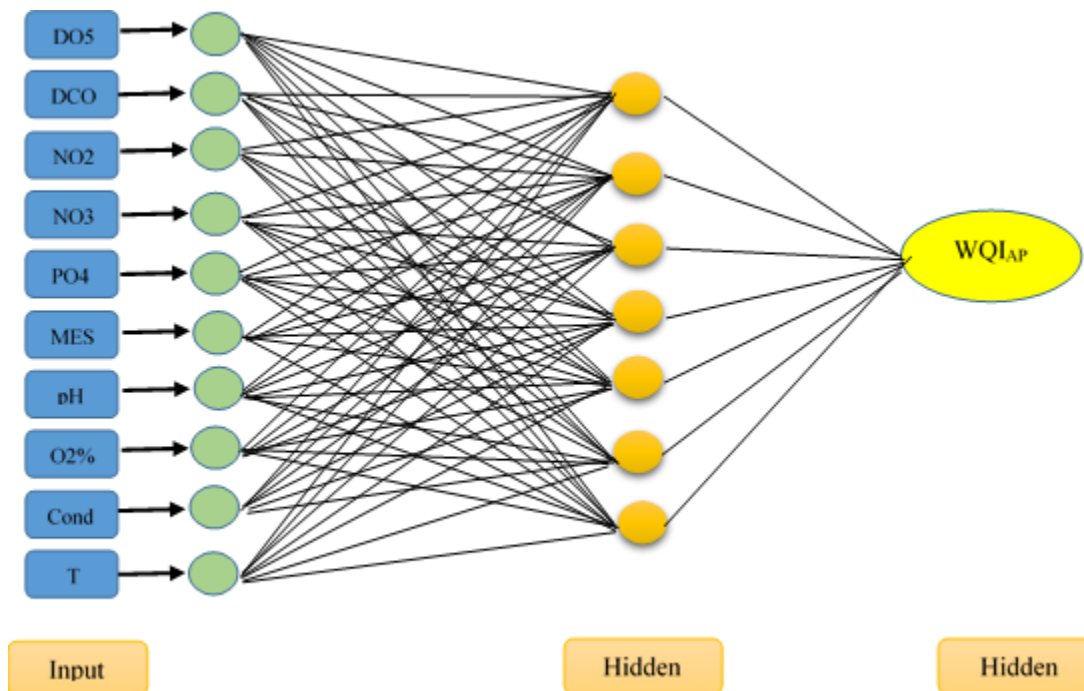


Figure VI.2 : Architecture du modèle ANN (10.7.1) de la station Guenitra

Ce modèle a été formé avec succès en 14 époques. Les résultats indiquent que la meilleure erreur quadratique moyenne est celle de la 8^e époque (MSE=33.3412 pour les données de validation, MES=31.5 pour les données d'apprentissage, et MSE =21.3431 pour l'ensemble des données), comme le montre la figure VI.5.

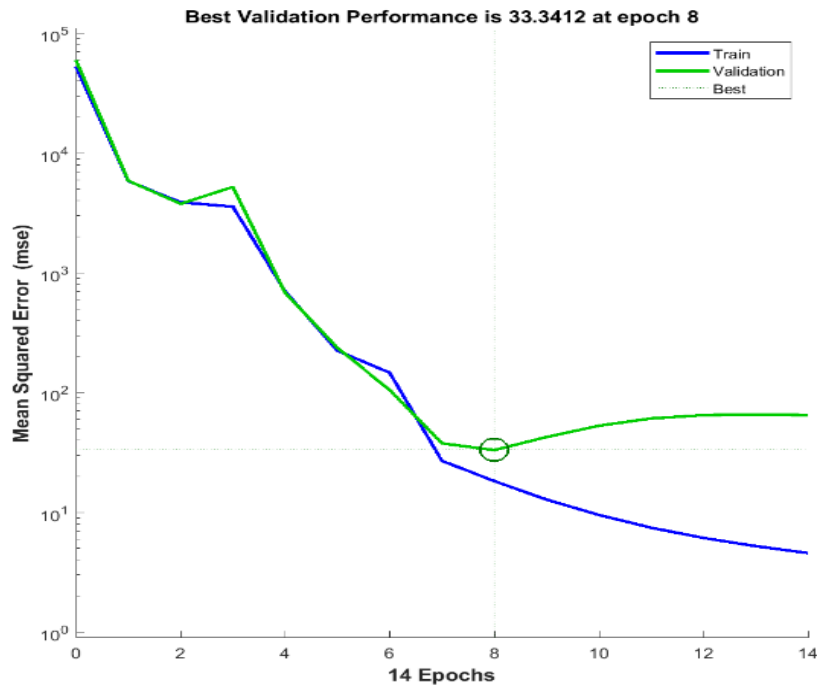


Figure VI.3 : Meilleure époque de performance du meilleur modèle ANN (10.7.1)

D'après la figure VI.3, les valeurs de MSE de la phase de formation continuent à diminuer, tandis que dans la courbe de la phase de validation, on observe une perturbation. Cela est dû au fait que la quantité de données n'est pas excessive. Malgré cela, le modèle ANN a atteint une valeur acceptable de MSE.

La figure VI.4 affiche l'histogramme des erreurs obtenues à partir des résultats de la simulation du modèle ANN le plus approprié. Les résultats indiquent que la plupart des erreurs entre les valeurs mesurées et celles attendues se situent entre -8 et +8, et la distribution est concentrée autour de la ligne d'erreur zéro.

Le but de cette présentation est d'analyser la distribution du taux d'erreur autour de la ligne d'erreur zéro. Plus les barres d'erreur sont concentrées autour de la ligne d'erreur zéro, plus nous pouvons dire que le modèle a la capacité de faire de bonnes prédictions des opérations.

La figure V.5 montre les diagrammes de dispersion des valeurs prédites et mesurées de l'indice pour le modèle le plus approprié (10.7.1). Les résultats indiquent que le modèle est proche de la ligne idéale pour le nuage de points, ce qui montre qu'il existe une forte corrélation ($R= 0.99799$ pour les données d'apprentissage et 0.9877 pour les données de validation). Selon la classification de Smith (1986), ceci indique que l'indice de qualité de l'eau (WQI) est bien corrélé avec l' $O_2\%$, DBO_5 , DCO , NH_3 , NO_2 , PO_4 , MES , Cod , T et pH , et prouve également l'existence d'un puissant apprentissage du modèle (10.7.1). Dans ce cas, la valeur de R obtenue est assez élevée (0,990) et fiable.

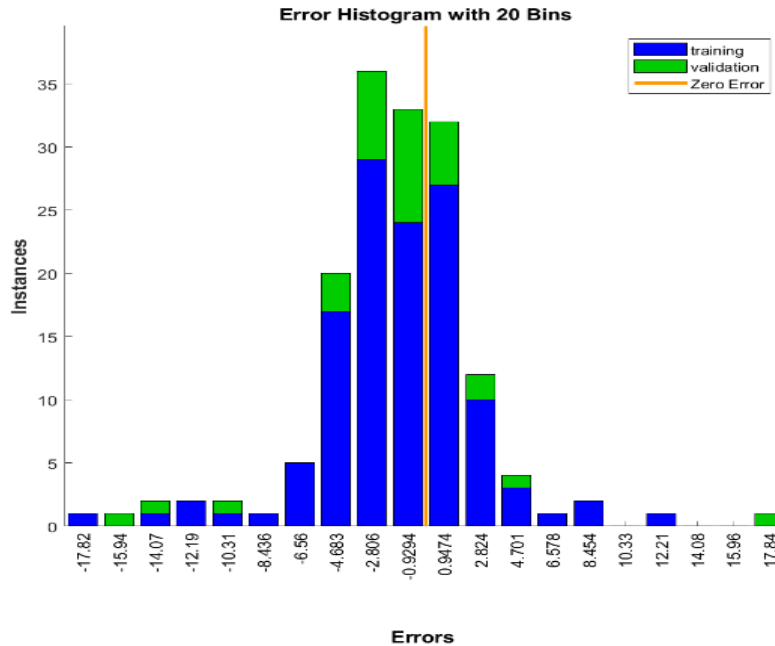


Figure VI.4 : Histogramme d’erreur du modèle ANN le plus approprié

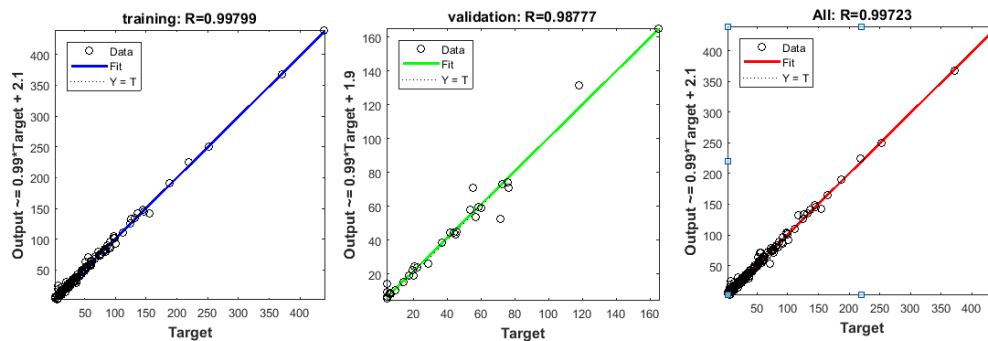


Figure VI.5 : Diagramme de dispersion entre l’indice de qualité prévu et mesuré par le modèle ANN dans la formation, la validation, et tous les ensembles de données.

Le positionnement très proche des points par rapport à la ligne de compatibilité (presque identique) avec la petite quantité de données indique que l’opération de modélisation de l’indice de qualité de l’eau (WQI) à l’aide de l’ANN a été effectuée correctement. La performance d’un modèle ANN en phase de validation est considérée comme un indicateur très important de la pertinence du modèle.

Ces résultats sont comparables à ceux de (Mohammadi et al., 2016) qui ont trouvé un modèle très proche de nos résultats en utilisant 11 paramètres d’entrée (11.7.1) avec un coefficient de détermination ($R^2 = 0.98$), ainsi qu’à l’étude de Singh et al. (2009), qui a trouvé le modèle optimal de (11.11.1).

VI.3.1.2. Prédiction de l'indice classique (WQI_{AP}) dans la station Zardezas (03 09 02)

L'architecture optimale des modèles ANN est déterminée en fonction de l'erreur quadratique moyenne minimale et du coefficient de corrélation maximal des données. La figure VI.6 illustre l'architecture du modèle ANN le plus adéquat utilisé pour la prédiction de l'indice de l'eau pondéré (WQI_{AP}) de la station de Zardezas.

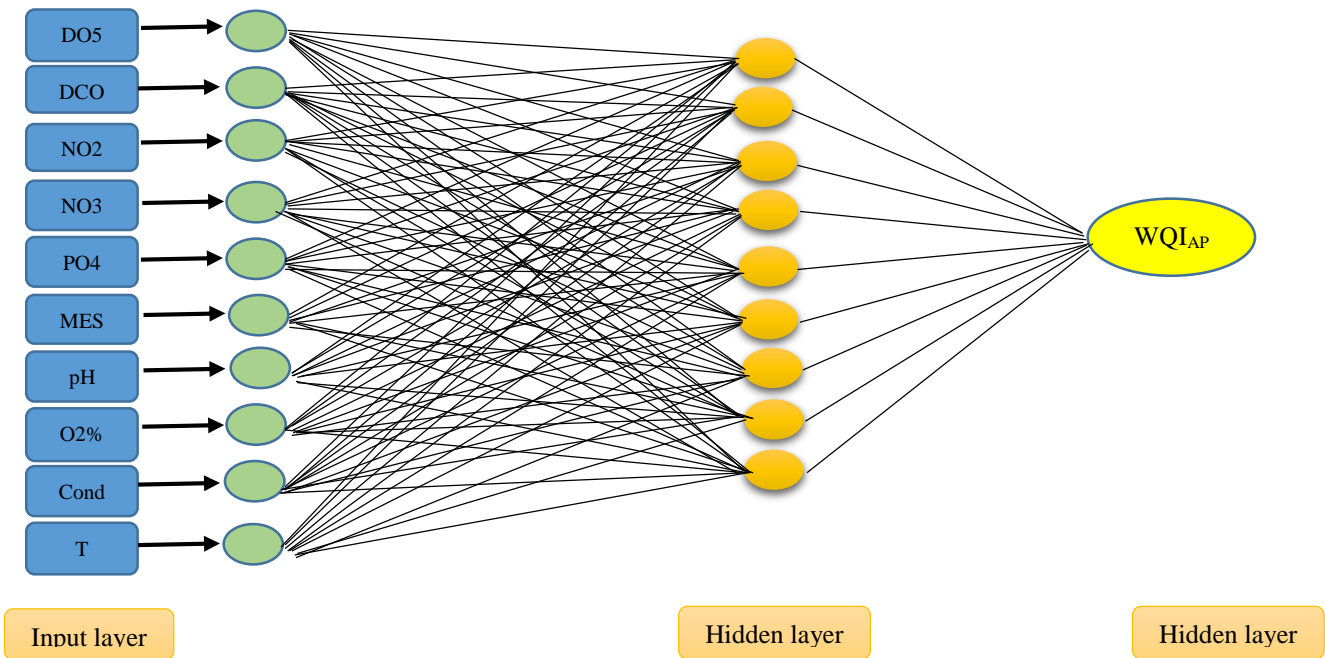


Figure VI.6 : Architecture du modèle ANN (10.9.1)

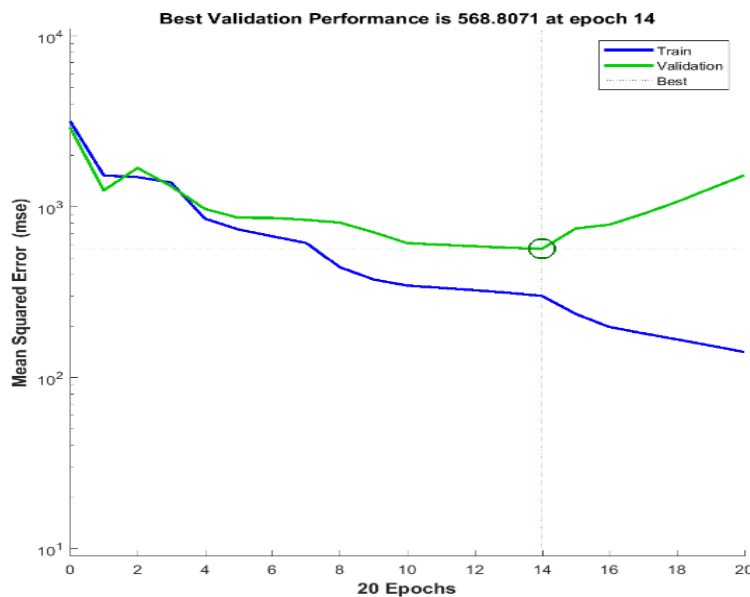


Figure VI.7 : Meilleure époque de performance du meilleur modèle ANN (10.9.1)

Ce modèle a été formé avec succès en 20 époques. Les résultats indiquent que la meilleure erreur quadratique moyenne est celle de la 14^{ème} époque (MSE=568.80 pour les données de validation, et MSE = 354.05 pour les données d'apprentissage), comme le montre la figure VI.7.

De plus, la figure VI.8 montre les diagrammes de dispersion des valeurs prédites et mesurées de l'indice pour le modèle le plus approprié (10.9.1). Le diagramme de dispersion de la station Zardezas est moins précis que celui de la station Guenitra. Les résultats indiquent une corrélation existante (un bon coefficient de corrélation) selon la classification de Smith (1986) (R= 0.89854 pour les données d'apprentissage et 0.76448 pour les données de validation), mais n'expliquent pas bien. Ceci indique que l'indice de qualité de l'eau (WQI) est bien corrélé avec l'O₂%, DBO, DCO, NH₃, NO₂, PO₄, MES, Cod, T et pH, mais prouve aussi qu'il n'y a pas de bon apprentissage.

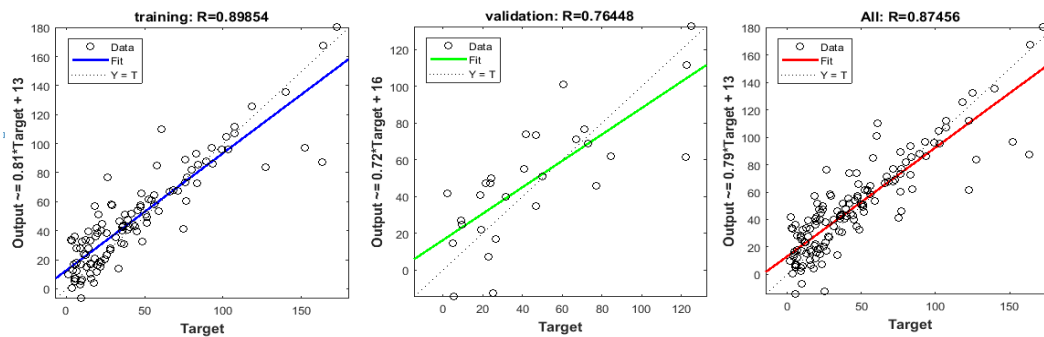


Figure VI.8 : Diagramme de dispersion entre l'indice de qualité prévu et mesuré par le modèle ANN dans la formation, la validation, et tous les ensembles de données

La figure VI.9 affiche l'histogramme des erreurs obtenues à partir des résultats de la simulation du modèle ANN le plus approprié. Les résultats indiquent que la plupart des erreurs entre les valeurs mesurées et celles attendues se situent entre -35 et +35, et la distribution est concentrée autour de la ligne d'erreur zéro.

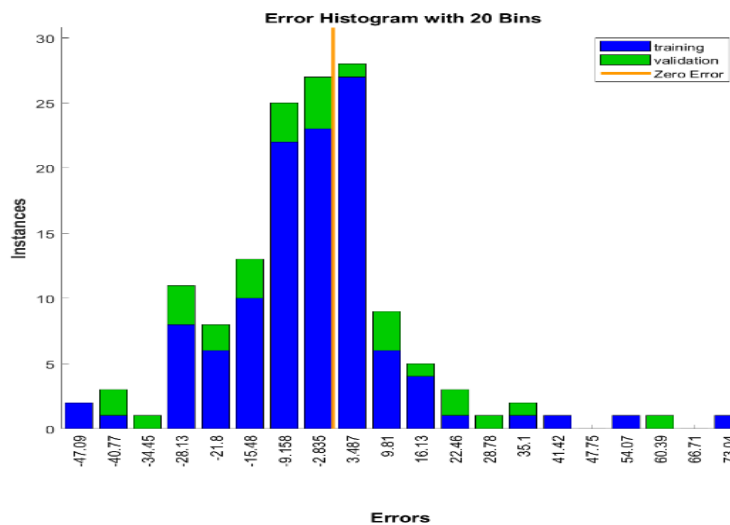


Figure VI.9 : Histogramme d'erreur du modèle ANN le plus approprié

VI.3.1.3. Prédiction de l'indice classique (WQI_{AP}), ensemble des données des 7 stations

VI.3.1.3.1. Application de réseaux de neurones artificiels pour la prédiction du WQI_{AP} de l'ensemble des données

L'architecture optimale des modèles ANN est déterminée en fonction de l'erreur quadratique moyenne minimale et du coefficient de corrélation maximal des données. La figure VI.10 présente la variation des coefficients des corrélations des données en fonction du nombre de nœuds. Basés sur le test d'un total de 205 échantillons, les résultats indiquent que la meilleure performance est obtenue à partir du modèle ANN avec 8 neurones dans la couche cachée (10.8.1).

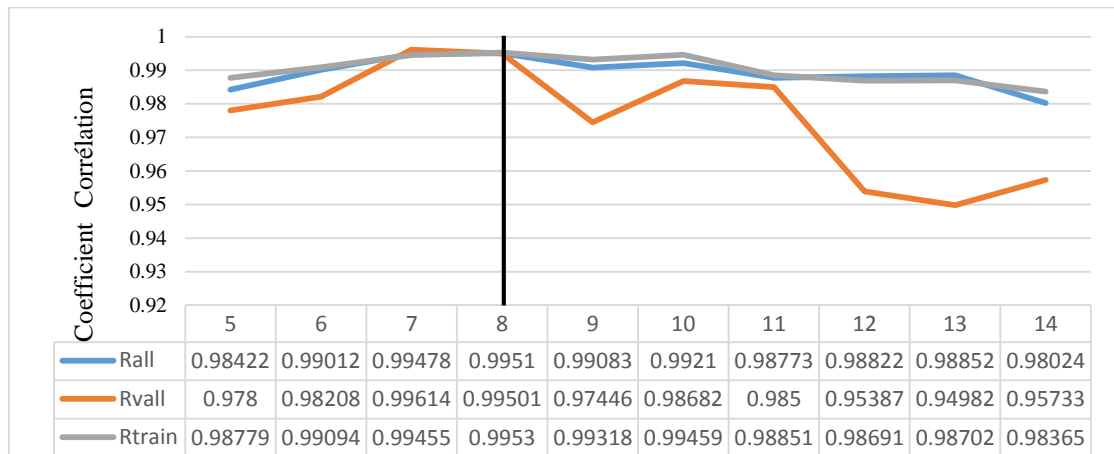


Figure VI.10 : Variation de Coefficient de corrélation en fonction des nœuds

La figure VI.11 illustre l'architecture du modèle ANN le plus approprié utilisé pour la prédiction de l'indice de l'eau pondéré (WQI_{AP}) (10.8.1).

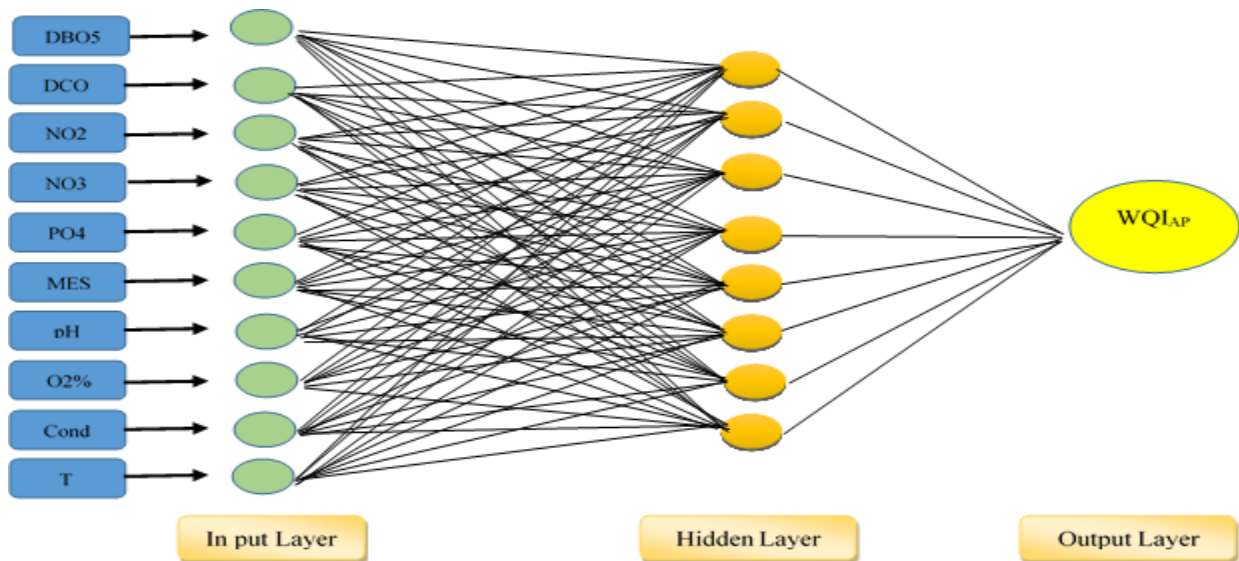


Figure VI.11 : Architecture du modèle ANN (10.8.1)

Ainsi, dans cette recherche, une procédure d'essai et d'erreur est utilisée pour déterminer les neurones optimaux de la couche cachée. Dans la procédure d'essai et d'erreur, nous avons commencé avec deux neurones cachés au départ, et le nombre de neurones cachés a été porté à $2n+1$ (Tableau III.3). L'architecture optimale a été déterminée sur la base des indices de performance R, RMSE, IOS, NE et MAE (tableau VI.1).

Tableau VI.1 : Modèles d'ANN testés de l'ensemble des données

| Mode | Architecture | | | Performance | | | | |
|-----------|--------------|----------------|----------|----------------|---------------|---------------|---------------|----------------|
| | Inputs | Hidden Neurons | Outputs | MEA | RMSE | IOS | R | NE |
| M1 | 10 | 5 | 1 | 11.6197 | 5.1003 | 0.0977 | 0.9842 | 0.96869 |
| M2 | 10 | 6 | 1 | 11.3513 | 4.0292 | 0.0772 | 0.9901 | 0.98046 |
| M3 | 10 | 7 | 1 | 9.7247 | 2.9393 | 0.0563 | 0.9948 | 0.98960 |
| M4 | 10 | 8 | 1 | 11.5119 | 2.8565 | 0.0547 | 0.9951 | 0.99018 |
| M5 | 10 | 9 | 1 | 11.4436 | 4.0187 | 0.0769 | 0.9908 | 0.98056 |
| M6 | 10 | 10 | 1 | 10.0134 | 3.6638 | 0.0702 | 0.9921 | 0.98384 |
| M7 | 10 | 11 | 1 | 10.1393 | 4.4953 | 0.0862 | 0.9877 | 0.97567 |
| M8 | 10 | 12 | 1 | 11.378 | 4.4286 | 0.0848 | 0.9882 | 0.97713 |

Le tableau VI.1 présente les critères d'évaluation des meilleures performances obtenues avec un nombre différent de neurones cachés. Il apparaît que le modèle (10.8.1) avec dix neurones de la couche d'entrée (nombre de paramètres de qualité de l'eau), huit neurones de la couche cachée et un neurone de la couche de sortie (**WQIAP** comme cible) présente la meilleure combinaison de neurones du premier modèle (figure VI.11).

En comparaison avec des études ultérieures, Singh et al (2021) notent dans leur recherche que le modèle (10.8.1) produit un bon accord des valeurs prédites avec les valeurs mesurées, avec R^2 de 0.9810 et un RMSE de 0,1324 respectivement.

Hameed et al (2016) mentionnent que l'indice des eaux tropicales en utilisant le modèle RBFNN (6.8.1) avec six neurones de couche d'entrée (nombre de paramètres de qualité de l'eau), huit neurones de couche cachée, et un neurone de couche de sortie (WQI comme cible) donne une très bonne performance de prédiction, les valeurs de R^2 , RMSE, et NE sont respectivement de 0,9872, 0,0157, et 0,9871.

Isyaka et al. (2018), avec un réseau neuronal artificiel multicouche, montrent que le modèle (14.10.1.1) avec quatorze paramètres physico-chimiques (comme paramètres d'entrée), dix nœuds dans la couche cachée et une sortie cible donne également d'excellents critères de performance (R^2 le plus élevé = 0,998 avec le RMSE le plus faible = 0,432).

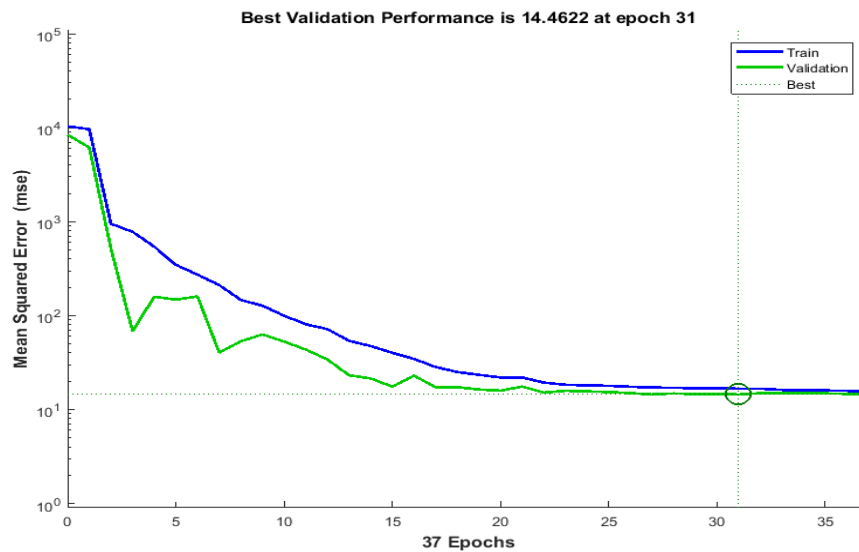
Les résultats soulignent que, en plus du nombre et du choix des paramètres, la nature de l'algorithme d'apprentissage, ainsi que le type et l'architecture du modèle (y compris le nombre de couches cachées), sont d'une grande importance pour obtenir le meilleur modèle de prédiction.

Le tableau VI.2 illustre la performance du meilleur modèle dans l'apprentissage, la validation, et la performance générale. Ce modèle a été formé avec succès dans 35 époques. Les résultats indiquent que l'erreur minimale a été atteinte à la 31^{ème} époque (MSE = 14.4622 pour les données de validation, MSE = 16.6812 pour les données d'apprentissage, et MSE = 8.159592 pour toutes les données), comme le montre la figure V.12.

Tableau VI.2 : Performance du meilleur modèle dans les différentes phases.

| | training | validation | All |
|------|----------|------------|---------|
| RMSE | 4.08426 | 3.80292 | 2.8565 |
| R | 0.9953 | 0.99501 | 0.99512 |

La figure VI.12 montre que les valeurs de MSE enregistrées au début de la phase d'apprentissage étaient élevées, mais on observe une diminution significative du MSE avec l'augmentation des époques, atteignant 14.4622 à l'époque 31. D'après la figure VI.12, les valeurs MSE de la phase de formation et de validation continuent à diminuer jusqu'à ce que les lignes soient confondues. Cela montre que le modèle ANN a atteint une valeur acceptable de MSE.

**Figure VI.12 : Meilleure époque de performance du meilleur modèle ANN (10.8.1)**

La figure V.13 représente la dispersion des valeurs prédites et mesurées de l'indice de qualité de l'eau (WQI) pour les données d'apprentissage et de validation dans le modèle ANN le plus approprié (10.8.1). Ce modèle a stimulé l'indice de qualité de l'eau avec une grande précision, obtenant un coefficient de corrélation ($R = 0,9953$) pour les données d'apprentissage et $R = 0,99501$ pour les données de validation, selon la classification de Smith (1986).

Le graphique de dispersion de l'ensemble des données est présent dans le but d'évaluer la performance totale du modèle ANN. La valeur R est égale à 0,99512 pour toutes les données, ce qui est visible dans le positionnement des ensembles des points sur la ligne de tendance des points (ligne en gris) et de la ligne d'égalité. Ceci indique que l'indice de qualité de l'eau (WQI) est bien corrélé avec l' $O_2\%$, DBO_5 , DCO , NH_3 , NO_2 , PO_4 , MES , Cod , T et pH .

Le positionnement très proche des points par rapport à la ligne bissectrice indique que l'opération de modélisation de l'indice de qualité de l'eau (WQI) à l'aide de l'ANN a été réussie. Ainsi, les valeurs sont interprétées comme une signification d'un achèvement acceptable de la phase de formation et de validation.

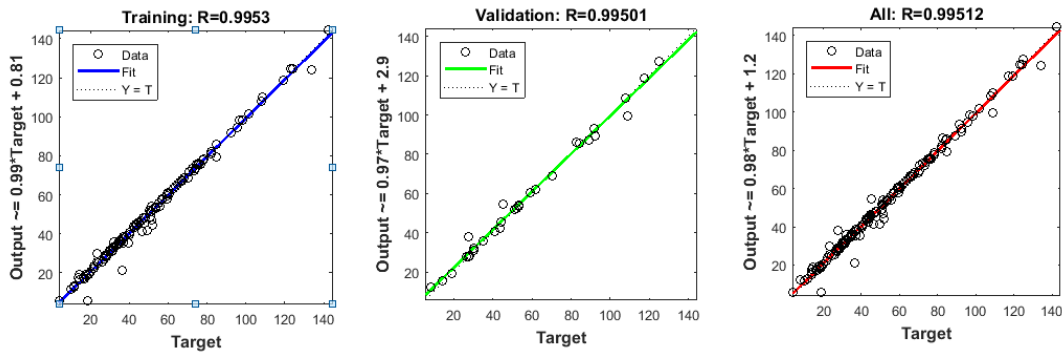


Figure VI.13 : Diagramme de dispersion entre l'indice de qualité prévu et mesuré par le modèle ANN dans la formation, la validation, et tous les ensembles de données

La figure VI.14 affiche l'histogramme des erreurs obtenues à partir des résultats de la simulation du modèle ANN le plus approprié. L'histogramme d'erreur est un type de présentation graphique dans lequel nous pouvons présenter en une seule fois l'erreur moyenne trouvée dans les phases de formation et de validation du modèle ANN.

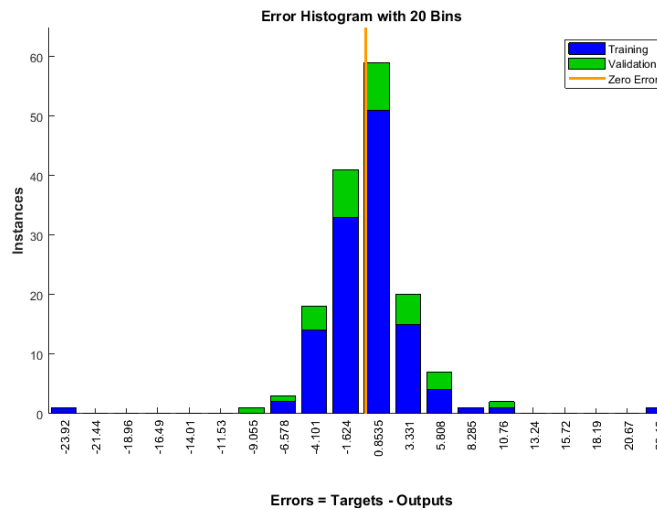


Figure VI.14 : Histogramme d'erreur du modèle ANN le plus approprié

Les barres vertes et bleues de la figure sont utilisées pour symboliser respectivement les données de validation et d'apprentissage. Les résultats confirment que la plupart des erreurs entre les valeurs mesurées et attendues se situent entre -5 et 5, et la distribution est concentrée autour de la ligne d'erreur zéro. Les résultats prouvent que l'ANN, conçue avec le modèle MLP, peut prédire l'indice de qualité de l'eau (WQI) avec une précision très acceptable.

La figure VI.15a croise les valeurs de l'indice de qualité de l'eau (WQI) observées sur les valeurs de l'WQI prévues pour l'ensemble des données.

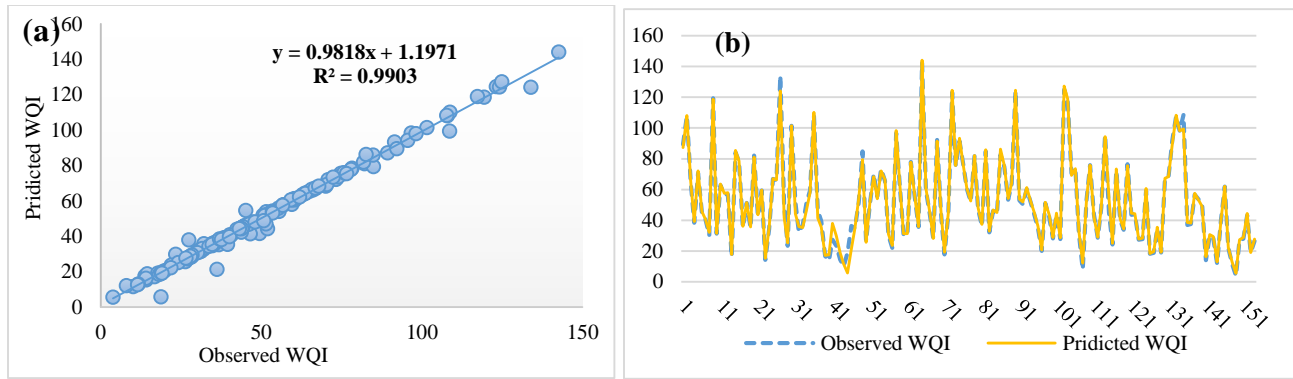


Figure VI.15 : Corrélation entre l'WQI prévu et l'WQI calculé du modèle ANN utilise dix variables pour l'ensemble des données.

Les points s'alignent sur la première bissectrice pour la relation de régression entre l'indice de qualité de l'eau (WQI) réel et l'WQI prédit par le modèle ANN pour l'ensemble des données (figure VI.15a), ce qui montre que la corrélation du modèle est très bonne ($R^2 = 0,99$). Le graphique de l'ensemble des données (figure VI.15b) montre la nature cohérente des données. Les points bleus indiquent les données mesurées, et les points jaunes présentent les données prévues de l'indice de qualité de l'eau WQI.

Le traçage de l'évolution de l'erreur relative (ER %) illustrée dans les figures (VI.16) montre que l'erreur relative de 90% de prédictions est comprise entre -32 % et +23 %.

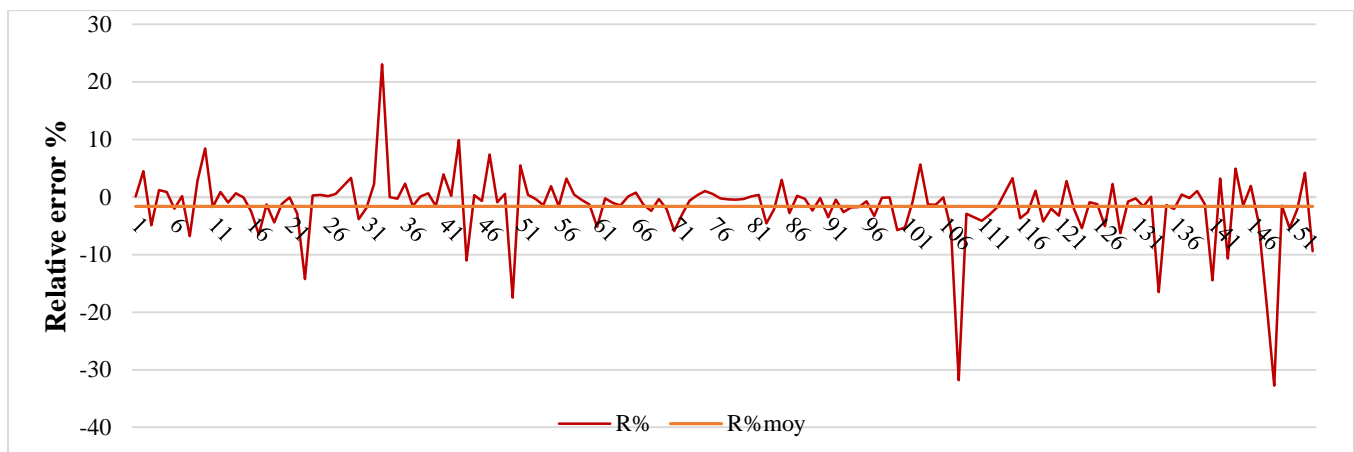


Figure VI.16 : Distribution de l'erreur relative, Model ANN utilisant dix variables.

VI.3.1.3.2. Évaluation du modèle le mieux ajusté à l'aide de l'approche de validation croisée K-fold

Par conséquent, après avoir sélectionné le modèle optimal sur la base des indicateurs de performance statistique, sa capacité de prédiction a été évaluée en utilisant l'approche de validation croisée K-fold. L'approche de validation croisée 5 fois a été efficacement utilisée pour évaluer la capacité de prédiction du modèle optimal. La figure VI.17 montre les mesures de performance des modèles ANN optimaux sur la base des données d'apprentissage et de validation pour chaque fractionnement.

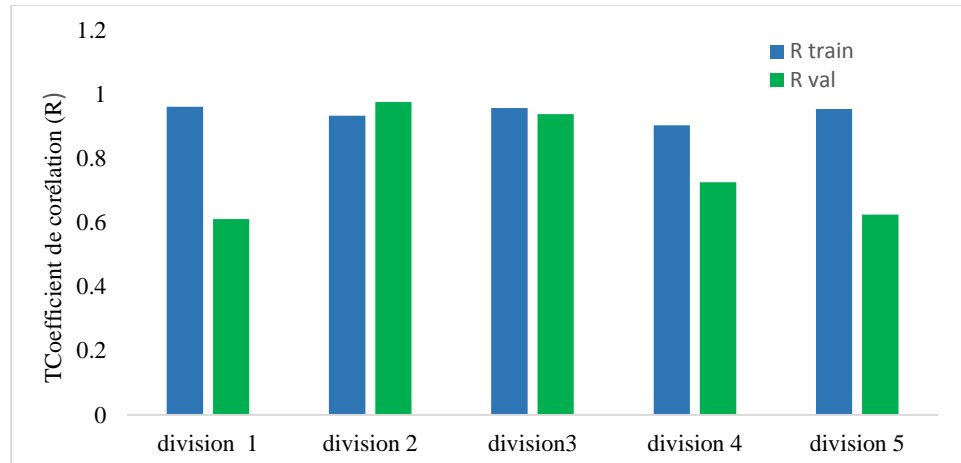


Figure VI.17 : Mesure de performance des modèles utilisant la validation croisée K-fold avec $K = 5$

En fonction des données d'apprentissage et de validation pour chaque fractionnement, les résultats démontrent la performance du modèle proposé. Il est clairement indiqué que le modèle ANN a atteint un bon niveau d'accomplissement. Le fait que R soit compris entre 0,90 et 0,96 pour les données d'apprentissage et entre 0,61 et 0,97 pour les données de validation dans les 5 divisions indique la capacité prédictive du modèle ANN le plus adéquat pour l'apprentissage des données, la génération de nouvelles données de validation et la surmonte des problèmes de surajustement ou de sous-ajustement.

VI.3.1.3.3. Analyse de sensibilité

Dans l'analyse de sensibilité, l'influence de chaque paramètre de la qualité de l'eau a été étudiée à l'aide de la procédure de poids de connexion, permettant ainsi de quantifier l'impact de chaque variable sur la prédiction du modèle.

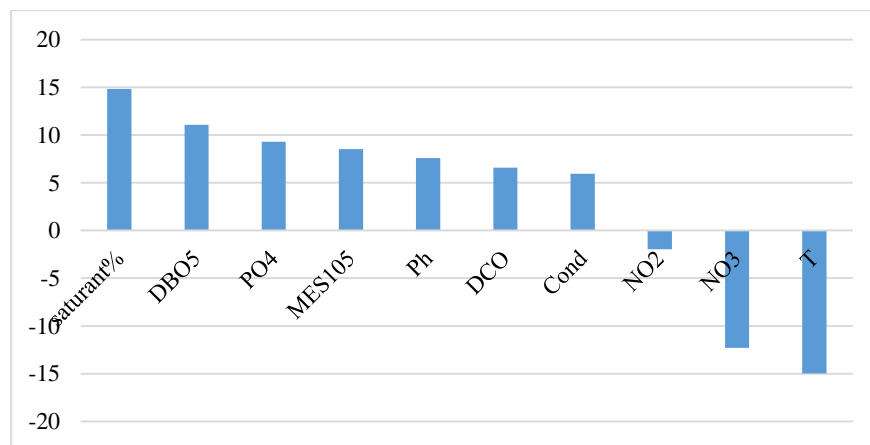


Figure VI.18 : Importance relative des variables d'entrée sur le modèle ANN de prédiction de WQI

L'analyse de l'importance des variables d'entrée, selon la méthode des poids de connexion (figure VI.18), met en évidence l'influence significative de la température, de l'oxygène saturant ($O_{2\text{saturant}}$), du nitrate (NO_3), du DBO₅, et des matières en suspension (MES) sur le modèle ANN simple de prédiction du WQI. En revanche, un effet relativement faible est observé pour les nitrites (NO_2).

VI.3.2. Prédiction de l'indice de qualité des eaux régularisé (WQIR) basé sur les composantes principales

Cette application tente de proposer une nouvelle approche pour l'estimation de l'indice régularisé à la base des 8 composantes principales de valeurs propres supérieures à 1 (figure VI.19). La fiabilité de cette approche a ensuite été testée à l'aide d'un réseau de neurones artificiels, appliqué à des échantillons constitués de 205 valeurs de composantes principales.

Pour la deuxième variante du modèle ANN, les huit Composantes principales (tableau VI.5. chapitre IV) ont été sélectionnées comme paramètres d'entrée et l'indice régularisé **WQIR** comme paramètre de sortie. Ce choix des entrées est proposé pour améliorer l'évaluation de la qualité des eaux du bassin côtier constantinois.

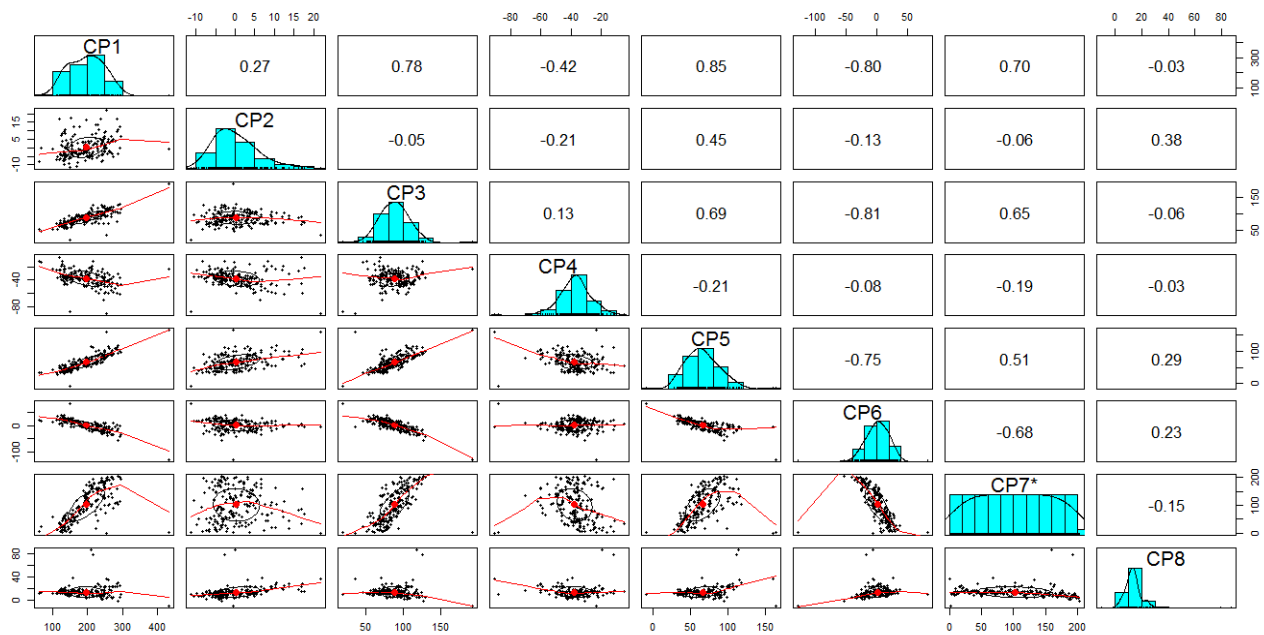


Figure VI.19 : Paires des composantes principales

VI.3.2.1. Matrice de corrélation

La matrice de corrélation entre les huit composantes principales pour le calcul de l'indice régularisé **WQIR**, présentée dans les figures (VI.20a) et (VI.20b) donne un aperçu sur le coefficient de corrélation R et de sa signification (ρ).

Les relations linéaires entre les 8 composantes sont évaluées par le calcul de la matrice de corrélation (figure VI 20.a). Au seuil de 5%, le coefficient de corrélation critique **Rc** est de **0.19** (Annexe VI). Les corrélations positives sont affichées en bleu, et les corrélations négatives en rouge. L'intensité de la couleur et la taille des cercles sont proportionnelles aux coefficients de corrélation. Les corrélations non significatives sont indiquées par une croix. Plusieurs corrélations significatives ont pu être identifiées (figure VI.20b) : la corrélation entre CP₆ avec CP₁, CP₃, CP₅ et CP₇; le CP₃ avec CP₁, CP₅ et CP₇; entre CP₁ avec CP₄, et aussi entre CP₂ avec CP₅ et CP₈.

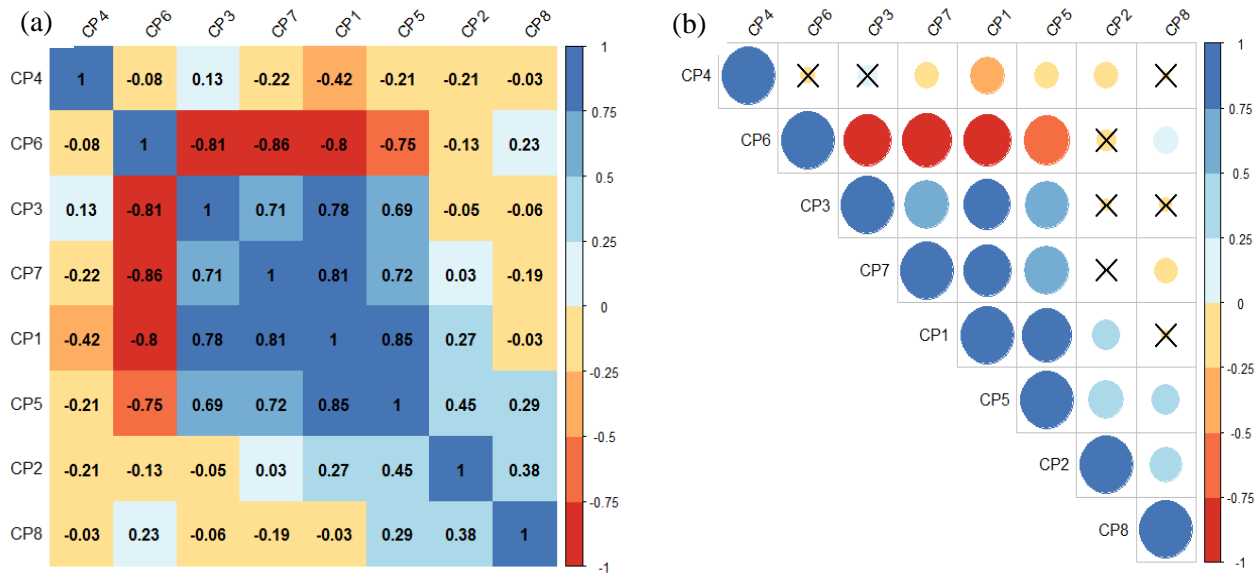


Figure VI.20 : (a) matrice de corrélation des 10 variables (b) combinaison entre le corrélogramme et le test de significativité

VI.3.2.2 Application de réseaux de neurones artificiels

L'architecture optimale des modèles ANN est déterminée en fonction de l'erreur quadratique moyenne minimale et du coefficient de corrélation maximal des données. Basés sur le test d'un total de 205 échantillons, les résultats indiquent que la meilleure performance est obtenue à partir du modèle ANN avec 4 neurones dans la couche cachée (8.4.1). La figure VI.21 illustre l'architecture du modèle ANN le plus approprié, utilisé pour la prédiction du **RWQI**.

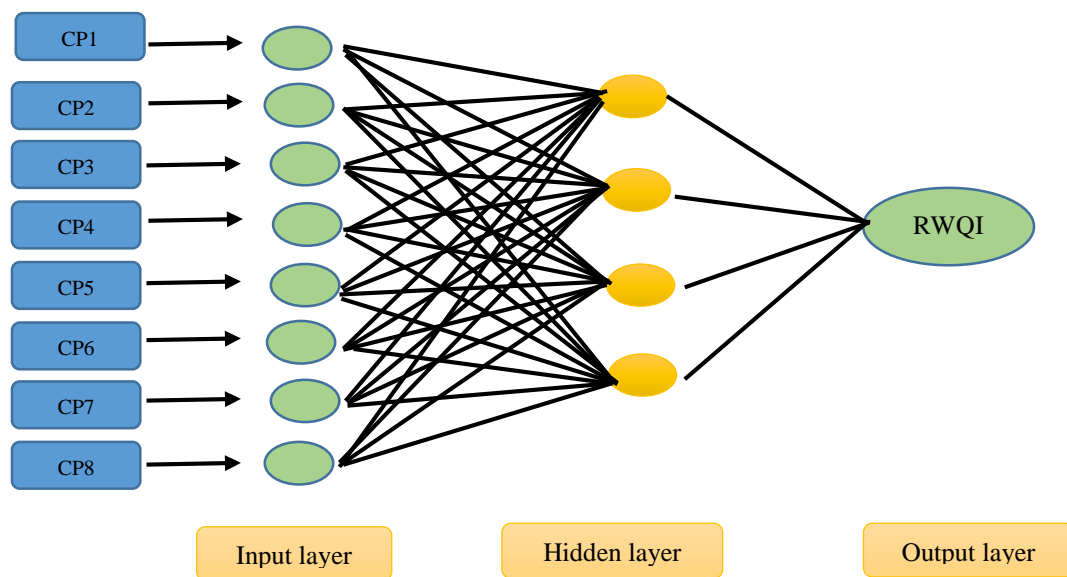


Figure VI.21 : Architecture du modèle ANN (8.4.1)

Le tableau VI.3 résume les critères de performance générale des modèles, de prédiction retenue par l'ANN à partir de l'indice RWQI.

Tableau VI.3 : Performance du modèle ANN retenu

| Mode | Architecture | | | Performance | | | | |
|-----------|--------------|----------------|----------|---------------|----------------|----------------|----------------|----------------|
| | Inputs | Hidden Neurons | Outputs | MEA | RMSE | IOS | R | NE |
| M1 | 8 | 2 | 1 | 0.4402 | 0.70852 | 0.00361 | 0.99994 | 0.99987 |
| M2 | 8 | 3 | 1 | 0.2110 | 1.09485 | 0.00558 | 0.99986 | 0.99969 |
| M3 | 8 | 4 | 1 | 0.1735 | 0.37722 | 0.00321 | 0.99998 | 0.99997 |
| M4 | 8 | 5 | 1 | 0.3479 | 1.76558 | 0.00901 | 0.99965 | 0.99922 |

Le tableau VI.3 présente les critères d'évaluation des meilleures performances obtenues avec un nombre différent de neurones cachés. Il apparaît que le modèle (8.4.1) - huit neurones de la couche d'entrée, quatre neurones de la couche cachée et un neurone de la couche de sortie (**RWQI** comme cible) - présente la meilleure combinaison du neurone (figure VI.21) avec un coefficient de corrélation de Pearson ($R= 0.9999$), une erreur quadratique moyenne ($MSE=0.1423$), une erreur absolue moyenne ($MEA=0.1735$), un coefficient de Nash-Sutcliff ($NE= 0.99997$) et un indice de dispersion ($IOS= 0.00321$).

Les résultats indiquent que la valeur minimale d'erreur quadratique moyenne est atteinte à la 20ème époque ($MSE=0.091867$ pour les données de validation, $MSE = 0.1550$ pour les données d'apprentissage et $MSE = 0.1423$ pour l'ensemble des données), comme le montre la figure VI.22. Les valeurs de MSE enregistrées au début de la phase d'apprentissage étaient élevées, mais on observe une diminution significative du MSE avec l'augmentation des époques jusqu'à la 20ème époque.

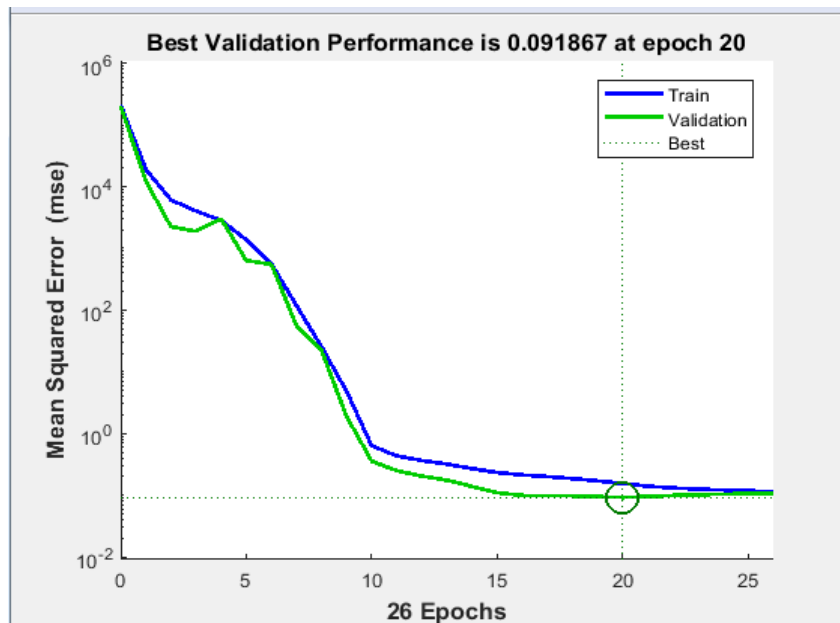


Figure VI.22 : Meilleure époque de performance du meilleur modèle ANN (8.4.1)

Ce modèle a été formé avec succès dans 25 époques. De plus, la figure VI.23 montre les diagrammes de dispersion des valeurs prédites et mesurées. Les résultats indiquent un bon coefficient de corrélation, $R= 0.99998$ pour les données d'apprentissage et 0.99997 pour les données de validation.

Selon la classification de Smith (1986), Ceci indique que l'**RWQI** est bien corrélé avec CP1, CP2, CP3, CP4, CP5, CP6, CP7 et CP8, et prouve également l'existence d'un puissant apprentissage du modèle (8.4.1).

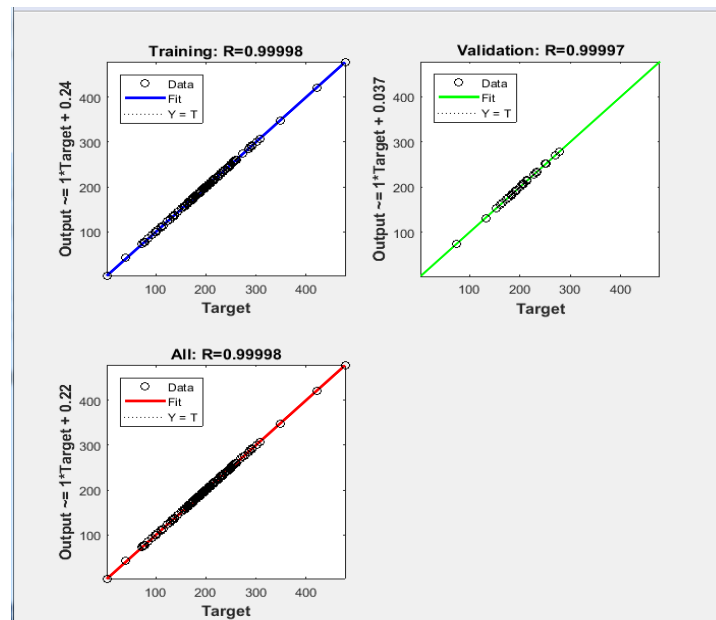


Figure VI.23 : Diagramme de dispersion entre l'indice de qualité calculé et prévu et mesuré par le modèle ANN dans l'apprentissage, la validation, et tous les ensembles de données.

La figure VI.24 affiche l'histogramme des erreurs obtenues à partir des résultats de la simulation du modèle ANN le plus approprié. Les résultats indiquent que la plupart des erreurs entre les valeurs mesurées et celles attendues se situent entre -1.44 et 1.44.

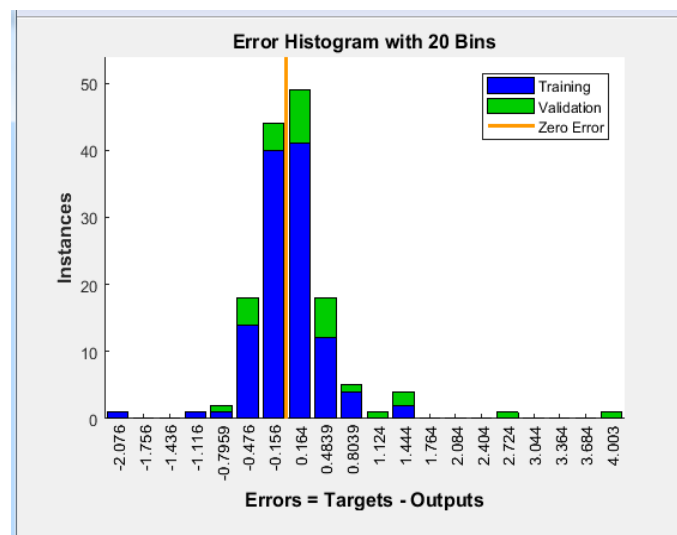


Figure VI.24 : Histogramme d'erreur du modèle ANN le plus approprié

La figure VI.25 croise les valeurs de WQI observées sur les valeurs WQI prévues. Les points s'alignent sur la première bissectrice, indiquant une corrélation très bonne du modèle ($R^2= 0,999$). Le modèle ANN basé sur les composantes principales présente les meilleures performances, son pouvoir explicatif et de prédiction est supérieur au modèle ANN simple.

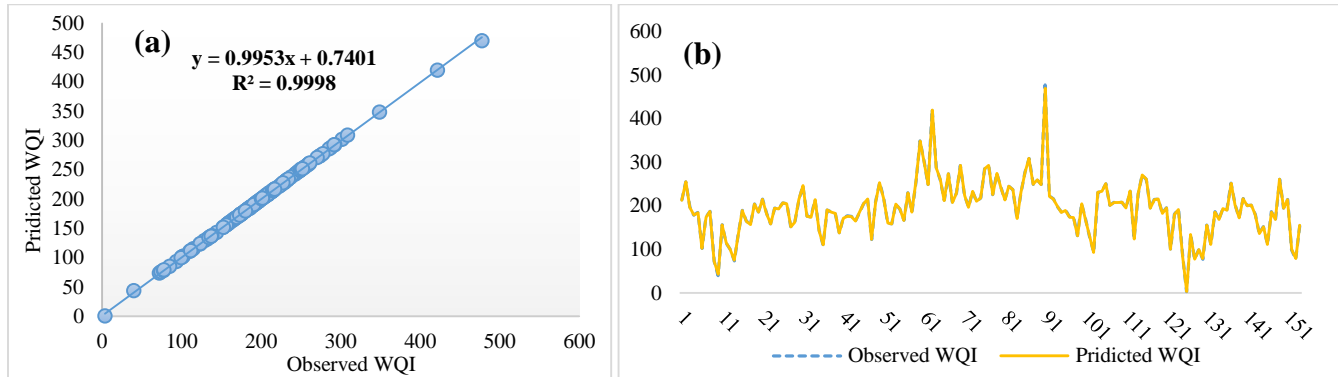


Figure VI.25 : Corrélation entre l'WQI prévu et l'WQI calculé du modèle ANN utilise huit composantes principales.

Les points s'alignent sur la première bissectrice pour la relation de régression entre l'WQI réel et l'WQI prédit par le modèle ANN basé sur les composantes principales (figure VI.25a), montrant une corrélation très bonne ($R^2= 0,9998$). Le graphique des ensembles des données (figure VI.25b) montre la nature cohérente des données. Les points bleus indiquent les données mesurées et les points jaunes présentent les données prévues de l'WQI.

L'erreur moyenne absolue en pourcentage (R%) (figure VI.26) du même ensemble de données de formation et de test utilisé pour prévoir l'WQIR sans le transformer en composantes principales est de - 0.05% et 0.01% respectivement.

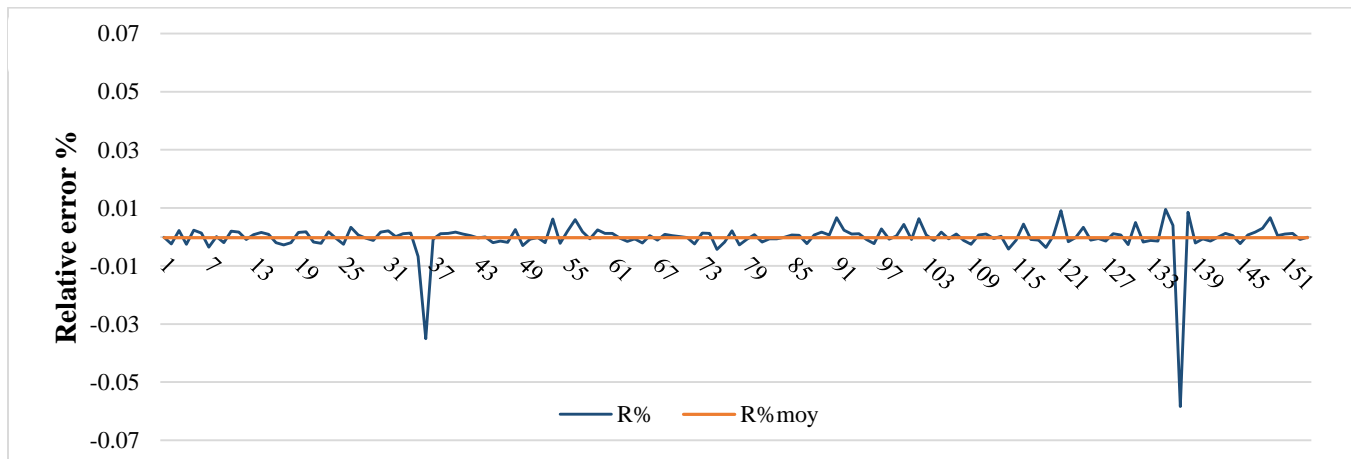


Figure VI.26 : Distribution de l'erreur relative du modèle ANN utilisant huit Composantes principales

Les résultats montrent que les modèles ANN ont des performances élevées pour prédire les indices APWQI, avec une nette amélioration marquée en faveur du modèle de prédiction de WQIR. Ce dernier est parcimonieux et permet d'obtenir des valeurs faibles de RMSE et des coefficients de corrélation élevés (R).

VI.3.2.3. Évaluation du modèle le mieux ajusté à l'aide de l'approche de validation croisée K-fold

L'approche de validation croisée 5 fois a été utilisée efficacement pour évaluer la capacité de prédiction du modèle optimal. La figure VI.27 présente les mesures de performance des modèles ANN optimaux sur la base des données d'apprentissage et de validation pour chaque fractionnement.

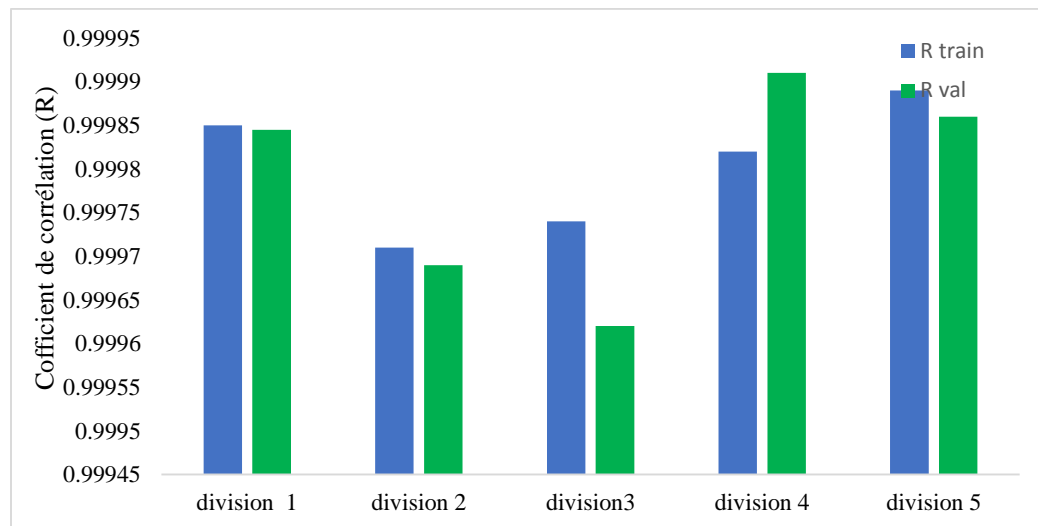


Figure VI.27 : Mesure de performance des modèles utilisant la validation croisée K-fold avec $K = 5$

Basé sur les données de formation et de validation pour chaque fractionnement, les résultats démontrent la performance du modèle proposé. Ils indiquent clairement l'accomplissement du modèle ANN. Le fait que le coefficient de corrélation (R) se situe entre 0,9997 et 0,9998 pour les données d'apprentissage, et entre 0,9994 et 0,9999 pour les données de validation dans les 5 divisions, témoigne de la capacité prédictive du modèle ANN le plus adéquat pour l'apprentissage des données, la génération de nouvelles données de validation, et pour surmonter les problèmes de surajustement ou de sous-ajustement.

VI.3.2.4. Analyse de sensibilité

En ce qui concerne l'analyse de l'importance relative des variables, il apparaît que (figure VI.28) pour le deuxième modèle (ANN basé sur ACP), la composante CP₂ (qui est positivement corrélée avec les nitrates) et la composante CP₆ (qui est positivement corrélée avec les nitrites) influent grandement sur le modèle ANN de prédiction de WQIR. La composante 2 est étroitement liée aux paramètres NO₃, Turbidité, pH et Température, tandis que la composante 6 est positivement corrélée avec NO₂ et Os%, est positivement corrélée avec NO₃ et Turbidité, et négativement avec le pH et la Température. En revanche les composantes CP₅ et CP₈ montrent les effets plus faibles.

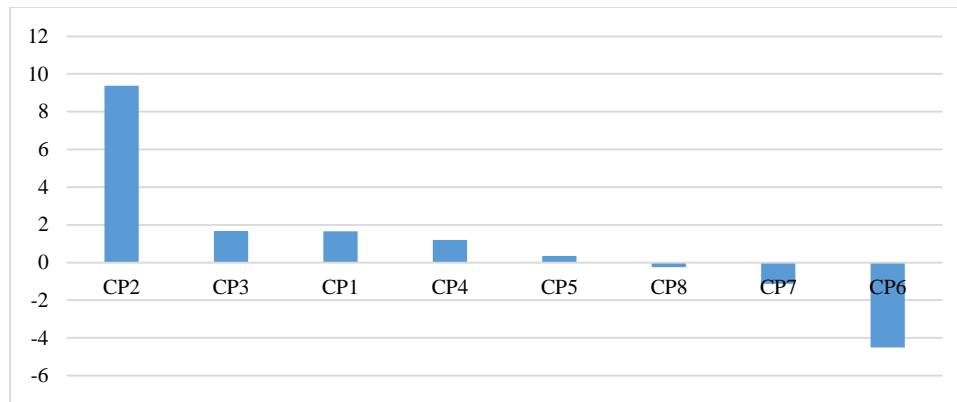


Figure VI.28 : Importance relative des variables d'entrée sur le modèle ANN de prédiction de WQI_R

Le modèle sélectionné apparaît moins complexe (une seule couche cachée) et plus efficace, avec un R^2 élevé et RMSE faible, par rapport aux deux modèles proposés par Isyaka et al. (2018), dont l'architecture est complexe, avec deux couches cachées (Tableau VI.4).

Table VI.4 : Performance du meilleur modèle dans les différentes phases

| | Architecture | R2 | RMSE |
|---------------------------|--------------|--------|-------|
| Modèle sélectionné | 8.4.1 | 0.9998 | 0.155 |
| Model 1 | 14.8.1.1 | 0,999 | 0,159 |
| Model 2 | 6.4.1.1 | 0,950 | 2,351 |

Le tableau VI.4 indique que le modèle de dimension réduite à la meilleure combinaison d'entrées et de sorties capables de prédire l'WQI avec une grande précision. L'approche alternative que nous avons proposée pour développer ce nouvel indice (WQIR) a montré de bons résultats par rapport à l'WQI classique, grâce aux avantages des composantes principales qui résument toutes l'information dans un nombre réduit de variables.

Ces résultats, contrairement à d'autres recherches, sont meilleurs que ceux rapportés par Sahaya Vasanthi and Adish Kumar (2019), dont l'architecture est différente de celle que nous proposée. Leurs modèles contiennent une composante principale dans chaque itération.

Alors que Bedi et al. (2020) sont allés vers le maximum en utilisant 66 entrées, 33 neurones dans la couche cachée, une seule sortie, et deux fonctions (linéaire et sigmoïde) dans leur modèle. Ce dernier présente une très bonne performance de prédiction, avec des valeurs de R^2 , RMSE et NE respectivement de 0,9872, 0,0157, et 0,9871.

En outre, il est évident que l'algorithme RNN multi couche a prédit l'WQI avec précision et avec une performance satisfaisante, même sans utiliser les paramètres $O_2\%$, T, PO_4 , NO_3 , pH et Conductivité. En fin de compte, cette étude a clairement montré qu'il est possible de réduire le nombre de paramètres environnementaux nécessaires pour faire la prévision de la qualité de l'eau sans perdre beaucoup d'informations et tout en maintenant une performance acceptable, ce qui est en concordance les travaux de Hameed (Hameed et al. 2016).

VI.4.Concluion

Les résultats indiquent qu'en plus du nombre et du choix des paramètres, la nature de l'algorithme d'apprentissage ainsi que le type et l'architecture du modèle (nombre de couches cachées) sont d'une grande importance pour obtenir le meilleur modèle de prédiction. L'approche alternative que nous avons proposé pour développer un nouvel indice (RWQI) est plus fiable et plus appropriée pour la prédiction de l'WQI que le modèle de l'WQI classique, grâce aux avantages des composantes principales qui résument toute l'information dans un nombre réduit de variables.

La prédiction des indices de la qualité des eaux par ANN a été réalisée à l'aide de modèles de réseaux de neurones artificiels. L'efficacité de ces modèles a été dévoilée à l'aide de la dispersion ($x - y$) et les critères de fitness, démontrant que les modèles ANN prédisaient bien les indices de qualité. De plus, il a été constaté que le nouvel indice RWQI est mieux prédit que l'indice classique APWQI.

À la lumière de l'application et de l'analyse, les approches d'apprentissage machine produisent une modélisation polyvalente pour la prévision de l'indice de qualité de l'eau. Sur la base de cette observation, l'intégration de l'intelligence artificielle à la modélisation de la qualité de l'eau est une application très utile qui pourrait améliorer le domaine de l'ingénierie environnementale en termes de suivi de la mise en œuvre en ligne et de prévisions précises de la qualité des eaux de surface.

*Conclusion
générale et
perspectives*

Conclusion générale et perspectives

Cette étude s'inscrit dans le cadre de la recherche de la meilleure évaluation et prédiction de la qualité des eaux du bassin versant côtiers constantinois. Elle consiste à utiliser l'analyse en composantes principales (ACP) en combinaison avec la régression par réseaux de neurones artificiels (ANN) pour améliorer l'évaluation par les indices classiques, développer un nouvel indice de qualité des eaux (WQI) et établir des modèles ANN de prédiction.

En entamant la réalisation des parties liées aux objectifs de la thèse, une mise au point des travaux scientifiques liés au thème était nécessaire. Ainsi, la première partie de ce travail consistait en une revue bibliographique couvrant la période de 1965 jusqu'à 2022, portant sur les travaux ultérieurs publiés dans la même thématique. Nous avons particulièrement mis l'accent sur les indices de qualité des eaux (leur définition, utilisation et modélisation).

Dans un premier temps, les résultats de l'étude hydrochimique indiquent que la dégradation de la qualité des eaux est principalement liée à la pollution organique et aux nutriments présents. Les teneurs élevées de pollution sont dues au rejet d'eaux usées et au lessivage des terres agricoles, entraînant la dégradation de la faune et de la flore présentes dans le bassin versant, ainsi qu'au rejet d'eaux usées.

La méthode de la moyenne mobile arithmétique appliquée aux données de la qualité des eaux nous a éclairés sur les tendances de l'évolution des paramètres de qualité des eaux telles que la DBO₅, la DCO, les MES, etc., en amont des stations de surveillance des lacs, barrages et oueds du bassin versant côtier constantinois. Les résultats de cette application démontrent l'efficacité de la moyenne mobile en lissant les données et en mettant en évidence les tendances de la qualité de l'eau.

L'application de l'analyse en composantes principales a permis de simplifier la complexité des données. À partir de 23 variables initialement mesurées par les services de l'ANRH, seules 10 variables ont été conservées (Cond, O₂, DBO₅, DCO, NO₃, NO₂, PO₄, MES, pH et T). Ces dernières sont bien représentées par les présentations des huit principaux facteurs retenus, expliquant plus de 70 % de la variance totale.

Les présentations graphiques associées au calcul de l'ACP ont montré que la qualité des eaux du bassin versant côtier constantinois est principalement influencée par les activités anthropiques.

La comparaison de l'évaluation de la qualité des eaux par les trois indices, **CCMEWQI**, **NSFWQI** et **APWQI**, a montré que l'indice **APWQI** s'adapte mieux à la région géographique étudiée et évalue de manière plus précise la qualité des eaux du bassin versant côtier constantinois. Ce dernier a révélé plus de pics de pollution que les autres indices.

L'évaluation de la qualité des eaux par les indices a révélé un état critique, classé de « mauvais à très mauvais », pendant la période 2010-2013, et « bon » au cours de la période 2014-2018, à l'exception de quelques valeurs médiocres. D'autre part, nous avons observé un mauvais état de la qualité de l'eau pendant la saison humide, tandis que la meilleure qualité de l'eau a été constatée en saison estivale.

Du point de vue de l'échelle interannuelle, la qualité des eaux semble s'améliorer. Les pollutions diffuses repérées dans tout le

bassin sont attribuables au volume important du débit de la rivière en saison humide, au volume des crues orageuses en saison estivale, et également au contournement des eaux usées vers le milieu naturel au lieu d'être acheminé vers la station d'épuration pour être traité.

L'évaluation de la qualité des eaux par l'indice développé **RWQI** montre plus de points indicateurs de pollution que l'indice classique **APWQI**. Le **RWQI** développé a permis de dévoiler, contrairement à l'**APWQI**, la présence de la pollution dans plusieurs stations à différentes saisons. Surtout, il montre qu'après les pics de pollution (été 2014, hiver 2010 et automne 2011), la qualité des eaux des stations Mixa, Zit El Emba et El Egreme, successivement, ne revient pas à son état initial. L'eau, après le pic de pollution, présente un potentiel de pollution, à l'inverse de l'indice classique **APWQI** qui montre le retour de la qualité des eaux à l'état initial. L'indice régularisé **RWQI** bénéficie des avantages des composantes principales dans le résumé de toute l'information en un nombre réduit de variables et a permis de révéler plus de pics de pollution, mettant en évidence la qualité des eaux après les pics de pollution.

En ce qui concerne la prédiction des indices de la qualité des eaux, celle-ci a été réalisée par des modèles de réseaux de neurones artificiels (ANN). L'efficacité de ces modèles a été justifiée à l'aide de la dispersion ($x - y$) et des critères de fitness, qui ont montré que les modèles ANN prédisaient bien les indices de qualité, et que le nouvel indice **RWQI** est mieux prédit par ANN que l'indice classique **WQIAP**. Les résultats de la prédiction indiquent également que, en plus du nombre et du choix des paramètres, la nature de l'algorithme d'apprentissage, ainsi que le type et l'architecture du modèle (nombre de couches cachées), sont d'une grande importance pour obtenir le meilleur modèle de prédiction.

En conclusion, l'approche proposée dans ce travail offre une alternative efficace pour améliorer l'évaluation et la prédiction de la qualité des eaux. En effet, l'utilisation des statistiques multivariées en combinaison avec les techniques d'intelligence artificielle nous a permis d'évaluer au mieux la qualité des eaux, de révéler les points de pollution éclipsée, de développer un nouvel indice et d'établir des modèles parcimonieux de prédiction.

Les résultats obtenus dans le cadre de cette recherche sont remarquables, car il s'agit du premier travail de recherche sur le développement d'un nouvel indice **WQI** adapté à la région d'étude, marquée par le manque de données.

Les résultats obtenus dans le cadre de cette thèse nous conduisent à proposer les perspectives suivantes :

- Inclure d'autres paramètres de pollution tels que les éléments traces métalliques
- Analyser les conditions géographiques, morphologiques du bassin versant et hydrodynamiques des écoulements lors de la prédiction de la qualité des eaux.
- Appliquer et comparer les résultats obtenus avec d'autres méthodes d'optimisation telles que le *nouoflou*, le *deep learning*, le *random forest* et SVR
- Elaborer une interface d'estimation d'indice de qualité basée sur les modèles ANN.

Bibliographie

- Abba.S.I, Sinam Jasmin Hadi & Abdullahi., J. 2017. River water modelling prediction using multi-linear regression, artificial neural network, and adaptive neuro-fuzzy inference system techniques. 75-82.
- Abbasi, S. A. & Arya, D. 2000. Environmental impact assessment: available techniques, emerging trends, Discovery Publishing House, New Delhi, India.

- Abbasi, T. & Abbasi, S. A. 2012 *Water Quality Indices*. Elsevier Science, Burlington, MA, 375 pp.
- Achary, G. S. 2017 *International Journal of Current Engineering and Technology* 7, 1745–1749.
- Adamu Mustapha & Abdu., A. 2012. *Application_of_Principal_Component_Analysis Multiple Regression Models in surface Water Quality Assessment*. *Journal of Environment and Earth Science*, 2, No.2,2012, 16-23.
- Ahmad, K. U., Raj, P., Barbhuiya, N. H. & Deep, A. 2019. Surface Water Quality Modelling by Regression Analysis and Artificial Neural Network. *Advances in Waste Management*,215-230. https://doi.org/10.1007/978-981-13-0215-2_15
- Albaradeyia, I., Hani, A. & Shahrour, I. 2011. WEPP and ANN models for simulating soil loss and runoff in a semi-arid Mediterranean region. *Environ Monit Assess*, 180, 537-56.
- Alexandre Borges GarciaL, C., Santos Silva, I., Caroline Silva Mendonca, M. & Leite Garcia, H. 2019. Evaluation of Water Quality Indices: Use, Evolution and Future Perspectives. *Advances in Environmental Monitoring and Assessment*.22-35. <http://dx.doi.org/10.5772/intechopen.79408>.
- Ali Najah, Ahmed Elshafie , Othman A.Karim & Jaffar , O. 2009. *Prediction_of_Johor_River_Water_Quality Parameters using Artificial Networks* .*European Journal of Scientific research*. No.3.pp422-435.
- Allalgua, A., Kaouachi, N., Boualeg, C., Ayari, A. & Bensouileh, M. 2017. Caractérisation physico-chimique Des Eaux Du Barrage Foug El-Khanga (Region De Souk-Ahras, Algerie). *European Scientific Journal*, ESJ, 13, N° 12, pp 258-275. <URL:http://dx.doi.org/10.19044/esj.2017.v13n12p258>
- Amarchi, H. & Rachedi, L. H. 2015. Assessment of the water quality of the Seybouse River (north-east Algeria) using the CCME WQI model. *Water Supply*, 15, 793-801.
- Amira Youbi, Ahmed Houilia, Boudjema Soumati, Houria Berrebah, Mohammed Reda Djeber & Souiki., L. 2018. Assesment of the physico-chemical and Bacteriological quality of the surface waters of wadis" Boukhmira,Meboudja and seybouse" used in irrigation in the North-Est of Algeria. 28, 95-106.
- Anderson, M. J. 2001. Permutation tests for univariate or multivariate analysis of variance and regression. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 58, 626-639.
- A.N.R.H, Agence Nationale des Ressource Hydrique , Algerie.
- Aouadj .Abdelfettah 2012. Système d'aide à la décision pour les procédures d'essais Geotechniques. Mémoire de Magister.1-103. Ecole Nationale Polytechnique. Algérie.
- Ayeni, O. 2013. Interpretation of surface water quality using principal component analysis and cluster analysis. *Journal of Geography and Regional Planning*, 6, 132-141.
- Bahroun Sofia & Ouria, K. B. H. 2011. Évaluation de l'indice de pollution organique dans les eaux naturelles cas de la région d"el taref (Nord-Est Algériens. *Laryss Journal*, n°09, 171-178.
- Behboudian, S., Tabesh, M., Falahnezhad, M. & Ghavanini, F. A. 2014. A long-term prediction of domestic water demand using preprocessing in artificial neural network. *Journal of Water Supply: Research and Technology-Aqua*, 63, 31-42. doi: 10.2166/aqua.2013.085.
- Bekhouche Naima, Khiel Saida, Ouldjaoui Abdellah, Ababsa Labeled & Faisa, M. 2022. Qualité physique chimique des eaux de l'Oued Sigus (Nord-Est de l'Algérie). *Revu de Bioressource*, 12N°2, 2-11.
- Belhadj, M.Z.,Boudoukha.A. 2005. Avilissement des eaux de surface du barrage de Zit-Emba. Wilaya de Skikda par une contamination des métaux lourds et une pollution anthropique. *Revue scientifique et technique*,24-25, 9-19.
- Belhadj, A.Boudoukha & L.Merzedjri 2011. Qualité des Eaux de surface et leur Impact sur l'environnement dans la wilaya deskikda (Nord-est de l'Algérie). (Contamination Naturelle Par le Mercure) . *European Journal of Scientific research*, 56N°2, 204-211.
- Benariba, H., Habi, M., Morsli, B. & Moulla, A. S. 2022. Assessment of surface water quality in a semi-arid Mediterranean region. Case study of Sikkak dam (north-western Algeria). *Water Practice and Technology*, 17, 1177-1196.
- Benbouras, M. A., Petrisor, A.-I., Zedira, H., Ghelani, L. & Lefilef, L. 2021. [Forecasting the bearing capacity of the driven piles using advanced machine-learning techniques](#). *Applied Science* 11, 10908.
- Benbouras, M.A. 2018. L'utilisation des SIG sur les données d'infrastructure et de fondation dans la zone d'Alger.Thèse de Doctorat, Université Abbes Laghrour, Khechla, Algérie.pp. 1-280.

- Benouara, N., Laraba, A. & Hachemi Rachedi, L. 2016. Assessment of groundwater quality in the Seraidi region (north-east of Algeria) using NSF-WQI. *Water Supply*, 16, 1132-1137.
- Benrabah, S. B. H., Khericheri, N., Cotem, M. 2013. Caractérisation de la qualité des eaux de l'oued Kebir Quest (Nord Est algérien). *Revue scientifique et technique*, 26, 30-39.
- Bergal, A. B. W., Delmi, A., Benouarehth, D.E. 2022. quality-control-of-surface-water-of-mexa-dam-and-its-suitability-for-irrigation-el-tarf-region. *Ukrainian journal of Ecology*, 12 N 2, 26-35.
- Bertrand, F. 2009. Initiation au logiciel R. Master Statistique 2ème année. 1-9
- Bharti N, K. D. 2011. Water quality indices used for surface water vulnerability assessment. *International journal of environmental sciences*, 2, No 1, 2011, 154-173.
- Bhargava, D. S. J. E. P. S. A., Ecological & Biological 1985. Water quality variations and control technology of Yamuna river. 37, 355-376.
- Binachi, I., M. Boschetti, P. A. Brivio, I. Gallo & F. Pergalani. 2004. Prediction of Displacements in unstable Areas using a Neural Model. *Naturel Hazards*. 135-154.
- Boris Unyumbe, Dieudonné E. Musibono, Thierry. T. Tangou, René. V. Gizanga & N. Kusunika, A. 2019. Use of Principal Component Analysis (PCA) for the physicochemical Characterization of Waters of the Panda River /City of Likasi (Hant-katanga/DRC) contaminate by mining effluents. *International Journal of Latest Research in Humanities and social Science (IJLRHSS)*, 02, 25-33.
- Bouderbala, A. 2021. Assessment of the seasonal variations in hydrochemistry of Oued Fodda dam, Algeria. *Environmental & Socio-economic Studies*, 9, 78-90.
- Boudoukha, A., Belhadj, M. Z. & Benkadja, R. 2012. Impact d'une pollution anthropique et d'une contamination naturelle sur la qualité des eaux du barrage de Zit Emba. Est algérien. *La Houille Blanche*, 98, 34-41.
- Bouhaddeb, C. 2019. *Évaluation du transport solide au niveau du bassin versant de Oued Bounamoussa et ses incidences sur l'invasement du barrage de Cheffia (Nord-Est algérien)*. Doctoral thesis, Université de Batna 2.
- Bougrune, A., Boudoukha, A., Benkhaled, A. & Mebarkia, A.-H. 2016. Assessment of surface water quality of Ain Zada dam (Algeria) using multivariate statistical techniques. *International Journal of River Basin Management*, 15, 133-143.
- Boukhouna, S. 2008. Impact de l'oued bounamoussa sur la qualité des eaux de la nappe alluviale superficielle d'el asfour (WILAYA d'el tarf). Mémoire de magister, 1-208. University Badji Mokhtar Annaba, Algeria. Annaba.
- Boumaraf, W. B. A., Delmi, A. 2022. assessment-of-water-quality-of-the-cheffia-dam-in-algeria-based-on-microbiological-quality-index-and-suitability-for-irr. *Ukrainian journal of Ecology*, 12 N 2. 36-43.
- Bousekaa, A. 2021. caractérisation hydrogéologique en utilisant le Système d'information géographique cas du bassin versant du Saf-Saf (Wilaya de skikda). Mémoire de Master, 1-86. Université 8 Mai 1945 Guelma.
- Bousslah, S. 2017. Étude de la qualité des eaux stockées en l'amont et les eaux d'infiltration à l'aval des Barrages en remblai en Algérie. Thèse de doctorat, Université Badji Mokhtar. Annaba, Algeria, 1-112
- Bouteldja, M. 2016. Étude de la qualité bactériologique de l'eau du barrage de Zit-Emba et microflore de «Barbus callensis». Mémoire de master, 1-126. Université de 8 mai 1945 Guelma. Algérie.
- Boyacioglu, H. 2007. Development of a water quality index based on a European classification scheme. " *water SA* . 33 No, 101-106.
- Brown, R.M, McClelland, N.I., Deininger, R.A. & Tozer, R.G. 1970 A-water quality index: do we dare? *Water and Sewage Works* 117 (10), 339-343.
- Carbajal-Hernandez, J. J., Sanchez-Fernandez, L. P., Villa-Vargas, L. A., Carrasco-Ochoa, J. A. & Martinez-Trinidad, J. F. 2013. Water quality assessment in shrimp culture using an analytical hierarchical process. *Ecological Indicators*, 29, 148-158.
- CCME 2001 CCME Index User's Manual, Canadian Water Quality Guidelines. Ministry of Environment and Resource Management, Saskatchewan, Canada.
- Chang, T.-C. J. N. H. 2007. Risk degree of debris flow applying neural networks. 42, 209-224. <https://doi.org/10.1007/s11069-006-9069-y>.
- Caudill, M. 1998 Neural networks primer, part 3, *AI Expert* pp. 59–61.

- Chau, K. W. 2006. A review on integration of artificial intelligence into water quality modelling. *Mar Pollut Bull*, 52, 726-33.
- Chaouki, I., Mouhir, L., Fekhaoui, M., Abidi, A. E., Bellaouchou, A. & Morhit, M. E. 2015. Application of the principal component analysis (PCA) for the assessment of the wastewater industrial quality of the Salam Gas – Skhirat. *J. Mater. Environ. Sci.*, 455-464
- Chen, C.-H., Ke, C.-C. & Wang, C.-L. 2008. A back-propagation network for the assessment of susceptibility to rock slope failure in the eastern portion of the Southern Cross-Island Highway in Taiwan. *Environmental Geology*, 57, 723-733.
- Cude, C.G 2001. Oregon water quality Index: a tool for evaluating water quality management effectiveness. *Journal of the American water resource Association* 125-137.
- Dalkey, N. & Helmer, O. J. M. S. 1963. An experimental application of the Delphi method to the use of experts. 9, 458-467.
- Dagnelie, P. 1982. Analyse statistique à plusieurs variables press agronomique de gembloux ASBL 362p.
- Danling, T., Yuzao, Q. & Jingyan, L. J. Z. H. K. 1993. Research on radiation-biology effects of [sup 3] H: Pt. 3; Electron microscopic studies on micro-nuclei of spirogyra sp. induced by [sup 3] H-thymidine. 13
- Degault D., 1997 “le lissage des graphique“, Vecteur environnement, volume 30, N°2, pp 53-55.
- Diallo, A. D., Ibno Namr, K., N’diaye, A. D., Garmes, H., KanKou, M. & Wane, O. 2014. The interest of statistical analysis methods in the management of the monitoring of the physicochemical quality of the water of the right bank of the Senegal River . Larhyss/Journal n° 17, Mars 2014, 101-114.
- Diamantopoulou, M. J., Antonopoulos, V. Z. & Papamichail, D. M. 2006. Cascade Correlation Artificial Neural Networks for Estimating Missing Monthly Values of Water Quality Parameters in Rivers. *Water Resources Management*, 21, 649-662.
- Dinus, S.H. 1972. Social accounting system for evaluating water. *Water Resources Research* 8(5), 1159e1177.
- Dinus, S. J. J. O. T. A. W. R. A. 1987. Design of an index of water quality 1. 23, 833-843.
- Dodge Y. statistique, dictionnaire encyclopédique, Springer-Verlag France, Paris, 623 pages, 2007
- Dojlido, J., Raniszewski, J., Woyciechowska, J. J. W. S. & TECHNOLOGY 1994. Water quality index-application for rivers in Vistula river basin in Poland. 30, 57.
- Drouiche, A., Zahi, F., Debieche, T.-H., Lekoui, A. & Mahdid, S. 2022. Assessment of surface water quality: a case of Jijel region, North-East Algeria. *Arabian Journal of Geosciences*, 15, 252.
- Dunnette, D. A. J. J. 1980. Sampling frequency optimization using a water quality index. 52, 2807-2811.
- Elhatip, H. & Komur, M. A. 2007. 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. *Environmental Geology*, 53, 1157-1164.
- El Fadel, Derradji. Qualité, gestion et protection des eaux du barrage de Cheffia (Nord-Est Algériens). le 5^{ème} colloque international du réseau 'Eaux & Climats' At.Fès, Maroc.
- Fartas, F., Remini, B., Sekiou, F. & Marouf, N. 2022. The use of PCA and ANN to improve evaluation of the WQI classic, development of a new index, and prediction of WQI, Coastel Constantinois, northern coast of eastern Algeria. *Water Supply*, 22, 8727-8749.
- Fernandez, N., Ramirez, A. & Solano, F. 2005 Physico-chemical water quality indices -A comparative Review. *Revista Bistua*. 19-30.
- Gao, Y., Qian, H., Ren, W., Wang, H., Liu, F. & Yang, F. 2020 [Hydrogeochemical characterization and quality assessment of groundwater based on integrated-weight water quality index in a concentrated urban area](https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.121006). *Journal of Cleaner Production* 260, 121006. [https://doi.org/ 10.1016/j.jclepro.2020.121006](https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.121006).
- Gazzaz, N. M., Yusoff, M. K., Aris, A. Z., Juahir, H. & Ramli, M. F. 2012. Artificial neural network modelling of the water quality index for Kinta River (Malaysia) using water quality variables as predictors. *Mar Pollut Bull*, 64, 2409-20.
- Gheid, S., Bahroun, S., Benabdallah, A. & Gheid, A. 2021. Evaluation of Mexa Dam Water Quality in El Tarf Region (Extreme North-East Algeria). *Food and Environment Safety Journal*, 20.
- Guechi, H. & Leulmi, A. 2016. Les eaux superficielles caractérisation physico-chimique et Aptitude (Lac réservoir du Barrage Mexa nord-est Algérien). Mémoire de Master, 1-107. Université Badji Mokhtar Annaba, Algeria.

- Ghezali, S. 2019. Modélisation de la relation Pluie-Debit par les modèles conceptuels et neuroflous -Application au bassin versant Zardezas-. Mémoire de Master, 1-144. Université Larbi Ben M'hdi-Oum El Bouaghi.
- Hadef, S. & Hizir, F. 2018. La qualité des eaux superficielles du sous-bassin versant de Guenitra, wilaya de Skikda, N-E Algérien. Mémoire de master, 1-83. Université Mohammed SeddikBenyahia-Jijel.
- Haile, D. & Gabbiye, N. 2021 The applications of Canadian water quality index for ground and surface water quality assessments of Chilanchil Abay watershed: The case of Bahir Dar city waste disposal site. *Water Supply* 22 (1), 89–109. <https://doi.org/10.2166/ws.2021.286>.
- Haire, M.S., Panday, N.N., Domotor, D.K., Flora, D.G., 1991. USEPA Report, No. EPA-600/9°91/039
- Hallab, S. 2021." Étude de la qualité des eaux du barrage cheffia à l'aide de l'indice de qualité". Mémoire de master.1-80 Université Badji Mokhtar Annaba, Algérie.
- Hameed, M., SharqiS, S. S., Yaseen, Z. M., Afan, H. A., Hussain, A. & Elshafie, A. 2016. Application of artificial intelligence (AI) techniques in water quality index prediction: a case study in tropical region, Malaysia. *Neural Computing and Applications*, 28, 893-905. doi:10.1007/ s00521.016-2404-7.
- Hamil, S., Arab, S., Chaffai, A., Baha, M. & Arab, A. 2018. Assessment of surface water quality using multivariate statistical analysis techniques: a case study from Ghrib dam, Algeria. *Arabian Journal of Geosciences*, 11.
- Hamlat, A. & Guidoum, A. 2018. Assessment of groundwater quality in a semi-arid region of Northwestern Algeria using water quality index (WQI). *Applied Water Science*, 8.
- 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, 311-324.
- Harrat & Achours.S 2010. Pollution physico-chimique des eaux de Barrage de la région d'el Tarf . Impact sur la Chloration. *Larhys journal* 47-54.
- Helmer, O. & Rescher, N.J.M.S.1959. On the epistemology of the inexact science.6,25-52.
- Hernandez, A. J.; Roman, D.; Hooft, J.; Cofre, C.; Cepeda, V.; Vidal, R., 2013. Growth performance and expression of immune-regulatory genes in rainbow trout (*Oncorhynchus mykiss*) juveniles fed extruded diets with varying levels of lupin (*Lupinus albus*), peas (*Pisum sativum*) and rapeseed (*Brassica napus*). *Aquacult. Nutr.*, 19 (3): 321-332
- Holger Maier, G. D. 2000. Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: a review of modelling issues and applications . *Environmental modelling software* 101-124.
- Horton, R. K. 1965 An index number system for rating water quality. *Journal of the Water Pollution Control Federation* 37, 300–306.
- Hussein.A.KH, M. E. M. H. R. 2019. Evaluation of surface water quality for drinking in ElBeheira Governorate, Egypt, by Utilizing WQI, statistical analysis approaches and an innovative software. 29. Fifth International Scientific Research conference: Renewable Energy & Water Sustainability, Tanta University, Egypt, March 26-28, 2019.
- House, M. A. 1989 A water quality index for river management . *Journal of the Institute of water & Environmental Management* 3, 336–344. <https://doi.org/10.1111/j.1747-6593.1989.tb01538.x>
- Howladar, M. F., M. A. Al Numanbakth and M. O. Faruque (2017). "An application of Water Quality Index (WQI) and multivariate statistics to evaluate the water quality around Maddhapara Granite Mining Industrial Area, Dinajpur, Bangladesh." *Environmental Systems Research* 6(1).
- Hui, C. L. P. 2011. *Artificial neural networks: application*, BoD–Books on Demand. 10.5772/2052.
- Isyaka, H. A., H. A., Mustapha, A., Juahir, H. & Phil-Eze, P. 2018. Water quality modelling using artificial neural network and multivariate statistical techniques. *Modelling Earth Systems and Environment* 5, 583–593. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106229>.
- Islam, A. R. M. T., Al Mamun, A., Rahman, M. M. & Zahid, A. 2020 Simultaneous comparison of modified-integrated water quality and entropy weighted indices: Implication for safe drinking water in the coastal region of Bangladesh. *Ecological Indicators*, 113, 106229. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106229>.
- J.D, S. 1978. Water quality Indices for Specific water uses. *Geological survey circular* 770.1-16.
- Kassoul, A. & Hadbi, T. 2022. Evaluation of the Water Quality of Algerien Dams. *Pollution Research*, 906-911.
- Kemouk. 2007. *Dégradation de la qualité des eaux du barrage de Zerdezas suite suite à une pollution naturelle w.de Skikdas*. Thèse de Magister, Université El Hadj Lakhdar.Batna, hydraulique.p.1-117.

- Kherif, F. & Latypova, A. 2020. Principal component analysis. *Machine Learning*. Elsevier: Amsterdam, The Netherlands, pp.209-225.
- Koudri, S., Kateb, S. & Zegait, R. 2021. Spatial and temporal model for WQI prediction based on back-propagation neural network, application on El Merk region (Algerian southeast). *Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences* 20 (5), 324-336. <https://doi.org/10.1016/j.jssas.2021.03.004>.
- Kothari, V., VIJ, S., Sharma, S. & Gupta, N. 2021. Correlation of various water quality parameters and water quality index of districts of Uttarakhand. *Environmental and Sustainability Indicators*, 9. <https://doi.org/10.1016/j.indic.2020.100093>.
- Landwehr, J. M., Deininger, R. A., McClelland, N. I. & Brown, R. M. J. J. O. T. E. E. D. 1975. Discussion of "Consumers Water Quality Index". 101, 284-287.
- Laraba A & Hadj, S.Z. 2009. pollution_organique_des_eaux_de_l_oued_seybose (Plaine alluviale de Gelma, Nord-Est algérien. *Bulletin des sciences Géographiques*, issn:1112-3745,2009, N°23. 2-6, p2-6.
- Lasfar, H. 2016. Étude du Transport solide et de la qualité des eaux de Barrage de Zit Emba. Université Larbi Ben M'hidi, Oum El Bouaghi.1-174.
- Leprete , A. & Carpentier, P. J. C. R. D. L. A. D. S.-S. I.-S. D. L. V. 1997. Une méthode simple de prévision des tendances appliquée aux séries temporelles de qualité des eaux courantes. 320, 407-411.
- Liu, L., Zhou, J., AN, X., Zhang, Y. & Yang, L. 2010. Using fuzzy theory and information entropy for water quality assessment in Three Gorges region, China. *Expert Systems with Applications*, 37, 2517-2521.
- Liu, L., Zhu, H., Cui, X., Wang, W., Luan, X., Chen, L., Cui, Z. & Zhang, L. 2021. Groundwater quality evaluation of the dawn water source area based on water quality index (wqi): comparison between Delphi method and multivariate statistical analysis method. *Water* 13. <https://doi.org/10.3390/w13081127>.
- Magnan JP, «Corrélations entre les propriétés des sols,» *Techniques Ingénieur*, 1993.
- Manoj Khandelwal & Singht, T. N. 2005. Prediction of blast induced air overpressure in opencast mine.7-16
- Mishra, A. 2010. Assessment of water quality using principal component analysis: A case study of the river Ganges. *Journal of Water Chemistry and Technology*, 32, 227-234.
- Moh Fahmi Moh Nasri, Moh Saiful Samsudin, Ishak Mohamed, Mohammad Roshide Amir Awaluddin, Muhd Ariffin Mansor & Hafizan Juhair, N. R. 2011. River Water Quality Modelling Using Combined Principle Component Analysis (PCA) and Multiple Linear Regressions (MLR): A Case Study at Klang River, Malaysia. *World Applied Sciences Journal* 14, 14, 73-82.
- Mouissi.S & H.Alyat 2016.Utilisation de l'Analyse en Composantes Principales (ACP) pour la Caractérisation physico-chimique des eaux d'un Ecosystème Aquatique: Cas du lac Oubéira (Extreme NE Algérien) *J Meter Environ.sci*, 7(6) 2214-2220.
- Mohammadi, A. A., Ghaderpoori, M., Yousefi, M., Rahmatipoor, M. & JavanAVAN, S. 2016. Prediction and modelling of fluoride concentrations in groundwater resources using an artificial neural network: a case study in Khaf. *Environmental Health Engineering and Management*, 3, 217-224.
- Muhammad , A. S., A.R. Ghumman & Ghani, U. 2004. Forecasting Ground Water Contamination Using Artificial Neural Networks. *International conf on water resources Arid Environment*, 1-7.
- Mukaite, 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* 101,348-354. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2019.01.034>.
- Nadjla Chaib & SamraouiA., B. 2011. Évaluation de la qualité physico-chimique des eaux de l'Oued Kébir.Est et de principaux affluents. 22 No3, 171-177.
- Nakamura, T., Kazama, F. & Shrestha, S. 2008. Use of principal component analysis, factor analysis and discriminant analysis to evaluate spatial and temporal variations in water quality of the Mekong River. *Journal of Hydroinformatics*, 10, 43-56.
- 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.

- Nong, X., Shao, D., Zhong, H. & Liang, J. 2020. Evaluation of water quality in the South-to-North Water Diversion Project of China using the water quality index (WQI) method. *Water Res*, 178, 115781. <https://doi.org/10.1016/j.watres.2020.115781>.
- Noori, R., Berndtsson, R., Hosseinzadeh, M., Adamowski, J. F. & Abyaneh, M. R. 2019. A critical review on the application of the National Sanitation Foundation Water Quality Index. *Environ Pollut*, 244, 575-587. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2018.10.076>
- Nourani, V., Khanghan, T. R. & Sayyadi, M. 2013 Application of the Artificial Neural Network to monitor the quality of treated water. *International Journal of Management ; Information Technology* volum3, N 01, 38-45.
- Odom, M. D. & Sharda, R. 1990. A neural network model for bankruptcy prediction. 1990 IJCNN International Joint Conference on Neural Networks. II163-II168. DOI: 10.1109/IJCNN.1990.137710. Source: IEEE Xplore
- Oudin, L.-C. & Maupas, D. 2003. Système d'évaluation de la qualité de l'eau des cours d'eau.
- Oumane, S., Bouzekri, A. & Mezedri, L. 2022. Physicochemical and bacteriological quality of drinking water from different regions of the wilaya of Skikda (Algeria). *Biodiversity Journal*, 13, 381-385.
- Ouyang, Y., Nkedi-Kizza, P., Wu, Q. T., Shinde, D. & Huang, C. H. 2006. Assessment of seasonal variations in surface water quality. *Water Research*, 40, 3800-10.
- Park HI, Study for application of artificial neural networks in geotechnical problems, INTECH Ooen access Publisher, 2011.
- Parinet, B., Lhote, A. & Legube, B. 2004. Principal component analysis: an appropriate tool for water quality evaluation and management—application to a tropical lake system. *Ecological Modelling*, 178, 295-311.
- Pejman.A.H, Nabil.G.R Bidhendi, Karbassi.A.R, Mehrdadi.N & Bidhendi., M. E. 2009. Evaluation of spatial and seasonal variations in surface water quality using multivariate statistical technique. *Int.J. Environ. Sci. Tech*, 6(3), 467-476.
- Prabhata K Swamee, Aditya Tyagi, P.E & M.Asce. 2007. Iproved Method for Aggregation of water quality subindices. *Journal of Environment Engineering*. 220-225. 10.1061/_ASCE_0733-9372_2007_133:2_220_
- Prati, Pavanello & Pesarin. 1971. Assessment of surface water quality by a single Index of Pollution. *water research pergamon press*, 5, 741-751.
- Radwa A. El Behairy, A. A. El Baroudy, M. M. Ibrahim & Shokr, M. S. 2021. Assessment and Mapping of surface water Quality Index for Irrigation Purpose : Case Study Northwest of Nile Delta, Egypt. *Menoufia J. Soil Sci., MJSS_Volume 6_Issue 5_Pages 163-182*.
- Ramdani, H. and A. Laifa (2017). "Physicochemical quality of Wadi Bounamoussa surface waters (Northeast of Algeria)." *Journal of Water and Land Development* 35(1): 185-191
- Reckhow 1999. Water quality prediction and probability network models. *Can.J.Fish.Aqua.Sci.*56. 1150-1158.
- Reggam, A., Bouchelaghem, H. & Houhamdi, M. 2015. Physico-chemical quality of the waters of the Oued Seybouse (Northeastern Algeria): Characterization and Principal Component Analysis. *J. Mater. Environ.Sci. JMES*, *J. Mater. Environ. Sci.* 6 (5) (2015) 1417-1425, 1417-1425.
- Rescher, N., & Helmer, O. J. M. S. 1959. On the Epistemology of the inexact sciences. *Management Science*, 6, 25-52. <http://dx.doi.org/10.1287/mnsc.6.1.25>
- Roland, D., Maalatesti, N., Brana, J. & Gvozdic, V. 2012. Principal component analysis of surface water quality data of the River Drava in eastern Croatia (24 year survey). *Journal of Hydroinformatics*, 14, 1051-1060.
- Sadoune, A. 2012. Vulnérabilité, et évaluation des ressources en eau dans l'extrême Nord-Est algérien. Thèse Magister, Université Badji Mokhtar. Annaba, Algeria ,p.1–14.
- Saha, P. D. 2014 Water quality characteristics of different industrial wastewater by Delphi water quality index method. *International Journal of Environmental Engineering* 6 (1), 1–14.
- Sahaya Vasanthi, S. & Adish Kumar, S. 2019. Application of Artificial Neural Network Techniques for Predicting the Water Quality Index in the Parakai Lake, Tamil Nadu, India. *Applied Ecology and Environmental Research*, 17, 1947-1958. http://dx.doi.org/10.15666/aer/1702_19471958.

- Sahoo, G., Ray, C. & Wade, H. J. E. M. 2005. Pesticide prediction in ground water in North Carolina domestic wells using artificial neural networks. 183, 29-46.
- Sahoo, M. M., Patra, K. C. & Khatua, K. K. 2015. Inference of Water Quality Index Using ANFIA and PCA. *Aquatic Procedia*, 4, 1099-1106. doi: 10.1016/j.aqpro.2015.02.139.
- Said, A., Stevens, D. K. & Sehlke, G. 2004. An innovative index for evaluating water quality in streams. *Environmental Management*. Vol.34, No.3, 406-14. DOI: 10.1007/s00267-004-0210-y.
- Sargaonkar, A., Deshpande, V. J. E. M. & Assessment 2003. Development of an overall index of pollution for surface water based on a general classification scheme in Indian context. 89, 43-67.
- Saporta G. 1990. Probabilité, Analyse des données et Statistique éditions TECHNIP, 72, 95-101
- Sekiou, F. 2015. Article Utilisation de la moyenne mobile arithmétique pour déterminer les tendance de. 1er Séminaire National sur l'Eau et l'Environnement dans les régions arides (SNEEZA2015) *Ouargla le 19 et 20 Avril 2015*.
- Sekiou, F. 2014 Modélisation de l'efficacité de la floculation Effets des caractéristiques de la phase solide et des paramètres de fonctionnement. Thèse de doctorat, université Mohamed Khider-Biskra, Algérie.
- Shan, K. A. & Joshi, G. S. 2015. Evaluation of water quality index for River Sabarmati, Gujarat, India. *Applied Water Science*, 7, 1349-1358.
- Shahin, M. A., Mark B, J. & Kholger, R, M. 2008. State of the Art of Artificial Neural Networks in Geotechnical Engineering. *Electronic Journal of Geotechnical Engineering*. 1-26.
- Shian-Wern, S., Chon-Lin, L. & Hsi-Chieh, C. 1996. An approach to a coastal water quality index for Taiwan. *OCEANS 96 MTS/IEEE Conference Proceedings. The Coastal Ocean - Prospects for the 21st Century*.
- Singh, B., Sihag, P., Singh, V. P., Sepahvand, A. & SINGH, K. 2021. Soft computing technique-based prediction of water quality index. *Water Supply*, 21, 4015-4029. *Water Supply* 21, 4015–4029. doi: 10.2166/ws.2021.157.
- Singh, K. P., Basant, A., Malik, A. & Jain, G. 2009. Artificial neural network modelling of the river water quality— A case study. *Ecological Modelling*, 220, 888-895.
- Smith GN, Probability and statistics in civil engineering, Collins Professional and Technical Books, 1986.
- Smith, D. G. J. W. R. 1990. A better water quality indexing system for rivers and streams. *Water Research*, vol. 24, 1237-1244.
- Soltani, A. A., Oukil, A., Boutaghane, H., Bermad, A. & Boulassel, M.-R. 2021. A new methodology for assessing water quality, based on data envelopment analysis: Application to Algerian dams. *Ecological Indicators*, 121. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106952>.
- Sujana Prajithkumar, D. S. V. & Mane, S. J. 2014 Prediction of water quality indeed of Pavna river using ANN model-IJERTV3IS120125. *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)*, 3 Issue 12, December-2014, 121-125.
- Sutadian, D., Muttill, N., Yilmaz, A. & Perera, C. 2016. Development of River WQIs - A Review. *Environmental Monitoring and Assessment* 188 (1), 58. 1-33. <https://doi.org/10.1007/s10661-015-5050-0>.
- Sutadian, A. D., Muttill, N., Yilmaz, A. G. & Perera, B. J. C. 2017. Using the Analytic Hierarchy Process to identify parameter weights for developing a water quality index. *Ecological Indicators*, 75, 220-233. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ecolind.2016.12.043>
- Stoner, J.D., 1978. Water-quality indices for specific water uses. *Us Geol. Surv. Circ.* (770).
- Swamee, P. K. & Tyagi, A. J. J. O. E. E. 2000. Describing water quality with aggregate index. *Journal of Environmental Engineering*. 126 (5), 451-455.
- Talhaoui, A., El Hmaidi, A., Jaddi, H., Ousmana, H. & Manssouri, I. 2020. Calcul de l'indice de qualité de l'eau (IQE) pour l'évaluation de la qualité physico-chimique des eaux superficielles de l'Oued Moulouya (NE, Maroc). *European Scientific Journal ESJ*, 16, pp64-85.
- Thi Minh Hanh, P., Sthianopkao, S., The Ba, D. & Kim, K.-W. 2011. Development of Water Quality Indexes to Identify Pollutants in Vietnam's Surface Water. *Journal of Environmental Engineering*, 137, 273-283.
- Tripathi, M. & Singal, S. K. 2019. Use of Principal Component Analysis for parameter selection for development of a novel Water Quality Index: A case study of river Ganga India. *Ecological Indicators*, 96, 430-436. <https://10.1016/j.ecolind.2018.09.025>

- Viet, N.T., Bhargava, D.S., 1989. Indian J. Environ. Health 31,321.
- Verma, R. K., Murthy, S., Tiwary, R. K. & Verma, S. 2019. Development of simplified WQIs for assessment of spatial and temporal variations of surface water quality in upper Damodar river basin, eastern India. Applied Water Science, 9,9-21. <https://doi.org/10.1007/s13201-019-0893-0>.
- Walski, T. M. & Parker, F. L. J. J. O. T. E. E. D. 1974. Consumers water quality index. Journal of the Environmental Engineering Division, 100, 593-611.
- Wang, Y. B., Liu, C. W., Liao, P. Y. & Lee, J. J. 2014. Spatial pattern assessment of river water quality: implications of reducing the number of monitoring stations and chemical parameters. Environ Monit Assess, 186, 1781-92.
- Warren S, Mc Culloch, & Pitts, W. 1943. A logical calculus of the ideas Immanent in nervous activity. 5,115-133.
- Yan, H., Zou, Z. & Wang, H. 2010. Adaptive neuro-fuzzy inference system for classification of water quality status. Journal of Environmental Sciences (China), 22, 1891-6.
- Yang, W., Zhao, Y., Wang, D., Wu, H., Lin, A. & He, L. 2020. Using Principal Components Analysis and IDW Interpolation to Determine Spatial and Temporal Changes of Surface Water Quality of Xin'anjiang River in Huangshan, China. *Int J Environ Res Public Health*, 17,1-14.
- Yu, X.-H. J. I. T. O. N. N. 1992. Can backpropagation error surface not have local minima. IEEE Transaction on Neural Networks,3(6) 1019-1021. doi: 10.1109/72.
- Zaheer & Bai C.G. 2003. "Application of Artificial Neural Network for water quality management", Lowland Technology International, Vol. 5, 2, pp.10-15.20

Les Annexes

Annexes I

Caractéristiques statistiques élémentaires des analyses physico-chimiques des eaux de barrages du bassin Côtier Constantinois durant la période 2010-2018.

Barrage Zit Emba

| S1 | Mean | Median | Variance | Ecar-type | Minimum | Maximum | Kurtosis |
|-----------|----------|----------|----------|-----------|---------|---------|----------|
| DBO5 | 2.6910 | 2.1300 | 1.917 | 1.38449 | 1.00 | 7.30 | 2.834 |
| DCO | 33.5207 | 35.0000 | 64.143 | 8.00894 | 16.30 | 47.00 | -.597 |
| MOAcid | 6.9269 | 7.0000 | 1.838 | 1.35559 | 3.53 | 9.40 | .147 |
| NH4 | .0751 | .0600 | .006 | .07436 | 0.00 | .33 | 4.193 |
| NO2 | .0834 | .0500 | .016 | .12708 | .01 | .70 | 21.243 |
| NO3 | 2.1686 | 2.0000 | 2.352 | 1.53370 | 0.00 | 6.70 | 1.595 |
| Osat | 95.4645 | 96.3000 | 100.806 | 10.04020 | 81.40 | 115.10 | -.690 |
| PO4 | .1656 | .0400 | .390 | .62426 | 0.00 | 3.40 | 28.548 |
| SO4 | 107.7448 | 104.0000 | 337.113 | 18.36064 | 78.00 | 160.00 | .782 |
| Cl | 89.9379 | 90.0000 | 149.566 | 12.22972 | 61.70 | 125.00 | 1.853 |
| Turbidité | 1.8955 | 1.7000 | .835 | .91372 | .43 | 3.80 | -.752 |
| MES105 | 17.8459 | 15.3000 | 54.956 | 7.41321 | 8.70 | 40.70 | 2.314 |
| Rs105 | 473.4276 | 464.7000 | 1653.339 | 40.66127 | 400.00 | 555.00 | -.035 |
| pH | 7.7069 | 7.7000 | .032 | .17964 | 7.30 | 8.00 | .461 |
| Odissous | 8.8272 | 8.8000 | .963 | .98153 | 7.03 | 11.20 | .088 |
| Cond | 697.5931 | 706.7000 | 5019.464 | 70.84818 | 460.30 | 825.00 | 3.825 |
| Ca | 69.7769 | 71.0000 | 94.035 | 9.69718 | 43.30 | 86.70 | .836 |
| Mg | 19.0069 | 18.5000 | 33.841 | 5.81733 | 11.00 | 42.30 | 8.709 |
| Na | 51.0345 | 50.7000 | 108.774 | 10.42947 | 28.70 | 73.00 | .012 |
| ALC | 123.4552 | 125.3000 | 178.706 | 13.36810 | 90.00 | 146.70 | .267 |
| HCO3 | 149.9848 | 153.0000 | 278.787 | 16.69691 | 109.80 | 179.00 | .012 |
| T | 19.7045 | 18.7000 | 29.664 | 5.44648 | 11.70 | 28.30 | -1.514 |
| K | 3.8514 | 3.0000 | 14.010 | 3.74298 | 1.00 | 21.70 | 19.730 |

Barrage Zardezas

| S2 | Mean | Median | Variance | Ecar-type | Minimum | Maximum | Kurtosis |
|-----------|----------|----------|----------|-----------|---------|---------|----------|
| DBO5 | 2.5983 | 2.5000 | .747 | .86426 | 1.00 | 4.70 | .132 |
| DCO | 30.4100 | 32.0000 | 41.411 | 6.43515 | 16.00 | 41.00 | -.241 |
| MOAcid | 6.3607 | 5.6300 | 13.809 | 3.71603 | 4.10 | 24.90 | 24.101 |
| NH4 | .0707 | .0400 | .012 | .11016 | 0.00 | .60 | 20.362 |
| NO2 | .1324 | .0700 | .050 | .22406 | .02 | 1.00 | 11.023 |
| NO3 | 3.6217 | 3.0000 | 7.034 | 2.65225 | .33 | 13.30 | 5.152 |
| Osat | 90.3966 | 88.6500 | 165.745 | 12.87422 | 50.00 | 110.30 | 1.932 |
| PO4 | .0831 | .0400 | .012 | .11145 | 0.00 | .56 | 12.231 |
| SO4 | 161.0097 | 162.7000 | 1079.331 | 32.85318 | 104.70 | 223.33 | -.762 |
| Cl | 50.0417 | 46.7000 | 224.118 | 14.97057 | 31.70 | 93.33 | 2.011 |
| Turbidité | 3.6734 | 2.1000 | 49.203 | 7.01447 | .40 | 39.10 | 25.465 |
| MES105 | 32.8693 | 21.0000 | 1827.761 | 42.75232 | 12.00 | 242.70 | 22.408 |
| Rs105 | 482.8821 | 478.0000 | 2433.901 | 49.33458 | 396.00 | 628.70 | 1.516 |
| pH | 7.6841 | 7.7000 | .015 | .12096 | 7.33 | 7.90 | 1.168 |
| Odissous | 8.5093 | 8.4000 | 1.090 | 1.04419 | 5.80 | 11.33 | 1.709 |
| Cond | 687.2593 | 685.0000 | 5489.813 | 74.09327 | 493.60 | 800.00 | .346 |
| Ca | 77.2641 | 78.7000 | 140.989 | 11.87386 | 52.50 | 117.00 | 3.701 |
| Mg | 21.6748 | 21.7000 | 11.085 | 3.32949 | 13.70 | 27.70 | -.149 |
| Na | 40.5879 | 41.0000 | 87.002 | 9.32749 | 25.33 | 60.00 | -.648 |
| ALC | 138.9969 | 135.0000 | 291.447 | 17.07183 | 98.33 | 166.70 | -.258 |
| HCO3 | 169.4572 | 164.7000 | 461.903 | 21.49194 | 120.00 | 207.00 | -.362 |
| T | 19.3390 | 19.0000 | 31.405 | 5.60398 | 10.73 | 27.33 | -1.427 |
| K | 2.7714 | 2.7000 | .687 | .82903 | 1.00 | 4.33 | -.117 |

Barrage Bni Zid

| S3 | Mean | Median | Variance | Std. Deviation | Minimum | Maximum | Kurtosis |
|-----------|----------|----------|-----------|----------------|---------|---------|----------|
| DBO5 | 2.4614 | 2.3300 | 1.001 | 1.00072 | 1.00 | 4.70 | -.504 |
| DCO | 29.7848 | 29.3000 | 43.584 | 6.60183 | 18.00 | 44.00 | -.849 |
| MOAcid | 10.7034 | 5.6300 | 724.814 | 26.92237 | 3.80 | 150.60 | 28.921 |
| NH4 | .0828 | .0500 | .014 | .11723 | 0.00 | .61 | 15.363 |
| NO2 | .0772 | .0600 | .002 | .04810 | .02 | .20 | 1.150 |
| NO3 | 2.2793 | 2.0000 | 3.941 | 1.98520 | 0.00 | 10.33 | 9.314 |
| Osat | 93.7734 | 91.6000 | 106.308 | 10.31056 | 76.10 | 111.30 | -1.305 |
| PO4 | .0786 | .0300 | .024 | .15341 | 0.00 | .70 | 11.148 |
| SO4 | 82.9297 | 88.0000 | 670.471 | 25.89345 | 10.70 | 118.70 | 2.494 |
| Cl | 61.8286 | 57.5000 | 409.282 | 20.23071 | 28.30 | 112.00 | 1.201 |
| Turbidité | 4.0000 | 2.3000 | 25.755 | 5.07497 | .10 | 21.00 | 4.501 |
| MES105 | 17.6948 | 13.3300 | 82.036 | 9.05738 | 7.33 | 45.30 | 2.667 |
| Rs105 | 353.5414 | 379.3000 | 7603.993 | 87.20087 | 124.70 | 476.70 | 1.383 |
| pH | 7.7293 | 7.7000 | .025 | .15784 | 7.40 | 8.00 | .102 |
| Odissous | 8.7838 | 8.8700 | .917 | .95758 | 7.00 | 11.33 | 1.518 |
| Cond | 527.7448 | 576.7000 | 17688.578 | 132.99841 | 180.00 | 696.70 | 2.192 |
| Ca | 53.8893 | 53.2000 | 1003.113 | 31.67196 | 16.80 | 204.70 | 19.589 |
| Mg | 17.3238 | 18.3000 | 19.223 | 4.38441 | 4.70 | 23.70 | 2.042 |
| Na | 36.2286 | 37.3000 | 136.252 | 11.67271 | 10.33 | 56.70 | .001 |
| ALC | 109.7597 | 113.3000 | 695.191 | 26.36647 | 40.00 | 143.33 | 1.730 |
| HCO3 | 134.2114 | 138.3000 | 862.813 | 29.37368 | 48.80 | 174.80 | 2.585 |
| T | 19.2386 | 19.7000 | 26.537 | 5.15139 | 10.70 | 26.83 | -1.463 |
| K | 3.1338 | 3.0000 | 1.262 | 1.12320 | 1.00 | 5.00 | -.897 |

Barrage Guenitra

| S4 | Mean | Median | Variance | Std. Deviation | Minimum | Maximum | Kurtosis |
|-----------|----------|----------|----------|----------------|---------|---------|----------|
| DBO5 | 2.3359 | 2.3300 | .748 | .86470 | 1.00 | 4.00 | -.504 |
| DCO | 28.9031 | 29.0000 | 53.748 | 7.33127 | 17.70 | 44.00 | -.849 |
| MOAcid | 10.6276 | 5.6300 | 726.075 | 26.94578 | 3.20 | 150.60 | 28.921 |
| NH4 | .1334 | .0700 | .060 | .24412 | 0.00 | 1.25 | 15.363 |
| NO2 | .0702 | .0600 | .002 | .04184 | .02 | .20 | 1.150 |
| NO3 | 2.1931 | 2.0000 | 1.938 | 1.39206 | 0.00 | 6.33 | 9.314 |
| Osat | 94.0083 | 94.3000 | 116.541 | 10.79542 | 68.30 | 111.30 | -1.305 |
| PO4 | .0604 | .0300 | .006 | .07817 | 0.00 | .34 | 11.148 |
| SO4 | 91.1190 | 89.3000 | 175.191 | 13.23595 | 64.00 | 118.70 | 2.494 |
| Cl | 62.2617 | 56.7000 | 242.421 | 15.56987 | 40.00 | 112.00 | 1.201 |
| Turbidité | 2.7176 | 1.2300 | 15.339 | 3.91655 | .10 | 21.00 | 4.501 |
| MES105 | 17.2555 | 14.0000 | 58.196 | 7.62866 | 7.33 | 37.30 | 2.667 |
| Rs105 | 385.0176 | 386.0000 | 2349.772 | 48.47445 | 258.70 | 476.70 | 1.383 |
| pH | 7.7779 | 7.7000 | .019 | .13780 | 7.50 | 8.00 | .102 |
| Odissous | 8.8545 | 8.8000 | .790 | .88907 | 7.40 | 11.33 | 1.518 |
| Cond | 570.5034 | 580.0000 | 5612.369 | 74.91575 | 250.20 | 696.70 | 2.192 |
| Ca | 57.9307 | 56.1000 | 893.990 | 29.89967 | 30.90 | 204.60 | 19.589 |
| Mg | 18.8903 | 18.7000 | 7.264 | 2.69521 | 13.00 | 25.00 | 2.042 |
| Na | 38.1148 | 39.0000 | 84.915 | 9.21491 | 17.70 | 56.70 | .001 |
| ALC | 120.4745 | 120.0000 | 368.411 | 19.19405 | 48.30 | 158.30 | 1.730 |
| HCO3 | 160.4559 | 148.3000 | 3768.723 | 61.38993 | 124.10 | 468.00 | 2.585 |
| T | 19.0652 | 19.5000 | 25.580 | 5.05763 | 10.70 | 26.80 | -1.463 |
| K | 3.3231 | 3.3300 | .936 | .96756 | 1.70 | 5.00 | -.897 |

Barrage Mixa

| S5 | Mean | Median | Variance | Std. Deviation | Minimum | Maximum | Kurtosis |
|------------------|----------|----------|----------|----------------|---------|---------|----------|
| DBO ₅ | 2.1152 | 2.0000 | 1.119 | 1.05770 | 1.00 | 4.70 | .868 |
| DCO | 30.5448 | 32.0000 | 54.589 | 7.38844 | 12.70 | 47.00 | .158 |
| MOAcid | 7.0445 | 5.7000 | 41.532 | 6.44453 | 3.83 | 40.00 | 26.928 |
| NH ₄ | .0488 | .0400 | .001 | .03535 | .01 | .15 | .886 |
| NO ₂ | .0726 | .0700 | .003 | .05788 | .01 | .33 | 14.218 |
| NO ₃ | 3.0786 | 2.7000 | 6.230 | 2.49602 | .33 | 13.00 | 8.319 |
| Osat | 98.5931 | 96.5000 | 145.704 | 12.07079 | 75.75 | 123.86 | -.100 |
| PO ₄ | .1197 | .0700 | .016 | .12542 | 0.00 | .43 | .609 |
| SO ₄ | 80.7069 | 84.0000 | 282.064 | 16.79475 | 48.70 | 106.70 | -.819 |
| Cl | 49.1448 | 50.0000 | 72.220 | 8.49822 | 33.30 | 66.70 | -.410 |
| Turbidité | 10.9962 | 4.5000 | 166.176 | 12.89094 | .57 | 49.00 | 1.956 |
| MES105 | 18.8907 | 16.7000 | 69.710 | 8.34928 | 8.00 | 37.30 | -.815 |
| Rs105 | 344.1379 | 336.0000 | 1922.886 | 43.85072 | 255.30 | 459.30 | .492 |
| pH | 7.6410 | 7.6000 | .021 | .14564 | 7.30 | 8.00 | .804 |
| Odissous | 9.1814 | 9.0000 | 1.222 | 1.10529 | 7.33 | 11.50 | -.155 |
| Cond | 484.2079 | 486.7000 | 4496.329 | 67.05467 | 330.20 | 636.70 | .636 |
| Ca | 56.7503 | 58.3000 | 69.592 | 8.34220 | 41.50 | 77.70 | .067 |
| Mg | 12.1272 | 11.7000 | 8.390 | 2.89659 | 6.30 | 18.00 | -.461 |
| Na | 30.8252 | 31.0000 | 65.610 | 8.10001 | 14.30 | 61.00 | 6.368 |
| ALC | 102.8379 | 102.5000 | 296.241 | 17.21165 | 53.00 | 138.30 | 1.564 |
| HCO ₃ | 130.5879 | 129.7000 | 269.577 | 16.41880 | 97.40 | 168.60 | .337 |
| T | 19.4721 | 18.8300 | 27.554 | 5.24923 | 10.70 | 28.70 | -1.174 |
| K | 2.7300 | 2.0000 | 14.464 | 3.80313 | 1.00 | 22.30 | 27.690 |

Barrage Chafia

| S6 | Mean | Median | Variance | Std. Deviation | Minimum | Maximum | Kurtosis |
|-----------|----------|----------|----------|----------------|---------|---------|----------|
| DBO5 | 2.4000 | 2.0000 | 1.420 | 1.19162 | 1.00 | 5.00 | -.499 |
| DCO | 30.6293 | 32.0000 | 75.129 | 8.66771 | 14.33 | 48.00 | -.313 |
| MOAcid | 6.1272 | 6.0000 | 1.214 | 1.10195 | 4.03 | 9.85 | 4.381 |
| NH4 | .0866 | .0500 | .041 | .20272 | 0.00 | 1.12 | 26.557 |
| NO2 | .0577 | .0500 | .001 | .03135 | .02 | .13 | -.627 |
| NO3 | 3.4348 | 3.0000 | 4.773 | 2.18470 | .33 | 10.33 | 2.199 |
| Osat | 99.6517 | 100.4000 | 138.968 | 11.78849 | 61.00 | 120.30 | 3.134 |
| PO4 | .1076 | .0700 | .010 | .09877 | 0.00 | .33 | -.344 |
| SO4 | 61.5948 | 62.0000 | 230.914 | 15.19587 | 36.00 | 109.30 | 2.302 |
| Cl | 38.5445 | 36.7000 | 85.341 | 9.23802 | 25.00 | 60.00 | .159 |
| Turbidité | 10.4869 | 6.0000 | 210.919 | 14.52305 | .43 | 66.40 | 8.298 |
| MES105 | 17.5707 | 15.3300 | 58.712 | 7.66236 | 5.33 | 42.00 | 2.262 |
| Rs105 | 300.4583 | 293.3000 | 2805.960 | 52.97132 | 228.00 | 421.30 | -.106 |
| pH | 7.6724 | 7.6300 | .025 | .15777 | 7.40 | 8.03 | -.042 |
| Odissous | 9.3638 | 9.3000 | .846 | .91983 | 7.90 | 11.70 | -.143 |
| Cond | 411.5676 | 403.3000 | 5502.377 | 74.17801 | 260.20 | 550.00 | -.136 |
| Ca | 48.1559 | 46.1000 | 37.243 | 6.10268 | 39.00 | 62.33 | .055 |
| Mg | 10.5507 | 10.3300 | 16.136 | 4.01695 | 2.33 | 22.33 | 1.717 |
| Na | 25.6648 | 23.3300 | 46.681 | 6.83237 | 16.00 | 39.30 | -.722 |
| ALC | 100.6097 | 102.5000 | 160.074 | 12.65204 | 66.70 | 120.00 | .376 |
| HCO3 | 122.5010 | 125.1000 | 244.055 | 15.62225 | 81.30 | 146.30 | .209 |
| T | 19.8348 | 20.0000 | 33.467 | 5.78508 | 11.20 | 31.33 | -1.178 |
| K | 2.8103 | 2.3300 | 1.822 | 1.34968 | 1.33 | 8.30 | 9.526 |

Barrage El Agrem

| S7 | Mean | Median | Variance | Std. Deviation | Minimum | Maximum | Kurtosis |
|-----------|----------|----------|-----------|----------------|---------|---------|----------|
| DBO5 | 2.0697 | 1.7000 | 1.137 | 1.06645 | 1.00 | 4.60 | .087 |
| DCO | 26.3562 | 26.0000 | 44.207 | 6.64883 | 15.87 | 44.00 | .136 |
| MOAcid | 5.7397 | 5.4000 | 1.485 | 1.21853 | 3.70 | 9.70 | 2.631 |
| NH4 | .0300 | .0200 | .001 | .03845 | 0.00 | .21 | 18.023 |
| NO2 | .0236 | .0200 | .000 | .01866 | 0.00 | .07 | .856 |
| NO3 | 1.7290 | 1.7000 | 1.877 | 1.37005 | 0.00 | 5.00 | -.320 |
| Osat | 95.1890 | 96.4000 | 156.318 | 12.50271 | 57.70 | 123.40 | 2.415 |
| PO4 | .0444 | .0300 | .001 | .03468 | 0.00 | .11 | -1.085 |
| SO4 | 49.2976 | 44.0000 | 702.283 | 26.50063 | 25.30 | 178.00 | 21.352 |
| Cl | 40.6766 | 35.0000 | 1091.191 | 33.03318 | 25.00 | 210.00 | 27.216 |
| Turbidité | 2.1672 | 1.9000 | 1.654 | 1.28621 | .53 | 5.60 | .678 |
| MES105 | 16.9490 | 14.0000 | 84.426 | 9.18839 | 7.30 | 36.70 | -.088 |
| Rs105 | 280.8686 | 257.3300 | 12579.687 | 112.15921 | 217.00 | 852.70 | 26.569 |
| pH | 7.7376 | 7.7000 | .035 | .18667 | 7.40 | 8.10 | -.361 |
| Odissous | 8.9076 | 8.6300 | .984 | .99209 | 7.60 | 12.00 | 1.706 |
| Cond | 392.6448 | 370.0000 | 28161.124 | 167.81276 | 246.70 | 1246.70 | 26.384 |
| Ca | 44.5283 | 43.3000 | 124.295 | 11.14879 | 26.00 | 93.00 | 13.082 |
| Mg | 12.4410 | 10.7000 | 52.173 | 7.22309 | 6.00 | 44.00 | 13.389 |
| Na | 24.6066 | 21.0000 | 384.517 | 19.60911 | 17.00 | 125.30 | 27.432 |
| ALC | 105.9455 | 106.7000 | 121.662 | 11.03004 | 80.00 | 126.72 | -.025 |
| HCO3 | 127.2634 | 128.1000 | 305.083 | 17.46662 | 67.25 | 154.50 | 3.905 |
| T | 19.9538 | 20.0000 | 29.090 | 5.39355 | 10.30 | 28.20 | -1.317 |
| K | 2.7617 | 2.3000 | 5.894 | 2.42774 | 1.00 | 14.70 | 22.595 |

Annexe II

Résultats de test de normalité et test d'homogénéité des variances

| Station | | Kolmogorov-Smirnov ^a | | | Shapiro-Wilk | | |
|---------|----|---------------------------------|----|-------|--------------|----|------|
| | | Statistic | df | Sig. | Statistic | df | Sig. |
| DBO5 | S1 | .224 | 29 | .001 | .862 | 29 | .001 |
| | S2 | .135 | 29 | .189 | .961 | 29 | .343 |
| | S3 | .104 | 29 | .200* | .961 | 29 | .344 |
| | S4 | .089 | 29 | .200* | .960 | 29 | .330 |
| | S5 | .199 | 29 | .005 | .859 | 29 | .001 |
| | S6 | .149 | 29 | .100 | .915 | 29 | .023 |
| | S7 | .222 | 29 | .001 | .855 | 29 | .001 |
| DCO | S1 | .093 | 29 | .200* | .967 | 29 | .487 |
| | S2 | .149 | 29 | .097 | .964 | 29 | .414 |
| | S3 | .165 | 29 | .043 | .956 | 29 | .261 |
| | S4 | .142 | 29 | .140 | .950 | 29 | .180 |
| | S5 | .095 | 29 | .200* | .979 | 29 | .800 |
| | S6 | .149 | 29 | .099 | .970 | 29 | .555 |
| | S7 | .112 | 29 | .200* | .953 | 29 | .225 |
| MOAcid | S1 | .095 | 29 | .200* | .977 | 29 | .771 |
| | S2 | .321 | 29 | .000 | .435 | 29 | .000 |
| | S3 | .512 | 29 | .000 | .211 | 29 | .000 |
| | S4 | .494 | 29 | .000 | .218 | 29 | .000 |
| | S5 | .364 | 29 | .000 | .336 | 29 | .000 |
| | S6 | .167 | 29 | .037 | .874 | 29 | .002 |
| | S7 | .127 | 29 | .200* | .927 | 29 | .047 |
| NH4 | S1 | .201 | 29 | .004 | .808 | 29 | .000 |
| | S2 | .296 | 29 | .000 | .492 | 29 | .000 |
| | S3 | .371 | 29 | .000 | .518 | 29 | .000 |
| | S4 | .368 | 29 | .000 | .462 | 29 | .000 |
| | S5 | .151 | 29 | .090 | .898 | 29 | .009 |
| | S6 | .409 | 29 | .000 | .325 | 29 | .000 |
| | S7 | .233 | 29 | .000 | .581 | 29 | .000 |
| NO2 | S1 | .282 | 29 | .000 | .475 | 29 | .000 |
| | S2 | .367 | 29 | .000 | .461 | 29 | .000 |
| | S3 | .261 | 29 | .000 | .850 | 29 | .001 |
| | S4 | .286 | 29 | .000 | .816 | 29 | .000 |
| | S5 | .215 | 29 | .001 | .672 | 29 | .000 |
| | S6 | .184 | 29 | .014 | .915 | 29 | .023 |
| | S7 | .198 | 29 | .005 | .893 | 29 | .007 |

| Station | | Kolmogorov-Smirnov ^a | | | Shapiro-Wilk | | |
|---------|----|---------------------------------|----|-------------------|--------------|----|------|
| | | Statistic | df | Sig. | Statistic | df | Sig. |
| NO3 | S1 | .182 | 29 | .015 | .925 | 29 | .041 |
| | S2 | .119 | 29 | .200* | .855 | 29 | .001 |
| | S3 | .317 | 29 | .000 | .721 | 29 | .000 |
| | S4 | .234 | 29 | .000 | .884 | 29 | .004 |
| | S5 | .229 | 29 | .000 | .763 | 29 | .000 |
| | S6 | .176 | 29 | .022 | .900 | 29 | .010 |
| | S7 | .146 | 29 | .114 | .928 | 29 | .049 |
| Osat | S1 | .120 | 29 | .200 [†] | .932 | 29 | .061 |
| | S2 | .162 | 29 | .049 | .926 | 29 | .044 |
| | S3 | .116 | 29 | .200 [†] | .945 | 29 | .137 |
| | S4 | .116 | 29 | .200 [†] | .963 | 29 | .398 |
| | S5 | .127 | 29 | .200 [†] | .968 | 29 | .505 |
| | S6 | .137 | 29 | .178 | .916 | 29 | .025 |
| | S7 | .193 | 29 | .007 | .923 | 29 | .037 |
| PO4 | S1 | .444 | 29 | .000 | .242 | 29 | .000 |
| | S2 | .271 | 29 | .000 | .598 | 29 | .000 |
| | S3 | .350 | 29 | .000 | .483 | 29 | .000 |
| | S4 | .243 | 29 | .000 | .681 | 29 | .000 |
| | S5 | .177 | 29 | .021 | .836 | 29 | .000 |
| | S6 | .168 | 29 | .035 | .870 | 29 | .002 |
| | S7 | .178 | 29 | .019 | .920 | 29 | .030 |
| SO4 | S1 | .146 | 29 | .115 | .951 | 29 | .193 |
| | S2 | .075 | 29 | .200 [†] | .976 | 29 | .721 |
| | S3 | .194 | 29 | .007 | .844 | 29 | .001 |
| | S4 | .072 | 29 | .200 [†] | .989 | 29 | .986 |
| | S5 | .135 | 29 | .185 | .952 | 29 | .211 |
| | S6 | .147 | 29 | .112 | .936 | 29 | .077 |
| | S7 | .309 | 29 | .000 | .518 | 29 | .000 |
| Cl | S1 | .105 | 29 | .200 [†] | .951 | 29 | .200 |
| | S2 | .191 | 29 | .008 | .869 | 29 | .002 |
| | S3 | .231 | 29 | .000 | .893 | 29 | .007 |
| | S4 | .231 | 29 | .000 | .857 | 29 | .001 |
| | S5 | .101 | 29 | .200 [†] | .980 | 29 | .829 |
| | S6 | .166 | 29 | .041 | .903 | 29 | .012 |
| | S7 | .413 | 29 | .000 | .327 | 29 | .000 |

| Station | | Kolmogorov-Smirnov ^a | | | Shapiro-Wilk | | |
|-----------|----|---------------------------------|----|-------------------|--------------|----|------|
| | | Statistic | df | Sig. | Statistic | df | Sig. |
| Turbidité | S1 | .141 | 29 | .149 | .949 | 29 | .174 |
| | S2 | .356 | 29 | .000 | .374 | 29 | .000 |
| | S3 | .249 | 29 | .000 | .704 | 29 | .000 |
| | S4 | .252 | 29 | .000 | .553 | 29 | .000 |
| | S5 | .281 | 29 | .000 | .716 | 29 | .000 |
| | S6 | .308 | 29 | .000 | .622 | 29 | .000 |
| | S7 | .116 | 29 | .200 [*] | .928 | 29 | .048 |
| MES105 | S1 | .181 | 29 | .016 | .844 | 29 | .001 |
| | S2 | .316 | 29 | .000 | .434 | 29 | .000 |
| | S3 | .224 | 29 | .001 | .789 | 29 | .000 |
| | S4 | .220 | 29 | .001 | .836 | 29 | .000 |
| | S5 | .128 | 29 | .200 [*] | .935 | 29 | .074 |
| | S6 | .132 | 29 | .200 [*] | .922 | 29 | .033 |
| | S7 | .166 | 29 | .040 | .841 | 29 | .000 |
| Rs105 | S1 | .158 | 29 | .064 | .939 | 29 | .093 |
| | S2 | .081 | 29 | .200 [*] | .962 | 29 | .367 |
| | S3 | .266 | 29 | .000 | .855 | 29 | .001 |
| | S4 | .136 | 29 | .181 | .942 | 29 | .112 |
| | S5 | .109 | 29 | .200 [*] | .969 | 29 | .545 |
| | S6 | .134 | 29 | .197 | .936 | 29 | .077 |
| | S7 | .382 | 29 | .000 | .354 | 29 | .000 |
| pH | S1 | .170 | 29 | .031 | .928 | 29 | .048 |
| | S2 | .140 | 29 | .154 | .939 | 29 | .095 |
| | S3 | .219 | 29 | .001 | .921 | 29 | .033 |
| | S4 | .300 | 29 | .000 | .816 | 29 | .000 |
| | S5 | .232 | 29 | .000 | .931 | 29 | .057 |
| | S6 | .158 | 29 | .063 | .950 | 29 | .185 |
| | S7 | .128 | 29 | .200 [*] | .951 | 29 | .194 |
| Odissous | S1 | .092 | 29 | .200 [*] | .970 | 29 | .558 |
| | S2 | .106 | 29 | .200 [*] | .966 | 29 | .465 |
| | S3 | .194 | 29 | .007 | .907 | 29 | .014 |
| | S4 | .232 | 29 | .000 | .872 | 29 | .002 |
| | S5 | .151 | 29 | .088 | .926 | 29 | .042 |
| | S6 | .107 | 29 | .200 [*] | .962 | 29 | .367 |
| | S7 | .144 | 29 | .130 | .914 | 29 | .021 |

| Station | | Kolmogorov-Smirnov ^a | | | Shapiro-Wilk | | |
|---------|----|---------------------------------|----|-------------------|--------------|----|------|
| | | Statistic | df | Sig. | Statistic | df | Sig. |
| Cond | S1 | .151 | 29 | .087 | .895 | 29 | .008 |
| | S2 | .132 | 29 | .200 [*] | .961 | 29 | .345 |
| | S3 | .314 | 29 | .000 | .726 | 29 | .000 |
| | S4 | .230 | 29 | .000 | .727 | 29 | .000 |
| | S5 | .102 | 29 | .200 [*] | .972 | 29 | .619 |
| | S6 | .126 | 29 | .200 [*] | .969 | 29 | .524 |
| | S7 | .432 | 29 | .000 | .343 | 29 | .000 |
| Ca | S1 | .114 | 29 | .200 [*] | .962 | 29 | .377 |
| | S2 | .148 | 29 | .102 | .907 | 29 | .014 |
| | S3 | .322 | 29 | .000 | .548 | 29 | .000 |
| | S4 | .350 | 29 | .000 | .476 | 29 | .000 |
| | S5 | .153 | 29 | .082 | .952 | 29 | .210 |
| | S6 | .149 | 29 | .098 | .933 | 29 | .067 |
| | S7 | .260 | 29 | .000 | .699 | 29 | .000 |
| Mg | S1 | .228 | 29 | .000 | .780 | 29 | .000 |
| | S2 | .077 | 29 | .200 [*] | .976 | 29 | .722 |
| | S3 | .224 | 29 | .001 | .885 | 29 | .004 |
| | S4 | .122 | 29 | .200 [*] | .981 | 29 | .852 |
| | S5 | .112 | 29 | .200 [*] | .983 | 29 | .909 |
| | S6 | .133 | 29 | .200 [*] | .963 | 29 | .390 |
| | S7 | .331 | 29 | .000 | .594 | 29 | .000 |
| Na | S1 | .111 | 29 | .200 [*] | .978 | 29 | .798 |
| | S2 | .109 | 29 | .200 [*] | .961 | 29 | .339 |
| | S3 | .160 | 29 | .057 | .953 | 29 | .218 |
| | S4 | .109 | 29 | .200 [*] | .978 | 29 | .774 |
| | S5 | .143 | 29 | .134 | .866 | 29 | .002 |
| | S6 | .165 | 29 | .041 | .911 | 29 | .019 |
| | S7 | .397 | 29 | .000 | .311 | 29 | .000 |
| ALC | S1 | .151 | 29 | .092 | .960 | 29 | .330 |
| | S2 | .160 | 29 | .055 | .942 | 29 | .110 |
| | S3 | .218 | 29 | .001 | .839 | 29 | .000 |
| | S4 | .145 | 29 | .125 | .863 | 29 | .001 |
| | S5 | .137 | 29 | .175 | .952 | 29 | .207 |
| | S6 | .127 | 29 | .200 [*] | .961 | 29 | .343 |
| | S7 | .129 | 29 | .200 [*] | .984 | 29 | .930 |

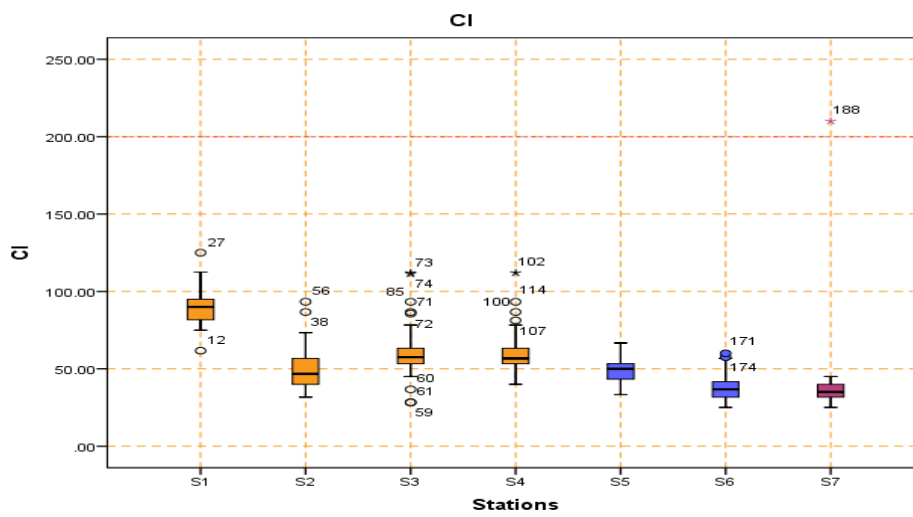
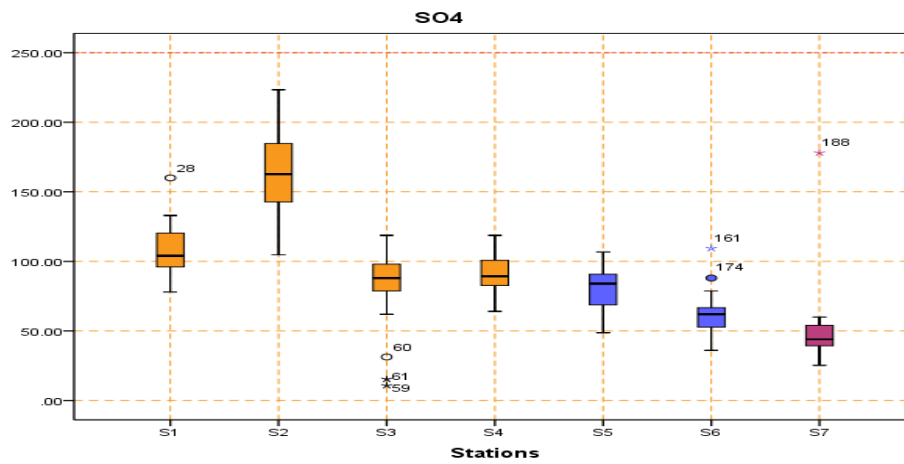
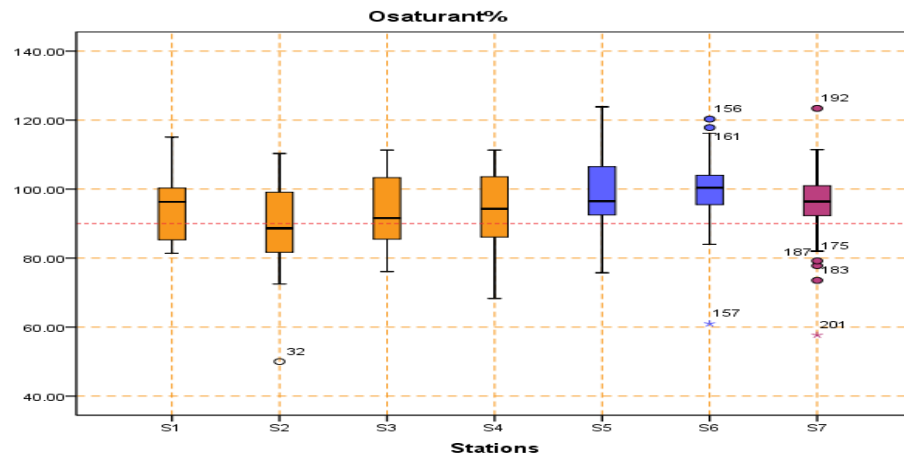
| Station | | Kolmogorov-Smirnov ^a | | | Shapiro-Wilk | | |
|---------|----|---------------------------------|----|-------------------|--------------|----|------|
| | | Statistic | df | Sig. | Statistic | df | Sig. |
| HCO3 | S1 | .134 | 29 | .194 | .961 | 29 | .343 |
| | S2 | .158 | 29 | .061 | .954 | 29 | .238 |
| | S3 | .193 | 29 | .007 | .863 | 29 | .001 |
| | S4 | .325 | 29 | .000 | .418 | 29 | .000 |
| | S5 | .107 | 29 | .200 [*] | .978 | 29 | .794 |
| | S6 | .092 | 29 | .200 [*] | .966 | 29 | .461 |
| | S7 | .163 | 29 | .047 | .905 | 29 | .013 |
| T | S1 | .170 | 29 | .031 | .914 | 29 | .021 |
| | S2 | .112 | 29 | .200 [*] | .922 | 29 | .034 |
| | S3 | .152 | 29 | .084 | .921 | 29 | .033 |
| | S4 | .167 | 29 | .037 | .918 | 29 | .026 |
| | S5 | .133 | 29 | .200 [*] | .953 | 29 | .224 |
| | S6 | .125 | 29 | .200 [*] | .945 | 29 | .138 |
| | S7 | .132 | 29 | .200 [*] | .939 | 29 | .092 |
| K | S1 | .311 | 29 | .000 | .490 | 29 | .000 |
| | S2 | .117 | 29 | .200 [*] | .963 | 29 | .383 |
| | S3 | .108 | 29 | .200 [*] | .964 | 29 | .419 |
| | S4 | .124 | 29 | .200 [*] | .943 | 29 | .122 |
| | S5 | .403 | 29 | .000 | .302 | 29 | .000 |
| | S6 | .257 | 29 | .000 | .702 | 29 | .000 |
| | S7 | .357 | 29 | .000 | .451 | 29 | .000 |

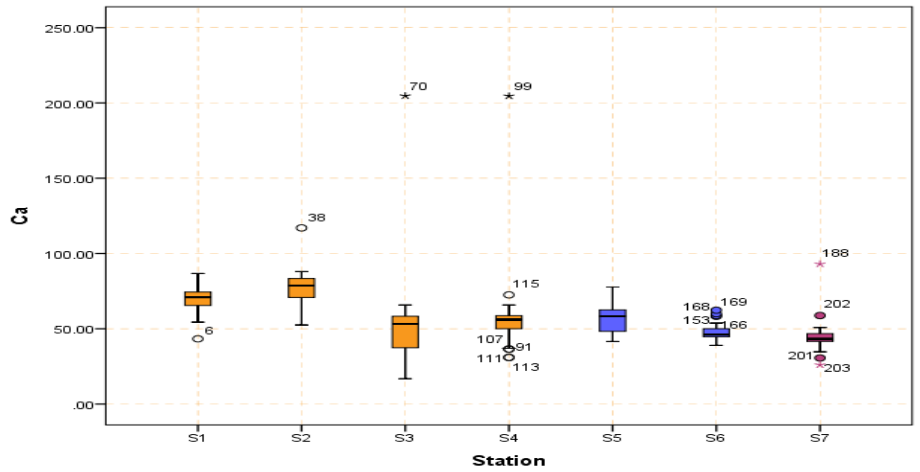
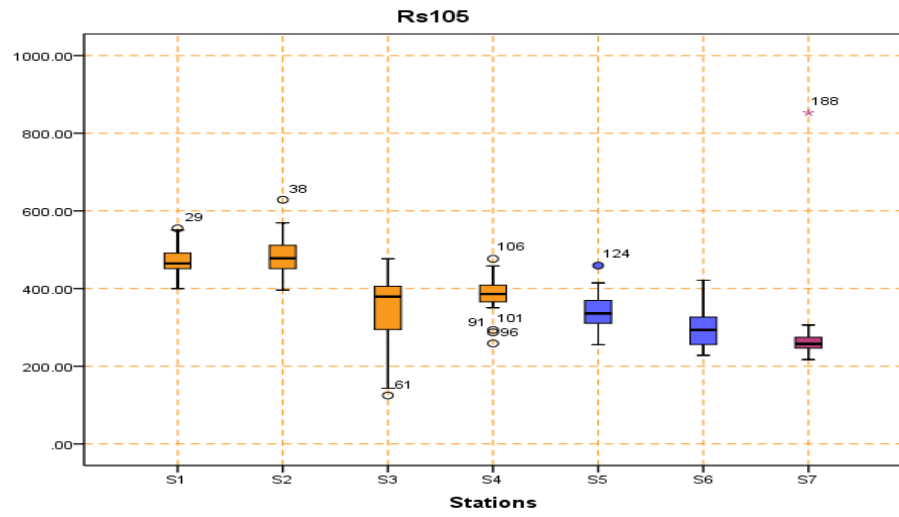
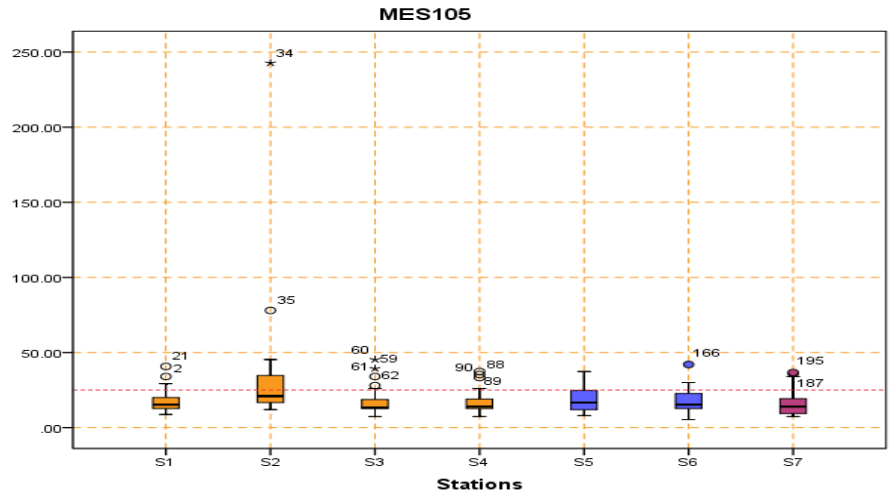
Levene's Test of Equality of Error Variances

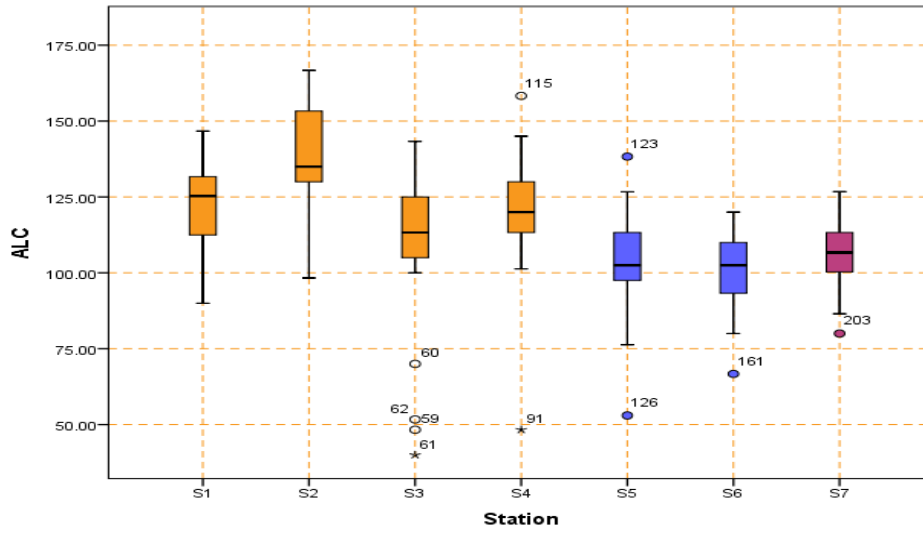
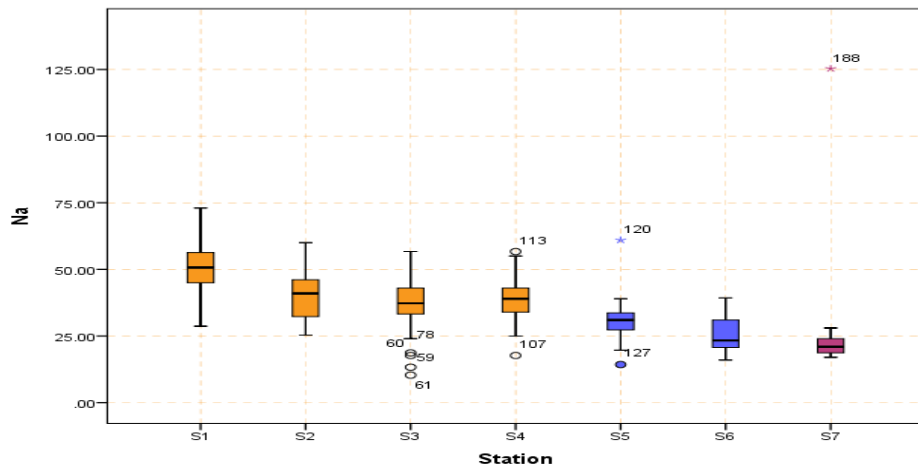
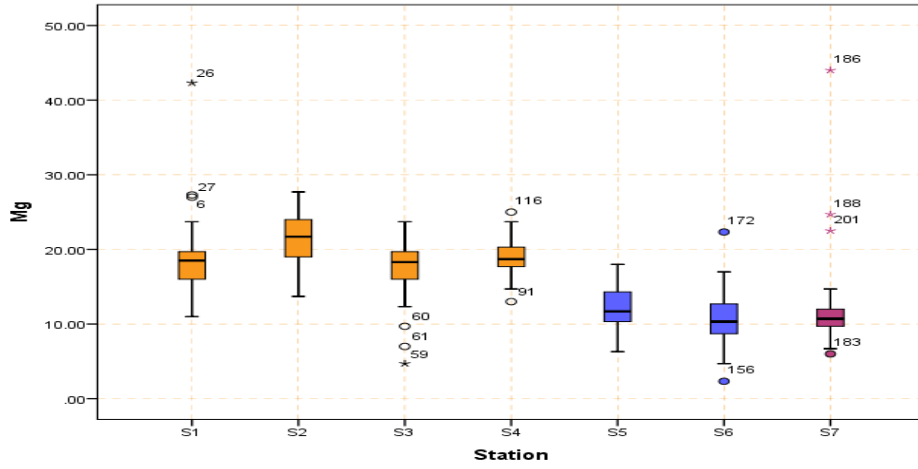
| | F | df1 | df2 | Sig. |
|-----------|--------|-----|-----|------|
| DBO5 | 1.789 | 6 | 196 | .103 |
| DCO | .772 | 6 | 196 | .593 |
| MOAcid | 2.579 | 6 | 196 | .020 |
| NH4 | 2.541 | 6 | 196 | .022 |
| NO2 | 4.906 | 6 | 196 | .000 |
| NO3 | 1.956 | 6 | 196 | .074 |
| Osat | .426 | 6 | 196 | .861 |
| PO4 | 2.247 | 6 | 196 | .040 |
| SO4 | 4.167 | 6 | 196 | .001 |
| Cl | .982 | 6 | 196 | .439 |
| Turbidité | 10.473 | 6 | 196 | .000 |
| MES105 | 3.734 | 6 | 196 | .002 |
| Rs105 | 1.568 | 6 | 196 | .158 |
| pH | .838 | 6 | 196 | .542 |
| Odissous | .414 | 6 | 196 | .869 |
| Cond | 1.144 | 6 | 196 | .338 |
| Ca | 1.533 | 6 | 196 | .169 |
| Mg | 1.111 | 6 | 196 | .357 |
| Na | .553 | 6 | 196 | .767 |
| ALC | 2.264 | 6 | 196 | .039 |
| HCO3 | 1.523 | 6 | 196 | .172 |
| T | .192 | 6 | 196 | .979 |
| K | 1.277 | 6 | 196 | .269 |

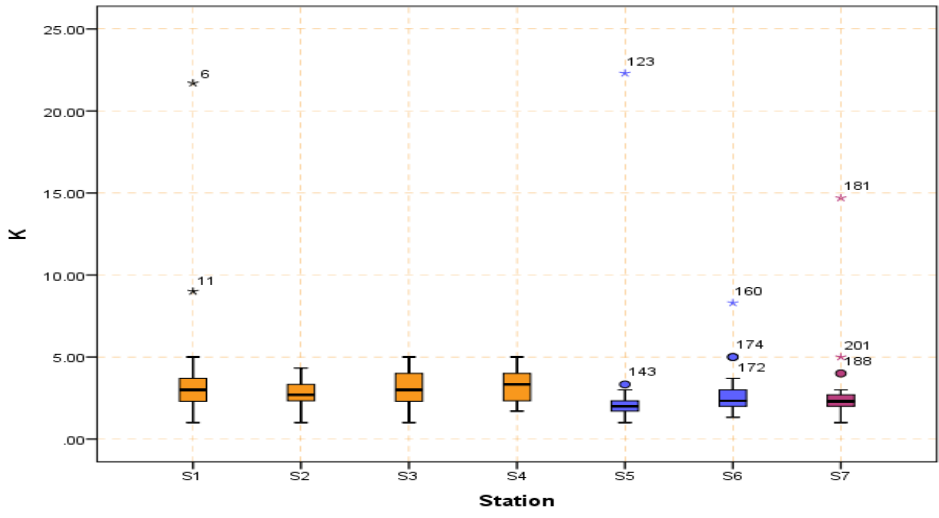
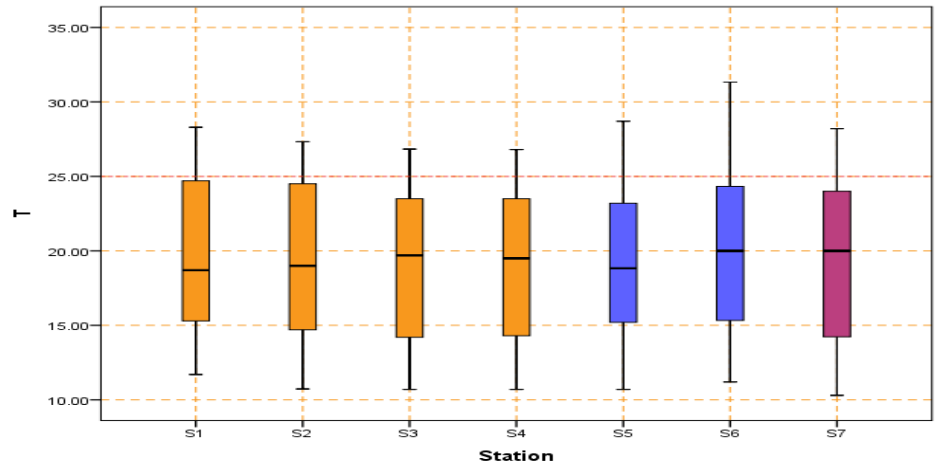
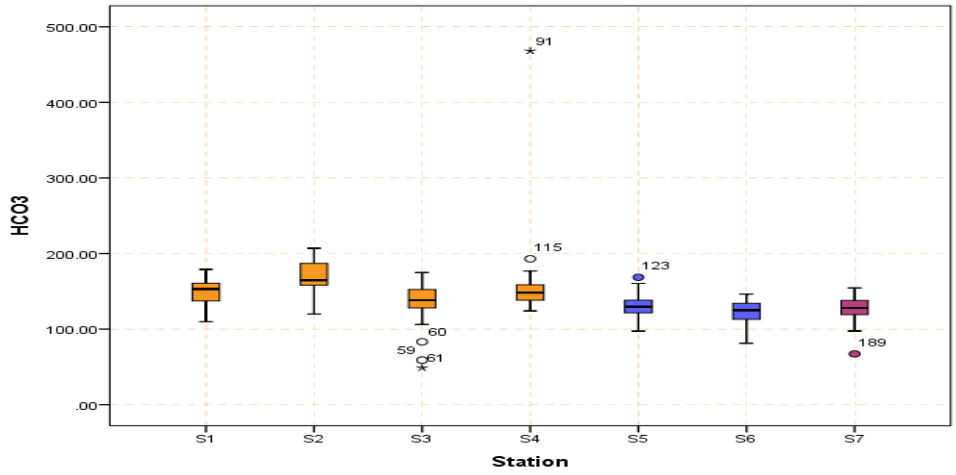
Annexe III

Les boîtes à moustaches des paramètres restant









Annexe IV

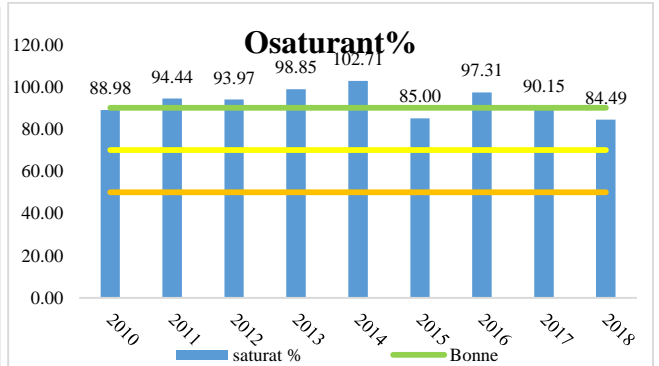
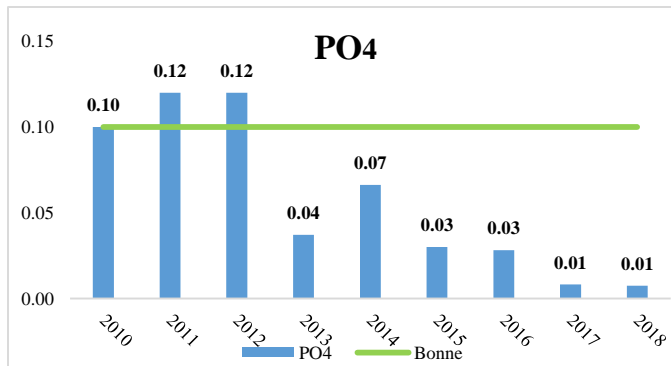
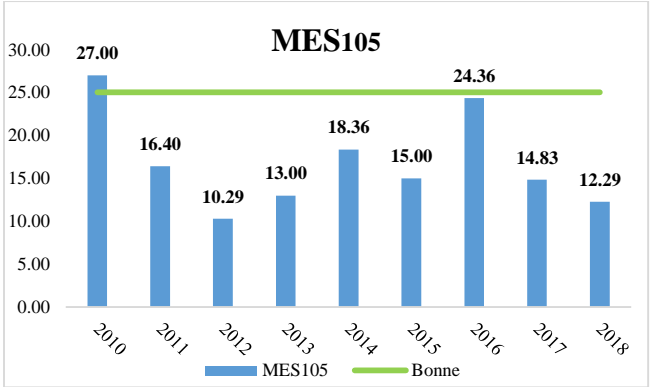
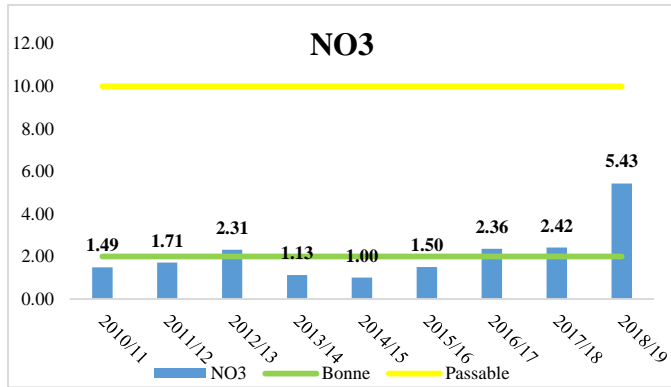
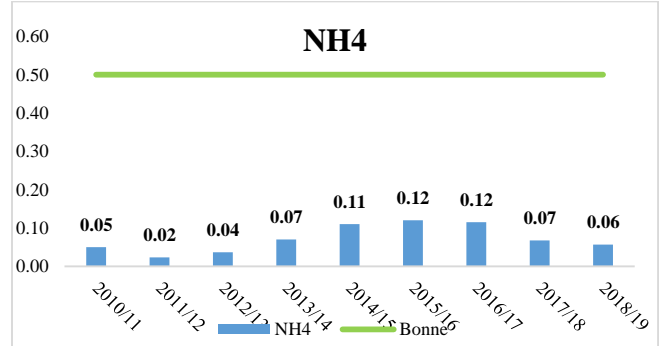
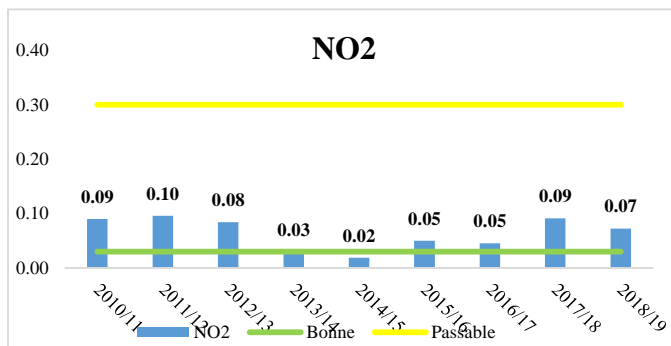
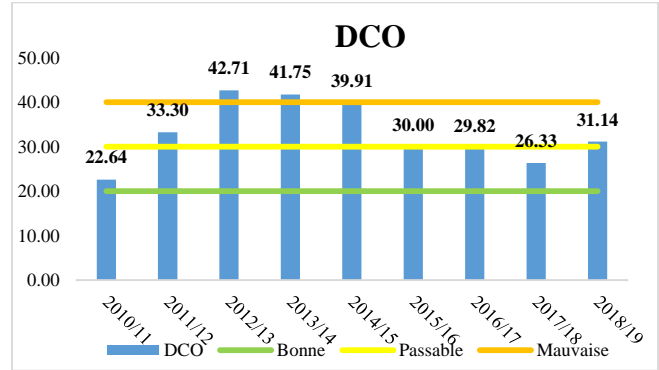
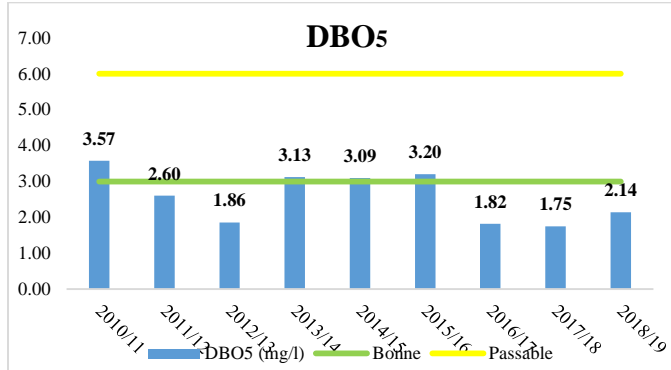
Valeurs significatives du coefficient de corrélation

Cette table présente les valeurs au- delà desquelles le coefficient de corrélation est déclaré significatif, pour un seuil de signification déterminé et un nombre donné de paires d'observation de x et y .

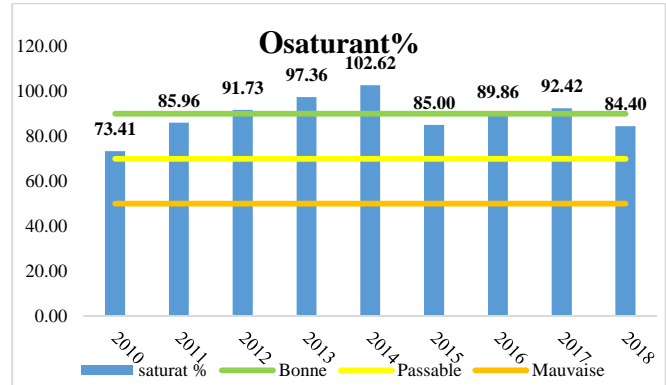
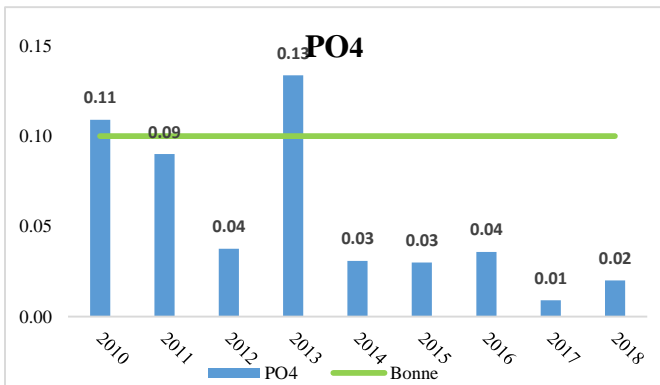
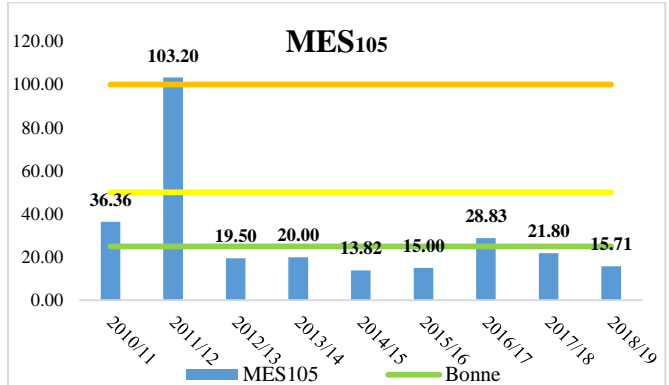
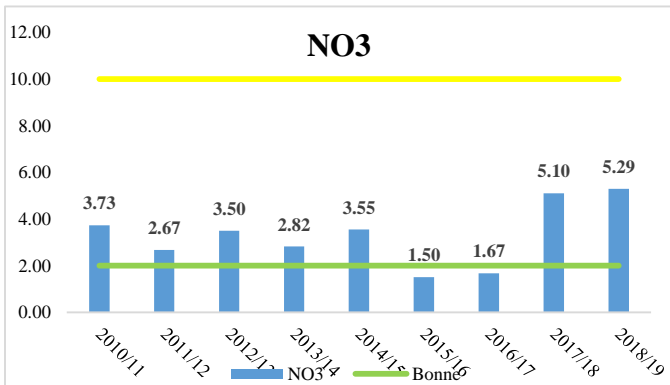
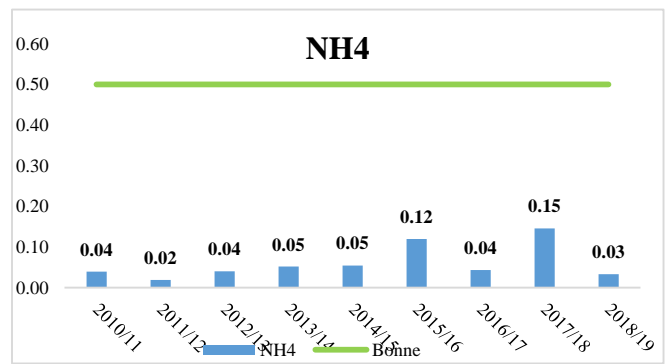
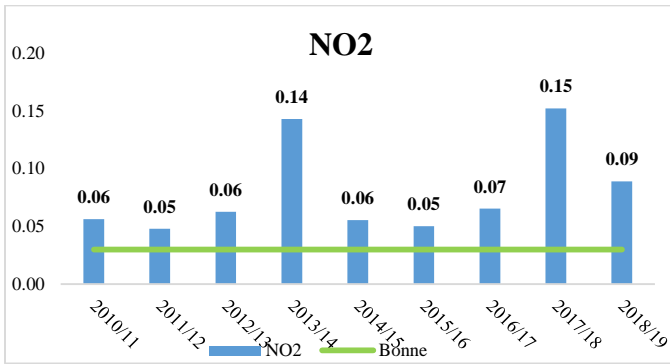
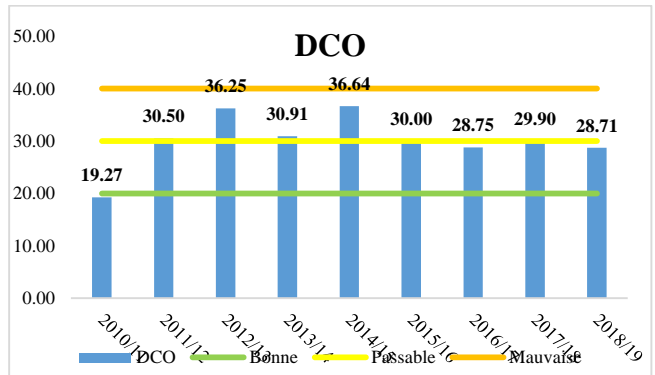
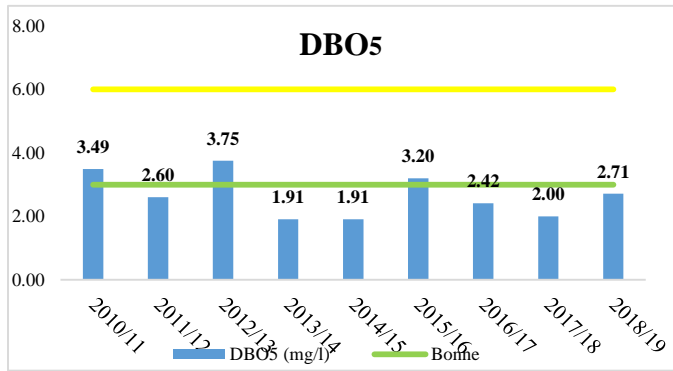
| n | .1 | .05 | .02 | .01 | .001 |
|-----|-------|-------|-------|-------|-------|
| 1 | .9877 | .9969 | .9995 | .9999 | .9999 |
| 2 | .9000 | .9500 | .9800 | .9900 | .9990 |
| 3 | .8054 | .8783 | .9343 | .9587 | .9912 |
| 4 | .7293 | .8114 | .8822 | .9172 | .9741 |
| 5 | .6694 | .7545 | .8329 | .8745 | .9507 |
| 6 | .6215 | .7067 | .7887 | .8343 | .9249 |
| 7 | .5822 | .6664 | .7498 | .7977 | .8982 |
| 8 | .5494 | .6319 | .7155 | .7646 | .8721 |
| 9 | .5214 | .6021 | .6851 | .7348 | .8471 |
| 10 | .4973 | .5760 | .6581 | .7079 | .8233 |
| 11 | .4796 | .5529 | .6339 | .6835 | .8010 |
| 12 | .4575 | .5324 | .6120 | .6614 | .7800 |
| 13 | .4409 | .5139 | .5923 | .6411 | .7603 |
| 14 | .4259 | .4973 | .5742 | .6226 | .7420 |
| 15 | .4124 | .4821 | .5577 | .6055 | .7246 |
| 16 | .4000 | .4683 | .5425 | .5897 | .7046 |
| 17 | .3887 | .4555 | .5285 | .5751 | .7014 |
| 18 | .3783 | .4438 | .5155 | .5614 | .6832 |
| 19 | .3687 | .4329 | .5034 | .5487 | .6787 |
| 20 | .3598 | .4227 | .4921 | .5368 | .6652 |
| 25 | .3233 | .3809 | .4451 | .4869 | .6524 |
| 30 | .2960 | .3494 | .4093 | .4487 | .5974 |
| 35 | .2746 | .3246 | .3810 | .4182 | .5541 |
| 40 | .2573 | .3044 | .3578 | .3932 | .5189 |
| 45 | .2428 | .2875 | .3384 | .3721 | .4896 |
| 50 | .2306 | .2732 | .3218 | .3541 | .4648 |
| 60 | .2108 | .2500 | .2948 | .3248 | .4433 |
| 70 | .1954 | .2319 | .2737 | .3017 | .4078 |
| 80 | .1829 | .2172 | .2565 | .2830 | .3799 |
| 90 | .1726 | .2050 | .2422 | .2673 | .3568 |
| 100 | .1638 | .1946 | .2301 | .2540 | .3375 |

ANNEX III

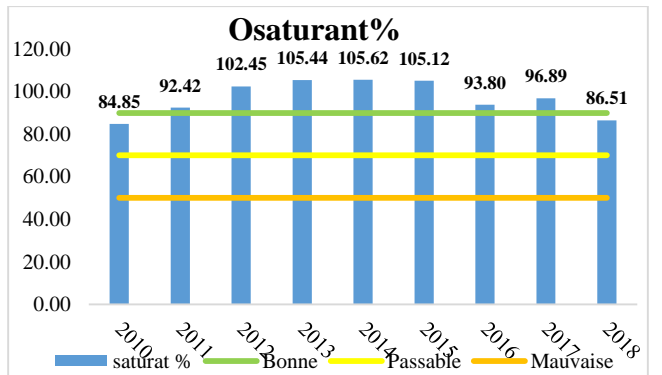
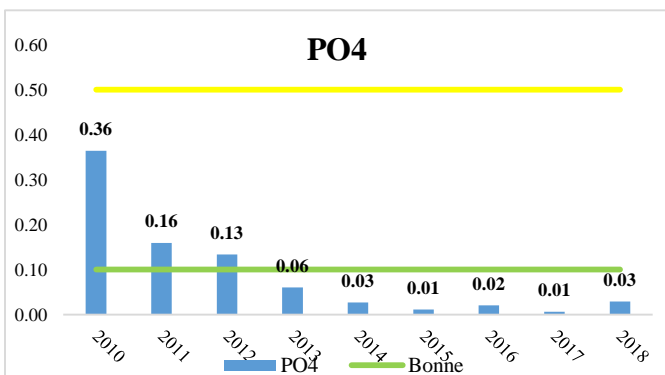
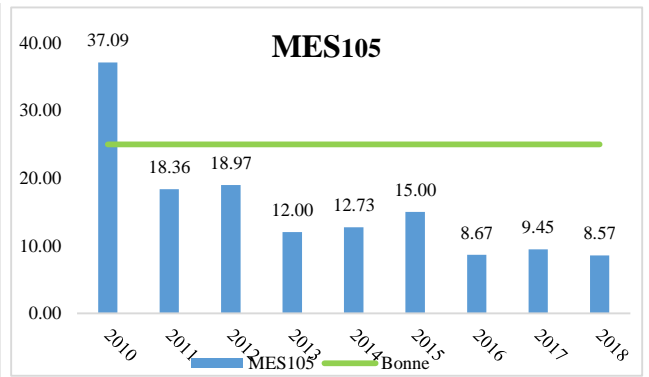
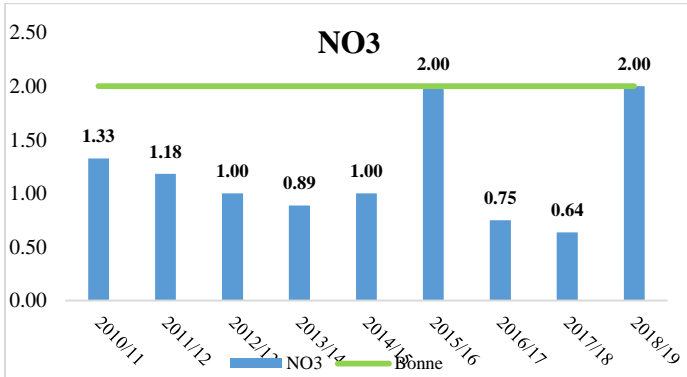
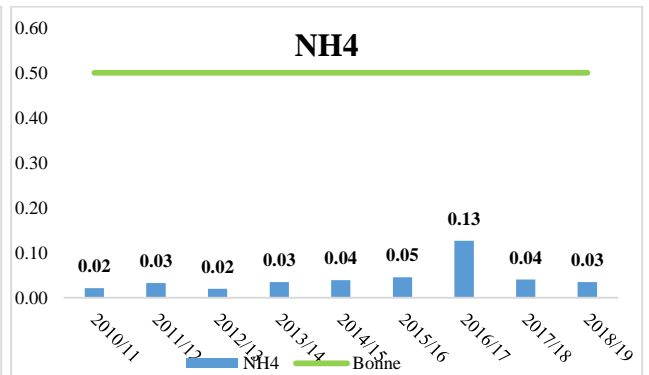
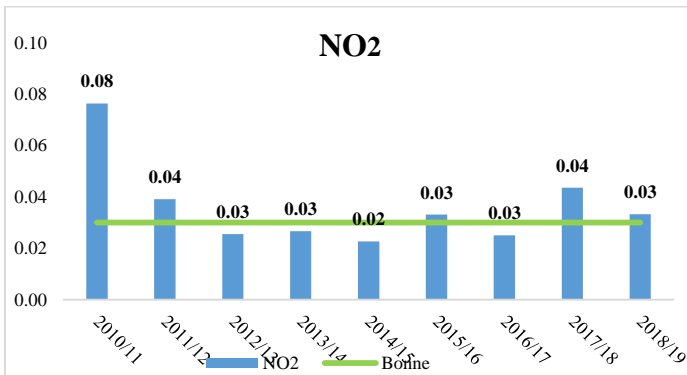
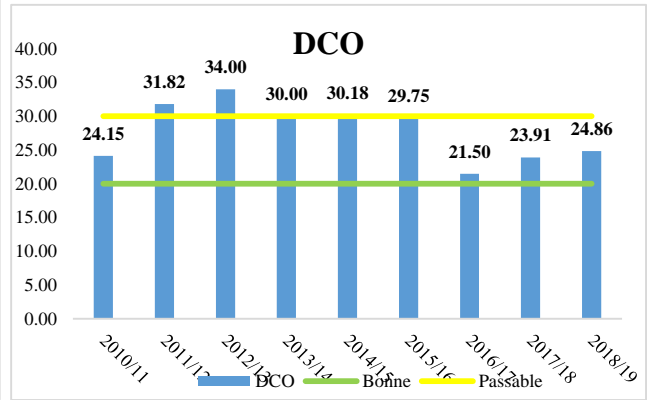
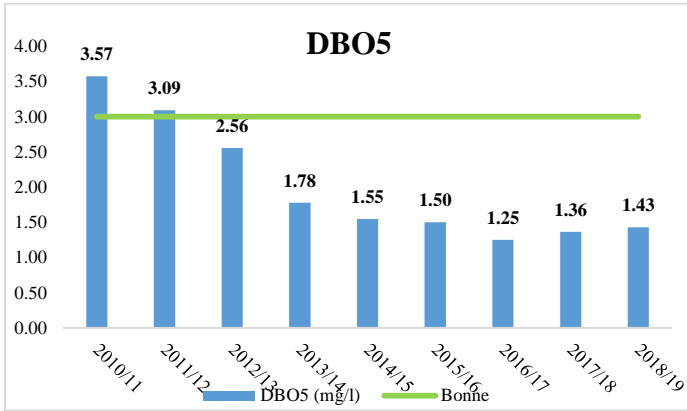
Station 03 11 02 (Barrage Zit Emba)



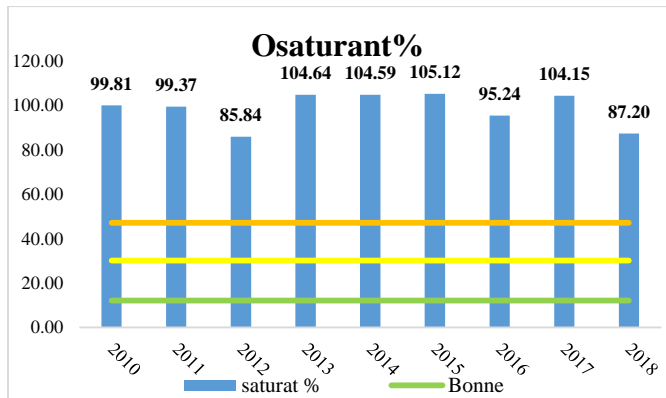
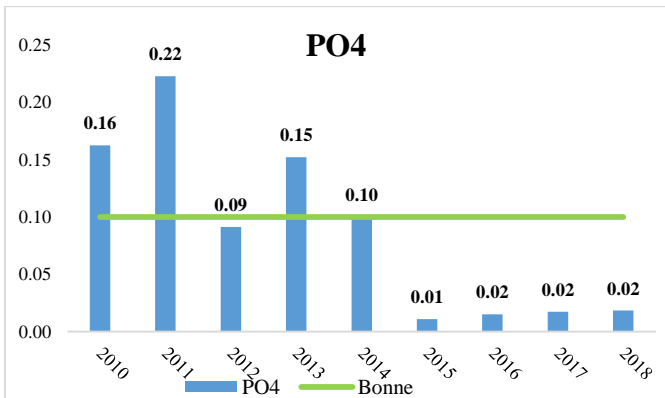
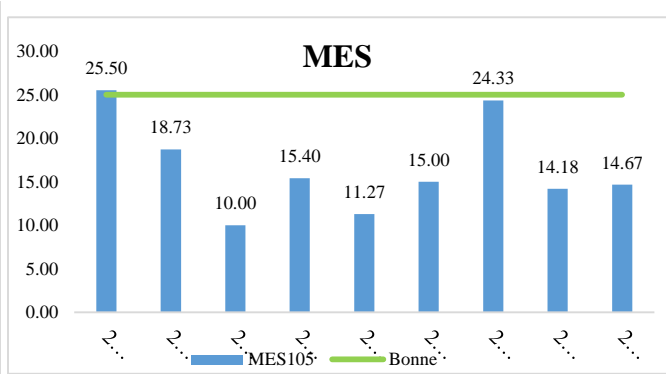
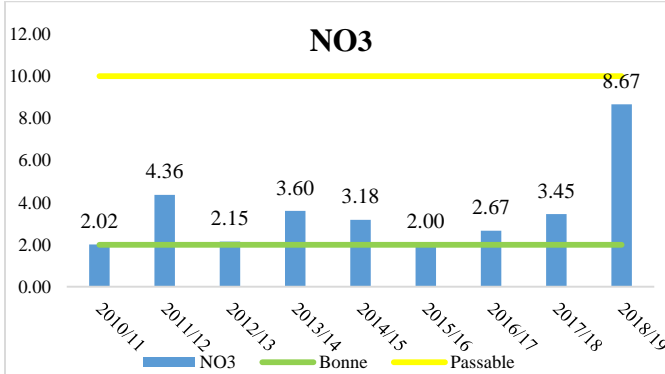
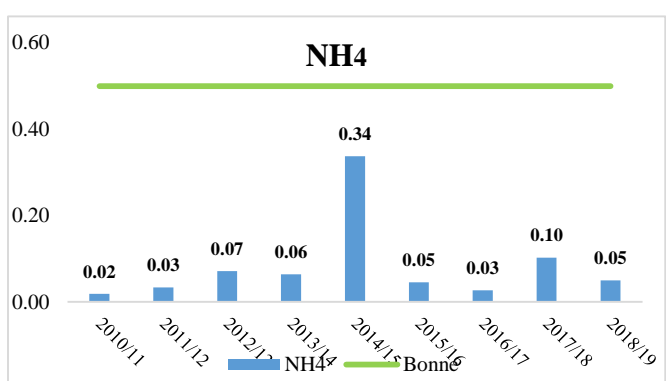
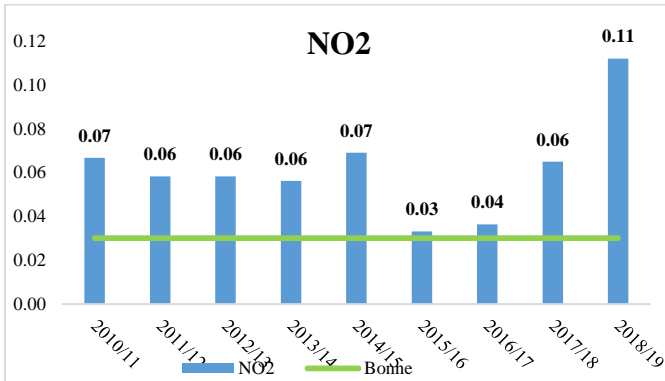
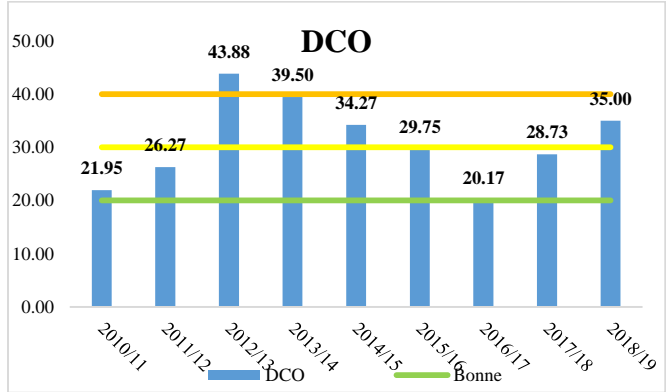
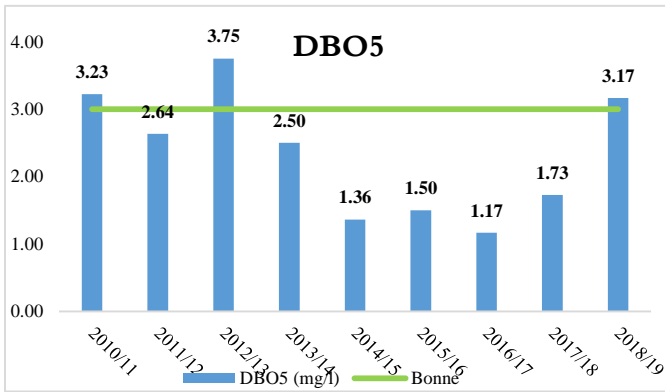
Station 03 09 02



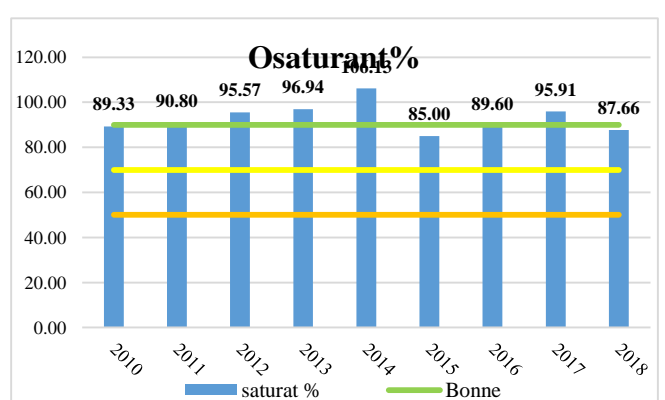
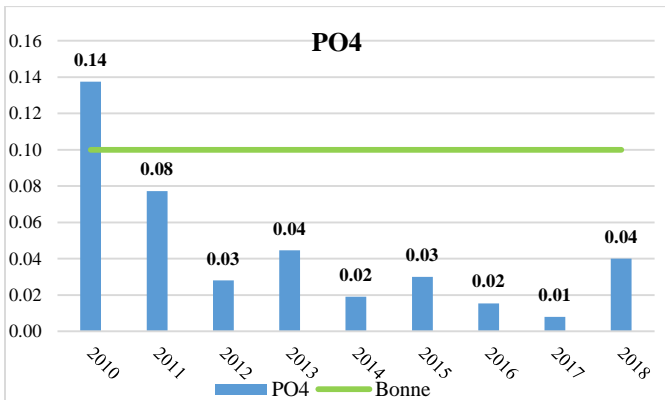
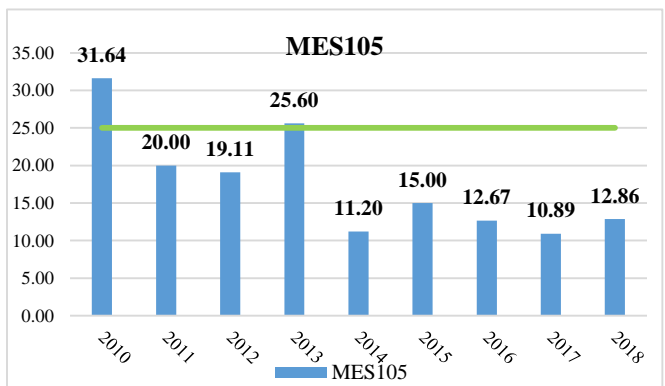
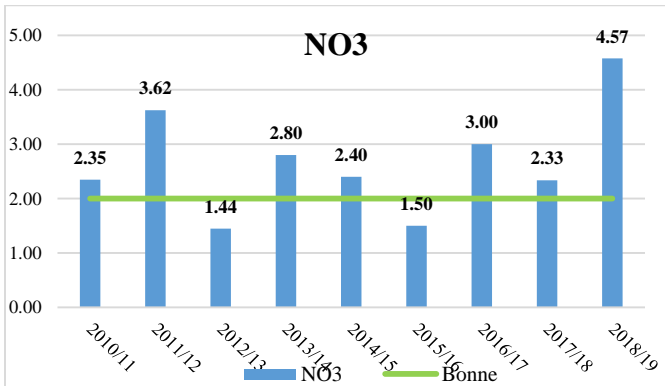
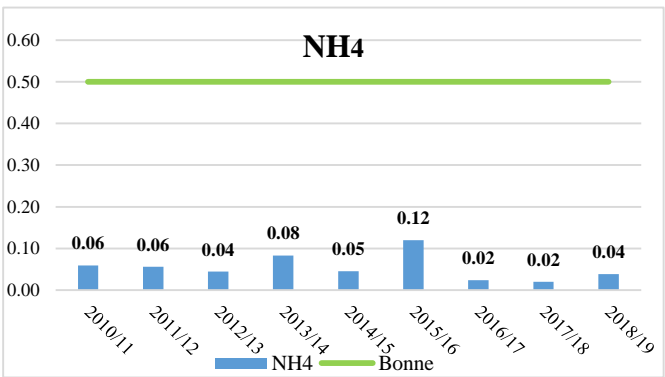
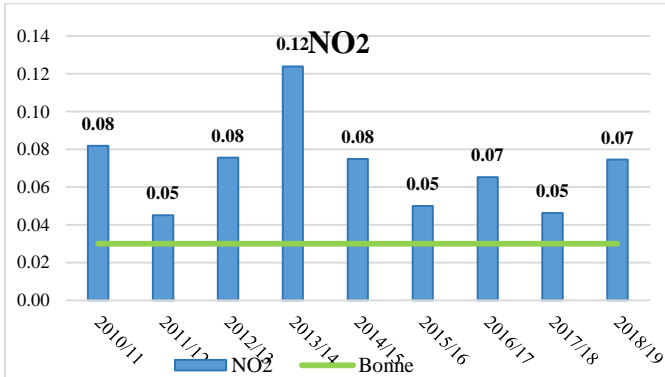
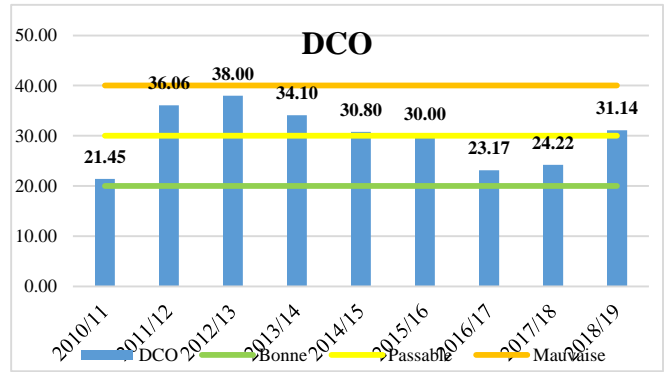
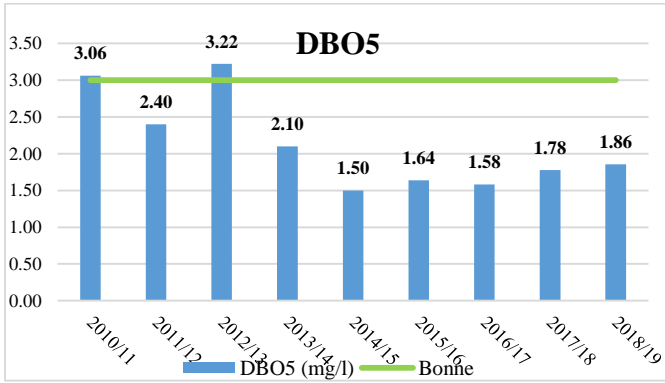
Station 03 07 11 :



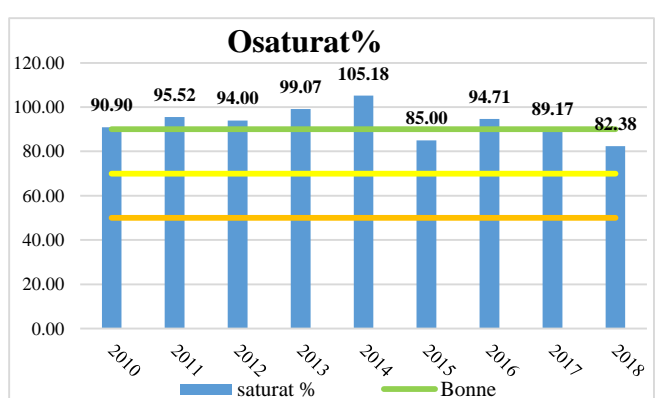
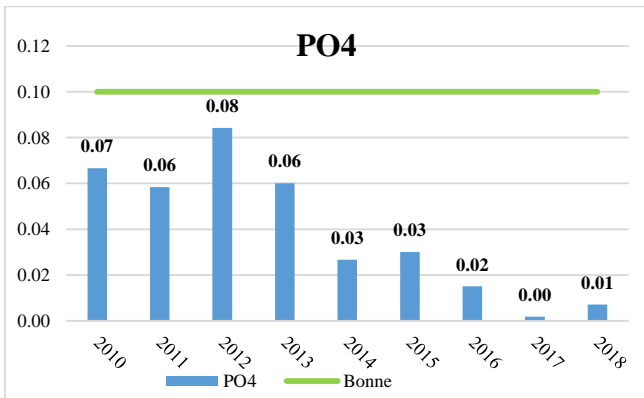
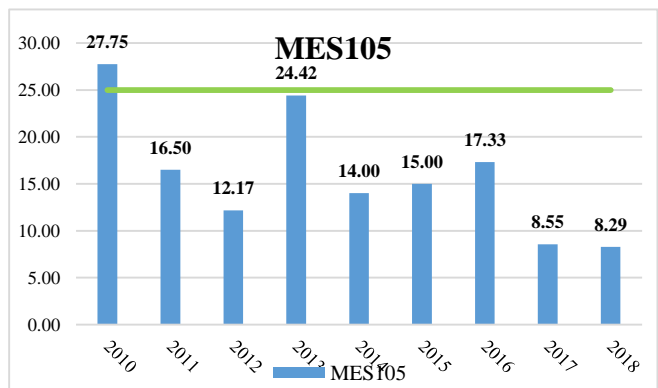
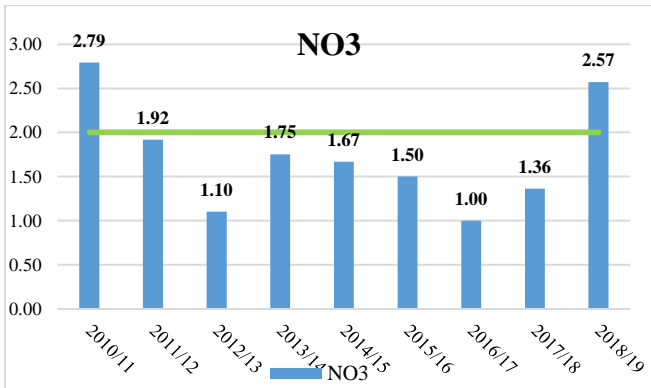
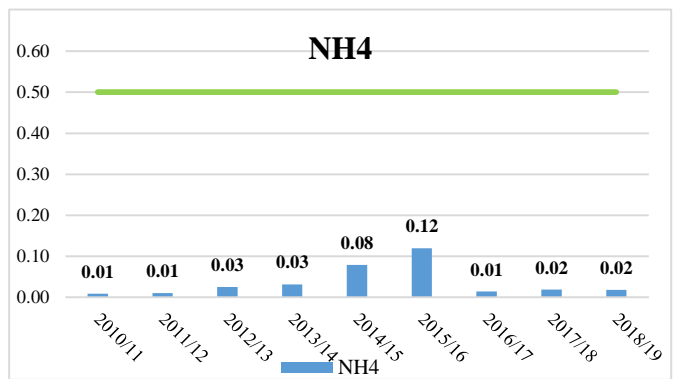
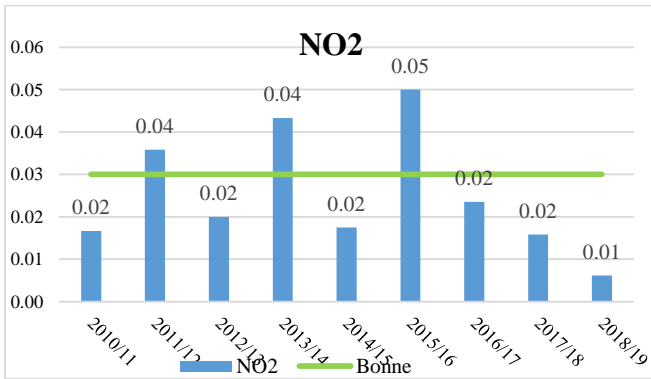
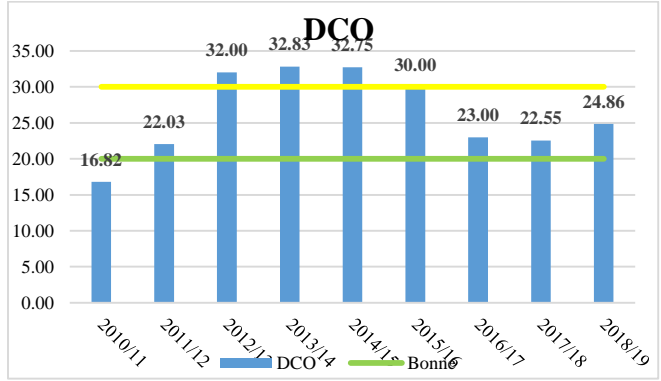
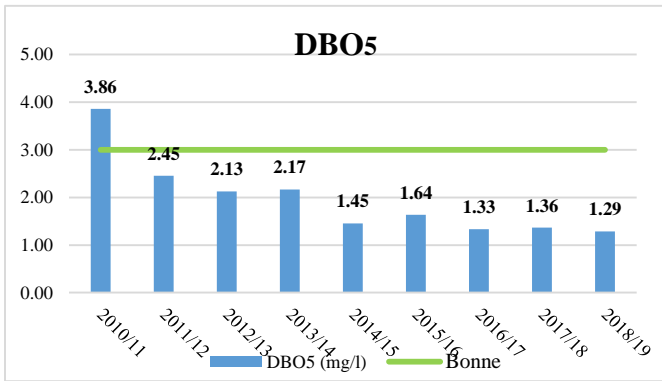
Station 03 15 01



Station 03 16 09



Station 03 03 03



ANNEX VI

Analyse des résultats de l'ACP de la station Zardezas

Tableau (IV.1) : Valeur propre, Variances expliquées et Variances cumulées

| Axe | F1 | F2 | F3 | F4 | F5 | F6 | F7 | F8 | F9 | F10 | F11 | F12 | F13 | F14 | F15 |
|----------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|
| Valeurs propres | 2.615 | 2.352 | 1.582 | 1.410 | 1.328 | 1.102 | 1.004 | 0.842 | 0.731 | 0.581 | 0.438 | 0.403 | 0.301 | 0.191 | 0.120 |
| Variances expliquées | 17.430 | 15.678 | 10.547 | 9.401 | 8.850 | 7.349 | 6.693 | 5.616 | 4.875 | 3.876 | 2.918 | 2.688 | 2.009 | 1.271 | 0.800 |
| Variances cumulées | 17.430 | 33.108 | 43.654 | 53.055 | 61.905 | 69.254 | 75.947 | 81.563 | 86.438 | 90.314 | 93.232 | 95.920 | 97.929 | 99.200 | 100.000 |

Tableau (IV.2) : Matrice des coefficients de corrélation entre les variables

| Paramètre | DBO5 | DCO | MOAcid | NH4 | NO2 | NO3 | O2Satur | PO4 | SO4 | Cl | Turbidité | MES105 | Ph | Cond | T |
|-------------------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|-----------|----------|----------|----------|----------|
| DBO5 | 1 | 0.197 | -0.086 | -0.182 | 0.029 | -0.039 | -0.125 | 0.141 | 0.243 | -0.011 | -0.049 | -0.135 | 0.053 | 0.186 | 0.027 |
| DCO | 0.197 | 1 | 0.137 | 0.187 | 0.102 | -0.061 | -0.005 | -0.098 | 0.297 | -0.068 | -0.087 | -0.153 | 0.277 | 0.144 | -0.019 |
| MOAcid | -0.086 | 0.137 | 1 | 0.124 | 0.268 | -0.152 | -0.011 | 0.069 | 0.146 | -0.204 | 0.034 | 0.013 | 0.396 | -0.028 | 0.006 |
| NH4 | -0.182 | 0.187 | 0.124 | 1 | -0.018 | 0.023 | 0.078 | 0.076 | 0.050 | -0.063 | 0.220 | -0.101 | 0.405 | 0.067 | -0.042 |
| NO2 | 0.029 | 0.102 | 0.268 | -0.018 | 1 | 0.330 | -0.091 | 0.052 | -0.115 | 0.012 | 0.000 | -0.053 | -0.116 | -0.152 | -0.291 |
| NO3 | -0.039 | -0.061 | -0.152 | 0.023 | 0.330 | 1 | 0.120 | 0.074 | -0.188 | -0.148 | 0.126 | -0.107 | -0.042 | -0.321 | -0.170 |
| O2saturant | -0.125 | -0.005 | -0.011 | 0.078 | -0.091 | 0.120 | 1 | 0.224 | 0.160 | 0.082 | 0.071 | -0.147 | 0.117 | 0.020 | 0.364 |
| PO4 | 0.141 | -0.098 | 0.069 | 0.076 | 0.052 | 0.074 | 0.224 | 1 | 0.070 | -0.276 | 0.630 | 0.105 | 0.362 | -0.016 | -0.113 |
| SO4 | 0.243 | 0.297 | 0.146 | 0.050 | -0.115 | -0.188 | 0.160 | 0.070 | 1 | -0.190 | -0.077 | -0.040 | 0.336 | 0.742 | 0.440 |
| Cl | -0.011 | -0.068 | -0.204 | -0.063 | 0.012 | -0.148 | 0.082 | -0.276 | -0.190 | 1 | -0.133 | -0.160 | -0.440 | 0.210 | 0.079 |
| Turbidité | -0.049 | -0.087 | 0.034 | 0.220 | 0.000 | 0.126 | 0.071 | 0.630 | -0.077 | -0.133 | 1 | -0.043 | 0.150 | -0.087 | -0.143 |
| MES105 | -0.135 | -0.153 | 0.013 | -0.101 | -0.053 | -0.107 | -0.147 | 0.105 | -0.040 | -0.160 | -0.043 | 1 | 0.065 | -0.052 | -0.160 |
| Ph | 0.053 | 0.277 | 0.396 | 0.405 | -0.116 | -0.042 | 0.117 | 0.362 | 0.336 | -0.440 | 0.150 | 0.065 | 1 | 0.089 | 0.010 |
| Cond | 0.186 | 0.144 | -0.028 | 0.067 | -0.152 | -0.321 | 0.020 | -0.016 | 0.742 | 0.210 | -0.087 | -0.052 | 0.089 | 1 | 0.420 |
| T | 0.027 | -0.019 | 0.006 | -0.042 | -0.291 | -0.170 | 0.364 | -0.113 | 0.440 | 0.079 | -0.143 | -0.160 | 0.010 | 0.420 | 1 |

Tableau (IV.3) : Corrélation entre les variables et les facteurs

| Paramètre | F1 | F2 | F3 | F4 | F5 | F6 | F7 | F8 | F9 | F10 | F11 | F12 | F13 | F14 | F15 |
|-------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|
| DBO5 | 0.258 | -0.082 | -0.207 | -0.150 | 0.756 | 0.066 | -0.146 | -0.249 | 0.092 | -0.376 | 0.181 | -0.035 | -0.131 | -0.028 | -0.027 |
| DCO | 0.397 | 0.088 | -0.514 | -0.334 | -0.010 | 0.199 | -0.250 | -0.013 | 0.406 | 0.404 | 0.138 | 0.043 | 0.051 | 0.070 | -0.019 |
| MOAcid | 0.252 | 0.383 | -0.421 | 0.028 | -0.314 | -0.225 | 0.504 | -0.329 | -0.091 | -0.060 | 0.090 | 0.195 | -0.165 | 0.120 | -0.017 |
| NH4 | 0.245 | 0.397 | -0.003 | -0.180 | -0.492 | 0.500 | -0.127 | 0.261 | -0.084 | -0.292 | 0.148 | -0.207 | -0.093 | 0.077 | 0.031 |
| NO2 | -0.288 | 0.240 | -0.428 | -0.463 | 0.133 | -0.211 | 0.485 | 0.248 | 0.021 | -0.026 | 0.020 | -0.259 | 0.135 | -0.127 | -0.009 |
| NO3 | -0.373 | 0.302 | 0.091 | -0.516 | 0.106 | -0.340 | -0.277 | 0.384 | -0.140 | -0.081 | 0.073 | 0.321 | -0.025 | 0.087 | -0.008 |
| O2saturant | 0.264 | 0.065 | 0.574 | -0.372 | -0.254 | -0.346 | 0.013 | -0.085 | 0.443 | -0.057 | -0.121 | -0.104 | -0.184 | -0.051 | -0.068 |
| PO4 | 0.159 | 0.679 | 0.421 | 0.067 | 0.398 | 0.036 | 0.199 | -0.045 | 0.138 | -0.005 | -0.087 | -0.074 | 0.191 | 0.241 | 0.064 |
| SO4 | 0.867 | -0.085 | -0.077 | -0.016 | 0.168 | -0.174 | 0.034 | 0.250 | -0.105 | 0.098 | -0.126 | 0.006 | -0.150 | -0.057 | 0.225 |
| Cl | -0.157 | -0.591 | 0.167 | -0.265 | -0.075 | 0.400 | 0.391 | 0.037 | 0.289 | -0.176 | 0.016 | 0.277 | 0.086 | -0.023 | 0.102 |
| Turbidité | -0.011 | 0.613 | 0.462 | -0.042 | 0.213 | 0.347 | 0.211 | -0.012 | -0.136 | 0.281 | 0.199 | 0.104 | -0.125 | -0.184 | -0.030 |
| MES105 | -0.115 | 0.128 | -0.064 | 0.725 | 0.025 | -0.201 | 0.085 | 0.421 | 0.384 | -0.073 | 0.240 | 0.038 | -0.054 | -0.018 | -0.006 |
| Ph | 0.546 | 0.622 | -0.144 | 0.115 | -0.169 | -0.010 | -0.185 | -0.075 | 0.067 | -0.229 | -0.143 | 0.194 | 0.244 | -0.194 | -0.025 |
| Cond | 0.734 | -0.360 | 0.031 | 0.021 | 0.168 | 0.157 | 0.242 | 0.360 | -0.127 | 0.003 | -0.137 | 0.062 | 0.005 | 0.067 | -0.215 |
| T | 0.569 | -0.392 | 0.356 | -0.092 | -0.162 | -0.316 | 0.015 | -0.093 | -0.160 | 0.011 | 0.419 | -0.051 | 0.220 | 0.000 | 0.009 |

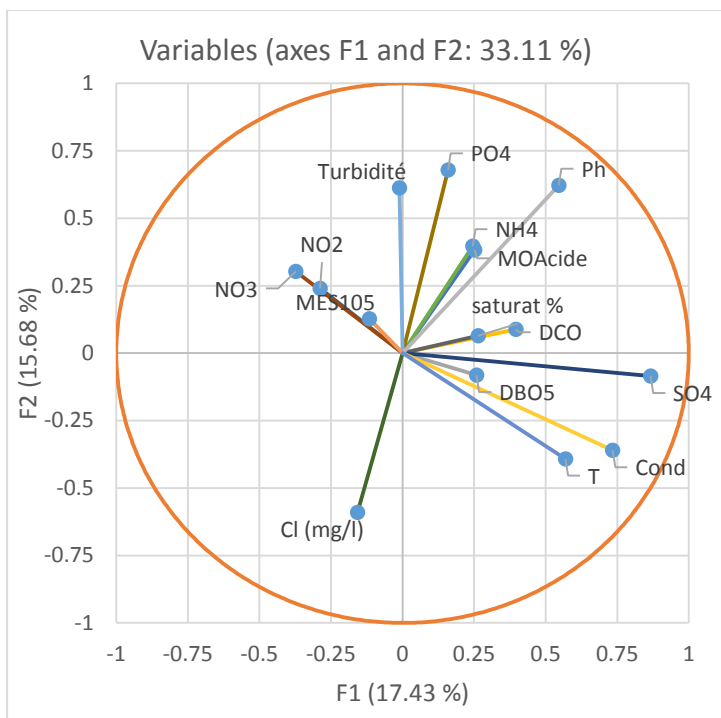


Figure (IV.1) : projection des variables sur le plan 1-2.

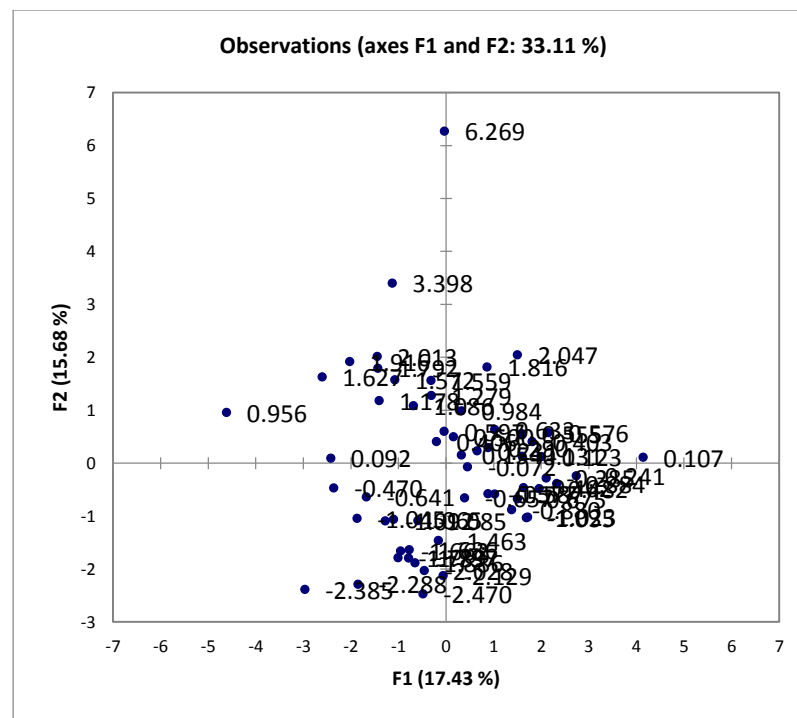


Figure (IV.2) : projection des Observations sur le plan 1-2.

Analyse des résultats de l'ACP de la station Guenitra

Tableau (IV.4) : Valeur propre, Variances expliquées et Variances cumulées

| Axe | F1 | F2 | F3 | F4 | F5 | F6 | F7 | F8 | F9 | F10 | F11 | F12 | F13 | F14 | F15 |
|----------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|
| Valeurs propres | 2.358 | 2.151 | 2.046 | 1.419 | 1.239 | 1.133 | 0.858 | 0.790 | 0.620 | 0.588 | 0.554 | 0.434 | 0.382 | 0.267 | 0.161 |
| Variances expliquées | 15.722 | 14.338 | 13.638 | 9.459 | 8.261 | 7.557 | 5.721 | 5.267 | 4.136 | 3.921 | 3.690 | 2.891 | 2.547 | 1.777 | 1.076 |
| Variances cumulées | 15.722 | 30.060 | 43.698 | 53.157 | 61.418 | 68.974 | 74.695 | 79.962 | 84.098 | 88.019 | 91.709 | 94.601 | 97.147 | 98.924 | 100.000 |

Tableau (IV.5) : Matrice des coefficients de corrélation entre les variables

| Paramètre | DBO5 | DCO | MOAcid | NH4 | NO2 | NO3 | O2Satur | PO4 | SO4 | Cl | Turbidité | MES105 | Ph | Cond | T |
|-------------------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|-----------|----------|----------|----------|----------|
| DBO5 | 1 | -0.363 | -0.052 | 0.298 | 0.017 | -0.163 | -0.023 | 0.092 | 0.015 | -0.125 | -0.144 | -0.217 | 0.204 | -0.191 | 0.248 |
| DCO | -0.363 | 1 | 0.198 | -0.100 | 0.202 | -0.012 | 0.324 | 0.252 | 0.158 | 0.353 | 0.062 | 0.090 | -0.075 | 0.358 | 0.082 |
| MOAcid | -0.052 | 0.198 | 1 | -0.082 | 0.393 | -0.015 | -0.146 | 0.036 | 0.161 | -0.302 | -0.057 | -0.132 | 0.114 | 0.452 | -0.018 |
| NH4 | 0.298 | -0.100 | -0.082 | 1 | -0.119 | -0.012 | 0.133 | -0.112 | 0.109 | -0.131 | 0.036 | -0.179 | 0.226 | -0.089 | 0.221 |
| NO2 | 0.017 | 0.202 | 0.393 | -0.119 | 1 | -0.101 | 0.063 | 0.145 | 0.004 | -0.017 | -0.087 | 0.016 | 0.158 | 0.116 | 0.155 |
| NO3 | -0.163 | -0.012 | -0.015 | -0.012 | -0.101 | 1 | 0.078 | -0.130 | -0.338 | -0.126 | -0.162 | -0.019 | -0.006 | 0.037 | -0.269 |
| O2saturant | -0.023 | 0.324 | -0.146 | 0.133 | 0.063 | 0.078 | 1 | 0.291 | 0.009 | 0.233 | -0.042 | -0.208 | -0.142 | -0.095 | 0.501 |
| PO4 | 0.092 | 0.252 | 0.036 | -0.112 | 0.145 | -0.130 | 0.291 | 1 | 0.156 | 0.314 | -0.118 | 0.130 | -0.104 | -0.028 | 0.089 |
| SO4 | 0.015 | 0.158 | 0.161 | 0.109 | 0.004 | -0.338 | 0.009 | 0.156 | 1 | 0.257 | 0.007 | -0.071 | 0.282 | 0.322 | 0.370 |
| Cl | -0.125 | 0.353 | -0.302 | -0.131 | -0.017 | -0.126 | 0.233 | 0.314 | 0.257 | 1 | 0.144 | 0.232 | -0.194 | -0.009 | 0.145 |
| Turbidité | -0.144 | 0.062 | -0.057 | 0.036 | -0.087 | -0.162 | -0.042 | -0.118 | 0.007 | 0.144 | 1 | 0.131 | -0.243 | -0.023 | 0.142 |
| MES105 | -0.217 | 0.090 | -0.132 | -0.179 | 0.016 | -0.019 | -0.208 | 0.130 | -0.071 | 0.232 | 0.131 | 1 | -0.196 | -0.010 | -0.128 |
| Ph | 0.204 | -0.075 | 0.114 | 0.226 | 0.158 | -0.006 | -0.142 | -0.104 | 0.282 | -0.194 | -0.243 | -0.196 | 1 | 0.057 | 0.035 |
| Cond | -0.191 | 0.358 | 0.452 | -0.089 | 0.116 | 0.037 | -0.095 | -0.028 | 0.322 | -0.009 | -0.023 | -0.010 | 0.057 | 1 | -0.203 |
| T | 0.248 | 0.082 | -0.018 | 0.221 | 0.155 | -0.269 | 0.501 | 0.089 | 0.370 | 0.145 | 0.142 | -0.128 | 0.035 | -0.203 | 1 |

Tableau (IV.6) : Corrélation entre les variables et les facteurs

| Paramètre | F1 | F2 | F3 | F4 | F5 | F6 | F7 | F8 | F9 | F10 | F11 | F12 | F13 | F14 | F15 |
|-------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| DBO5 | -0.147 | 0.461 | -0.012 | -0.026 | 0.311 | 0.016 | -0.175 | 0.359 | -0.087 | 0.436 | -0.287 | -0.365 | -0.165 | -0.083 | -0.247 |
| DCO | 0.465 | -0.193 | 0.111 | 0.178 | -0.200 | -0.057 | 0.144 | 0.078 | -0.304 | -0.213 | -0.114 | -0.358 | -0.456 | -0.371 | -0.086 |
| MOAcid | 0.097 | -0.056 | 0.551 | 0.042 | 0.012 | 0.314 | -0.148 | 0.196 | 0.180 | 0.016 | 0.179 | 0.142 | -0.444 | 0.482 | -0.087 |
| NH4 | -0.087 | 0.398 | -0.019 | -0.007 | -0.342 | -0.102 | 0.296 | 0.589 | -0.127 | -0.294 | -0.107 | 0.391 | 0.009 | 0.015 | 0.067 |
| NO2 | 0.201 | 0.029 | 0.309 | 0.172 | 0.354 | 0.426 | 0.418 | -0.105 | -0.182 | 0.152 | -0.194 | 0.316 | 0.294 | -0.226 | -0.101 |
| NO3 | -0.204 | -0.213 | 0.002 | 0.503 | -0.232 | -0.198 | 0.232 | 0.141 | 0.275 | 0.546 | 0.224 | 0.111 | -0.102 | -0.214 | -0.011 |
| O2saturant | 0.331 | 0.204 | -0.214 | 0.500 | -0.209 | 0.065 | -0.042 | -0.050 | 0.109 | -0.092 | -0.021 | -0.185 | 0.340 | 0.390 | -0.422 |
| PO4 | 0.354 | 0.027 | -0.083 | 0.174 | 0.465 | -0.157 | -0.234 | 0.377 | -0.076 | -0.076 | 0.538 | 0.050 | 0.163 | -0.113 | 0.238 |
| SO4 | 0.330 | 0.235 | 0.213 | -0.380 | -0.107 | -0.333 | -0.088 | -0.150 | 0.309 | 0.084 | 0.156 | 0.245 | 0.030 | -0.300 | -0.465 |
| Cl | 0.409 | -0.084 | -0.293 | -0.118 | 0.062 | -0.292 | 0.088 | -0.079 | -0.257 | 0.415 | -0.234 | 0.320 | -0.211 | 0.406 | 0.134 |
| Turbidité | 0.100 | -0.085 | -0.196 | -0.400 | -0.362 | 0.462 | 0.083 | 0.174 | -0.267 | 0.324 | 0.416 | -0.146 | 0.152 | -0.008 | -0.096 |
| MES105 | 0.091 | -0.326 | -0.175 | -0.272 | 0.286 | -0.036 | 0.494 | 0.325 | 0.478 | -0.123 | -0.100 | -0.231 | 0.033 | 0.139 | -0.143 |
| Ph | -0.097 | 0.293 | 0.341 | -0.047 | 0.054 | -0.345 | 0.483 | -0.229 | -0.227 | 0.037 | 0.338 | -0.351 | 0.061 | 0.271 | 0.105 |
| Cond | 0.187 | -0.203 | 0.452 | -0.089 | -0.252 | -0.174 | -0.206 | 0.241 | 0.056 | 0.185 | -0.327 | -0.202 | 0.484 | 0.042 | 0.311 |
| T | 0.300 | 0.443 | -0.120 | 0.000 | -0.111 | 0.277 | 0.106 | -0.170 | 0.458 | 0.085 | -0.030 | -0.123 | -0.147 | -0.111 | 51 |

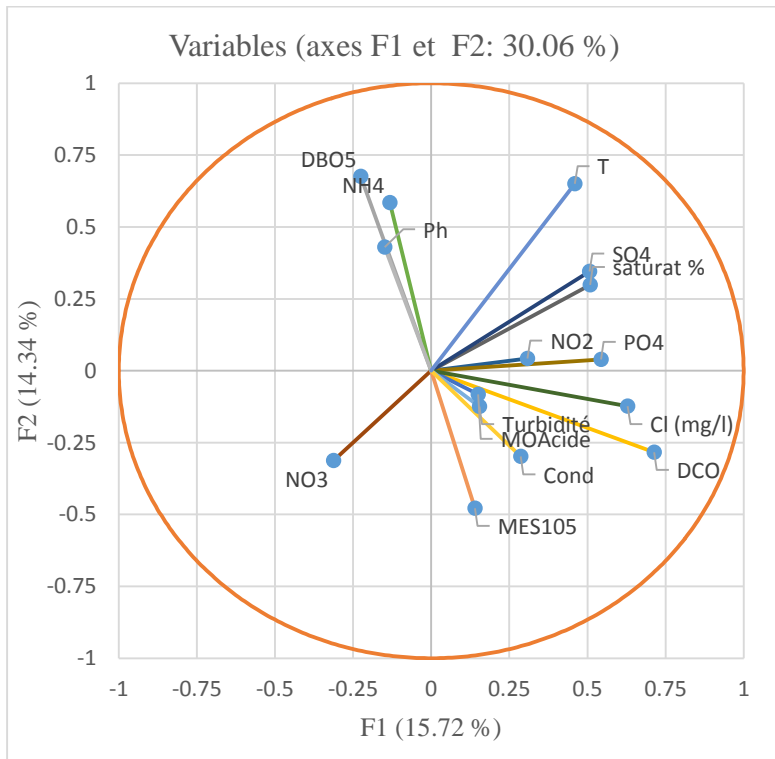


Figure (IV.3) : projection des variables sur le plan 1-2.

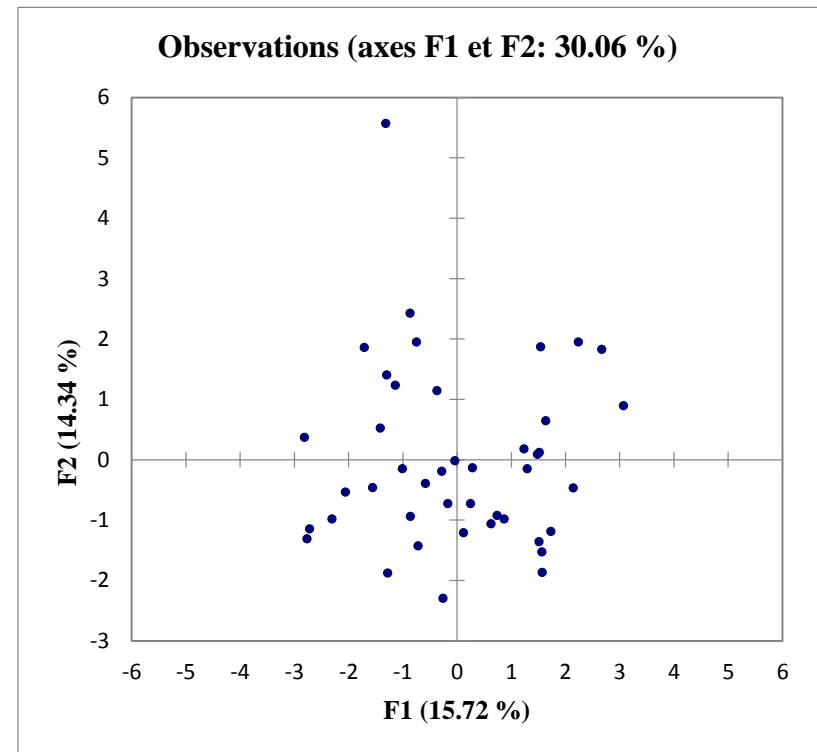


Figure (IV.4) : projection des Observations sur le plan 1-2.

Analyse des résultats de l'ACP de la station Zit El Emba

Tableau (IV.7) : Valeur propre, Variances expliquées et Variances cumulées

| Axe | F1 | F2 | F3 | F4 | F5 | F6 | F7 | F8 | F9 | F10 | F11 | F12 | F13 | F14 | F15 |
|----------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|
| Valeurs propres | 3.295 | 2.037 | 1.912 | 1.379 | 1.247 | 0.949 | 0.908 | 0.707 | 0.637 | 0.586 | 0.498 | 0.356 | 0.253 | 0.169 | 0.067 |
| Variances expliquées | 21.969 | 13.578 | 12.746 | 9.192 | 8.314 | 6.327 | 6.053 | 4.714 | 4.244 | 3.909 | 3.320 | 2.375 | 1.684 | 1.127 | 0.448 |
| Variances cumulées | 21.969 | 35.547 | 48.293 | 57.485 | 65.799 | 72.126 | 78.179 | 82.892 | 87.136 | 91.046 | 94.365 | 96.741 | 98.425 | 99.552 | 100.000 |

Tableau (IV.8) : Matrice des coefficients de corrélation entre les variables

| Paramètre | DBO5 | DCO | MOAcid | NH4 | NO2 | NO3 | O ₂ Satur | PO4 | SO4 | Cl | Turbidité | MES105 | Ph | Cond | T |
|------------------------------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------------------|----------|----------|----------|-----------|----------|----------|----------|----------|
| DBO5 | 1 | 0.061 | 0.096 | 0.254 | -0.149 | -0.245 | 0.027 | -0.236 | 0.021 | 0.231 | -0.166 | 0.059 | 0.178 | 0.296 | 0.216 |
| DCO | 0.061 | 1 | 0.436 | 0.179 | -0.127 | -0.068 | 0.014 | -0.037 | 0.281 | 0.083 | -0.067 | -0.461 | -0.019 | 0.204 | 0.155 |
| MOAcid | 0.096 | 0.436 | 1 | 0.074 | -0.295 | -0.100 | 0.237 | 0.201 | -0.062 | 0.211 | 0.078 | -0.074 | 0.237 | -0.210 | 0.181 |
| NH4 | 0.254 | 0.179 | 0.074 | 1 | -0.313 | -0.075 | 0.027 | -0.300 | 0.283 | 0.204 | -0.157 | -0.021 | -0.095 | 0.472 | 0.025 |
| NO2 | -0.149 | -0.127 | -0.295 | -0.313 | 1 | 0.106 | -0.313 | 0.473 | -0.356 | -0.101 | -0.058 | 0.083 | -0.224 | -0.354 | -0.134 |
| NO3 | -0.245 | -0.068 | -0.100 | -0.075 | 0.106 | 1 | -0.341 | 0.199 | -0.131 | -0.158 | 0.495 | -0.048 | 0.473 | -0.297 | -0.534 |
| O₂saturant | 0.027 | 0.014 | 0.237 | 0.027 | -0.313 | -0.341 | 1 | -0.159 | 0.174 | -0.031 | -0.118 | -0.027 | -0.138 | 0.046 | 0.304 |
| PO4 | -0.236 | -0.037 | 0.201 | -0.300 | 0.473 | 0.199 | -0.159 | 1 | -0.316 | -0.096 | -0.042 | -0.041 | 0.082 | -0.508 | -0.057 |
| SO4 | 0.021 | 0.281 | -0.062 | 0.283 | -0.356 | -0.131 | 0.174 | -0.316 | 1 | -0.023 | -0.261 | 0.038 | -0.127 | 0.570 | 0.292 |
| Cl | 0.231 | 0.083 | 0.211 | 0.204 | -0.101 | -0.158 | -0.031 | -0.096 | -0.023 | 1 | 0.006 | 0.050 | -0.013 | -0.026 | 0.064 |
| Turbidité | -0.166 | -0.067 | 0.078 | -0.157 | -0.058 | 0.495 | -0.118 | -0.042 | -0.261 | 0.006 | 1 | -0.136 | 0.329 | -0.162 | -0.242 |
| MES105 | 0.059 | -0.461 | -0.074 | -0.021 | 0.083 | -0.048 | -0.027 | -0.041 | 0.038 | 0.050 | -0.136 | 1 | -0.127 | 0.241 | -0.127 |
| Ph | 0.178 | -0.019 | 0.237 | -0.095 | -0.224 | 0.473 | -0.138 | 0.082 | -0.127 | -0.013 | 0.329 | -0.127 | 1 | -0.178 | -0.343 |
| Cond | 0.296 | 0.204 | -0.210 | 0.472 | -0.354 | -0.297 | 0.046 | -0.508 | 0.570 | -0.026 | -0.162 | 0.241 | -0.178 | 1 | 0.032 |
| T | 0.216 | 0.155 | 0.181 | 0.025 | -0.134 | -0.534 | 0.304 | -0.057 | 0.292 | 0.064 | -0.242 | -0.127 | -0.343 | 0.032 | 1 |

Tableau (IV.9) : Corrélation entre les variables et les facteurs

| Paramètre | F1 | F2 | F3 | F4 | F5 | F6 | F7 | F8 | F9 | F10 | F11 | F12 | F13 | F14 | F15 |
|---------------|-------|-------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| DBO5 | 0.412 | 0.163 | -0.041 | 0.573 | -0.213 | -0.174 | -0.548 | -0.027 | -0.095 | 0.105 | 0.189 | -0.056 | -0.160 | 0.108 | -0.027 |
| DCO | 0.326 | 0.437 | 0.400 | -0.403 | -0.453 | 0.076 | 0.024 | -0.089 | -0.277 | -0.172 | 0.112 | -0.102 | -0.047 | -0.141 | -0.096 |
| MOAcid | 0.110 | 0.507 | 0.622 | 0.226 | 0.067 | 0.396 | 0.116 | -0.018 | -0.229 | 0.051 | -0.135 | -0.099 | 0.065 | 0.145 | 0.102 |
| NH4 | 0.540 | 0.254 | -0.258 | 0.069 | -0.337 | 0.086 | 0.204 | 0.467 | 0.104 | 0.402 | -0.033 | -0.019 | 0.123 | -0.016 | -0.046 |

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|-------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| NO2 | -0.538 | -0.545 | 0.100 | -0.009 | -0.420 | -0.038 | -0.042 | -0.041 | -0.147 | 0.070 | 0.338 | -0.085 | 0.264 | 0.035 | 0.051 |
| NO3 | -0.637 | 0.439 | -0.357 | -0.189 | -0.045 | 0.137 | 0.036 | -0.043 | 0.173 | 0.183 | 0.185 | -0.257 | -0.192 | -0.077 | 0.092 |
| O2saturant | 0.403 | -0.024 | 0.343 | -0.017 | 0.651 | 0.049 | 0.060 | 0.291 | -0.011 | -0.029 | 0.448 | 0.012 | -0.007 | -0.055 | 0.001 |
| PO4 | -0.574 | -0.169 | 0.454 | 0.005 | -0.216 | 0.422 | -0.082 | 0.025 | 0.117 | 0.198 | 0.070 | 0.350 | -0.149 | -0.018 | -0.030 |
| SO4 | 0.645 | 0.054 | -0.191 | -0.420 | 0.000 | 0.285 | -0.008 | -0.344 | 0.312 | 0.013 | 0.166 | 0.004 | 0.062 | 0.196 | -0.038 |
| Cl | 0.199 | 0.186 | 0.139 | 0.591 | -0.290 | -0.159 | 0.518 | -0.186 | 0.274 | -0.193 | 0.155 | 0.077 | -0.020 | -0.045 | 0.025 |
| Turbidité | -0.434 | 0.504 | -0.166 | -0.033 | 0.254 | -0.322 | 0.252 | -0.265 | -0.289 | 0.312 | 0.101 | 0.163 | 0.038 | 0.060 | -0.059 |
| MES105 | 0.041 | -0.391 | -0.423 | 0.464 | 0.195 | 0.522 | 0.134 | -0.220 | -0.193 | 0.057 | -0.002 | -0.134 | 0.007 | -0.097 | -0.081 |
| Ph | -0.338 | 0.693 | -0.125 | 0.199 | 0.122 | 0.144 | -0.409 | -0.048 | 0.190 | -0.131 | 0.012 | 0.092 | 0.261 | -0.122 | -0.014 |
| Cond | 0.710 | 0.017 | -0.521 | -0.120 | -0.124 | 0.109 | -0.055 | -0.077 | -0.264 | -0.013 | 0.059 | 0.269 | -0.017 | -0.094 | 0.138 |
| T | 0.514 | -0.231 | 0.536 | -0.019 | 0.113 | -0.185 | -0.135 | -0.333 | 0.152 | 0.385 | -0.105 | -0.073 | 0.049 | -0.168 | 0.035 |

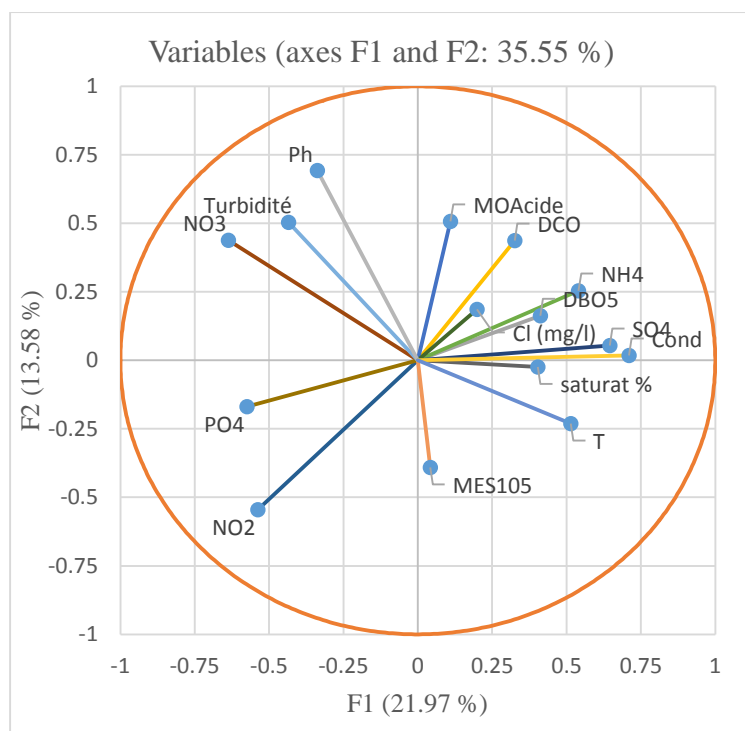


Figure (IV.5) : projection des variables sur le plan 1-2.

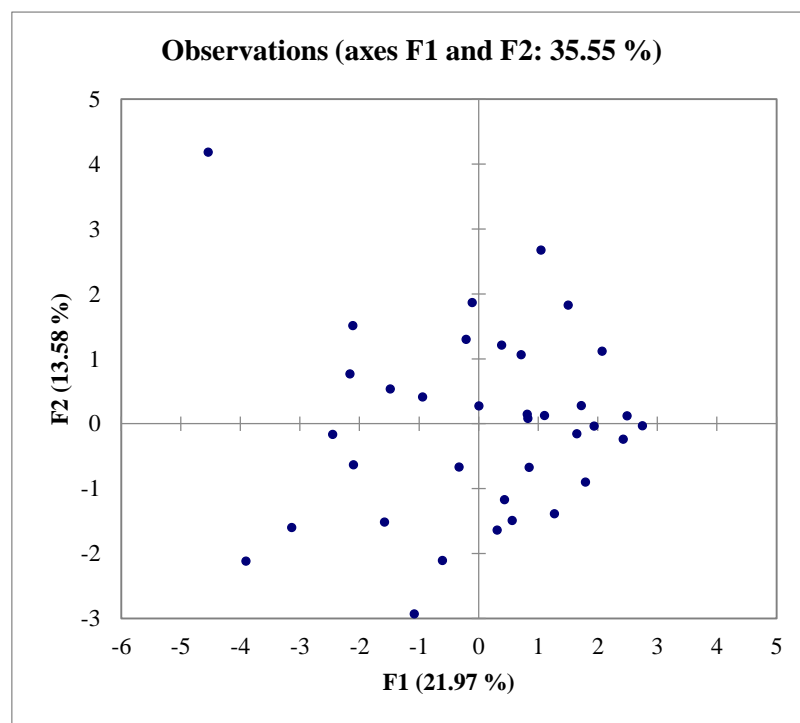


Figure (IV.6) : projection des Observations sur le plan 1-2.

| | | | | | | | | | | | | |
|-------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| Cl | 0.274 | 0.274 | 0.274 | 0.274 | 0.274 | 0.274 | 0.274 | 0.274 | 0.274 | 0.274 | 0.274 | 0.274 |
| Ph | 0.118 | 0.118 | 0.118 | 0.118 | 0.118 | 0.118 | 0.118 | 0.118 | 0.118 | 0.118 | 0.118 | 0.118 |
| Cond | -0.144 | -0.144 | -0.144 | -0.144 | -0.144 | -0.144 | -0.144 | -0.144 | -0.144 | -0.144 | -0.144 | -0.144 |

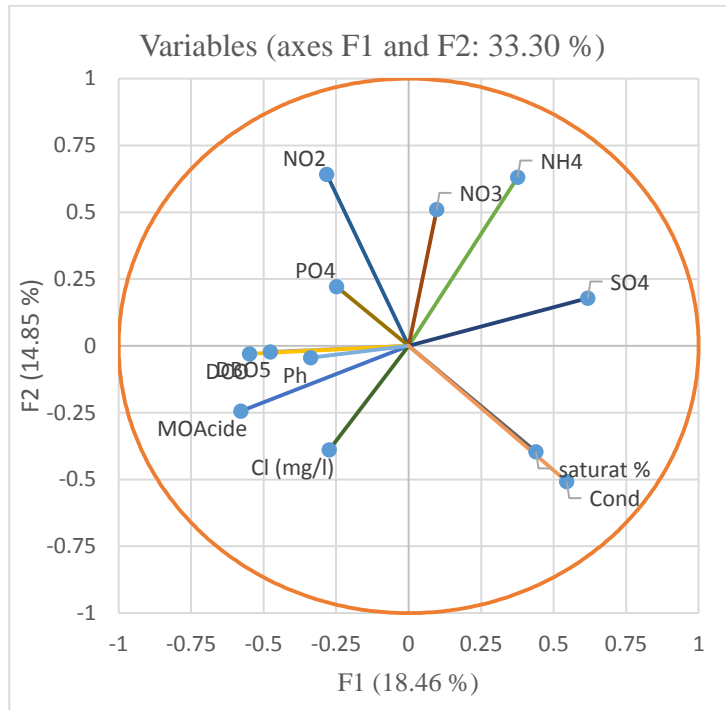


Figure (IV.7) : projection des variables sur le plan 1-2.

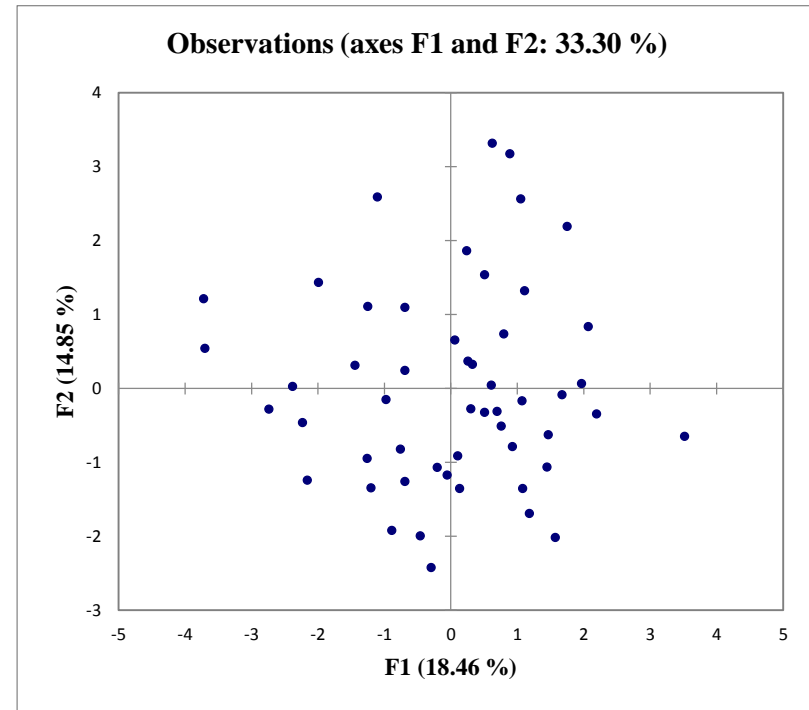


Figure (IV.8) : projection des Observations sur le plan 1-2.

Analyse des résultats de l'ACP de la station Chafia

Tableau (IV.13) : Valeur propre, Variances expliquées et Variances cumulées

| Axe | F1 | F2 | F3 | F4 | F5 | F6 | F7 | F8 | F9 | F10 | F11 | F12 | F13 | F14 | F15 |
|----------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|
| Valeurs propres | 3.619 | 2.356 | 1.604 | 1.487 | 1.356 | 1.088 | 0.847 | 0.690 | 0.567 | 0.480 | 0.328 | 0.245 | 0.160 | 0.120 | 0.053 |
| Variances expliquées | 24.129 | 15.707 | 10.695 | 9.915 | 9.038 | 7.254 | 5.647 | 4.597 | 3.779 | 3.199 | 2.188 | 1.635 | 1.067 | 0.797 | 0.353 |
| Variances cumulées | 24.129 | 39.836 | 50.530 | 60.445 | 69.483 | 76.737 | 82.384 | 86.981 | 90.760 | 93.959 | 96.148 | 97.783 | 98.850 | 99.647 | 100.000 |

Tableau (IV14) : Matrice des coefficients de corrélation entre les variables

| Paramètre | DBO5 | DCO | MOAcid | NH4 | NO2 | NO3 | O ₂ Satur | PO4 | SO4 | Cl | Turbidité | MES105 | Ph | Cond | T |
|------------------------------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------------------|----------|----------|----------|-----------|----------|----------|----------|----------|
| DBO5 | 1 | 0.559 | 0.313 | 0.080 | 0.271 | 0.098 | 0.201 | 0.388 | 0.044 | -0.298 | 0.322 | 0.134 | 0.036 | -0.076 | -0.095 |
| DCO | 0.559 | 1 | 0.626 | 0.120 | 0.105 | 0.279 | 0.263 | 0.371 | -0.063 | -0.431 | 0.246 | -0.210 | 0.058 | -0.267 | 0.059 |
| MOAcid | 0.313 | 0.626 | 1 | 0.201 | 0.258 | 0.057 | 0.147 | 0.490 | 0.326 | -0.518 | 0.259 | -0.052 | 0.187 | -0.280 | -0.006 |
| NH4 | 0.080 | 0.120 | 0.201 | 1 | 0.175 | 0.183 | 0.143 | 0.811 | -0.074 | -0.229 | -0.008 | -0.135 | 0.003 | 0.012 | -0.162 |
| NO2 | 0.271 | 0.105 | 0.258 | 0.175 | 1 | -0.149 | -0.017 | 0.195 | 0.341 | -0.013 | 0.168 | 0.113 | -0.101 | 0.097 | -0.295 |
| NO3 | 0.098 | 0.279 | 0.057 | 0.183 | -0.149 | 1 | 0.222 | 0.299 | -0.266 | 0.035 | 0.453 | -0.065 | 0.051 | -0.098 | -0.297 |
| O₂saturant | 0.201 | 0.263 | 0.147 | 0.143 | -0.017 | 0.222 | 1 | 0.230 | -0.238 | 0.225 | 0.073 | -0.314 | -0.409 | 0.037 | 0.198 |
| PO4 | 0.388 | 0.371 | 0.490 | 0.811 | 0.195 | 0.299 | 0.230 | 1 | 0.042 | -0.373 | 0.350 | -0.070 | 0.161 | -0.127 | -0.184 |
| SO4 | 0.044 | -0.063 | 0.326 | -0.074 | 0.341 | -0.266 | -0.238 | 0.042 | 1 | -0.407 | 0.109 | 0.167 | 0.262 | 0.057 | -0.172 |
| Cl | -0.298 | -0.431 | -0.518 | -0.229 | -0.013 | 0.035 | 0.225 | -0.373 | -0.407 | 1 | -0.185 | -0.147 | -0.500 | 0.353 | 0.219 |
| Turbidité | 0.322 | 0.246 | 0.259 | -0.008 | 0.168 | 0.453 | 0.073 | 0.350 | 0.109 | -0.185 | 1 | 0.085 | 0.215 | -0.275 | -0.180 |
| MES105 | 0.134 | -0.210 | -0.052 | -0.135 | 0.113 | -0.065 | -0.314 | -0.070 | 0.167 | -0.147 | 0.085 | 1 | 0.249 | -0.314 | -0.321 |
| Ph | 0.036 | 0.058 | 0.187 | 0.003 | -0.101 | 0.051 | -0.409 | 0.161 | 0.262 | -0.500 | 0.215 | 0.249 | 1 | 0.070 | -0.063 |
| Cond | -0.076 | -0.267 | -0.280 | 0.012 | 0.097 | -0.098 | 0.037 | -0.127 | 0.057 | 0.353 | -0.275 | -0.314 | 0.070 | 1 | 0.237 |
| T | -0.095 | 0.059 | -0.006 | -0.162 | -0.295 | -0.297 | 0.198 | -0.184 | -0.172 | 0.219 | -0.180 | -0.321 | -0.063 | 0.237 | 1 |

Tableau (IV.15) : Corrélation entre les variables et les facteurs

| Paramètre | F1 | F2 | F3 | F4 | F5 | F6 | F7 | F8 | F9 | F10 | F11 | F12 | F13 | F14 | F15 |
|---------------|-------|-------|--------|--------|-------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| DBO5 | 0.600 | 0.126 | -0.079 | -0.116 | 0.389 | 0.149 | 0.569 | -0.086 | 0.088 | -0.241 | -0.087 | 0.094 | 0.051 | -0.115 | -0.043 |
| DCO | 0.686 | 0.326 | -0.140 | -0.438 | 0.113 | -0.017 | 0.073 | -0.320 | -0.096 | 0.120 | -0.042 | -0.127 | 0.074 | 0.210 | 0.000 |
| MOAcid | 0.745 | 0.009 | -0.345 | -0.227 | 0.051 | -0.095 | -0.254 | 0.046 | -0.023 | 0.328 | -0.065 | 0.259 | -0.101 | -0.065 | -0.045 |

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|-------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| NH4 | 0.463 | 0.297 | -0.091 | 0.602 | -0.448 | -0.269 | 0.088 | 0.087 | -0.062 | -0.027 | -0.059 | -0.105 | -0.003 | 0.024 | -0.136 |
| NO2 | 0.318 | -0.149 | -0.307 | 0.526 | 0.564 | 0.114 | -0.033 | -0.049 | -0.290 | 0.170 | 0.143 | -0.172 | 0.007 | -0.081 | 0.032 |
| NO3 | 0.338 | 0.374 | 0.652 | 0.042 | -0.139 | 0.341 | -0.164 | -0.180 | 0.110 | 0.181 | -0.212 | -0.136 | 0.001 | -0.128 | 0.016 |
| O2saturant | 0.120 | 0.757 | -0.072 | -0.031 | 0.235 | -0.014 | -0.065 | 0.235 | 0.457 | 0.076 | 0.269 | -0.070 | 0.008 | 0.003 | -0.008 |
| PO4 | 0.774 | 0.274 | -0.039 | 0.364 | -0.293 | -0.070 | 0.090 | 0.207 | -0.021 | -0.052 | -0.052 | 0.118 | 0.070 | 0.036 | 0.156 |
| SO4 | 0.261 | -0.601 | -0.427 | 0.118 | 0.142 | 0.174 | -0.359 | 0.099 | 0.310 | -0.129 | -0.216 | -0.077 | 0.135 | 0.031 | -0.014 |
| Cl | -0.687 | 0.413 | 0.150 | 0.235 | 0.278 | 0.178 | 0.010 | 0.145 | -0.131 | 0.193 | -0.106 | 0.174 | 0.218 | 0.061 | -0.043 |
| Turbidité | 0.546 | 0.004 | 0.399 | -0.090 | 0.182 | 0.465 | -0.198 | 0.354 | -0.217 | -0.225 | 0.058 | 0.018 | -0.101 | 0.091 | -0.039 |
| MES105 | 0.094 | -0.617 | 0.380 | 0.065 | 0.233 | -0.182 | 0.386 | 0.289 | 0.164 | 0.291 | -0.112 | -0.065 | -0.080 | 0.082 | 0.006 |
| Ph | 0.309 | -0.540 | 0.008 | -0.175 | -0.518 | 0.395 | 0.171 | 0.049 | 0.001 | 0.177 | 0.259 | 0.003 | 0.158 | -0.034 | -0.027 |
| Cond | -0.378 | 0.142 | -0.438 | 0.336 | -0.166 | 0.612 | 0.202 | -0.150 | 0.136 | 0.079 | -0.052 | 0.050 | -0.171 | 0.086 | 0.010 |
| T | -0.321 | 0.333 | -0.474 | -0.481 | -0.172 | 0.091 | 0.135 | 0.416 | -0.184 | 0.054 | -0.164 | -0.179 | -0.006 | -0.072 | 0.017 |

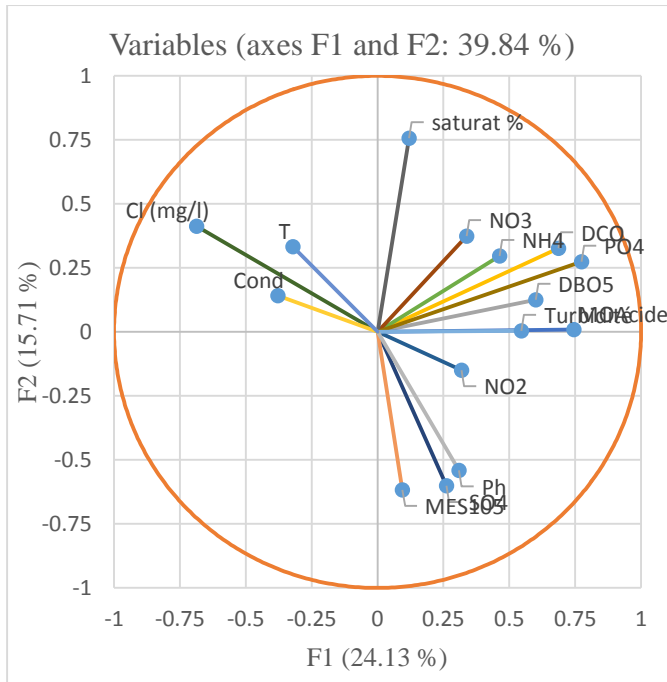


Figure (IV.9) : projection des variables sur le plant 1-2.

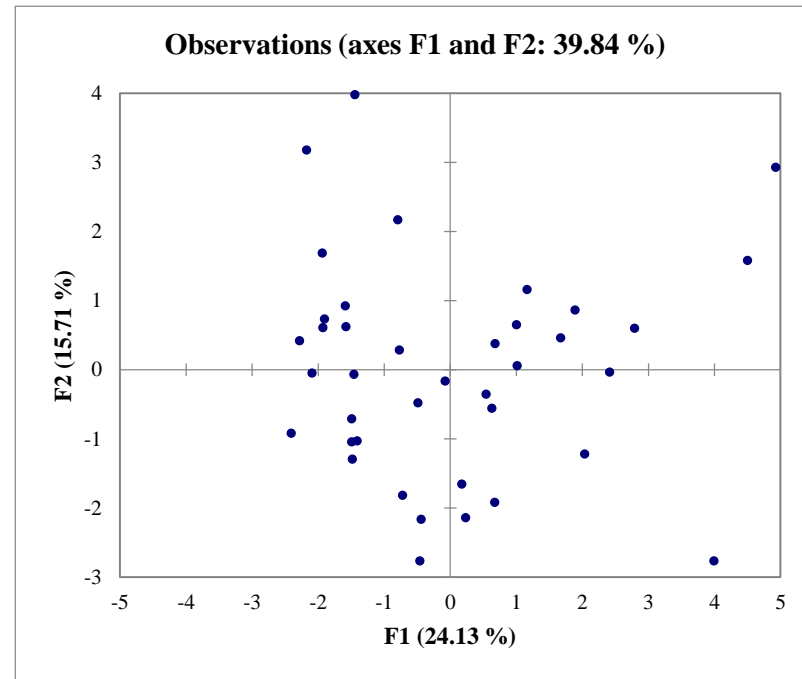


Figure (IV.10) : projection des Observations sur le plant 1-2.

Analyse des résultats de l'ACP de la station Mexca

Tableau (IV.16) : Valeur propre, Variances expliquées et Variances cumulées

| Axe | F1 | F2 | F3 | F4 | F5 | F6 | F7 | F8 | F9 | F10 | F11 | F12 | F13 | F14 | F15 |
|----------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|
| Valeurs propres | 3.339 | 2.559 | 1.726 | 1.278 | 1.245 | 1.023 | 0.871 | 0.799 | 0.659 | 0.453 | 0.345 | 0.228 | 0.182 | 0.169 | 0.124 |
| Variances expliquées | 22.258 | 17.060 | 11.504 | 8.520 | 8.299 | 6.818 | 5.810 | 5.325 | 4.396 | 3.022 | 2.303 | 1.518 | 1.213 | 1.128 | 0.827 |
| Variances cumulées | 22.258 | 39.317 | 50.821 | 59.341 | 67.641 | 74.459 | 80.268 | 85.593 | 89.989 | 93.011 | 95.314 | 96.832 | 98.045 | 99.173 | 100.000 |

Tableau (IV.17) : Matrice des coefficients de corrélation entre les variables

| Paramètre | DBO5 | DCO | MOAcid | NH4 | NO2 | NO3 | O2Satur | PO4 | SO4 | Cl | Turbidité | MES105 | Ph | Cond | T |
|-------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|--------|--------|--------|-----------|--------|--------|--------|--------|
| DBO5 | 1 | 0.176 | -0.110 | -0.014 | 0.069 | -0.430 | 0.095 | 0.024 | -0.253 | -0.063 | -0.134 | 0.167 | -0.139 | -0.101 | 0.256 |
| DCO | 0.176 | 1 | 0.649 | 0.384 | 0.139 | -0.216 | -0.018 | 0.492 | -0.348 | -0.029 | -0.001 | 0.154 | -0.127 | -0.059 | 0.084 |
| MOAcid | -0.110 | 0.649 | 1 | 0.566 | 0.156 | 0.095 | -0.080 | 0.345 | -0.085 | -0.409 | 0.227 | 0.240 | -0.250 | -0.235 | -0.113 |
| NH4 | -0.014 | 0.384 | 0.566 | 1 | 0.089 | 0.106 | -0.278 | 0.237 | -0.063 | -0.345 | 0.282 | 0.238 | -0.278 | -0.232 | -0.053 |
| NO2 | 0.069 | 0.139 | 0.156 | 0.089 | 1 | -0.074 | -0.032 | 0.084 | 0.120 | -0.035 | 0.349 | 0.065 | -0.006 | -0.053 | 0.128 |
| NO3 | -0.430 | -0.216 | 0.095 | 0.106 | -0.074 | 1 | -0.183 | 0.176 | 0.351 | -0.205 | 0.586 | 0.320 | -0.067 | -0.120 | -0.499 |
| O2saturant | 0.095 | -0.018 | -0.080 | -0.278 | -0.032 | -0.183 | 1 | -0.142 | -0.232 | 0.033 | -0.154 | -0.181 | 0.052 | -0.096 | 0.323 |
| PO4 | 0.024 | 0.492 | 0.345 | 0.237 | 0.084 | 0.176 | -0.142 | 1 | -0.239 | 0.076 | 0.275 | 0.108 | -0.069 | -0.037 | -0.189 |
| SO4 | -0.253 | -0.348 | -0.085 | -0.063 | 0.120 | 0.351 | -0.232 | -0.239 | 1 | 0.009 | 0.140 | 0.096 | -0.017 | 0.506 | -0.425 |
| Cl | -0.063 | -0.029 | -0.409 | -0.345 | -0.035 | -0.205 | 0.033 | 0.076 | 0.009 | 1 | -0.277 | -0.306 | 0.245 | 0.492 | 0.068 |
| Turbidité | -0.134 | -0.001 | 0.227 | 0.282 | 0.349 | 0.586 | -0.154 | 0.275 | 0.140 | -0.277 | 1 | 0.551 | -0.109 | -0.419 | -0.091 |
| MES105 | 0.167 | 0.154 | 0.240 | 0.238 | 0.065 | 0.320 | -0.181 | 0.108 | 0.096 | -0.306 | 0.551 | 1 | -0.198 | -0.185 | 0.127 |
| Ph | -0.139 | -0.127 | -0.250 | -0.278 | -0.006 | -0.067 | 0.052 | -0.069 | -0.017 | 0.245 | -0.109 | -0.198 | 1 | 0.099 | 0.134 |
| Cond | -0.101 | -0.059 | -0.235 | -0.232 | -0.053 | -0.120 | -0.096 | -0.037 | 0.506 | 0.492 | -0.419 | -0.185 | 0.099 | 1 | -0.196 |
| T | 0.256 | 0.084 | -0.113 | -0.053 | 0.128 | -0.499 | 0.323 | -0.189 | -0.425 | 0.068 | -0.091 | 0.127 | 0.134 | -0.196 | 1 |

Tableau (IV.18) : Corrélation entre les variables et les facteurs

| Paramètre | F1 | F2 | F3 | F4 | F5 | F6 | F7 | F8 | F9 | F10 | F11 | F12 | F13 | F14 | F15 |
|---------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| DBO5 | -0.037 | -0.549 | -0.124 | 0.130 | 0.481 | -0.427 | 0.079 | -0.219 | 0.353 | 0.200 | -0.108 | 0.029 | 0.111 | -0.073 | 0.042 |
| DCO | 0.468 | -0.537 | 0.551 | 0.092 | -0.036 | 0.029 | 0.057 | 0.192 | 0.111 | -0.134 | -0.179 | -0.077 | 0.103 | 0.239 | -0.041 |
| MOAcid | 0.737 | -0.207 | 0.327 | -0.157 | -0.008 | 0.338 | 0.051 | 0.205 | 0.120 | -0.125 | -0.077 | 0.157 | 0.026 | -0.236 | 0.085 |
| NH4 | 0.691 | -0.121 | 0.198 | -0.173 | 0.159 | 0.164 | -0.291 | 0.024 | -0.218 | 0.494 | -0.013 | -0.082 | -0.047 | 0.004 | -0.033 |
| NO2 | 0.235 | -0.070 | -0.043 | 0.694 | 0.181 | 0.494 | 0.117 | -0.359 | -0.001 | -0.072 | 0.008 | -0.156 | -0.025 | -0.060 | -0.046 |
| NO3 | 0.442 | 0.715 | -0.166 | -0.032 | -0.309 | -0.152 | 0.148 | 0.070 | 0.012 | 0.055 | -0.066 | -0.202 | 0.252 | -0.088 | -0.017 |

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|-------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| O2saturant | -0.285 | -0.373 | -0.294 | -0.059 | -0.252 | 0.229 | 0.652 | 0.264 | 0.099 | 0.248 | -0.021 | -0.023 | -0.076 | 0.010 | -0.023 |
| PO4 | 0.464 | -0.122 | 0.506 | 0.236 | -0.383 | -0.347 | 0.173 | -0.151 | 0.056 | 0.069 | 0.338 | 0.087 | -0.022 | -0.031 | -0.080 |
| SO4 | -0.057 | 0.774 | 0.078 | 0.144 | 0.424 | 0.207 | 0.092 | 0.156 | 0.141 | 0.100 | 0.024 | 0.228 | 0.084 | 0.069 | -0.145 |
| Cl | -0.571 | 0.031 | 0.419 | 0.406 | -0.173 | -0.216 | 0.050 | 0.047 | -0.359 | 0.080 | -0.311 | 0.085 | -0.012 | -0.103 | -0.040 |
| Turbidité | 0.688 | 0.295 | -0.364 | 0.403 | -0.171 | -0.068 | 0.069 | -0.050 | -0.087 | 0.085 | -0.067 | 0.159 | -0.029 | 0.139 | 0.197 |
| MES105 | 0.580 | 0.064 | -0.316 | 0.272 | 0.266 | -0.372 | -0.039 | 0.455 | 0.026 | -0.126 | -0.021 | -0.090 | -0.182 | -0.058 | -0.082 |
| Ph | -0.389 | 0.042 | -0.025 | 0.336 | -0.477 | 0.138 | -0.476 | 0.181 | 0.455 | 0.133 | -0.031 | -0.010 | -0.026 | -0.017 | 0.002 |
| Cond | -0.479 | 0.338 | 0.575 | 0.188 | 0.331 | -0.011 | 0.111 | 0.280 | 0.014 | 0.065 | 0.174 | -0.142 | -0.007 | 0.000 | 0.187 |
| T | -0.180 | -0.658 | -0.377 | 0.292 | 0.038 | 0.082 | -0.165 | 0.312 | -0.288 | -0.005 | 0.208 | 0.060 | 0.210 | -0.017 | -0.004 |

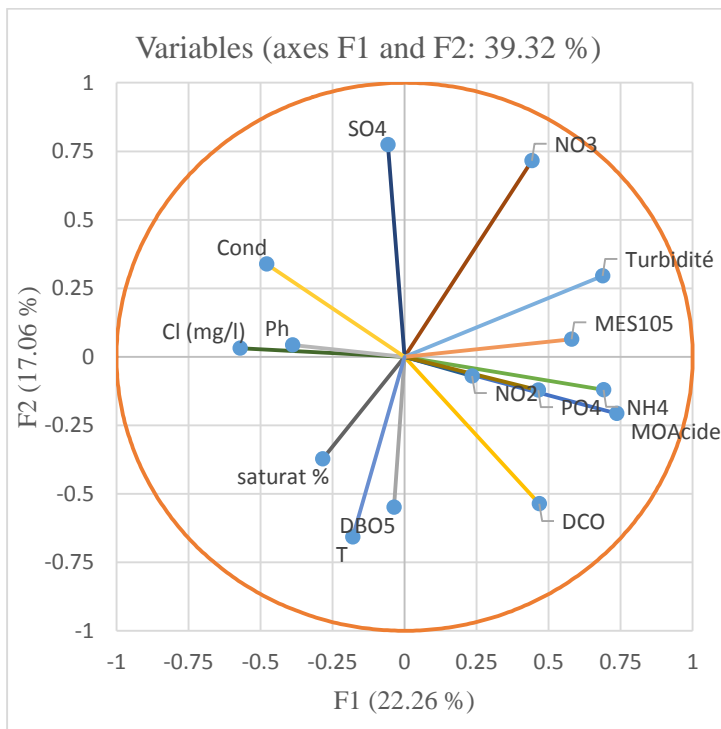


Figure (IV.11) : projection des variables sur le plan 1-2.

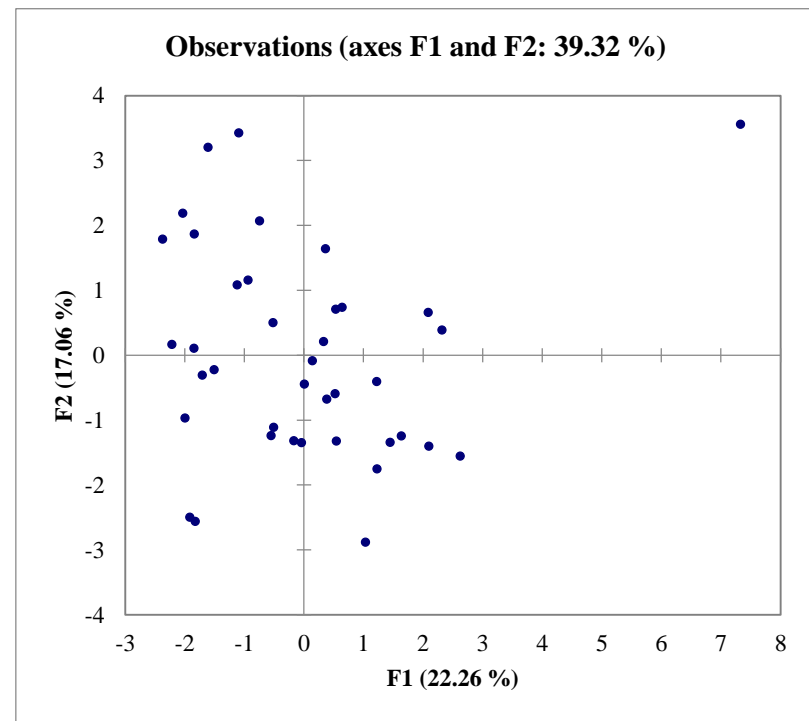


Figure (IV.12) : projection des Observations sur le plan 1-2.

الهدف من هذه الدراسة هو تحسين تقييم جودة المياه السطحية والتنبؤ بها في مستجمعات المياه الساحلية في منطقة كونستانتينوي الساحلية. ولهذه الغاية، يُقترح نهج جديد لتطوير مؤشر جديد لجودة المياه السطحية. ينقسم هذا العمل إلى ثلاثة أجزاء، يتألف الجزء الأول من تقييم أولي لجودة المياه باستخدام نظام تقييم جودة النهر، والمتوسط الحسابي المتحرك ومؤشرات جودة المياه WQI. والهدف من الجزء الثاني من العمل هو تحسين تقييم جودة المياه من خلال تطوير مؤشر جديد ومنتظم لجودة المياه WQI. أما الجزء الثالث من العمل فكان يهدف إلى نمذجة مؤشرات جودة المياه وتحديد المتغيرات التي تؤثر على تغيراتها. وتظهر النتائج أن مؤشر جودة المياه WQER الذي تم تطويره يجعل من الممكن الكشف عن نقاط التلوث الكسوف وتوضيح جودة المياه بعد هذه القمم. في الختام، أتاح استخدام الإحصاءات متعددة المتغيرات بالاقتران مع تقنيات الذكاء الاصطناعي تطوير مؤشر جديد لجودة المياه WQIR ونموذج انحدار عصبي جديد متقارب. الكلمات الرئيسية: الشبكات العصبية الاصطناعية، مؤشر جودة المياه المطور، مؤشر جودة المياه، تحليل المكونات الرئيسية، تقييم جودة المياه، الجزائر.

Abstract

The objective of this study is to achieve a better assessment and prediction of the surface water quality of the Constantinois Coastal Watershed. To this end, a new approach is proposed in this work to develop a new WQI index. This research work is divided into three parts, The first part consists of an initial assessment of the water quality by using the SEQ water quality assessment system, the arithmetic moving average and the WQI water quality indices. The second component aims to improve water quality assessment, through the development of a new regularized WQI index. While the third part of the work aims to model the water quality indices and to determine the variables influencing their variations. The results show that the developed RWQE allows revealing the eclipsed pollution points and spreads to clarify the water quality after these peaks. In conclusion, indeed the use of multivariate statistics in combination with artificial intelligence techniques has allowed the development of a new WQIR quality index and a new parsimonious neural regression model.

Key words: ANN, WQI, WQIregularized, PCA, Water Quality Evaluation, Algeria.

Résumé

L'objectif de cette étude est d'arriver à une meilleure évaluation et prédiction de la qualité des eaux de surface du bassin versant Côtier Constantinois. À cet effet une nouvelle approche est proposée pour développer un nouvel indice WQI. Ce travail est divisé en trois volets, le premier volet consiste à une première évaluation de la qualité des eaux par l'utilisation du système d'évaluation de la qualité des cours d'eau, la moyenne mobile arithmétique et les indices de qualité des eaux WQI. Le deuxième volet a pour objectif d'évaluer au mieux la qualité des eaux, par le développement d'un nouvel indice WQI régularisé. Alors que le troisième volet du travail a pour objectif la modélisation des indices de qualité des eaux et la détermination des variables influençant leurs variations. Les résultats montrent que l'RWQE développé permet de dévoiler les points de pollution éclipsée et s'étale à mettre en claire la qualité des eaux après ces pics. En Conclusion, l'utilisation des statistiques multivariées en combinaison avec les techniques d'intelligence artificielle a permis de développer un nouvel indice de qualité WQIR et un nouveau modèle de régression neuronal parcimonieux.

Mots clés : ANN, WQI, WQI régularisé, ACP, évaluation de la qualité de l'eau, Algérie.