

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
République Algérienne Démocratique et Populaire  
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

**Centre Universitaire AbdelhafidBoussouf -Mila**  
**Institut des Sciences et de la Technologie**  
**Département de Génie Civil et Hydraulique**



N°Ref :.....

**Projet de Fin d'Etude préparé en vue de l'obtention du diplôme  
de MASTER**

**Spécialité : Hydraulique Urbaine**

**Approches d'intelligence artificielle pour la prédiction des sous-pressions du système d'auscultation « piézomètres » dans les barrages BCR. Cas du barrage de Beni Haroun, wilaya de Mila. Est Algérien**

**Réalisé par :**

**-Douma Abir**

**Soutenu devant le jury :**

**Pr. Kabour Abdesselem**

**Président**

**Dr. Boumessenegh Amel**

**Examinatrice**

**Dr. Chebbah Lynda**

**Promotrice**

**Année universitaire : 2024/2025**

## ***Dédicaces***

*Du fond du cœur, je dédie ce travail à tous ceux qui m'ont accompagné, soutenu et inspiré.*

*À mes chers parents, Djamila et Abd Alhamid,*

*Aucun mot ne pourrait traduire l'immense gratitude que je ressens pour votre amour, vos sacrifices et votre dévouement. Vous avez été mes guides, mes piliers, et votre bienveillance a illuminé chaque étape de mon chemin. Que cette modeste dédicace soit un hommage à tout ce que vous avez fait pour mon éducation et mon épanouissement.*

*À mes frères, Abd Alrahmane, Rida et Adel,*

*À mes sœurs, Naima et Nawal,*

*Merci pour vos conseils précieux, votre soutien inconditionnel et votre affection qui m'ont porté tout au long de ce parcours. Puisse Dieu vous combler de bonheur et de réussite.*

*À mon amie chère, Ikram Benachour,*

*Ton amitié a été une lumière dans les moments les plus difficiles. Merci d'avoir été là, avec ton soutien et ta générosité.*

*À mes amies, Manal et Aya,*

*Votre présence a enrichi ma vie et m'a donné force et motivation. Merci pour votre complicité et votre encouragement.*

## **Remerciements**

*Avant toute chose, je rends grâce à Allah (El hamdoulillah) de m'avoir accordé la force, la patience et la clairvoyance qui m'ont permis de surmonter les défis et de mener à terme ce projet avec succès.*

*Je tiens à adresser mes plus vifs remerciements à Mme Dr. **Chebbah Lynda** pour son accompagnement exceptionnel tout au long de ce travail. Ses orientations pertinentes, son expertise rigoureuse et son engagement sans faille ont été déterminants dans la qualité du résultat final.*

*Je formule également toute ma reconnaissance aux membres du jury pour avoir accepté d'évaluer ce travail. Leur temps précieux et leurs commentaires avisés contribueront sans aucun doute à parfaire cette recherche.*

*Pour conclure, j'exprime ma gratitude à toutes les personnes qui, par leurs encouragements, leurs conseils éclairés ou leur simple présence, ont participé de manière significative à la réalisation de ce mémoire. Chaque contribution, aussi modeste soit-elle, a été une pierre précieuse dans l'édification de ce projet.*

## Résumé

La prédiction des niveaux piézométriques autour des barrages en béton compacté au rouleau (BCR), comme celui de Beni Haroun, représente un enjeu crucial pour la gestion durable des ressources hydriques et la prévention des risques structurels. Dans ce contexte, les réseaux de neurones artificiels (RNA), et notamment les modèles Feedforward Backpropagation (FFBP) et Cascade-Forward Backpropagation (CFBP), se révèlent particulièrement efficaces. Leur force réside dans leur capacité à modéliser des relations complexes entre les paramètres hydrogéologiques et les variations de la nappe phréatiques, là où les méthodes classiques montrent parfois des limites.

Les résultats obtenus sur le site de Beni Haroun mettent en évidence des performances variables selon les zones étudiées. Sur la rive gauche, les deux modèles affichent une précision remarquable ( $R^2 > 0,91$ ), ce qui confirme leur fiabilité pour une surveillance en temps réel. En revanche, sur la rive droite, où les conditions géologiques sont probablement plus hétérogènes, les performances sont moins élevées ( $R^2 \sim 0,65$ ). Cette différence souligne la nécessité d'adapter les paramètres d'entrée ou d'enrichir les jeux de données pour mieux prendre en compte les spécificités locales, telles que la perméabilité des sols ou les effets des infiltrations.

Pour une application optimale dans le cas du barrage de Beni Hraoun, une calibration fine des RNA, ajustée aux caractéristiques hydrostructurales de chaque zone, s'avère indispensable. Une telle approche permettrait non seulement d'améliorer la précision des prévisions, mais aussi de renforcer la sécurité et la durabilité de l'ouvrage, en anticipant d'éventuels déséquilibres hydrauliques.

**Mots clé :** RNA, Modélisation prédictive, Barrage BCR, Piézomètres, Beni Haroun

## **Abstract:**

Predicting piezometric levels around roller-compacted concrete (RCC) dams, such as the Beni Haroun dam, is a critical challenge for sustainable water resource management and structural risk prevention. In this context, artificial neural networks (ANNs), particularly Feedforward Backpropagation (FFBP) and Cascade-Forward Backpropagation (CFBP) models, prove highly effective. Their strength lies in their ability to model complex relationships between hydrogeological parameters and groundwater fluctuations, where traditional methods sometimes fall short.

Results obtained at the Beni Haroun site reveal varying performance across different zones. On the left bank, both models demonstrate remarkable accuracy ( $R^2 > 0.91$ ), confirming their reliability for real-time monitoring. However, on the right bank, where geological conditions are likely more heterogeneous, performance is lower ( $R^2 \sim 0.65$ ). This discrepancy highlights the need to adjust input parameters or enhance datasets to better account for local specificities, such as soil permeability or infiltration effects.

For optimal application at the Beni Haroun Dam, fine-tuning ANNs based on the hydrostructural characteristics of each zone is essential. Such an approach would not only improve prediction accuracy but also enhance the dam's safety and longevity by anticipating potential hydraulic imbalances.

**Keywords:** ANN, Predictive modeling, RCC dam, Piezometers, Beni Haroun

## ملخص

يُعد التنبؤ بالمستويات البيزومترية حول السدود الخرسانية المدمجة بالأسطوانة (BCR) ، مثل سد بني هارون، تحديًا حاسمًا للإدارة المستدامة للموارد المائية والوقاية من المخاطر الهيكلية. في هذا السياق، تُظهر الشبكات العصبية الاصطناعية (ANNs)، وخاصة نماذج التغذية الأمامية مع الانتشار العكسي (FFBP) والتغذية الأمامية المتتالية مع الانتشار العكسي (CFBP)، فعالية كبيرة. تكمن قوتها في قدرتها على نمذجة العلاقات المعقدة بين العوامل الهيدرولوجية وتذبذبات المياه الجوفية، حيث تظهر الطرق التقليدية محدوديتها في بعض الأحيان.

أظهرت النتائج المُستخلصة في موقع سد بني هارون أداءً متباينًا حسب المناطق المدروسة. على الضفة اليسرى، سجل كلا النموذجين دقة عالية ( $R^2 > 0.91$ ) ، مما يؤكد موثوقيتهما في المراقبة الفورية. أما على الضفة اليمنى، حيث الظروف الجيولوجية أكثر تعقيدًا، فقد كانت النتائج أقل دقة ( $R^2 \sim 0.65$ ) هذا التفاوت يُبرز الحاجة إلى تحسين معايير الإدخال أو تعزيز البيانات لمراعاة الخصائص المحلية، مثل نفوذية التربة أو تأثيرات التسرب.

لضمان تطبيق أمثل في حالة سد بني هارون، يُعد معايرة الشبكات العصبية وفقًا للخصائص الهيدرولوجية لكل منطقة أمرًا ضروريًا. هذا النهج لن يعزز دقة التنبؤات فحسب، بل سيدعم أيضًا سلامة السد وديمومته من خلال توقع أي اختلالات هيدروليكية محتملة.

**الكلمات المفتاحية :** الشبكات العصبية الاصطناعية، النمذجة التنبؤية، سد الخرسانة المدمجة بالأسطوانة، أجهزة قياس الضغط المائي، سد بني هارون.

# Sommaire

Dédicaces

Remerciements

Résumé

Abstract:

ملخص

Sommaire

Liste des tableaux

Liste des figures

Introduction générale ..... 1

## CHAPITRE I: Apport des réseaux de neurones artificiel dans le domaine des barrages

I.1. Introduction ..... 4

I.2. Fondements théoriques des réseaux de neurones ..... 4

I.2.1. Principes théoriques des RNA en hydraulique ..... 4

I.2.2. Architectures clés adaptées aux barrages ..... 5

I.2.3. Méthodologies d'entraînement et optimisation ..... 6

I.2.4. Défis spécifiques aux systèmes de barrages ..... 8

I.2.5. Applications pratiques et quelques études de cas ..... 9

I.3. Surveillance et maintenance prédictive..... 9

I.3.1. Surveillance prédictive ..... 10

I.3.2. Maintenance prédictive..... 10

I.3.3. Optimisation des coûts..... 10

I.3.4. Diagnostic précoce ..... 10

I.4. Applications des réseaux de neurones dans le domaine des barrages ..... 11

I.4.1. Prévision des débits ..... 11

I.4.2. Optimisation des lâchers d'eau ..... 11

I.4.3. Modélisation des risques sismiques ..... 12

I.4.4. Surveillance et maintenance prédictive .....	12
I.4.5. Modélisation du comportement sédimentaire .....	12
I.4.6. Optimisation de la conception .....	13
I.5. Avantages et limites des réseaux de neurones.....	13
I.5.1. Avantages des Réseaux de Neurones .....	13
I.5.2. Limites et Défis .....	14
Conclusion.....	15

## **CHAPITRE II: Généralités sur la région d'étude**

II.1. Introduction .....	17
II.2. Situation du site d'étude : Barrage de Beni Haroun.....	17
II.3. Aperçu géologique du site .....	18
II.3.1. Contexte géologique particulier .....	18
II.3.2. Stratigraphie caractéristique .....	19
II.3.3. Configuration géo-structurale du site.....	19
II.3.4. Complexité tectonique additionnelle.....	19
II.4. Hydrogéologie du site.....	21
II.4.1. Circulations hydrothermales et potentiel karstique.....	21
II.5. Climatologie .....	22
II.5.1. La précipitation .....	22
II.5.2. Température.....	23
II.5.3. Evaporation.....	25
II.5.4. Humidité .....	25
II.5.5. Diagramme ombro-thermique de Gassen et Bagnouls.....	26
II.6. Description du barrage de Beni Haroun .....	27
II.6.1. Caractéristiques géométriques .....	27
II.6.2. Technologie constructive.....	28
II.7. Rôle hydraulique .....	29

II.7.1. Alimentation en eau potable .....	29
II.7.2. Irrigation .....	29
II.7.3. Régularisation des apports.....	29
II.8. Piézométrie.....	29
II.8.1. Constitution du réseau piézométrique .....	30
II.8.2. Utilisation des données piézométriques .....	31
II.8.3. Réseau piézométrique du barrage Beni Haroun .....	31
II.8.4. Comportement hydrogéologique pendant la construction.....	32
II.8.5. Caractéristiques des écoulements post-construction.....	32
II.9. Contexte géotechnique et hydraulique du site influençant les sous-pressions.....	34
II.9.1. Mécanismes hydrauliques et thermiques.....	34
II.9.2. Impact sur la stabilité du barrage .....	35
II.9.3. Influence combinée sur les sous-pressions.....	35
Conclusion.....	36

### **CHAPITRE III: Développement du Modèle Prédictif Basé sur les RNA**

III.1. Introduction.....	39
III.2. Mise en œuvre avec RNA sur Matlab .....	39
III.2.1. Description de l'interface ANN sous Matlab .....	40
III.2.1.1. Préparation des données .....	40
III.2.1.2. Configuration et création du réseau de neurone.....	41
III.2.1.3. Phase d'entraînement et validation .....	41
III.2.1.4. Évaluation et test du Modèle.....	41
III.3. Application à l'analyse des sous pressions du barrage de Béni-Haroun .....	42
III.3.1. Données et prétraitement.....	42
III.3.2. Architecture du modèle prédictif .....	43
III.3.3. Fonctions d'activation : .....	45
III.4. Entraînement et optimisation .....	46

III.4.1. Division des données .....	46
III.5. Évaluation des performances .....	46
III.5.1. Indicateurs utilisés .....	46
Conclusion.....	48

#### **CHAPITRE IV: Collecte et prétraitement des données**

IV.1. Introduction .....	50
IV.2. Identification des données nécessaires .....	50
IV.2.1. Mesures piézométriques.....	50
IV.2.1.1. Rive droite .....	51
IV.2.1.2. Rive gauche .....	52
IV.3. Conditions environnementales.....	53
IV.3.1. Température .....	53
IV.3.2. Pluviométrie .....	54
IV.3.3. Humidité relative .....	55
IV.3.4. Evaporation .....	56
IV.3.5. Volume.....	57
IV.3.6. Niveau du lac.....	58
Conclusion.....	59

#### **CHAPITRE V: Résultats et discussions**

V.1. Introduction.....	61
V.2. Résultats.....	61
V.2.1. Rivegauche .....	61
V.2.2. Rive droite .....	66
V.3. Discussion.....	71
V.3.1. Rive droite .....	71
V.3.2. Rive gauche .....	72
V.3.3. Comparaison entre rives.....	72

V.3.4. Recommandations pour améliorer les modèles .....	72
Conclusion.....	73
<b>Conclusion générale et recommandations .....</b>	<b>75</b>
<b>Références bibliographiques .....</b>	<b>78</b>

## Liste des tableaux

<b>Tableau I.1.</b> Comparatif des architectures RNA pour la gestion des barrages .....	9
<b>Tableau II.1.</b> Précipitation moyenne mensuelles interannuelles de la station de Beni Haroun (2003-2019) .....	23
<b>Tableau II.2.</b> Températures moyennes mensuelles interannuelles de la station de Beni Haroun (2003-2019) .....	24
<b>Tableau II.3.</b> évaporation moyennes mensuelles interannuelles de la station de Beni Haroun (2007-2019). .....	25
<b>Tableau II.4.</b> Humidité relative moyennes mensuelles interannuelles de la station de Beni Haroun (2003-2019). .....	26
<b>Tableau II.5.</b> Diverses caractéristiques du Barrage de Beni Haroun .....	28
<b>Tableau III.1.</b> Fonctions d'activation par couche .....	45
<b>Tableau III.2.</b> Indicateurs de Performance des Modèles.....	48
<b>Tableau V.1.</b> Performances de la prédiction (FFBP, CFBP) .....	65
<b>Tableau V.2.</b> Performances de la prédiction (FFBP, CFBP) .....	70

## Liste des figures

<b>Figure I.1.</b> Architecture de FNN (Feed-Forward Network) .....	5
<b>Figure I.2.</b> Architecture de RBF (Radial Basis Function) .....	6
<b>Figure I.3.</b> Architecture de LSTM (Long Short-Term Memory) .....	6
<b>Figure I.4.</b> Méthodologies d'entraînement de « STA » .....	7
<b>Figure I.5.</b> Méthodologies d'entraînement de « MOGA» .....	8
<b>Figure II.1.</b> Situation géographique du bassin versant et Barrage Beni Haroun .....	18
<b>Figure II.2.</b> Carte géologique du site.....	20
<b>Figure II.3.</b> Coupe géologique dans le site du barrage Beni Haroun .....	21
<b>Figure II.4.</b> localisation des terrains présentant l'aquifère karstique .....	22
<b>Figure II.5.</b> Variation de la précipitation moyenne mensuelle interannuelle de la station de Beni Haroun (2003-2019).....	23
<b>Figure II.6.</b> Variation des températures mensuelles interannuelles de la station de Beni Haroun (2003-2019) .....	24
<b>Figure II.7.</b> Variation de l'évaporation dans le lac du barrage de Beni Haroun durant la période (2007-2019) .....	25
<b>Figure II.8.</b> Variation de l'humidité relative moyenne mensuelle interannuelle de la station de Beni Haroun (2003-2019).....	26
<b>Figure II.9.</b> Diagramme de Gaussen et Bagnoulsde la station de Beni Haroun (2003-2019) ..	27
<b>Figure II.10.</b> Instruments de mesures piézométriques .....	31
<b>Figure II.11.</b> Localisation des piézomètres autour du barrage de Beni Haroun .....	31
<b>Figure II.12.</b> Écoulement des eaux souterraines dans l'aquifère calcaire pendant la construction du barrage .....	33
<b>Figure II.13.</b> Piézométrie des fondations du barrage de Beni Haroun (Février 2019).....	33
<b>Figure III.1.</b> Interface RNA sous Matlab .....	42
<b>Figure III.2.</b> Schéma général du modèle FFBP et CFBP pour la prédiction du Niveau Piézométrique.....	43
<b>Figure IV.1.</b> Variation du niveau piézométrique rive droite (P.O.IV.1) du barrage de Beni Haroun (2007-2019).....	52

<b>Figure IV.2.</b> Variation du niveau piézométrique (P.O.R.G. A <sub>2</sub> .bis) rive gauche du barrage de Beni Haroun(2007-2019).....	53
<b>Figure IV.3.</b> Evolution temporelle de la température journalière de la station de Beni Haroun (2007-2019).....	54
<b>Figure IV.4.</b> Variation de la pluviométrie journalière de la station de Beni Haroun (2007-2019).....	55
<b>Figure IV.5.</b> Variation de l’humidité relative journalière de la station de Beni Haroun (2007-2019).....	56
<b>Figure IV.6.</b> Variation de l’évaporation journalière de la station de Beni Haroun .....	57
<b>Figure IV.7.</b> Variation du volume d’eau du lac du barrage de Beni Haroun (2007-2019).....	58
<b>Figure IV.8.</b> Variation du niveau du lac du barrage de Beni Haroun (2007-2019) .....	59
<b>Figure V.1.</b> Graphique de régression du tracé du FFBP mesuré (valeur cible). .....	62
<b>Figure V.2.</b> Comparaison entre le niveau piézométrique (NP) mesuré et le niveau piézométrique prédit (FFBP) du piézomètre (P.O.RG A <sub>2</sub> bis, rive gauche).....	62
<b>Figure V.3.</b> Évolution des niveaux piézométriques du piézomètre (P.O.RG A <sub>2</sub> bis, rive gauche), mesurés et prédits par le modèle FFBP. ....	63
<b>Figure V.4.</b> Graphique de régression du tracé du CFBP .....	64
<b>Figure V.5.</b> Comparaison entre le niveau piézométrique (NP) Mesuré et le niveau piézométrique prédit(CFBP) du piézomètre (P.O.RG A <sub>2</sub> bis, rive gauche). ....	64
<b>Figure V.6.</b> Évolution des niveaux piézométriques du piézomètre (P.O.RG A <sub>2</sub> bis, rive gauche), mesurés et prédits par le modèle CFBP.....	65
<b>Figure V.7.</b> Évolution des niveaux piézométriques du piézomètre (P.O.RG A <sub>2</sub> bis, rive gauche), mesurés et prédit par les modèles FFBP etCFBP.....	66
<b>Figure V.8.</b> Graphique de régression du tracé du FFBP.....	67
<b>Figure V.9.</b> Comparaison entre le niveau piézométrique (NP) mesuré et prédit(FFBP) du piézomètre (PO IV.1, rive droite).....	67
<b>Figure V.10.</b> Le niveau piézométrique du piézomètre (PO IV.1, rive droite), prédit et mesuré. ....	68
<b>Figure V.11.</b> Graphique de régression du tracé du CFBP. ....	69

<b>Figure V.12.</b> Comparaison entre le niveau piézométrique (NP) mesuré et prédit(CFBP) du piézomètre (PO IV.1, Rive droite) .....	69
<b>Figure V.13.</b> Le niveau piézométrique du piézomètre (PO IV.1, rive droite), prédit et mesuré .....	70
<b>Figure V.14.</b> Évolution des niveaux piézométriques du piézomètre (P.O.IV.1, rive droite), mesurés et prédit par les modèles FFBP etCFBP.....	71

# *Introduction Générale*

## **Introduction générale**

L'eau, ressource vitale et indispensable à la vie, constitue le fondement du développement socio-économique durable de toute société. Au cours du siècle dernier, l'essor démographique mondial a entraîné une demande croissante en eau douce. Pour répondre à ces besoins accrus, la création de réserves hydriques majeures par la construction de barrages s'est imposée comme une solution stratégique.

Les barrages jouent un rôle stratégique dans la gestion des ressources hydriques, l'irrigation et la production d'énergie. Parmi eux, les barrages en Béton Compacté au Rouleau (BCR) se distinguent par leur efficacité technique et économique. Toutefois, leur sécurité repose sur une surveillance rigoureuse, notamment via l'auscultation des sous-pressions mesurées par les piézomètres. Ces paramètres hydrauliques, indicateurs clés de la stabilité des ouvrages, peuvent révéler des risques de soulèvement ou de renard, menaçant l'intégrité structurale. Dans ce contexte, le barrage de Beni Haroun (Wilaya de Mila, Est algérien), plus grand barrage d'Algérie, constitue un cas d'étude critique en raison de son importance socio-économique et des défis techniques liés à son comportement hydromécanique.

Sa pérennité repose sur un système d'auscultation piézométrique sophistiqué, où les piézomètres jouent un rôle vital en mesurant en continu les sous-pressions au sein de la structure et de ses fondations. Ces données sont des sentinelles indispensables : elles détectent précocement des risques critiques comme le soulèvement de la fondation, le renard ou les infiltrations anormales, transformant ainsi la surveillance technique en un impératif non seulement opérationnel, mais aussi de sécurité publique. Sans cette auscultation rigoureuse, la durabilité des barrages BCR – pourtant réputés pour leur robustesse – serait compromise, exposant des territoires entiers à des risques aux conséquences socio-économiques catastrophiques.

La prédiction des sous-pressions dans les barrages en Béton Compacté au Rouleau (BCR) reste un défi critique en ingénierie, les méthodes traditionnelles présentant des limites significatives liées à la nature hétérogène de ces ouvrages. Ces approches peinent à modéliser fidèlement l'anisotropie hydraulique induite par les joints de reprise entre couches compactées, conduisant fréquemment à une sous-estimation des écoulements préférentiels. Elles négligent également les effets dynamiques et temporels (séismes, colmatage progressif des drains, dégradation des rideaux d'étanchéité...), se basant souvent sur des hypothèses

stationnaires peu réalistes. Enfin, le manque de données fiables (réseaux de piézomètres limités) et l'absence d'intégration des interactions hydro-mécaniques compromettent la précision des prévisions, soulignant le besoin de méthodes probabilistes et de modèles couplés innovants pour garantir la sécurité à long terme de ces infrastructures.

C'est dans ce contexte que l'Intelligence Artificielle (IA) émerge comme une réponse transformative. Son aptitude à déceler des motifs non linéaires au sein de vastes jeux de données, à modéliser des interactions complexes entre variables environnementales et structurales, et à apprendre continuellement des nouvelles mesures, en fait un outil de prédiction révolutionnaire. L'IA ne se contente pas d'améliorer les modèles existants ; elle ouvre la voie à une auscultation prédictive et prescriptive, capable d'alerter en temps réel sur des anomalies imperceptibles et de simuler des scénarios d'évolution des sous-pressions sous contraintes dynamiques.

Ce mémoire propose donc de développer et valider expérimentalement un modèle prédictif RNA innovant, spécifiquement calibré sur les données d'auscultation historiques du barrage de Beni Haroun, avec pour double objectif : scientifique : améliorer radicalement la précision des prévisions de sous-pressions par apprentissage des patrons temporels cachés ; et opérationnel : fournir à l'ANBT de la Wilaya de Mila un outil d'aide à la décision pour optimiser les coûts de maintenance préventive et sécuriser durablement cet ouvrage national critique.

Le contenu de ce mémoire est structuré en cinq chapitres :

- Chapitre I : Présente la région d'étude (contexte géographique, hydrologique) et les caractéristiques techniques du barrage de Beni Haroun ;
- Chapitre II : Examine l'état de l'art des RNA appliqués à la surveillance des barrages, en soulignant leurs avantages et limites;
- Chapitre III : Détaille l'acquisition, le nettoyage et la normalisation des données issues des piézomètres.
- Chapitre IV : Décrit l'architecture du modèle RNA, l'entraînement et les protocoles d'optimisation.
- Chapitre V : Analyse des résultats, discussion des performances prédictives et perspectives d'amélioration.

Et enfin, une conclusion générale et perspectives.

# *CHAPITRE I:*

## *Apport des réseaux de neurones artificiel dans le domaine des barrages*

## **I.1. Introduction**

Les réseaux de neurones artificiels s'inspirent du fonctionnement du cerveau humain. Ces systèmes d'IA sont capables d'apprendre à partir de données complexes et de détecter des motifs invisibles à l'œil nu. Dans le domaine des barrages, des infrastructures essentielles pour la gestion de l'eau et la sécurité publique, ces technologies apportent des solutions innovantes.

Grâce à leur capacité à analyser des données en temps réel, à prédire des risques et à automatiser certaines tâches, les réseaux de neurones améliorent la sécurité, l'efficacité et la durabilité des barrages. Ce chapitre explique comment ces modèles fonctionnent, leurs applications pratiques dans la gestion des barrages, ainsi que leurs points forts et leurs limites.

## **I.2. Fondements théoriques des réseaux de neurones**

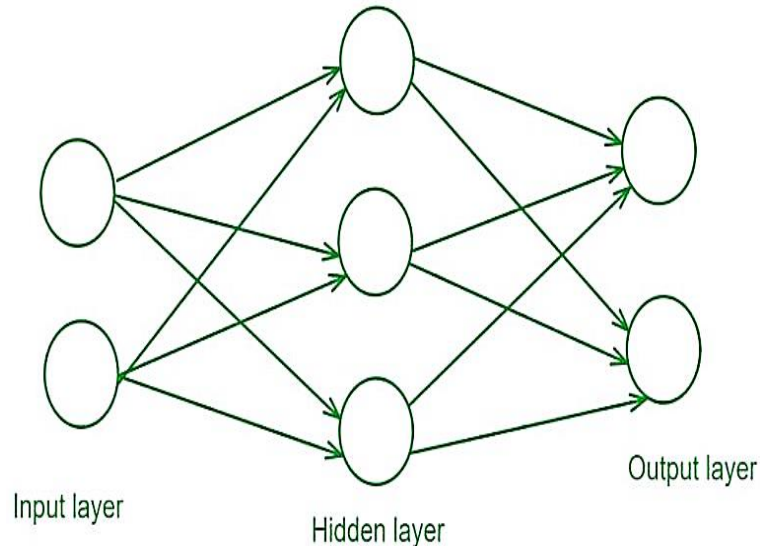
Les réseaux de neurones artificiels (RNA) constituent une approche data-driven essentielle pour résoudre des problèmes hydrauliques complexes, notamment dans la prévision des apports aux réservoirs, l'optimisation des opérations de barrages, et la gestion durable des ressources en eau. Leur capacité à modéliser des relations non linéaires sans hypothèses a priori les rend adaptés aux dynamiques hydrologiques.

### **I.2.1. Principes théoriques des RNA en hydraulique**

- **Universalité d'approximation** : Les RNA multicouches (ex. Perceptron Multicouche « MLP », Réseau à Fonctions à Base Radiale « RBF ») peuvent approximer toute fonction continue, une propriété prouvée par les théorèmes de Cybenko (1989) et Hornik et al. (1989), cette capacité est critique pour représenter des processus comme la transformation pluie-débit ou la relation niveau-volume dans les réservoirs, où les équations physiques sont souvent simplifiées. [1]
- **Non-linéarité et dynamique temporelle** : Contrairement aux modèles linéaires (ex. Modèle Autorégressif Intégré à Moyenne Mobile « ARIMA »), les RNA capturent l'hystérésis hydrologique (décalage temporel entre précipitations et débits) via des architectures récurrentes (Long Short-Term Memory « LSTM ») ou des fenêtres temporelles, par exemple, les LSTM excellent pour les séries journalières grâce à leur mémoire à long terme, tandis que les MLP (Multi-Layer Perceptron) sont optimaux pour des échelles mensuelles. [2]

**I.2.2. Architectures clés adaptées aux barrages (Tableau I.1)**

- **FFN (Feed-Forward Network)** : Architecture de base pour la prévision d'apports,(Figure I.1), utilisée avec l'algorithme de Levenberg-Marquardt (LMBP) pour accélérer la convergence, et combinée à l'earlystopping pour éviter le surapprentissage , par exemple la prévision journalière des apports au réservoir de Chute-du-Diable (Québec) avec une erreur RMSE réduite de 30% . [1]



**Figure I.1.**Architecture de FNN (Feed-Forward Network)

- **RBF (Radial Basis Function)** : Réseaux à base radiale pour la prédiction de niveaux d'eau, leurs fonctions d'activation gaussiennes permettent une interpolation spatiale efficace (Figure I.2), optimisée via des algorithmes génétiques multi-objectifs (MOGA) pour sélectionner topologie et entrées. [3]

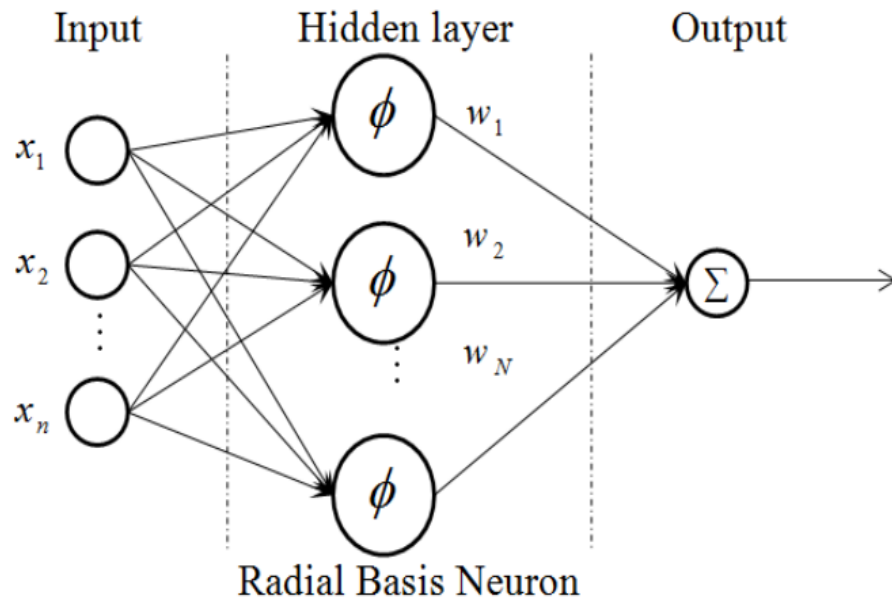


Figure I.2. Architecture de RBF (Radial Basis Function)

- **LSTM (Long Short-Term Memory)** : Idéal pour modéliser des séquences longues (ex. crues soudaines) (Figure I.3), surpasse les ANN standards à l'échelle journalière grâce à des portes mémorielles gérant les dépendances temporelles. [2]

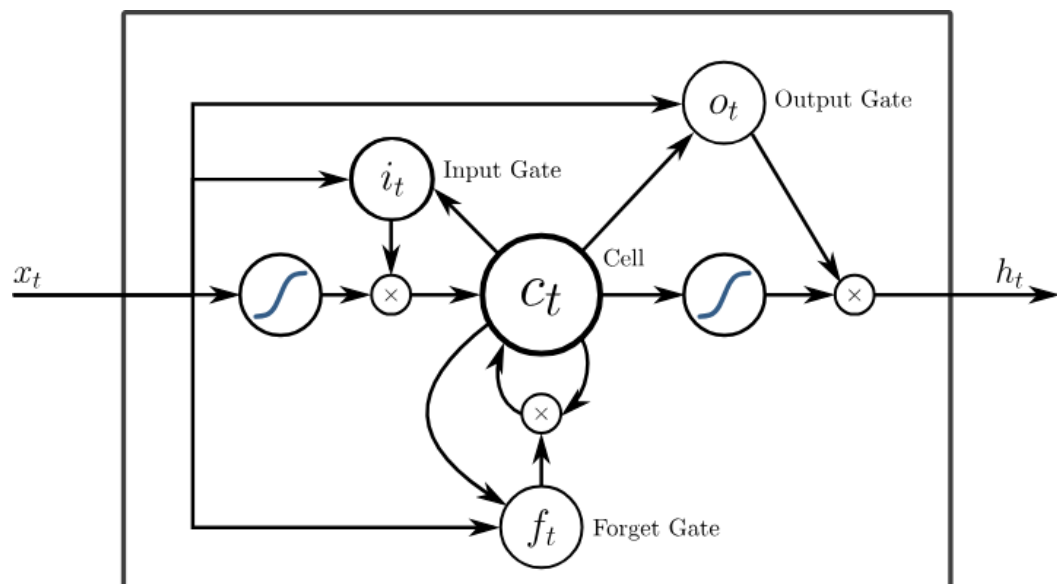
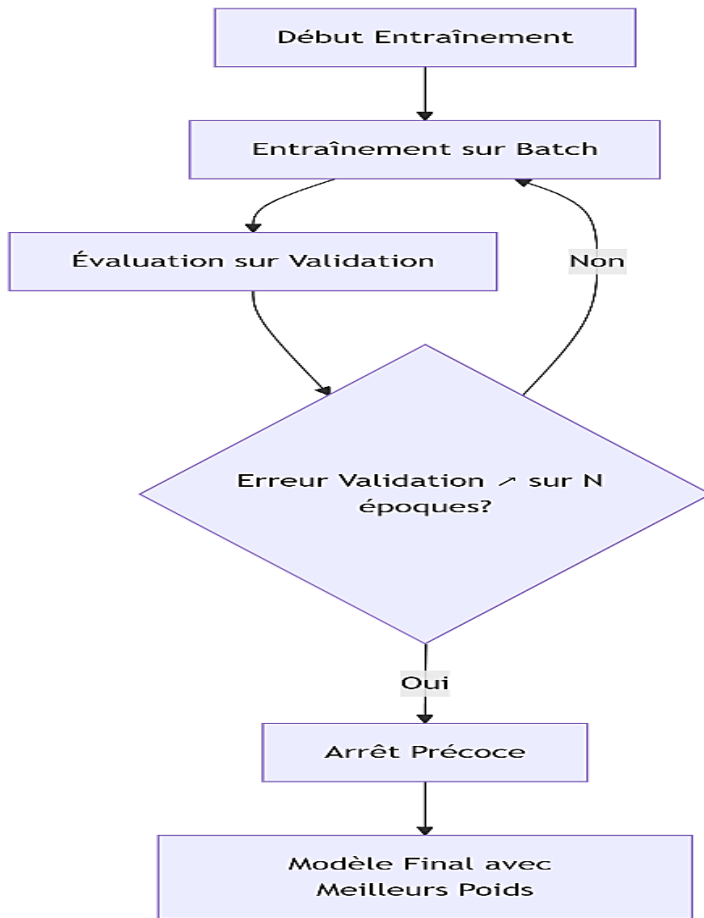


Figure I.3. Architecture de LSTM (Long Short-Term Memory)

### I.2.3. Méthodologies d'entraînement et optimisation

- **Stopped Training Approach (STA)** : Interruption prématurée de l'entraînement basée sur une perte de généralisation, évitant le sur apprentissage sans compromettre

la précision. Appliquée avec succès pour la prévision en temps réel des apports. (Figure I.4)[1].



**Figure I.4.**Méthodologies d'entraînement de « STA » [2].

- **Algorithmes génétiques multi-objectifs (MOGA) :** Utilisés pour optimiser automatiquement la structure des RNA (nombre de neurones, variables d'entrée) et le partitionnement des données,(Figure I.5 ), par exemple la prédiction du niveau du fleuve Carrión (Espagne) avec  $RMSE = 2.5 \times 10^{-3}$  . [3]

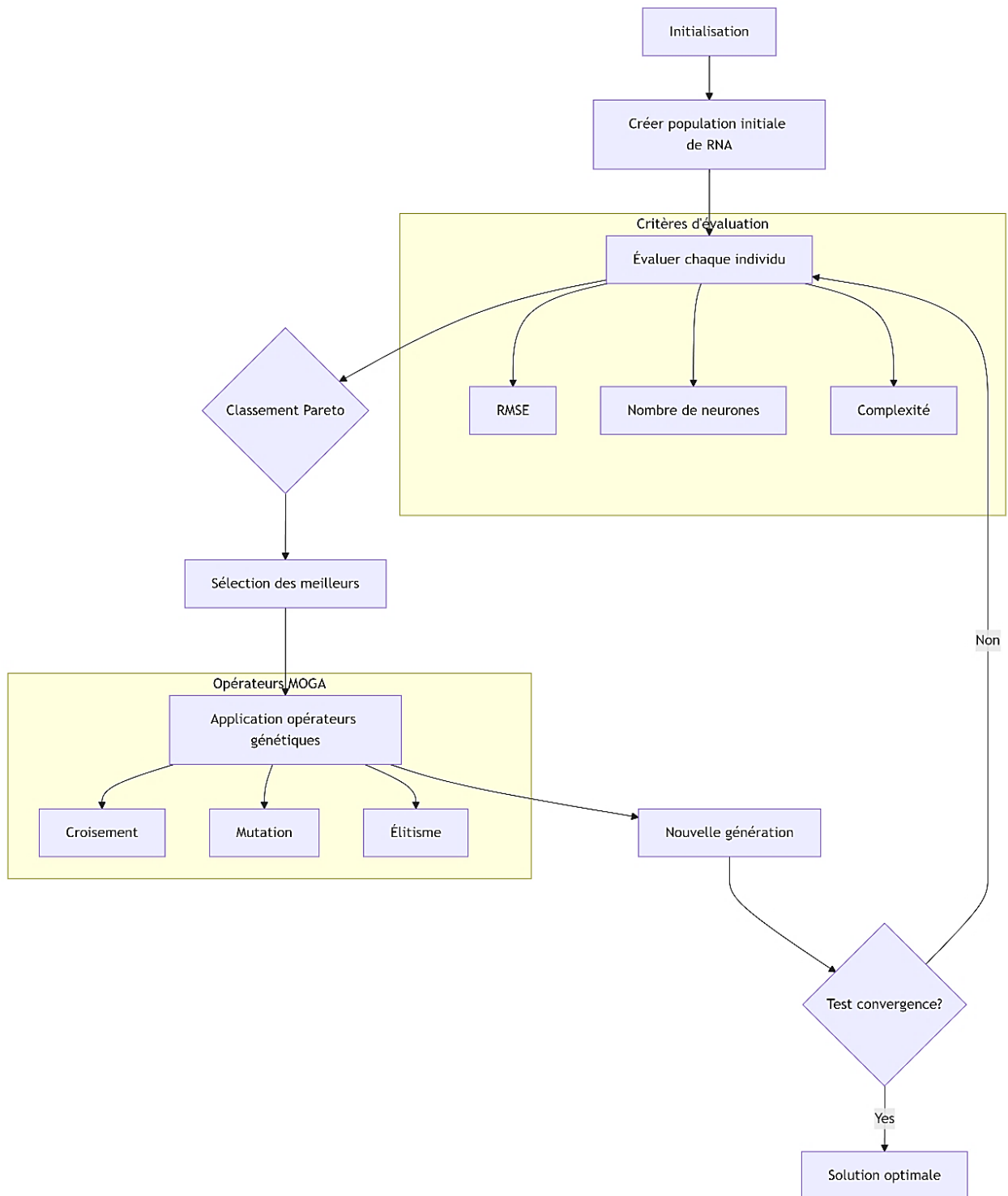


Figure I.5. Méthodologies d'entraînement de « MOGA » [3]

#### I.2.4. Défis spécifiques aux systèmes de barrages

- **Hétérogénéité des données** : Intégration de variables météorologiques (pluie, évaporation), hydrauliques (niveau, débit) et anthropiques (pompage) [4].

- **Risques de sur-apprentissage** : Limités par des techniques comme l'earlystopping ou la régularisation, surtout pour les petits jeux de données [4].
- **Extrapolation hors domaine** : Les RNA peinent à prédire des événements extrêmes (crues millénaires) non couverts par les données d'entraînement, des modèles hybrides (physique + RNA) sont recommandés. [1, 2]

**I.2.5. Applications pratiques et quelques études de cas**

- **Prévision d'apports** : les méthodes de Feedforward Neural Network et Spatio-Temporal Attention sont recommandé pour la prévision des apports entrer dans les retenues des barrages [1].
- **Gestion des étiages** : MLP permettant d'ajuster les pompages et éviter l'intrusion [4].
- **Prévision de crues** : LSTM avec intégration de l'hystérésis hydrologique, améliorant le RMSE de 27% à l'échelle journalière. [2]

**Tableau I.1.**Comparatif des architectures RNA pour la gestion des barrages

Architecture	Échelle temporelle optimale	Avantages	Limites	Application type
FNN (MLP)	Quotidienne à mensuelle	Universalité d'approximation	Sensible au bruit	Prévision d'apports
RBF	Heure à quotidienne	Entraînement rapide	Complexité en haute dimension	Niveaux de rivières
LSTM	Journalière	Mémoire à long terme	Coût computationnel élevé	Prévision de crues

**I.3. Surveillance et maintenance prédictive**

Les barrages, infrastructures critiques, nécessitent une surveillance continue pour prévenir des défaillances aux conséquences catastrophiques (inondations, pertes humaines). Les réseaux de neurones artificiels (RNA) révolutionnent ce domaine en transformant la

surveillance réactive en approche prédictive, exploitant des données massives (capteurs, images, séries temporelles) pour anticiper les risques.

### **I.3.1. Surveillance prédictive**

- **Modélisation du comportement structurel :**
  - **Prédiction des déplacements :** Les RNA (notamment MLP) corrélient déformations, température, niveau d'eau et pression hydrostatique. [5]
  - **Détection d'infiltrations :** Modèles hybrides (RNA + équations physiques) pour surveiller les écoulements souterrains et identifier des fuites [6]
- **Détection d'anomalies en temps réel :**
  - Les LSTM analysent les flux de capteurs (vibrations, pressions) pour repérer des comportements [7]

### **I.3.2. Maintenance prédictive**

Utilisation de l'IA et des données en temps réel pour anticiper les pannes et planifier les interventions avant qu'elles ne surviennent, optimisant ainsi les coûts et la disponibilité des équipements.

- **Estimation de la durée de vie résiduelle :** Combinaison de RNA et RandomForests pour prédire l'évolution des fissures, de l'érosion ou de la corrosion [8]

### **I.3.3. Optimisation des coûts**

- Planification proactive des interventions réduisant jusqu'à 25% les dépenses de maintenance [9]

### **I.3.4. Diagnostic précoce**

- Les CNN « Convolutional Neural Network » traitent des images drones ou satellitaires pour identifier des défauts superficiels (érosion, végétation) avant dégradation structurelle [10]

## **I.4. Applications des réseaux de neurones dans le domaine des barrages**

### **I.4.1. Prédiction des débits**

Les réseaux de neurones optimisent la prédiction des débits en intégrant des données hydrométéorologiques (précipitations, température, débits historiques) et en capturant des relations non linéaires. Les modèles dynamiques comme les réseaux NARX (Nonlinear Autoregressive with Exogenous Inputs) et LSTM (Long Short-Term Memory) surpassent les méthodes statistiques traditionnelles :

- **Précision accrue** : Réduction de 15-20 % des erreurs de prédiction (RMSE) par rapport aux modèles ARIMA, grâce à leur capacité à modéliser des séries temporelles complexes [11].
- **Gestion des incertitudes** : Intégration de variables exogènes (ex. : indices climatiques) pour anticiper les crues et sécheresses. Une étude sur le barrage de Sefidroud (Iran) montre une corrélation ( $r > 0,95$ ) entre prévisions et observations avec un modèle NARX [11].
- **Applications opérationnelles** : Optimisation des lâchers d'eau pour l'irrigation et la production hydroélectrique, réduisant les risques de surverse ou de pénurie [12][13].

### **I.4.2. Optimisation des lâchers d'eau**

L'optimisation combine algorithmes génétiques et réseaux neuro-flous (ANFIS) pour maximiser la production énergétique sous contraintes écologiques :

- **Modèles hybrides** : Le couplage ANFIS-algorithme génétique ajuste les débits en temps réel selon la demande énergétique et les seuils écologiques (ex. : débit réservé pour la faune aquatique) [13].
- **Cas concret** : Au barrage Salve Faccha (Équateur), un modèle ANFIS avec un horizon de prédiction de 4 jours réduit le gaspillage d'eau de 15% en période de sécheresse ( $r > 0,95$ ,  $RMSE < 0,1$ ), sans dépendre des prévisions de pluie [12].
- **Impact économique** : Prédiction du prix spot de l'électricité (Market Clearing Price, MCP) par un réseau à 20 neurones cachés, avec 95% de précision journalière, permettant de cibler les heures de vente les plus rentables [12].

### **I.4.3. Modélisation des risques sismiques**

Les RNA analysent les données sismiques historiques et les signaux géotechniques pour évaluer la vulnérabilité des barrages :

- **Prédiction des résonances structurelles** : Des modèles basés sur des **perceptrons multicouches (MLP)** prédisent les accélérations critiques du sol avec une erreur < 5%, intégrant des variables comme la réponse spectrale et la topographie locale [14].
- **Diagnostic post-sismique** : Détection des microfissures via l'analyse des vibrations anormales, corrélée à  $r > 0.92$  avec les mesures in situ [13].
- **Intégration physique** : Combinaison avec des modèles éléments finis (FEM) pour simuler les contraintes mécaniques lors de séismes extrêmes [14].

### **I.4.4. Surveillance et maintenance prédictive**

L'IA transforme la surveillance via l'analyse en temps réel des données de capteurs (déformations, pressions, températures) :

- **Détection d'anomalies** : Les auto-encodeurs identifient des déviations subtiles (ex. : variations de pression interstitielle) avec une précision de 90%, déclenchant des alertes 27% plus tôt que les seuils statistiques [12],[14].
- **Modèles dynamiques** : Le MAM-LSTM (Mixed Attention Mechanism) prédit les déplacements des barrages en béton en pondérant l'importance des facteurs (hydrostatique, température) et des séquences temporelles. Il réduit l'erreur MAE de 40% par rapport les modèles FEM traditionnels [14].

### **I.4.5. Modélisation du comportement sédimentaire**

Les réseaux convolutionnels (CNN) traitent l'imagerie satellitaire et les données bathymétriques pour anticiper l'accumulation sédimentaire :

- **Cartographie dynamique** : Prédiction des taux de sédimentation dans les réservoirs, optimisant les calendriers de dragage [13].
- **Impact opérationnel** : Réduction des coûts de maintenance de 20% en évitant les dragages intempestifs, comme démontré sur le barrage de Hirfanlı (Turquie) [13].
- **Intégration multi-source** : Combinaison de données météo (précipitations, érosion) et hydrologiques pour affiner les prévisions [11].

#### **I.4.6. Optimisation de la conception :**

Les RNA génératifs simulent des scénarios extrêmes (crues millénaires, séismes) pour guider la conception :

- **Réduction des coûts :** Optimisation des dimensions structurelles (épaisseur des voiles, contreforts) abaissant les coûts de construction de 10-15% [13].
- **Résilience accrue :** Simulation de contraintes virtuelles via des modèles hybrides (physique + données), validés sur des barrages gravités en Chine [14].
- **Outils prédictifs :** Utilisation de GANs (Generative Adversarial Networks) pour générer des designs innovants compatibles avec les normes de sécurité [14].

#### **I.5. Avantages et limites des réseaux de neurones**

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont de plus en plus utilisés dans la surveillance et la gestion des barrages pour leur capacité à modéliser des relations complexes. Cependant, leur application soulève aussi des défis spécifiques.

##### **I.5.1. Avantages des Réseaux de Neurones**

- **Modélisation de relations non linéaires complexes :** Les RNA excellent dans la capture de relations entre des variables multiples (pression d'eau, débits, température, déformations structurelles), important pour prédire des phénomènes comme les infiltrations ou les fissurations. Par exemple, ils intègrent des données hétérogènes (sismiques, capteurs, images satellites) pour estimer la perméabilité des structures ou l'impact thermique des barrages sur les écosystèmes [15, 16].
- **Robustesse aux données bruitées ou incomplètes :** Grâce à leur tolérance au bruit, les RNA traitent efficacement les données imparfaites issues de capteurs (ex. : variations météorologiques, erreurs de mesure). Une étude sur la température de l'eau démontre une précision de 0,7 °C malgré des lacunes dans les jeux de données. Cette robustesse est essentielle pour les environnements incertains des barrages. [15].
- **Adaptabilité et apprentissage continu :** Les algorithmes comme rétro propagation ou la régularisation bayésienne permettent aux RNA de s'adapter dynamiquement aux nouvelles données (changements climatiques, vieillissement des matériaux). Des architectures comme les LSTM (Long Short-Term Memory) mettent

à jour en temps réel les modèles de risque sismique ou hydrologique sans reprogrammation manuelle [15, 16].

- **Automatisation de la surveillance :** Couplés à l'Internet des Objets(IoT), les RNA automatisent l'analyse des données de capteurs (vibrations, pressions) pour détecter des anomalies (fissures, corrosion). Cela réduit les coûts de maintenance préventive et optimise les inspections in situ [16].
- **Prévision à court et moyen terme :** Les RNA prédisent des variables clés (niveau d'eau, contraintes structurales) avec des erreurs contrôlées. Par exemple, des prévisions à 7 jours de la température de l'eau affichent une erreur moyenne de 1,5°C. Les réseaux récurrents (RNN) sont particulièrement efficaces pour modéliser des séries temporelles complexes [15, 16].

### **I.5.2. Limites et Défis**

- **Nature "boîte noire" et interprétabilité réduite :** L'opacité des décisions des RNA complique leur justification technique auprès des régulateurs, essentielle pour la sécurité des barrages. Une prédiction d'anomalie structurale peut être difficile à relier à des causes physiques identifiables, limitant la confiance des ingénieurs [17]. [18].
- **Besoins en données et calcul intensif :** L'entraînement exige de grandes quantités de données historiques labellisées, souvent rares pour des scénarios extrêmes (crues centennales). Les infrastructures informatiques (GPU, cloud) nécessaires sont coûteuses, surtout dans des zones isolées [16].[17].
- **Risque de sur-ajustement (over-fitting) :** Sans régularisation adéquate (ex : dropout, validation croisée), les RNA mémorisent le bruit des données d'entraînement, menant à des échecs en conditions réelles. La régularisation bayésienne améliore la généralisation mais nécessite un calibrage minutieux [15, 18]
- **Dépendance à la qualité des données :** La performance dépend fortement du prétraitement (nettoyage, normalisation), complexe pour des données hétérogènes (images satellites, capteurs analogiques). Des erreurs de calibration peuvent induire des biais systémiques [15, 17]
- **Enjeux éthiques et sécuritaires :** Les erreurs de prédiction peuvent avoir des conséquences catastrophiques (ex. : rupture de barrage). De plus, les biais dans les

données d'entraînement (sous-représentation de conditions extrêmes) exacerbent les risques [16, 17].

## **Conclusion**

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) s'imposent comme des outils transformateurs dans le domaine des barrages, combinant des fondements théoriques robustes à des applications opérationnelles concrètes. Leur capacité à modéliser des relations non linéaires complexes a révolutionné la surveillance et la maintenance prédictive, permettant une détection précoce d'anomalies structurelles ou hydrologiques. Les applications couvrent un spectre étendu : de la prévision des débits et l'optimisation des lâchers d'eau à la modélisation des risques sismiques, en passant par le suivi du comportement sédimentaire et l'optimisation de la conception.

## *CHAPITRE II:*

### *Généralités sur la région d'étude*

## **II.1. Introduction**

Un barrage est un ouvrage hydraulique construit pour retenir l'eau en barrant le lit d'une rivière ou une vallée. Sa conception répond à plusieurs objectifs : production d'électricité, irrigation, alimentation en eau potable, régulation des crues et loisirs. On distingue principalement trois types de barrages - les barrages-poids (stabilité par leur masse), les barrages-voûtes (poussée reportée sur les rives) et les barrages en remblai (terre ou enrochements) - dont le choix dépend des caractéristiques géologiques du site.

Cependant, une partie de l'eau stockée peut être perdue par évaporation, fuites à travers les fondations ou infiltrations dans le substratum rocheux. Ces pertes, variables selon le type de barrage et la nature géologique du terrain, nécessitent des études préalables approfondies et des techniques d'étanchéité adaptées (drains, revêtements étanches) pour optimiser l'efficacité de la retenue d'eau. La durabilité de l'ouvrage dépend ainsi étroitement de la qualité de sa conception et de son adaptation au contexte géomorphologique local.

## **II.2. Situation du site d'étude : Barrage de Beni Haroun**

Le barrage de Béni Haroun est un grand complexe hydraulique stratégique en Algérie.

### **II.2.1. Localisation**

Le barrage de Beni Haroun est implanté dans la wilaya de Mila, une région de l'Est algérien. Ses coordonnées géographiques précises sont Latitude 36° 34' 06'' Nord et Longitude 6° 16' 30'' Est.

### **II.2.2. Situation par rapport aux villes importantes**

L'ouvrage se situe à environ 40 kilomètres au Nord/Nord-Ouest de la ville de Constantine, un centre urbain majeur de l'Est algérien. Il est également localisé à environ 350 kilomètres à l'Est d'Alger, la capitale du pays. Cette position stratégique lui permet de desservir plusieurs wilayas importantes Jijel, Constantine, Batna, Oum Elbouaghi et Khenchela.

### **II.2.3. Situations par géographique**

Le barrage est alimenté par l'Oued Rhumel et l'Oued Endja (Fig. II.1). Il fait partie du grand bassin Kébir-Rhumel d'une superficie de 6595 km<sup>2</sup>. Ce bassin est naturellement limité par les limites du Kebir-Rhumel qui sont : au Nord, les bassins de la côte ouest du

Constantinois et du centre du Constantinois (BV n°03) ; au Sud, le bassin versant des hauts plateaux du Constantinois (BV n°07) ; à l'Ouest le bassin de la Soummam (BV n°15) et à l'Est le bassin de la Seybouse (BV n°14) (Mebarki et Benabbes,2008).

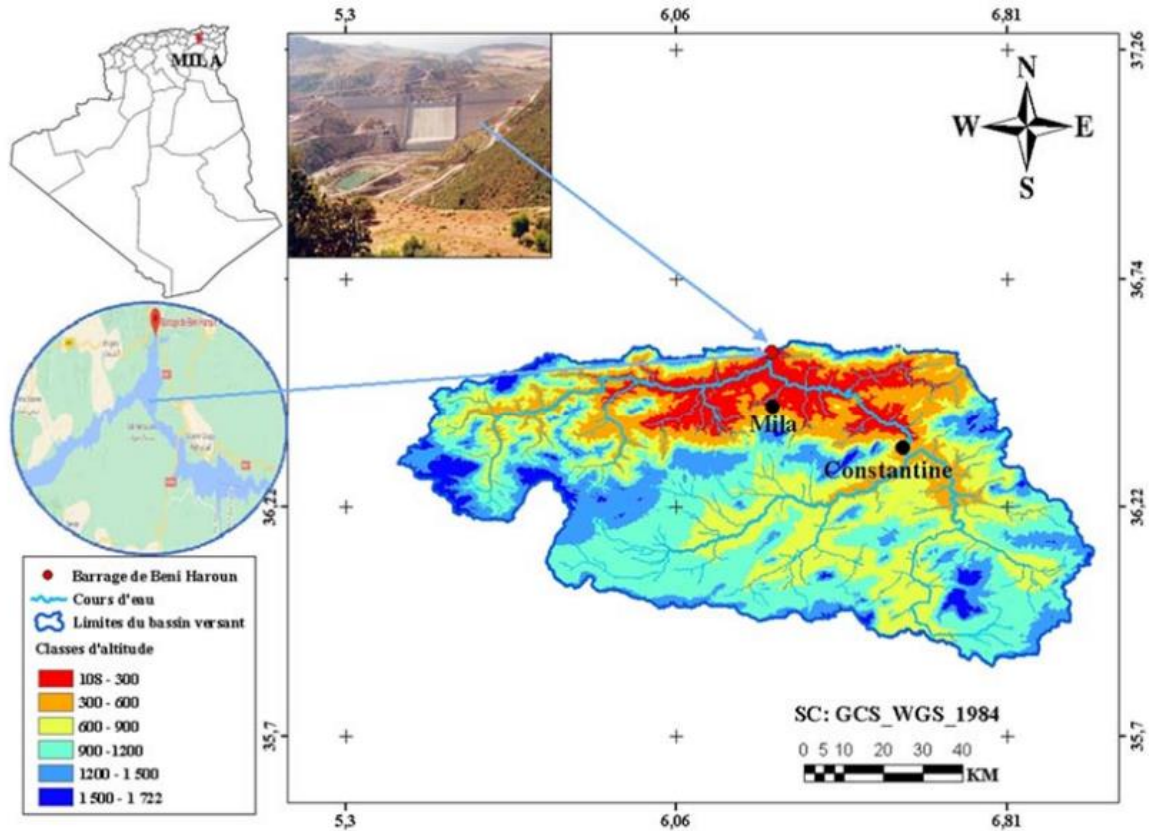


Figure II.1.Situation géographique du bassin versant et Barrage Beni Haroun [19]

### II.3. Aperçu géologique du site

L'évaluation géologique d'un projet d'envergure repose sur une synthèse rigoureuse des données recueillies tout au long des différentes phases d'étude. Ce processus comprend :

- L'analyse de la documentation existante (publications scientifiques) ;
- Les investigations de terrain (levés géologiques, essais in situ) ;
- Le suivi géotechnique pendant les travaux ;
- Le monitoring post-construction.

#### II.3.1. Contexte géologique particulier

Le site d'étude se situe dans un environnement tectonique complexe marqué par :

- Des structures de chevauchement ;

- Un réseau de failles et décrochements ;
- Des déformations à la fois plastiques (plissements) et cassantes (fracturation).

### II.3.2. Stratigraphie caractéristique (illustrée Fig. II.2 et II.3)

#### ✓ Niveau compétent :

- Formation calcaire rigide (100-150 m d'épaisseur) ;
- Comportement fragile (cassant sous contrainte) ;

#### ✓ Niveaux incompétents :

- Encadrement par des séries marneuses ;
- Comportement plastique (déformation par plissement) ;
- Fortement tectonisées.

### II.3.3. Configuration géo-structurale du site

Le massif calcaire présente une structure synclinale, sur le flanc nord de laquelle est implanté le barrage. Ce synclinal présente les caractéristiques structurales suivantes :

- Géométrie évasée avec un plan axial sub-vertical orienté ENE-WSW en rive droite ;
- Pendage des couches de 40° vers le SSE au droit de l'ouvrage ;
- Redressement progressif vers le centre de l'ouvrage (maintenant un pendage SSE) ;
- Courbure des bancs vers le SSW en rive gauche avec redressement jusqu'à la verticale et basculement final vers l'WNW (flanc renversé)

### II.3.4. Complexité tectonique additionnelle

- Présence de failles à fort pendage NNW (zones de cisaillement) ;
- Système de fractures N-S observées dans la fondation ;
- Probables fractures de traction liées à la torsion des bancs calcaires.
- Probables fractures de traction liées à la torsion des bancs calcaires.

Les marnes encadrant les calcaires présentent du point de vue de l'hydrogéologie des caractéristiques semblables ou comparables. Sur le plan géo-mécanique en revanche, les marnes Paléocènes, étant plus calcaires, présentent des caractéristiques plus favorables que les marnes Eocènes. Il n'y a pas lieu, dans le cadre de ce rapport d'expertise, de les distinguer sur

le plan géologique, sinon pour préciser que les documents signalent la présence de gypse dans les marnes Eocènes.

Par comparaison avec les calcaires décrits ci-dessus, il s'agit de roches tendres, donc vulnérables face aux phénomènes tectoniques ayant affecté le secteur, et du fait de leur teneur parfois élevée en argiles, sensibles à l'altération. En l'occurrence, ces roches se présentent, en surface, sous forme d'un rocher très fissuré, se débitant en éléments décimétriques ou centimétriques, et présentant des caractéristiques géo-mécaniques limitées voire très limitées pour les marnes Eocènes. A un stade plus avancé de l'altération, ces marnes sont le siège de nombreux glissements de terrain dans les environs. [20]

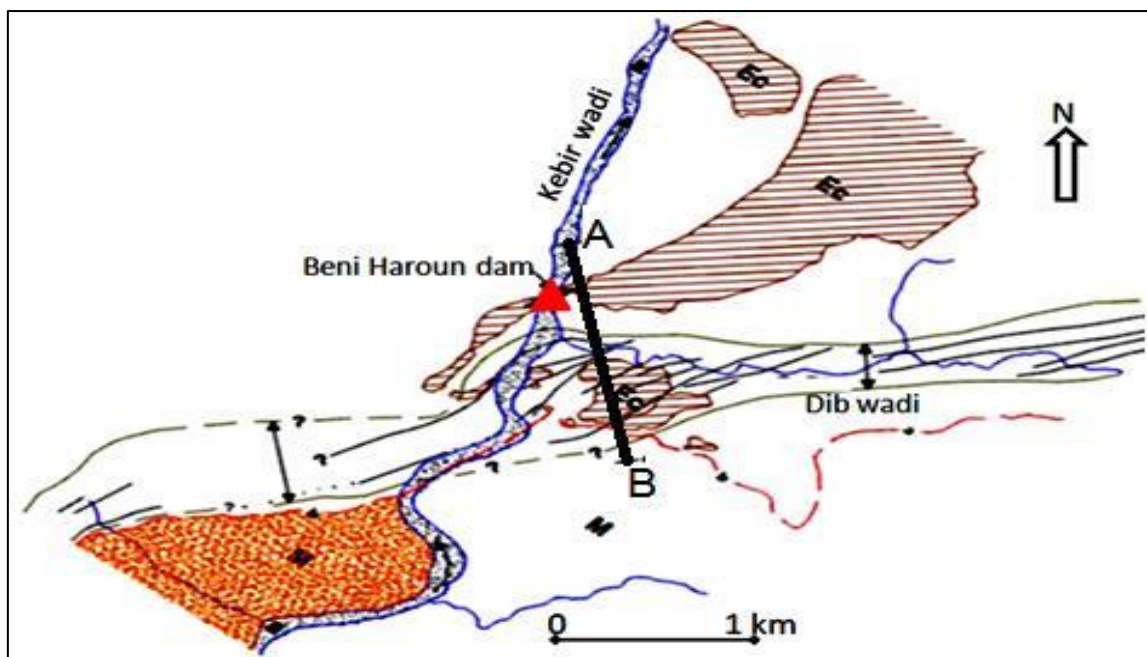


Figure II.2. Carte géologique du site [21]

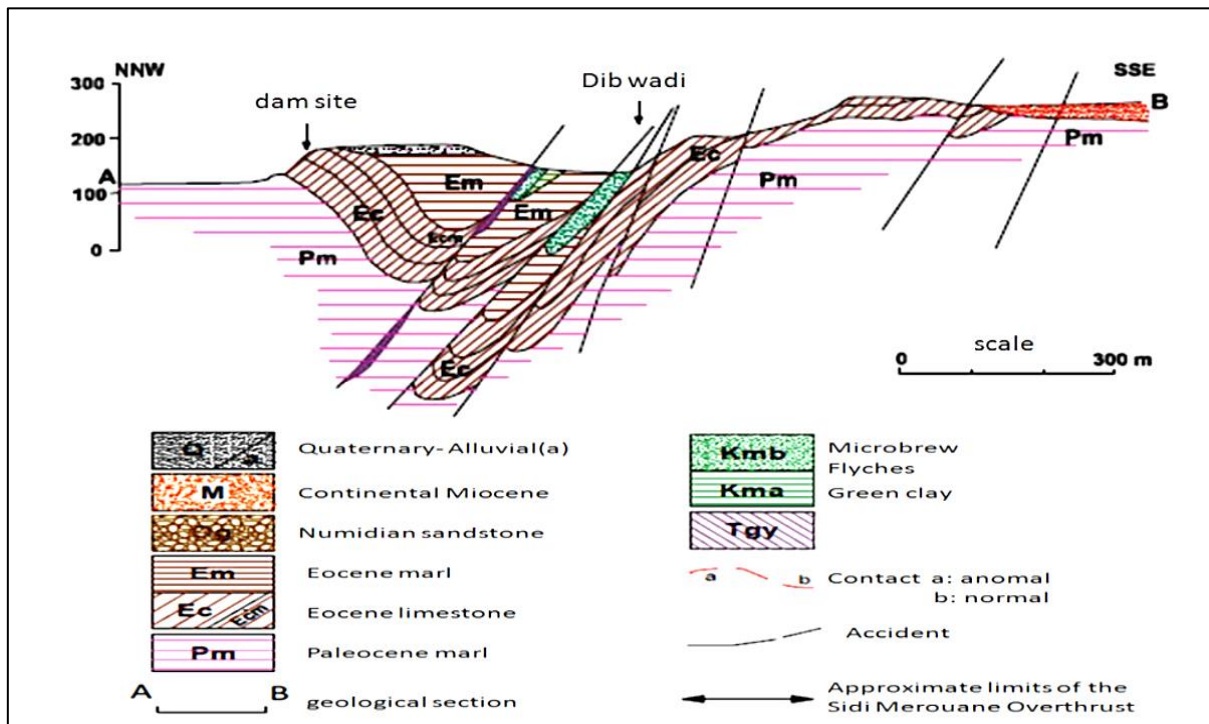


Figure II.3. Coupe géologique dans le site du barrage Beni Haroun [21]

## II.4. Hydrogéologie du site

Le système hydrogéologique présente une organisation structurée en trois composantes majeures. Les calcaires, formant l'aquifère principal, montrent une perméabilité fissurale élevée ( $10^{-5}$  à  $10^{-3}$  m/s) avec un réseau de fractures orientées N20°E. Leur comportement contraste fortement avec les marnes encaissantes (Paléocènes et Eocènes) qui jouent un rôle d'aquiclude ( $K=10^{-9}$  à  $10^{-8}$  m/s), créant un confinement hydraulique partiel. [21]

### II.4.1. Circulations hydrothermales et potentiel karstique

Les observations historiques révèlent une évolution marquée des écoulements :

- Période initiale caractérisée par des résurgences thermales (20-22°C) et fortement minéralisées ;
- Transition progressive vers des régimes plus froids, avec un décalage thermique de 5-6 mois ;
- Maintien partiel de circulations profondes en rive droite, attesté par les paramètres physico-chimiques. [22]

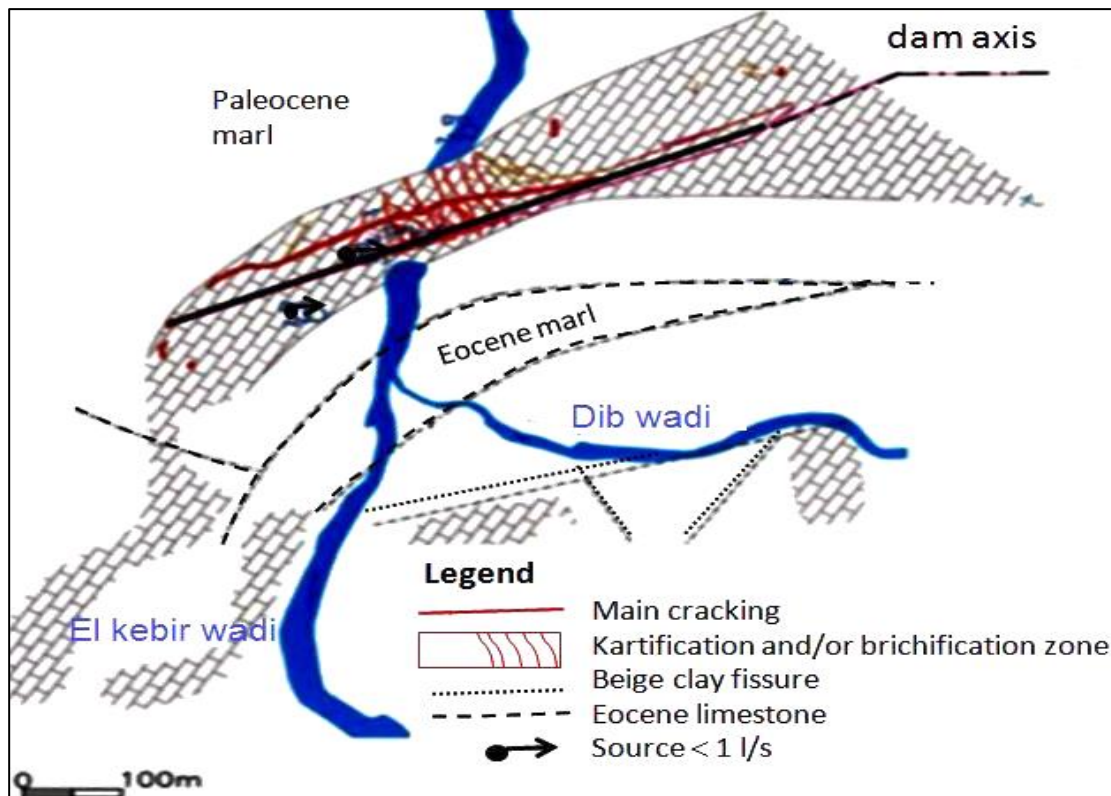


Figure II.4.localisation des terrains présentant l'aquifère karstique [22]

## II.5. Climatologie

Le climat de la région présente des caractéristiques méditerranéennes, avec un gradient semi-aride au sud de Constantine et sub-humide au nord. Ce régime climatique est marqué par une forte variabilité pluviométrique interannuelle et saisonnière, ainsi que par un gradient pluviométrique décroissant du nord (450 mm/an en moyenne) vers le sud (320 mm/an en moyenne) [23]

Les relevés de la station météorologique du barrage de Béni Haroun sur une période allant de 2003 jusqu'à 2119, indiquent des précipitations annuelles oscillant entre 200 et 1120 mm, avec une concentration hivernale marquée des pluies (moyenne de 104,86 mm/mois)[24]

### II.5.1. La précipitation

- Rôle des précipitations dans le régime hydro-climatique :

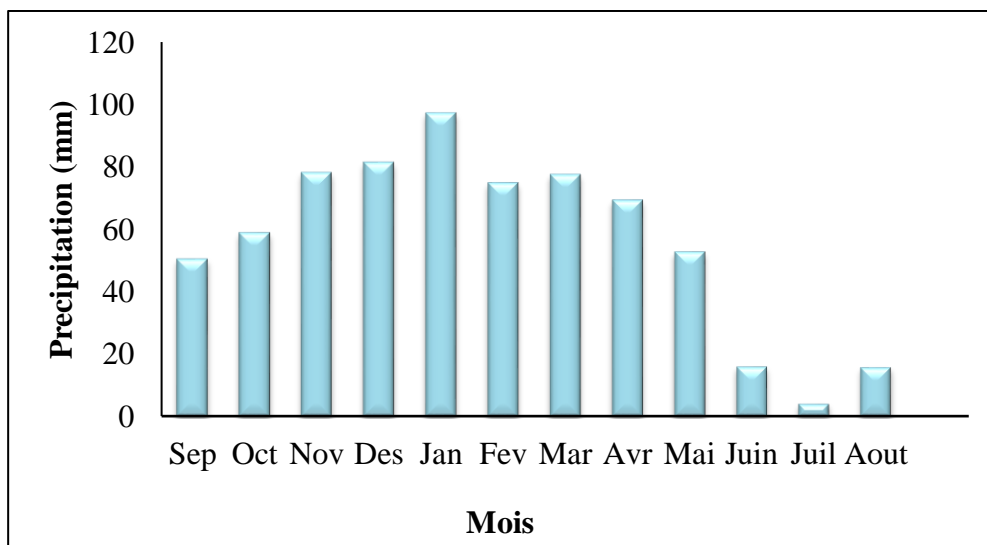
Les précipitations représentent le paramètre climatique déterminant dans la dynamique hydrologique. Leur intensité, durée et répartition saisonnière conditionnent directement l'origine, la localisation et l'intensité des écoulements, en régulant le comportement des cours d'eau.

Dans le bassin du Kabîr-Rhumel, un gradient spatial nord-sud marqué est observé : les cumuls annuels passent de 318 mm dans la partie méridionale à 1000 mm dans les zones septentrionales, reflétant une hétérogénéité pluviométrique prononcée.[25]

L'analyse interannuelle (2003-2019) révèle une saisonnalité marquée : un pic pluviométrique en janvier (97,4 mm/mois), un minimum absolu en juillet (4,03 mm/mois) (Tab. II.1 et Fig. II.5).

**Tableau II.1.** Précipitation moyenne mensuelles interannuelles de la station de Beni Haroun (2003-2019) [26].

Mois	Sep	Oct	Nov	Des	Jan	Fev	Mar	Avr	Mai	Juin	Juil	Aout	Ann
P(mm)	50,56	58,93	78,17	81,58	97,4	75,06	77,54	69,48	52,73	16,13	4,03	15,82	677,79



**Figure II.5.** Variation de la précipitation moyenne mensuelle interannuelle de la station de Beni Haroun (2003-2019).

**II.5.2. Température**

Les températures moyennes mensuelles et annuelles régissent directement, en interaction avec les autres facteurs météorologique (précipitations, insolation, ....etc.) le phénomène d'évaporation et par là même le déficit d'écoulement annuel et saisonnier. Les températures sont donc l'un des éléments majeurs influençant le climat d'une région. C'est aussi cet effet caractéristique du régime thermique qui nous intéresse spécialement d'autant

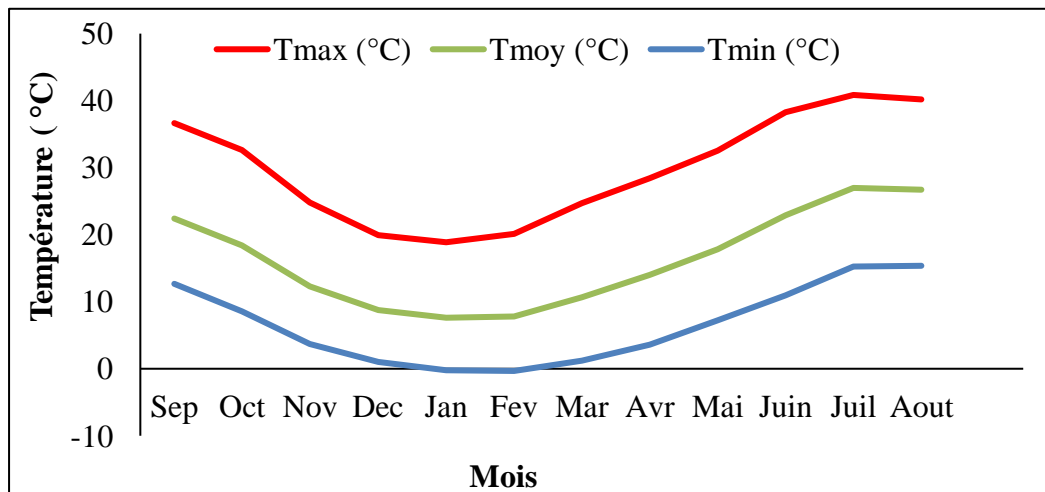
plus que l'évapotranspiration atteint des valeurs importantes dans notre site d'étude notamment en saison chaude [27].

Le (Tableau.II.2) donne les températures moyennes mensuelles interannuelles pour une période allant de 2003 jusqu'à 2019. On note que la température moyenne mensuelle la plus élevée est celles des mois de Juillet et Aout avec 26.98 et 26.69°C respectivement, donc ils sont les plus chauds, alors que les mois de Janvier et Février sont caractérisées par 7.61 et 7.79°C de température et qu'ils sont les plus froids (Figure II. 6).

Après avoir pris connaissance des résultats du tableau (Tableau.II.2), on constate que la valeur maximale de la température maximale est de 40,85 °C et le minimal est de 18,87 °C. Quant à la température minimale, la valeur maximale est de 15,36°C et la minimale est de -0,33°C.

**Tableau II.2.**Températures moyennes mensuelles interannuelles de la station de Beni Haroun (2003-2019) [26]

Mois	Sep	Oct	Nov	Dec	Jan	Fev	Mar	Avr	Mai	Juin	Juil	Aout	Moyann
<b>Tmax(°C)</b>	36,65	32,6	24,84	19,97	18,87	20,15	24,75	28,41	32,53	38,23	40,85	40,19	29,83
<b>Tmoy (°C)</b>	22,38	18,42	12,29	8,78	7,61	7,79	10,69	14,05	17,8	22,93	26,98	26,69	16,36
<b>Tmin (°C)</b>	12,71	8,53	3,68	0,99	-0,26	-0,33	1,16	3,56	7,21	10,97	15,22	15,36	6,56



**Figure II.6.**Variation des températures mensuelles interannuelles de la station de Beni Haroun (2003-2019)

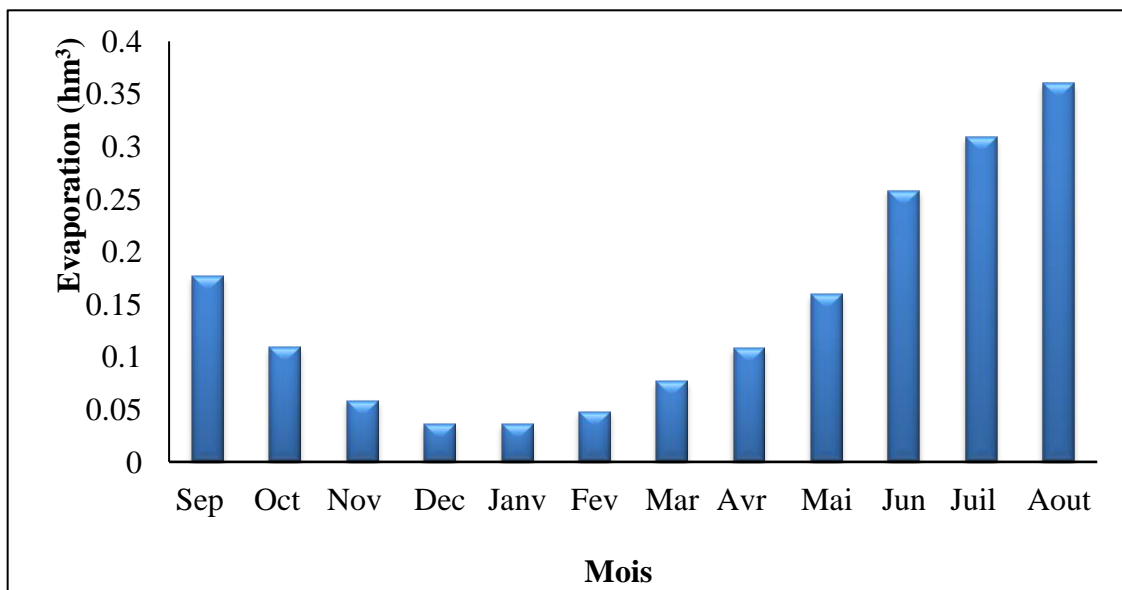
**II.5.3. Evaporation**

L'évaporation correspond à la phase physique de transformation de l'eau en vapeur. Associée à la transpiration des végétaux, elle forme l'évapotranspiration, un processus clé du cycle hydrologique régulant les échanges entre les réservoirs d'eau et l'atmosphère [28].

En Algérie, les pertes par évaporation dans les retenues de barrages atteignent des niveaux critiques, notamment au barrage de Beni Haroun. Des pertes volumétriques considérables y sont observées annuellement, mesurées à l'aide d'un bac d'évaporation de type Colorado installé près de la retenue. L'évaporation varie entre 0.36 hm<sup>3</sup> au mois d'Aout à 0.036 hm<sup>3</sup> au mois de Décembre et Janvier.

**Tableau II.3.** évaporation moyennes mensuelles interannuelles de la station de Beni Haroun (2007-2019).[26]

Mois	Sep	Oct	Nov	Dec	Janv	Fev	Mar	Avr	Mai	Jun	Juil	Aout	Moy
Evaporation (Hm <sup>3</sup> )	0,177	0,109	0,058	0,036	0,036	0,048	0,077	0,108	0,16	0,258	0,309	0,36	0,144



**Figure II.7.** Variation de l'évaporation dans le lac du barrage de Beni Haroun durant la période (2007-2019)

**II.5.4. Humidité**

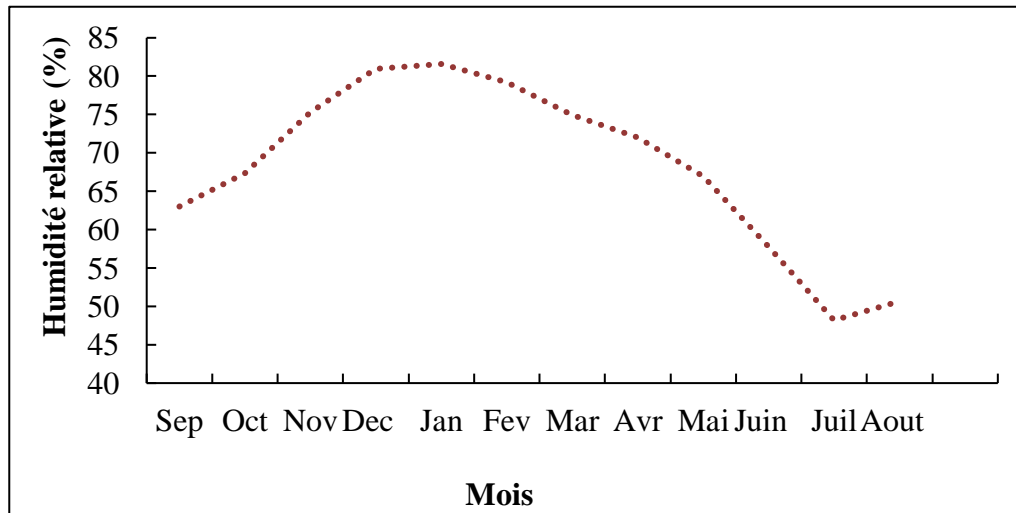
L'humidité absolue désigne la masse de vapeur d'eau contenue dans un m<sup>3</sup> d'air, exprimée en grammes (g/m<sup>3</sup>). L'humidité relative, quant à elle, représente le rapport (en %)

entre la quantité de vapeur d'eau présente dans l'air et la quantité maximale que celui-ci peut contenir à une température donnée, indiquant ainsi sa proximité avec le point de condensation [29].

L'humidité relative moyenne annuelle est de 68 % (Fig. II.8 et Tab. II.4). Cette valeur reflète une saturation fréquente de l'air en vapeur d'eau, influençant les processus d'évapotranspiration et le bilan hydrique local.

**Tableau II.4.**Humidité relative moyennes mensuelles interannuelles de la station de Beni Haroun (2003-2019).[26].

Mois	Sep	Oct	Nov	Dec	Jan	Fev	Mar	Avr	Mai	Juin	Juil	Aout	Ann
Hr(%)	63,02	67,36	75,28	80,94	81,59	79,16	74,92	72,05	66,97	57,77	48,19	50,65	68,08



**Figure II.8.**Variation de l'humidité relative moyenne mensuelle interannuelle de la station de BeniHaroun (2003-2019).

**II.5.5. Diagramme ombro-thermique de Gassen et Bagnouls**

La méthode de Gassen et Bagnouls c'est une approche complémentaire pour analyser l'aridité ou l'humidité d'un climat à partir d'un diagramme ombro-thermique. Elles permettent d'identifier les mois secs en comparant les précipitations aux températures. Le graphique mensuelle issue de cette application montre les précipitations en ordonnées à droite et les températures moyennes en °C en ordonnées à gauche avec une échelle double de celle des précipitations.

La (Figure II.9) montre une période sèche qui s'étend du mois de Mai au mois de Septembre et une période humide s'étend sur le reste de l'année.

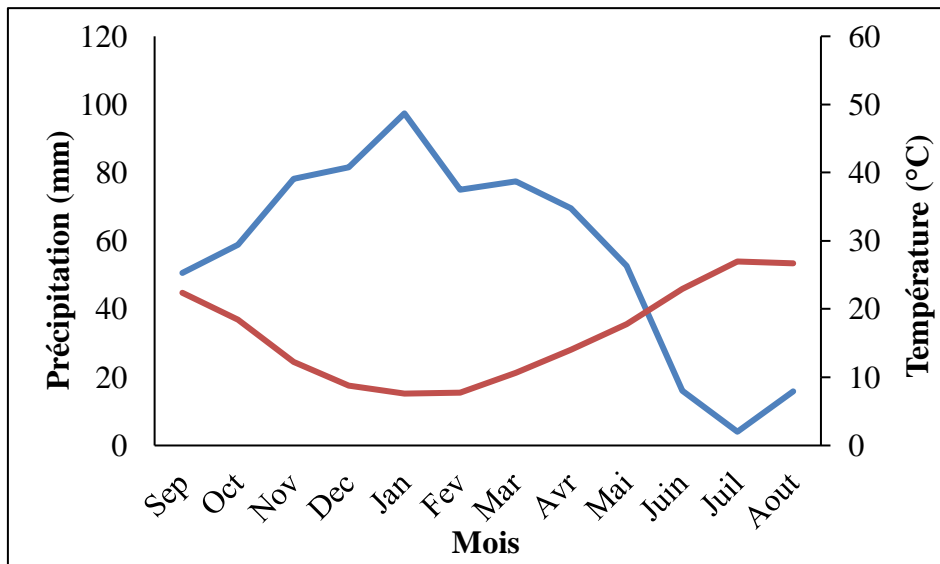


Figure II.9. Diagramme de Gaussen et Bagnouls de la station de Beni Haroun (2003-2019)

## II.6. Description du barrage de Beni Haroun

L'ouvrage est un barrage-poids rectiligne en béton compacté au rouleau (BCR), ancré sur une fondation rocheuse calcaire. Sa conception repose sur le principe d'une structure massive résistant à la poussée hydraulique par son propre poids. La partie centrale intègre un évacuateur de crue à seuil libre, permettant le déversement des eaux excédentaires.

Le barrage, dont la construction s'est achevée en 1996, a été mis en eau en 2003 avec le début du remplissage de la retenue.

### II.6.1. Caractéristiques géométriques

Le profil transversal présente une forme triangulaire caractéristique des barrages-poids (Tableau II.1) :

- **Parement amont** : Vertical pour optimiser la stabilité ;
- **Parement aval** : Incliné selon une pente de 1.25V/1H ;
- **Section non-déversante** : Représentée sur la figure (II.5), montrant la disposition typique des éléments structurels
- **Dimensions principales** :
  - **Hauteur du barrage** : L'ouvrage s'élève à une hauteur de 118 mètres depuis ses fondations jusqu'à la crête.
  - **Longueur du barrage** : La longueur de la crête du barrage est de 710 mètres.

- **Capacité de la retenue :**
  - **Capacité initiale :** Lors de sa mise en service, la capacité de stockage du barrage était de 960 millions de mètres cubes (Mm<sup>3</sup>).
- **Ouvrages de régulation et d'évacuation :**
  - **Déversoir à seuil libre :** Le barrage est équipé d'un déversoir à seuil libre avec une capacité d'évacuation impressionnante de 16000 m<sup>3</sup>/s. Ce dispositif permet d'évacuer en toute sécurité les crues importantes et de prévenir le surversement de la digue.
  - **Vidange de fond :** Deux conduites de vidange de fond, chacune ayant un débit de 335 m<sup>3</sup>/s, sont présentes. Elles permettent de vider partiellement ou totalement la retenue pour des opérations de maintenance, de gestion des sédiments ou en cas d'urgence.
- **Côte de retenue normale :** Le niveau normal d'exploitation de la retenue est de 200 mètres.
- **Côte des plus hautes eaux :** Le niveau maximal que peut atteindre la retenue en cas de crue exceptionnelle est de 214.74 mètres.

### II.6.2. Technologie constructive

L'utilisation du BCR (béton compacté au rouleau) offre plusieurs avantages :

- Réduction des coûts de construction
- Facilité de mise en œuvre pour les grands volumes
- Performances mécaniques adaptées aux contraintes hydrauliques
- Bonnes caractéristiques de durabilité dans ce contexte géologique.

**Tableau II.5.**Diverses caractéristiques du Barrage de Beni Haroun[30].

Diverses caractéristiques	Informations	Diverses caractéristiques	Informations
Année de construction	1996	Hauteur du barrage (m)	118
Année de mise en eau	2003	Longueur du barrage (m)	710
Nom de l'Oued	Kebir	Côte retenue normale (mNGA)	200

Capacité initiale (Mm <sup>3</sup> )	960	Côte plus hautes eaux (mNGA)	214.74
Apport moyen annuel (Mm <sup>3</sup> /an)	435	Déversoir à seuil libre (m <sup>3</sup> /s)	16000
Envasement annuel (Mm <sup>3</sup> /an)	6	Type du barrage (-)	Béton BCR
Surface du bassin versant (Km <sup>2</sup> )	7725		

## II.7. Rôle hydraulique

### II.7.1. Alimentation en eau potable

Le barrage de Beni Haroun joue un rôle critique dans l'approvisionnement en eau potable de plusieurs wilayas de l'Est algérien, notamment Mila, Constantine, Jijel, Oum-El-Bouaghi, Khenchela et Batna. Il garantit une source d'eau fiable pour les populations de ces régions.

### II.7.2. Irrigation

L'eau stockée dans la retenue est également utilisée pour l'irrigation des vergers situés dans la wilaya de Mila, contribuant ainsi au développement agricole local.

### II.7.3. Régularisation des apports

Le barrage permet de régulariser les débits de l'Oued El Kebir, dont l'apport moyen annuel est estimé à 435 Mm<sup>3</sup>/an. Cette régularisation est essentielle pour assurer une disponibilité d'eau plus constante tout au long de l'année, en compensant les variations saisonnières des précipitations. L'envasement annuel est estimé à 6 Mm<sup>3</sup>/an, un facteur important à considérer pour la gestion à long terme de la capacité du barrage [31].

## II.8. Piézométrie

La surveillance hydromécanique du barrage de Beni Haroun repose sur un système piézométrique complet et sophistiqué, essentiel pour assurer la stabilité et la sécurité de l'ouvrage. Ce système mesure les pressions interstitielles exercées par l'eau dans les pores du béton et des sols de fondation, paramètres principaux pour détecter d'éventuelles anomalies et évaluer le comportement du barrage.

### II.8.1. Constitution du réseau piézométrique

Le réseau piézométrique comprend plusieurs types d'instruments (Fig. II.10):

- **Piézomètres à corde vibrante:** capteurs modernes mesurant la pression par la fréquence de vibration d'une corde tendue, installés à différents niveaux dans le corps du barrage (noyau, parements) et dans les fondations (alluvions, rocher).
- **Piézomètres de type Casagrande :** (tubes ouverts) tubes poreux scellés dans le sol ou le béton, permettant la mesure du niveau d'eau dans un tube vertical.
- **Cellules de pression totale :** mesurent la contrainte totale (pression de l'eau + contrainte effective), utilisées conjointement avec les piézomètres pour évaluer l'état de contrainte dans le massif.

Stations de mesure des débits de drainage : quantifient les volumes d'eau évacués par les drains internes (rideaux d'injection, drains verticaux/horizontaux), indicateurs clés de l'efficacité du système de drainage.

La localisation des capteurs est choisie en fonction des zones critiques potentielles : interfaces béton-fondation, zones géologiques faibles, et secteurs soumis à forts gradients hydrauliques.



Piézomètre électrique à corde vibrante.



Piézomètre à tube ouvert.



Cellule de pression

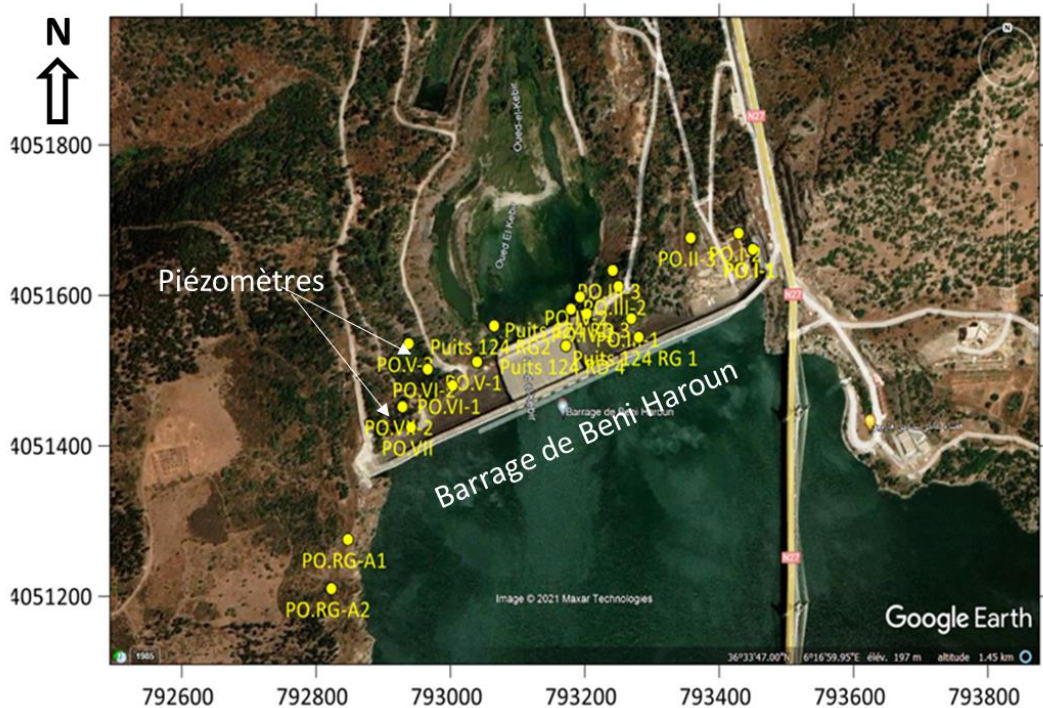
**Figure II.10.** Instruments de mesures piézométriques [32].**II.8.2. Utilisation des données piézométriques**

Ces données sont indispensables pour :

- Surveiller la stabilité du barrage en vérifiant que les pressions restent dans les limites prévues ;
- Détecter les infiltrations anormales via l'augmentation des pressions ou des débits de drainage ;
- Évaluer l'efficacité des dispositifs de drainage ;
- Valider et calibrer les modèles numériques hydromécaniques ;
- Aider à la gestion opérationnelle du remplissage et vidange du réservoir ;
- Planifier la maintenance préventive afin d'éviter les situations critiques [33].

**II.8.3. Réseau piézométrique du barrage Beni Haroun**

Le dispositif de surveillance montre un contrôle piézométrique de l'aquifère calcaire couvre la rive gauche, la rive droite et la zone synclinale (Fig. II.11)

**Figure II.11.** Localisation des piézomètres autour du barrage de Beni Haroun [34].

#### II.8.4. Comportement hydrogéologique pendant la construction

La structure synclinale présente une terminaison occidentale abrupte, marquée par les affleurements calcaires en rive gauche. Les écoulements gravitaires ont exploité les discontinuités subméridiennes pour contourner le noyau marneux du synclinal (Fig. II.12). Ces circulations s'alimentent de manière concentrée sous les alluvions de la rive gauche suivant deux axes principaux :

- ✓ Le contact entre la paroi calcaire et les marnes noires paléocènes au nord-ouest
- ✓ Le réseau de brèches et de fractures orientant les écoulements vers la zone de résurgence

La construction du barrage a entraîné :

- ✓ Une élévation du niveau de décharge de l'aquifère karstique de 105 m (niveau du talweg) à plus de 200 m (niveau des seuils de décharge)
- ✓ Un gradient hydraulique accru (60-70 m)
- ✓ Le déplacement du déversoir vers la rive gauche suivant les anciens axes de drainage

#### II.8.5. Caractéristiques des écoulements post-construction

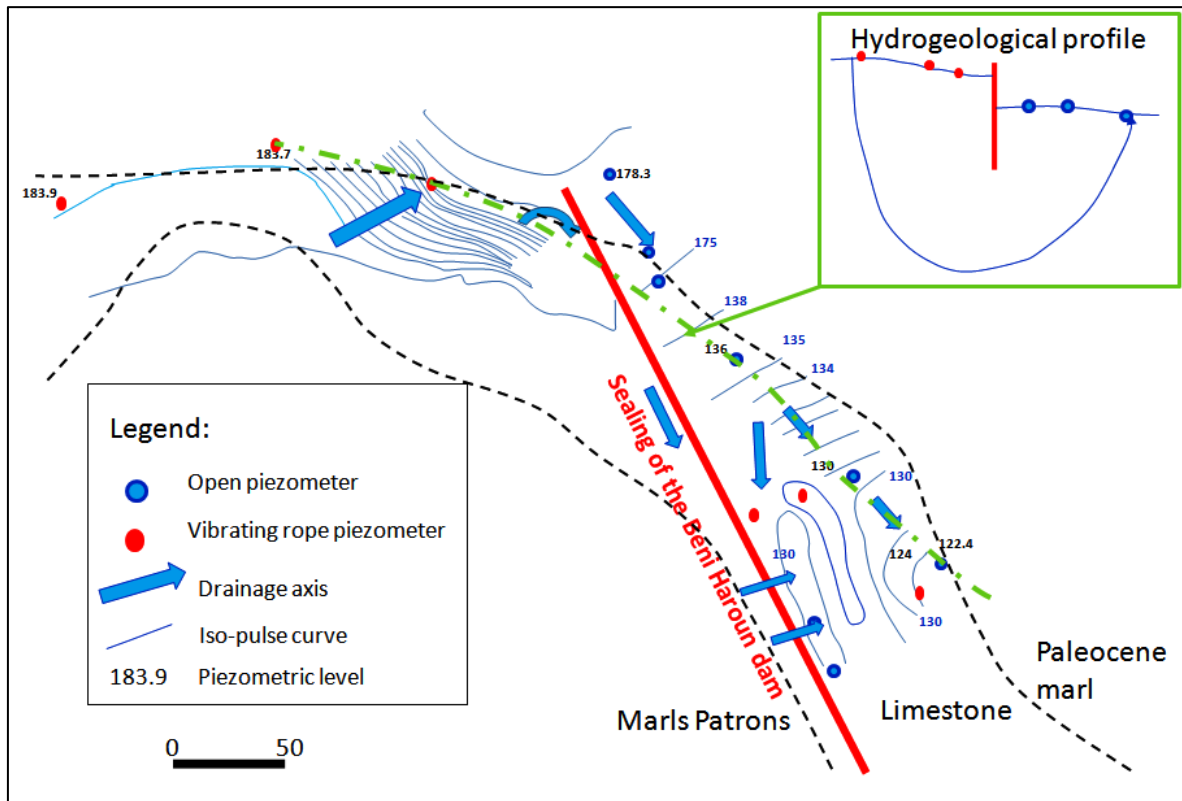
L'analyse des données révèle (Fig. II.13) :

En rive droite :

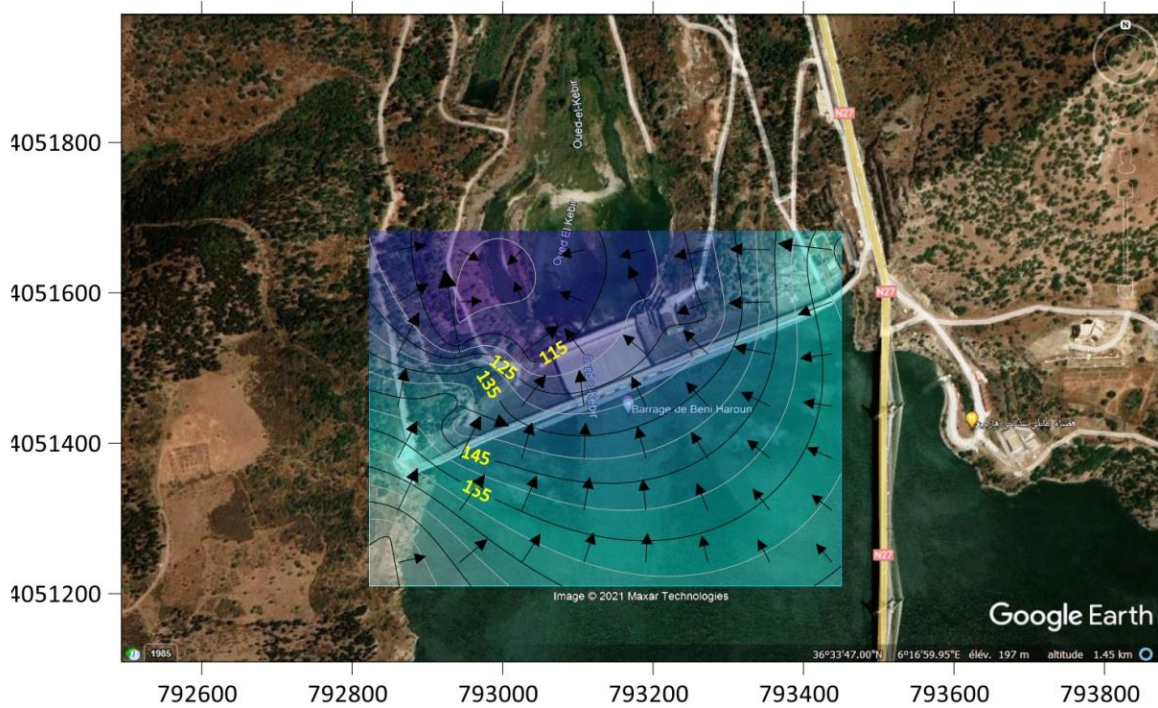
- ✓ Écoulement lent d'est en ouest vers le lit de l'oued Kebir ;
- ✓ Niveaux piézométriques stables (135 m à 115 m) malgré les variations du lac ;
- ✓ Exceptions notables : Piézomètres POI1 et POI2 montrant une réponse rapide aux variations de niveau de lac, et infiltration localisée dans des zones limitées.

En rive gauche :

- ✓ Circulation rapide sud-est/nord-ouest ;
- ✓ Corrélation directe lac/nappes (piézomètres PORG A1, PORG A42) ;
- ✓ Gradient hydraulique soutenant des écoulements soutenus ;
- ✓ Perméabilité anisotrope (plus élevée parallèlement à la stratification) ;



**Figure II.12.**Écoulement des eaux souterraines dans l'aquifère calcaire pendant la construction du barrage [22,35].



**Figure II.13.**Piézométrie des fondations du barrage de Beni Haroun (Février 2019)[34].

## II.9. Contexte géotechnique et hydraulique du site influençant les sous-pressions

### II.9.1. Mécanismes hydrauliques et thermiques

Le contexte hydraulique du site du barrage de Beni Haroun est principalement déterminé par le régime de l'Oued El Kebir et l'interaction de la retenue avec les formations environnantes :

- **Niveau de la retenue** : La pression hydrostatique de la retenue (environ 960 millions de m<sup>3</sup>) exerce une force importante sur les fondations, générant des sous-pressions dans le massif. La hauteur de la colonne d'eau dans la retenue est le principal facteur influençant la charge hydraulique exercée sur le barrage et ses fondations. Plus le niveau de la retenue est élevé, plus le potentiel de développement de sous-pressions est important. Les variations saisonnières et opérationnelles du niveau de la retenue entraînent des fluctuations des sous-pressions.
- **Perméabilité des fondations et des rives** : La capacité des formations géologiques sous et autour du barrage à laisser circuler l'eau est un facteur déterminant. Une perméabilité élevée permet à l'eau de s'infiltrer plus facilement et de générer des sous-pressions importantes en aval de l'ouvrage.
- **Gradient hydraulique** : Le gradient hydraulique, qui représente la perte de charge par unité de longueur d'écoulement, est directement lié à la perméabilité et à la différence de niveau d'eau entre l'amont (retenue) et l'aval du barrage. Un gradient hydraulique élevé favorise des débits d'infiltration importants et des sous-pressions potentiellement élevées.
- **Système de drainage naturel** : La présence de zones de drainage naturel (par exemple, des couches de sol ou de roche plus perméables connectées à l'aval) peut influencer la dissipation des sous-pressions.
- **Infiltrations latérales** : L'eau de la retenue peut également s'infiltrer latéralement à travers les rives et réapparaître en aval, contribuant aux sous-pressions sous le barrage et dans ses abords.
- **Variations thermiques** saisonnières modifient la viscosité de l'eau et la dilatation du béton, impactant les pressions mesurées [36].

### II.9.2. Impact sur la stabilité du barrage

Les sous-pressions influencent :

- **Résistance au cisaillement** des matériaux et peuvent provoquer des déformations ou glissements si elles ne sont pas contrôlées. La combinaison d'une surveillance rigoureuse et de dispositifs techniques assure la sécurité et la durabilité de l'ouvrage ;
- **Nature du substratum rocheux** : Le type de roche (par exemple, calcaire, grès, schiste) et sa structure (présence de failles, de diaclases, de stratification) influencent sa perméabilité. Une roche fracturée ou altérée sera plus perméable qu'une roche massive et saine, favorisant ainsi la circulation de l'eau et le développement de sous-pressions.
- **Couverture de sol et d'alluvions** : La présence de dépôts de sol (argile, silt, sable, gravier) et d'alluvions dans la vallée de l'Oued El Kebir est également importante. Ces matériaux ont des perméabilités variables en fonction de leur granulométrie et de leur compacité. Des alluvions perméables peuvent constituer des voies préférentielles pour l'écoulement de l'eau sous le barrage.
- **Propriétés géo-mécaniques des matériaux** : La résistance au cisaillement, la compressibilité et la perméabilité des différents horizons géologiques sont des paramètres clés. Une faible résistance au cisaillement combinée à des sous-pressions élevées peut compromettre la stabilité de l'ouvrage.
- **Présence de discontinuités** : Les failles, les joints et les zones de cisaillement peuvent agir comme des conduits privilégiés pour l'écoulement de l'eau sous pression, augmentant localement les sous-pressions. L'orientation et la connectivité de ces discontinuités sont des facteurs importants.
- **Altération** : Les zones de roche altérée ont généralement une perméabilité plus élevée que la roche saine, ce qui peut influencer la distribution des sous-pressions.

### II.9.3. Influence combinée sur les sous-pressions

Les conditions géotechniques et hydrauliques interagissent de manière complexe pour déterminer l'ampleur et la distribution des sous-pressions :

- Une fondation rocheuse très fracturée (géotechnique) sous une forte charge hydraulique (hydraulique) favorisera des sous-pressions élevées en aval du barrage si des mesures de drainage appropriées ne sont pas mises en place.
- Des couches d'alluvions perméables (géotechnique) sous le barrage peuvent créer des chemins préférentiels pour l'écoulement de l'eau de la retenue (hydraulique), augmentant les sous-pressions à l'interface barrage-fondation.
- L'efficacité du système de drainage (conçu en fonction du contexte géotechnique et hydraulique) est importante pour contrôler et réduire les sous-pressions.

En conclusion, la compréhension détaillée du contexte géotechnique (nature et propriétés des terrains) et hydraulique (régime de l'Oued El Kebir, perméabilité des fondations) du site du barrage de Beni Haroun est essentielle pour évaluer les risques liés aux sous-pressions. Ces connaissances guident la conception des systèmes de drainage, les méthodes de construction et les protocoles de surveillance piézométrique, contribuant ainsi à la sécurité et à la pérennité de l'ouvrage [37].

## **Conclusion**

La région d'étude, centrée sur le barrage de Béni Haroun dans la wilaya de Mila, présente un contexte géographique, climatique et géologique complexe qui influence directement le comportement de cet ouvrage hydraulique majeur. La localisation stratégique du barrage, associée à ses caractéristiques techniques impressionnantes, en fait un élément clé pour la gestion des ressources en eau dans le nord-est de l'Algérie.

La région d'étude, centrée sur le barrage de Béni Haroun dans la wilaya de Mila, présente un contexte géographique, climatique et géologique complexe qui influence directement le comportement de cet ouvrage hydraulique majeur. La localisation stratégique du barrage, associée à ses caractéristiques techniques impressionnantes, en fait un élément clé pour la gestion des ressources en eau dans le nord-est de l'Algérie.

Le système piézométrique installé permet une surveillance fine et continue des sous-pressions interstitielles, essentielles pour évaluer la stabilité du barrage et anticiper d'éventuelles anomalies. Par ailleurs, le contexte géotechnique marqué par des formations rocheuses fracturées et des écoulements interstitiels complexes nécessite une prise en compte rigoureuse des interactions hydraulique et mécanique.

Ainsi, la compréhension approfondie de ces généralités constitue une base indispensable pour les études ultérieures portant sur la modélisation, la prédiction et la gestion proactive des phénomènes de sous-pression, garants de la sécurité et de la durabilité du barrage.

*CHAPITRE III:*  
*Développement du Modèle*  
*Prédictif Basé sur les RNA*

### III.1. Introduction

La surveillance des barrages repose sur l'analyse de variables environnementales (niveau et température de l'eau) et de variables structurelles (déformation, fissuration, infiltration) pour évaluer leur intégrité et leur sécurité. Ces paramètres sont généralement mesurés via des dispositifs de surveillance générant des séries chronologiques de déplacements, essentielles pour détecter des anomalies ou des risques potentiels. Cependant, l'interprétation de ces données reste un défi majeur, notamment en raison des relations complexes et non linéaires entre les facteurs influençant le comportement des barrages.

Les modèles statistiques traditionnels, tels que la méthode HST (Hydrostatique, Saisonnier, Temporel), ont historiquement été utilisés pour prédire les déformations. Toutefois, ses limites deviennent critiques dans des contextes spécifiques, comme les phases d'exploitation initiale ou de renforcement structurel, où les interactions entre variables sont hautement dynamiques et difficiles à linéaires [37, 38].

Pour pallier ces contraintes, cette étude propose l'utilisation de Réseaux de Neurones Artificiels (RNA), une approche flexible capable de modéliser des relations non linéaires en ajustant automatiquement les poids des connexions internes du réseau. Contrairement aux méthodes statistiques classiques, les RNA minimisent l'erreur entre les sorties prédites et les valeurs observées via des processus d'apprentissage itératifs (par exemple, la rétro-propagation du gradient) [39], ce qui les rend adaptés à la complexité des données de déformation.

L'objectif de ce chapitre est de prédire les niveaux piézométriques à l'aval du barrage de Beni Haroun (Algérie). Cette sélection s'appuiera sur leur capacité à capturer les dépendances entre les variables d'entrée (généralement environnementales) et les niveaux de nappes mesurés dans les piézomètres sélectionnés, en évaluant leur précision, leur robustesse et leur adaptabilité aux conditions opérationnelles spécifiques de l'ouvrage.

Cette approche vise à améliorer la fiabilité des outils de surveillance, contribuant ainsi à une gestion proactive de la sécurité des barrages dans des scénarios critiques.

### III.2. Mise en œuvre avec RNA sur Matlab

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) constituent une méthode puissante d'apprentissage automatique, inspirée du fonctionnement du cerveau humain, capable de résoudre des problèmes complexes de classification et de régression. Sous Matlab, leur mise

en œuvre est simplifiée grâce à des outils dédiés comme Neural Network Toolbox et DeepLearningToolbox, offrant des fonctions intuitives pour la conception, l'entraînement et l'évaluation des modèles. Que ce soit pour des architectures simples (perceptrons multicouches) ou des réseaux profonds, Matlab permet de prétraiter les données, configurer les hyper paramètres et visualiser les résultats de manière efficace. Cette flexibilité en fait un environnement idéal pour expérimenter avec différentes topologies et optimiser les performances du modèle. Dans ce contexte, nous détaillerons les étapes clés pour implémenter un RNA sous Matlab, de la préparation des données à l'analyse des prédictions. [40]

Ces dernières années, les RNA se sont imposés comme des outils polyvalents dans divers secteurs tels que l'économie, la biologie ou la médecine [41]. Leurs applications couvrent des tâches variées : classification, reconnaissance de formes, régression non linéaire, et prédiction de séries temporelles [42]. Ces modèles, inspirés du fonctionnement neuronal biologique, apprennent à partir de variables prédictives pour estimer une grandeur cible, reproduisant ainsi une forme d'intelligence computationnelle adaptative [43].

### III.2.1. Description de l'interface ANN sous Matlab

La conception et la mise en œuvre des réseaux de neurones artificiels (RNA) sous Matlab s'appuient sur une méthodologie rigoureuse, structurée en plusieurs étapes clés. Ce processus garantit non seulement la robustesse du modèle, mais aussi sa capacité à généraliser efficacement sur de nouvelles données. L'environnement Matlab, avec ses Toolboxes dédiées (Neural Network Toolbox et Deep Learning Toolbox), offre un cadre à la fois flexible et puissant pour développer des architectures variées, allant des perceptrons multicouches simples aux réseaux neuronaux profonds complexes. (Fig. III.1)[44]

#### III.2.1.1. Préparation des données

La première étape consiste à préparer les données pour l'apprentissage. Cette phase déterminante inclut le chargement des données, leur partitionnement en ensembles d'entraînement, de validation et de test, ainsi que leur prétraitement. Dans MATLAB, la fonction `dividerand` permet une répartition aléatoire et équilibrée des données, tandis que des fonctions comme `normalize` ou `mapstd` standardisent les variables pour améliorer la convergence du modèle.

### III.2.1.2. Configuration et création du réseau de neurone

La création du modèle dépend de la complexité du problème à résoudre. Pour des tâches simples, la fonction `patternnet` (classification) ou `feedforwardnet` (régression) permet de définir rapidement une architecture à une ou plusieurs couches cachées. Les paramètres tels que le nombre de neurones, la fonction d'activation ou l'algorithme d'optimisation sont ajustables pour optimiser les performances. (Fig. III.1)

### III.2.1.3. Phase d'entraînement et validation

L'entraînement du réseau s'effectue à l'aide de la fonction `train` pour les modèles classiques ou `train Network` pour les réseaux profonds. Matlab fournit des outils de visualisation en temps réel, comme `plotperform`, pour surveiller l'évolution de la fonction de coût sur les ensembles d'entraînement et de validation

### III.2.1.4. Évaluation et test du Modèle

Une fois entraîné, le modèle est évalué sur un ensemble de test indépendant pour mesurer sa capacité à généraliser. Les fonctions `plotconfusion` et `confusion` fournissent une analyse détaillée des performances via des matrices de confusion et des métriques comme la précision ou le *\*F1-score\**. Ces résultats permettent de valider l'efficacité du modèle et d'identifier d'éventuelles améliorations. (Fig. III.1)

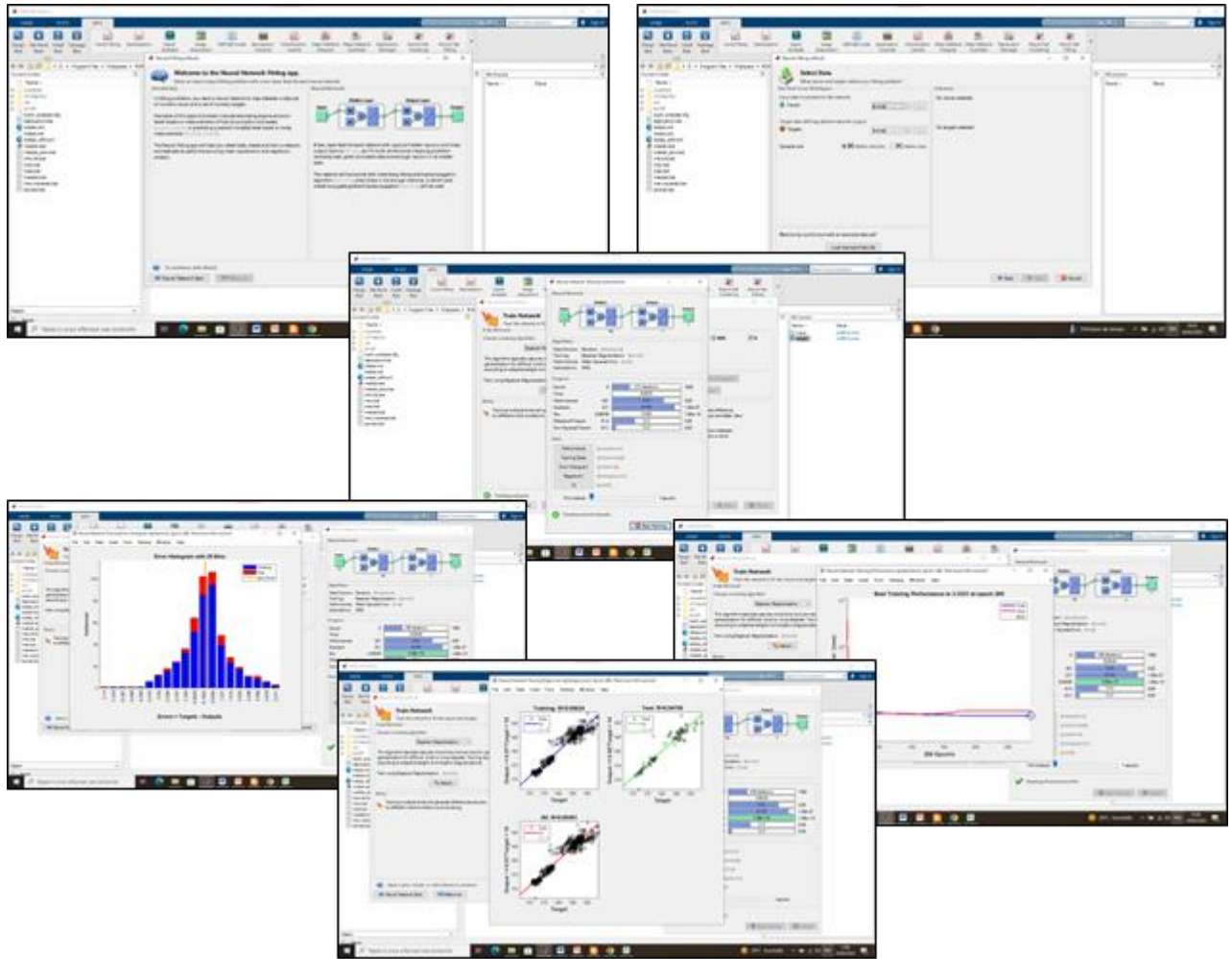


Figure III.1. Interface RNA sous Matlab

### III.3. Application à l'analyse des sous pressions du barrage de Béni-Haroun

Cette approche s'intéresse à l'analyse des sous-pressions du barrage de Béni-Haroun, à travers l'exploitation de données piézométriques collectées quotidiennement sur une période de 12 ans (2007-2019). L'objectif principal est de développer des modèles prédictifs sous Matlab (version 2021.a) capables d'anticiper l'évolution des sous-pressions, paramètre important pour la sécurité et la durabilité de l'infrastructure. Pour ce faire, deux architectures de réseaux de neurones artificiels sont comparées : le réseau feedforward à rétro-propagation (FFBP) et le réseau cascade-forward à rétro-propagation (CFBP).

#### III.3.1. Données et prétraitement

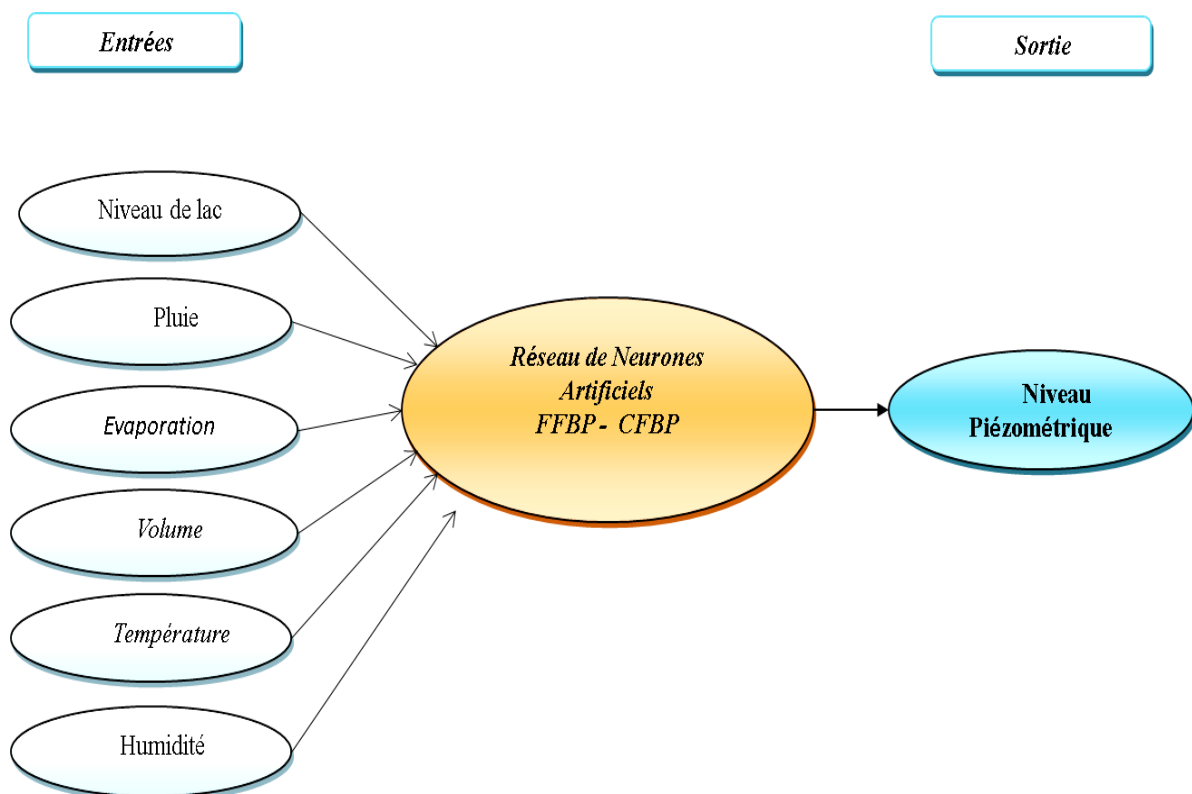
Les données utilisées proviennent de deux piézomètres, l'un situé sur la rive droite (P.O.IV.1) et l'autre sur la rive gauche (P.O.RG.A<sub>2</sub>bis) du barrage et incluent des mesures journalières du niveau d'eau, de la température ambiante, des précipitations, de l'humidité

relative, la variation journalière du niveau du lac et son capacité ainsi que des valeurs historiques dessous-pressions. Un nettoyage rigoureux a été effectué pour éliminer les valeurs aberrantes et combler les éventuelles lacunes.

### III.3.2. Architecture du modèle prédictif

Le réseau dédié à la prédiction des niveaux piézométriques adopte une configuration optimisée :

- **Couche d'entrée :** 6 neurones (correspondant aux variables explicatives : température, niveau d'eau, volume d'eau...etc.).
- **Couche cachée :** 10 neurones avec fonction d'activation ReLU pour capturer les non-linéarités.
- **Couche de sortie :** 1 neurone linéaire (niveau piézométriques prédit). (Figure III.2).



**Figure III.2.** Schéma général du modèle FFBP et CFBP pour la prédiction du Niveau Piézométrique

- **Réseaux de neurones à propagation avant avec rétro-propagation (FFBP) :** Modélisés sur le système neuronal humain, ces réseaux artificiels présentent une

architecture multicouche (entrée, cachée(s), sortie) où l'information circule séquentiellement sans rétroaction.

- **Mécanisme d'apprentissage** repose sur [45, 46]:

**Phase forward :**

- ✓ Propagation des signaux à travers les fonctions d'activation (sigmoid, ReLU, etc.) ;
- ✓ Transformation non-linéaire des entrées vers l'espace de sortie.

**Phase backward :**

- ✓ Calcul de l'erreur quadratique (MSE) entre sorties prédites et observées ;
- ✓ Application de la règle de chaînage pour estimer les gradients ;
- ✓ Mise à jour des poids via descente de gradient (algorithme de Levenberg-Marquardt souvent utilisé).

- **Avantages :**

- ✓ Universal approximation theorem garantit la modélisation de toute fonction continue ;
- ✓ Robustesse au bruit grâce à la régularisation L2 ;
- ✓ Architecture parallélisable efficace pour le GPU computing (GraphicsProcessingUnits).

➤ **Réseaux à propagation en cascade avec rétro-propagation (CFBP) :**

Contrairement aux réseaux feedforward traditionnels où l'information circule uniquement de la couche d'entrée vers la couche de sortie (couche par couche), les réseaux CFBP autorisent des connexions directes (ou "saut de couche") entre [47] :

- ✓ La couche d'entrée et chaque couche cachée ;
- ✓ La couche d'entrée et la couche de sortie ;
- ✓ Les couches cachées entre elles (dans certaines variantes).

Cela permet une modélisation plus flexible, car le réseau peut combiner à la fois des traits de bas niveau (via les connexions directes) et des traits de haut niveau (via les couches profondes). Cette architecture présente :

- **Mécanisme d'apprentissage :**
  - ✓ Phase d'initialisation avec réseau minimal (entrée-sortie directe) ;
  - ✓ Ajout itératif de neurones cachés selon critère de performance ;
  - ✓ Apprentissage hybride : rétro-propagation classique pour les poids existants, méthode pseudo-inverse pour les nouvelles connexions.
- **Avantage :**
  - ✓ Convergence accélérée (réduction du problème de vanishing gradient) ;
  - ✓ Capacité à modéliser des échelles temporelles multiples ;
  - ✓ Auto-adaptation à la complexité du problème.

➤ **Applications en hydrologie :**

Les architectures « FFBP et CFBP » offrent un cadre computationnel puissant pour l'analyse des systèmes hydriques complexes, combinant approche data-driven et principes physiques. [48, 49, 50]

1. Prédiction piézométrique multi-échelle ;
2. Modélisation des transferts nappe-rivière ;
3. Estimation des paramètres hydrodynamiques.

### III.3.3. Fonctions d'activation :

Le choix des fonctions d'activation détermine la capacité du modèle à apprendre des relations non linéaires.

**Tableau III.1.**Fonctions d'activation par couche[51].

Couche	Fonction d'activation	Rôle
Cachées	ReLU (RectifiedLinear Unit)	Introduit de la non-linéarité, évite le vanishing gradient, et accélère la convergence.
Sortie	Linéaire	Permet des prédictions en échelle réelle (pas de saturation).

### III.4. Entraînement et optimisation

L'entraînement du modèle vise à minimiser l'écart entre les prédictions et les valeurs mesurées des niveaux piézométriques en ajustant les paramètres du réseau. Cette phase intègre des stratégies d'optimisation et de validation rigoureuses pour garantir la robustesse et la généralisation du modèle.

#### III.4.1. Division des données

Une division rigoureuse des données est essentielle pour valider la généralisation du modèle :

- **Ensembles standard :**
  - **Entraînement (60-70%) :** Utilisé pour ajuster les paramètres du modèle.
  - **Validation (15-20%) :** Optimise les hyper-paramètres (ex : nombre de couches, taux d'apprentissage)
  - **Test (15-20%) :** Évalue la performance finale sur des données inédites.

Notre base de données a finalement été divisée en trois ensembles distincts : 70% pour l'apprentissage, 15% pour la validation et 15% pour le test, garantissant ainsi une évaluation robuste des performances des modèles.

### III.5. Évaluation des performances

Les performances des modèles prédictifs sont évaluées à l'aide de mesures statistiques permettant de quantifier la précision et la fiabilité des simulations par rapport aux données observées. Dans le contexte de la modélisation hydraulique, les indicateurs suivants sont privilégiés:

#### III.5.1. Indicateurs utilisés

- Efficacité de Nash-Sutcliffe (NSE) :
  - **Définition :** Mesure la qualité de l'ajustement entre les valeurs simulées et observées, en comparant la variance résiduelle du modèle à la variance des données observées.
  - **Formule [52, 53]:**

$$\text{NSE} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (N_{o,i} - N_{p,i})^2}{\sum_{i=1}^n (N_{o,i} - \overline{N_o})^2}$$

Où  $N_{o,i}$  est le niveau piézométrique observé,  $N_{p,i}$  est le niveau piézométrique prédit,  $\overline{N_o}$  est la valeur moyenne du niveau piézométrique observé et  $\overline{N_p}$  est la valeur moyenne du niveau piézométrique prédit.

- **Interprétation :**
  - **NSE = 1** : Prédiction parfaite.
  - **0 < NSE < 1** : Performance acceptable (plus proche de 1, meilleur est le modèle).
  - **NSE ≤ 0** : Le modèle est moins performant que la simple moyenne des observations.
- **Application** : Particulièrement adapté pour évaluer les modèles hydrologiques ou hydrauliques, comme la prédiction des débits ou des niveaux d'eau.

➤ Coefficient de Détermination (**R<sup>2</sup>**)

- **Définition** : Indique la proportion de la variance des données observées expliquée par le modèle.
- **Formule [52, 53]:**

$$R^2 = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (N_{o,i} - \overline{N_o}) * (N_{p,i} - \overline{N_o})^2}{\sum_{i=1}^n (N_{o,i} - \overline{N_o})^2 * \sum_{i=1}^n (N_{p,i} - \overline{N_o})^2}$$

**Interprétation :**

- **R<sup>2</sup>=1** : Relation linéaire parfaite entre les valeurs simulées et observées.
  - **R<sup>2</sup>=0** : Aucune corrélation linéaire détectée.
- Erreur Quadratique Moyenne (MSE) et Racine de l'Erreur Quadratique Moyenne (RMSE) [54]:
- **MSE (MeanSquaredError) :**

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (N_{o,i} - N_{p,i})^2$$

Mesure la moyenne des carrés des écarts (pénalise fortement les erreurs importantes).

- **RMSE (Root Mean Squared Error) :**

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (N_{o,i} - N_{p,i})^2}$$

Tableau III.2. Indicateurs de Performance des Modèles [55].

Indicateur	Plage de valeurs	Utilité
NSE	$-\infty \leq \text{NSE} \leq 1$	Évalue la performance relative par rapport à la moyenne des observations.
$R^2$	$0 \leq R^2 \leq 1$	Quantifie la corrélation linéaire entre simulations et observations.
RMSE	$\geq 0$	Mesure l'erreur absolue moyenne dans l'unité des données.

## Conclusion

Ce chapitre a permis de structurer méthodiquement le développement du modèle prédictif basé sur les réseaux de neurones artificiels (RNA). La définition de l'architecture (nombre de couches, neurones, fonctions d'activation) a été guidée par une analyse rigoureuse des besoins du problème et des spécificités des données, assurant un équilibre entre complexité et généralisation. L'étape d'entraînement et d'optimisation, incluant le choix des algorithmes d'apprentissage (e.g., rétro-propagation du gradient, Adam....) et la division stratégique des données (entraînement, validation, test), a renforcé la robustesse du modèle en évitant le sur-ajustement et en garantissant une adaptation optimale aux nouvelles données.

Enfin, l'évaluation des performances via des indicateurs clés (NSE,  $R^2$ , RMSE) a fourni une mesure objective de la précision et de la fiabilité du modèle. Ces métriques ont non seulement validé sa capacité à capturer les relations non linéaires dans les données, mais ont également identifié des pistes d'amélioration pour des itérations futures. Ce chapitre jette ainsi les bases d'un outil prédictif opérationnel, tout en soulignant l'importance d'un processus itératif et documenté dans le développement des RNA.

*CHAPITRE IV:*  
*Collecte et prétraitement des*  
*données*

## IV.1. Introduction

Les barrages constituent des infrastructures critiques particulièrement vulnérables aux conditions externes, telles que les variations thermiques, les précipitations, ou les pressions hydrauliques. Ces facteurs peuvent compromettre leur intégrité structurelle, engendrant des risques majeurs pour les populations, l'environnement, et les biens matériels. Une surveillance rigoureuse et une analyse continue de leur comportement sont donc indispensables pour prévenir ces dangers.

Ce chapitre présente les données collectées sur le site du barrage de Beni Haroun, qui serviront d'entrée à un modèle de réseau de neurones artificiels (RNA) pour prédire les niveaux piézométriques de deux piézomètres situés de part et d'autre de l'ouvrage (rive droite et rive gauche). Les données d'auscultation analysées incluent plusieurs paramètres clés :

- Les niveaux piézométriques (pression de l'eau)
- Les températures de l'eau
- Les variations du volume et du niveau du lac

Ces données, fournies par l'Agence Nationale des Barrages et Transferts (ANBT), permettront d'évaluer l'état structural du barrage et de détecter d'éventuelles anomalies, signes de dégradation ou d'instabilité. L'objectif est d'établir une approche prédictive pour optimiser la gestion et la maintenance de cet ouvrage stratégique, en anticipant les risques et en améliorant sa durabilité.

## IV.2. Identification des données nécessaires

La modélisation des niveaux piézométriques à l'aval d'un barrage par réseaux de neurones artificiels (RNA) repose sur l'acquisition et l'analyse de deux catégories de données essentielles :

### IV.2.1. Mesures piézométriques

Quel que soit leur type, les barrages sont soumis à des pressions hydrauliques au niveau de leurs fondations et appuis, liées à l'infiltration de l'eau dans les massifs rocheux. La piézométrie, qui mesure les pressions interstitielles de l'eau, joue un rôle clé dans l'identification des zones de faiblesse (fissures, perméabilité excessive) au sein des rives et des fondations, permettant ainsi d'anticiper les risques structurels [56].

Le barrage de Beni Haroun, a révélé dès sa première mise en eau (décembre 2003 à janvier 2004) des défauts d'origine liés à un contexte géologique complexe. Ces anomalies, caractérisées par d'importantes fuites sur la rive gauche et des pressions anormalement élevées (sous-pressions), ont été rapidement diagnostiquées par l'Agence Nationale des Barrages et Transferts (ANBT) et son ingénieur-conseil. Grâce à un système d'auscultation performant, des mesures correctives ont été mises en œuvre, incluant l'extension du rideau d'étanchéité et du réseau de drainage dans la fondation, afin de stabiliser l'ouvrage.

L'analyse piézométrique repose sur le suivi continu des niveaux d'eau (cote piézométrique) comparés à ceux du réservoir. Cette méthode permet de détecter des écarts révélateurs d'anomalies (ex. : colmatage, fissuration) le long des zones surveillées par les piézomètres [56].

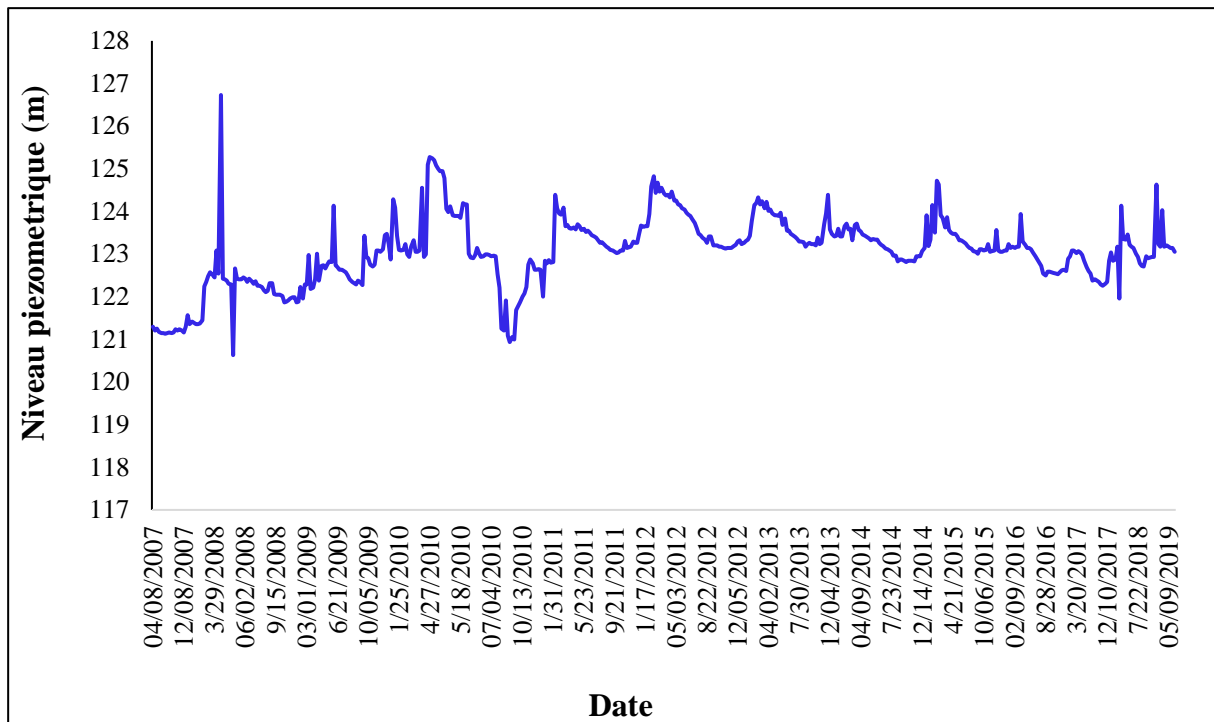
Dans le cas de Beni Haroun, ces instruments ont mis en évidence une interaction hydraulique entre le lac de retenue et l'aquifère calcaire sous-jacent, notamment au niveau de la rive gauche, de la rive droite et du synclinal.

Ces données confirment l'importance d'une surveillance intégrée pour adapter les stratégies de maintenance.

#### IV.2.1.1. Rive droite

La figure(IV.1) présente une série de mesures piézométriques réalisées par l'ANBT entre 2007 et 2019 dans le piézomètre(P.O.IV.1) sélectionné à la rive droite à l'aval du barrage de Beni Haroun. Cependant, la chronologie des mesures permet d'identifier certaines tendances temporelles et d'émettre des hypothèses sur l'évolution des pressions interstitielles dans la fondation ou les berges de l'ouvrage.

- **Pics estivaux** (juin–août) : 06/21/2009, 08/04/2008, 07/04/2011 → Périodes de basses eaux potentielles (surveillance accrue des infiltrations).
- **Pics hivernaux** (décembre–mars) : 12/25/2012, 03/11/2014 → Recharge des nappes ou contrôle post-crue.
- 2008 : Mesures rapprochées en 04/19 et 08/04 → Possible été sec.
- 2012 : Forte fréquence de mesures → Crise hydrique probable.



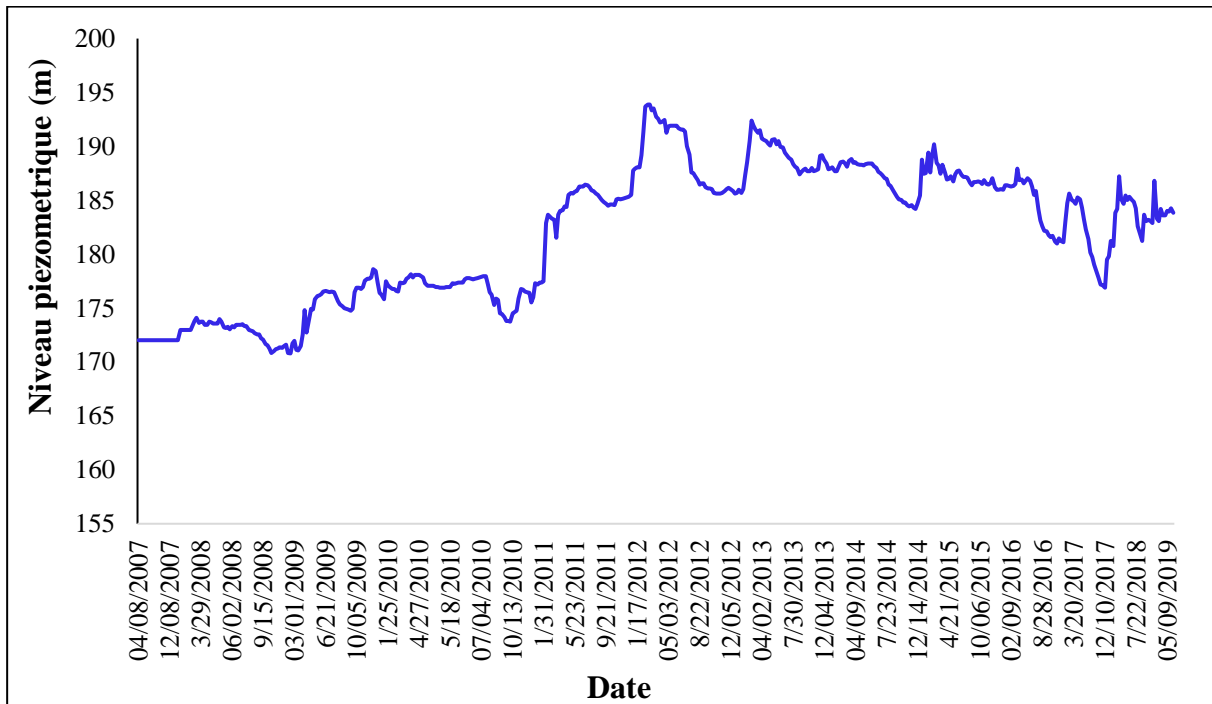
**Figure IV.1.** Variation du niveau piézométrique rive droite (P.O.IV.1) du barrage de Beni Haroun (2007-2019).

#### IV.2.1.2. Rive gauche

Le graphique ci-dessous (Fig.IV.2) représente l'évolution des niveaux piézométriques au niveau de la rive gauche du barrage (P.O.R.G.A<sub>2</sub>.bis), mettant en évidence les fluctuations de la pression interstitielle sur la période étudiée.

- Une évolution ascendante observés entre mars et juillet, liés à la recharge hivernale (fonte des neiges, pluies) et aux prélèvements printanières, par exemple Pic en juin 2008 (~195 m), mai 2011 (~190 m).
- Creux annuels (niveaux bas) : Entre septembre et février, possible dus à l'évaporation estivale et aux prélèvements agricoles, par exemple creux en novembre 2012 (~165 m), janvier 2017 (~160 m).
- Dégradation à long terme (2007-2019) :
  - 2007–2011 : Niveau moyen stable autour de 180–190 m, avec des variations saisonnières équilibrées.
  - 2012–2015 : Baisse progressive (moyenne ~170–175 m), suggérant une surexploitation ou une réduction de la recharge naturelle.

- 2016–2019 : Niveaux critiques, avec des creux fréquents sous 160 m (ex. 2017), indiquant un épuisement de la nappe.



**Figure IV.2.** Variation du niveau piézométrique (P.O.R.G. A<sub>2</sub>.bis) rive gauche du barrage de Beni Haroun (2007-2019)

### IV.3. Conditions environnementales

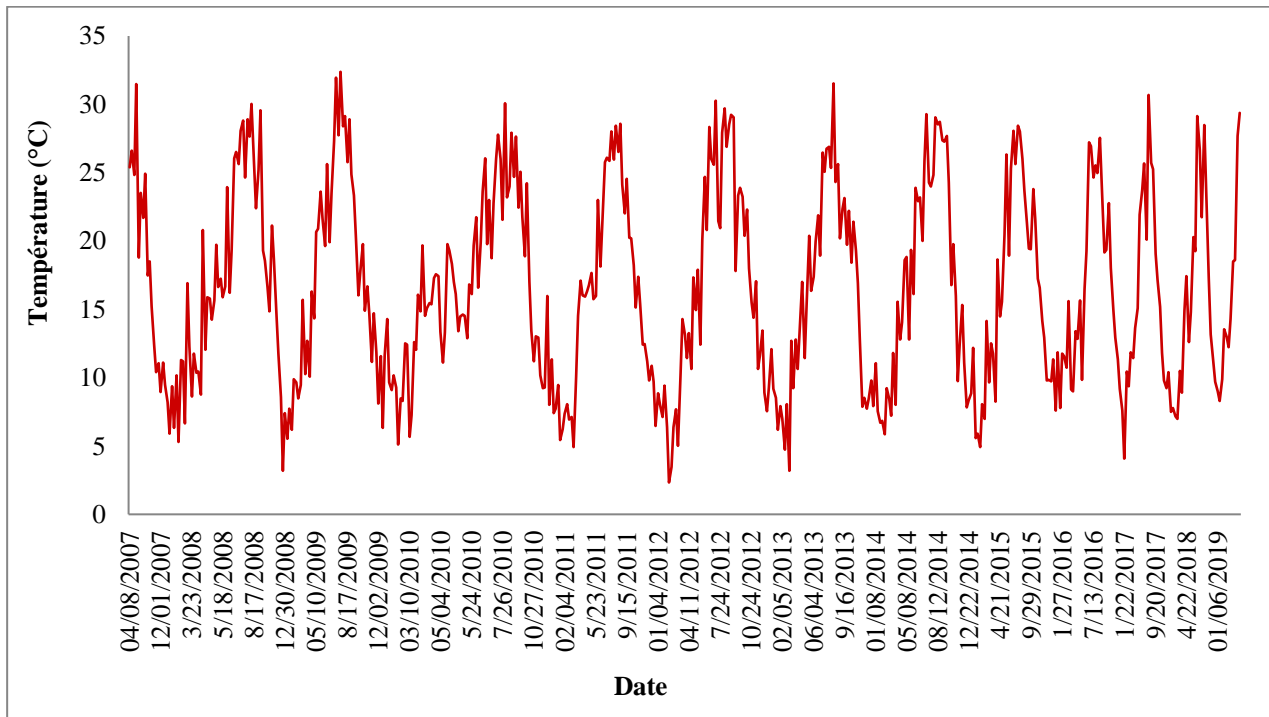
#### IV.3.1. Température

L'évolution des températures de l'air mesurer à la station de Beni Haroun a été suivie de façons régulières depuis la fin 2007 l'évolution de ces températures est représentée dans la figure. IV.3, on observe :

- Variation annuelle caractéristique :
  - Hiver (déc-fév) : Températures minimales (0-10°C) ; par exemple en janvier 2010/2012/2016 : ~5°C (hivers froids)
  - Printemps (mars-mai) : Réchauffement progressif (10-20°C) ;
  - Été (juin-août) : Pics de chaleur (25-30°C) ; par exemple en juillet 2009/2013/2016 : ~28°C (étés chauds)
  - Automne (sept-nov) : Refroidissement progressif.

De 2007 à 2012, le climat présente une saisonnalité régulière avec des étés modérés (25-28°C) et des hivers frais (3-7°C). À partir de 2013, on observe une augmentation des extrêmes : les hivers deviennent plus doux (températures >5°C) et les étés plus chauds, avec des pics dépassant 30°C en 2015 et 2017.

L'année 2017 se distingue particulièrement par son hiver très doux (8°C en février) et un été caniculaire (plus de 30°C en juillet), reflétant une tendance au réchauffement climatique marqué.



**Figure IV.3.** Evolution temporelle de la température journalière de la station de Beni Haroun (2007-2019)

### IV.3.2. Pluviométrie

L'étude de la pluviométrie est essentielle pour comprendre l'évolution piézométrique, car elle permet d'identifier les périodes de recharge des nappes (via l'infiltration des précipitations) et de stress hydrique (lors des sécheresses). En corrélant les données pluviométriques avec les mesures piézométriques, on peut distinguer les variations naturelles des anomalies potentielles liées au barrage, comme des fuites ou un colmatage des drains. Cette analyse révèle également l'impact des épisodes climatiques extrêmes, tels que les sécheresses prolongées ou les pluies intenses, sur les niveaux d'eau souterraine.

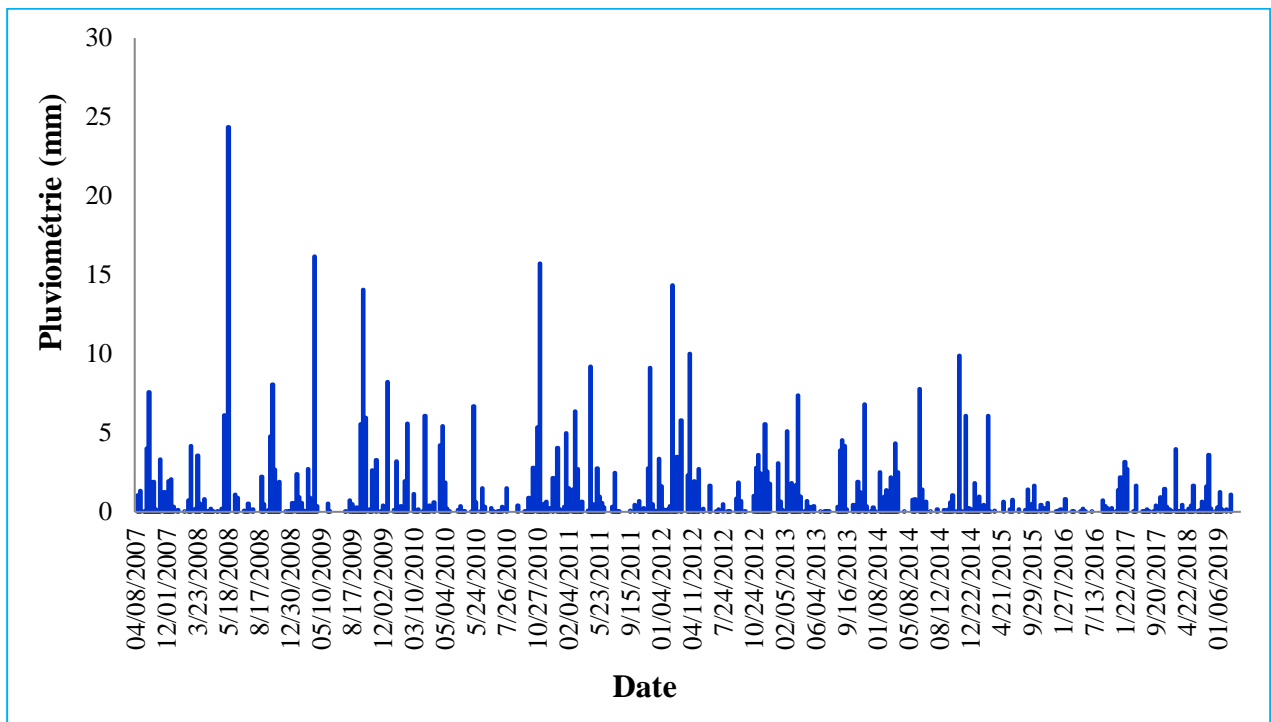
L'histogramme (Fig. IV.4) révèle une irrégularité interannuelle marquée.

➤ Périodes humides :

- Pic en avril-mai (ex : 3.5 mm en 05/2008, 05/2011) → possible vent printanière
- Petit rebond en sept-oct. (ex: 09/2010, 10/2017)

➤ Périodes sèches :

- Minimum en hiver (déc.-janv) et été (juil.-août) - ex : 0.5 mm en 12/2009, 08/2012
- Période sèche prolongée : 2015-2018 (16 mois sous 1 mm).



**Figure IV.4.** Variation de la pluviométrie journalière de la station de Beni Haroun (2007-2019)

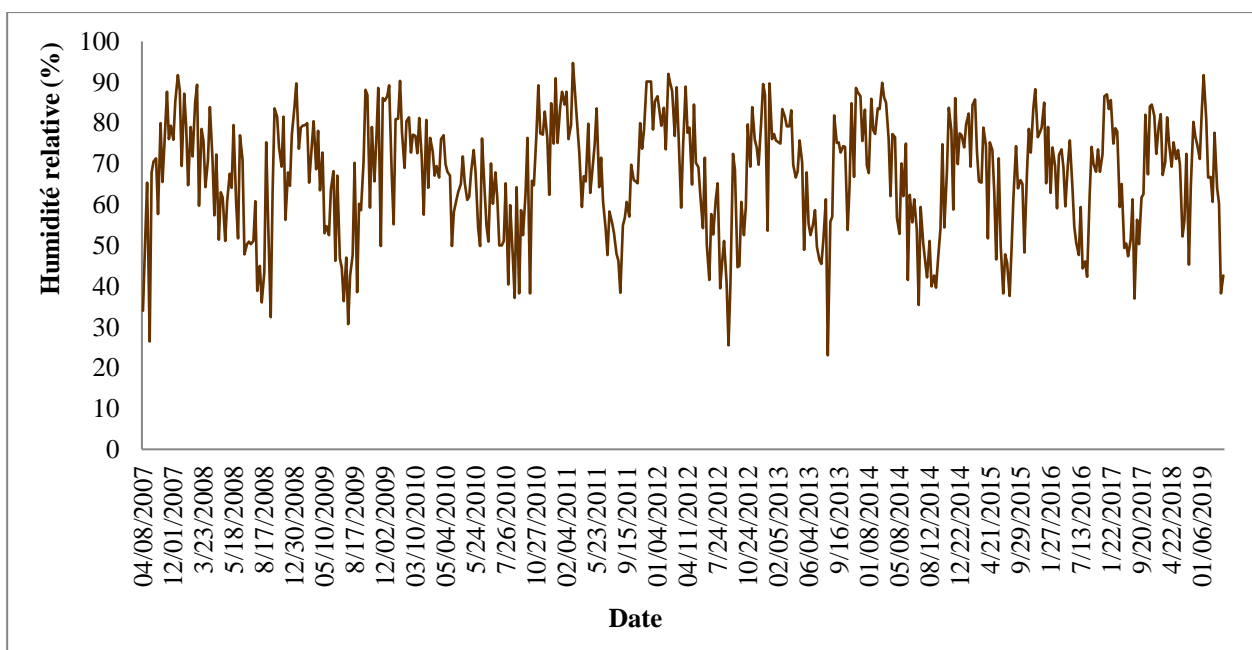
**IV.3.3. Humidité relative**

L’humidité relative (%) collectées a la station de Beni Haroun variant de 23,06 % à 94,73 %, reflètent les conditions atmosphériques locales sur une période de 12 ans (2007-2019). La moyenne de 66,5 % et la médiane de 69,5 % indiquent une prédominance de conditions humides, caractéristiques des zones hydriques et des régions nord-algériennes (Fig. IV.5).

Les mesures se répartissent inégalement selon quatre gammes principales. Environ 5 % des valeurs indiquent une atmosphère très sèche (inférieure à 40 %), probablement lors des étés ou des vents chauds. 20% des données se situent dans la plage modérée (40–60 %), tandis

que la majorité (50 %) montre un environnement humide (60–80 %). Enfin, 25 % des relevés dépassent 80 %, signalant des épisodes de forte humidité, souvent liés aux saisons pluvieuses ou à la proximité immédiate du lac (Fig. IV.5).

Les variations d'humidité ont un impact direct sur l'évaporation du réservoir. Par exemple, une humidité inférieure à 50 % accélère la perte en eau, nécessitant potentiellement des ajustements dans les lâchers contrôlés. À l'inverse, une humidité élevée (> 80 %) peut saturer les sols et augmenter les pressions interstitielles, ce qui exige une surveillance accrue des infrastructures pour prévenir les risques d'infiltration ou de corrosion.



**Figure IV.5.** Variation de l'humidité relative journalière de la station de Beni Haroun (2007-2019)

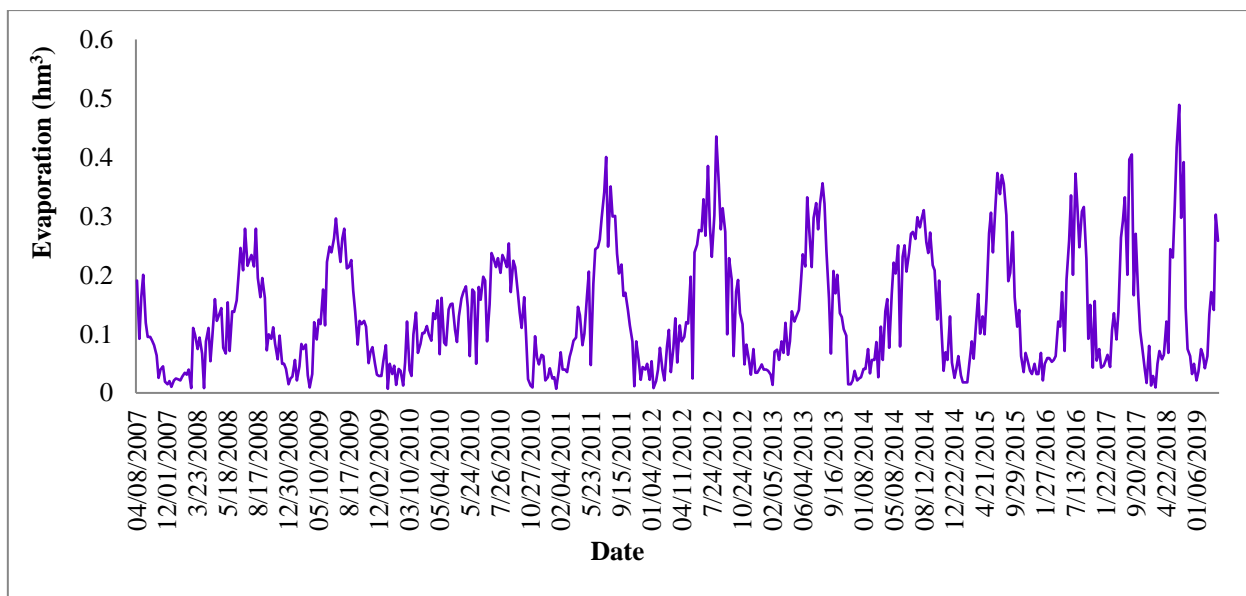
**IV.3.4. Evaporation**

L'évaporation est la perte d'eau d'un réservoir de barrage sous forme de vapeur, causée par l'énergie solaire et les conditions climatiques (vent, température, humidité). Ce phénomène naturel réduit les ressources en eau stockée, particulièrement dans les régions arides ou lors de sécheresses. Dans les grands barrages, cette perte peut être significative en raison de la grande surface exposée.

L'évaporation quotidienne (en hm<sup>3</sup>) du réservoir de Beni Haroun varie de 0,007 hm<sup>3</sup> à 0,489 hm<sup>3</sup>, avec une moyenne autour de 0,12 hm<sup>3</sup>(Fig.IV.6). Cette plage reflète la

variabilité naturelle du phénomène d'évaporation, influencée par les conditions climatiques locales. On peut distinguer :

- **Faible évaporation ( $< 0,05 \text{ hm}^3$ )** : Représente environ 30 % des données, correspondant à des journées humides, nuageuses ou fraîches où l'évaporation est minimale.
- **Évaporation modérée ( $0,05\text{--}0,2 \text{ hm}^3$ )** : 50 % des mesures, typiques des conditions météorologiques stables.
- **Forte évaporation ( $> 0,2 \text{ hm}^3$ )** : 20 % des données, souvent liées à des journées chaudes, sèches ou venteuses, avec des pics atteignant  $0,489 \text{ hm}^3$  (Fig. IV.6).



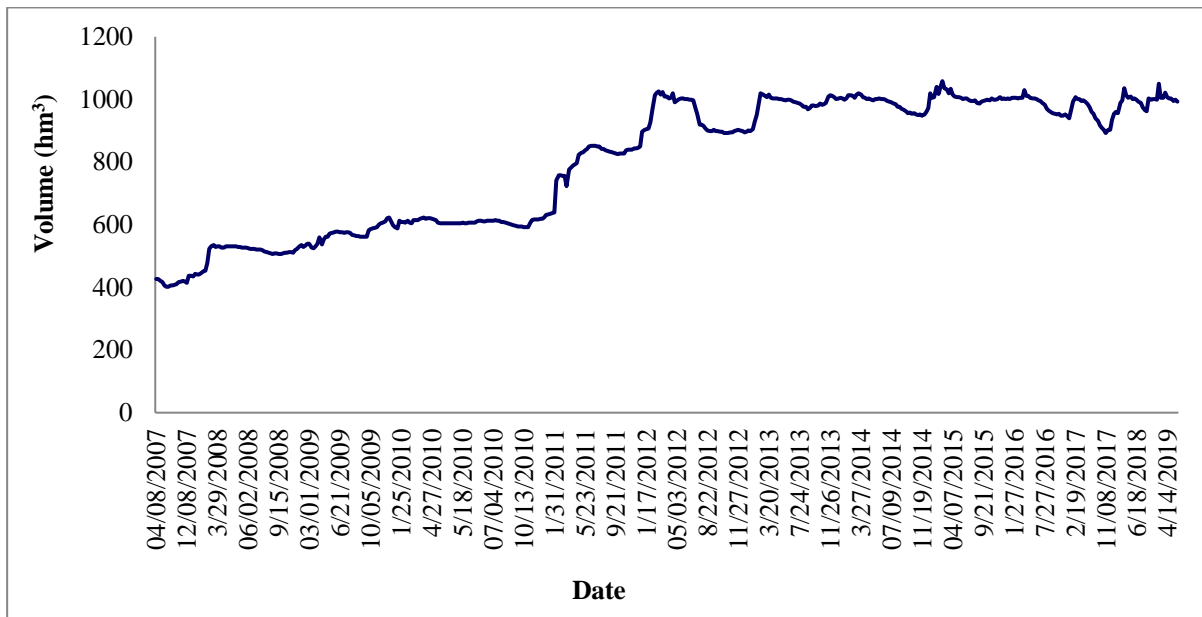
**Figure IV.6.** Variation de l'évaporation journalière de la station de Beni Haroun (2007-2019).

#### IV.3.5. Volume

L'évolution du volume d'eau dans un barrage dépend des apports naturels (pluies, fonte des neiges, rivières) et des prélèvements humains (irrigation, eau potable, hydroélectricité). En période humide, le niveau monte, tandis qu'en saison sèche ou lors de forts besoins, il baisse sous l'effet de l'évaporation et des lâchers d'eau. La gestion vise à équilibrer stockage, production énergétique et prévention des crues, mais les sécheresses prolongées liées au changement climatique rendent cette régulation plus complexe.

Le graphique (Fig.IV.7) présente l'évolution du volume d'eau (en  $\text{hm}^3$ ) du lac du barrage de Beni Haroun entre 2007 et 2019. De 2007 à 2014, le volume reste stable autour de 400-530

hm<sup>3</sup>, avec quelques légères variations. À partir de 2014, une augmentation progressive conduit à 570-580 hm<sup>3</sup> en 2016. Puis, entre 2016 et 2019, le volume connaît une croissance exceptionnelle, passant de 600 hm<sup>3</sup> à plus de 1000 hm<sup>3</sup>, avec un pic à 1058 hm<sup>3</sup> en 2019. Des pics isolés (775 hm<sup>3</sup> en 2017, 967 hm<sup>3</sup> en 2018), ces fluctuations importantes suggèrent l'influence de facteurs naturels (précipitations, sécheresses) ou humains (gestion des barrages).



**Figure IV.7.** Variation du volume d'eau du lac du barrage de Beni Haroun (2007-2019)

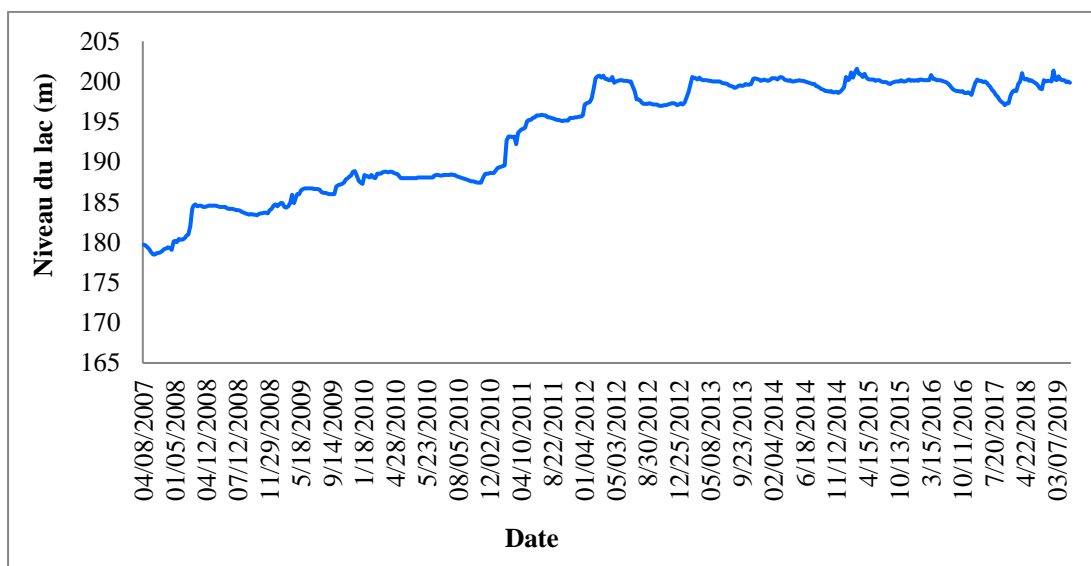
#### IV.3.6. Niveau du lac

Il désigne la hauteur d'eau (en mètres) dans la retenue du barrage Beni Haroun, ce niveau varie en fonction des apports pluviométriques, des prélèvements pour l'irrigation, l'eau potable, et les besoins hydroélectriques. Il est un indicateur clé pour la gestion des ressources en eau, la prévention des crues, et l'optimisation des usages. Sa surveillance régulière permet d'équilibrer stockage et sécurité de l'infrastructure.

La Figure (IV.8) présente l'évolution du niveau d'un lac (en mètres) du barrage de Beni Haroun sur une période de 12 ans, entre 2007 et 2019, on remarque :

- Le niveau du lac varie de manière cyclique, avec des pics (niveaux les plus hauts) et des creux (niveaux les plus bas) récurrents ;
- Pics : Souvent observés entre avril et septembre (période de fonte des neiges/pluies saisonnières) ;
- Creux : Plus fréquents en hiver (décembre à février) ou en période sèche ;

- 2007–2010 : Niveau relativement stable, oscillant autour de 180–190 m ;
- 2011–2015 : Baisse progressive, avec des creux atteignant ~170 m (ex. en 2012 et 2015), suggérant des sécheresses ou une gestion hydrique modifiée.
- 2016–2019 : Légère remontée, mais sans retrouver les niveaux initiaux (max. ~185 m) ;
- Plus bas niveau : Autour de 165 m (vers 2012 ou 2015), possiblement lié à une sécheresse extrême ;
- Plus haut niveau : Proche de 200 m (en 2008 ou 2010), peut-être dû à des collectes exceptionnelles ;



**Figure IV.8.** Variation du niveau du lac du barrage de Beni Haroun (2007-2019)

## Conclusion

Ce chapitre a mis en évidence l'importance de définir avec précision les données essentielles à la prédiction des niveaux piézométriques, en s'appuyant sur deux éléments fondamentaux ; D'une part, les mesures piézométriques offrent un suivi précis des variations des nappes phréatiques, permettant d'étudier la dynamique des aquifères. D'autre part, les paramètres environnementaux (précipitations, température, etc.) jouent un rôle central dans l'évaluation des mécanismes de recharge des eaux souterraines et de leurs interactions avec les eaux de surface. La fiabilité des prévisions dépend de la qualité des données et de l'adaptation des modèles au contexte local.

*CHAPITRE V:*  
*Résultats et discussions*

## V.1. Introduction

De nos jours, l'intérêt pour les réseaux de neurones artificiels (RNA) s'est considérablement accru, notamment dans le développement de systèmes capables d'identifier, de prédire ou de contrôler des processus complexes. Ce chapitre se concentre sur la modélisation et la simulation par RNA visant à prédire les niveaux piézométriques au sein d'un barrage en béton compacté au rouleau (BCR) « Beni Haroun, Mila ». Une telle prédiction est essentielle pour anticiper et prévenir les risques structurels ou hydrauliques, tels que les infiltrations ou les ruptures. Pour évaluer la performance des modèles développés, deux critères principaux sont retenus : *la* racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE), mesurant la précision des prédictions, *le* coefficient de détermination ( $R^2$ ) et le critère de l'efficacité de Nash-Sutcliffe(NSE), évaluant la qualité de l'ajustement du modèle aux données réelles. Les simulations sont intégralement réalisées via le logiciel MATLAB R2021a, offrant un environnement robuste pour l'entraînement, la validation et l'analyse des RNA. Cette approche combine ainsi innovation technologique et rigueur méthodologique pour renforcer la sécurité et la fiabilité des barrages.

## V.2. Résultats

### V.2.1. Rive gauche

#### ❖ FeedForward Back-Propagation (FFBP):

Les résultats du modèle FFBP montrent dans la phase de tous les données (All), l'Erreur Quadratique Moyenne et (RMSE) est de 1.83, L'efficacité de Nash Sutcliff (NSE) est de 0.913 et le Coefficient de détermination ( $R^2$ ) est de 0.913 (Fig. V.1 et V.2). Le coefficient de détermination ( $R^2$ ) obtenu pour les phases (Apprentissage, Validation, Test) est signifié que les valeurs de niveau piézométrique prévues sont très proches aux valeurs observées pour tous les ensembles de données. La figure(V.1), montre les diagrammes de l'apprentissage, validation et de test de l'algorithme FFBP.

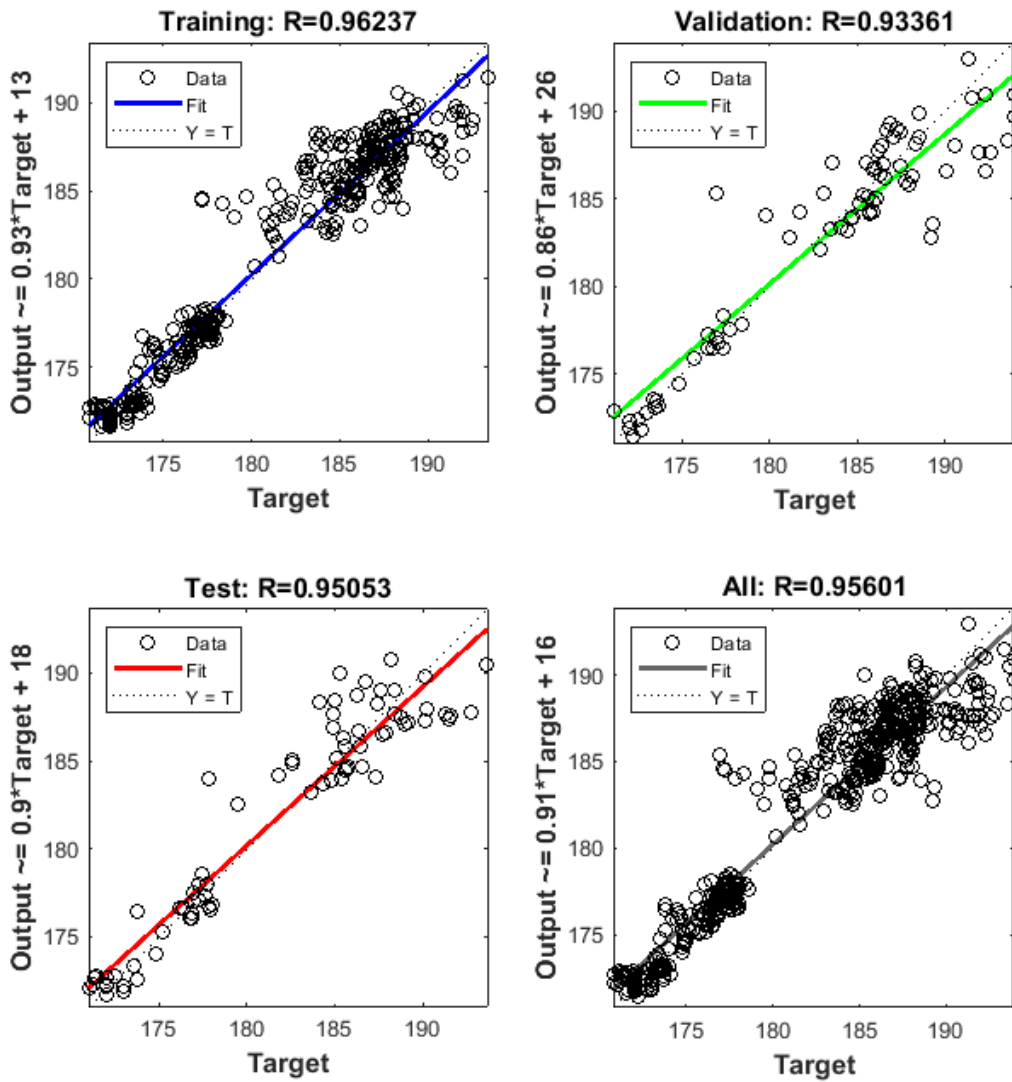


Figure V.1. Graphique de régression du tracé du FFBP mesuré (valeur cible).

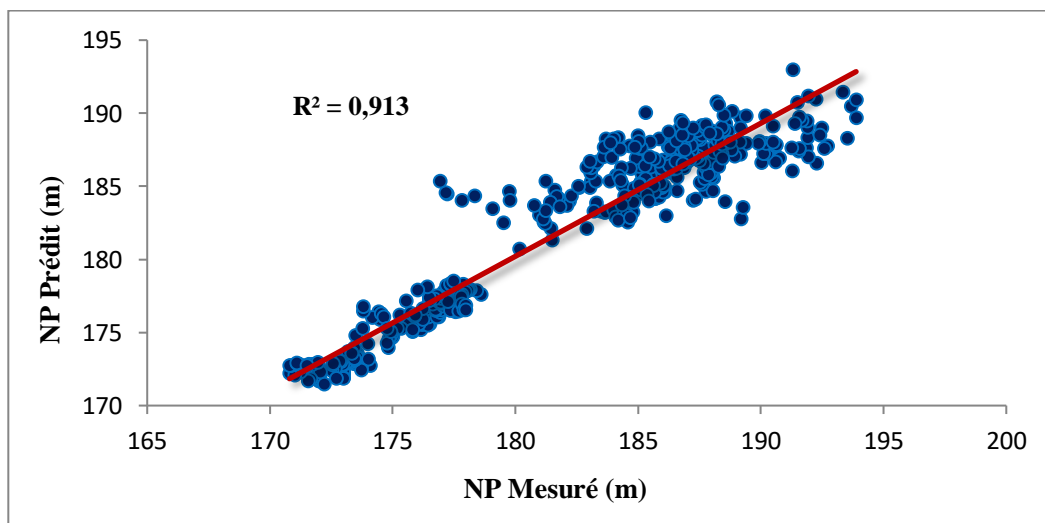
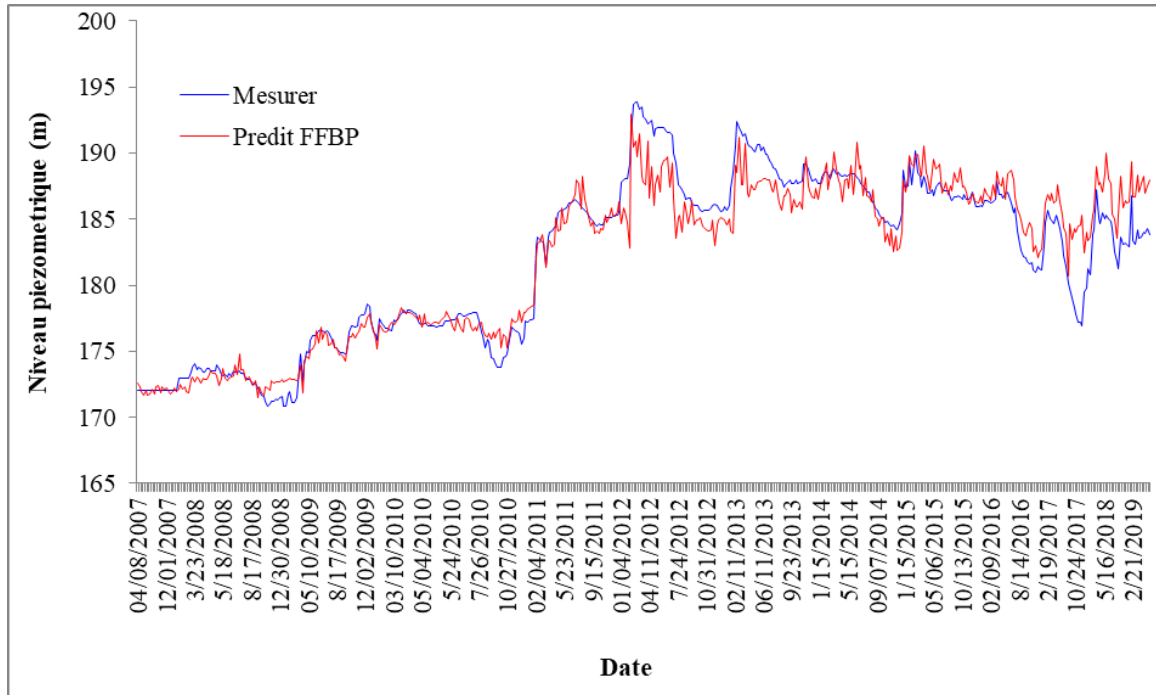


Figure V.2. Comparaison entre le niveau piézométrique (NP) mesuré et le niveau piézométrique prédit (FFBP) du piézomètre (P.O.RG A2bis, rive gauche).

Le niveau piézométrique du piézomètre (P.O.RG A2bis) prédit par le modèle FFBP et représentées sur la figure (V.3)



**Figure V.3.**Évolution des niveaux piézométriques du piézomètre (P.O.RG A2bis, rive gauche), mesurés et prédits par le modèle FFBP.

#### ❖ Cascade Forward BackPropagation (CFBP):

Les résultats du modèle CFBP montrent dans la phase de tous les données (All), l'Erreur Quadratique Moyenne et (RMSE) est de 1.85, L'efficacité de Nash Sutcliff (NSE) est de 0.912 et le Coefficient de détermination ( $R^2$ ) est de 0.912(Fig. V.4 et V.5). Le coefficient de détermination ( $R^2$ ) obtenu pour les phases (Apprentissage, Validation, Test) est signifié que les valeurs de niveau piézométrique prévues sont très proches aux valeurs observées pour tous les ensembles de données. La figure(V.4), montre les diagrammes de l'apprentissage, validation et de test de l'algorithme CFBP.

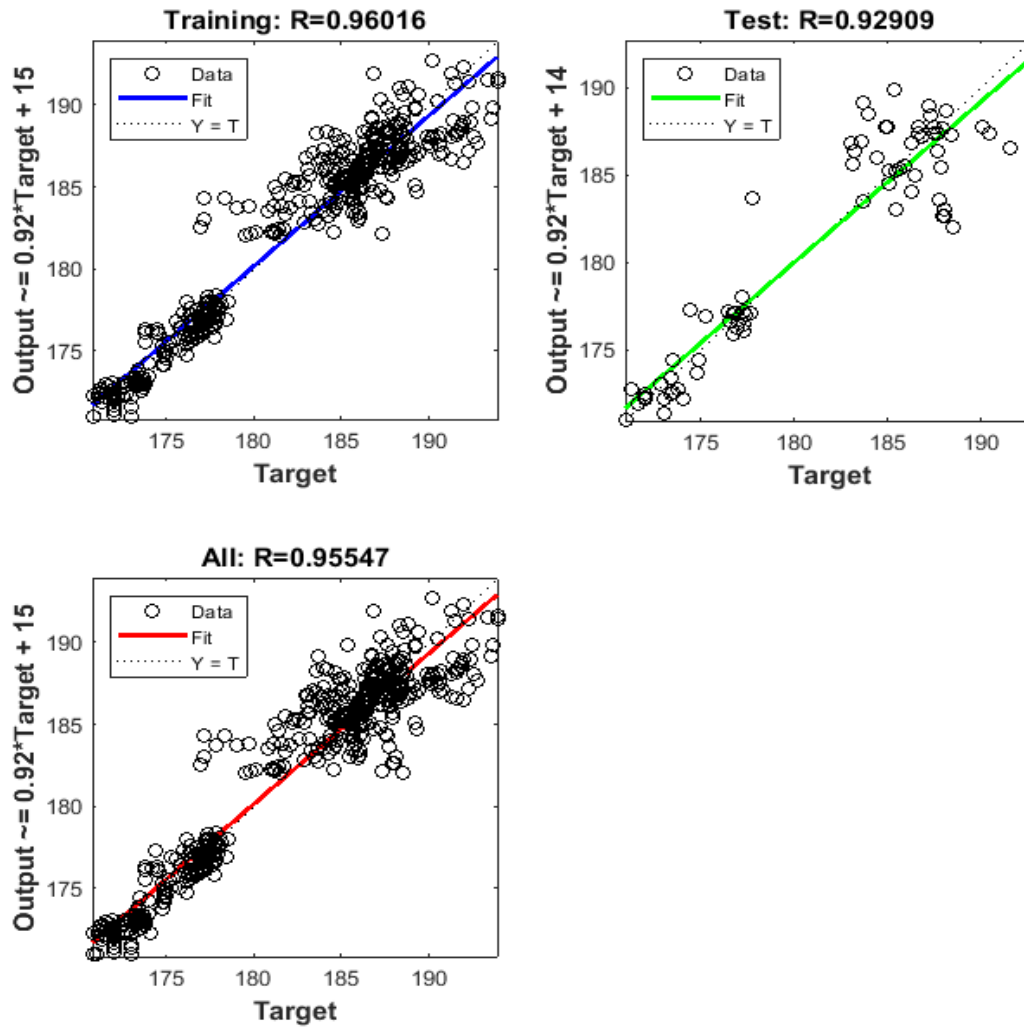


Figure V.4. Graphique de régression du tracé du CFBP

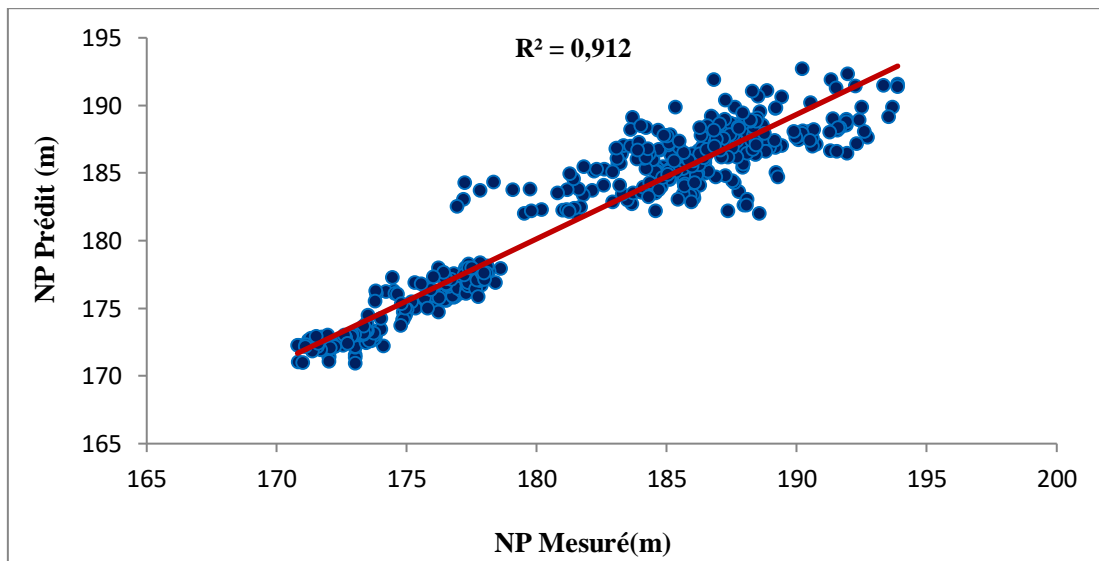
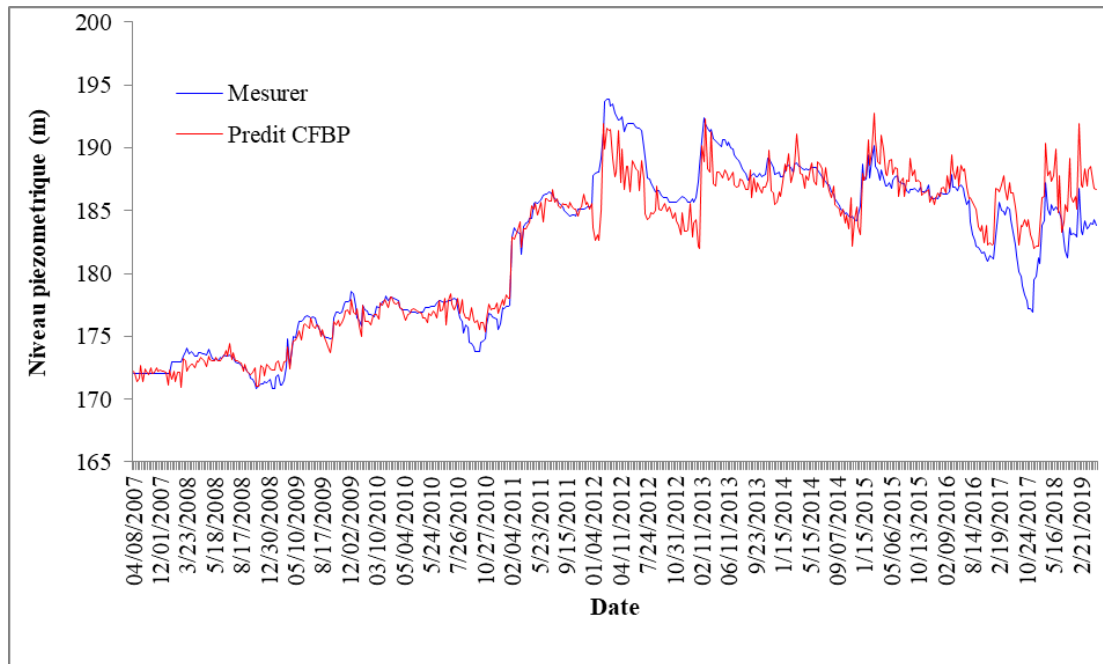


Figure V.5. Comparaison entre le niveau piézométrique (NP) Mesuré et le niveau piézométrique prédit (CFBP) du piézomètre (P.O.RG A<sub>2</sub>bis, rive gauche).



**Figure V.6.**Évolution des niveaux piézométriques du piézomètre (P.O.RG A<sub>2</sub>bis, rive gauche), mesurés et prédits par le modèle CFBP.

Les résultats obtenus sont mentionnés dans le tableau (V.1), les deux modèles ont des performances très proches :

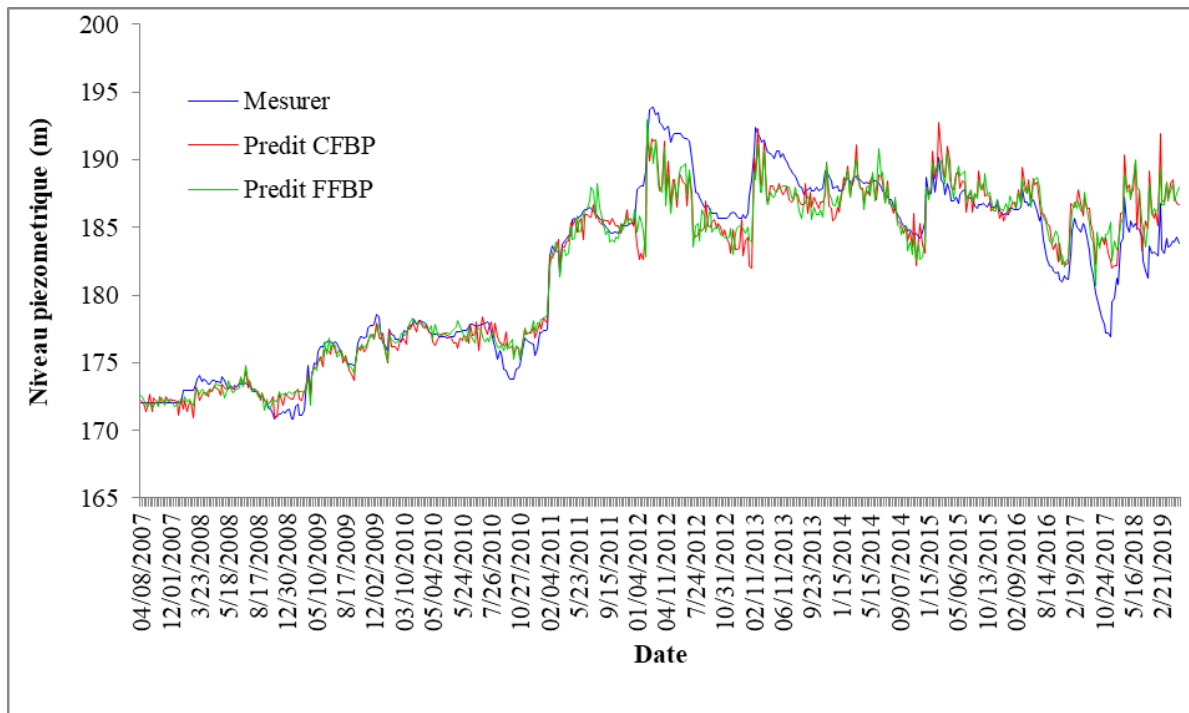
- ✓ Le RMSE est légèrement plus faible pour le modèle FFBP (1,83 contre 1,85), ce qui signifie qu’il fait en moyenne des erreurs un peu plus petites (un RMSE inférieur à 10% de la plage des données est généralement considéré comme une bonne performance dans de nombreux contextes hydrologiques ou géotechniques).
- ✓ Les valeurs de NSE sont très élevées (supérieures à 0,9), ce qui indique une excellente capacité prédictive pour les deux modèles, avec un léger avantage pour FFBP.
- ✓ Les valeurs de R<sup>2</sup> sont aussi très élevées (environ 0,91), ce qui montre que les modèles expliquent environ 91 % de la variance des données observées.

**Tableau V.1.**Performances de la prédiction (FFBP, CFBP)

Modèles	RMSE	NSE	R <sup>2</sup>
<b>FFBP</b>	1,83	0,913	0,913
<b>CFBP</b>	1,85	0,912	0,912

On observe sur la Figure (V.6) que les deux modèles (FFBP et CFBP) suivent globalement la tendance mesurée, mais avec des écarts variables selon les périodes.

- Le modèle CFBP, semble plus proche des mesures en début de période (2007–2010), possible surestimation après 2015 (écarts croissants).
- Le modèle FFBP, moins précis initialement, mais converge vers les mesures après 2012, mieux adapté aux variations récentes (2016–2019).



**Figure V.7.**Évolution des niveaux piézométriques du piézomètre (P.O.RG A<sub>2</sub>bis, rive gauche), mesurés et prédit par les modèles FFBP et CFBP.

## V.2.2. Rive droite

### ❖ Feed Forward BackPropagation (FFBP):

Le modèle FFBP présente une performance modéré, avec une erreur quadratique moyenne (RMSE) de 0.477, une efficacité de Nash-Sutcliffe (NSE) de 0.659 et un coefficient de détermination ( $R^2$ ) de 0.659(Fig. V.7 et V.8), indiquant une moyenne à bonne adéquation entre les niveaux piézométriques prédits et observés pour l'ensemble des données, comme le confirment également les résultats cohérents obtenus lors des phases d'apprentissage, de validation et de test. La figure suivante (V.7) montre les diagrammes de l'apprentissage, validation et de test de l'algorithme FFBP.

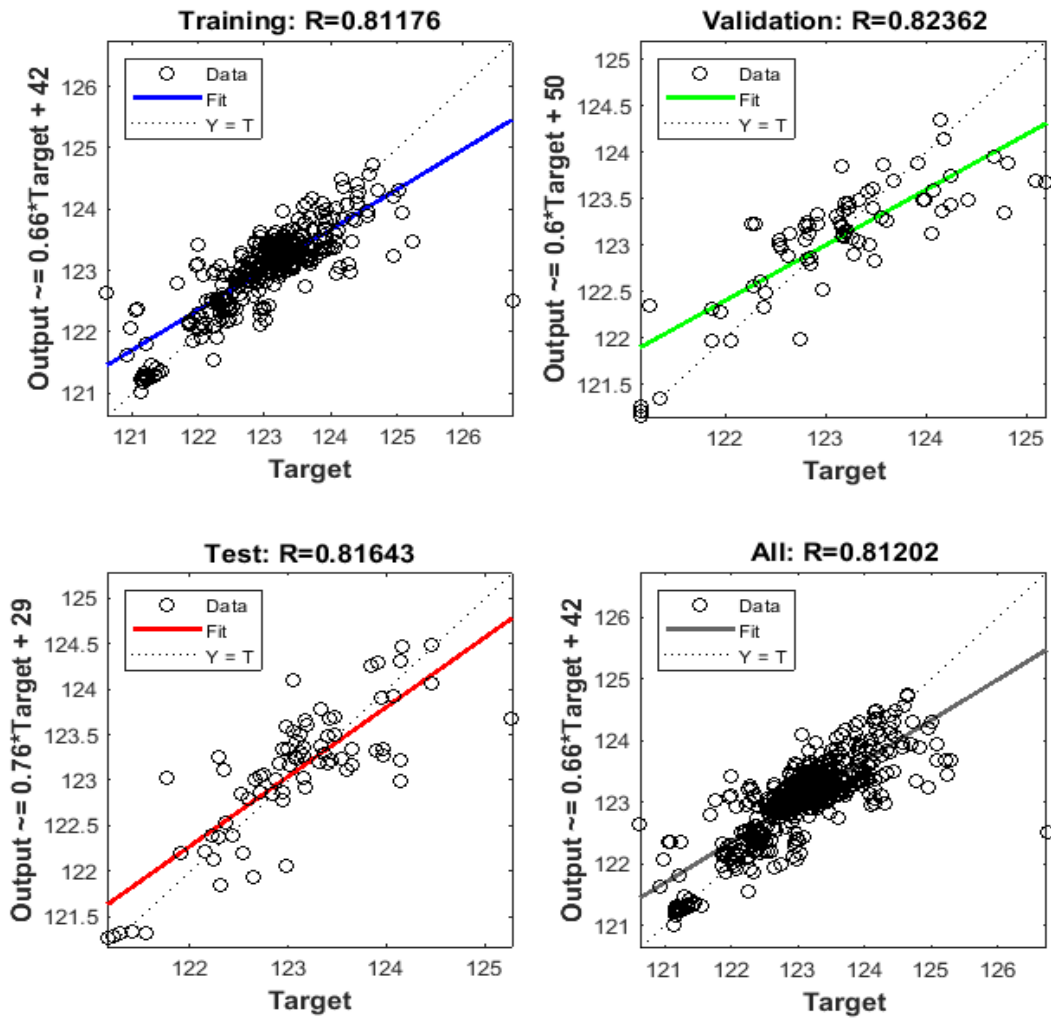


Figure V.8. Graphique de régression du tracé du FFBP

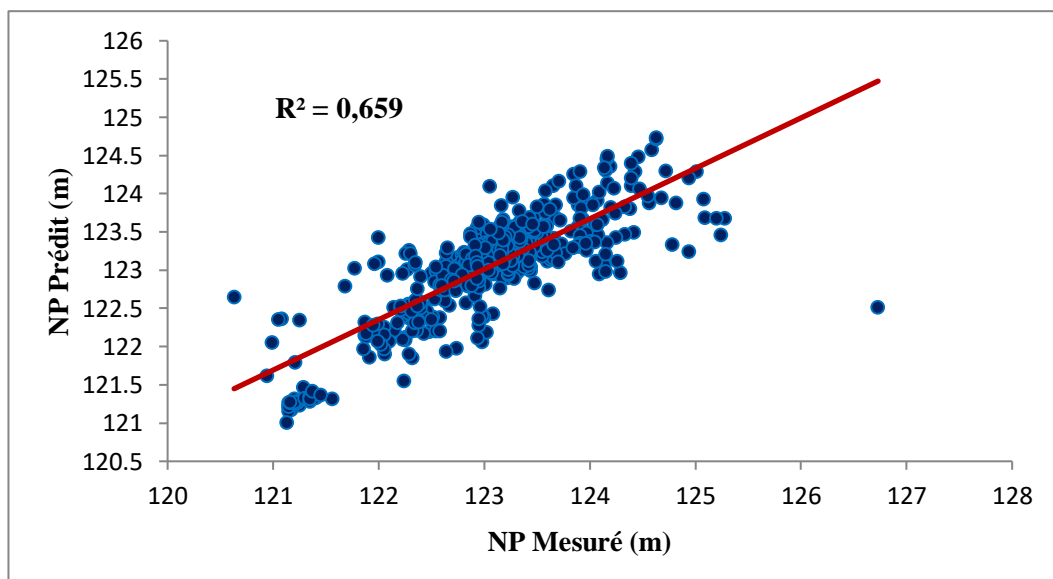


Figure V.9. Comparaison entre le niveau piézométrique (NP) mesuré et prédit (FFBP) du piézomètre (PO IV.1, rive droite)

Le niveau piézométrique prédite du barrage par le modèle FFBP et représentées sur la figure (V.10)



**Figure V.10.**Le niveau piézométrique du piézomètre (PO IV.1, rive droite), prédit et mesuré.

#### ❖ Cascade Forward Back Propagation (CFBP):

Le modèle CFBP affiche une performance globale moyenne, avec une erreur quadratique moyenne (RMSE) de 0,482, un coefficient d'efficacité de Nash-Sutcliffe (NSE) de 0,652, ainsi qu'un coefficient de détermination ( $R^2$ ) de 0,652 (Fig. V.11 et V.12). Ces résultats indiquent que le modèle parvient à reproduire de manière acceptable les tendances générales des données piézométriques, bien qu'il subsiste une marge d'amélioration concernant la précision des prédictions.

La figure suivante montre les diagrammes de l'apprentissage, validation et de test de l'algorithme FFBP.

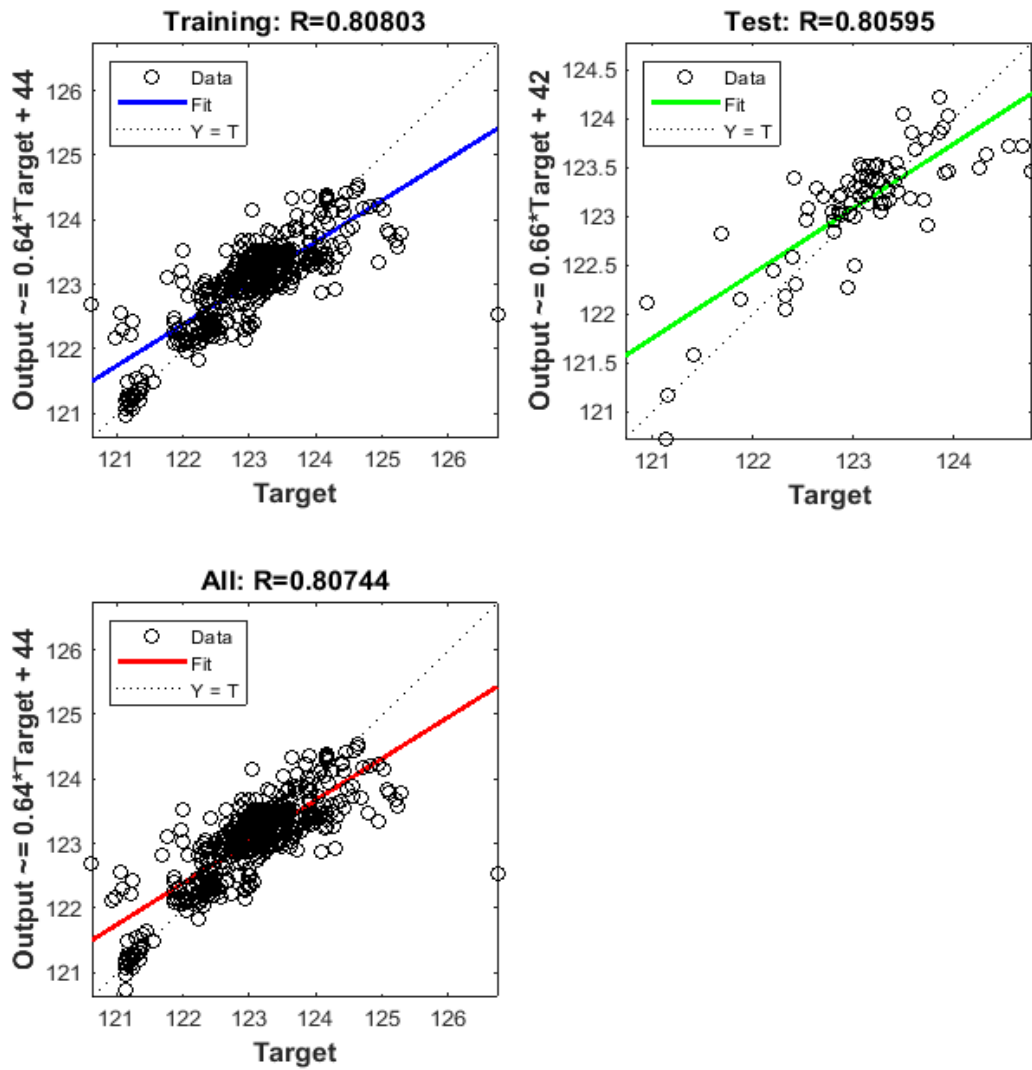


Figure V.11. Graphique de régression du tracé du CFBP.

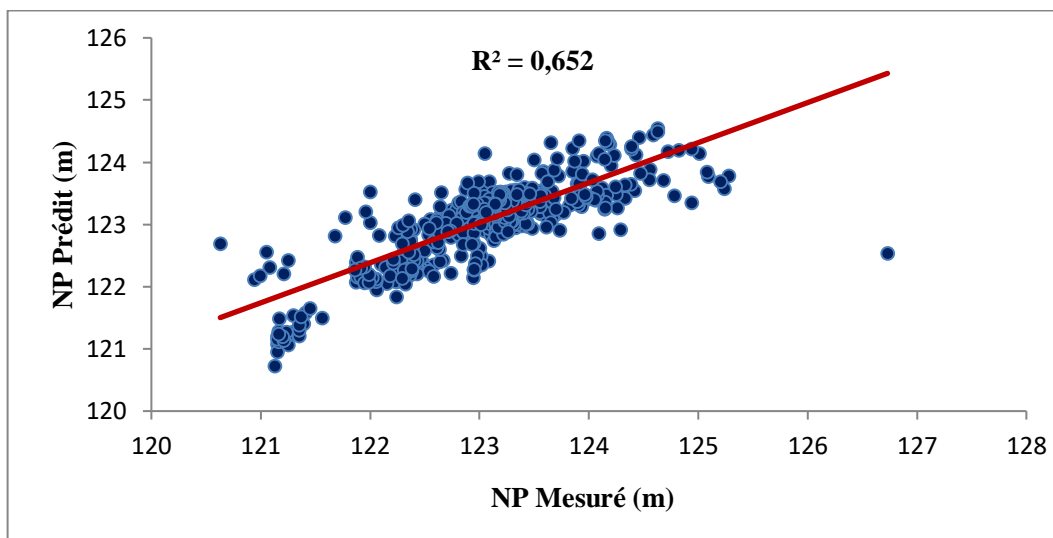
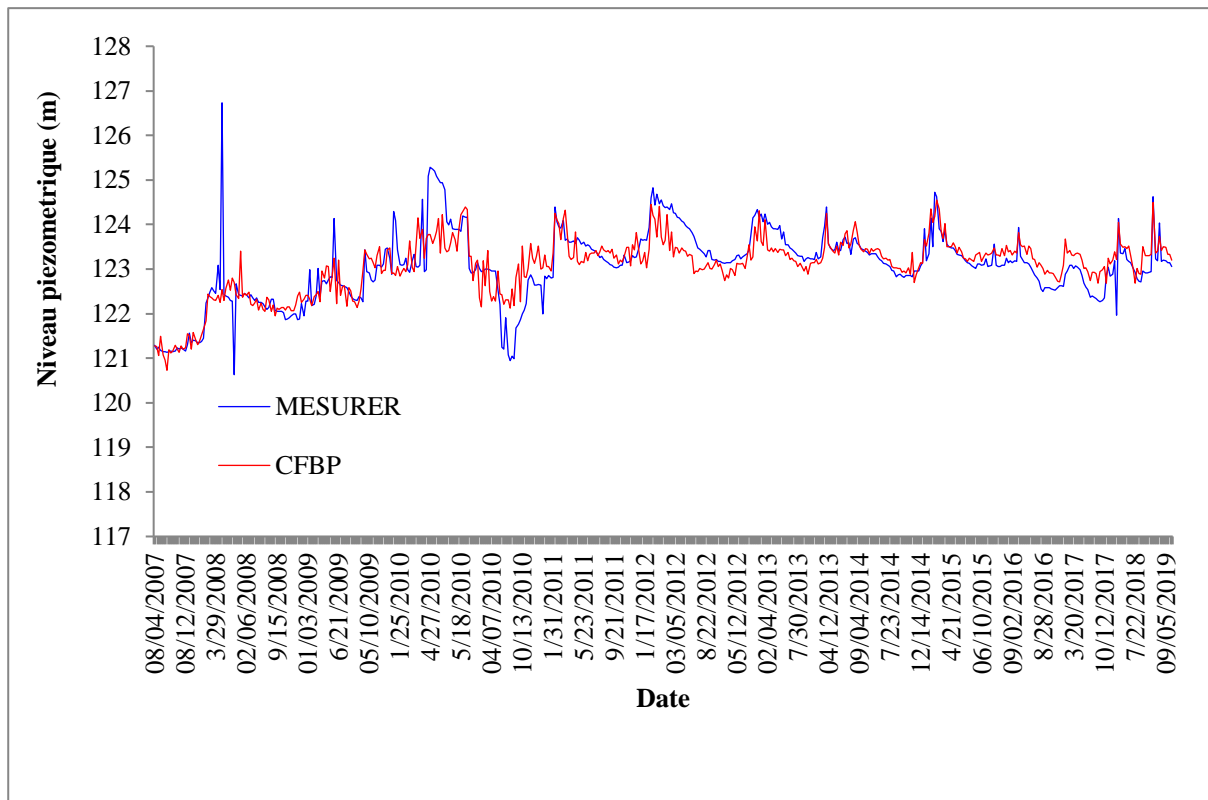


Figure V.12. Comparaison entre le niveau piézométrique (NP) mesuré et prédit(CFBP) du piézomètre (PO IV.1, Rive droite)



**Figure V.13.**Le niveau piézométrique du piézomètre (PO IV.1, rive droite), prédit et mesuré

Les résultats obtenus sont mentionnés dans le tableau ci-après. On observe que :

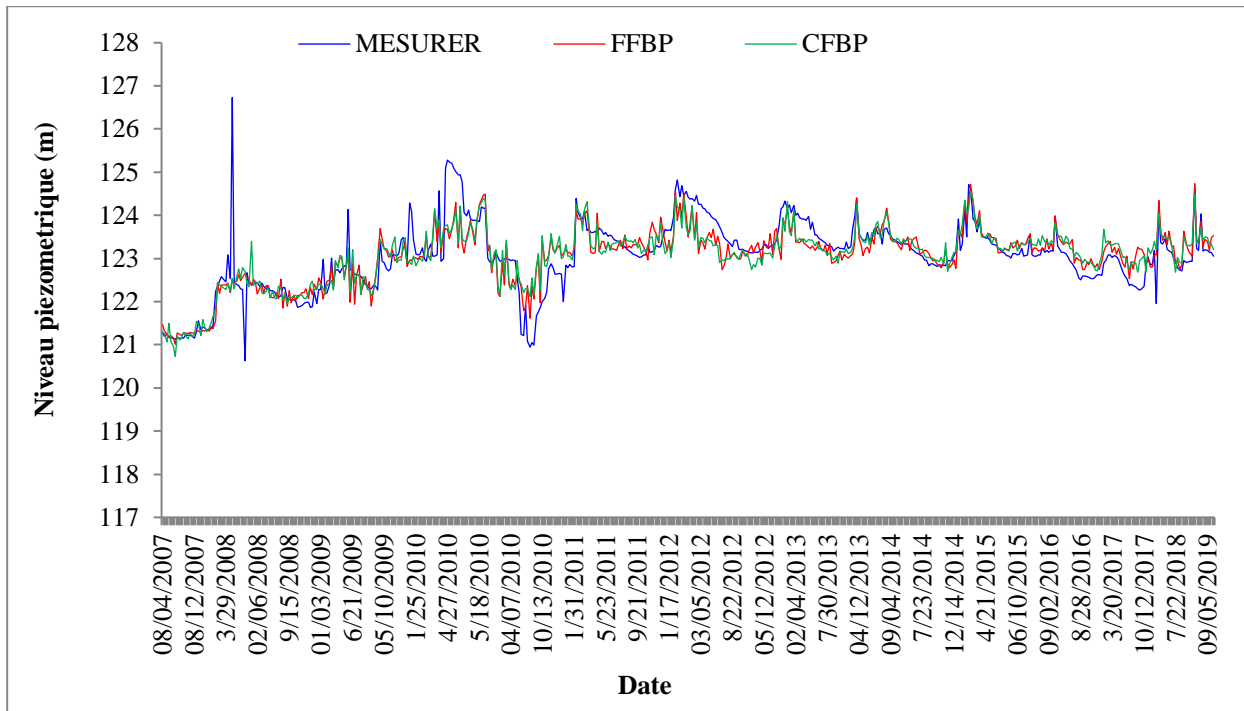
- Précision similaire : Les deux modèles affichent des scores quasi-identiques, avec un léger avantage pour le FFBP (RMSE plus faible de 0,005).
- Performance modérée : Les valeurs de NSE et  $R^2$  (~0,65) indiquent une capacité explicative acceptable mais perfectible.

**Tableau V.2.**Performances de la prédiction (FFBP, CFBP)

Modèles	RMSE	NSE	$R^2$
FFBP	0,477	0,659	0,659
CFBP	0,482	0,652	0,652

La figure V.14 présente une comparaison graphique entre le NP prédit par les modèles FFBP et CFBP par rapport le NP mesuré (valeur cible).L'évolution des niveaux piézométriques mesurés montre une tendance générale à la baisse entre 2007 et 2019, avec des variations saisonnières, tandis que les prédictions des modèles FFBP et CFBP suivent

globalement cette tendance, le modèle FFBP présentant un léger avantage en termes de précision avec un RMSE légèrement plus faible (0,477 contre 0,482 pour CFBP) et des valeurs de NSE et  $R^2$  légèrement supérieures (0,659 contre 0,652), bien que les deux modèles affichent des performances globalement similaires dans la capture de la dynamique piézométrique.



**Figure V.14.**Évolution des niveaux piézométriques du piézomètre (P.O.IV.1, rive droite), mesurés et prédit par les modèles FFBP et CFBP.

### V.3. Discussion

#### V.3.1. Rive droite

- Les deux modèles présentent une performance modérée avec un RMSE autour de 0,48, ce qui indique une erreur moyenne modérée dans les prédictions.
- Les coefficients NSE et  $R^2$  sont proches de 0,65, ce qui signifie que les modèles expliquent environ 65 % de la variance des données.
- La performance est correcte mais laisse une marge d'amélioration, notamment pour mieux capturer les variations fines des niveaux piézométriques.

### V.3.2. Rive gauche

- Les modèles affichent une meilleure performance avec un RMSE autour de 1,83, mais cette erreur est relative à une plage de données plus large.
- Les valeurs de NSE et  $R^2$  proches de 0,91 indiquent une très bonne capacité des modèles à reproduire les observations.
- La différence entre FFBP et CFBP est minime, avec un léger avantage pour FFBP.

### V.3.3. Comparaison entre rives

- La rive gauche bénéficie d'une meilleure qualité de modélisation que la rive droite, ce qui peut être lié à la nature des données, à la complexité hydrogéologique ou à la qualité des observations.
- Les modèles fonctionnent globalement bien, mais la performance moindre sur la rive droite suggère des défis spécifiques à cette zone.

### V.3.4. Recommandations pour améliorer les modèles

#### - Enrichir les données d'entrée

- Ajouter des variables explicatives pertinentes (par exemple, perméabilité, transmissivité, niveaux piézométriques des nappes adjacentes, caractéristiques géologiques.....) pour mieux capturer les processus influençant les niveaux piézométriques.
- Améliorer la qualité et la fréquence des mesures pour réduire le bruit et mieux saisir les variations temporelles.

#### - Explorer des modèles alternatifs ou hybrides

- Combiner les réseaux de neurones avec d'autres approches (modèles statistiques, modèles physiques) pour tirer parti de leurs forces respectives.
- Tester des méthodes d'ensemble (bagging, boosting) pour améliorer la stabilité et la précision.

Finalement, Les modèles FFBP et CFBP montrent des performances solides, particulièrement sur la rive gauche. Pour la rive droite, des améliorations sont possibles en enrichissant les données, en optimisant les modèles et en adoptant une approche plus fine de

validation. Ces actions permettront d'augmenter la précision des prédictions et la fiabilité globale des modèles sur l'ensemble du site.

## **Conclusion**

Les réseaux de neurones artificiels (RNA), notamment les modèles FFBP et CFBP, se révèlent des outils prometteurs pour la prédiction des niveaux piézométriques, comme en témoignent leurs performances variables mais souvent élevées selon les zones étudiées. Leur capacité à capturer des relations complexes entre les variables hydrogéologiques et les fluctuations des nappes en fait une approche complémentaire aux méthodes traditionnelles, notamment dans des contextes où les données sont suffisamment riches et diversifiées.

Sur la rive gauche, les deux modèles (FFBP et CFBP) démontrent une excellente précision ( $R^2 > 0,91$ ), validant leur fiabilité pour des applications opérationnelles, tandis que sur la rive droite leurs performances plus modestes ( $R^2 \sim 0,65$ ) soulignent la nécessité d'optimiser les paramètres d'entrée ou d'enrichir les données pour mieux refléter les spécificités locales. Ces résultats mettent en lumière l'importance d'une calibration adaptative des RNA en fonction des caractéristiques hydrogéologiques de chaque zone.

*Conclusion générale et  
recommandations*

## **Conclusion générale et recommandations**

Infrastructures critiques pour la gestion hydrique et la production énergétique, les barrages requièrent une surveillance permanente en raison de leur complexité structurelle et de leur importance stratégique. Les systèmes d'auscultation y assurent un rôle central en fournissant des données comportementales essentielles à la détection précoce de défaillances potentielles.

L'intelligence artificielle s'affirme comme un levier transformationnel irréversible pour la gestion des infrastructures hydrauliques, révolutionnant tant la sécurité que l'efficacité des barrages à l'ère des défis climatiques et démographiques. En transcendant les limites des méthodes conventionnelles, l'IA opère une mutation décisive : elle substitue à la surveillance réactive une approche prédictive anticipant les risques critiques (sous-pressions, liquéfaction) remplace la maintenance planifiée par une optimisation dynamique des ressources, réduisant jusqu'à 30% des coûts.

Appliquée au barrage de Beni Haroun, cette technologie métamorphose les données piézométriques en système nerveux digital : chaque capteur alimente des algorithmes décryptant les non-linéarités complexes (interactions eau-structure-fondations). Cette évolution consacre l'IA comme garante absolue de la résilience hydraulique en zones semi-arides – où les barrages, à la fois vitaux et vulnérables, deviennent **des** infrastructures cyber-physiques. Ainsi, loin de remplacer l'ingénieur, l'IA le dote d'un système sensoriel et cognitif inédit pour affronter l'urgence hydrique mondiale

Pour prédire les Niveaux piézométriques dans barrage de Beni Haroun, deux algorithmes, FFBP et CFBP, ont été utilisés, en utilisant six variables différentes, l'efficacité des modèles a été évaluée en utilisant des mesures telles que le coefficient de détermination ( $R^2$ ), l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et l'efficacité de Nash-Sutcliffe (NSE). Les résultats indiquent que la performance du modèle FFBP est meilleure que celle du modèle CFBP.

L'évolution vers une surveillance proactive des barrages nécessite une approche intégrée combinant technologies avancées et méthodologies prédictives. Pour garantir la sécurité durable des infrastructures hydrauliques comme le barrage de Beni Haroun, nous proposons une stratégie reposant sur trois piliers complémentaires :

- 1- Le déploiement de réseaux IoT et d'edgecomputing permettrait d'installer des capteurs intelligents mesurant en continu les vibrations, pressions et températures, avec

transmission des données en temps réel via la 5G pour réduire les délais d'alerte à moins d'une heure. Ces données alimenteraient des jumeaux numériques capables de simuler l'impact d'événements extrêmes avant leur survenue ;

- 2- Le développement de modèles hybrides combinant intelligence artificielle et principes physiques (comme le couplage RNA/équations de Darcy) permettrait d'atteindre une fiabilité prédictive supérieure à 95%, tout en intégrant les effets du vieillissement des matériaux, des cycles gel-dégel et des interactions dynamiques sous sollicitations sismiques. Des systèmes d'IA explicable (XAI) rendraient transparents les facteurs de risque clés ;
- 3- Le couplage avec la télédétection, on utilisant des images satellites (InSAR) pour la surveillance les déformations et on combinaison avec des drones pour l'inspection visuelle automatisée ;
- 4- La création d'une plateforme nationale collaborative centraliserait les données des principaux barrages algériens, avec des algorithmes adaptés aux spécificités locales et des modules de maintenance prédictive, tout en formant les gestionnaires à ces nouveaux outils.

*Référence*

*Bibliographie*

## **Références bibliographiques**

- [1] Coulibaly, P., Anctil, F., & Bobée, B. (2000). Daily reservoir inflow forecasting using artificial neural networks with stopped training approach. *Journal of Hydrology*
- [2] Zhang, J. et al. (2021). Comprehensive comparison of artificial neural networks and LSTM for runoff simulation. *Journal of Hydrology*
- [3] Silva, P. et al. (2021). Optimized Design of Neural Networks for River Water-Level Prediction. *Sensors*.
- [4] Bonacci, O. et al. (2025). ANN Water-Level Prediction Model for Vrana Lake. *Sustainability*.
- [5] Mata, J. (2011). "Interpretation of concrete dam behaviour with artificial neural network and multiple linear regression models". *Engineering Structures*.
- [6] Ranković, V. et al. (2014). "Predicting piezometric water levels using artificial neural networks: dam in Serbia case study". *Environmental Earth Sciences*.
- [7] Salazar, F. et al. (2017). "Data-Based Models for the Prediction of Dam Behaviour: A Review and Some Methodological Considerations". *Archives of Computational Methods in Engineering*.
- [8] Kang, F. et al. (2019). "Machine learning-based methods for structural safety monitoring of dams: A comprehensive review". *Structural Health Monitoring*.
- [9] Hariri-Ardebili, M.A. (2020). "Towards probabilistic prediction of dam failure risk: An unsupervised machine learning approach". *Reliability Engineering & System Safety*.
- [10] Lin, C. et al. (2018). "Dam safety monitoring using deep learning technology". *Structural Control and Health Monitoring*
- [11] Forecasting Inflow Discharges at Sefidroud Dam (2020). *ScienceDirect*  
Comparaison des RNA statiques (FFNN) et dynamiques (NARX) pour la prévision de débits, démontrant la supériorité des modèles dynamiques
- [12] Operation of Hydroelectric Power Plants Using Neural Networks (2025). *Appl. SCI*.  
Prévision de la production énergétique et optimisation économique via RNA, avec validation sur barrages turcs

- [13] Smart Hydropower Management with Hybrid GGWO-CNN/RNN (2024). Springer Optimisation des lâchers d'eau et prédiction de production hydroélectrique via une méthode hybride génétique-RNA
- [14] Deep Learning for Dam Displacement Prediction (2021). ScienceDirect Modèle MAM-LSTM avec mécanisme d'attention pour la surveillance structurelle des barrages en béton
- [15] Nohair et al. (2008). Utilisation des réseaux de neurones pour la modélisation de la température de l'eau en rivière. Revue des Sciences de l'Eau, 21
- [16] ISO.org (2025). Intelligence artificielle : une technologie en pleine évolution.
- [17] FasterCapital (s. d.). Avantages et limites de l'utilisation de réseaux de neurones artificiels.
- [18] De granrut, M., Simon, A., & Dias, D. (2019). Artificial neural networks for the interpretation of piezometric levels at the rock-concrete interface of arch dams. Engineering structures, 178, 616-634.
- [19] Laboratoire d'études maritimes (LEM). (2013). Levés bathymétriques de onze barrages en exploitation : campagne de mesures Béni Haroun. Rapport décembre 2013. Lieu-dit Djenane El Malik Hydra - Alger.
- [20] Bouchetat K et Redadessa H. (2018). Contribution à l'étude des infiltrations sous le barrage de Beni Haroun et ses rives, mémoire master, centre universitaire Mila
- [21] Harza Engineering Company (1984): Etude technicoéconomique conduisant au choix du site. Novembre, Vol. 3, Annexe B- Géologie
- [22] ANBT (1999) : Transfert de Beni Haroun. Rapport de Synthèse. Tractebel, Ingénierie, volume 1. Alger.
- [23] Belaidi C et Mecheri H. (2009). Évaluation du niveau de contamination par les éléments traces métalliques (Cr, Cd, et Pb) du compartiment sédimentaire de l'oued Rhume (de l'amont de Belaa jusqu'à l'amont du barrage Béni Haroun), mémoire ingénieur d'état en écologie et environnement : pathologie des écosystèmes. Université Mentouri-Constantine.
- [24] Habila.S. (2008) .Etude de l'impact du barrage Béni Haroun sur l'environnement, effets Eco toxicologiques mémoire de magister en biologie : écotoxicologue, université de Jijel.

- [25] Barkat.K (2016).suivi de la qualité physico-chimique des eaux du barrage béni Haroun.Université des frères Mentouri Constantine.
- [26] Zeghilet. A et Menacer. M Latreche. B (2023) : Analyse des mesures d’auscultation du barrage de Béni Haroun (Wilaya deMila), Mémoire de Master, Universitaire AbdelhafidBoussouf –Mila
- [27] ANBT (2002) : barrage de béni Haroun sur l’oued Kebîr, monographie, volume1, tractable engineering division hydraulique.
- [28] Gouaidia I. (2008). Influence de la lithologie et des conditions climatiques sur la variation des paramètres physico –chimiques des eaux d’une nappe en zone semi aride, cas de la nappe de Meskiana nord-est algérien, université Badji Mokhtar, Annaba.
- [29] Hafsi. B (2016).le transport solide et la qualité des eaux du barrage Beni Haroun et leur impacts sur l’environnement. UniversitéLarbi ben M’hidi– Oum el Bouaghi.
- [30] Benchaiba I. (2023) .Exploration des méthodes de prévision des apports liquides dans les barrages de l’Algérie, Thèse, Université Badji Mokhtar.
- [31] Affoun I.(2019). Bilans d’eau et apports de crues exceptionnelles de l’oued Bounamoussa,(Algérie orientale) : Implications pour la gestion du barrage Cheffia.
- [32] Laboratoire Central des Ponts et Chaussées. (2012). Guide sur les piézomètres et cellules de pression (p. 15)
- [33] Smail N. (2020). Auscultation et surveillance des barrages, Polycopié, Université de Tlemcen.
- [34] Chebbah. L et Kabour. A (2023): characterization of leakage water flows in the subsoil of beni haroun dam by hydrogeological approach. acta hydrologica slovacica. Volume 24, no. 1, 2023, 14 – 23.
- [35] Benchabane, N. I. (2015) : Relation barrage-nappes. Etude de cas barrage de Beni Haroun. Wilaya de Mila, Mémoire de Magister, Université de Constantine, Algérie, 113 p.
- [36] Kaddouri M T(2018).Étude de la fluctuation piézométrique de la nappe alluviale d’ouedBiskra. Mémoire de fin d’études, université Mohamed khider de Biskra, Algérie.
- [37] Marouf N.(2012). Étude de la Qualité des Eaux et du Transport Solide dans le Barrage deBeni-Haroun (Mila), Son Impact sur l’Environnement de la Région. Thèse de doctorat, Université de Biskra.

- [38] Hu, j., &Da, F. (2021). Comparison of hierarchical clustering based deformation prediction models for high arch dams during the initial operation period. *Journal of civil structural health monitoring*, 11, 897-914.
- [39] Garvey e.b. (1997), «on-line quality control of injection molding using neural networks. minor thesis department of computer science, royal Melbourne institute of technology, Melbourne, Australia, 82 pages
- [40] The MathWorks Inc. (2021). MATLAB (R2021a)
- [41] Abiodun, O. I., Junta, A., Omolara, A. E., Dada, K. V., Mohamed, N. A., &Arshad, h. (2018). State-of-the-art in artificial neural network applications: a Survey. *Heliyon*, 4(11), e00938.
- [42] Niu, Z., Zhou, M., Wang, L., Gao, X., &Hua, G. (2016). Ordinal regression with multiple output cnn for age estimation. in *proceedings of the ieee conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 4920-4928).
- [43] Khemissa, D. (2019). Application des réseaux de neurones à la détection des dommages d'un barrage en béton compacté au rouleau (BCR) [Mémoire d'ingénieur, École Nationale Polytechnique, Algérie].
- [44] Wang, L. (2020). Realization of Linear Neural Network Based on MATLAB Neural Network Toolbox. *Computer System Networking and Télécommunications*, 3(1), 25.
- [45] Brakni.EL(2011). Réseaux de neurones artificiels appliqués à la méthode électromagnétique transitoire infiniem , mémoire présenté à l'université du Québec à chicoutimi comme exigence partielle de la maîtrise en ingénierie p11.
- [46] Sandeep sSamantaray ,Sillip K. Ghose. (2019) assessment of suspended sediment load with neural networks in arid watershed. *The institution of engineers (India) 2020*.
- [47] Zhu, C. (2021). Comparison of Constructive Cascade Networks with Feed-forward Backpropagation Neural Networks [PDF]. Australian National University.
- [48] Lippmann, R. (1987). An introduction to computing with neural nets. *ieee assp magazine*, 4(2), 4-22.
- [49] Samantaray, S., & ghose, D. K. (2020). Assessment of suspended sediment load with neural networks in arid watershed. *Journal of the institution of engineers (India): series a*, 101, 371-380.

- [50] Alexandre, G., Simon, A., Royer, M., Mauris, F., & Fabre, J.-P. (2012). Analyse des mesures d'auscultation des barrages avec les réseaux de neurones [PDF]. EDF-DTG.
- [51] Kisi, O., & Shiri, J. (2018). A novel hybrid wavelet-ANN model for piezometric level prediction in groundwater studies. *Journal of Hydrology*, 556, 329-341. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169418305832/pdf>
- [52] Ghorbani, M. A., & Nazari Samani, A. (2019). Application of cascade forward neural network in modeling groundwater-surface water interactions. *Water Resources Management*, 33(8), 2721–2735. <https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/s11269-019-02257-8.pdf>
- [53] Zhang, L., & Srinivasan, R. (2017). Estimation of hydrodynamic parameters using artificial neural networks: A case study. *Environmental Modelling & Software*, 95, 1-12
- [54] Biau, G., & Devroye, L. (2015). Lecture notes on the mean squared error and root mean squared error [PDF]. Université Paris-Saclay.
- [55] Graie. (2018). Critères & indicateurs d'auto-évaluation des modèles [PDF]. Groupe de Recherche Rhône-Alpes sur les Infrastructures et l'Eau.
- [56] Labadi, A & Achour, S : apport de l'analyse piézométrique dans l'étude des fuites du barrage voute a assises calcaires de Foum el Gherza, Biskra, Algérie : *Courrier di savoir*, n°11, mars 2011, pp.25-32.