

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة أبي بكر بلقايد - تلمسان

Université Aboubakr Belkaïd - Tlemcen -
Faculté de TECHNOLOGIE



THESE

Présentée pour l'obtention du grade de DOCTORAT 3^{ème} Cycle

En : Génie civil

Spécialité : Géotechnique et risque sismique

Par : HARBI Leyla

Sujet

**Analyse de l'influence des écoulements sur le
comportement des barrages par implémentation des
approches prédictives**

Soutenue publiquement, le 17 / 02 / 2024, devant le jury composé de :

Mr Abou-Bekr Nabil	Professeur	Univ. Tlemcen	Président
Mme Smail Nadia	MCA	Univ. Tlemcen	Directrice de thèse
Mr Rouissat Bouchrit	Professeur	Univ. Tlemcen	Co- Directeur de thèse
Mr Djedid Abdelkader	Professeur	Univ. Tlemcen	Examineur 1
Mr Derfouf Feth-Ellah Mounir	MCA	Univ. Saida	Examineur 2

Dédicace

A la mémoire de mon père, qui nous a quittés trop tôt, mais dont ma fierté envers lui continue de m'inspirer chaque jour.

A ma mère, compagne indéfectible tout au long de ces années de recherche doctorale, tu étais toujours là pour m'aider à parcourir ce chemin. J'espère pouvoir te rendre ne serait-ce qu'une fraction de ce que tu as généreusement offert.

A mon mari, mon fils, et ma fille, qui ont partagé cette aventure avec moi, soutenant mes moments d'obsession et célébrant mes victoires ensemble.

A mon frère et mes sœurs, pour leur soutien inestimable et leurs encouragements constants.

A ma belle-famille et à toute personne que j'estime.

Cette thèse est dédiée à chacun d'entre vous.

Remerciement

Ecrire ces lignes de remerciements est à la fois une joie et un privilège. L'occasion de reconnaître le soutien, l'inspiration qui m'ont permis d'atteindre cet aboutissement académique, m'est donnée.

Ma thèse de doctorat est le fruit de nombreuses années de travail acharné qui représente bien plus qu'un simple document académique. Elle est le résultat de l'effort collectif de nombreuses personnes qui ont contribué à ma croissance professionnelle et personnelle.

Tout d'abord, je tiens à exprimer ma gratitude envers ma directrice et mon directeur de thèse, Dr Smail Nadia et Pr Rouissat Bouchrit pour leur guidance éclairée, leur patience infinie et leur foi en mes capacités.

Leurs conseils et leur expertise ont été inestimables, et j'ai eu la chance de les avoir comme guide tout au long de ce voyage intellectuel.

Mes collègues de laboratoire RISAM méritent une mention spéciale.

C'est avec un grand respect que j'adresse mes remerciements les plus sincères aux membres éminents du jury, à savoir Mr. le président Pr. Abou-Bekr N., Mrs. les examinateurs Pr. Djedid A. et Dr. Derfouf F.M., pour leur engagement, leur expertise et leur précieuse contribution à l'évaluation de cette thèse.

Je tiens à remercier ma famille pour leur amour inconditionnel, leur encouragement constant et leur compréhension lors des moments où j'ai dû me retirer pour me consacrer à ma recherche. Leur soutien indéfectible a été ma source d'inspiration.

Mon objectif le plus cher est que cette recherche puisse, à son tour, contribuer de manière significative à notre domaine d'études et à la société dans son ensemble.

Résumé

Les barrages en terre représentent un important pourcentage du parc mondial des barrages en vue des énormes avantages liés à leur faisabilité technique et économique. Toutefois, ce type de barrage, présente des vulnérabilités de comportement, notamment vis-à-vis des infiltrations dans son corps et dans ses fondations. Parmi les paramètres des infiltrations, le suivi de la piézométrie et des pressions interstitielles constitue les défis majeurs pour les concepteurs et les exploitants des barrages en terre.

L'analyse du comportement des barrages, en phase d'exploitation, s'articule souvent autour du dépouillement et de l'interprétation des données et mesures d'auscultation dans l'objectif de déceler, en temps opportun, toute anomalie et d'engager les actions de confortement nécessaires. Cette action est également conjuguée à l'analyse du comportement par le biais de la modélisation qui constitue la référence par rapport au projet de conception initial.

En matière de prédiction du comportement, en particulier pour les niveaux piézométriques, les algorithmes d'apprentissage avancés appelés techniques d'apprentissage automatique peuvent être d'un grand apport pour l'analyse des réponses des barrages en terre vis-à-vis des infiltrations.

En considérant un cas réel d'un barrage en terre zoné, en l'occurrence le barrage El Izdihar, au nord ouest de l'Algérie, ces travaux de recherche, ont pour objectif principal d'implémenter les méthodes avancées de modélisation et de prédiction pour l'analyse de la piézométrie au niveau du barrage.

Une multitude d'approches de prédiction de comportement ont été explorées et déployées, à la fois solidaires que combinées, il s'agit des modèles d'éléments finis (MEF), des réseaux neuronaux artificiels (RNA), de la régression non linéaire (RNL), de la programmation génétique (GP), des algorithmes génétiques (AG), et de l'analyse multi-régression (AMR).

Des analyses comparatives sur les performances des modèles ont été également produites en vue du choix judicieux permettant de refléter fidèlement le comportement du barrage et de prédire avec le maximum de précision son comportement futur.

Les résultats de ces recherches mettent en évidence la remarquable capacité des modèles, notamment du modèle RNA, à prédire avec précision les niveaux piézométriques du barrage étudié, même dans le cas d'analyses non linéaires.

En matière d'impact socioéconomique, ces travaux de recherche vont contribuer significativement à l'amélioration de la prédiction du comportement des barrages en terre d'une manière générale et de l'évolution des niveaux piézométriques d'une manière particulière. Cette prédiction offrira des outils aux exploitants des barrages permettant une pertinente surveillance et un programme anticipé d'actions de maintenance pour assurer leur sécurité globale.

Mots-clés: Barrage – Comportement – Prédiction – Piézométrie – MEF – Intelligence Artificiel.

Abstract

Earthfill dams constitute a significant portion of the global dam inventory due to their substantial technical and economic feasibility benefits. However, this type of dam displays vulnerabilities in its behavior, particularly concerning seepage through its body and foundation. Among the parameters related to seepage, monitoring piezometry and interstitial pressures pose major challenges for dam designers and operators.

The analysis of dam behavior during the operational phase often revolves around the processing and interpretation of monitoring data and measurements. The goal is to promptly detect any anomalies and initiate necessary reinforcement actions. This action is also complemented by behavior analysis through modeling, which serves as a reference compared to the initial design project.

In terms of behavior prediction, especially regarding piezometric levels, advanced machine learning algorithms, referred to as machine learning techniques, can greatly contribute to the analysis of earthfill dam responses to seepage.

Considering a real case, specifically the El Izdihar dam in northwestern Algeria, the primary objective of this research is to implement advanced modeling and prediction methods for analyzing piezometry at the dam site.

A variety of behavior prediction approaches, both individual and combined, have been explored and deployed. These include finite element models (FEM), artificial neural networks (ANN), nonlinear regression (NLR), genetic programming (GP), genetic algorithms (GA), and multiple regression analysis (MRA).

Comparative analyses of model performance have also been conducted to make informed choices that faithfully reflect the dam's behavior and predict its future behavior with maximum accuracy.

The results of this research highlight the remarkable ability of models, particularly the ANN model, to accurately predict piezometric levels at the studied dam, even in cases involving nonlinear analyses.

In terms of socio-economic impact, this research will significantly contribute to improving the prediction of earthfill dam behavior in general and piezometric level variations in particular. This prediction will provide tools to dam operators for relevant monitoring and an anticipatory maintenance program to ensure their overall safety.

Keywords: Dam – Behavior – Prediction – Piezometry – FEM – Artificial Intelligence.

ملخص

السدود الأرضية تمثل نسبة مهمة من السدود العالمية نظرًا للفوائد الهائلة المرتبطة بجدواها التقنية والاقتصادية. ومع ذلك، يظهر هذا النوع من السدود ضعفًا في السلوك، خاصة فيما يتعلق بالتسربات في جسمها وأساساتها. ومن بين معايير التسربات، متابعة مستويات الضغط والضغط الفجوية تشكل التحديات الرئيسية لمصممي ومشغلي السدود الأرضية.

تحليل سلوك السدود خلال مرحلة التشغيل يتمثل غالبًا في معالجة و تفسير البيانات والقياسات التي تم جمعها بهدف اكتشاف أي تغيرات غير طبيعية في الوقت المناسب واتخاذ الإجراءات اللازمة لتعزيز سلوك السد. تُكمل هذه الإجراءات أيضًا بتحليل النمائي للسلوك، الذي يعتبر مرجعًا مقارنة بمشروع التصميم الأصلي.

فيما يتعلق بتوقع السلوك، وبخاصةً فيما يتعلق بمستويات مياه السد، يمكن أن تقدم خوارزميات التعلم الآلي المتقدمة، المعروفة أيضًا بتقنيات التعلم الآلي، مساهمة كبيرة في تحليل استجابات السدود الأرضية تجاه التسرب. مع مراعاة حالة واقعية لسد أرضي محدد، وهو سد الإزدهار في شمال غرب الجزائر، تهدف هذه الأبحاث الرئيسية، إلى تنفيذ أساليب التصميم والتوقع المتقدمة لتحليل مستويات المياه الجوفية على مستوى السد.

تم استكشاف واعتماد مجموعة متنوعة من الأساليب لتوقع السلوك، سواء بشكل فردي أو مجتمع، وتشمل ذلك نماذج العناصر المحدودة (MEF)، والشبكات العصبية الاصطناعية (RNA)، والانحدار غير الخطي (RNL)، والبرمجة الجينية (GP)، وخوارزميات الجينات الوراثية (AG)، وتحليل الانحدار المتعدد (AMR). تم أيضًا إجراء تحليل مقارن لأداء النماذج لاتخاذ خيارات مستنيرة تعكس بدقة سلوك السد وتوقع سلوكه المستقبلي بأقصى دقة.

تُسلط نتائج هذا البحث الضوء على القدرة الملحوظة للنماذج، وبشكل خاص نموذج RNA، على التنبؤ بدقة بمستويات المياه الجوفية في السد المدروس، حتى في حالات التحليل غير الخطي.

من الناحية الاجتماعية والاقتصادية، سيسهم هذا البحث بشكل كبير في تحسين توقع سلوك السدود الأرضية بشكل عام وتغييرات مستويات مياه البئر بشكل خاص. سيوفر هذا التوقع أدوات لمشغلي السدود للمراقبة المناسبة وبرنامجًا مسبقًا للصيانة لضمان سلامتها الشاملة.

الكلمات المفتاحية: سد أرضي - سلوك - تنبؤ - مستوى السد - MEF - الذكاء الاصطناعي.

Liste des figures

Chapitre I:

Figure I.1: Nombre et rôle des barrages enregistrés.....	8
Figure I.2: Répartition du nombre de barrages en fonction de leur type.....	8
Figure I.3: Barrage en terre homogène.....	9
Figure I.4: Profils types d'un barrage en terre à noyau central.....	10
Figure I.5: Barrage en enrochement à masque amont ou central.....	10
Figure I.6: Processus d'infiltration dans le sol et multiplicités des écoulements.....	11
Figure I.7: Ecoulement dans un barrage homogène.....	14
Figure I.8: Parabole de Kozeny.....	14
Figure I.9: Détermination de la charge hydraulique dans un piézomètre.....	16
Figure I.10: Montage expérimental utilisé par Darcy pour déterminer sa loi.....	17
Figure I.11: Dispositif de mesure de perméabilité sur matériau peu cohérent.....	18
Figure I.12: Dispositif de mesure de perméabilité sur matériau consolidé.....	19
Figure I.13: Organigramme des facteurs influant sur l'infiltration.....	21
Figure I.14: Divers phénomènes initiateurs de l'érosion interne dans un barrage.....	25
Figure I.15: Manifestation de la boulangerie.....	26
Figure I.16: Phénomène de l'entraînement.....	27
Figure I.17: Phénomène de débouillage.....	28
Figure I.18: Mécanisme d'érosion par conduit.....	29
Figure I.19: Phénomène de suffusion.....	29
Figure I.20: Noyau en béton bitumeux de Nemiscau, Canada, 1982.....	34
Figure I.21: Masque en béton bitumineux du barrage Chabrouh (2007) Liban.....	35
Figure I.22: Mise en place d'une géomembrane bitumeuse.....	36
Figure I.23: Tapie d'étanchéité.....	38
Figure I.24: Clé d'étanchéité.....	39
Figure I.25: Rideau d'injection.....	40
Figure I.26: Paroi moulées(Barrage de MudMountain - USA - 1941).....	40

Chapitre II

Figure II.1: Les étapes basiques pour construire un modèle de l'apprentissage de machine.....	57
Figure II.2: Schéma descriptif de l'architecture du réseau neurone artificiel.....	63
Figure II.3: Un modèle d'un neurone artificiel.....	64
Figure II.4: Les différentes architectures des RNA.....	65
Figure II.5: Réseau neurone artificiel à retro-propagation avec une seule couche.....	67
Figure II.6: Principe générale de l'Algorithme Génétique.....	74
Figure II.7: Principe de croisement.....	75
Figure II.8: Principe de la mutation.....	75
Figure II.9: Exemple Typique de l'arbre GP.....	78

Chapitre III:

Figure III.1: Localisation du barrage étudié.....	84
Figure III.2: Profil du barrage EL Izdihar	87
Figure III.3: Schéma du réseau d'auscultation du barrage El Izdihar	89
Figure III.4: Interface de l'initialisation du logiciel Geostudio.....	92
Figure III.5: Interface de l'initialisation du logiciel Matlab	93
Figure III.6: Interface de l'outil "Neural Net Fitting"	95
Figure III.7: Interface de l'initialisation du logiciel HeuristicLab	99
Figure III.8: Interface du logiciel SPSS.....	100

Chapitre IV:

Figure IV.1: Localisations des profils piézométriques P09, P11 et P15	106
Figure IV.2: Barrage El Izdihar- Profil piézométrique P09	106
Figure IV.3: Barrage El Izdihar- Profil piézométrique P11	107
Figure IV.4: Barrage El Izdihar- Profil piézométrique P15	107
Figure IV.5: Variation temporelle des niveaux piézométriques du profil P09 en corrélation avec le niveau du plan d'eau.....	109
Figure IV.6: Variation temporelle des niveaux piézométriques du profil P11 en corrélation avec le niveau du plan d'eau.....	109
Figure IV.7: Variation temporelle des niveaux piézométriques du profil P15 en corrélation avec le niveau du plan d'eau.....	110
Figure IV.8: Corrélation entre le niveau d'eau dans le barrage et le niveau du piézomètre P11-2 en utilisant le model de Gauss.....	113
Figure IV.9: Corrélation entre le niveau de la retenue et le piézomètre P11-2 à l'aide du RNA.....	114
Figure IV.10: Variation d'époque dans les valeurs MSE pour le piézomètre P11-2 dans le profil P11 à l'aide du RNA.....	114
Figure IV.11: Variation de corrélations - profil piézométrique P09.....	116
Figure IV.12: Variation du RMSE - profil piézométrique P09	116
Figure IV.13: Variation de corrélations - profil piézométrique P11	116
Figure IV.14: Variation du RMSE - profil piézométrique P11	117
Figure IV.15: Variation de corrélations - profil piézométrique P15	117
Figure IV.16: Variation du RMSE - profil piézométrique P15	117
Figure IV.17: Corrélation entre les valeurs prédites et mesurées à l'aide de la méthode ARM	128
Figure IV.18: Corrélation entre les valeurs prédites et mesurées à l'aide de la méthode GP	130
Figure IV.19: Programmation génétique (GP), Représentation des arbres.....	131
Figure IV.20: Architecture du modèle de réseau neuronal artificiel (RNA)	133
Figure IV.21: Corrélation entre les valeurs prédites et mesurées pour la formation et le test à l'aide de la régression du réseau neuronal.....	134
Figure IV.22: Performance de formation du modèle de réseau neuronal artificiel (RNA).	134

Figure IV.23: Histogramme de la variation du coefficient de corrélation (R) pour les méthodes AMR, GP et RNA à travers différents modèles.....	135
--	-----

Chapitre V:

Figure V.1: Position des piézomètres P11-1, P11-3 et P11-6 dans le profil du barrage EL Izdihar.....	140
Figure V.2: Géométrie du barrage El Izdihar	142
Figure V.3: Discrétisation du barrage El Izdihar	143
Figure V.4: Conditions aux limites dans la modélisation du barrage El Izdihar	143
Figure V.5: Charge hydraulique à travers le barrage El Izdihar sous l'effet du niveau normal de la retenue.....	144
Figure V.6: Evolution des pressions interstitielles à travers le barrage El Izdihar sous l'effet du niveau normal de la retenue.....	145
Figure V.7: Evolution du gradient hydraulique à travers le barrage El Izdihar sous l'effet du niveau normal de la retenue.....	145
Figure V.8: Variation des niveaux piézométriques du profil P11 situés dans les fondations du barrage El Izdihar par auscultation et SEEP/W.....	146
Figure V.9: Variation des niveaux piézométriques du profil P11 situés dans le corps du barrage El Izdihar par auscultation et SEEP/W.....	147
Figure V.10: Diagramme du modèle BPNN optimisé par l'algorithme génétique.....	149
Figure V.11: Variations des valeurs mesurées et prédites par les deux modèles (BPNN et BPNN-AG) Piézomètre P11-1.....	155
Figure V.12: Variations des valeurs mesurées et prédites par les deux modèles (BPNN et BPNN-AG) Piézomètre P11-3.....	155
Figure V.13: Variations des valeurs mesurées et prédites par les deux modèles (BPNN et BPNN-AG) Piézomètre P11-6.....	156
Figure V.14: Critère de sécurité pour les deux modèles BPNN ET BPNN-AG pour le piézomètre P11-1.....	156
Figure V.15: Critère de sécurité pour les deux modèles BPNN ET BPNN-AG pour le piézomètre P11-3.....	157
Figure V.16: Critère de sécurité pour les deux modèles BPNN ET BPNN-AG pour le piézomètre P11-6.....	157
Figure V.17: Comparaison entre les mesures de l'auscultation et les résultats des trois modèles (BPNN, BPNN-AG et SEEP/W) pour les trois piézomètres P11-1, P11-3 et P11-6.	158
Figure V.18: Variation des niveaux piézométriques normalisés (P11-01; P11-02; P11-03; P11-04; P11-05; P11-06 et P11-07) obtenus à partir de l'auscultation, Seep/W, BPNN et BPNN-AG.....	160

Liste des tableaux

Chapitre I:

Tableau I.1: Le gradient hydraulique de différents types de sol.....	31
--	----

Chapitre II:

Tableau II.1 : Modèle d'analyse de régression non linéaire.....	53
Tableau II.2: Les fonctions d'apprentissages du RNA	69
Tableau II.3:Les fonctions de transfert du RNA	70

Chapitre III:

Tableau III.1: Les valeurs des perméabilités dans le barrage El Izdihar	89
---	----

Chapitre IV:

Tableau IV.1: Caractéristiques des piézomètres installés dans le barrage El Izdihar – Profils P09, P11 et P15.	108
Tableau IV.2: Corrélation entre les niveaux des différents piézomètres et le niveau du réservoir d'eau	120
Tableau IV.3: Différents modèles ARM utilisés pour identifier la configuration optimale des paramètres d'entrée.....	127
Tableau IV.4: Différents modèles GP utilisés pour identifier la configuration optimale des paramètres d'entrée.....	130
Tableau IV.5: Différents modèles de réseaux neuronaux artificiels (RNA) pour identifier la configuration optimale des paramètres d'entrée.	133

Chapitre V:

Tableau V.1: Différents modèles ARM utilisés pour identifier la configuration optimale des paramètres d'entrée.....	127
Tableau V.2: Différents modèles GP utilisés pour identifier la configuration optimale des paramètres d'entrée.....	130
Tableau V.3: Différents modèles de réseaux neuronaux artificiels (RNA) pour identifier la configuration optimale des paramètres d'entrée.	133

Notations et symboles

Chapitre I

h	Hauteur de charge totale (m)
u	Pression de l'eau interstitielle
γ_w	Poids volumique de l'eau
z	Hauteur d'élévation au-dessus d'une donnée arbitraire (m)
h_p	Potentiel matriciel ou de pression (m)
p	Pression de l'eau (Pa)
ρ_f	Masse volumique du fluide (kgm^{-3})
E	Epaisseur de la couche de sable
S	Aire de la section droite
h_m	Taille de la maille
$\vec{\vartheta}_D$	Vitesse de Darcy
K	Tenseur de perméabilité (m^2)
H	Viscosité dynamique (Pa.s)
DH	Mesure de la différence de hauteur d'eau
L	Distance entre deux tubes piézométriques
Q	Débit d'eau ($\text{m}^3/\text{s.m}$),
γ_{sat}	Poids volumique saturé de sol.
I	Gradient hydraulique.
$i_{critique}$	Gradient hydraulique critique.
k_{sat}	Conductivité hydraulique saturée (m/s)

Chapitre II

Y	Variable d'effet
δ_H	Variable de pression d'eau du model HST
δ_T	Variable qui exprime la température du model HST
δ_θ	Variable qui exprime le temps du model HST
w_i	Poids synaptique du model RNA
B	Le biais du model RNA
\bar{X}_i	Valeur prédite par le model du RNA
\hat{y}	La valeur de la sortie prédit par le réseau neurone.
R^2	Coéfficient de corrélation pour mesurer de la qualité de la prédiction,
F	Fonction de performance

Chapitre III

Eeau	Potentiel d'eau (m)
Ztête	Cote de la tête du piézomètre en NGA.
L	Distance entre la tête du piézomètre et le niveau d'eau mesuré avec la sonde.
P09	Profil piézométrique n°09
P11	Profil piézométrique n°11
P15	Profil piézométrique n°15
P09-2	Piézomètre n°2 du profil P09 (la même définition pour P09-4, P09-5 et P09-7)
P11-1	Piézomètre n°1 du profil P11 (la même définition pour P11-2, P11-3, P11-4, P11-5, P11-6, P11-6, P11-7 et P11-8)
P15-2	Piézomètre n°2 du profil P15 (la même définition pour P15-4, P15-5 et P15-7)

Chapitre IV

X_n	Valeur résultante normalisée ; n est le nombre d'observations.
X	Valeur des données sans normalisation

X_{\max}	Valeur maximale des données considérées.
X_{\min}	Valeur minimale des données considérées.
R	Coefficient de corrélation
WL	Elévation du niveau d'eau du barrage
WL(T-1)	Valeur précédente du niveau d'eau dans le barrage
WL(T-2)	Valeur du niveau d'eau dans le barrage qui précède WL(T-1)
WL(T-3)	Valeur du niveau d'eau dans le barrage qui précède WL(T-2)
Y1	Première coordonnée géométrique du piézomètre
Y2	Deuxième coordonnée géométrique du piézomètre
Pz	Niveau piézométrique prédit par le modèle ARM.
Rtraining	Valeur du coefficient R lors de l'entraînement du modèle
Rtest	Valeur du coefficient R lors de la phase de test du modèle
MSEtraining	Valeur du coefficient MSE lors de l'entraînement du modèle
MSEtest	Valeur du coefficient MSE lors de la phase de test du modèle

Chapitre V

θ	Teneur en eau volumique
r	Distance radiale
K	Conductivité hydraulique (m/s)
t	Temps
a_i	Gène du i^{eme} individu
γ	Valeur de surveillance.
γ'	Valeur prédite par le modèle BPNN.
γ''	Valeur prédite par le modèle BPNN-AG.
S	Ecart type du modèle

Liste des abréviations

AG	Algorithme Génétique
AMR	Analyse multi-régression
ANBT	Agence nationale des barra ges et des transferts
ANFIS	Systèmes neuro-floue adaptatifs
ARIM	Moyenne mobile intégrée autorégressive
ARMA	Moyenne mobile autorégressive
AUC	Aire sous la courbe
BP	Rétropropagation
BPNN	Réseaux de neurones à propagation arrière
BPNN-AG	BPNN hybride avec l'algorithme génétique
CE	Coefficient d'efficacité
CIGB	Commission internationale des grands barrages
ELM	Extremelarning machine
FFBP	Feed-forward back-propagation
FFNN	Feedforward neural network
GP	Programmation génétique
HDPE	High density polyethylen
HST	Hydrostatique, saisonnier, temporel
IA	Intelligence artificielle
MARE	Mean absolute relative error
MATLAB	Matrix laboratory

MEF modèles d'éléments finis

ML L'apprentissage machine

MSE Erreur quadratique moyenne ou Mean square error

PVC Polychlorure de vinyle

RBF radial basis function

RF Forêt aléatoire

RMSE Root Mean Square Error

RN Réseaux de neurones

RNA Réseaux neuronaux artificiels

RNL Régression non linéaire

RNN Réseau neuronal récurrent

SIG Systèmes d'informations géographiques

SPSS Statistical Package for Social Sciences

SVR Machines à vecteurs de support ou support vector machine

Sommaire

DEDICACE	I
REMERCIEMENT	II
RESUME	III
ABSTRACT	IV
ملخص	V
LISTE DES FIGURES	VI
LISTE DES TABLEAUX	IX
NOTATIONS ET SYMBOLES	X
LISTE DES ABREVIATIONS	XIII
INTRODUCTION GENERALE	I
INTRODUCTION GENERALE	1
CHAPITRE I	5
LES INFILTRATIONS DANS LE CORPS ET LES FONDATIONS DES BARRAGES EN REMBLAI	5
I.1. INTRODUCTION	6
I.2. BARRAGE EN REMBLAI	7
I.2.1. TYPE DES BARRAGES EN REMBLAI	8
I.3. LES ECOULEMENTS, CONTEXTE GENERAL	10
I.4. LES TYPES D'ECOULEMENT	11
I.4.1. ECOULEMENTS LENTS INTERNES, SOL TRIPHASIQUE	11
I.4.2. ECOULEMENTS LENTS INTERNES, SOL DIPHASIQUE	12
I.4.2. ECOULEMENTS INTERNES LOCALEMENT RAPIDES	12
I.4.3. ECOULEMENTS DE SURFACE	12
I.5. LES ECOULEMENTS DANS LES BARRAGES EN TERRE	12
I.5.1. LA LIGNE DE SATURATION DU MASSIF DU BARRAGE	13
I.5.2. LA PRESSION DE L'EAU INTERSTITIELLE DANS LE MASSIF	13
I.5.3. LE DEBIT DE FUITE DU AUX INFILTRATIONS	13
I.6. LA PERMEABILITE	14
I.7. LA CHARGE HYDRAULIQUE	15
I.8. LOI DE DARCY	16
I.8.1. EXPERIENCE DE DARCY	16
I.8.2. MESURE DE LA PERMEABILITE	18
I.9. LES INFILTRATIONS	19
I.9.1. FACTEUR INFLUENÇANT L'INFILTRATION	21
I.9.2. COMPREHENSION DES INFILTRATIONS DANS LES BARRAGES EN REMBLAIS	22
I.9.3. EFFETS DES INFILTRATIONS SUR LA STABILITE DES BARRAGES EN TERRE	23
I.10. L'EROSION DANS LES BARRAGES EN TERRE	24
I.10.1. LA BOULANCE	26
I.10.2. L'ENTRAINEMENT	26
I.10.3. DISSOLUTION	27
	XV

I.10.4. DEFLOCTULATION	27
I.10.5. DEBOURRAGE	27
I.10.6. EXSOLUTION	28
I.10.7. L'ÉROSION REGRESSIVE	28
I.10.8. LA SUFFUSION	29
I.11. LUTTE CONTRE L'ÉROSION	30
I.12. METHODES DE CONTROLE DES INFILTRATIONS	31
I.13. PIEZOMETRIE ET PRESSION INTERSTITIELLE	33
I.14. MAITRISE DES INFILTRATIONS DANS LE BARRAGE EN TERRE	33
I.14.1. TRAITEMENT DU NOYAU	33
I.14.2. ÉTANCHEIFICATION DES SURFACES D'AMONT ET D'AVANT	34
I.14.3. BARRIERES D'ÉTANCHEITE	36
I.14.4. UTILISATION DES DRAINS ET FILTRES	36
I.15. ÉTANCHEITE DES FONDATIONS DES BARRAGES EN TERRE	37
I.15.1. UTILISATION DE TAPIS D'ÉTANCHEITE EN AMONT	38
I.15.2. UTILISATION DE CLES D'ÉTANCHEITE	38
I.15.3. UTILISATION DE RIDEAUX D'INJECTION	39
I.15.4. CONSTRUCTION DE PAROIS MOULEES	40
I.15.5. MAITRISE DES INFILTRATIONS PAR LES METHODES D'ANALYSE ET D'ÉVALUATION	41
I.16. CONCLUSION	45
CHAPITRE II	46
SYNTHESE SUR LES MODELES NUMERIQUES POUR LA PREDICTION DU COMPORTEMENT DES BARRAGES	46
I.1. INTRODUCTION	47
II.2. AUSCULTATION DES BARRAGES EN REMBLAI	47
II.2.1. CONCEPTS DE SURVEILLANCE	48
II.2.2. DISPOSITIFS ET INSTRUMENTS	49
II.2.3. EXPLOITATION ET INTERPRETATION DES MESURES D'AUSCULTATION	51
II.3. METHODES GENERALES D'OPTIMISATION EN GEOTECHNIQUE	55
II.4. LES METHODES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE ET LES METHODES STATISTIQUES UTILISEES DANS L'ANALYSE DE LA SURVEILLANCE DES BARRAGES	55
II.4.1. MODELES STATISTIQUES	55
II.4.2. APPRENTISSAGE DE LA MACHINE (MACHINE LEARNING)	57
II.4.3. METHODES DETERMINISTES	59
II.4.4. METHODES HYBRIDES	60
II.5. INTELLIGENCE ARTIFICIELLE POUR LA PREDICTION DES INFILTRATIONS DANS UN BARRAGE EN REMBLAI	60
II.5.1. RESEAUX NEURONES ARTIFICIELS	62
II.5.2. ALGORITHME GENETIQUE	74
II.5.3. HYBRIDATION DES RNA ET AG	76
II.5.4. LA PROGRAMMATION GENETIQUE	77
II.6. CONCLUSION	78

CHAPITRE III	79
APPROCHE METHODOLOGIQUE POUR LA PREDICTION DU COMPORTEMENT HYDRAULIQUE DES BARRAGES EN TERRE	79
CAS DE LA PIEZOMETRIE DU BARRAGE EL IZDIHAR	79
III.1. INTRODUCTION	80
III.2. ROLE DU SUIVI PIEZOMETRIQUE DANS LA SECURITE DES BARRAGES EN TERRE	80
III.2.1. PARAMETRES D'INFILTRATIONS MENAÇANT LA SECURITE DES BARRAGES EN TERRE	80
III.2.2. ENJEUX SECURITAIRES LIES AU SUIVI DE LA PIEZOMETRIE DANS LES BARRAGES EN TERRE	81
III.3. PRESENTATION DU BARRAGE – CAS D'ETUDE	83
III.4. HISTORIQUE DE LA REALISATION DU BARRAGE	83
III.5. DESCRIPTION DU BARRAGE ET DE SON ENVIRONNEMENT	84
III.6. LES OUVRAGES ANNEXES DU BARRAGE EL IZDIHAR	86
III.6.1. DISPOSITIF D'EVACUATION DES CRUES	86
III.6.2. STRUCTURES DE PRISE D'EAU	86
III.6.3. VIDANGE DE FOND	86
III.6.4. STATIONS DE TRAITEMENT	86
III.7. CARACTERISATION DES MATERIAUX DE REMBLAI	87
III.8. AUSCULTATION DANS LE BARRAGE EL IZDIHAR	87
III.9. OBJECTIFS ET CONSISTANCE DES TRAVAUX DE RECHERCHE	89
III.9.1. OPPORTUNITE DE LA RECHERCHE	89
III.9.2. OUTILS ET DEMARCHE D'ANALYSE ET DE PREDICTION DE LA PIEZOMETRIE	90
III.10. CONCLUSION	100
CHAPITRE IV : MODELISATION ET ANALYSES PREDICTIVES DES NIVEAUX PIEZOMETRIQUES DANS LE BARRAGE EL IZDIHAR	102
IV.1. INTRODUCTION	103
IV.2. LA PIEZOMETRIE ET SA RELATION AVEC LA SECURITE DU BARRAGE	104
IV.3. ÉVALUATION DE LA PIEZOMETRIE DANS LE BARRAGE EL IZDIHAR	105
IV.3.1. COLLECTE DE DONNEES ET METHODES D'AUSCULTATION	105
IV.3.1. APPROCHE ET OUTILS ADOPTES	110
IV.3.3 DEPOUILLEMENT ET PRETRAITEMENT DES DONNEES	110
IV.4. MODELISATION PAR RESEAUX DE NEURONES A RETRO- PROPAGATION (BACK PROPAGATION NEURAL NETWORK BPNN)	111
IV.5. MODELISATION PAR LA METHODE REGRESSION NON LINEAIRE	112
IV.6. EVALUATION DE LA PERFORMANCE DES MODELES	112
IV.7. COMPARAISON ET ANALYSE DES RESULTATS	115
IV.7.1. PROFIL PIEZOMETRIQUE P09	118
IV.7.2. PROFIL PIEZOMETRIQUE P11	118
IV.7.3. PROFIL PIEZOMETRIQUE P15	118
IV.8. PREDICTION DES NIVEAUX PIEZOMETRIQUES DANS LES FONDATIONS DU BARRAGE EL IZDIHAR – ANALYSE COMPARATIVE	123
IV.9. METHODOLOGIE	124

IV.10. CRITERE DE PERFORMANCE	124
IV.11. COMPARAISON ET ANALYSES DES RESULTATS	126
IV.11.1. MODELISATION ET PREDICTION PAR L'ANALYSE DE REGRESSION MULTIPLE	126
IV.11.2. MODELISATION ET PREDICTION PAR PROGRAMMATION GENETIQUE	128
IV.11.3. MODELISATION ET PREDICTION PAR L'ANALYSE DE RESEAU NEURONE ARTIFICIEL	131
IV.11.4. COMPARAISON DES TROIS METHODES	135
IV.12. CONCLUSION	136
CHAPITRE V MODELISATION HYBRIDE POUR LA PREDICTION DE LA PIEZOMETRIE DANS LE BARRAGE EL IZDIHAR	138
V.1. INTRODUCTION	139
VI.2. MODELISATION PAR LA METHODE DES ELEMENTS FINIS	139
V.2.1. OUTIL DE MODELISATION	140
V.2.2. PROCESSUS DE MODELISATION	142
V.3. PARAMETRES D'ECOULEMENT	144
V.3.1. DEVELOPPEMENT DES PARAMETRES D'ECOULEMENT AVEC LA COTE DE LA RETENUE NORMALE DU BARRAGE	144
V.3.2. COMPARAISON AVEC LES DONNEES D'AUSCULTATION	145
V.4. CONTRIBUTION DES RESEAUX NEURONES ARTIFICIELS ET DE L'ALGORITHME GENETIQUE	148
V.5. PREVISION DES NIVEAUX PIEZOMETRIQUES A L'AIDE DE LA RETRO-PROPAGATION (BPNN) ET DE L'ALGORITHME GENETIQUE (GA)	148
V.6. MODELE BPNN	149
V.7. MODELE BPNN-GA	150
V.8. PERFORMANCE DU MODELE	152
V.8.1. CRITERES DE SECURITE	152
V.8.2. ERREUR QUADRATIQUE MOYENNE (MSE)	153
V.8.3. ERREUR MOYENNE ABSOLUE (MAPE)	153
V.8.4. ERREUR ABSOLUE MOYENNE (MAE)	153
V.9. ANALYSE DES RESULTATS DE LA MODELISATION HYBRIDE POUR DIFFERENTS NIVEAUX PIEZOMETRIQUES	153
V.10. COMPARAISON DES PERFORMANCES DE LA MODELISATION HYBRIDE AVEC SEEP/W	158
V.11. EXPLORATION DU COMPORTEMENT DU BARRAGE A TRAVERS LA COMBINAISON DES RESULTATS DE LA MODELISATION, DES MESURES D'AUSCULTATION ET DES MODELES BPNN ET GA	158
V.12. CONCLUSION	162
CONCLUSION GENERALE	163
CONCLUSION GENERALE	164
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES	166
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES	167

Introduction générale

Introduction générale

Les barrages en remblai comptent parmi les ouvrages de génie civil les plus anciens. Actuellement, ce type d'ouvrage représente un important pourcentage des barrages construits dans le monde. Son évolution a fortement été dépendante de l'expérience acquise, du perfectionnement des moyens de mise en œuvre des matériaux, ainsi que du développement de la mécanique des sols et des moyens d'analyse.

Quel que soit le type de barrage et qu'il soit en projet, en construction ou en exploitation, un problème permanent est posé : celui de sa sécurité. Tout barrage, qu'il soit en terre ou en enrochement, doit offrir, les meilleures garanties de sécurité et de stabilité, aussi bien lors de la construction que pendant la vie utile de la retenue. A cette fin, il faut que les critères de sécurité soient dûment pris en compte tant au cours de l'étude, de la réalisation et en phase d'exploitation.

A l'heure actuelle, la cinétique des phénomènes affectant les barrages est encore, de manière générale, mal connue. Ceci pose un problème conséquent pour la prédiction du comportement des barrages, et en particulier de leur sécurité, à différents pas de temps.

L'analyse du comportement des barrages englobe deux aspects liés, d'une part, au comportement mécanique, et d'autre part, au comportement hydraulique. Ce dernier est placé au cœur des préoccupations en vue de l'influence des charges d'eau dans le réservoir sur le corps et les fondations du barrage. Le comportement hydraulique concerne l'évolution du plan d'eau, la piézométrie dans différentes zones, les pressions interstitielles et totales et les débits de fuite et de drainage. Par ailleurs, 45 % des accidents de barrages étaient directement causés par les infiltrations, et dans 15 % des cas, les infiltrations ont été reconnues comme des causes indirectes[1].

Parmi tous ces paramètres, le suivi de la piézométrie et des pressions interstitielles constitue les défis majeurs pour les concepteurs et les exploitants des barrages, notamment ceux en terre.

La surveillance des barrages revêt un caractère essentiel puisque la rupture de ces ouvrages est susceptible d'entraîner des conséquences économiques et humaines dramatiques. Le contrôle de la sécurité consiste à détecter et à maîtriser les mécanismes de dégradation pouvant entraîner la rupture de l'ouvrage.

INTRODUCTION GENERALE

Les analyses des données de surveillance du barrage sont ensuite comparées au comportement du barrage, souvent déduit d'études de modélisation. La modélisation est la référence à laquelle est comparé le comportement des barrages en exploitation. Elle permet de vérifier certaines hypothèses de conception et de valider les résultats liés au comportement réel du barrage. La forte interaction développée entre l'auscultation et la modélisation lors du projet, de la construction et des premières années d'exploitation d'un barrage, peut se poursuivre tout au long de la vie de l'ouvrage. L'analyse des données de surveillance et les résultats de la modélisation sont interactifs et complémentaires. Ils apportent une nouvelle référence de normalité sur le comportement du barrage et participent ainsi à son diagnostic

D'un autre côté, les données d'auscultation sont traitées par des modèles d'analyse statistique afin de décrire le comportement de la structure. L'objectif de ces modèles est de détecter les premiers signes d'un comportement anormal afin de prendre des mesures correctives lorsque cela est nécessaire. En raison du caractère unique de chaque structure, les modèles comportementaux doivent s'adapter aux caractéristiques non linéaires. C'est notamment le cas des niveaux piézométriques. Dans ce cas, les modèles linéaires classiquement utilisés par les ingénieurs présentent certaines limitations lorsqu'il s'agit de modéliser des relations complexes entre les variables. Ces limitations peuvent inclure une sous-performance lorsque les données ont des interactions non linéaires ou des corrélations complexes. En revanche, les algorithmes d'apprentissage automatique offrent une approche plus flexible et sophistiquée pour modéliser ces relations, en apprenant à partir des données et en découvrant des modèles sous-jacents plus complexes.

Les mesures d'auscultation des barrages suivent des évolutions dictées par plusieurs phénomènes réversibles et irréversibles. Néanmoins, certaines limitations du traitement déterministe de ces données d'auscultation ont été prouvées. Ces méthodes, en supposant que les phénomènes sont indépendants et suivent des lois prédéfinies, peuvent négliger des interactions complexes et des évolutions imprévues

De nouvelles approches basées sur l'utilisation des méthodes numériques avancées, des systèmes d'apprentissage et réseaux de neurones va s'affranchir de ces inconvénients. Ces aspects liés à la prédiction du comportement des barrages par des méthodes avancées, en particulier en ce qui concerne les paramètres liés aux infiltrations, constituent des outils puissants pour l'analyse et la prédiction du comportement de ces ouvrages particuliers.

INTRODUCTION GENERALE

En considérant un cas réel d'un barrage en terre zoné, en l'occurrence le barrage El Izdihar, au nord ouest de l'Algérie, nous envisageons, dans ces travaux de recherche, d'implémenter les méthodes avancées de modélisation et de prédiction pour l'analyse de la piézométrie au niveau du barrage.

Le choix du cas d'étude a été principalement motivé par les pathologies enregistrées lors de sa mise en eau. En effet, des sources ont été enregistrées à l'aval du barrage, en plus des niveaux piézométriques élevés par rapport aux prévisions du projet. Il est important de noter que ces données spécifiques étaient les seules disponibles pour l'étude, en raison de la confidentialité entourant les données complètes du barrage.

C'est dans ce contexte que les méthodes de modélisation numérique, telles que la méthode des éléments finis (MEF), ont été adaptées pour l'analyse du comportement hydraulique du barrage. De plus, l'intelligence artificielle, en particulier les réseaux neuronaux artificiels (RNA), la programmation génétique (GP) et l'algorithme génétique (AG), a bénéficié d'une importance dans la présente recherche, offrant ainsi de nouvelles perspectives pour la prédiction du comportement, notamment en ce qui concerne les niveaux piézométriques. De multiples investigations ont été entreprises dans les travaux de recherche et relatives aux alternatives ci-dessous :

- RNA en combinaison avec la régression non linéaire,
- RNA en association avec l'GP et l'analyse de régression multiple,
- RNA seul en comparaison avec le RNA entraîné par l'AG et la MEF.

Le travail de recherche, proprement dit, devait impérativement être précédé, à l'amont, par une contribution bibliographique ciblant les volets relatifs à la caractérisation des infiltrations dans le corps et les fondations des barrages ainsi qu'une synthèse sur une variété des méthodes et modèles s'intégrant dans la prédiction du comportement des barrages. Un effort important et un temps appréciable ont été également alloués à l'exploration de l'état de l'art lié à la thématique de recherche.

Sur le plan de la structure de la thèse, et afin d'assurer, à la fois, une cohérence des différentes sections et une adéquation avec ses objectifs assainis, la rédaction a suivi, chronologiquement, les chapitres ci-dessous :

- Chapitre I : Les infiltrations dans le corps et les fondations des barrages en remblai
- Chapitre II : Synthèse sur les modèles numériques pour la prédiction du comportement des barrages

INTRODUCTION GENERALE

- Chapitre III : Approche méthodologique pour la prédiction du comportement hydraulique des barrages en terre, cas de la piézométrie du barrage El Izdihar
- Chapitre IV : Modélisation et analyses prédictives des niveaux piézométriques dans le barrage
- Chapitre V : Modélisation hybride pour la prédiction de la piézométrie dans le barrage El Izdihar.

Chapitre I

Les infiltrations dans le corps et les fondations des barrages en remblai

I.1. Introduction

Le barrage en terre est le seul qui convient à une fondation non rocheuse, il présente l'avantage de pouvoir être adapté à peu près à n'importe quelle fondation, et de pouvoir être réalisé avec une très grande variété de sols. L'inconvénient majeur du barrage en terre est l'infiltration à travers le massif et ses fondations.

Sur le plan technique, la conception d'un barrage en terre répond à deux exigences principales : l'étanchéité et la stabilité de l'ouvrage. La stabilité de l'ouvrage dans les différents cas de sollicitations qui lui sont imposés et dont le paramètre prépondérant est la pression de l'eau. Ce phénomène est dû à des charges hydrauliques appliquées dans les interstices des matériaux du barrage et sa fondation. Les infiltrations qui peuvent se produire à travers les barrages en terre doivent être étudiées sous deux angles différents :

- D'une part, elles peuvent mettre en jeu la sécurité de l'ouvrage et compromettre sa stabilité si certaines précautions ne sont prises contre les risques qu'entraînent les renards et les pressions de filtration,

- D'autre part, elles sont pour conséquences des pertes d'eau dont il faut réduire le volume à une valeur déterminée dépendant de l'économie générale du projet.

Les infiltrations qui se produisent à travers le barrage sont responsables de plus de 35% des accidents survenus aux barrages en terre[1]. Elles sont, en effet, la cause de deux phénomènes différents :

- Elles peuvent entraîner des particules de terre en émergeant avec une vitesse suffisante au pied du barrage ou en un point quelconque de son talus aval, cet entraînement de matériau peut s'accroître jusqu'à former un tunnel s'érodant progressivement vers l'amont, ce phénomène d'érosion régressive constitue le phénomène de renard proprement dit.

- Elles peuvent soulever, par l'effet de la pression hydrostatique interne, une masse de terre plus ou moins importante à l'aval du barrage et ruiner l'ouvrage par sous-pression. Pour intercepter les infiltrations dans le massif des barrages en terre, nous disposons habituellement dans des zones bien définies, de dispositifs permettant la maîtrise et la canalisation des écoulements par un ensemble filtres-drains.

Les drains jouent un rôle considérable dans la sécurité des barrages en terre, ils permettent de réduire les risques de sous pression, et possèdent de très nombreuses fonctions complémentaires : ils sont destinés à rabattre la ligne de saturation en vue

d'éviter son émergence sur le talus aval, ce qui pourrait être l'amorce d'un renard. Le talus aval n'étant pas saturé, sa stabilité est ainsi accrue.

Malgré la position optimale choisie du drainage pour diminuer les pressions interstitielles et optimiser les fuites à travers le corps du barrage, le problème ne sera pas résolu. Donc, nous cherchons l'organe le plus étanche et économique qui assure l'étanchéité totale du barrage, qui permet le stockage de l'eau dans les conditions de service du projet particulier et éviter le problème de pressions.

Il existe plusieurs organes d'étanchéité tels que: noyau en terre, noyau en béton bitumineux, masque en béton bitumineux, masque en béton armé, écran interne en béton bitumineux et paroi moulée en béton ou en béton armé. Le choix de l'organe est peut être l'un des éléments les plus importants du processus de conception et de construction des barrages en terre, car il peut influencer l'étude, le calcul et l'économie du barrage. La conception des dispositifs de drainage est également une préoccupation majeure en vue de leur rôle important pour la sécurité de l'aménagement.

I.2. Barrage en remblai

Les barrages en remblai remontent aux premières civilisations, ils sont sans conteste le type de barrage le plus ancien. De plus, une variété de fondations peut être utilisée avec ce type de barrage.

Le registre mondial est largement reconnu comme la meilleure base de données sur le barrage dans le monde. Selon les statistiques relatives au registre de la commission internationale des grands barrages CIGB, les figures I.1 et I.2 illustrent respectivement des vocations singulières et multiples, la répartition du parc mondial en fonction du type de barrages, [2].

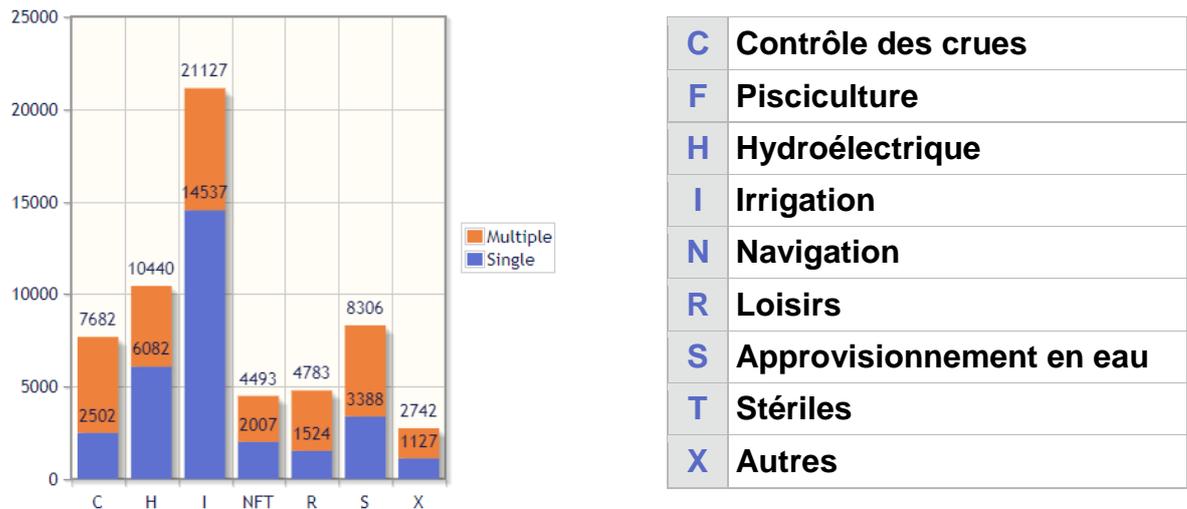


Figure I.1: Nombre et rôle des barrages enregistrés[2]

Les barrages en remblai sont majoritaires avec près de 67% du total des barrages enregistrés. Il s'agit évidemment du type de barrage le plus ancien et il demeure des traces ou des barrages en remblai datant des civilisations les plus anciennes. De plus, ce type de barrage peut s'adapter avec beaucoup de types de fondations. Le barrage de Nurek au Tadjikistan, en remblai, est le quatrième plus haut barrage du monde (300m de haut) [2].

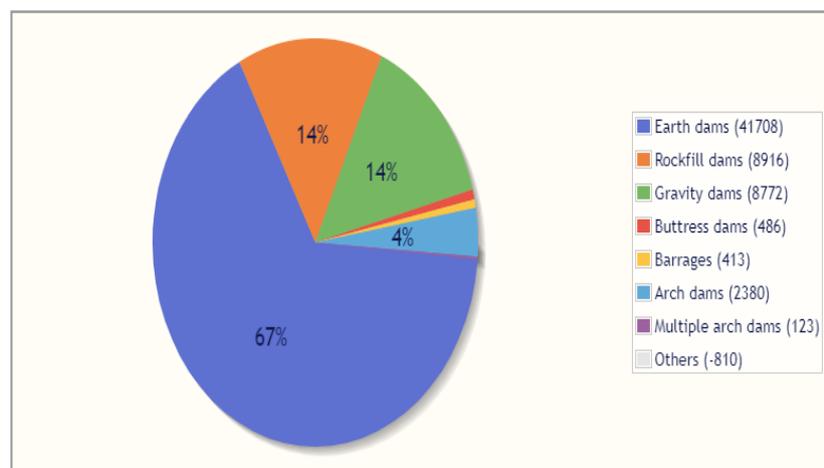


Figure I.2: Répartition du nombre de barrages en fonction de leur type [2]

I.2.1. Type des barrages en remblai

Il existe plusieurs types de barrages en remblai. Les conceptions ont des degrés variables de conservatisme intégré, généralement lié au degré de contrôle des infiltrations par l'intérieur du barrage par la mise en place de filtres et de drains, l'utilisation d'un enrochement à drainage libre dans le remblai et le contrôle des infiltrations dans les fondations par l'injection de coulis, et le drainage et la construction de coupures.

a) Barrages en terre homogène

Ces barrages sont constitués d'un remblai homogène en terre suffisamment imperméable pour retenir l'eau du réservoir créé par ce barrage [3]. Ce type d'ouvrage est très ancien, il est constitué de matériaux du type argile, argile sablonneuse, limons, sable limoneux, etc. Ce type de barrage est muni des systèmes de drainage horizontal, de pied ou cheminé (Figure I.3).

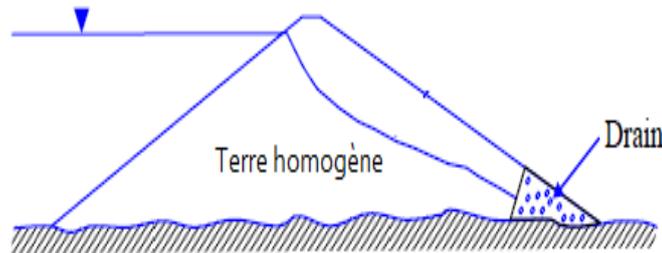


Figure I.3: Barrage en terre homogène [4]

b) Barrages zonés

Lorsque la perméabilité du sol d'emprunt principal est trop importante, la solution consiste à concevoir un barrage en remblai zoné, c'est à dire constitué de plusieurs matériaux repartis par zones dans le corps du barrage.

Différents matériaux sont utilisés dans ce type de barrage pour assurer les fonctions d'étanchéité et de stabilité (terre ou enrochement). Ces barrages sont généralement de petite taille [3]. Les recharges remplissent le rôle de stabilité. Ces massifs sont composés d'enrochements ou de terres plus grossières et sont plus poreux que le noyau. Ce dernier est entouré de couches filtrantes pour éviter l'apparition de problèmes d'érosion interne comme représenté sur la figure I.4 [5].

L'élément étanche ou très peu perméable, comme par un noyau en limon argileux peut dans certains cas être déplacé vers l'amont jusqu'à l'élimination complète du corps amont. On obtient la solution d'une digue à noyau incliné. Plus le noyau est incliné, plus la pente du parement amont est conditionnée par les propriétés mécaniques du matériau du noyau. Les surfaces potentielles de glissement traversent le noyau et la pente du parement amont est donc plus douce pour garantir la stabilité. La masse du corps d'appuis aval augmente également ce qui représente un certain atout pour le barrage.

La largeur en base du noyau est cependant fixée par les conditions d'érosion mécanique, fonction des gradients hydrauliques critiques du matériau de base du noyau. Ces gradients sont souvent calculés au niveau du pied aval du noyau.

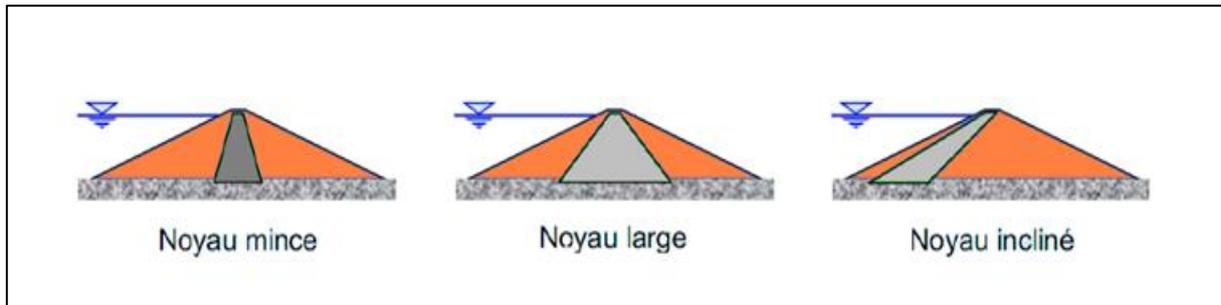


Figure I.4: Profils types d'un barrage en terre à noyau central [6]

c) Barrages en enrochement à masque amont

Les barrages en terre à masques (Figure I.5) ont des remblais perméables avec un écran imperméable appelé masque placé sur le parement amont. Le corps du barrage est construit avec un matériau quelconque pour autant qu'il soit peu déformable et pouvant assurer la stabilité au glissement de l'ensemble de l'ouvrage. Le masque qui assure l'étanchéité peut être en béton, en produits bitumineux ou en géomembrane. La présence de ce masque sur le parement amont présente un double avantage, il permet de procéder à des réparations en cas de dégradation du masque et permet aussi d'exécuter des vidanges rapides sans risque de glissements. L'organe d'étanchéité peut cependant être remplacé dans certains cas par un diaphragme interne en béton [3].



Figure I.5: Barrage en enrochement à masque amont ou central [6]

I.3. Les écoulements, contexte général

Le mouvement de l'eau dans le sol est appelé écoulement dans un milieu poreux. On peut ajouter à cette distinction les écoulements dans les canaux ou les rivières, qui font appel à des concepts hydrologiques [7].

Il convient de souligner que, outre cette différenciation simple, les écoulements peuvent également être divisés en fonction du contexte dans lequel ils sont utilisés. Nous ne pouvons plus parler d'un seul type d'écoulement, mais d'écoulements en raison de la variété de ses formes. Tout d'abord, nous pouvons séparer les écoulements souterrains plus rapides des flux souterrains plus lents. L'écoulement de surface (mouvement de l'eau à la surface du sol) et l'écoulement souterrain sont deux types d'écoulement qui atteignent rapidement les sorties pour créer des crues, ils représentent le mouvement de l'eau dans les premiers horizons du sol (Figure I.6).

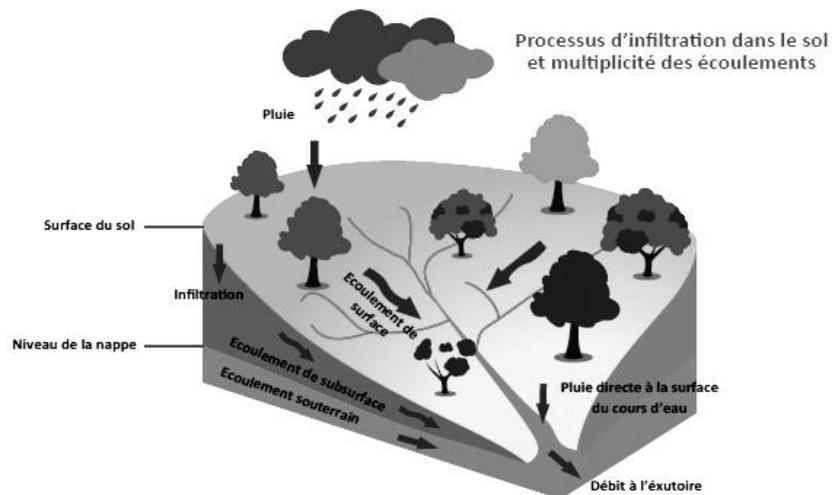


Figure I.6: Processus d'infiltration dans le sol et multiplicités des écoulements [8]

I.4. Les types d'écoulement

I.4.1. Ecoulements et succion

La succion (différence de pression entre l'eau et l'air) et le degré de saturation (volume d'eau dans les pores du sol / volume des pores du sol) sont les quantités qui déterminent l'influence de l'eau lorsque le sol n'est pas saturé, c'est-à-dire lorsque l'espace poral comprend à la fois de l'eau et de l'air. Une loi du type Darcy décrit adéquatement la façon dont l'eau et l'air s'écoulent. L'eau (saturation) augmente le poids volumique, ce qui accroît les forces gravitationnelles en jeu [9].

D'un autre côté, cette saturation peut entraîner une réduction de la rigidité et de la résistance. Des combinaisons d'événements mécaniques et physico-chimiques conduisent à cette diminution [10].

I.4.2. Ecoulements lents internes, sol diphasique eau et solide

Les écoulements lents obéissent à la loi de Darcy lorsque le sol est saturé par un fluide compressible (eau et bulles d'air) ou incompressible (eau). La pression interstitielle, qui soulève la matrice solide et abaisse les contraintes effectives (confinement), et par conséquent les activités de résistance, est la quantité qui régit l'influence de l'eau dans cette situation.

Des glissements de terrain et des instabilités peuvent en résulter. La géomécanique et la mécanique classique des sols sont pertinentes pour ces processus. Bien que la poussée d'Archimède soit connue depuis plus de deux mille ans, elle n'a été prise en compte que récemment à travers le concept de contrainte effective formulé par Terzaghi [9].

I.4.3. Ecoulements internes localement rapides

Il est possible que la vitesse d'écoulement devienne localement importante (supérieure à la perméabilité) à la suite d'événements physico-chimiques (défloculation, dissolution), d'une configuration locale spécifique (trou, contact entre deux matériaux), ou même simplement du vieillissement[9].

I.4.4. Ecoulements de surface

L'écoulement peut être superficiel. À titre d'illustration, considérons la situation où un ouvrage déborde après une crue, entraînant un bref écoulement de surface libre sur la crête et la pente aval de l'ouvrage. La vitesse d'écoulement et la contrainte de cisaillement du fluide, qui sépare et entraîne les grains dans le cas d'un sol non cohésif ou les mottes dans le cas d'un sol cohésif, sont les variables qui déterminent l'influence de l'eau. Une brèche peut résulter de cette érosion hydraulique des phénomènes de surface ou extérieurs [9].

I.5. Les écoulements dans les barrages en terre

Les théories de l'écoulement en milieu poreux qui font référence à la loi de Darcy constituent le fondement de l'étude des écoulements dans les barrages en terre.

La perméabilité dans un barrage en terre existe toujours, même si les pertes d'eau par infiltration sont faibles et pour caractériser ces infiltrations, il est impératif d'évaluer les éléments suivants :

I.5.1. La ligne de saturation du massif du barrage

Elle est en pratique confondue avec la ligne le long de laquelle la pression hydrostatique de l'eau au sein du massif est nulle. Cette dernière est appelée ligne phréatique et représente le niveau de la surface libre dans le corps du barrage ou plus exactement elle représente la limite entre la partie sèche/humide et la partie saturée d'eau du barrage. La bonne connaissance de cette ligne est capitale pour pouvoir effectuer les calculs de stabilité de la digue.

I.5.2. La pression de l'eau interstitielle dans le massif

Elle peut être déterminée à partir d'un réseau de lignes équipotentielles, c'est-à-dire de lignes reliant les points d'égal potentiel hydraulique au sein du barrage et des fondations. Une augmentation de cette pression peut être dangereuse pour la stabilité, elle peut être notamment la cause d'apparition de renards dans la partie amont du barrage.

I.5.3. Le débit de fuite dû aux infiltrations

Ce paramètre peut s'obtenir à partir du réseau de lignes de courant, orthogonales aux équipotentielles. Ces lignes de courant représentent théoriquement la trajectoire de l'eau à travers le barrage. Si ce débit est trop important, le barrage ne fait pas son office, il faut alors augmenter la taille des parties imperméables du corps de digue. La connaissance des débits permet aussi de dimensionner les systèmes drainant du barrage.

La détermination de ces trois paramètres se fait de diverses manières plus ou moins compliquées selon le besoin. On peut soit faire des résolutions analytiques complètes, soit des simulations numériques, ou soit utiliser des méthodes simplifiées telles que la méthode de KOZENY qui utilise des approximations et des propriétés graphiques du réseau d'écoulement.

Pour optimiser la forme d'un barrage, la simple connaissance des infiltrations ne suffit pas, il faut ajouter une étude de stabilité qui permet de dire si les systèmes choisis pour lutter contre les infiltrations sont suffisants et ne détériorent pas la stabilité.

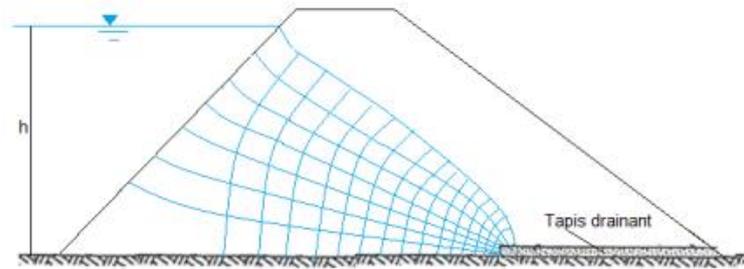


Figure I.7: Réseau d'écoulement dans un barrage homogène

Pour un massif homogène semi-Infini, Dupuit montre que la ligne d'écoulement est parabolique.

Dans le cas d'un écoulement permanent dans un barrage en terre homogène construit sur un sol imperméable, Kozeny montre que les lignes phréatiques sont très proches de la parabole de Dupuit dont le foyer est un pied aval de la digue. Casagrande précise que la parabole coupe à l'amont la cote de retenue h (par rapport à la fondation) à une distance égale à 0.3 fois la projection horizontale de la longueur mouillée du parement amont (figure I.8).

La véritable ligne de saturation est perpendiculaire à la face (à la surface de l'eau), d'où elle s'étend rapidement vers la parabole [11].

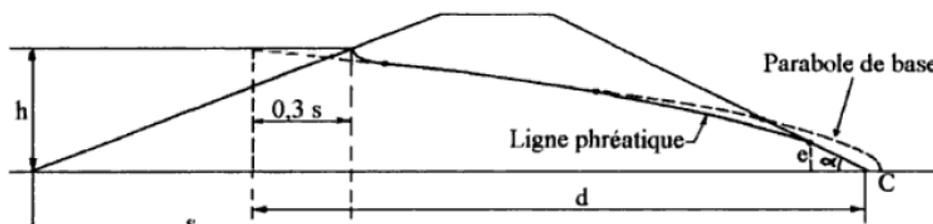


Figure I.8: Parabole de Kozeny

I.6. La perméabilité

La perméabilité est une caractéristique physique qui représente la facilité avec laquelle un matériau permet le transfert de fluide à travers un réseau connecté. La loi de Darcy permet de relier un débit à un gradient de pression appliqué au fluide grâce à un paramètre caractéristique du milieu traversé : La perméabilité k .

Ce paramètre est essentielle pour quantifier le transfert de fluide à travers un matériau, trouve une application significative dans l'évaluation des réservoirs où la perméabilité relative caractérise le comportement macroscopique de l'écoulement multiphasique des

milieux poreux, suscitant ainsi un vif intérêt dans divers domaines tels que le génie pétrolier, l'hydrologie, la chimie et le génie chimique [12].

I.7. La charge hydraulique

L'état énergétique de l'eau est ce qui la caractérise dans un milieu poreux. La somme des forces qui agissent sur elle représente son potentiel énergétique total. La charge hydraulique en un point est, par définition :

$$h = u/\gamma_w + z + V^2/2g \quad (I.1)$$

Un gradient de charge hydraulique est ce qui provoque l'écoulement de l'eau. La hauteur de vitesse, la hauteur de pression et la hauteur d'élévation constituent la hauteur de chute hydraulique (également appelée hauteur totale).

Comparée à la hauteur de pression et à la hauteur d'élévation, la hauteur de vitesse dans un sol est insignifiante, et l'expression de la hauteur totale est donc la suivante. D'où :

$$h = \frac{u}{\gamma_w} + z \quad (I.2)$$

h: hauteur de charge totale

u: pression de l'eau interstitielle

γ_w : poids volumique de l'eau et z : hauteur d'élévation au-dessus d'un plan arbitraire

Un fluide incompressible soumis simplement à la gravité a une charge hydraulique (ou potentiel énergétique total) qui est déterminée par la relation :

$$h = h_p + z \quad (I.3)$$

$$h_p = P/\rho_f \quad (I.4)$$

h_p est le potentiel matriciel ou de pression (m) avec p la pression de l'eau (Pa) et ρ_f la masse volumique du fluide (kgm^{-3}), et z est le potentiel gravitaire (m).

Les forces capillaires et d'absorption, induites par la matrice solide, attirent et lient la phase solide du sol, formant ainsi le potentiel de matrice ou de pression. Si ce potentiel de matrice dépasse la pression atmosphérique, il est défini comme positif ; s'il est inférieur, il est défini comme négatif. Dans le premier cas, le milieu est saturé ; dans le second, le milieu est non saturé.

Le niveau général du sol au-dessus du niveau moyen de la mer, comme les élévations topographiques, est généralement utilisé pour exprimer la charge hydraulique.

En hydrogéologie, les données réalisées dans les piézomètres sont utilisées pour calculer la charge hydraulique à un endroit spécifique du milieu poreux.

La "surface libre" d'une nappe libre, ou la limite (où la pression de l'eau est nulle) séparant le milieu poreux saturé du milieu poreux non saturé (Figure I.9), est définie par le niveau atteint dans le piézomètre[13].

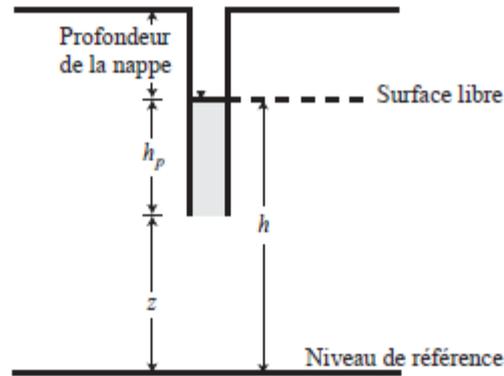


Figure I.9: Détermination de la charge hydraulique dans un piézomètre[13]

I.8. Loi de darcy

I.8.1. Expérience de darcy

Darcy montre en 1856 que la vitesse apparente d'écoulement de l'eau est proportionnelle au gradient hydraulique. Le coefficient de proportionnalité est la perméabilité à l'eau, ou conductivité hydraulique. En 1886, Forchheimer démontre que l'écoulement de l'eau en régime permanent suivant la loi de Darcy dérive d'un potentiel (conservation de la masse d'eau).

Cette description est issue de l'hydraulique n'est valable que pour un fluide incompressible et chimiquement inerte en écoulement laminaire à travers un sol indéformable[9]. La loi de Darcy peut être utilisée pour décrire l'écoulement de l'eau dans les sols, qu'ils soient saturés ou non saturés (Richards, 1931). D'après les travaux de Darcy exposés dans son livre [14] à la page 586, il a mené des expériences impliquant l'écoulement d'eau à travers une colonne de sable (figure I.10).

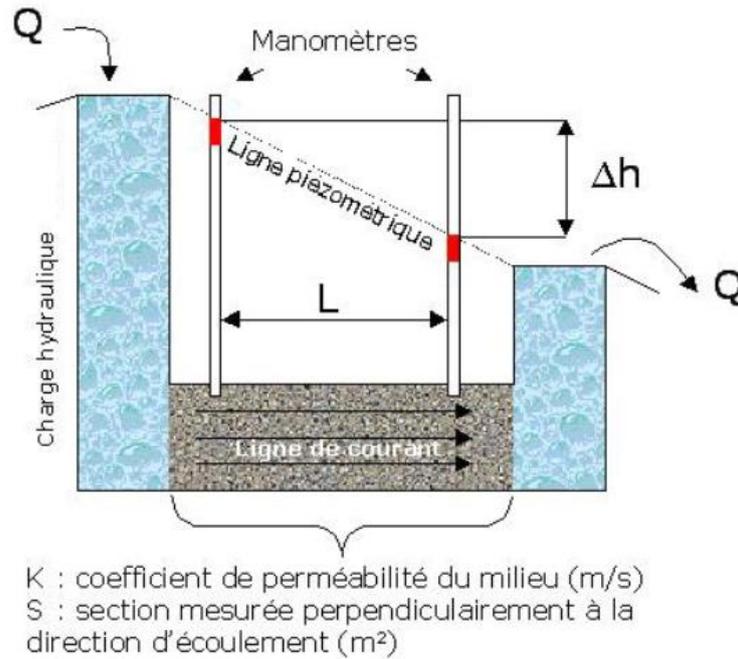


Figure I.10: Montage expérimental utilisé par Darcy pour déterminer sa loi [14]

Il a constaté que le débit était directement proportionnel à la différence de pression entre les orifices du tube de sable. De plus, le coefficient de proportionnalité dépendait du type de sable utilisé[15]. À partir de ces observations, il a formulé la loi suivante (Equation I.5):

$$q = k \frac{s}{e} (h_m + e) \quad (I.5)$$

Avec:

q: le débit d'eau

e: l'épaisseur de la couche de sable

s : l'aire de la section droite

h_m : taille de la maille

La loi de Darcy est une équation fondamentale en matière d'écoulement de fluides dans des milieux poreux, qui relie la vitesse d'un fluide qui s'écoule à travers un milieu poreux au gradient de pression qui entraîne cet écoulement.

Dans les milieux poreux anisotropes, la perméabilité du milieu peut varier dans différentes directions, ce qui peut entraîner des débits de fluide différents dans différentes directions[16].

Par la suite, la loi a été étendue pour englober des écoulements tridimensionnels et des milieux poreux anisotropes décrits à l'équation (I.6).

$$\vec{\vartheta}_D = -\frac{K}{\eta} \nabla P \quad (I.6)$$

Avec:

$\vec{\vartheta}_D$: la vitesse de Darcy, c'est-à-dire la vitesse moyenne sur la section

K : est le tenseur de perméabilité (m^2)

η : la viscosité dynamique (Pa.s)

P : la pression[15].

I.8.2. Mesure de la perméabilité

- Dans le cas de matériaux peu cohérents

L'expérience de Darcy consiste à mesurer un débit et un gradient de charge qui permettent de calculer une perméabilité. Cette expérience a été développée au départ pour des sables ou des matériaux peu cohérents.

L'échantillon est dans un tube de rayon R , et soumis à un gradient de charge dû à la différence de hauteur d'eau dans les deux réservoirs amont et aval, dont les niveaux sont maintenus constants ou variables en fonction du type de sol. Le sens d'écoulement est inverse au gradient de charge. Ce gradient de charge peut également être déterminé grâce à la mesure de la différence de hauteur d'eau (DH) dans deux tubes piézométriques distants de L (Figure I.11).

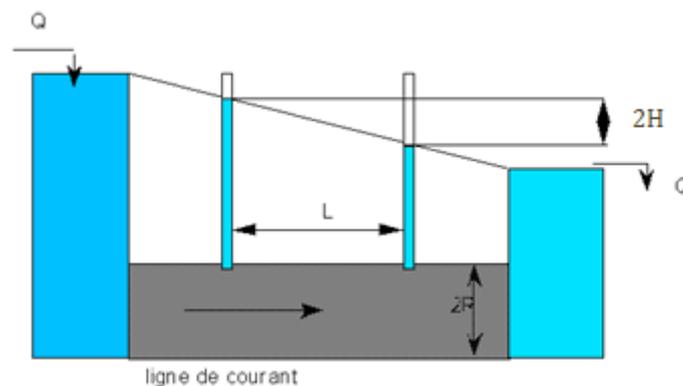


Figure I.11: Dispositif de mesure de perméabilité sur matériau peu cohérent

- Cas de matériaux peu consolidés et moins perméables

L'essai consiste à injecter un fluide sous pression (P_1) et à mesurer la pression (P_2) et le débit (Q) en sortie de l'éprouvette. Le gradient de pression est $(P_1 - P_2)/L$. Connaissant le rayon de l'éprouvette, il est facile de calculer la perméabilité (Figure I.12).

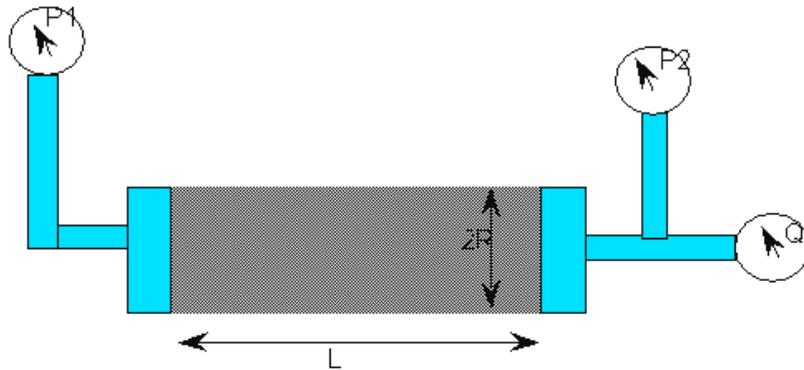


Figure I.12: Dispositif de mesure de perméabilité sur matériau consolidé

I.9. Les infiltrations

Sous l'effet de la gravité et de la pression, l'eau s'infiltré dans les couches superficielles du sol, puis s'écoule dans le sol et le sous-sol. Ce processus est appelé infiltration.

L'eau s'infiltré profondément dans le sol et finit par atteindre la nappe phréatique. La quantité ou le volume maximal d'eau qui peut s'infiltrer par unité de temps dans le sol dans les conditions spécifiées est utilisé pour déterminer le taux d'infiltration.

La recharge des réserves d'eau du sol, des eaux souterraines et des réserves aquifères nécessite l'infiltration. L'infiltration peut également réduire les taux de ruissellement en absorbant une partie des précipitations.

La construction d'un barrage entraîne l'infiltration d'eau à travers ses berges et le fond de la cuvette. Toutefois, la quantité d'eau infiltrée dépend des caractéristiques géologiques de la roche et de la profondeur du réservoir. Entre 1992 et 2002, l'Agence nationale des barrages et des transferts (ANBT) a mesuré un volume total de 75 millions de mètres cubes d'eau infiltrée sur 22 barrages, une quantité nettement supérieure à l'envasement estimé à 45 millions de mètres cubes sur 70 barrages[17]. Pour cela, la prédiction de l'infiltration et de le suintement dans le temps et l'espace, ainsi que la trajectoire conséquent de suintement à travers le barrage, revêtent une grande importance pour planifier et mettre en œuvre des mesures de stabilité correctives techniquement et économiquement viables [18].

Le phénomène des pertes d'eau dans un barrage est complexe, caractérisé par son instabilité, sa non-linéarité et son manque d'homogénéité. Pour comprendre ce mécanisme, il est essentiel de maîtriser les concepts d'hydraulique, d'hydrodynamique, d'érosion des sédiments et les aspects géotechniques qui peuvent survenir au niveau du barrage.

Les infiltrations d'eau sont influencées par divers facteurs, notamment la méthode de construction et l'état des remblais. Ces facteurs sont déterminés par le type de matériaux utilisés, leur degré de compaction, ainsi que les variations saisonnières qui surviennent au cours de la construction. De plus, l'augmentation des déformations est souvent le résultat de variations de contraintes entre différentes zones du barrage, des effets de fluage, des déformations de la fondation et des déformations causées par les pressions hydrostatiques dues au remplissage du réservoir.

Les infiltrations peuvent également découler de problèmes de stabilité au sein du barrage. Cela peut être dû à des écoulements présentant des gradients trop élevés ou critiques, à des pressions interstitielles excessives dans la structure, ou à des événements exceptionnels tels que le débordement de l'eau par-dessus la crête du barrage ou de son déversoir de crue. Comprendre et anticiper ces phénomènes est essentiel pour garantir la sécurité et la durabilité des barrages [19].

I.9.1. Facteur influençant l'infiltration

L'infiltration est conditionnée par différents facteurs regroupés dans l'organigramme (Figure I.13) :

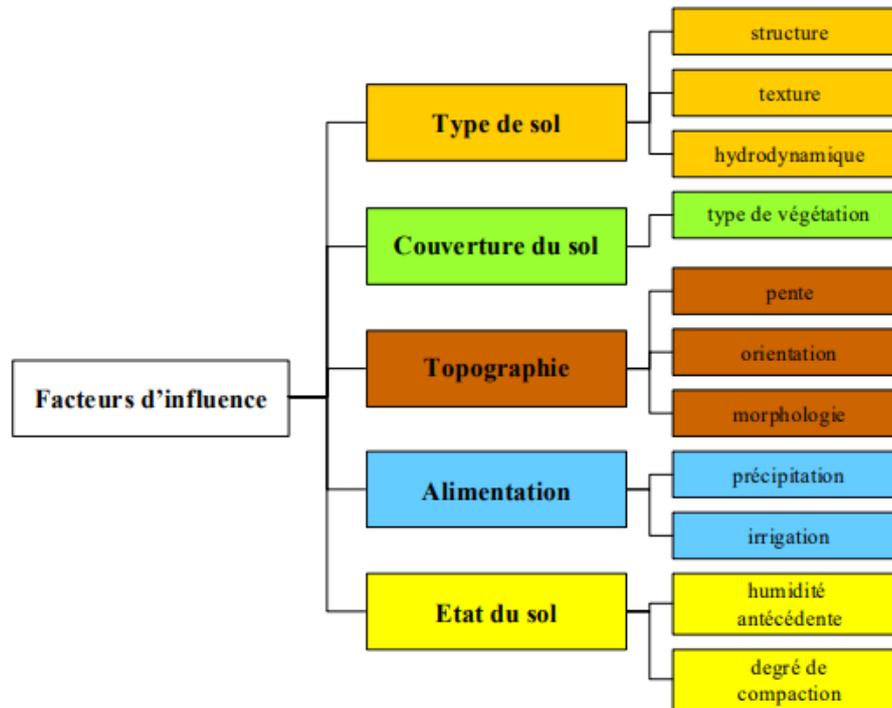


Figure I.13: Organigramme des facteurs influant sur l'infiltration.

Le type de sol : (structure, texture, porosité) Les forces capillaires et d'adsorption, qui conduisent aux forces de succion, lesquelles contribuent à leur tour à réguler partiellement l'infiltration, sont influencées par les propriétés de la matrice du sol.

La couverture du sol : En ralentissant l'écoulement de l'eau en surface et en prolongeant son temps de pénétration dans le sol, la végétation a une incidence favorable sur l'infiltration.

La topographie et la morphologie : Par exemple, la pente est préjudiciable à la végétation. Une forte pente favorise en effet le ruissellement au détriment de l'infiltration.

Le débit d'écoulement : représentant l'intensité des précipitations ou d'autres facteurs hydrologiques, exerce une influence significative sur le processus d'infiltration du sol.

La teneur en eau initial du sol : Comme les forces de succion sont également fonction de la teneur en eau du sol, l'humidité du sol joue un rôle important dans le régime d'infiltration. Selon que le sol est initialement sec ou humide, le régime d'infiltration varie dans le temps[7].

I.9.2.Compréhension des infiltrations dans les barrages en remblais

a) Analyse des infiltrations en amont :

Les points d'infiltration en amont, également désignés sous le nom de points d'entonnement, sont souvent difficiles à localiser. Lorsqu'un barrage en remblai présente des infiltrations nécessitant des réparations, les interventions visent généralement à bloquer les chemins d'écoulement plutôt qu'à traiter directement la cause sous-jacente. Cela peut impliquer des mesures telles que l'injection de coulis de ciment ou de résines ou la construction d'un rideau de palplanche. Parfois, des signes extérieurs peuvent indiquer la présence d'une infiltration, notamment la formation d'un tourbillon lorsque d'importantes quantités d'eau s'infiltreront localement dans la structure [20].

b) Analyse de l'infiltration dans le corps du barrage :

Dans le cas d'un ouvrage hydraulique homogène dépourvu d'une étanchéité en amont, les schémas d'écoulement à l'intérieur de la structure sont généralement bien compris. Une estimation du débit d'infiltration peut donc être obtenue relativement facilement. Cependant, il est important de noter que l'infiltration au sein de la digue peut affaiblir sa résistance mécanique ou compromettre son étanchéité en augmentant la perméabilité locale ou globale de l'ouvrage.

La diminution de la résistance mécanique peut résulter d'un mauvais compactage des matériaux, de l'absence ou de l'inadéquation d'un système de filtration approprié, ainsi que de l'utilisation de matériaux dispersifs tels que l'argile, le limon et le sable. L'augmentation de la perméabilité locale de la structure peut être attribuée à des problèmes d'étanchéité insuffisante liée à un choix inapproprié des matériaux, à des dommages causés par un tassement différentiel, ou à la fracturation hydraulique.

De plus, l'existence d'un chemin privilégié pour l'écoulement peut être favorisée par des fissures préexistantes ou des défauts géologiques dans la fondation[21].

c) Analyse des infiltrations en aval :

Dans le cas d'une infiltration significative, la présence d'une infiltration se manifeste en aval de la structure par des zones humides, des suintements, et parfois par des résurgences sur la surface aval de la structure ou au pied de la digue, généralement identifiables grâce à la présence d'une végétation hydrophile [20].

La mesure du débit permet de caractériser l'ampleur de l'infiltration. Lorsqu'il est possible de collecter l'eau infiltrée, deux techniques couramment utilisées sont les mesures basées sur la capacité et celles basées sur un seuil. Les mesures de débit basées sur la capacité consistent à remplir un volume d'eau dans un intervalle de temps donné pour évaluer le débit. Quant aux mesures de débit basées sur un seuil, elles impliquent la mesure de la hauteur d'eau au-dessus d'un seuil, ce qui est particulièrement utile pour les infiltrations localisées, car cette mesure est directement liée au débit.

Pour les infiltrations diffuses, des dispositifs de drainage sont généralement intégrés aux ouvrages pour collecter les eaux infiltrées. Les eaux collectées par ces drains sont ensuite acheminées vers des points de mesure où elles peuvent être évaluées. En ce qui concerne les digues, un canal de drainage, également connu sous le nom de contre-canal ou canal d'infiltration, est souvent construit en aval. Ce canal permet de recueillir les eaux infiltrées provenant de l'intérieur de la digue ainsi que celles transitant par les fondations[21].

I.9.3. Effets des infiltrations sur la stabilité des barrages en terre

Le mouvement de l'eau dans les sols est souvent un problème sérieux pour tout type d'ouvrage. L'infiltration est influencée par un certain nombre de variables, telles que la perméabilité du sol et le gradient de pression, qui sont essentiellement les effets combinés de la gravité et d'autres forces sur l'eau. En fonction de la structure et de la composition du sol, la perméabilité peut varier considérablement, ce qui fait que certains sols peuvent présenter les conditions favorables pour certaines utilisations et dévorables pour d'autres.

La plupart des barrages sont sujet à des infiltrations à travers ou autour de leurs l'environnement en raison du déplacement de l'eau dans la structure du barrage ou de ses fondations. Si les forces d'infiltration sont suffisamment importantes, le sol peut être érodé de l'environnement ou des fondations. Des infiltrations peuvent également se développer derrière ou dans les déversoirs ou les murs de tête en béton.

Les signes de ce type de problèmes pourraient être des fissures. La vitesse à laquelle l'eau se déplace dépend du type de sol dans l'environnement, de la façon dont il est compacté, et du nombre et de la taille des fissures et des vides dans l'environnement. La saturation des sols de l'environnement, de sa compacité et du nombre et de la taille des fissures qui se sont développées dans l'environnement. La saturation des sols de l'environnement et des fondations due à l'infiltration entraîne généralement une réduction de la résistance du sol, ce qui peut provoquer l'affaissement, le glissement ou l'instabilité[22].

Les conséquences des infiltrations peuvent avoir un impact significatif sur les performances actuelles et futures de ces ouvrages, parfois avec des résultats catastrophiques. De 1959 à 1987, trente accidents de barrage ont été enregistrés à l'échelle mondiale, entraînant la perte de 18 000 vies humaines. La défaillance ou l'indisponibilité de ces ouvrages peut avoir des répercussions majeures sur les intérêts économiques, vitaux et environnementaux, notamment la destruction de la faune et de la flore ainsi que la dégradation des sols agricoles. En 1959, le barrage de Malpasset, en France, a cédé en raison d'une rupture de la fondation due aux infiltrations d'eau, entraînant des dégâts estimés à deux milliards de francs de l'époque et la perte de 421 vies humaines[23].

I.10. L'érosion dans les barrages en terre

C'est le mode de l'érosion le plus dangereux car et s'il n'est pas endigué à temps, la rupture de l'ouvrage se produit en un laps de temps très court. Le terme français de «renard» évoque l'idée d'un trou de renard alors que son équivalent anglais « piping » traduit l'idée d'une conduite [24].

L'une des principales raisons de la défaillance des structures hydrauliques est l'érosion. Cette se développe selon plusieurs mécanismes à l'intérieur du corps du barrage ou de ses soubassements. Cette érosion crée généralement des canaux dans lesquels circule de l'eau. Ces canaux peuvent se développer en raison d'une construction défectueuse, d'un compactage insuffisant, de fissures développées dans le remblai en raison du tassement des fondations, de fissures de retrait ou des terriers d'animaux.

Les canalisations à travers les fondations sont dues parfois, lorsque des cavités ou des fissures hautement perméables ou des strates de gravier ou de sable grossier sont présentes dans la fondation du barrage. L'eau peut commencer à s'infiltrer à un taux énorme à travers elles. Cet écoulement concentré à gradient élevé peut éroder le sol.

Il en résulte une augmentation de l'écoulement de l'eau. Ce qui conduit à l'élargissement de ces canalisations et à leurs écroulements. Le barrage peut céder par tassement excessif.

La connaissance et l'étude de l'érosion hydraulique en laboratoire ont fait l'objet de nombreux projets de recherche au cours des dernières décennies. La séparation des particules et leur transit sont deux conditions préalables qui doivent être satisfaites[25].

Huit phénomènes de détachement des particules (boulonnage, suffusion, érosion régressive, déliantage, dissolution, dispersion, entraînement et exsolution) ainsi que deux types de transport (transport dans un conduit et transport dans l'espace poreux interparticulaire) ont été identifiés par Fry J. [26] en ce qui concerne l'érosion interne de la structure (Figure I.14).

On peut distinguer quatre phases de développement [27]: l'initiation, la filtration, la progression, la rupture par brèche. Le terme "initiation" fait référence à la sollicitation hydraulique dépassant un seuil d'érosion. La phase de filtration, qui représente les conditions limites, dépend de l'existence et de l'efficacité du filtre. La progression est le stade de la croissance érosive de l'ouvrage. La brèche est le stade final.

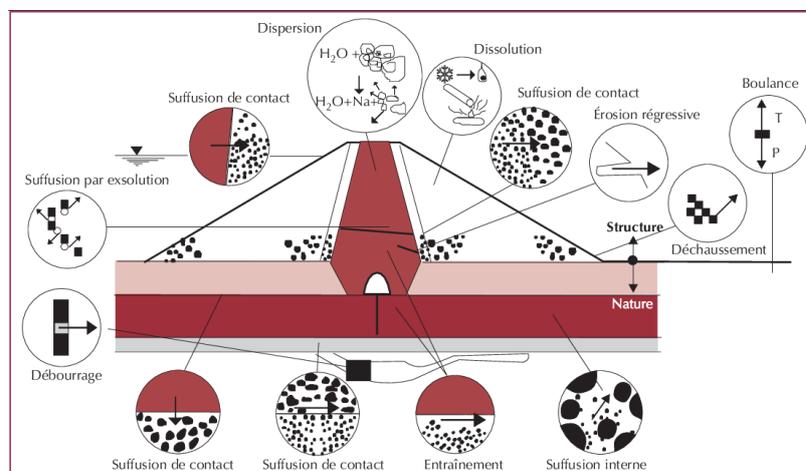


Figure I.14: Divers phénomènes initiateurs de l'érosion interne dans un barrage [28]

Les différentes formes de l'érosion sont citées dans la section qui suit.

I.10.1. La boullance

La boullance est l'état d'un volume de sol dans lequel les grains flottent dans une phase liquide continue sous l'action d'une pression d'eau qui annule la contrainte effective de sol (figure I.15). Ce phénomène se produit généralement à l'aval de l'ouvrage ou juste au pied du talus. Ce phénomène se produit lorsque le gradient hydraulique est vertical ascendant et produit une force supérieure au poids déjaugé des particules (Equation I. 7) [29].

$$i \geq i_{\text{critique}} = \frac{\gamma_{\text{sat}} - \gamma_w}{\gamma_w} \quad (I.7)$$

Avec :

γ_{sat} : Poids volumique saturé de sol.

γ_w : Poids volumique d'eau.

i : Gradient hydraulique.

i_{critique} : Gradient hydraulique critique.

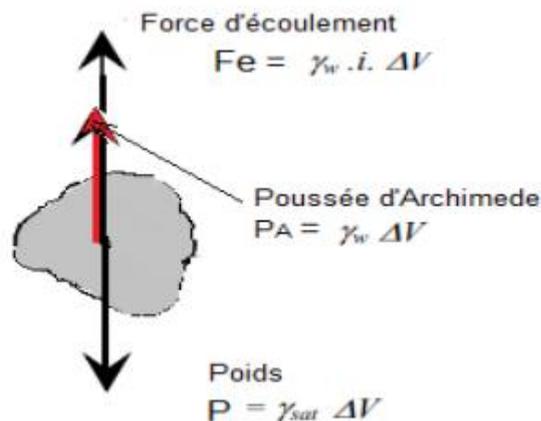


Figure I.15: Manifestation de la boullance [5]

I.10.2. L'entraînement

C'est un phénomène purement mécanique. Il se produit lors d'un détachement de particules des parois d'une conduite ou des pores dans le sens de l'écoulement. Lors d'un écoulement, le fluide exerce des contraintes de cisaillement dues au frottement fluide - grain (Figure I.16) sur les grains solides. Lorsque la contrainte de cisaillement appliquée par le fluide, qui dépend de la vitesse de l'écoulement, dépasse la contrainte de cisaillement seuil du sol, il y'a arrachement [29].

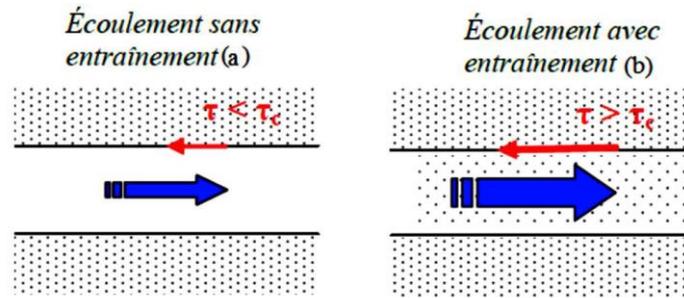


Figure I.16: Phénomène d'entraînement

I.10.3. Dissolution

C'est la transformation d'un état solide en un état liquide d'une partie des constituants sous une action thermique ou chimique. Ce phénomène se traduit par une augmentation de la porosité, donc de la perméabilité. Ce qui peut favoriser l'apparition des phénomènes d'érosion interne. Ainsi, lors des constructions des ouvrages en terre en altitude, il existe souvent des dépôts de glace dont la dissolution provoque le déclenchement du phénomène de renard [30].

I.10.4. Défloctulation

C'est un processus physico-chimique qui tend à disperser les plaquettes d'argile et à provoquer une réduction de la taille des agglomérats de particules d'argile, ce qui facilite le déplacement des particules d'argile lorsqu'un écoulement se produit. Un équilibre ionique entre le fluide et l'argile est nécessaire pour que ce phénomène se produise[31].

I.10.5. Débourage

Les débourrages correspondent à l'entraînement gravitaire ou à l'arrachement brutal d'un volume de sol (Figure I.17). Il s'agit de déséquilibre d'un volume de sol sous l'action de la poussée de l'eau que la résistance au cisaillement autour du volume ne parvient plus à compenser. Il se produit lorsqu'une fissure rocheuse ou un conduit karstique est rempli de matériaux argileux et que la force causée par l'eau provoque le déplacement d'ensemble du matériau vers l'aval. Il en résulte que ce phénomène conduit à une cavité ou un élargissement du conduit et l'eau s'écoule librement[29].

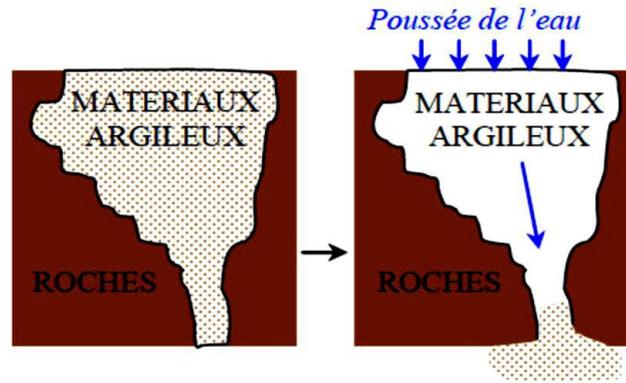


Figure I.17: Phénomène de débouillage [29]

I.10.6. Exsolution

Correspond à l'expulsion de l'air piégé dans les ouvrages lors de leur mise en eau. Cet air piégé est comprimé et transporté par l'écoulement. Les expériences des Garner J. et al. [30] montrent que l'exsolution peut provoquer le renard.

I.10.7. L'érosion régressive

L'érosion régressive est le phénomène d'arrachement des particules de sol une à une par la pression de l'eau. Ce phénomène se produit en un point à l'aval et se propage ensuite vers l'amont. Lorsque ce processus apparaît, il se forme un renard hydraulique à l'intérieur de l'ouvrage[29].

L'érosion régressive se présente sous deux formes différentes :

Le déchaussement est une forme d'érosion qui affecte les talus. Les éléments qui constituent le squelette du sol en bas de pente deviennent instables sous l'effet des forces exercées par la résurgence du flux. Le flux enlève progressivement ces matériaux, ce qui rend le talus instable et le fait glisser, libérant des matériaux frais qui sont ensuite emportés. Le processus se poursuit en affaiblissant le remblai ou en augmentant les gradients hydrauliques (diminution du chemin hydraulique) (augmentation de sa pente vers l'aval).

L'érosion régressive(Figure I.18) par conduit se produit lorsque les matériaux qui constituent l'extrémité amont d'un chenal sont érodés lorsqu'un ou plusieurs chenaux surgissent de l'aval[32].

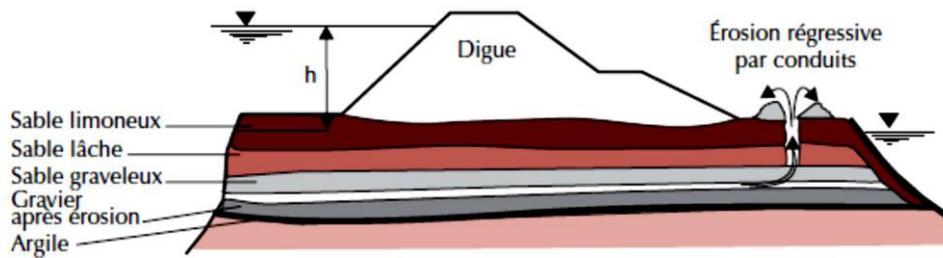


Figure I.18: Mécanisme d'érosion par conduit [28]

I.10.8. La suffusion

La suffusion interne d'une masse de sol, également appelée suffusion volumique, se forme lorsque la granulométrie ne permet pas l'auto-filtration. Les arènes granitiques et les remblais morainiques sont tous deux des lieux potentiels pour cette occurrence (Figure I.19).

La suffusion de surface, également appelée suffusion de contact, se produit à l'interface de deux matériaux lorsqu'un écoulement est parallèle ou perpendiculaire à l'interface. Les fondations alluviales connaissent fréquemment ce phénomène, soit à l'interface entre la structure et la fondation, soit au contact des structures à l'intérieur d'une structure et des matériaux de contour, soit au contact du limon et du gravier au-dessus de la fondation.

En s'écoulant parallèlement, perpendiculairement ou de manière inclinée par rapport à l'interface, la suffusion externe se forme à l'interface entre un matériau et la rivière ou à l'air libre[28].

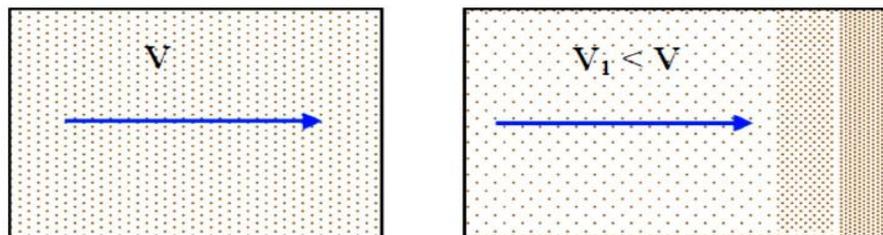


Figure I.19: Phénomène de suffusion

I.11. Lutte contre l'érosion

L'érosion interne connue sous le nom de "renard" se produirait si les drains étaient placés directement en contact avec des matériaux à grain fin comme le sol de base, car l'eau qui s'écoule transporterait les particules fines à travers les vides inter-granulaires du drain.

Ce phénomène est rendu plus dangereux en s'accélégrant car l'érosion commence par une réduction de la perméabilité, ce qui augmente la pression de l'eau, qui augmente la vitesse de l'érosion. Si le phénomène de renard ne fait pas l'objet d'un traitement dès les premières indications, les conséquences peuvent être très graves.

La mesure préventive consiste à placer des "filtres" entre des matériaux dont la granulométrie est radicalement différente. Ces matériaux doivent avoir une granulométrie intermédiaire, de sorte que les grains du matériau fin situé en amont ne puissent pas passer travers le vide intragranulaire du matériau filtrant [33].

De nombreux cas de rupture de digues, provoqués par une érosion régressive à travers les digues et leurs fondations, ont été documentés au fil du temps [34]. Un exemple courant de rupture de digue de résidus est l'incident de 1995 sur le site d'Omai en Guyane [35].

Lorsqu'un débit d'eau suffisant traverse le remblai ou sa fondation, il se produit un phénomène appelé érosion régressive (communément appelé phénomène de renard). Ces écoulements peuvent éliminer progressivement les petites particules jusqu'à ce qu'un véritable conduit se forme dans le corps de l'ouvrage. L'érosion régressive se produit en fait lorsque les filtres et/ou les drains sont mal planifiés ou construits, ou lorsque les taux de percolation (et le gradient hydraulique) ne sont pas bien régulés. L'érosion régressive est plus susceptible de se produire lorsqu'il existe un chemin de moindre résistance, comme une fissure, un chemin de percolation à côté d'un tuyau rigide, ou des plaques lâches dans des matériaux hétérogènes.

Outre l'érosion interne (aussi appelée suffusion), qui désigne la migration des particules fines au sein d'un matériau unique, l'érosion régressive inclue plusieurs phénomènes particuliers tels l'érosion de contact, de colmatage, et de filtration [36], [37], [38], [39].

Bien que différents critères de stabilité pour ces mécanismes aient été créés pour les sols, ils doivent encore être étudiés plus avant afin d'être adaptés aux caractéristiques uniques des résidus miniers.

Cependant, il est bien connu que pour réduire les risques d'érosion régressive, des mesures doivent être prises pour minimiser le gradient hydraulique, soit en régulant la nappe phréatique, soit en allongeant le chemin de percolation et/ou en augmentant les pertes de charge. Le gradient hydraulique est un facteur important à cet égard.

Tout d'abord, des méthodologies basées sur des informations statistiques concernant les digues endommagées par l'érosion régressive peuvent être utilisées pour évaluer le danger de rupture. Le gradient hydraulique critique i_c est utilisé comme mot de référence dans la formule (Equation I.8) pour décrire ces résultats:

$$\frac{Q}{k_{sat}H} \leq i_c \quad (I.8)$$

Dans cette équation, Q est le débit de percolation ($m^3/s.m$), k_{sat} est la conductivité hydraulique saturée (m/s), et H est l'épaisseur de la couche considérée (m). Ici, la valeur de Q peut être estimée par une méthode numérique ou par une autre méthode appropriée aux digues de retenus des résidus.

Des valeurs i_c à ne pas dépasser sont suggérées dans le tableau I.1 :

Tableau I.1: Le gradient hydraulique critique de différents types de sol

Type de sol	i_c
Sable fin	0.12 - 0.16
Sable moyen	0.15 - 0.20
Argile silteuse	0.20 - 0.26
Sable grossier, gravier	0.25 - 0.33
Argile dense	0.40 - 0.52

I.12. Méthodes de contrôle des infiltrations

Les barrages en terre peuvent permettre l'infiltration et le drainage, et la courbe d'infiltration est la courbure de la surface libre de l'eau. Un risque pour la stabilité du barrage existe en fonction de l'emplacement de la courbe d'infiltration sur la pente en aval et de la quantité d'eau perdue en raison de l'infiltration à travers le barrage en terre.

Dans la majorité des situations réelles d'ingénierie hydraulique, l'objectif est d'induire un abaissement de la courbe d'infiltration sur le parement aval. Des solutions techniques, telles que des noyaux d'argile, des écrans imperméables, des systèmes de drainage, etc., peuvent être utilisées pour réduire le point d'infiltration sur le parement aval du barrage lorsque son obtention est encore plus difficile.

Des approches analytiques, numériques et même de laboratoire peuvent être utilisées pour examiner le suintement et l'infiltration à travers un barrage en terre homogène [40].

Le contrôle des infiltrations est essentiel pour éviter des problèmes tels que des pressions de soulèvement excessives, des pentes instables en aval, des canalisations traversant les fondations et/ou les remblais, et l'érosion des matériaux due à la migration des particules dans les joints exposés des fondations.

L'utilisation prévue du projet, comme le stockage à long terme ou le contrôle des inondations, peut imposer des restrictions sur la quantité d'infiltration autorisée.

Les trois méthodes de contrôle des infiltrations dans les remblais sont les pentes planes sans drains, la zonation des digues et les drains verticaux (ou inclinés) et horizontaux.

Le contrôle des infiltrations à travers ou sous le barrage nécessite généralement l'installation de drains en matériaux poreux à l'intérieur ou immédiatement sous le barrage.

Les barrages en remblai ont été construits sur une grande variété de fondations, allant des dépôts fluviaux ou glaciaires faibles et non consolidés aux roches sédimentaires très résistantes et aux roches ignées et métamorphiques cristallines.

Un avantage particulier d'un barrage en remblai, par rapport à un barrage en béton, est que les exigences de résistance des fondations sont bien moindres. Un léger tassement d'un barrage en remblai dû à des contraintes de charge pendant et après la construction n'est généralement pas un problème grave en raison de la capacité du remblai à s'adapter à de petites dislocations sans se rompre[41].

En général, l'envasement du réservoir avec le temps aura tendance à diminuer le sous-suctionnement. Inversement, l'utilisation de certaines méthodes de contrôle des infiltrations, comme les puits de secours et les drains de pied, peut augmenter la quantité d'infiltrations. Les méthodes de contrôle de l'infiltration dans les fondations des barrages sont les drains horizontaux, les coupures (tranchées de remblai compacté, murs de boue et murs de béton), les couvertures imperméables en amont, les bermes d'infiltration en aval, les puits de secours et les drains de tranchée. Pour choisir une méthode de contrôle de l'infiltration pour un barrage et des fondations particuliers, les mérites relatifs et l'efficacité des différentes méthodes doivent être évalués au moyen d'un test d'écoulement ou de méthodes approximatives. Les changements dans la quantité d'infiltration, le facteur de sécurité contre le soulèvement et les pressions de soulèvement à divers endroits doivent être déterminés pour chaque barrage et fondation en faisant varier le rapport d'anisotropie de la perméabilité de la fondation pour couvrir la gamme possible des conditions de terrain attendues[42].

I.13. Piézométrie et pression interstitielle

Une piézométrie élevée ou ascendante dans le corps du barrage doit toujours être prise au sérieux. Elle peut indiquer une dérivation du drain ou une alimentation provenant d'une colline. La stabilité du barrage est mise en doute dans toutes les situations. Une érosion interne peut se produire si la ligne piézométrique affleure le talus aval (renardage). La stabilité de l'ouvrage est mise à mal par une piézométrie élevée ou ascendante dans la fondation. Elle est causée par un système d'étanchéité des fondations et des appuis inadéquat.

En général, une baisse de la piézométrie est bonne. Elle peut être une indication que les pressions interstitielles se sont dissipées pendant la construction ou que la perméabilité des matériaux a diminué en raison de l'auto-étanchéité[43].

I.14. Maîtrise des infiltrations dans le barrage en terre

La stabilité et la longévité à long terme d'un barrage dépendent de sa capacité à gérer les infiltrations dans l'ouvrage. Voici quelques techniques typiques de contrôle des infiltrations dans les barrages :

I.14.1. Traitement du noyau

a) Noyaux aux matériaux argileux

Le noyau du barrage est constitué d'argile compactée et est soit incliné vers le haut, soit centré verticalement au centre. Son épaisseur doit être évaluée pour s'assurer que le gradient hydraulique est acceptable et éviter l'érosion interne du noyau par les eaux d'infiltration. Il est fixé en fonction de la hauteur du barrage et peut être traité pour améliorer sa capacité à résister aux infiltrations[44].

b) Noyaux aux matériaux bitumineux

L'utilisation du noyau bitumineux pour ancrer les barrages en terre s'est considérablement développée dans le monde et dans toutes les zones climatiques (Figure I.20) ; cet élément d'ancrage (plus que d'autres) répond aux exigences les plus strictes en matière de sécurité grâce à sa déformation, sa bonne résistance au vieillissement et à l'érosion, et surtout grâce à son mode de construction sans joints [45].

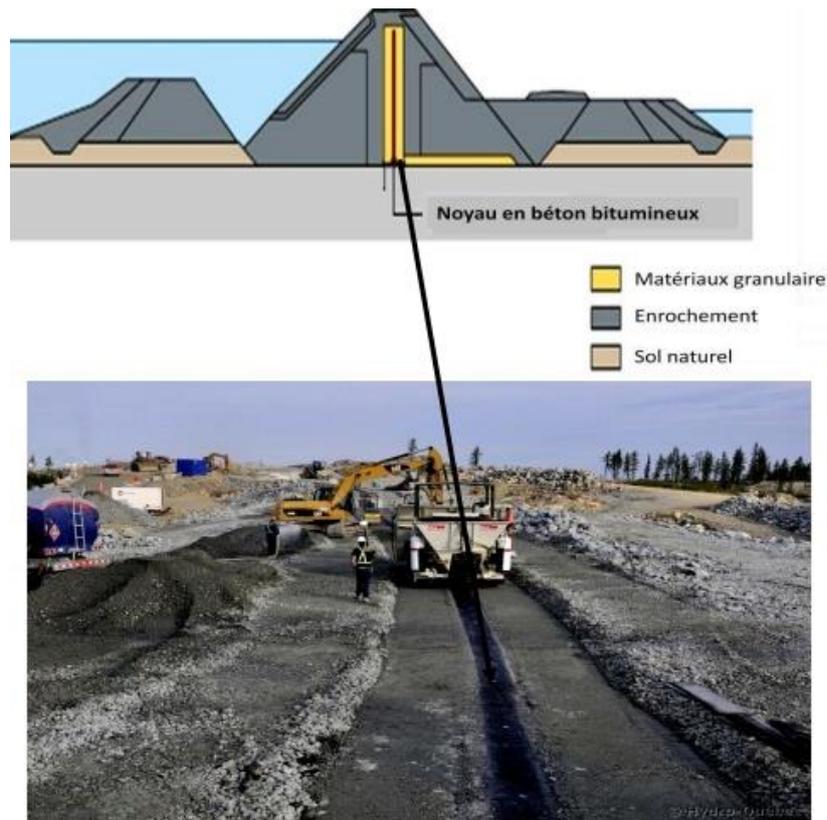


Figure I.20: Noyau en béton bitumineux de Nemiscau, Canada ,1982 [46]

I.14.2. Étanchéification des surfaces d'amont et d'aval

Actuellement, les barrages d'enrochement sont recouverts de masques imperméables en acier, en béton bitumineux ou en béton armé. Il existe des cas où l'utilisation d'un tel masque est plus rapide et moins coûteuse que l'utilisation d'un noyau argileux[47].

L'étanchéité dans les barrages masqués est garantie par un organe placé à la surface de la culée ; le remblai sert uniquement de support et est généralement situé à l'abri de l'eau retenue[48].

a) Masque en béton de ciment

En raison du retrait, la dalle doit avoir des joints de construction équipés de lames de ténacité. Ces articulations sont parallèles et perpendiculaires aux plus grandes lignes de pente du talus, ces dernières étant nécessaires pour atténuer l'importance des tentatives de flexion[45].

b) Masque en béton bitumineux

En raison du retrait, la dalle doit avoir des joints de construction équipés de lames de ténacité. Ces articulations sont parallèles et perpendiculaires aux plus grandes lignes de pente du talus (Figure I.21), ces dernières étant nécessaires pour atténuer l'importance des tentatives de flexion[49].



Figure I.21: Masque en béton bitumineux du barrage Chabrouh (2007) Liban cité par [48]

c) Masque en tôle d'acier

L'utilisation d'un masque à membrane souple est une technique relativement nouvelle de destruction explosive. Il a l'avantage d'être très simple à construire et résistant physiquement et chimiquement, mais a l'inconvénient d'être sensible aux chocs et aux crevaisons[50].

d) Masque en membrane souple

L'utilisation d'un masque à membrane souple est une technique relativement nouvelle de destruction explosive (Figure I.22). Il a l'avantage d'être assez simple à construire et résistant chimiquement et physiquement, mais a l'inconvénient d'être sensible aux chocs, aux piqûres et aux pousses de semis de plantes. Les produits les plus fréquemment utilisés pour créer ce type de masque sont le caoutchouc butyle, les matières plastiques et les produits bitumineux[45].



Figure I.22: Mise en place d'une géomembrane bitumeuse[4]

I.14.3. Barrières d'étanchéité

L'idée fondamentale est de construire une paroi moulée centrale lorsque le remblai est terminé. Cela couvre tout le remblai ainsi que la zone molle de la fondation. Un coulis auto-durcissant à la bentonite, au ciment et à l'eau est utilisé pour remplir la tranchée de 0,80 à 1 mètre de large[4].

Afin d'éviter une perte importante de coulis et le risque associé d'effondrement du mur, cette technique nécessite que le matériau utilisé pour entourer le mur soit peu perméable. Il peut donc s'avérer indispensable de créer un pseudo-noyau à granulométrie constante en matériaux non grossiers au milieu d'un barrage en matériaux grossiers[4].

I.14.4. Utilisation des drains et filtres

a) Drains

Les drains sont généralement construits à partir de matériaux granulaires (sable ou gravier) disposés en bandes, en couches minces ou en structures en forme de cheminée (drains verticaux).

Les matières premières doivent être intactes, complètement propres et, si nécessaire, soigneusement nettoyées. Leur granulométrie a été modifiée pour respecter l'interdiction d'entraînement de particules provenant du matériau environnant [51]. Les drains peuvent être équipés de collecteurs, qui sont des tuyaux de drainage en plastique souple ou dur (PVC ou HDPE).

b) Filtres

La taille des éléments dans les matériaux perméables utilisés pour fabriquer les filtres augmente avec le sens de l'écoulement. Ces filtres sont nécessaires pour permettre le passage d'une certaine couche de granularité à une couche encore plus fine. Si un filtre est composé de plusieurs couches, chacune doit agir comme un filtre par rapport à celle qui la précède[52].

Les filtres d'un barrage en terre jouent un rôle crucial dans son bon fonctionnement, notamment pour la sécurité de l'ouvrage. En conséquence, ils peuvent remplir une variété de fonctions supplémentaires. Dans les petits barrages, par exemple, les filtres peuvent parfois servir de drains. Leurs fonctions consistent notamment à :

- Empêcher les grains fins de la première couche d'être emportés par l'eau qui s'infiltré dans les matériaux de gros diamètre lorsqu'ils sont stockés entre deux couches de granulométrie variable.

Ils servent de couches drainantes en évacuant les eaux d'infiltration de l'aval du barrage tout en étant stockés de part et d'autre d'un noyau d'étanchéité ou derrière un écran d'étanchéité.

Si le sol est argileux, les interstices entre un barrage et sa fondation jouent un rôle important dans le déclenchement de la consolidation du sol en drainant la pression interne[52].

I.15. Etanchéité des fondations des barrages en terre

Si les fondations d'un barrage sont étanches, il suffit de renforcer la connexion entre le corps principal du barrage et sa base en élargissant les mesures de sécurité pour éviter toute infiltration le long de la zone de contact entre le barrage et sa fondation. En revanche, si les fondations sont perméables, il est nécessaire de les traiter afin de les rendre étanches. Le choix du traitement dépend des matériaux utilisés et de leur profondeur[53].

La méthode de réduction des infiltrations des fondations vise à contrôler les infiltrations qui se produisent dans un barrage. Elle peut être utilisée en combinaison avec d'autres méthodes de réduction des infiltrations. Parmi les méthodes couramment utilisées pour réduire les infiltrations dans les fondations, on trouve [53]:

I.15.1. Utilisation de tapis d'étanchéité en amont

L'utilisation d'un tapis imperméable (Figure I. 23) en amont peut être une solution pour gérer l'infiltration des fondations de barrages en terre. La longueur, l'épaisseur et la perméabilité du matériau du tapis déterminent son efficacité. Cependant, lorsque la hauteur de l'eau dépasse 60 m, il est déconseillé d'utiliser des tapis imperméables en amont en raison des risques de canalisation et de fuites[54]. Bien que les tapis soient efficaces pour réduire le débit d'eau, ils peuvent présenter des problèmes tels que des fissures causées par le tassement des fondations sous le poids de la structure ou des ruptures lors de la vidange du réservoir.

Plusieurs études ont été menées sur l'utilisation des tapis en amont. Par exemple, une étude a analysé les effets de la longueur du tapis sur les pertes de charge et le débit. Une autre étude a examiné les avantages, les limites et les dimensions des tapis en argile pour réduire les infiltrations dans les fondations d'un barrage en Iran. Les résultats suggèrent qu'un tapis en amont d'une longueur de 150 m et d'une épaisseur de 0,75 m peut réduire l'infiltration d'environ 75%. L'épaisseur peut être augmentée en fonction des caractéristiques locales[52].

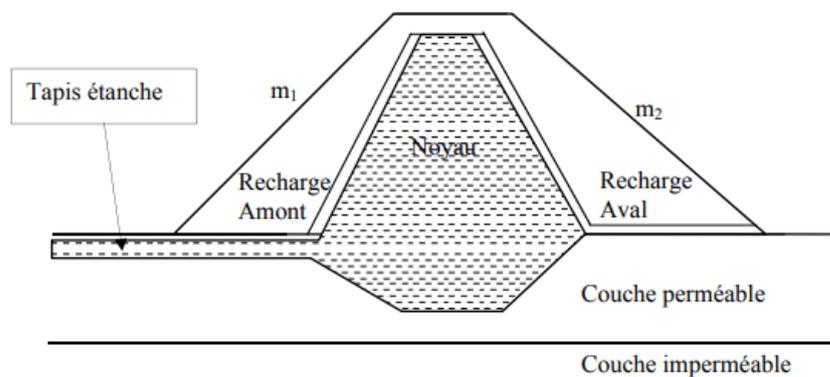


Figure I.23: Tapis d'étanchéité [52]

I.15.2. Utilisation de clés d'étanchéité

Il s'agit d'un tunnel qui est rempli de matériaux pour assurer la stabilité du sol et qui vise à atteindre la couche perméable tout en s'enfonçant dans le substrat imperméable. Cette technique est utilisée lorsque l'épaisseur de la couche imperméable n'est pas essentielle, car la tranchée et le remblayage peuvent être effectués mécaniquement (Figure I.24).

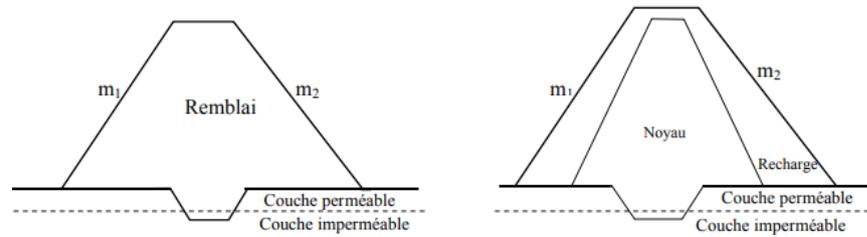


Figure I.24: Clé d'étanchéité [52]

I.15.3. Utilisation de rideaux d'injection

Un rideau d'injection de fondation est une barrière imperméable qui réduit ou empêche l'infiltration concentrée à travers la fondation (Figure I. 25). Il s'étend à travers la fondation perméable jusqu'à un sous-sol imperméable, créant ainsi une extension de la zone imperméable du barrage. Un rideau complet est très efficace pour allonger le chemin d'infiltration et réduire la pression d'infiltration. Si la couche perméable est trop profonde ou si un sous-sol imperméable n'est pas accessible à une profondeur raisonnable, un rideau partiel peut être utilisé pour allonger le chemin d'infiltration et réduire les gradients de sortie d'infiltration[54].

L'emplacement du rideau d'injection a des effets différents sur les infiltrations. Par exemple, un rideau d'injection placé en amont réduit les pressions interstitielles dans la majeure partie du remblai, améliorant ainsi la stabilité de la partie aval du barrage. Cependant, un emplacement en amont comporte également le risque de rupture en cas de mouvement ou de rupture partielle de la face amont du remblai. Un emplacement central du rideau peut être moins efficace pour réduire la pression interstitielle, mais il présente moins de risques de rupture et de détérioration de la fondation. En revanche, un emplacement en aval du rideau d'injection est inutile car il augmente la pression interstitielle et l'instabilité de la partie aval du barrage[53].

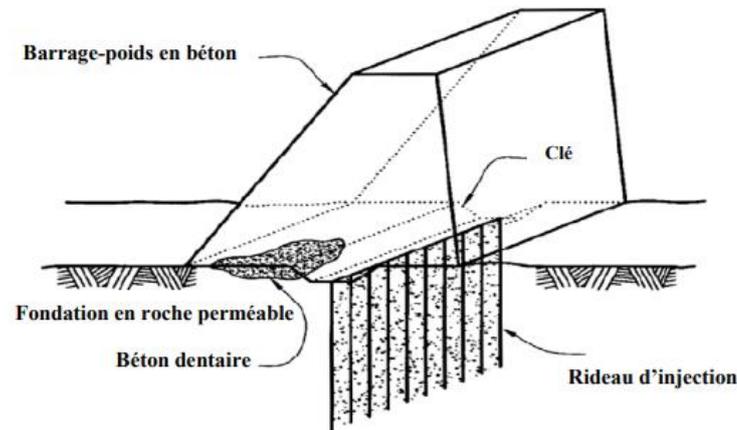


Figure I.25: Rideau d'injection cité par [53]

I.15.4. Construction de parois moulées

Il s'agit d'une technique de construction d'un écran vertical utilisant des excavations sans blindage au niveau des fondations (Figure I.26). Cet écran est ensuite rempli d'un coulis auto-durcissant composé de bentonite avec du ciment ou du béton plastique. Cette méthode peut être utilisée dans les sols meubles et les fondations rocheuses grâce à une nouvelle technique appelée hydro fraise. Ce procédé présente des avantages, mais aussi des inconvénients, tels que des déplacements importants ou le risque de poinçonnement inverse du remblai en cas de tassement important des fondations[52].

On distingue trois types de parois étanches, qui varient en fonction du matériau utilisé : Paroi en béton et paroi en béton plastique.

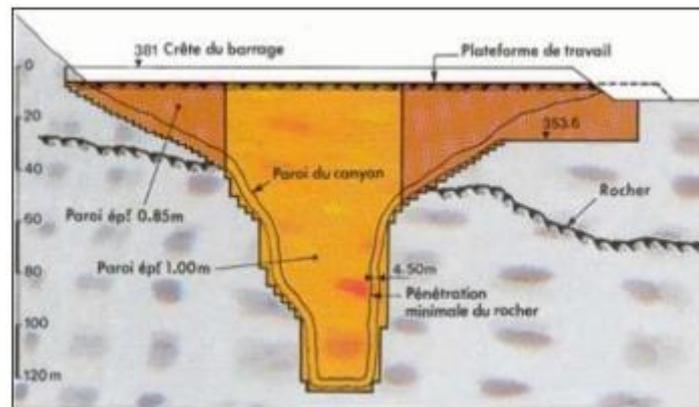


Figure I.26: Paroi moulées(Barrage de MudMountain - USA - 1941) cité par [51]

I.15.5. Evolution des approches de modélisation des infiltrations et de la pression interstitielle

L'utilisation de méthodes numériques, de méthodes analytiques et d'autres méthodes de modélisation pour résoudre le problème liés aux infiltrations dans les barrages et de la pression de l'eau interstitielle est courante, mais ces dernières années, l'utilisation de modèles d'intelligence artificielle (IA) et de méthodes hybrides a été spécifiquement identifiée à cette fin [55]. Dans la section qui suit, les différentes méthodes pour résoudre le problème de l'écoulement sont décrites.

a) La méthode analytique

Les avantages des méthodes analytiques comprennent la simplicité de la théorie et la facilité d'application. Les méthodes analytiques permettent la résolution mathématiquement rigoureuse d'équations partielles différentielles décrivant des phénomènes physiques.

Ces méthodes offrent des solutions précises et exactes, et leurs principes sont généralement basés sur des simplifications d'hypothèses concernant l'uniformité, l'homogénéité, les propriétés et les structures [57]. Elles sont utilisées en hydrogéologie dans les études de gestion et d'exploitation des nappes souterraines. D'autre part on peut appliquer ces méthodes pour l'analyse de la stabilité des barrages en remblai (barrages en remblai zonés), la plupart de ces méthodes sont basées sur le même principe, elles cherchent à déterminer des endroits dans le massif la valeur de la pression interstitielle ou du gradient hydraulique [58].

Ces méthodes sont couplés avec d'autres méthodes pour s'assurer de la stabilité du barrage.

b) La méthode graphique

L'approche graphique est celle qui est la plus fréquemment employée car elle permet de visualiser le phénomène d'infiltration à travers le corps du barrage sous forme de graphique. L'idée fondamentale de cette méthode est de concevoir le réseau hydrodynamique de l'écoulement des eaux souterraines (lignes de courant, lignes équipotentielles et ligne de saturation), qui sera utile lors de l'analyse ultérieure de la stabilité du barrage. Kozeny a proposé l'approche de la ligne de saturation. Il a démontré comment la ligne de saturation dans un barrage en terre homogène non drainé peut être

assimilée dans sa section médiane à une parabole d'axe horizontal dont le foyer est situé au pied du parement aval[5].

Cette approche est simple mais extrêmement délicate ; la patience du concepteur déterminera la qualité du produit final. Les techniques numériques peuvent être utilisées pour augmenter la précision tout en réduisant les temps de calcul afin d'améliorer les performances.

c) La méthode analogique

Le but de cette technique physique est d'imiter l'écoulement des eaux souterraines. Elle est basée sur la similitude des équations régissant l'écoulement de l'eau dans les milieux poreux et l'électricité dans les plaques métalliques. Cette analogie sert de base à deux types de modèles analogues différents, dont l'un utilise du papier conducteur et l'autre des réseaux de résistances électriques.

La méthode la plus couramment utilisée pour étudier les problèmes d'infiltration consiste à découper une feuille de papier conducteur selon la forme géométrique du domaine d'écoulement souterrain. Ensuite, une différence de potentiel est créée entre les limites à l'aide d'une source de courant. La distribution du potentiel est mesurée à l'aide d'un voltmètre. Les limites qui restent à une charge constante sont représentées par une peinture argentée hautement conductrice, tandis que les limites imperméables sont simulées par des bords non connectés dans le modèle en papier conducteur[57].

d) La méthode probabiliste

En géotechnique, en particulier dans le contexte des barrages en remblai, notamment dans le cadre de l'analyse des risques et des études de stabilité des barrages, les méthodes probabilistes font partie des méthodes qui permettent d'analyser les problèmes d'écoulement en milieu poreux (comme la méthode de Monte Carlo). Cependant, dans ce domaine, ces méthodes sont très difficiles et complexes à mettre en œuvre en raison de la longueur des temps de calcul et du nombre limité de mesures. En réalité, un calcul probabiliste suit le traitement statistique des données dans la première phase de l'analyse probabiliste de stabilité d'un barrage. L'analyse des résultats et des choix est la deuxième étape[57].

Les résultats recueillis peuvent être utilisés pour calculer la probabilité de défaillance associée à un facteur de sécurité spécifique.

e) Les méthodes numériques

Les problèmes d'écoulement et d'infiltrations des fluides dans les milieux poreux sont souvent représentés par des équations différentielles aux dérivées partielles. Les résoudre par les méthodes analytiques est souvent limité aux configurations simples. Par conséquent, l'emploi de techniques numériques est nécessaire. Ces techniques ont connu des progrès importants ces dernières années en raison de l'amélioration des performances des ordinateurs. Elles sont actuellement employées comme instruments d'étude des écoulements dans divers secteurs industriels, notamment l'industrie nucléaire, aérospatiale et pétrolière. En fait, les méthodes numériques permettent de résoudre de manière rapide et flexible des problèmes complexes qui se posent dans des situations réalistes. Les techniques numériques suivantes sont utilisées : la méthode des éléments finis et la méthode des différences finies.

i) La méthode des éléments finis

Ce n'est qu'en 1946 que les équations d'équilibre en élasticité ou en élastoplasticité ont été résolues pour la première fois par la méthode des éléments finis (FEM). D'autres problèmes plus complexes comme les écoulements dans les milieux poreux ont été ensuite abordés et résolus. L'idée de base de cette approche est de remplacer la structure physique à analyser par une représentation schématique ayant les mêmes dimensions, soumise aux mêmes conditions aux limites et constituée d'un maillage composé d'un nombre fini de composants reliés par des nœuds [59].

La méthode des éléments finis est une technique d'interpolation particulièrement puissante. Les modèles rhéologiques sont utilisés pour relier les contraintes aux déformations des sols. Ils permettent notamment le calcul des débits ainsi que la détermination des contraintes et des déformations dans une masse quelconque, de même que l'identification rapide des zones de fortes contraintes, de fortes déformations et de rupture. Deux étapes principales constituent l'approche par éléments finis :

La première méthode consiste à décomposer le domaine matériel étudié (milieu continu) en un certain nombre de domaines plus petits composés de formes géométriques de base appelées éléments. Le comportement local de chaque élément est représenté par une fonction simple qui est déterminée analytiquement d'une certaine manière sur la base des coordonnées des nœuds géométriques de l'élément.

La deuxième étape de discrétisation consiste à convertir les équations différentielles partielles en équations algébriques en approximant les variables inconnues d'une manière directe. L'équation sera ensuite traitée élément par élément dans l'étape suivante. En assemblant les équations algébriques trouvées pour chacune des composantes du domaine géométrique, la solution est donnée sous la forme d'une équation générale linéaire ou non linéaire du système global.

ii) La méthode des différences finies

La méthode des différences finies, qui a été largement utilisée avant l'invention de la méthode des éléments finis, est la première méthode numérique permettant la résolution numérique d'équations aux dérivées partielles. L'idée fondamentale de cette approche est de remplacer les dérivées à chaque nœud du domaine étudié par une fonction algébrique. Un développement dans la série de Taylor sert de représentation à la fonction désirée. La distribution de la fonction étudiée dans le domaine de l'étude peut être obtenue en résolvant ce système d'équations. Bien que cette approche fonctionne bien pour les géométries simples, la dureté du maillage rend son utilisation très difficile pour les cas à géométrie complexe.

Les non-linéarités et les conditions de passage d'un milieu physique à un autre ne peuvent pas être prises en compte par la méthode des différences finies ; cela nécessite une approche particulière. Cependant, en raison de sa dureté, le maillage ne s'adapte pas bien aux objets à géométrie compliquée.

I.16. Conclusion

Les infiltrations sont un phénomène inévitable dans le corps et les fondations d'un barrage en remblai. C'est un problème qui peut devenir préoccupant car il peut mettre en péril la pérennité du barrage. Le processus de l'érosion interne est causé par ces infiltrations. Les infiltrations sont bien décrites dans la littérature technique, étant complétées par des études de terrain et dans les dernières années, en raison des énormes progrès développés dans le domaine informatique, la modélisation numérique est utilisée.

Dans ce chapitre nous nous sommes intéressés aux principales caractérisations des infiltrations dans le corps et les fondations du barrage. L'analyse des infiltrations dans les barrages en terre dépend étroitement du choix des critères conceptuels sécuritaires, du retour d'expérience sur les pathologies enregistrées et de la puissance et fiabilité des outils permettant la définition et l'évaluation des paramètres y afférents.

La forte interaction développée entre le suivi par auscultation et la modélisation lors du projet, de la construction et des premières années d'exploitation d'un barrage, peut se poursuivre tout au long de la vie de l'ouvrage. L'analyse des données de surveillance et les résultats de la modélisation sont interactifs et complémentaires. Ils apportent une nouvelle référence de normalité sur le comportement du barrage et participent ainsi à son diagnostic.

Chapitre II

Synthèse sur les modèles numériques pour la prédiction du comportement des barrages

I.1. Introduction

La prédiction des infiltrations dans les barrages en remblai consiste à évaluer la quantité d'eau qui peut pénétrer à travers le remblai et le fond du barrage. Cela est important car les infiltrations peuvent affecter la stabilité et la sécurité du barrage.

Le mécanisme de l'infiltration dépend de plusieurs facteurs, tels que la perméabilité du sol, la pression de l'eau et les conditions hydrologiques. Les équations pour prédire l'infiltration sont généralement basées sur des modèles mathématiques qui tiennent compte de ces facteurs.

Alors que les technologies numériques se répandent dans le secteur de l'eau, les collectivités locales recueillent une quantité croissante d'informations. Par conséquent, l'utilisation des technologies de gestion des données (apprentissage automatique, intelligence artificielle, etc.) se développe en même temps que la quantité d'informations disponibles. Il existe plusieurs méthodes pour prédire les infiltrations dans les barrages en remblai. Traditionnellement, le modèle de surveillance des infiltrations dans les barrages est basé sur les variantes du modèle HST (hydrostatique, saisonnier, temporel) , où un modèle de régression linéaire est ajusté en utilisant une série de variables comprenant les composantes hydrostatiques, saisonnières, temporelles et pluviales, en supposant qu'elles sont indépendantes les unes des autres[60].

Une autre technique consiste à utiliser les méthodes d'apprentissage automatique et l'exploration de données. Ayant une grande capacité à traiter les bases de données non linéaires, les méthodes d'apprentissage automatique se sont avérées être des outils puissants dans l'ingénierie des barrages. Chacune de ces méthodes utilise différentes équations et approches pour évaluer les infiltrations.

En général, la prédiction des infiltrations dans les barrages en remblai est un domaine de recherche actif et en évolution, et de nouveaux modèles et méthodes sont continuellement développés pour améliorer la précision des prévisions.

II.2. Auscultation des barrages en remblai

Un problème constant est soulevé : celui de sa sécurité, quel que soit le type de barrage, qu'il soit proposé, en cours de construction ou déjà en service[61].

Dans ce contexte se fait l'objet de la surveillance régulière des barrages.

Après l'application les études mises en évidence pour le calcul et la conception des barrages, et dès la phase la construction, l'ingénieur commence à observer le comportement de cet ouvrage vis-à-vis aux prévisions envisagés auparavant. Cela fait intervenir l'inspection visuelle ainsi que l'auscultation.

Bien qu'ils soient mesurables, quantitatifs et souvent importants, les effets d'un dysfonctionnement ou d'une rupture de barrage sont purement hypothétiques. En fait, il est extrêmement improbable qu'ils se produisent.

En mobilisant les ressources nécessaires à la détection précoce d'événements défavorables susceptibles d'entraîner une rupture ou une défaillance potentielle, la surveillance des barrages vise à gérer ce risque et à réduire autant que possible la probabilité d'occurrence.

On utilise des divers instruments, chacun pour son intérêt de mesures. Pour une analyse ciblé, on a tendance à récolter les mesures pendant une longue période afin d'arriver à un résultat proche de la précision[62].

La surveillance des barrages est un outil performant et rassurant pour suivre le comportement de cet ouvrage durant toute sa durée de vie. En outre cet outil est là pour prévenir les dégâts qui peuvent être engendré des erreurs de construction, mais aussi pour améliorer le domaine de construction de tel ouvrage.

L'auscultation d'un ouvrage de génie civil est basée sur la mesure et l'interprétation de phénomènes physiques en vue d'établir un diagnostic sur son comportement. La pertinence de ce diagnostic dépend, pour une grande part, de la qualité des mesures.

II.2.1. Concepts de surveillance

La surveillance des barrages repose sur trois concepts généraux [3] :

- une conception adéquate pour éviter le pire ;
- une réflexion préalable sur les conséquences et l'organisation des secours au cas où le pire arriverait ;
- une surveillance constante pour le voir arriver et prendre, en temps utile, les mesures correctives qui s'imposent.

Elle se présente sous deux formes complémentaires :

- une surveillance visuelle qui se transforme en tournées d'inspection régulières ;
- une auscultation du barrage avec des relevés périodiques d'appareils de mesure ;

Afin d'identifier rapidement les anomalies, la surveillance et le traitement des données sont mis en place, par exemple, à l'aide de critères de vraisemblance des constatations [63].

II.2.2. Dispositifs et instruments

Afin de mettre en évidence le comportement d'un barrage et les grands phénomènes évolutifs de son vieillissement, l'auscultation d'un barrage fait appel à tous les outils permettant de mesurer les grandeurs physiques censées évoluer au cours de la vie du barrage. Ainsi, on mesure des éléments tels que les débits, les pressions et les déformations etc..[64]. Les types d'auscultations pour un barrage en remblai sont décrits ci-après [43]:

a) La cote du plan d'eau,

Mesurée visuellement à l'aide d'une échelle limnimétrique ou enregistrée à l'aide d'un limnimètre enregistreur d'une précision centimétrique ;

b) Les précipitations,

Acquis des relevés quotidiens (précision millimétrique/jour) d'un pluviomètre installé sur le barrage.

La réponse de l'ouvrage est appréhendée par des mesures de déplacements et des mesures hydrauliques.

Il existe trois formes différentes de mesures de déplacement :

a) Les déplacements de surface,

Qui sont déterminés par le nivellement et la planimétrie et qui comprennent le tassement, les mouvements amont/aval et les mouvements des berges/du rivage. Une ou deux fois par an, des compétences spécialisées sont nécessaires pour effectuer ces mesures

b) Les déplacements en profondeur,

Qui sont mesurés à l'aide d'instruments installés le plus fréquemment pendant la construction (pendule, inclinomètre, élongamètre, extensomètre, distofofor, tassomètre).

c) Les déplacements relatifs,

Le long des joints ou des fissures, qui sont quantifiés à l'aide d'instruments installés le plus fréquemment à la demande (fissuromètre, vinchon).

Les mesures hydrauliques sont les suivantes :

a) Les débits de fuite,

L'impaction (collecte chronométrée à l'aide d'un récipient gradué) ou un déversoir calibré sont deux méthodes de mesure (déversoir avec limnimètre, puis utilisation d'une loi de seuil pour estimer le débit). Elles concernent les drains, les puits de décompression et les zones de résurgence.

b) Les charges hydrauliques,

On utilise des piézomètres pour mesurer la pression de l'eau. Le système le plus simple et le plus fiable est le piézomètre à tube ouvert. Il peut être mis en place dans le corps du barrage, les fondations, les rives ou en aval. Il peut être déployé chaque fois que nécessaire, par exemple pour renforcer la surveillance. Il a un diamètre modeste, quelques millimètres de tubage, et est carotté dans sa partie inférieure sur une hauteur qui définit la chambre de mesure. La mesure est effectuée à l'aide d'une sonde qui mesure la différence de hauteur entre la nappe phréatique et la tête du piézomètre préalablement mise à niveau. Elle est précise au centimètre près ;

c) Les pressions interstitielles,

Les cellules de pression interstitielle, qui sont de minuscules instruments installés pendant la construction dans le corps ou les fondations du barrage, sont utilisées pour mesurer la pression.

Selon le type d'instrument, le principe de mesure de la pression change (cellule de contre-pression ou cellule à corde vibrante). La précision varie de 0,1 à 1 kPa (1 à 10 cm).

II.2.3. Exploitation et interprétation des mesures d'auscultation

La surveillance d'un barrage permet de garder un œil sur un ouvrage au cours des différentes étapes de son développement. D'autre part, les informations offertes par cet instrument permettent à l'ingénieur expert dans ce secteur d'estimer comment le barrage se comportera à l'avenir.

Les modèles prédictifs sont un élément crucial de l'analyse de la sécurité des barrages. Ils offrent une réponse estimée du barrage à une combinaison spécifique de charges, qui peut être comparée aux mesures réelles pour déterminer la sécurité du barrage.

Les modèles numériques basés sur la méthode des éléments finis (MEF) sont fréquemment utilisés pour prévoir comment le barrage réagirait en termes de déplacements, de déformations et de contraintes. Ils présentent des caractéristiques intéressantes car ils sont basés sur les lois physiques régissant les phénomènes impliqués : ils sont utiles pour la conception et, plus important encore, pour l'évaluation de la sécurité du barrage au premier remplissage, et ils peuvent être facilement interprétés, à condition que leurs paramètres aient une signification physique.

Bien que plusieurs inconvénients aient été notés, l'approche hydrostatique-saisonniers-temps HST est pleinement appliquée dans la pratique de l'ingénierie. Des méthodes puissantes, notamment les réseaux neuronaux et les machines à vecteurs de support, ont été développées dans d'autres disciplines scientifiques qui utilisent des données observées pour comprendre des systèmes complexes [65].

L'analyse et l'interprétation des données sont une étape clé dans l'exploitation des données en géotechnique. Voici les étapes clés pour analyser et interpréter les données en géotechnique:

a) La préparation des données

Consiste à trier et à organiser les données recueillies sur le terrain afin de faciliter l'analyse.

a) Analyse statistique

Les données sont analysées statistiquement afin d'identifier les tendances, les corrélations et les distributions. L'analyse de régression, l'analyse de variance, l'analyse de corrélation et d'autres techniques sont courantes. Ces analyses permettent de déterminer si les données sont cohérentes et fiables.

b) La corrélation empirique

A l'échelle d'un projet courant, la rareté des données géotechniques oblige l'ingénieur à utiliser toutes les informations disponibles, même si elles n'ont qu'un rapport indirect avec les phénomènes qui conditionnent la conception et l'exploitation de l'ouvrage.

Les corrélations entre paramètres ajoutent à la valeur de ces données en permettant la vérification des résultats d'essais, la détection d'anomalies, voire la fabrication de données pour certains calculs.

Les corrélations sont simples à utiliser... les techniques de régression linéaire sont simples, et les ouvrages spécialisés sur le sujet fournissent une mine d'informations. Il faut cependant être extrêmement prudent dans cette démarche et ne rechercher que des corrélations entre des paramètres dont la mécanique des sols ou des roches peut expliquer le lien[66].

i) La régression linéaire

L'hypothèse générale est que les relations recherchées sont linéaires lorsqu'on analyse les valeurs de plusieurs propriétés sur un même site au même moment. Cette hypothèse n'exclut pas l'existence de relations non linéaires entre les propriétés du sol : les variables aléatoires reliées par des linéaires peuvent être des fonctions non linéaires des propriétés du sol (logarithmes, puissances, exponentielles, etc.), d'où un manque d'âme important dans ce type d'analyse linéaire [67].

Dans le cas de deux variables aléatoires x et y :

$$\mathbf{y} = \mathbf{ax} + \mathbf{b} \quad (\text{II.1})$$

Où a et b sont deux coefficients à déterminer.

Une fonction de la variance appelée covariance, notée $\text{Cov}[x, y]$ ou σ_{xy} et définie comme suit, est utilisée pour décrire la simultanité des changements de deux variables aléatoires, x et y .

Avec : $E(x)$ est l'espérance mathématique

$$\mathbf{Cov}[\mathbf{x}, \mathbf{y}] = \sigma_{xy} = \mathbf{E}((\mathbf{x} - \mathbf{E}(\mathbf{x}))(\mathbf{y} - \mathbf{E}(\mathbf{y}))) \quad (\text{II.2})$$

Connaître la variance et les paramètres statistiques permet de calculer les paramètres de corrélation linéaire, qui représentent les informations clés sur la corrélation entre les deux variables géotechniques quantitatives.

Chapitre II: Synthèse sur les modèles numériques pour la prédiction du comportement des barrages en remblai

ii) La régression non linéaire

En statistique, la régression non linéaire (RNL) est un type d'analyse de régression dans laquelle les données observées sont représentées par une fonction qui est une combinaison non linéaire des paramètres. Exponentielles, logarithmiques, fonctions trigonométriques, polynômes, fonctions de puissance, fonctions de Gauss et courbes de Lorenz ne sont que quelques exemples des phénomènes complexes qu'il est possible de modéliser et qui ne rentrent pas dans les paramètres du modèle linéaire. Certaines fonctions, comme les fonctions exponentielles ou logarithmiques, peuvent être transformées sous une forme linéaire. Une fois ainsi modifiée, la régression linéaire standard peut être effectuée, quoique avec prudence. Le tableau I.1 donne quelques modèles d'équation de régression non linéaire[68].

Tableau II.1 : Modèle d'analyse de régression non linéaire.

Modèles	Courbe d'ajustement
EXP degré 1	$f(x) = a \times \exp^{bx}$
EXP degré 2	$f(x) = a \times \exp^{bx} + b \times \exp^{dx}$
Linéaire	$f(x) = ax + b$
Poly. degré 2	$f(x) = ax^2 + bx + c$
Poly. degré 3	$f(x) = a_1x^3 + a_2x^2 + a_3x + a_4$
Power terme 1	$f(x) = ax^b$
Power terme 2	$f(x) = ax^b + c$
Fourrier	$f(x) = a_0 + a_1 \times \cos(wx) + b_1 \times \sin(wx)$
Rationnel	$f(x) = \frac{p_1}{x^2 + ax + b}$

iii) La régression linéaire multiple

Nous travaillons toujours dans le contexte mathématique de la corrélation mathématique lorsque nous utilisons le terme « régression linéaire multiple », qui est une généralisation du premier avec des entrées à k variables.

Le modèle théorique, exprimé en termes de variables aléatoires, prend la forme suivante pour estimer la variable Y en fonction de (k) variables aléatoires (x_1, x_2, \dots, x_k), à partir de n échantillons collectés [68]:

$$Y = a_0 + a_1x_{i1} + a_2x_{i2} + \dots + a_kx_{ik} \quad (II.3)$$

Avec: $i = 1, 2, 3, 4 \dots n$.

Ou sous forme matricielle:

$$\{Y\} = [x]\{\alpha\} \quad (II.4)$$

$$[y] = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ y_n \end{bmatrix} ; a = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ a_k \\ a_0 \end{bmatrix} ; [x] = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1k} & 1 \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2k} & 1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & x_{n1} & \dots & x_{nk} & 1 \end{pmatrix}$$

c) Analyse géostatistique

L'analyse géostatistique est utilisée pour évaluer les caractéristiques spatiales des données et pour interpoler les informations manquantes. Cette méthode est particulièrement utile lorsque les données sont rares ou limitées dans certaines zones du site.

d) Modélisation

La modélisation est une technique utilisée pour simuler le comportement des sols et des roches dans différentes conditions. Des logiciels de simulation géotechnique tels que Plaxis, Abaqus, FLAC et d'autres peuvent être utilisés pour créer des modèles. Les résultats de la modélisation permettent de confirmer ou d'infirmer les hypothèses formulées dans les analyses précédentes.

Depuis l'avènement des modélisations numériques, des progrès significatifs ont été réalisés pour surmonter un certain nombre d'hypothèses simplificatrices dans le calcul des structures en matériaux géotechniques. Du fait de la sophistication croissante des modèles, et en l'absence d'un cadre rigoureux, il est apparu nécessaire de se préoccuper de leur qualité[69].

e) Interprétation des résultats

Pour tirer des conclusions, les résultats de l'analyse et de la modélisation doivent être interprétés. Les conclusions peuvent inclure des recommandations en matière de conception et de construction, des limites de charge pour les fondations, des critères de conception structurelle, etc.

II.3. Méthodes générales d'optimisation en géotechnique

Il existe plusieurs approches pour résoudre des problèmes d'optimisation en géotechnique. Voici quelques-unes des approches les plus couramment utilisées dans la littérature [68]:

- L'approche probabiliste.
- La théorie des nombres flous.
- La théorie des possibilités.
- Les réseaux de neurones artificiels.
- Les méthodes hybrides d'optimisation heuristique.
- La méthode de Monte Carlo.
- Les réseaux neuro-bayésiens.
- La programmation génétique.
- L'approche régression polynomiale évolutive.
- La Régression multi-variée par spline adaptative.
- Les systèmes d'informations géographiques SIG.

II.4. Les méthodes d'apprentissage automatique et les méthodes statistiques utilisées dans l'analyse de la surveillance des barrages

L'établissement d'un modèle de surveillance est souvent effectué afin de prédire les modifications des variables d'effet. Les modèles de surveillance peuvent être classés en modèles statistiques, modèles basés sur l'apprentissage machine (ML), modèles de séries chronologiques, modèles déterministes, modèles hybrides, etc., en fonction de diverses théories et méthodologies [70]. Les modèles statistiques reposent sur une base théorique solide et sont fréquemment utilisés dans l'ingénierie pratique. Les applications de surveillance en temps réel et intelligente pour les modèles basés sur les ML ont un potentiel considérable, et ces modèles sont en cours de création rapide.

II.4.1. Modèles statistiques

Pour distinguer les nombreuses sources de variation des phénomènes enregistrés, des méthodes d'analyse statistique plus ou moins complexes sont nécessaires pour l'étude des données de surveillance des barrages (déplacements, fuites, sous-pression, etc.). Parmi ces techniques statistiques, l'analyse de régression linéaire multiple utilisant le modèle HST [71].

L'approche basée sur les données la plus populaire pour l'analyse de surveillance des barrages est le modèle hydrostatique-saisonnier. Il a d'abord été proposé par Willm et Beaujoint pour prédire les déplacements dans les barrages en béton et a été largement appliqué depuis. Il est basé sur l'hypothèse que la réponse du barrage est une combinaison linéaire de trois effets [72]: la charge hydrostatique, la température de l'air et le temps.

L'équation (II.5) exprime le modèle statique de régression entre variables indépendantes (eau, température et temps) et dépendantes (tels que la déformation, l'écoulement ect.).

$$y = \delta_H + \delta_T + \delta_\theta \quad (\text{II.5})$$

Ou : y est la variable d'effet ; δ_H est la variable de pression d'eau ; δ_T est la variable qui exprime la température et δ_θ est la variable qui exprime le temps. Les principaux sujets de recherche comprennent la modélisation mathématique de chaque composante, la modélisation par régression, la sélection des variables environnementales et l'analyse de la multicollinéarité, entre autres, afin d'accroître la cohérence de l'interprétation physique de chaque composante et la précision du modèle [70].

Dans les modèles statistiques, la régression par étapes et la régression linéaire multiple sont fréquemment employées. Les modèles de régression linéaire multiple sont utilisés de diverses manières et ont une longue histoire. Une combinaison linéaire des entrées est utilisée pour calculer la sortie dans la régression linéaire multiple. Il s'agit donc d'un modèle de régression multilinéaire, et le modèle est directement construit sur la base des variables environnementales et des variables d'effet. Pour estimer les paramètres du modèle, l'approche des moindres carrés est utilisée. Parmi les modèles statistiques, il y a aussi celle de moyenne mobile autorégressive (ARMA), de régression linéaire multiple (MLR) et de moyenne mobile intégrée autorégressive (ARIMA).

Les principaux inconvénients du modèle HST et des autres méthodes basées sur la régression linéaire sont les suivants[72]:

- Les fonctions doivent être définies au préalable, et peuvent donc ne pas représenter le comportement réel de la structure.
- Les variables gouvernantes sont supposées être indépendantes, bien qu'il ait été prouvé que certaines d'entre elles sont corrélées.
- Ils ne sont pas bien adaptés pour modéliser les interactions non linéaires entre les variables d'entrée.

II.4.2. Apprentissage de la machine (Machine learning)

Pour imiter les expressions mathématiques complexes des processus des infiltrations d'eau dans le corps et les fondations des barrages en terre, au cours des deux dernières décennies, les méthodes d'apprentissage machine (ML) ont fortement contribué à l'avancement des systèmes de prédiction en fournissant de meilleures performances et des solutions rentables. L'organigramme de la figure II.1 montre les différentes étapes fondamentales dont les types de l'apprentissage machine suivent.

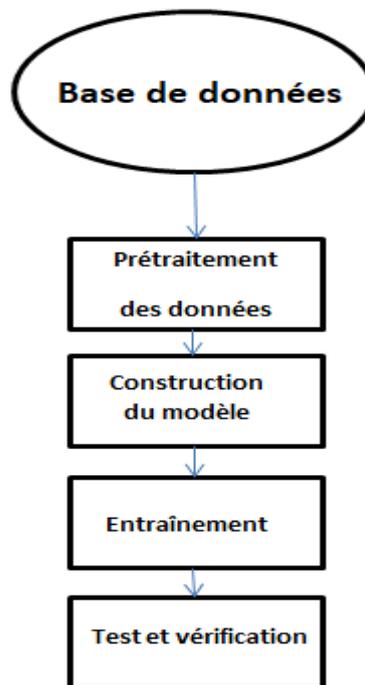


Figure II.1: Les étapes basiques pour construire un modèle de l'apprentissage de machine.

Le problème de l'infiltration des barrages et de la pression interstitielle est fréquemment résolu à l'aide d'approches numériques, de méthodes analytiques et d'autres techniques de modélisation, mais ces dernières années, l'utilisation de modèles d'intelligence artificielle (IA) et de méthodes hybrides a été explicitement mise en avant à cette fin.

Selon les résultats d'une étude sur les modèles d'intelligence artificielle pour la prévision des fuites de barrages et de la pression interstitielle, les modèles hybrides (21,05 %), les réseaux neuronaux (27,63 %) et l'apprentissage de la machine (37,53 %) sont plus largement utilisés que les autres approches. Les modèles uniques de réseaux de neurones artificiels (RNA), de machines à vecteurs de support ou support vector machine (SVR), de forêt aléatoire (RF) et de réseau de neurones à action directe ou feedforward neural

network (FFNN) ont été plus utilisés que les autres modèles. En outre, des modèles de réseaux neuronaux ont été appliqués dans 81,25 % des modèles hybrides. De plus, 31,25 % des modèles utilisaient un algorithme génétique (AG) dans leur modèle hybride[55].

a) Réseaux de neurones (RN)

Les RNA sont des systèmes de modélisation mathématique efficaces avec un traitement parallèle efficace, ce qui leur permet d'imiter le réseau neuronal biologique en utilisant des unités de neurones interconnectées.

Parmi toutes les méthodes ML, les RNA sont les algorithmes d'apprentissage les plus populaires, connus pour être polyvalents et efficaces dans la modélisation de processus complexes d'inondation avec une tolérance élevée aux pannes et une approximation précise.

Les algorithmes RNA sont les plus populaires pour la modélisation de la prévision des inondations depuis leur première utilisation dans les années 1990[73].

Un réseau neuronal à action directe (FFNN) est un réseau neuronal dans lequel l'architecture interne est organisée en couches successives de neurones et les connexions sont établies conformément aux règles suivantes : Chaque neurone d'une couche est couplé à chacun des neurones de la couche suivante[74].

Un réseau neuronal récurrent (RNN) est un réseau neuronal avec des connexions de rétroaction (boucle fermée)[75].

La rétropropagation (BP) fait référence à une vaste famille de réseaux neuronaux artificiels (RNA), dont l'architecture est constituée de différentes couches interconnectées [76]. Dans les réseaux RNA, la rétropropagation (BP) est un réseau BPNN multicouche où les poids sont calculés en utilisant la propagation du gradient d'erreur inverse. Dans la BP, le cycle d'apprentissage comporte plus de phases, utilisant une fonction d'activation pour envoyer des signaux aux autres nœuds.

L'Extreme learning machine (ELM) est une forme de FFNN avec une seule couche cachée ; Le principe de la méthode ELM est que les paramètres d'apprentissage des nœuds cachés, y compris les poids d'entrée et les biais, sont attribués de manière aléatoire et n'ont pas besoin d'être réglés, tandis que les poids de sortie peuvent être déterminés analytiquement par la simple opération inverse généralisée. La vitesse d'apprentissage de l'ELM est extrêmement rapide par rapport aux autres méthodes traditionnelles[77].

b) Machines à vecteurs de support

Les machines à vecteurs de support (ou séparateurs à vaste marge) est essentiellement un objet mathématique, une technique pour optimiser une fonction mathématique spécifique par rapport à un ensemble de données spécifique.

Cependant, les concepts fondamentaux derrière l'algorithme SVM peuvent être décrits sans jamais lire une équation [78].

c) Systèmes neuro-floue adaptatifs (ANFIS)

La logique floue permet l'inclusion de la connaissance préalable du phénomène, par opposition au RN, qui « apprend » à partir des données. Les modèles ANFIS réunissent la flexibilité et la capacité d'apprentissage du RN avec la faisabilité de l'interprétation de la logique floue. En fait, ANFIS peut être considéré comme une classe de RN. Ils sont destinés à des phénomènes complexes, hautement non linéaires, qui varient avec le temps[65].

II.4.3. Méthodes déterministes

Ces techniques, qui sont souvent basées sur la méthode des éléments finis (MEF), calculent la réaction du barrage sur la base des règles physiques qui le régissent.

Cette technique utilise des nombres pour résoudre des équations différentielles qui décrivent des phénomènes d'ingénierie réels. Elle a connu une expansion phénoménale depuis 1970, qui coïncide avec la croissance et l'augmentation de la puissance des micro-ordinateurs. Les ingénieurs l'utilisent désormais comme outil de travail, de calcul et de conception dans diverses disciplines, notamment l'analyse structurelle.

Les étapes à suivre pour effectuer une analyse par éléments finis sur un barrage en remblai sont les suivantes :

- Choisir à volonté les conditions de chargement et les conditions aux limites ainsi que l'environnement des éléments finis ;
- Choix du modèle pour les matériaux de la fondation et du remblai (élastique linéaire, élastique non linéaire, etc.).
- Choix des paramètres géotechniques (mécanique des matériaux) [63].

II.4.4. Méthodes hybrides

La méthode hybride pour la prédiction des infiltrations consiste à combiner plusieurs méthodes différentes pour obtenir des résultats plus précis et fiables. Cela peut inclure la combinaison de méthodes analytiques, numériques et statistiques pour évaluer les infiltrations dans les barrages.

Ils sont parfois dénommés modèles déterministes spéciaux combinent les propriétés de base des modèles déterministes et statistiques. Les dérivées de la modélisation des relations fonctionnelles du système de réservoir peuvent être utilisées comme une capacité de prévision.

Ils sont complétés par des coefficients d'étalonnage. Un modèle hybride peut donc être décrit comme un modèle déterministe avec un ajustement statistique des paramètres, ou comme un modèle statistique avec des fonctions d'influence, qui ont été dérivées de la modélisation physique du barrage[63].

L'avantage de la méthode hybride est qu'elle peut tirer parti des avantages de chaque méthode tout en minimisant leurs limites respectives. Par exemple, les méthodes analytiques peuvent fournir une compréhension approfondie des phénomènes physiques impliqués, tandis que les méthodes numériques peuvent fournir une simulation plus précise. La combinaison de ces méthodes peut aboutir à une estimation plus précise et plus fiable des infiltrations dans les barrages.

Il est important de noter que la méthode hybride est soumise aux mêmes limitations que les méthodes utilisées pour évaluer les infiltrations dans les barrages, telles que la qualité des données, les hypothèses et les algorithmes utilisés. Par conséquent, il est toujours important de valider les résultats en utilisant des méthodes complémentaires pour s'assurer de leur fiabilité et de leur exactitude.

II.5. Intelligence artificielle pour la prédiction des infiltrations dans un barrage en remblai

L'auscultation des barrages est un élément important pour suivre les changements physiques et hydrauliques qui s'y produisent. Aussi pour prévenir les dégâts qui peuvent l'arriver.

Il existe différentes approches pour développer des modèles de prédiction du comportement structurel non linéaire du barrage, qui sont généralement classés en trois groupes principaux, y compris les modèles physiques, les modèles en boîte noire et conceptuels [79].

L'apprentissage de la machine ou 'LEARNING MACHINE' est un terme apparu au début du 19 (XIX)ème siècle. Comme son nom l'indique, ça concerne l'apprentissage et la programmation informatique de la machine afin de résoudre de multiples problèmes. C'est une science qui a été inspirée de la manière dont le cerveau humain fonctionne ; pour classer, faire la différence entre les articles, et pour prévoir l'avenir. Ils furent principalement divisés en trois grands axes qui sont, le supervisé, le non supervisé, et l'apprentissage renforcé. La combinaison des mathématiques et de l'intelligence artificielles a donné naissance aux réseaux de neurones artificiels.

Ces derniers sont devenus une issue importante pour la modélisation, la prédiction, la classification ... etc. de divers phénomènes qui parfois sont incontrôlables.

Ces dernières décennies, la méthode des réseaux neurones artificiels RNA a prouvé sa validité dans le domaine de la géotechnique pour l'étude des écoulements et des infiltrations. Daliakopoulos N. [80], ont utilisé les réseaux neurones artificiels pour prédire le niveau d'eau souterrain. La même problématique a été appliquée sur le barrage Shiraz Plain par [81]. Lallahem et al. [82] ont utilisé les RNA pour évaluer le niveau d'eau souterrain sur un sol fracturé. Tayfur et al. [18] ont appliqué la MEF ainsi que les RNA pour évaluer les écoulements dans un barrage en terre en Pologne. Aussi, Nourani V. et al. [83] ont intégré les réseaux neurones artificiels pour l'analyse d'un barrage en terre situé en Iran, et a utilisé deux différents algorithmes feed-forward back-propagation (FFBP) et the radial basis function (RBF). Valipour et al. [84] ont effectué une comparaison entre deux modèles ARMA ARIMA et les RNA pour la prédiction de l'écoulement interne dans un barrage en terre. Un modèle ANN a été lié à l'interpolateur Radial Basis Function (RBF) de Nourani V. et al. [85] pour la modélisation spatio-temporelle des têtes d'eau dans les barrages en terre. Yongbiao [86] a utilisé un modèle SVR pour l'analyse de l'infiltration et de la tuyauterie dans le corps du barrage.

II.5.1. Réseaux neurones artificiels

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont des modèles d'apprentissage automatique inspirés du fonctionnement du cerveau humain. Le fonctionnement exact du cerveau humain reste un mystère. Pourtant, certains aspects de ce processeur étonnant sont connus. En particulier, l'élément le plus fondamental du cerveau humain est un type spécifique de cellule qui, contrairement au reste du corps, ne semble pas se régénérer. Parce que ce type de cellule est la seule partie du corps qui n'est pas lentement remplacée, on suppose que ces cellules sont ce qui nous donne nos capacités à nous souvenir, à penser et à appliquer les expériences précédentes à chacune de nos actions. Ces cellules, toutes 100 milliards d'entre elles, sont appelées neurones. Chacun de ces neurones peut se connecter avec jusqu'à 200 000 autres neurones, bien que 1 000 à 10 000 soient typiques.

Le pouvoir de l'esprit humain vient du simple nombre de ces composants de base et des multiples connexions entre eux. Cela vient également de la programmation et de l'apprentissage génétiques [87].

Ils ont été créés par Waren McCulloch et Walter Pitts en 1943. Ils se composent de nœuds ou de neurones qui sont connectés entre eux et qui travaillent ensemble pour effectuer des tâches complexes, telles que la reconnaissance d'images, la traduction automatique et la génération de texte.

Les réseaux neurones sont formés en utilisant de grandes quantités de données d'entraînement, ce qui leur permet d'apprendre les relations complexes entre les entrées et les sorties. Une fois formé, un réseau de neurones peut être utilisé pour faire des prédictions sur de nouvelles données. Il existe plusieurs types de réseaux de neurones, notamment les réseaux de neurones feedforward, les réseaux de neurones récurrents et les réseaux de neurones convolutionnels. Chacun de ces types de réseaux est conçu pour traiter différents types de données et résoudre différents types de problèmes. Les réseaux de neurones artificiels sont de plus en plus utilisés dans de nombreux domaines, tels que la reconnaissance d'images, la reconnaissance vocale, la compréhension du langage naturel et la prévision financière. Ils sont considérés comme l'un des moyens les plus prometteurs pour améliorer les capacités de traitement des données et résoudre des problèmes complexes.



Figure II.2: Schéma descriptif de l'architecture du réseau neurone artificiel.

a) Type de réseau

Selon le mode d'apprentissage du réseau ils existent deux sortes de réseau, celui supervisé et l'autre non supervisé.

Dans l'apprentissage supervisé, le réseau est présenté avec un ensemble historique d'entrées de modèle et les sorties correspondantes (souhaitées). La sortie réelle du réseau est comparée à la sortie souhaitée et une erreur est calculée. Cette erreur est utilisée pour ajuster les poids de connexion entre les entrées et les sorties du modèle afin de réduire l'erreur entre les sorties historiques et celles prédites par le RNA [88].

Le deuxième type c'est l'apprentissage non supervisé. Cet apprentissage consiste à détecter automatiquement des régularités qui figurent dans les exemples présentés et à modifier les poids des connexions pour que les exemples ayant les mêmes caractéristiques de régularité provoquent la même sortie. Les réseaux auto-organiseurs de Kohonen (1981) sont les réseaux à apprentissage non supervisé les plus connus [89].

Voici les paramètres qui décrivent un neurone sur la base de la Figure II.3.

- Connexions d'entrée: x_1, x_2, \dots, x_n sont les entrées. Il y a des poids liés aux connexions d'entrée: w_1, w_2, \dots, w_n . Une entrée du neurone, appelée biais a une valeur constante de 1 et est généralement représentée comme une entrée séparée.

- Fonctions d'entrée (fonction de combinaison) f : Calcule le signal d'entrée net agrégé vers le neurone $u = f(x, w)$, où x et w sont les vecteurs d'entrée et de poids correspondants; f est généralement la fonction de sommation;

$$u = \sum_{i=1}^n x_i \cdot w_i \quad (II.6)$$

- Une fonction d'activation : calcule le niveau d'activation du neurone.
- Une fonction de sortie calcule la valeur du signal de sortie émis par la sortie (l'axone) du neurone.

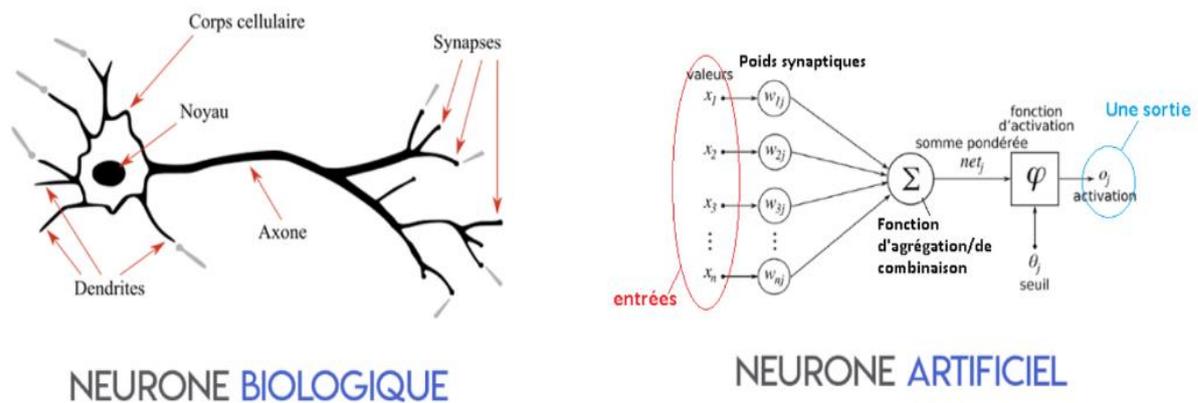


Figure II.3: Un modèle d'un neurone artificiel [90]

b) Architecture du réseau neuronal artificiel

L'architecture d'un réseau de neurones artificiels (RNA) dépend du type de problème que le RNA est conçu pour résoudre. Cependant, en général, les RNA sont organisés en couches de neurones, où chaque couche est composée de plusieurs nœuds ou neurones artificiels.

L'architecture d'un réseau décrit la manière dont sont interconnectées les cellules qui le composent. Plus précisément, l'architecture d'un réseau est entièrement spécifiée, à un instant donné, par :

- le nombre de cellules.
- la nature des cellules (c'est-à-dire leurs fonction de transition), en général identique pour toute les cellules.
- les « relations » entre le réseau et le monde extérieur [91].

Les neurones sont connectés entre eux de diverses manières.

- (a) Réseaux multicouche à connexions Totales,
- (b) à connexions locales,
- (c) réseau à connexions complexes

(d) réseau multicouche à connexions récurrentes (dynamique). On peut distinguer deux familles de réseaux de neurones : non bouclés ou statiques (a) et (b) et bouclés (dynamiques) (c) et (d) figure II.4 [92].

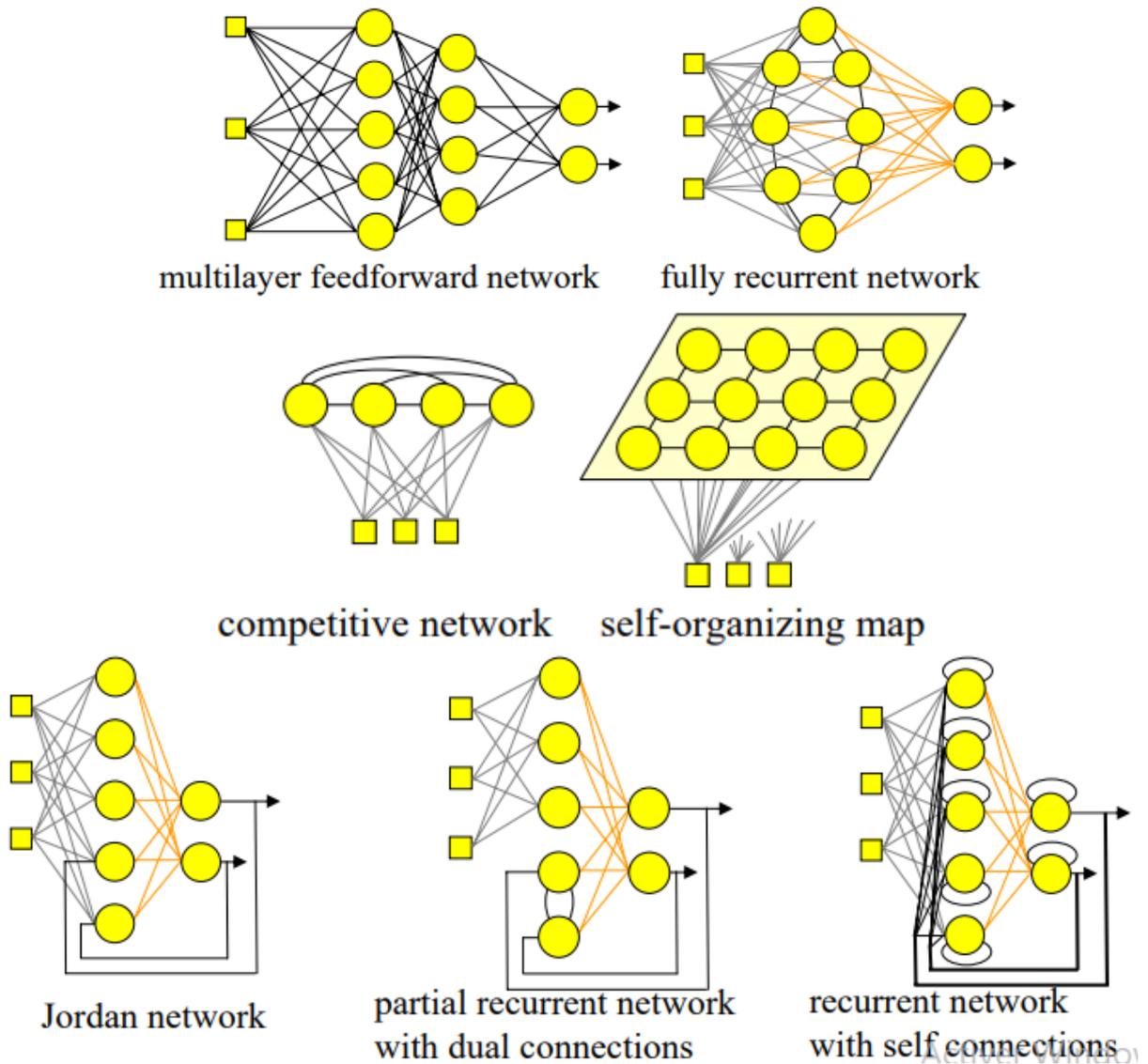


Figure II.4: Les différentes architectures des RNA[93]

Voici les différentes couches courantes d'une architecture de RNA :

- i) Couche d'entrée : C'est la couche qui dispose les données de base. Elle est la première couche du réseau et elle est responsable de recevoir les entrées.

ii) Couches cachées : ce sont les couches intermédiaires qui effectuent des transformations complexes sur les entrées reçues. Il peut y avoir une ou plusieurs couches cachées dans un RNA. Ils passent par la fonction d'activation souvent non linéaire.

iii) Couche de sortie : c'est la dernière couche du réseau et elle est responsable de produire la sortie finale.

Les nœuds dans chaque couche sont connectés à d'autres nœuds dans la couche suivante par des poids, qui définissent la force de la connexion entre les nœuds. Les poids sont ajustés lors de la formation du RNA pour minimiser l'erreur dans les prédictions.

On peut dire que le système d'apprentissage le plus réussi et certainement l'un des plus étudiés dans le domaine des réseaux neuronaux est l'apprentissage par propagation d'erreurs vers l'arrière ou, plus communément, la rétro-propagation.

Chaque modèle d'apprentissage présenté à un réseau de rétropropagation est traité en deux étapes. Dans la première étape, le modèle d'entrée présenté au réseau génère un flux d'activation allé de l'entrée vers la couche de sortie. Dans la deuxième étape, les erreurs dans la sortie du réseau génèrent un flux d'informations de la couche de sortie vers la couche d'entrée Figure II.5. C'est cette fonctionnalité qui donne son nom au réseau. Cette propagation vers l'arrière des erreurs permet de modifier les poids sur les interconnexions du réseau, permettant au réseau d'apprendre [94].

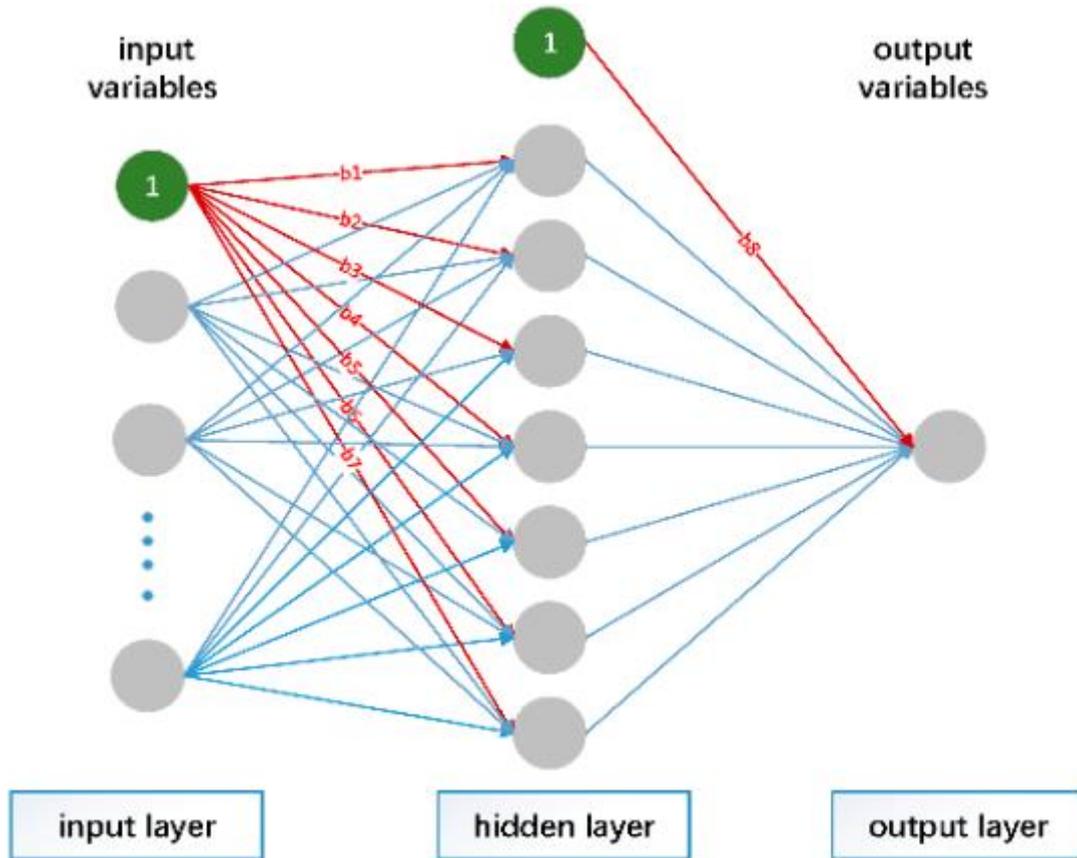


Figure II.5: Réseau neurone artificiel à retro-propagation avec une seule couche [95].

Pour une problématique peu importe, l'idéalisation de son réseau neurone, n'est pas conditionnée ou paramétrée par l'augmentation et la diminution de nombre de couches cachées ou de nombre de neurones dans ses couches.

Ce qui fait de chaque problème étudié a une architecture unique spécialisé pour son cas. Pour arriver au bon model, il faudra toujours essayer et changer les paramètres jusqu'à atteindre une erreur minimum. Néanmoins, plusieurs études ont été faites pour approcher aux valeurs empiriques, qui donnent le nombre de couches et de neurones utilisé dans chaque cas. [96] a fait une étude dans ce sujet et à trouver que le nombre des neurones dans les nœuds cachés :

- Le nombre de neurones dans une couche cachée est $2/3$ (ou 70% à 90%) du nombre des entrées. Si cela est insuffisant on peut en rajouter le nombre des neurones dans la couche des sorties [97].
- Le nombre des neurones dans les couches cachées doit être inférieur du double nombre des neurones dans la couche des entrées [98].

- La dimension des neurones dans la couche cachée est comprise entre la dimension de la couche des entrées et celle des sorties [99].

a) Fonction d'apprentissage

Les fonctions d'apprentissage dans les réseaux de neurones artificiels sont utilisées pour optimiser les poids des connexions entre les neurones, afin d'améliorer la performance du réseau. Les algorithmes les plus couramment utilisés pour l'apprentissage dans les réseaux de neurones sont :

- Descente de gradient : Cette méthode minimise la fonction de coût en ajustant les poids du réseau en utilisant la dérivée de la fonction de coût par rapport aux poids.

Rétropropagation : Cette méthode utilise la descente de gradient pour ajuster les poids du réseau en fonction des erreurs commises par le réseau.

- Descente de gradient stochastique : Cette méthode utilise un échantillon aléatoire de données d'entraînement à chaque itération pour déterminer les ajustements des poids.
- Descente de gradient conjugué : Cette méthode utilise des informations sur la matrice d'information pour choisir la direction de la descente de gradient, ce qui peut accélérer le processus d'apprentissage.
- Adam : Cette méthode combine les avantages de la descente de gradient stochastique et de la descente de gradient avec mémoire, pour fournir un moyen efficace de trouver les valeurs optimales des poids.

Il existe également d'autres algorithmes tels que Levenberg-Marquardt, RProp, Adagrad, etc. Les choix des algorithmes dépendent des caractéristiques spécifiques du problème à résoudre et de la performance requise pour le modèle. Le tableau II.2 énumère des différentes fonctions d'apprentissage du RNA.

Chapitre II: Synthèse sur les modèles numériques pour la prédiction du comportement des barrages en remblai

Tableau II.2: Les fonctions d'apprentissages du RNA [100].

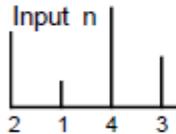
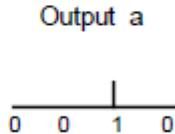
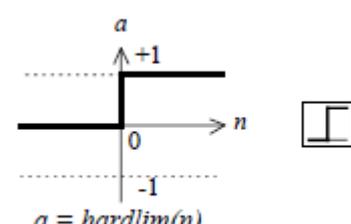
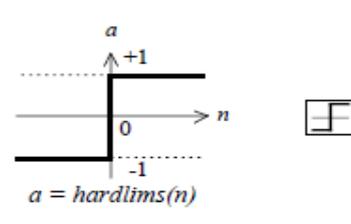
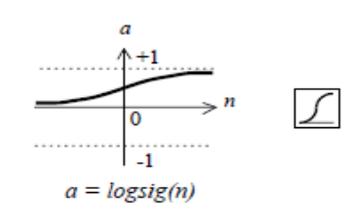
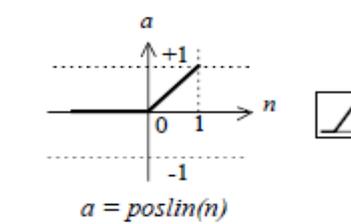
Fonction	Description
Basic gradient descent	Réponse lente, peut être utilisé dans l'entraînement en mode incrémental.
Gradient descent with momentum	Généralement plus rapide que « Basic gradient descent ». Peut être utilisé dans l'entraînement en mode incrémental
Adaptive learning rate	Taux d'apprentissage adaptatif. Formation plus rapide que « Basic gradient descent », mais ne peut être utilisée que dans une formation en mode batch.
Resilient backpropagation.	Algorithme d'apprentissage en mode batch simple avec convergence rapide et exigences de stockage minimales.
Fletcher-Reeves conjugate gradient algorithm	A les plus petites exigences de stockage des algorithmes de gradient conjugué.
Polak-Ribière conjugate gradient algorithm	Besoins de stockage légèrement supérieurs à ceux de « Fletcher-Reeves conjugate gradient algorithm ». Une convergence plus rapide sur certains problèmes.
Powell-Beale conjugate gradient algorithm	Besoins de stockage légèrement supérieurs à ceux de « Polak-Ribière conjugate gradient algorithm ». Convergence généralement plus rapide.
Scaled conjugate gradient algorithm	Le seul algorithme de gradient conjugué qui ne nécessite aucune recherche de ligne. Un très bon algorithme d'entraînement généraliste.
BFGS quasi-Newton method	Nécessite le stockage de la matrice de Hesse approximative et nécessite plus de calcul à chaque itération que les algorithmes à gradient conjugué, mais converge généralement en moins d'itérations
One step secant method	Compromis entre les méthodes de gradient conjugué et les méthodes quasi-Newton
Levenberg-Marquardt algorithm	Algorithme de formation le plus rapide pour les réseaux de taille moyenne. Possède une fonction de réduction de mémoire à utiliser lorsque l'ensemble de formation est volumineux
Bayesian regularization	Modification de l'algorithme d'apprentissage de Levenberg-Marquardt pour produire des réseaux qui se généralisent bien. Réduit la difficulté de déterminer l'architecture de réseau optimale.

b) Fonction de transfert

Dans un RNA, pour passer d'une couche à une autre qui la suit le transfert se fait en utilisant une fonction de transfert, comme le sigmoid et le tansig et d'autres fonctions introduites dans le tableau 2.

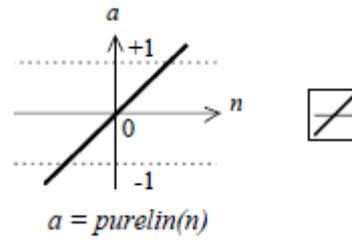
Chapitre II: Synthèse sur les modèles numériques pour la prédiction du comportement des barrages en remblai

Tableau II.3: Les fonctions de transfert du RNA [100]

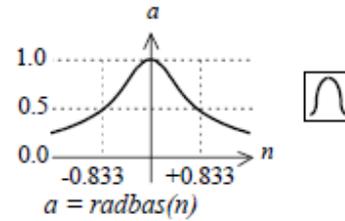
Fonction	Allure
Compet transfert function	<div style="display: flex; justify-content: space-around; align-items: flex-start;"> <div style="text-align: center;"> <p>Input n</p>  </div> <div style="text-align: center;"> <p>Output a</p>  </div> </div> <p style="text-align: center;">$a = softmax(n)$</p>
Hard-limit transfer function	 <p style="text-align: center;">$a = hardlim(n)$</p>
Symmetric hard-limit transfer function	 <p style="text-align: center;">$a = hardlims(n)$</p>
Log-sigmoid transfer function	 <p style="text-align: center;">$a = logsig(n)$</p>
Positive linear transfer function	 <p style="text-align: center;">$a = poslin(n)$</p>

Chapitre II: Synthèse sur les modèles numériques pour la prédiction du comportement des barrages en remblai

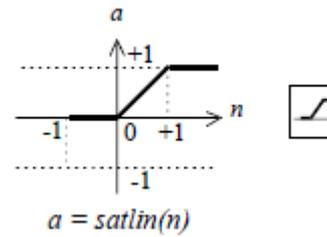
Linear transfer function



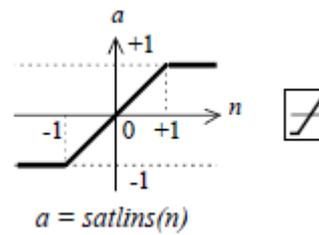
Radial basis function



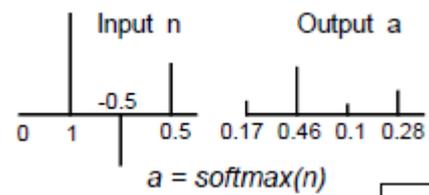
Satlin transfer function



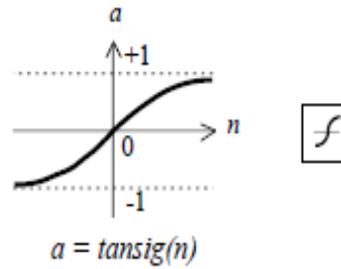
Satlins transfer function



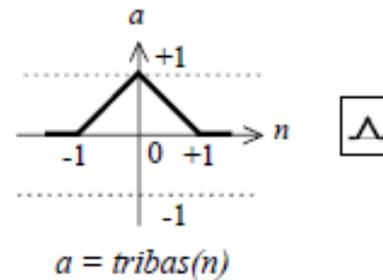
Softmax transfer function



Tan-sigmoid transfer function



Triangular basis function



Ça se résume en fonction dont la première est la somme des multiplications des entrées et les poids synaptique. On les rajoute aussi un élément biais (learning rate), Equation II.7:

$$\mathbf{f1} = \sum \mathbf{x}_i \mathbf{w}_{ij} + \mathbf{b} \quad (\text{II.7})$$

La résultante passe par la fonction de transfert qui donne enfin Eq.(II.8):

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{f}(\mathbf{f1}) \quad (\text{II.8})$$

Ou $\hat{\mathbf{y}}$ est la valeur de la sortie prédit par le réseau neurone.

Les poids synaptiques sont ajustés jusqu'à atteindre le réseau qui donne la meilleur prédiction, cette phase est la première partie qui s'appelle l'apprentissage (training). Cette phase se complète par la partie validation et un test pour les données restant.

L'équation mathématique (II.9) reliant les variables d'entrée (X) et les sorties (Y) peut s'écrire [101].

$$\mathbf{p}(\mathbf{x}) = \mathbf{f}_n \left\{ \mathbf{b}_0 + \sum_{k=1}^h [\mathbf{w}_k \mathbf{f}_n (\mathbf{b}_{hk} + \sum_{i=1}^m \mathbf{w}_{ik} \mathbf{x}_i)] \right\} \quad (\text{II.9})$$

c) Mesure de la performance du réseau connexionniste

Il existe plusieurs métriques pour mesurer la performance d'un réseau de neurones artificiel (RNA).

Les métriques les plus couramment utilisées sont :

- Précision :

- Il s'agit du pourcentage de prédictions correctes par rapport au nombre total de prédictions.

- Erreur quadratique moyenne ou Mean square error (MSE) :

- Il s'agit de la moyenne des différences entre les sorties prédites et les sorties attendues pour un grand nombre d'exemples d'entraînement (Equation II.10).

$$\text{MSE} = (\sum_{i=1}^m (\mathbf{X}_r - \hat{\mathbf{X}}_i)^2) / m \quad (\text{II.10})$$

$\hat{\mathbf{X}}_i$: valeur prédite par le model du RNA

m : nombre des valeurs de la base des données

- Coefficient de corrélation (R^2) :

- Il s'agit d'une mesure de la qualité de la prédiction pour des données de régression. Il varie de 0 à 1, où une valeur de 1 indique que le RNA peut expliquer complètement la variabilité des données.

Matrice de confusion :

- Il s'agit d'un tableau qui mesure les prédictions correctes et incorrectes pour différentes classes pour des données de classification.

- AUC (Aire sous la courbe) :

- Il s'agit d'une mesure de la qualité de la prédiction pour des données de classification binaire. Il mesure la probabilité que le RNA classifie correctement une observation positive par rapport à une observation négative.

Il existe d'autres coefficients pour mesurer la performance du réseau étudié tel que le RMSE (Root Mean Square Error) Equation II.11, c'est la racine du MSE, ou bien le CE (Coefficient d'efficacité) Equation II.12, mais aussi MARE (mean absolute relative error) Equation II.13.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (\text{II.11})$$

$$\text{MARE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \quad (\text{II.12})$$

$$CE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)}{\sum_{i=1}^n y_i - \bar{y}} \quad (II.13)$$

Il est important de noter que la métrique choisie dépend du type de problème que le RNA est conçu pour résoudre, ainsi que des critères de performance souhaités. Il est souvent utile d'utiliser plusieurs métriques pour obtenir une image complète de la performance du RNA.

II.5.2. Algorithme génétique

Un algorithme évolutionnaire appelé AG a été créé à partir de la biologie. Il est fréquemment utilisé pour trouver la meilleure solution [102]. C'est une méthode d'optimisation inspirée du processus de sélection naturelle des espèces. Il utilise des techniques de simulation pour mimer la reproduction, la mutation et la sélection qui se produisent dans la nature (Figure II.6). Le but est de trouver une solution optimale à un problème en générant des solutions potentielles, en les évaluant et en les sélectionnant pour la reproduction et la production de nouvelles solutions plus aptes. Les algorithmes génétiques sont souvent utilisés pour résoudre des problèmes complexes et peuvent être plus efficaces que les algorithmes traditionnels pour certains types de problèmes.

Un algorithme génétique se compose généralement des éléments suivants: Initialisation, Évaluation, Sélection, Croisement, et Mutation.

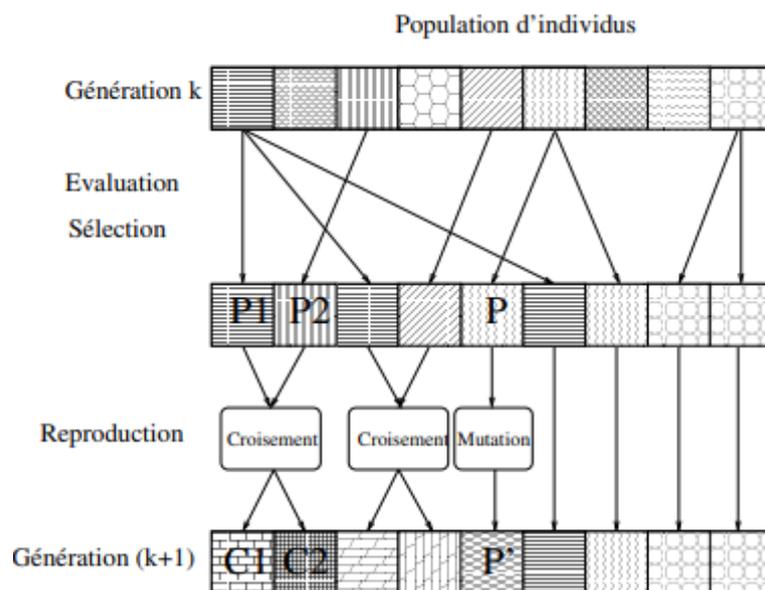


Figure II.6: Principe générale de l'Algorithme Génétique [103]

a) Le croisement

L'objectif du croisement est d'accroître la diversité de la population en modifiant la structure des chromosomes. Inspiré des principes de Mendel, le croisement consiste à combiner les caractéristiques de deux parents pour créer une descendance. Dans le contexte de l'algorithme génétique, cette opération, connue sous le nom de croisement à découpage de chromosomes, consiste à sélectionner aléatoirement des points de rupture sur les chromosomes parentaux, suivis d'un échange de segments chromosomiques pour produire une progéniture. Pour effectuer ce type de croisement sur des chromosomes composés de M gènes, on sélectionne aléatoirement une position dans chaque parent. Ensuite, les deux sous-chaînes terminales des deux chromosomes sont échangées, ce qui donne naissance à deux enfants[103], C1 et C2 (Figure II.7).



Figure II.7: Principe de croisement [104]

b) La mutation

L'opérateur de mutation (Figure II.8) consiste généralement à sélectionner aléatoirement un gène dans le chromosome et à le remplacer par une valeur aléatoire[103].

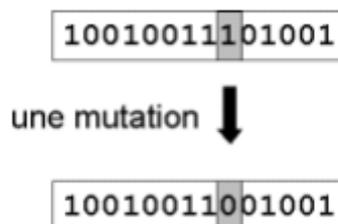


Figure II.8: Principe de la mutation[104]

c) La sélection

La sélection permet d'identifier statistiquement les meilleurs individus au sein d'une population et d'éliminer les moins performants. On trouve dans la littérature un grand nombre de principes de sélection, plus ou moins adaptés aux problèmes qu'ils abordent [103].

II.5.3. Hybridation des RNA et AG

L'hybridation d'un algorithme génétique et d'un réseau neuronal artificiel consiste à combiner les avantages de ces deux méthodes pour résoudre des problèmes complexes. Dans ce type d'hybridation, l'algorithme génétique est utilisé pour optimiser les paramètres du réseau neuronal, tandis que le réseau neuronal est utilisé pour effectuer la classification ou la prédiction pour les données d'entrée.

Du point de vue des réseaux de neurones à propagation arrière (BPNN) basés sur les algorithmes génétiques (AG), la méthode consiste à utiliser le AG pour rechercher l'espace des solutions des informations cibles. Ensuite, lorsque le AG trouve une meilleure configuration de réseau, il utilise l'algorithme de rétropropagation du gradient (BP) pour ajuster les poids du réseau afin de trouver la solution optimale du problème. Les étapes spécifiques sont les suivantes[102]:

i) Population initiale:

Tout d'abord, la structure topologique du BPNN doit être déterminée, puis la longueur de chaque individu doit être déterminée en fonction de la structure du réseau. Tous les poids et seuils du réseau sont codés sous forme réelle en tant qu'ensemble de chromosomes X.

ii) Fonction de performance (Fitness function) :

La fonction de performance F est définie comme l'inverse de la somme des erreurs absolues entre la sortie prédite et la sortie attendue du BPNN :

$$\mathbf{F} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N \sqrt{\sum_{j=1}^m (y_j^i - o_j^i)^2}} \quad (\text{II.13})$$

Avec:

N est le nombre d'échantillons d'entraînement,

m est la dimension des variables de sortie,

y_j^i représente la valeur cible du nœud de sortie j du BPNN lorsque l'échantillon i est utilisé,

o_j^i représente la valeur de sortie.

iii) L'opération génétique :

Cette opération rassemble les étapes de la sélection, le croisement, la mutation et enfin le décodage ou les poids et seuils obtenus à partir de l'algorithme génétique sont utilisés comme poids et seuils initiaux du BPNN. Le BPNN effectue une propagation avant, calcule l'erreur globale, ajuste les paramètres du réseau, et répète l'apprentissage de l'entraînement[102].

II.5.4. La programmation génétique

Le domaine de l'ingénierie des barrages a vu l'émergence d'approches innovantes pour relever ses défis complexes. La programmation génétique (GP), un algorithme informatique évolutif, a démontré son aptitude à générer des équations mathématiques qui résument la complexité des systèmes de barrage [105]. En infusant des opérateurs et des fonctions mathématiques dans des valeurs numériques, la programmation génétique offre un cadre flexible pour évaluer l'équilibre complexe entre l'allocation des ressources et la satisfaction de la demande dans un contexte conjonctif.

Parallèlement, l'évolution de l'intelligence artificielle (IA) a ouvert une nouvelle technique de résolution de problèmes. La programmation génétique, une itération avancée dans le domaine de l'IA, démontre une capacité à déchiffrer les relations non linéaires complexes entre les ensembles de données d'entrée et de sortie. Cette nouvelle approche excelle dans l'identification des connexions sous-jacentes qui régissent le comportement des systèmes de barrage. Grâce à ses fondements informatiques évolutionnaires, la programmation génétique s'étend du domaine bien établi des algorithmes génétiques, présentant une formule transparente et explicite qui éclaire les complexités des processus liés aux barrages [106].

Le processus de modélisation du GP comporte de nombreuses étapes. La phase d'initialisation commence par la définition d'une base de génération de programmes, composée de deux ensembles (fonctions et terminaux), qui doivent être correctement définis pour répondre aux besoins des problèmes du monde réel. Ensuite, à l'aide d'une structure arborescente composée de fonctions et de terminaux choisis, un modèle informatique sera créé. Les opérateurs arithmétiques, les opérateurs booléens, les fonctions mathématiques, les expressions logiques et toute autre fonction appropriée définie par l'utilisateur peuvent être inclus dans l'ensemble des fonctions. Les terminaux, quant à eux, peuvent inclure des variables, des constantes, voire les deux.

Un arbre GP avec un nœud racine et des branches est créé en sélectionnant aléatoirement les fonctions et les terminaux [107], [108], [109]. L'arbre qui représente un exemple individuel typique de représentation arborescente (GP), renvoie à $\left[\left(\frac{7}{x_1 \times x_2}\right) + (y^{x_1} - \sin(y))\right]$ (Figure II.9), où x_1 , x_2 et y sont des variables d'entrée, +, -, × et / sont des fonctions arithmétiques, sin est la fonction mathématique de base.

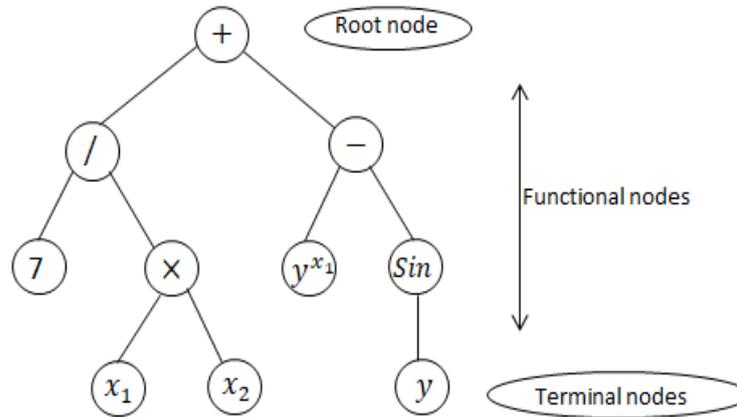


Figure II.9: Exemple Typique de l'arbre GP.

II.6. Conclusion

En conclusion, la prédiction des infiltrations dans un barrage en remblai est une tâche complexe qui requiert une compréhension approfondie des mécanismes hydrodynamiques et des processus de transfert de masse. Il existe plusieurs méthodes de prédiction qui ont été développées pour résoudre ce problème, chacune avec ses propres avantages et inconvénients. Les méthodes analytiques, numériques et hybrides peuvent être utilisées pour fournir des prévisions fiables des infiltrations dans les barrages en remblai.

L'hybridation de ces méthodes peut offrir une solution optimale pour la prédiction des infiltrations dans les barrages en remblai. En utilisant l'algorithme génétique pour optimiser les paramètres du modèle, les méthodes hybrides peuvent fournir une précision accrue et une performance améliorée pour la prédiction des infiltrations.

En fin de compte, la méthode de prédiction la plus efficace dépendra du contexte spécifique d'un projet et de la disponibilité de données fiables. Il est important de faire des choix judicieux en matière de méthode de prédiction pour garantir la sécurité et la durabilité des barrages en remblai.

Chapitre III

**Approche méthodologique pour la
prédiction du comportement
hydraulique des barrages en terre**

**Cas de la piézométrie du barrage El
Izdihar**

III.1. Introduction

Le contrôle de sécurité des barrages repose sur des mesures de paramètres d'intérêt tels que les débits d'infiltration, la clarté des eaux d'infiltration, les niveaux piézométriques, les niveaux d'eau, les pressions, les déformations ou mouvements, les variations de température, les conditions de chargement, etc. L'interprétation de ces larges ensembles de données disponibles est très importante pour la surveillance de l'état des barrages et est basé sur des modèles mathématiques. La modélisation des infiltrations à travers les formations géologiques du barrage, de ses fondations ou celles situées à proximité du site du barrage est une tâche difficile en ingénierie des barrages.

Les modèles mathématiques peuvent être un outil puissant et important pouvant être utilisé pour évaluer et prédire le comportement des barrages.

L'évaluation de la sécurité des barrages est une tâche complexe rendue possible grâce à une surveillance constante des paramètres pertinents. Une fois collectées, les données sont traitées par des modèles d'analyse statistique afin de décrire et de prédire le comportement de la structure. L'objectif de ces modèles est de détecter les premiers signes d'un comportement anormal afin de prendre des mesures correctives lorsque cela est nécessaire. En raison du caractère unique de chaque structure, les modèles comportementaux doivent s'adapter à chacune de ces structures, et donc de la flexibilité est requise. Simultanément, les capacités de généralisation sont recherchées, il faut donc trouver un compromis. Cette flexibilité est encore plus importante lorsque le phénomène analysé est caractérisé par des caractéristiques non linéaires. C'est notamment le cas des niveaux piézométriques dans les différentes zones du barrage. Par conséquent, l'intérêt grandit naturellement pour les algorithmes d'apprentissage avancés appelés techniques d'apprentissage automatique.

III.2. Rôle du suivi piézométrique dans la sécurité des barrages en terre

III.2.1. Paramètres d'infiltrations menaçant la sécurité des barrages en terre

a) Piézométrie et pression interstitielle

Une piézométrie élevée ou en augmentation dans le corps du barrage est toujours inquiétante. Elle peut être le signe d'un contournement du drain ou d'une alimentation par un versant. Dans tous les cas, la stabilité du barrage est remise en question.

Si la ligne piézométrique vient affleurer le talus aval, des suintements peuvent évoluer vers une érosion interne traduite par un renard [110], [111].

Une piézométrie élevée ou en augmentation dans la fondation est préjudiciable à la stabilité de l'ouvrage. Elle peut être imputée à une déficience des dispositifs d'étanchéité de la fondation et des appuis. Une diminution de la piézométrie est en général favorable. Elle peut refléter la dissipation des pressions interstitielles de construction ou une diminution de la perméabilité des matériaux par auto-colmatage [112].

b) Débit de fuite

Une diminution des débits peut être imputée à une amélioration naturelle de l'étanchéité du barrage et de sa fondation par colmatage à l'amont, évolution qui est favorable. Cette diminution peut également refléter un colmatage des drains, qui se trouvent peu à peu contournés et ne contrôlent plus les débits de fuite. Ce colmatage peut être la conséquence d'un phénomène d'érosion interne (suffusion). Dans ce cas très inquiétant, la piézométrie va augmenter et les écoulements non contrôlés peuvent être à l'origine d'érosion interne (renard) ou de glissements du talus aval. Seule la mesure du couple piézométrie/débit permet un diagnostic. Une augmentation anormale des débits peut être imputée à une alimentation par un versant, mais aussi à un processus d'érosion interne (renard ou suffusion). Dans ce dernier cas, les eaux collectées peuvent être chargées d'éléments fins issus du corps du barrage [113], [114].

III.2.2. Enjeux sécuritaires liés au suivi de la piézométrie dans les barrages en terre

Quelque soit le type de barrage, son corps, sa fondation et ses appuis, ils subissent des pressions dues à l'écoulement de l'eau. Elles peuvent être quantifiées localement à l'aide de piézomètres. Pendant l'exploitation des barrages, les pressions interstitielles peuvent varier avec le temps, la perméabilité, la charge hydrostatique et les conditions de drainage. Un réseau de lignes de courants et d'équipotentiels permet de connaître l'intensité et la répartition des pressions interstitielles. Il faut relever qu'en ce qui concerne la stabilité, les pressions interstitielles peuvent réduire la résistance au cisaillement [115]. L'augmentation des pressions interstitielles dans un remblai conduit à la diminution de sa résistance globale au cisaillement, susceptible de provoquer des instabilités de talus et des déformations.

Chapitre III: Approche méthodologique pour la prédiction du comportement hydraulique des barrages en terre – Cas de la piézométrie du barrage El Izdihar

D'autres scénarios particuliers, liés à des défaillances du barrage, peuvent conduire à l'augmentation des pressions interstitielles : le colmatage ou le contournement (par le haut, le bas ou les rives) du dispositif de drainage du remblai ou de la fondation, la défaillance du système d'étanchéité, la dégradation du masque amont ou du noyau central [116].

La piézométrie est généralement observée soit par des piézomètres, soit par des cellules de pression interstitielle. Un dispositif idéal comprend, d'une part, des profils amont aval équipés de cellules permettant l'interprétation physique de l'évolution de la saturation et, d'autre part, un profil rive à rive en pied aval équipé de piézomètres permettant le suivi de la piézométrie en fondation dans la zone aval du barrage. En complément, dans le cas de barrages à perméabilité élevée et pour lesquels le système de drainage n'est pas optimal, un profil rive à rive sur le parement ou la risberme aval, équipé de piézomètres à crépine longue (environ 3m) auscultant le remblai, peut permettre d'anticiper la détection d'une zone de fuite [117].

Au niveau des fondations des barrages, le mécanisme de vieillissement des rideaux d'injection et des rideaux de drainage peut être détecté par une augmentation de la piézométrie dans la fondation, liée aux percolations dans la partie aval du rideau d'injection ou du réseau de drainage.

Aussi, un colmatage du dispositif de drainage qui se trouve peu à peu contourné et ne contrôle plus les débits de fuite peut être détecté par la mesure piézométrique. Dans ce cas très inquiétant, la piézométrie va augmenter et les écoulements non contrôlés peuvent être l'origine de renards ou de glissements du talus aval du barrage. L'étude de la relation niveau piézométrique-côte de la retenue permet de mettre en évidence l'existence d'une relation très prononcée entre la retenue et les différents piézomètres. Ajoutons qu'aux mesures piézométriques doivent toujours être associées des mesures de débit. Leur ensemble constitue l'auscultation hydraulique qui est un des meilleurs moyens d'assurer le suivi de sécurité des barrages [118], [119]

Au niveau de nos travaux de recherche, nous envisageons d'implémenter les méthodes avancées de modélisation et de prédiction pour l'analyse de la piézométrie au niveau du barrage El Izdihar, au nord ouest de l'Algérie.

Dans le cas du barrage El Izdihar, l'auscultation joue un rôle crucial dans la surveillance de la piézométrie, c'est-à-dire la mesure de la pression de l'eau dans les sols et les roches autour du barrage.

La piézométrie est un paramètre important qui peut fournir des informations précieuses sur l'état de santé du barrage et aider à identifier les éventuels problèmes liés à la pression de l'eau. Le choix du cas d'étude a été fortement motivé par le comportement hydraulique du barrage en terme de piézométrie dans le corps et les fondations qui a dérivé, lors de sa mise en eau, par rapport aux prévisions retenues dans le projet initial, notamment en ce qui concerne la piézométrie dans le corps et les fondations du barrage.

III.3. Présentation du barrage – Cas d'étude

Le barrage d'El Izdihar se trouve le long de l'oued Isser, à une altitude de 467 mètres et à environ 33 km de la capitale de la province. Sa superficie totale est de 669,15 hectares et il est principalement alimenté par l'oued Isser. La station de Sidi Abdelli se situe dans une zone semi-aride caractérisée par un hiver froid et une période sèche qui s'étend sur 6 mois d'avril à octobre. Le barrage contient un volume d'eau optimal pour la pisciculture, environ 106 Hm³, avec une profondeur moyenne de 45 mètres, ce qui permet l'élevage de carpes[120].

Le barrage El Izdihar, dont la capacité est de 110 millions de m³ et la côte de 345 m, permet de régulariser annuellement 50 millions de m³ d'eau. Initialement construit pour fournir de l'eau à la ville d'Oran, ainsi qu'à sa zone industrielle et aux périmètres irrigués en aval, cet ouvrage est également utilisé pour alimenter en eau la ville de Sidi Bel Abbas [121].

III.4. Historique de la réalisation du barrage

En 1975, le bureau d'étude Tractebel (Tractionel Belgique) a élaboré une étude d'avant-projet détaillé pour le barrage. RABELLO (Brésil) a été chargé de la construction, tandis que AHETY (Espagne) a été chargé de la gestion des dossiers d'exécution. Les délais de réalisation étaient de 48 mois, auxquels s'ajoutaient 4 mois pour la réception provisoire. Les travaux ont commencé en 1972, mais AHETY a abandonné le projet en cours de réalisation. Des ingénieurs nationaux et des coopérants techniques indiens ont ensuite poursuivi la surveillance des travaux.

Chapitre III: Approche méthodologique pour la prédiction du comportement hydraulique des barrages en terre – Cas de la piézométrie du barrage El Izdihar

En 1978, le bureau d'étude COBA (Portugal) a repris le projet et y a apporté des modifications, notamment la modification du profil de la digue en fonction de la qualité et de la quantité des matériaux disponibles dans les différentes zones d'emprunt. L'entreprise adjudicataire a connu d'importantes difficultés financières, ce qui a poussé l'administration à confier une partie des travaux à des entreprises nationales, telles que CENIE SIDER pour la mise en place des remblais au-dessus de la cote 320.00m, SEROR pour les ouvrages en béton, TRAVOSIDER pour l'électrification des ouvrages et SN METAL pour la réalisation des équipements hydromécaniques. RABELLO n'a gardé que le lot d'injection et la supervision de tous les travaux.

La majeure partie des travaux a été terminée à la fin de l'année 1988, mais depuis cette date, des travaux de finition ont été exécutés de temps en temps par différentes parties prenantes. La mise en eau du barrage s'est effectuée en novembre 1988[121].

III.5. Description du barrage et de son environnement

Le bassin versant du barrage a une superficie de 1137 km² et l'apport moyen annuel est de 61 km³. Le débit moyen s'élève à 1,93 m³/s, tandis que la crue du projet est de 4430 m³/s, mais elle est laminée à 3000 m³/s.

La surface de la retenue à RN est de 6,6 km² et sa capacité est de 110 km³[121].

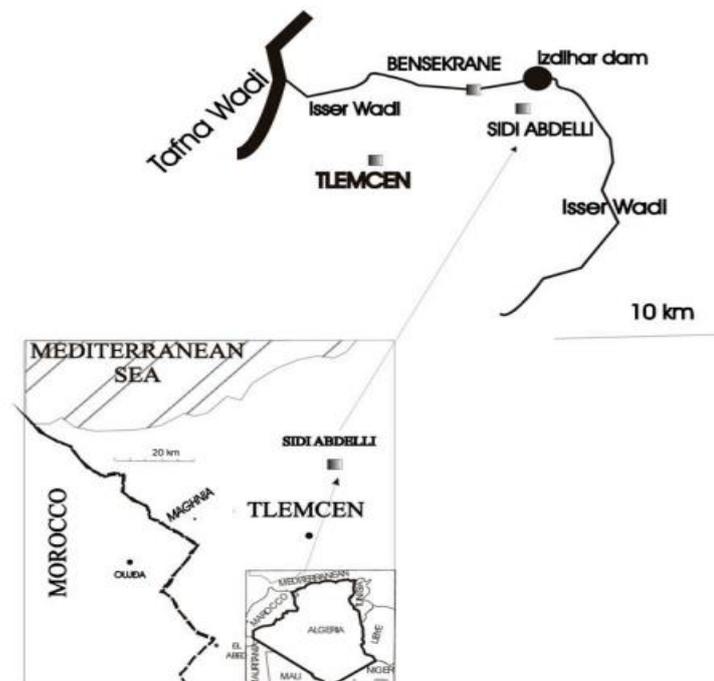


Figure III.1: Localisation du barrage étudié[120]

Chapitre III: Approche méthodologique pour la prédiction du comportement hydraulique des barrages en terre – Cas de la piézométrie du barrage El Izdihar

Les principales caractéristiques de l'aménagement arrêtées lors du projet d'exécution se résument ainsi:

- Hauteur maximale au-dessus du lit de l'oued : 60m.
- Longueur en crête: 665m
- Largeur en crête: 13m
- Côte de la crête: 353.5m
- Côte de la retenue normale: 345m
- Côte des plus hautes eaux: 351.3m
- Base de la digue: 340m

En ce qui concerne les paramètres de pente et d'épaisseur du rip-rap du barrage El Izdihar :

La pente du noyau varie en fonction de la position :

- En amont, la pente est de 1/0.65 pour une altitude supérieure à 310 mètres, et elle devient verticale en dessous de cette altitude.
- En aval, la pente est de 1/0.15.

La pente des talus dépend également de la position :

- En amont, la pente est de 1/2.5 en dessous de 328 NGA (Niveau Géodésique d'Altitude), puis de 1/2.25 au-dessus de cette valeur.
- En aval, la pente est de 1/2.2, avec la présence de deux bermes à 319 NGA et 334 NGA.

L'épaisseur du rip-rap en amont est de 1 mètre.

- En amont, la transition a une épaisseur de 2 mètres.
- En aval, la transition est composée de 1.5 mètre de filtre suivi de 2 mètres de drain[121].

Les fondations du barrage sont constituées de couches de marnes et de grès qui s'alternent. Les bancs de grès sont plus ou moins cimentés, avec les bancs les plus denses présentant des discontinuités qui forment des blocs parallélépipédiques. Afin de garantir la stabilité du barrage, un voile profond d'environ 70 mètres a été construit au centre en partant de la galerie d'injection qui est située dans l'axe du barrage [122].

III.6. Les ouvrages annexes du barrage El Izdihar

III.6.1. Dispositif d'évacuation des crues

L'évacuateur de crue, situé sur la rive droite, se compose d'un déversoir frontal de 91,14 mètres de long, aligné à une élévation de 345 mètres NGA. Il est suivi d'un long canal de fuite comprenant un radier et des parois latérales. Cet évacuateur se termine par un bassin d'amortissement dont l'altitude est de 282,30 mètres. Sa capacité maximale de débit sous une charge de 6,3 mètres est de 3 000 mètres cubes par seconde[121].

III.6.2. Structures de prise d'eau

Les structures de prélèvement d'eau sont intégrées dans la tour de prise d'eau. Les trois prises sont réparties aux altitudes de 308, 321,5 et 335 mètres NGA, respectivement. Chacun des déversoirs de prélèvement est équipé d'une grille amovible, d'une vanne Wagon et d'un batardeau [121].

III.6.3. Vidange de fond

La galerie de vidange de fond a été aménagée par transformation de la galerie de dérivation provisoire. Elle comprend deux déversoirs situés dans la tour de prise d'eau, équipés de batardeaux, de vannes Wagon et de vannes secteurs. Le débit maximum de vidange est de 96 mètres cubes par seconde [121].

III.6.4. Stations de traitement

Les stations de traitement liées au barrage El Izdihar sont conçues pour traiter les eaux brutes prélevées du lac du barrage. La station d'alimentation vers Oran est équipée de décanteurs à filtres horizontaux, d'un réservoir de chloration, et utilise une conduite de 500 mm de diamètre pour acheminer les eaux traitées vers la conduite Beni Bahdel – Oran, passant par une bêche de régulation et une station de pompage avec trois modules ayant un débit total de 180 litres par seconde. De même, l'alimentation en eau potable pour la ville de Sidi Bél Abbès, bien que non initialement prévue, comprend une station de traitement, des stations de pompage et une conduite d'adduction, permettant de répondre aux besoins de la ville et des localités traversées en cours de route[121].

III.7. Caractérisation des matériaux de remblai

La digue du barrage est constituée d'un batardeau amont et du corps principal du barrage. Le batardeau est composé, de l'amont vers l'aval, d'une recharge de sable et de gravier, d'un noyau central en argile et d'une recharge aval en sable et en gravier suivie d'un enrochement.

Le corps principal du barrage est composé d'une recharge amont commune au batardeau en sable et en gravier, d'un filtre amont, d'un noyau central en argile, d'un filtre aval suivi d'un drainage, d'une recharge aval formée de sable, d'argile et de silt, d'un drain horizontal lié au drain incliné après le noyau et d'un drain prismatique aval en liaison avec le drain horizontal[121].

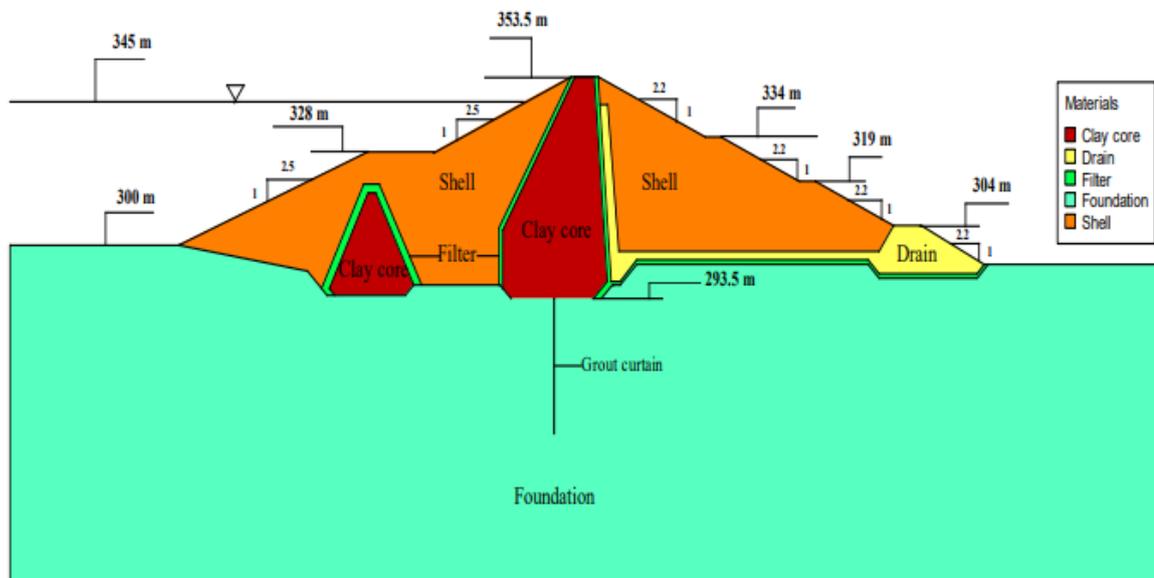


Figure III.2: Profil du barrage EL Izdihar[53]

III.8. Auscultation dans le barrage El izdihar

Trois profils d'auscultation (06, 13 et 18) ont été prévus au niveau du barrage El Izdihar. Ces profils sont destinés à mesurer les pressions, tandis que cinq profils piézométriques (05, 09, 11, 15 et 20) ont été établis (Figure III.3). De plus, un réseau de repères de nivellement et de planimétrie a été mis en place pour évaluer les déformations. Enfin, des inclinomètres tassomètres ont été installés le long des mêmes profils (06, 13 et 18). Il est également important de noter les positions métriques de ces profils par rapport à la rive droite, qui sont respectivement 0+115m, 0+276m et 0+391m[121].

Chapitre III: Approche méthodologique pour la prédiction du comportement hydraulique des barrages en terre – Cas de la piézométrie du barrage El Izdihar

Les profils piézométriques sont positionnés ainsi :

- Profil 05 : Point métrique 0+92m
- Profil 09 : Point métrique 0+184m
- Profil 11 : Point métrique 0+230m
- Profil 15 : Point métrique 0+322m
- Profil 20 : Point métrique 0+437m

38 piézomètres ouverts de type CASAGRANDE sont installés dans le barrage et les fondations [121]:

- 07 dans le profil 05.
- 08 dans le profil 09.
- 08 dans le profil 11.
- 08 dans le profil 15.
- 07 dans le profil 20.

10 piézomètres ouverts sont installés sur les versants avals du barrage :

- 04 en rive droite.
- 04 en rive gauche.
- 02 au pied.

Le potentiel E exprimé en (m) d'eau est calculé par l'équation (III.1).

$$E_{\text{eau}} \text{ (m)} = Z_{\text{tête}} - L \quad \text{(III.1)}$$

Z_{tête} est la cote de la tête du piézomètre en NGA.

L, lecture en m : distance entre la tête du piézomètre et le niveau d'eau mesuré avec la sonde.

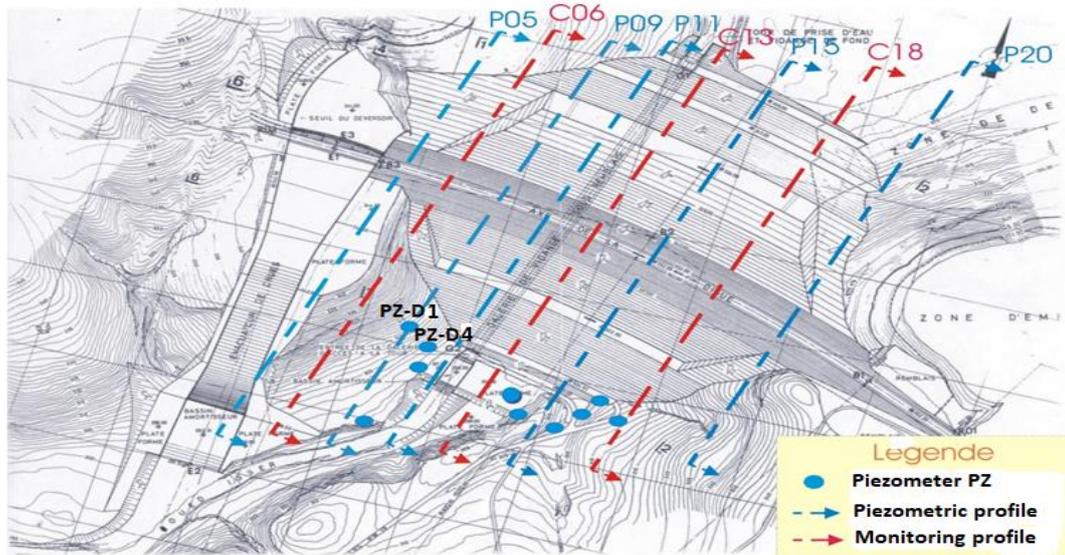


Figure III.3: Schéma du réseau d'auscultation du barrage El Izdihar

Le tableau III.1 présente les valeurs de perméabilité retenues dans l'étude du projet initial du barrage El Izdihar.

Tableau III.1: Les valeurs des perméabilités dans le barrage El Izdihar (coba 1988)cité par [123]

Matériaux	Perméabilité K(m/s)	Ratio Kx/Ky
Recharge	10^{-6}	1
Noyau	10^{-9}	1
Fondation	10^{-5}	1
Filtre	10^{-4}	1
Drain	10^{-2}	1
Rideau d'injection	10^{-9}	1

III.9. Objectifs et consistance des travaux de recherche

III.9.1. Opportunité de la recherche

La piézométrie est la mesure de la pression de l'eau dans les sols, les roches et les matériaux de remblai. La piézométrie est un facteur clé qui influe sur la stabilité des barrages en remblai. Les pressions de l'eau peuvent affecter le comportement des sols et des matériaux de remblai, ce qui peut à son tour affecter la stabilité du barrage.

L'étude de la relation entre la piézométrie et la sécurité du barrage en remblai est importante pour s'assurer que les barrages sont construits et entretenus de manière à minimiser les risques de défaillance. Des études sur l'effet de la piézométrie peuvent aider à déterminer les niveaux de pression d'eau sûrs pour les barrages en remblai, à développer des méthodes pour gérer la piézométrie pendant la construction et l'exploitation des barrages et à élaborer des plans d'urgence en cas de défaillance du barrage.

Les mesures d'auscultation des barrages suivent des évolutions dictées par plusieurs phénomènes réversibles (charge hydrostatique, effets thermiques,...) et irréversibles (fluage, gonflement,...). Néanmoins, certaines limitations du traitement déterministe de ces données d'auscultation ont été prouvées, par rapport au caractère indépendant des phénomènes explicatifs et lois d'évolution postulées a priori.

L'analyse des données d'auscultation des barrages (déplacements, fuites, sous-pressure, ...) fait appel à des méthodes d'analyse statistique plus ou moins élaborées permettant de séparer les différentes sources de variation du phénomène mesuré. Certaines limitations de ces méthodes ont été identifiées : lorsque les variables étudiées sont liées par des relations de dépendance, la séparation des effets est imprécise. De plus les lois d'évolution des phénomènes explicatifs sont postulées a priori et ne permettent pas toujours de s'adapter à la réalité.

De nouvelles approches basées sur l'utilisation des méthodes numériques avancées, des systèmes d'apprentissage et réseaux de neurones va s'affranchir de ces inconvénients. Ces méthodes et outils constituent des modèles permettant, à partir d'un ensemble de mesures en entrée, de modéliser une variable de sortie. Il est possible de modéliser une importante diversité d'évolutions car ces méthodes ont la capacité de modéliser de manière automatique et par apprentissage les liens croisés entre phénomènes explicatifs. De plus, la fonction de transfert permet de s'ajuster à des lois d'évolution très variées. La détection éventuelle d'anomalies peut se faire de manière plus précoce.

Ces aspects liés à la prédiction du comportement du barrage El Izdihar par des méthodes avancées, en particulier en ce qui concerne la piézométrie, constituent le noyau de la présente recherche.

III.9.2. Outils et démarche d'analyse et de prédiction de la piézométrie

a) Modélisation/ simulation du barrage

Une étude comparative a été menée pour analyser la performance de la régression non linéaire (RNL) et du réseau de neurones artificiels à rétropropagation (BPNN) dans la prédiction des niveaux piézométriques du barrage El Izdihar. La zone d'étude comprenait quatre piézomètres du profil 09, quatre piézomètres du profil 15 et huit piézomètres du profil 11, avec un nombre de mesures mensuelles variant entre 98 et 146 pour chaque piézomètre. Les données ont été collectées par auscultation.

Chapitre III: Approche méthodologique pour la prédiction du comportement hydraulique des barrages en terre – Cas de la piézométrie du barrage El Izdihar

L'objectif de cette étude était de prédire les niveaux piézométriques dans les différents profils avec une précision optimale.

De plus, une étude comparative approfondie a été entreprise pour évaluer la performance de trois méthodes distinctes dans la prédiction des niveaux piézométriques dans les fondations du barrage El Izdihar. Cette étude s'est concentrée sur les piézomètres P09-2, P09-4, P09-5, P09-7 du profil 9, ainsi que P11-2, P11-4, P11-5, P11-7, P11-8 du profil 11, et P15-2, P15-4, P15-5, P15-7 du profil 15.

Les méthodes de modélisation examinées comprenaient l'analyse multi-régression (AMR), les réseaux neuronaux artificiels (RNA), et l'utilisation de l'algorithme de programmation génétique (GP). L'objectif principal de cette étude comparative était de déterminer laquelle de ces méthodes serait la plus appropriée pour prédire avec précision les niveaux piézométriques dans les fondations du barrage, en utilisant les données collectées à partir des piézomètres mentionnés.

Ensuite une autre étude a été menée pour comparer les performances du BPNN seul et du BPNN hybride avec l'algorithme génétique (BPNN-AG) et la MEF par Seep/W pour la prédiction des niveaux piézométriques dans les piézomètres P11-1, P11-3 et P11-6 du profil 11 du barrage El Izdihar. Les données collectées par auscultation ont été utilisées pour entraîner et tester les deux modèles.

Dans le cadre de nos études comparatives sur les niveaux piézométriques, menées à la fois dans le corps et les fondations du barrage El Izdihar, nous avons fait appel à un ensemble de logiciels puissants et spécialisés. Les logiciels utilisés dans ces études comprenaient Seep/w, MATLAB, HeuristicLab et SPSS. Chacun de ces outils informatiques a été choisi pour ses capacités uniques et sa pertinence dans le domaine de la modélisation piézométrique.

b) Seep/w

Le modèle numérique SEEP/W peut être utilisé pour réaliser la simulation des infiltrations et de la surface phréatique. Le schéma MEF est suffisamment compétent pour simuler un écoulement bidimensionnel instable et non uniforme à travers un corps poreux homogène, non homogène et anisotrope, saturé et non saturé, de tout barrage en terre, Le logiciel SEEP/W de Geo-Slope Company peut être mis en œuvre pour la modélisation et l'analyse des infiltrations [124].

Chapitre III: Approche méthodologique pour la prédiction du comportement hydraulique des barrages en terre – Cas de la piézométrie du barrage El Izdihar

SEEP/W est un logiciel de géotechnique produit par Geostudio (Figure III.4). Il est utilisé pour simuler et analyser le comportement des écoulements d'eau dans les sols et les roches. Il est couramment utilisé pour les applications de géotechnique, telles que les fondations, les barrages, les tunnels, les digues, les remblais et les excavations.

SEEP/W permet aux utilisateurs de créer des modèles numériques de conditions d'écoulement d'eau dans le sous-sol en utilisant une interface graphique conviviale. Le logiciel est capable de prendre en compte différents types de géométries, de matériaux de sol et de propriétés hydrauliques, et de permettre la saisie de conditions de frontière telles que les charges d'eau, les conditions atmosphériques, les débits, les niveaux piézométriques et les niveaux d'eau de surface.

SEEP/W dispose de nombreuses fonctionnalités avancées, telles que la possibilité de réaliser des analyses de sensibilité, des analyses de stabilité et des analyses probabilistes. Le logiciel est également capable de réaliser des analyses couplées avec d'autres logiciels de la suite GeoStudio, tels que SLOPE/W pour l'analyse de stabilité des pentes et SIGMA/W pour l'analyse de contraintes et de déformations dans les sols.



Figure III.4: Interface de l'initialisation du logiciel Geostudio

c) Matlab

Un langage performant pour le calcul technique s'appelle MATLAB (matrix laboratory). Dans un environnement simple à utiliser, il intègre l'informatique, la visualisation et la programmation tout en exprimant les problèmes et les solutions à l'aide d'une notation mathématique bien connue [125]. MATLAB (Figure III.5) est développé par MathWorks et est l'un des outils les plus populaires pour les calculs scientifiques et l'analyse de données. Il permet aux utilisateurs de programmer des fonctions mathématiques et de les exécuter rapidement avec des fonctionnalités telles que l'optimisation, l'analyse de données, le traitement du signal, la simulation et la modélisation. Les utilisateurs peuvent également effectuer des calculs symboliques, de l'algèbre linéaire, de l'analyse statistique, de la visualisation de données et de la création d'interfaces utilisateur graphiques.

MATLAB propose également une grande variété de boîtes à outils, d'applications et de modules complémentaires pour étendre ses fonctionnalités. Parmi ces modules, on peut citer Simulink pour la modélisation de systèmes dynamiques, MATLAB Compiler pour la création d'applications autonomes, MATLAB Parallel Server pour l'exécution de calculs en parallèle sur des clusters et des grilles de calcul, et beaucoup d'autres.

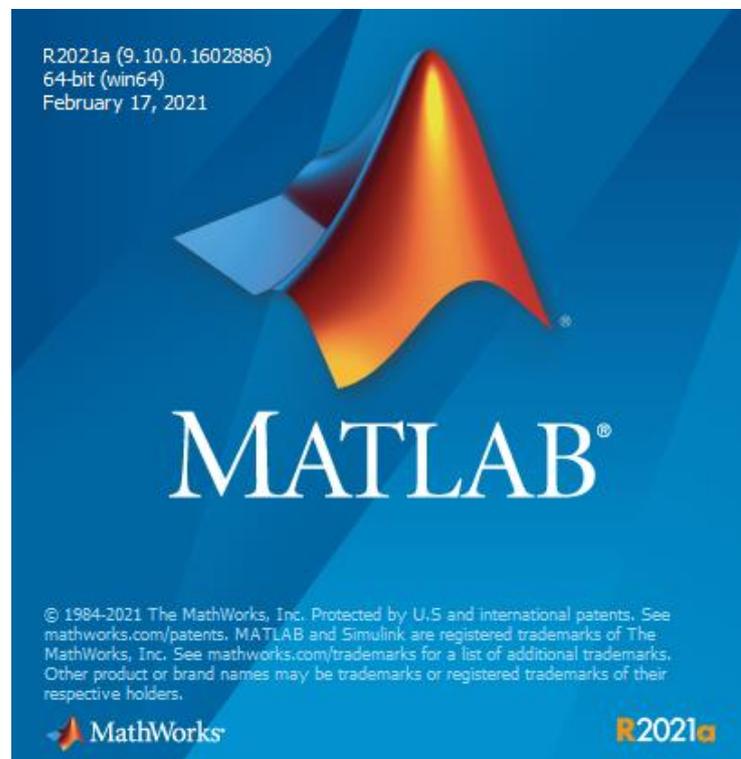


Figure III.5: Interface de l'initialisation du logiciel Matlab

d) Application de la méthode de régression non linéaire sous Matlab:

Une méthode efficace pour ajuster les données à une équation afin de trouver les valeurs d'un ou plusieurs paramètres est la régression non linéaire [126]. MATLAB est un outil populaire pour la régression non linéaire, grâce à ses nombreuses fonctionnalités et outils dédiés à l'analyse de données. Pour effectuer une régression non linéaire avec MATLAB, l'utilisateur doit suivre les étapes suivantes :

Importer les données : Les données doivent être importées dans MATLAB à partir d'un fichier texte ou d'une source de données.

Définir une fonction de modèle : Il est nécessaire de définir une fonction de modèle qui décrit la relation entre les variables. Cette fonction peut être une fonction mathématique prédéfinie ou une fonction personnalisée.

Estimer les paramètres du modèle : Les paramètres du modèle sont estimés à partir des données à l'aide d'une méthode de minimisation de l'erreur, telle que la méthode des moindres carrés.

Vérifier la qualité du modèle : Une fois que les paramètres du modèle ont été estimés, il est important de vérifier la qualité du modèle en examinant les statistiques de régression, telles que le coefficient de corrélation (R^2), l'erreur résiduelle, etc.

MATLAB dispose de plusieurs outils pour faciliter ces étapes, notamment la fonction "lsqcurvefit" pour l'estimation des paramètres du modèle, la fonction "fit" pour l'ajustement des données à une fonction de modèle, et la fonction "confint" pour calculer les intervalles de confiance des paramètres du modèle.

En utilisant ces outils, les utilisateurs peuvent effectuer des analyses de régression non linéaire avancées avec MATLAB pour modéliser des relations complexes entre des variables dans de nombreux domaines d'application tels que la physique, la biologie, l'économie, la finance, etc.

e) Application de la méthode des réseaux neurones artificiels sous Matlab :

En raison de ses capacités d'apprentissage, le réseau de neurones à rétropropagation (BPNN) formé à l'aide de la règle delta généralisée est appliqué avec succès dans de nombreux domaines, en particulier la reconnaissance de formes [127]. Elle permet d'ajuster les poids et les biais des neurones d'un RNA en utilisant des données d'entraînement pour minimiser l'erreur de prédiction.

Chapitre III: Approche méthodologique pour la prédiction du comportement hydraulique des barrages en terre – Cas de la piézométrie du barrage El Izdihar

L'analyse réalisée dans cette étude à l'aide de réseaux de neurones artificiels a été conduite en utilisant l'outil "Neural Net Fitting" intégré dans le logiciel "Matlab" (Figure III.6). Cet outil revêt une grande importance et jouit d'une grande popularité dans de nombreuses recherches en raison de sa compatibilité et de son adaptabilité démontrées par des études précédentes. "Neural Net Fitting" se compose d'une interface simple permettant de concevoir, mettre en œuvre, visualiser et simuler des réseaux de neurones, principalement dans le but de résoudre des problèmes d'ajustement en suivant plusieurs étapes. Tout d'abord, il faut organiser un ensemble de vecteurs d'entrée en colonnes dans une matrice, puis organiser un autre ensemble de vecteurs cibles (qui correspondent aux sorties correctes pour chacun des vecteurs d'entrée) dans une seconde matrice [68].

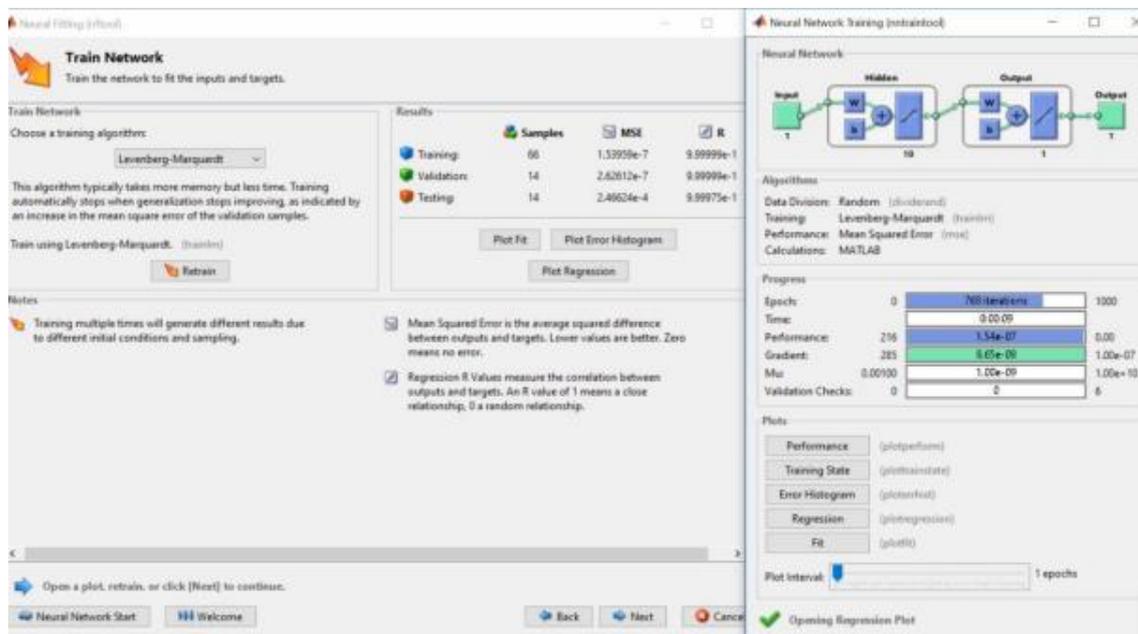


Figure III.6: Interface de l'outil "Neural Net Fitting" [68]

MATLAB est un outil très populaire pour la construction et l'entraînement de RNA avec la rétropropagation. La mise en œuvre de la rétropropagation avec MATLAB peut être divisée en plusieurs étapes :

i) Préparation des données :

Les données doivent être préparées pour l'entraînement du RNA en les divisant en un ensemble d'entraînement et un ensemble de validation. Les données doivent également être normalisées en mettant les différentes caractéristiques d'entrée sur une même échelle pour une meilleure performance du RNA.

ii) Définition de l'architecture du RNA :

L'architecture du RNA doit être définie en précisant le nombre de couches et le nombre de neurones dans chaque couche. Il est également important de choisir la fonction d'activation pour chaque neurone.

iii) Initialisation des poids et des biais :

Les poids et les biais doivent être initialisés de manière aléatoire.

iv) Définition de la fonction de coût :

La fonction de coût doit être définie pour mesurer l'erreur de prédiction.

v) Entraînement du RNA :

Les données d'entraînement sont utilisées pour ajuster les poids et les biais du RNA en utilisant la technique de rétropropagation. Les poids et les biais sont ajustés de manière itérative pour minimiser la fonction de coût.

vi) Évaluation des performances du RNA :

Les performances du RNA sont évaluées en utilisant l'ensemble de validation pour mesurer l'erreur de généralisation.

MATLAB offre des fonctions intégrées pour l'implémentation de la rétropropagation, telles que "trainlm", "trainbfg" et "traincgp". Ces fonctions sont utilisées pour entraîner le RNA avec différentes méthodes de minimisation d'erreur.

En utilisant ces outils, les utilisateurs peuvent construire et entraîner des RNA avec la rétropropagation avec MATLAB pour diverses tâches telles que la classification, la prédiction et la reconnaissance de motifs.

f) Application de la méthode de l'hybridation de l'algorithme génétique et de neurones artificiels sous Matlab:

L'hybridation de l'algorithme génétique (AG) et des réseaux de neurones artificiels (RNA) est une approche populaire pour résoudre des problèmes d'optimisation difficiles, en particulier pour les problèmes de régression non linéaire. L'hybridation permet de combiner les avantages de ces deux méthodes pour obtenir une solution optimale plus rapidement.

Pour les réseaux à architecture fixe, les poids peuvent être appris via des algorithmes génétiques. Il existe deux grands groupes de stratégies différentes.

La première méthode consiste à utiliser des algorithmes évolutionnaires pour minimiser la fonction d'erreur plutôt que la rétropropagation du gradient.

La deuxième stratégie consiste à combiner des techniques de recherche locales très efficaces comme BP (Back-propagation) avec des algorithmes. Cette dernière stratégie est connue sous le nom d'apprentissage hybride[128].

MATLAB est un outil populaire pour l'implémentation de l'hybridation RNA et AG. Les étapes de mise en œuvre de cette méthode sont les suivantes :

i) Préparation des données :

Les données doivent être préparées pour l'entraînement du RNA en les divisant en un ensemble d'entraînement et un ensemble de validation. Les données doivent également être normalisées pour une meilleure performance du RNA.

ii) Définition de la fonction de coût :

La fonction de coût doit être définie pour mesurer l'erreur de prédiction.

iii) Définition de l'architecture du RNA :

L'architecture du RNA doit être définie en précisant le nombre de couches et le nombre de neurones dans chaque couche. Il est également important de choisir la fonction d'activation pour chaque neurone.

iv) Initialisation des paramètres du AG :

Les paramètres du AG doivent être initialisés, tels que le nombre d'individus dans la population, le taux de mutation et le taux de croisement.

v) Définition de la fonction de fitness :

La fonction de fitness doit être définie pour évaluer les individus dans la population.

vi) Entraînement du RNA :

Les données d'entraînement sont utilisées pour ajuster les poids et les biais du RNA en utilisant la technique de rétropropagation. Les poids et les biais sont ajustés de manière itérative pour minimiser la fonction de coût.

vii) Évaluation des performances du RNA :

Les performances du RNA sont évaluées en utilisant l'ensemble de validation pour mesurer l'erreur de généralisation.

viii) Génération de la population initiale :

La population initiale est générée de manière aléatoire.

ix) Évolution de la population:

Les individus de la population sont sélectionnés, croisés et mutés pour générer une nouvelle génération de population.

x) Évaluation de la population :

Les individus de la population sont évalués en utilisant la fonction de fitness.

xi) Sélection de la meilleure solution :

La meilleure solution est sélectionnée parmi les individus de la population.

MATLAB offre des fonctions intégrées pour l'implémentation de l'hybridation RNA et AG, telles que "ga" et "neuroevolution". Ces fonctions sont utilisées pour générer une population initiale, évaluer les individus, sélectionner la meilleure solution et itérer jusqu'à l'obtention d'une solution optimale.

En utilisant ces outils, les utilisateurs peuvent résoudre des problèmes d'optimisation difficiles en utilisant l'hybridation RNA et AG sous MATLAB.

g) Heuristiclab

Depuis 2002, les membres du Laboratoire d'algorithmes heuristiques et évolutifs développent et appliquent HeuristicLab (Figure III.7), un environnement logiciel pour les algorithmes heuristiques et évolutifs. Dans HeuristicLab, les algorithmes sont représentés sous forme de graphes d'opérateurs et la modification ou le réarrangement des opérateurs peut se faire par glisser-déposer sans avoir à écrire de code. Le logiciel transfère ainsi la capacité de développement d'algorithmes de l'ingénieur logiciel à l'utilisateur et au praticien[129].

La programmation génétique a été mise en œuvre en utilisant HeuristicLab 3.3, un logiciel développé en C++ qui repose sur une interface utilisateur graphique (GUI) spécialement conçue pour les algorithmes heuristiques et évolutifs. HeuristicLab a été créé dans le but de simplifier l'utilisation d'algorithmes complexes, offrant une architecture extensible basée sur des plugins, ce qui permet aux utilisateurs d'ajouter des extensions personnalisées sans avoir à connaître l'intégralité du code source.

Chapitre III: Approche méthodologique pour la prédiction du comportement hydraulique des barrages en terre – Cas de la piézométrie du barrage El Izdihar

Ce logiciel propose également un modèle générique pour représenter divers algorithmes de recherche, prend en charge des interfaces utilisateur graphiques et gère efficacement les algorithmes parallèles. L'évolution de HeuristicLab est en cours depuis 2002, sous la supervision des membres du Laboratoire d'Algorithmes heuristiques et évolutifs (HEAL) à l'Université des Sciences Appliquées de Haute-Autriche. Parmi les nombreux algorithmes disponibles dans HeuristicLab, on trouve l'algorithme de programmation génétique, qui offre une interface conviviale permettant d'analyser les données d'entrée et de sortie en fonction des paramètres définis, dans le but de trouver l'équation optimale du système pour résoudre le problème donné [68].

Dans ces études comparatives sur les niveaux piézométriques, le logiciel HeuristicLab a été utilisé pour appliquer la méthode de programmation génétique (GP).



Figure III.7: Interface de l'initialisation du logiciel HeuristicLab

h) SPSS (Statistical Package for Social Sciences)

Le logiciel SPSS est avant tout un logiciel de traitement de données utilisé pour des analyses statistiques (Figure III.8). Les données sont lues, traduites au format SPSS, transformées et des opérations statistiques et mathématiques sont effectuées selon les besoins.

Il fournit des analyses statistiques sophistiquées, une large collection d'algorithmes d'apprentissage automatique, des analyses de texte, une extensibilité open source, une intégration avec les big data et un déploiement d'applications facile. Les utilisateurs de tous niveaux peuvent utiliser SPSS pour des projets de traitement de base de données de toute taille et complexité grâce à sa plateforme conviviale, adaptable et évolutive. L'apprentissage de l'outil est très rapide et permet aux utilisateurs d'effectuer rapidement des analyses statistiques en travaillant avec les données à l'aide d'une méthodologie basée sur une feuille de calcul.

Chapitre III: Approche méthodologique pour la prédiction du comportement hydraulique des barrages en terre – Cas de la piézométrie du barrage El Izdihar

En ce qui concerne la flexibilité, SPSS offre des services de développement de langage de commande et de macros, y compris des choix pour la gestion des fichiers, la modification des feuilles de calcul, la gestion des graphiques et la réalisation d'analyses statistiques[68].

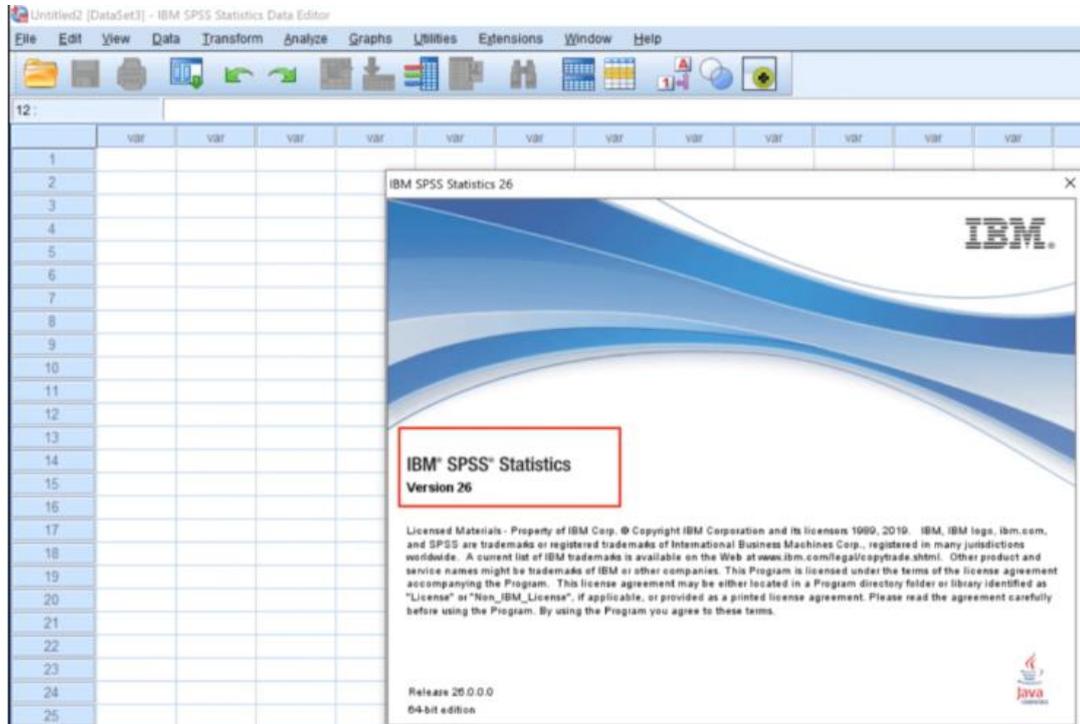


Figure III.8: Interface du logiciel SPSS

Pour l'application de la méthode de l'analyse de régression multiple (AMR) dans cette étude, nous avons utilisé le logiciel SPSS.

III.10. Conclusion

En conclusion de ce chapitre, nous avons produit une synthèse sur les différents outils mathématiques et numériques qui peuvent être utilisés pour la prédiction du comportement du barrage, notamment en matière de piézométrie, qui constitue le critère fondamental et la référence pour l'analyse et le diagnostic des infiltrations dans le barrage. Plusieurs méthodes et outils seront implémenter en utilisant la méthode des éléments finis Seep/W, ainsi que Matlab pour les réseaux de neurones artificiels, l'algorithme génétique et la régression non linéaire.

Grâce à ces méthodes, nous serons en mesure d'explorer les relations entre les différentes variables et d'en tirer des conclusions pertinentes en terme de prédiction du comportement hydraulique du barrage. Les réseaux de neurones artificiels seront particulièrement utiles pour modéliser les interactions complexes entre les différentes

Chapitre III: Approche méthodologique pour la prédiction du comportement hydraulique des barrages en terre – Cas de la piézométrie du barrage El Izdihar

variables. L'algorithme génétique sera également utile pour identifier les meilleures combinaisons de paramètres pour optimiser les résultats.

Enfin, les résultats de la régression non linéaire permettront de mieux comprendre les relations entre les variables d'influence et d'élaborer des modèles prédictifs plus précis.

Dans l'ensemble, ces méthodes permettront d'obtenir des résultats prometteurs pour la recherche sur le comportement des barrages, en offrant une meilleure compréhension des interactions entre paramètres et des prévisions plus précises pour la gestion et la maintenance des barrages.

Chapitre IV

Modélisation et analyses prédictives des niveaux piézométriques dans le barrage El Izdihar

Chapitre IV: Modélisation et analyse prédictives des niveaux piézométriques dans le barrage El Izdihar

IV.1. Introduction

La sécurité d'un barrage est l'objectif de nombreuses études car la rupture d'un barrage se traduit par des pertes de vies humaines et l'économie en aval sera perturbée [130]. Techniquement, la conception d'un barrage en terre répond à deux exigences principales : l'étanchéité et la stabilité de l'ouvrage. Savoir comment contrôler les flux à travers ce barrage est nécessaire pour maintenir le barrage dans un état de sécurité. Il y a toujours des infiltrations dans le corps et les fondations d'un barrage en terre, quelle que soit sa perméabilité. Il n'existe pas d'étanchéité parfaite pour ce type de structure.

Le chapitre présent, en considérant comme étude de cas le barrage zoné du noyau central d'Izdihar, a pour objectif principal une analyse comparative de la prédiction des niveaux piézométriques dans le barrage. Cette étude est très importante pour la surveillance du comportement du barrage et la validation des critères de sécurité. Le chapitre comprend trois investigations principales.

- Une analyse et une prédiction des données de surveillance piézométrique dans le corps et dans les fondations du barrage. Les données proviennent de dix-sept années de mesures réparties sur les trois profils de surveillance du barrage.

- L'utilisation combinée du modèle de régression non linéaire et du modèle de réseau neuronal artificiel dans une analyse comparative de la puissance et de la fiabilité de la prédiction des deux techniques basée sur leur confrontation avec les mesures d'auscultation piézométrique.

- Exploration du potentiel des réseaux neuronaux artificiels (RNA), de la programmation génétique (GP) et de la régression linéaire multiple (ARM) pour prédire les niveaux piézométriques dans les fondations du barrage El Izdihar. En exploitant les capacités de ces approches informatiques, nous nous efforçons de contribuer à l'avancement des pratiques de gestion des barrages, en améliorant la sécurité et l'efficacité opérationnelle.

Il est à noter que, dans une première étape, l'intégration de l'ensemble des piézomètres (corps et fondations du barrage) a concerné l'exploration de la puissance du réseau neuronal artificiel par rapport au modèle de régression non linéaire.

-

Chapitre IV: Modélisation et analyse prédictives des niveaux piézométriques dans le barrage El Izdihar

Dans une 2^{ème} étape, et concernant les fondations du barrage ayant enregistrées des comportements anormaux par rapport à la piézométrie, le potentiel des réseaux neuronaux artificiels (RNA), de la programmation génétique (GP) et de la régression linéaire multiple (ARM) ont été implémentés pour prédire les niveaux piézométriques dans les fondations du barrage El Izdihar.

IV.2. La piézométrie et sa relation avec la sécurité du barrage

Il est important de noter que, quel que soit le degré de perméabilité du barrage en terre, des infiltrations sont inévitables dans son corps et ses fondations. La sécurité des barrages demeure une préoccupation majeure pour les concepteurs, en raison des conséquences potentiellement graves, tant sur le plan humain qu'économique, en cas de rupture [131]. La prédiction des niveaux piézométriques dans le barrage en remblai est une étape importante pour évaluer le comportement du barrage et assurer sa sécurité.

La piézométrie dans le corps et les fondations des barrages en remblai est un paramètre important qui influe sur la stabilité et la sécurité des barrages. Dans les barrages en remblai, elle peut avoir un impact sur la stabilité globale de la structure, la résistance des sols et des matériaux de remblai, la déformation des sols, la capacité portante, la résistance à l'érosion, et la stabilité de la fondation.

Dans le corps du barrage, la piézométrie peut être affectée par l'infiltration d'eau à travers le remblai et les éventuelles fuites. Si la piézométrie devient trop élevée, cela peut entraîner une saturation des sols et des matériaux de remblai, ce qui peut réduire leur résistance et leur capacité portante, ainsi qu'augmenter les risques de glissement et d'érosion interne.

Dans les fondations du barrage, la piézométrie peut avoir un impact sur la stabilité globale du barrage et la résistance des sols de fondation. Si la piézométrie dans la fondation est trop élevée, cela peut entraîner une réduction de la capacité portante des sols de fondation, une augmentation de la pression d'eau sous le barrage, ce qui peut augmenter le risque de glissement ou de rupture. En effet, les infiltrations à travers les barrages sont responsables d'un pourcentage considérable, soit plus de 35 %, des accidents liés aux barrages en terre [123], [124]. Ces accidents sont principalement attribuables aux charges hydrauliques agissant dans les interstices des matériaux du barrage et de ses fondations. Par conséquent, l'évolution de la pression interstitielle, due à la variation du niveau d'eau, exerce une influence significative sur la réponse des barrages au fil du temps [65].

Chapitre IV: Modélisation et analyse prédictives des niveaux piézométriques dans le barrage El Izdihar

Quoi qu'il en soit, quelle que soit la qualité de la conception et de la construction des barrages, le suivi attentif de leur comportement pendant la phase d'exploitation est impératif. Les paramètres de suivi, mesurés dès la fin de la construction et pendant les premières années de mise en eau, sont comparés aux valeurs établies lors de la phase de conception. Tout écart par rapport au comportement attendu doit immédiatement déclencher les opérations de renforcement nécessaires [133], [134]. Parmi ces paramètres de comportement, le niveau d'eau piézométrique revêt une importance particulière dans l'analyse des infiltrations, contribuant ainsi à identifier et à maintenir la stabilité des ouvrages d'art tels que les barrages [135]. Par conséquent, une surveillance insuffisante des niveaux d'eau piézométriques peut potentiellement conduire à des catastrophes d'une ampleur considérable. La mesure et la surveillance de la piézométrie dans le corps et les fondations des barrages en remblai est donc essentielle pour évaluer leur sécurité et leur stabilité. Des techniques de mesure telles que les piézomètres et les capteurs de pression peuvent être utilisées pour surveiller les niveaux de pression d'eau à différents points de la structure et de la fondation. Ces données de piézométrie peuvent ensuite être utilisées pour évaluer les risques de défaillance et pour prendre des mesures de prévention en cas de besoin.

En résumé, la piézométrie dans le corps et les fondations des barrages en remblai est un paramètre important qui doit être surveillé et géré pour assurer la stabilité et la sécurité des barrages.

IV.3. Évaluation de la piézométrie dans le barrage El Izdihar

IV.3.1. Collecte de données et méthodes d'auscultation

Dans ces travaux de recherche, trois profils piézométriques ont été étudiés, à savoir les profils P09, P11 et P15. Ces profils ont été choisis en raison de leur emplacement stratégique pour la surveillance des variations des niveaux piézométriques dans le barrage.

La figure IV.1 montre la situation des trois profils. Les variations des niveaux piézométriques ont été enregistrées pour chaque profil de juin 1992 à janvier 2009. Les profils piézométriques du barrage sont illustrés dans les figures IV.2, IV.3 et IV.4.

Chapitre IV: Modélisation et analyse prédictives des niveaux piézométriques dans le barrage El Izdihar

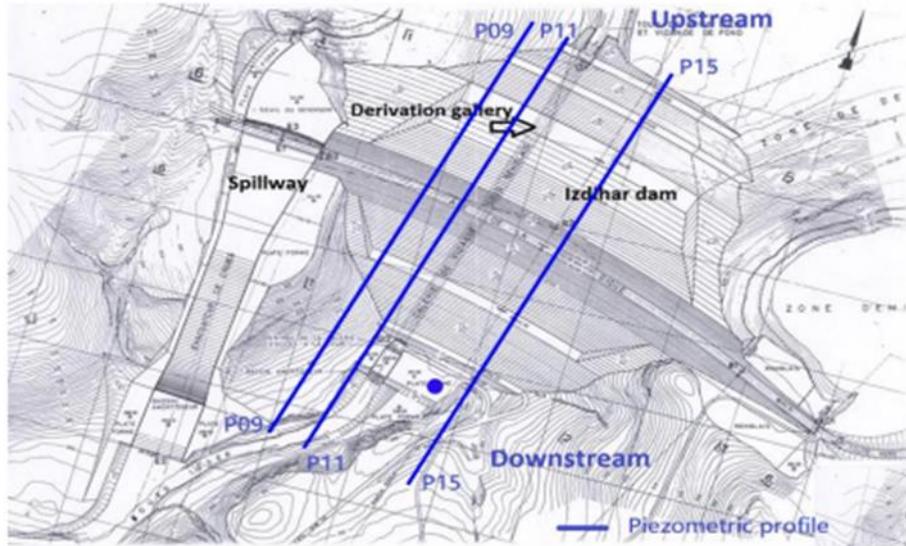


Figure IV.1: Localisations des profils piézométriques P09, P11 et P15

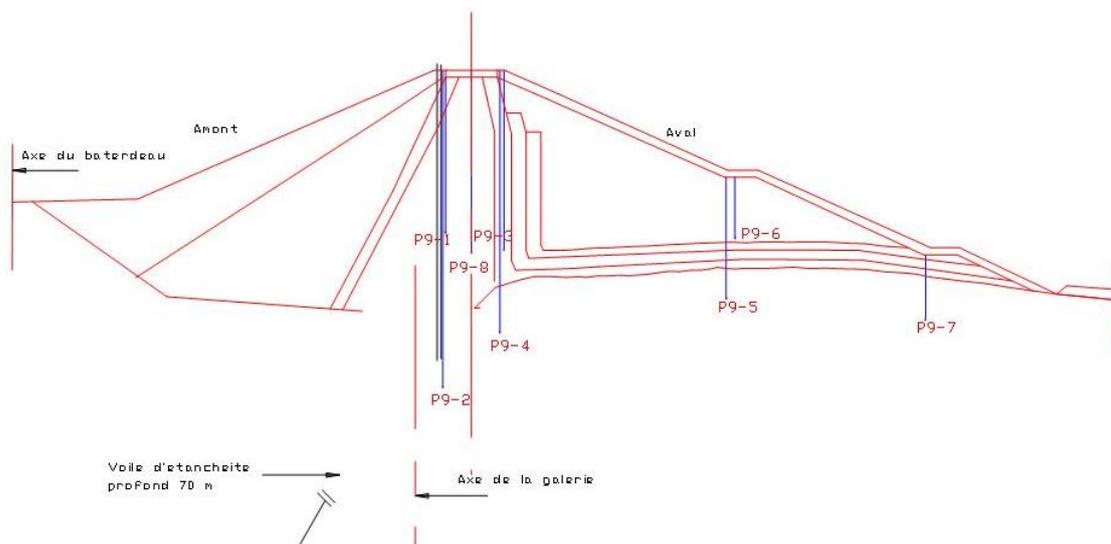


Figure IV.2: Barrage El Izdihar- Profil piézométrique P09

Chapitre IV: Modélisation et analyse prédictives des niveaux piézométriques dans le barrage El Izdihar

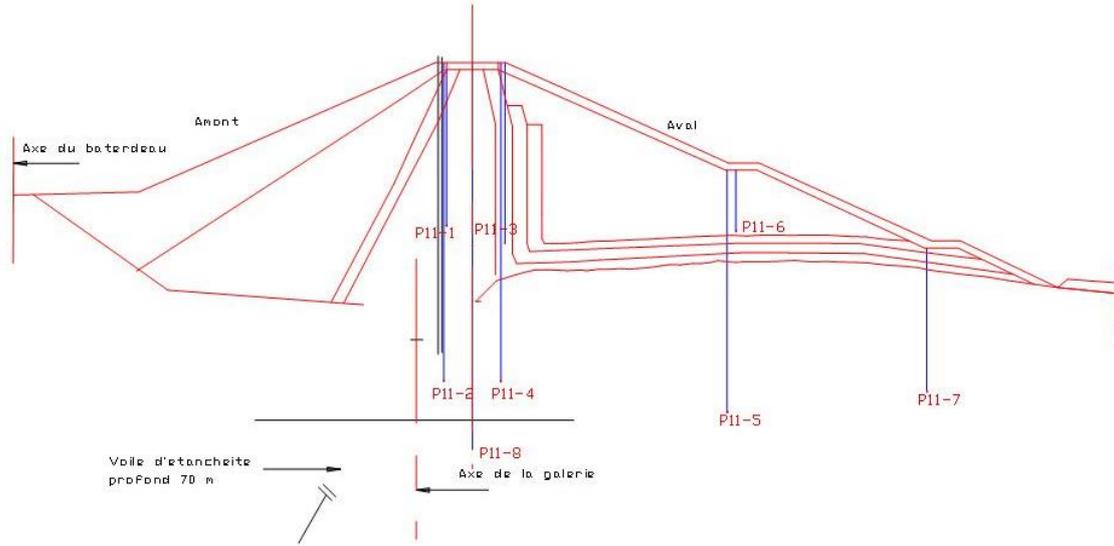


Figure IV.3: Barrage El Izdihar- Profil piézométrique P11

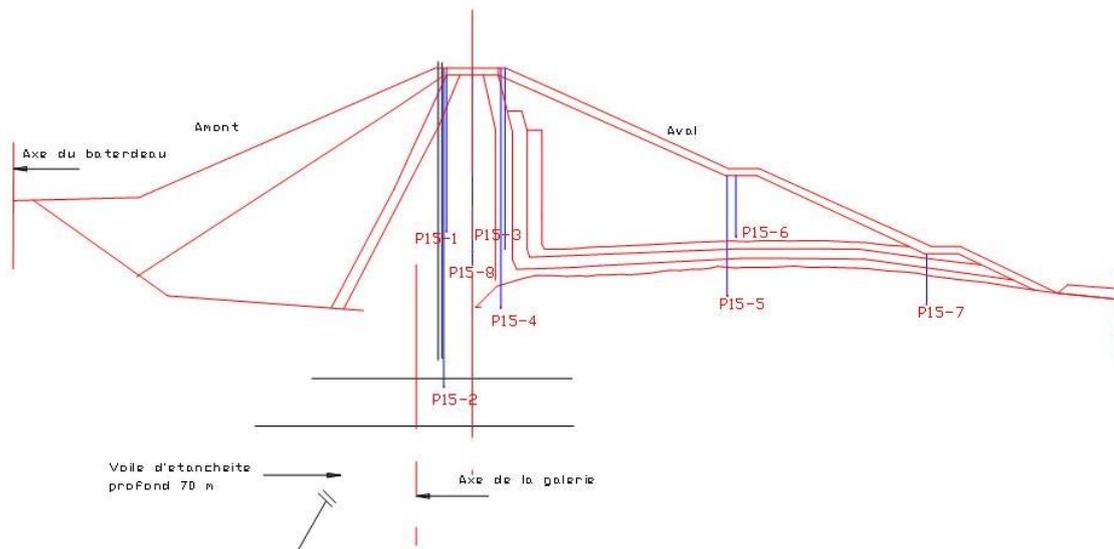


Figure IV.4: Barrage El Izdihar- Profil piézométrique P15

Chapitre IV: Modélisation et analyse prédictives des niveaux piézométriques dans le barrage El Izdihar

Le tableau IV.1 récapitule l'ensemble des caractéristiques des trois profils piézométriques qui ont été installés au niveau du barrage.

Tableau IV.1: Caractéristiques des piézomètres installés dans le barrage El Izdihar – Profils P09, P11 et P15.

Nom	Profil	Position	Type	Cote de la tête (NGA)	Profondeur (m)	Cote de la chambre (NGA)
P9-01	P9	Crête amont	Casagrande	354,00	47,12	306,88
P9-02	P9	Crête amont	Casagrande	354,03	77,77	276,26
P9-03	P9	Crête avale	Casagrande	353,95	52,16	301,79
P9-04	P9	Crête avale	Casagrande	353,97	70,00	283,97
P9-05	P9	Berme 334	Casagrande	333,94	41,65	292,29
P9-06	P9	Berme 334	Casagrande	333,86	25,55	309,31
P9-07	P9	Berme 319	Casagrande	319,06	31,70	287,36
P9-08	P9	Crête axe	Casagrande	353,6	51,40	302,22
P11-01	P11	Crête amont	Casagrande	353,94	40,30	313,64
P11-02	P11	Crête amont	Casagrande	353,96	74,50	279,46
P11-03	P11	Crête avale	Casagrande	353,88	47,50	306,54
P11-04	P11	Crête avale	Casagrande	353,89	74,00	279,89
P11-05	P11	Berme 334	Casagrande	333,71	57,00	276,71
P11-06	P11	Berme 334	Casagrande	333,68	25,80	307,88
P11-07	P11	Berme 319	Casagrande	319,18	38,64	280,54
P11-08	P11	Crête axe	Casagrande	353,66	83,74	269,92
P15-01	P15	Crête amont	Casagrande	353,94	46,40	307,54
P15-02	P15	Crête amont	Casagrande	353,96	79,00	274,96
P15-03	P15	Crête avale	Casagrande	353,99	52,05	301,94
P15-04	P15	Crête avale	Casagrande	353,98	71,85	282,13
P15-05	P15	Berme 334	Casagrande	333,86	44,60	289,26
P15-06	P15	Berme 334	Casagrande	333,94	25,17	308,77
P15-07	P15	Berme 319	Casagrande	319,21	30,30	288,91
P15-08	P15	Crête axe	Casagrande	353,71	51,45	302,26

Les fluctuations des niveaux piézométriques en relation avec les variations du plan d'eau du barrage sont présentées dans les figures IV.5, IV.6 et IV.7). Les tendances à la hausse pendant les saisons humides et à la baisse pendant les saisons sèches ont été observées pour chaque profil, tandis que les années de fortes précipitations ont montré des niveaux piézométriques plus élevés.

Ces données sont importantes pour la gestion du barrage, car elles permettent de surveiller les changements environnementaux et de prendre des mesures pour optimiser l'exploitation du barrage et réduire les risques potentiels liés à ces changements.

Le profil piézométrique P09 est situé dans la partie amont du barrage. Il enregistre une variation significative des niveaux piézométriques au fil du temps. Le profil piézométrique P11 se trouve dans la partie médiane du barrage. La figure montre une variation moins importante des niveaux piézométriques par rapport au profil P09.

Chapitre IV: Modélisation et analyse prédictives des niveaux piézométriques dans le barrage El Izdihar

Le piézomètre P11-2, situé dans la fondation sous le noyau, enregistre des niveaux piézométriques élevés qui dépassent parfois le niveau du plan d'eau. Les niveaux mesurés par ce piézomètre ne sont pas compatibles avec ceux des fondations, malgré le fait que le profil P11 coïncide avec la coupe type centrale du barrage. Cependant, à partir du 24 août 2002, une tendance à la baisse des niveaux a été observée [121].

Le profil piézométrique P15 est situé dans la partie aval du barrage. La figure montre une variation relativement faible des niveaux piézométriques par rapport aux deux autres profils. Il convient de souligner que les piézomètres situés au niveau des fondations ont subi des rabattements à partir d'avril 2003.

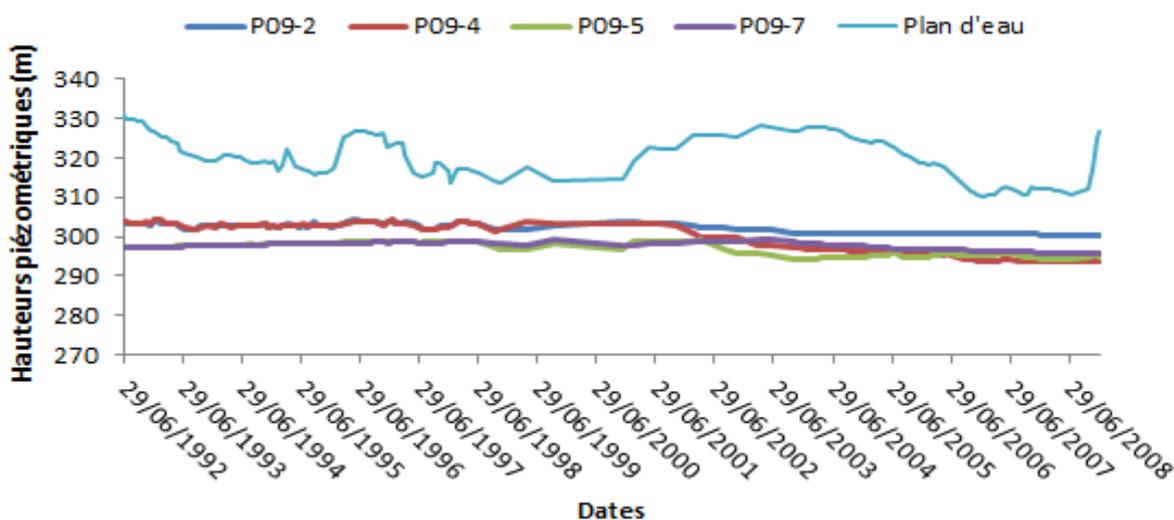


Figure IV.5: Variation temporelle des niveaux piézométriques du profil P09 en corrélation avec le niveau du plan d'eau.

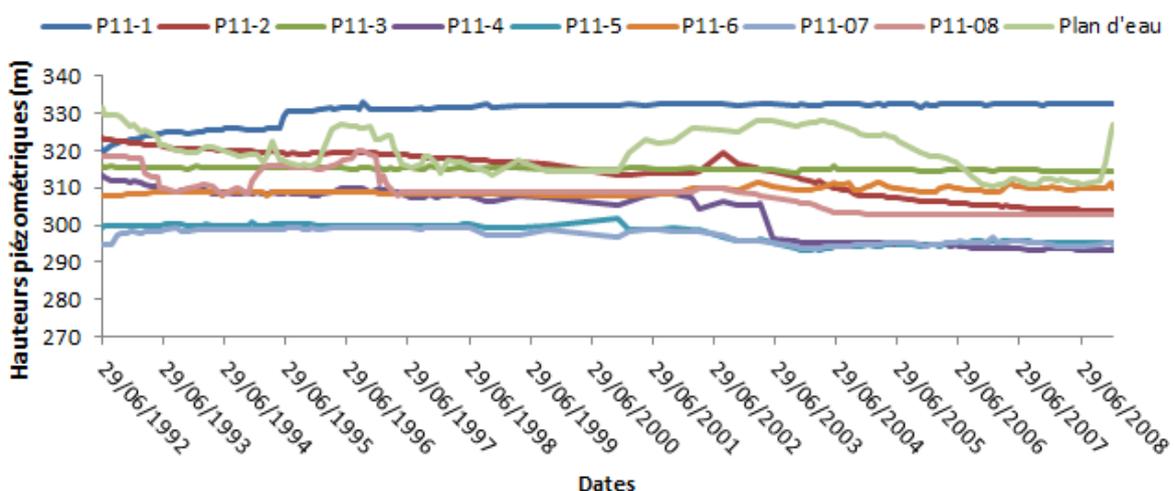


Figure IV.6: Variation temporelle des niveaux piézométriques du profil P11 en corrélation avec le niveau du plan d'eau.

Chapitre IV: Modélisation et analyse prédictives des niveaux piézométriques dans le barrage El Izdihar

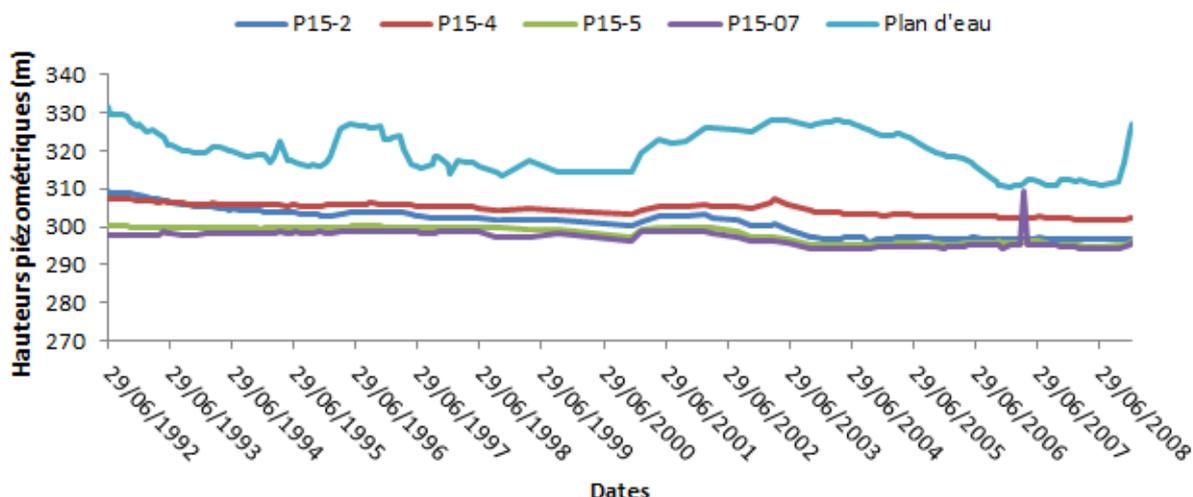


Figure IV.7: Variation temporelle des niveaux piézométriques du profil P15 en corrélation avec le niveau du plan d'eau.

IV.3.1. Approche et outils adoptés

L'objectif de la surveillance des barrages, qui est cruciale pour le concept de sécurité des barrages, est de fournir des informations afin que les performances des barrages puissent être évaluées sur toute la durée de leur cycle de vie [134]. Dans ce contexte, divers auteurs ont développé des modèles de prédiction du niveau piézométrique basés sur des modèles numériques et des modèles d'IA (Intelligence Artificielle) utilisant des données de surveillance [135]. Au niveau de la présente recherche, les modèles de prédiction du niveau d'eau piézométrique basés sur BPNN et les modèles de régression non linéaire ont été adaptés. Les deux modèles sont utilisés via le logiciel Matlab. Afin d'évaluer les modèles de remorquage et d'atteindre un équilibre entre eux, les paramètres de remorquage sont définis en considérant le niveau d'eau dans le barrage comme variable prédictive et le niveau d'eau piézométrique comme variable de réponse.

IV.3.3 Dépouillement et prétraitement des données

La piézométrie du barrage est surveillée à l'aide d'un système d'instruments qui enregistre les niveaux piézométriques mesurés et le niveau d'eau correspondant. Ces équipements de surveillance sont installés dans son corps et dans ses fondations. Les données ont été suivies régulièrement tous les mois, de juin 1992 à janvier 2009. Pour les travaux de recherche, les trois profils P09, P11 et P15, situés dans la partie centrale du barrage, ont été choisis (Figure IV.1). Le profil P09 englobe quatre piézomètres pénétrant dans la fondation du barrage, à savoir P09-2, N09-4, N09-5 et N09-7 (Figure IV.2).

Chapitre IV: Modélisation et analyse prédictives des niveaux piézométriques dans le barrage El Izdihar

Le profil P15 contient aussi quatre piézomètres en l'occurrence P15-2, N15-4, N15-5 et N15-7 (Figure IV.4). Le profil P11 contient huit piézomètres notés P11-1, P11-3 et P11-6 dans le corps du barrage, P11-2, P11-4, P11-5, P11-7, et P11-8 installés dans la fondation du barrage (figure IV.3). Pour la simulation du flux d'infiltration à travers le barrage en remblai, les niveaux de tous les piézomètres et les valeurs de niveau d'eau correspondantes ont été utilisés comme ensembles de données brutes. Le nombre de données traitées varie entre 98 et 146 valeurs pour les piézomètres étudiés.

IV.4. Modélisation par réseaux de neurones à rétro- propagation (Back propagation neural network BPNN)

Seize piézomètres dans les trois profils piézométriques du barrage d'El Izdihar ont fait l'objet d'analyse dans la présente recherche (4 dans le profil P09, 8 dans le profil P11, et 4 dans le profil P15).

Afin d'explorer une relation mathématique entre le niveau du réservoir d'eau et les niveaux piézométriques dans le barrage d'El Izdihar, la méthode de régression non linéaire ainsi que la méthode des réseaux de neurones artificiels sont implémentées.

Un BPNN est adopté pour la prédiction des niveaux piézométriques dans le barrage d'El Izdihar. La couche d'entrée du réseau est constituée des niveaux du réservoir. La couche de sortie ne contient qu'une seule variable de réponse puisque l'objectif est de prévoir le niveau piézométrique de l'eau. Pour la puissance du modèle BPNN, une quantité considérable de données serait nécessaire. Un nombre total de 2 235 itérations réparties entre 1 120 itérations dans le profil P11, 565 itérations dans le profil P15 et 550 itérations dans le profil P09).

Les variables sont d'abord normalisées dans un rang de [0,+1], équation (IV. 1). L'objectif est de maintenir une variation constante des variables prédictes car elles sont mesurées à l'aide de diverses unités de mesure physiques. En outre, l'impact des grandes valeurs sur la petite valeur enregistrée de la procédure de modélisation est éliminé [136].

$$X_n = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (\text{IV. 1})$$

X_n : valeur résultante normalisée ; n est le nombre d'observations.

X : valeur des données sans normalisation

X_{\max} : valeur maximale des données considérées.

X_{\min} : valeur minimale des données considérées.

Chapitre IV: Modélisation et analyse prédictives des niveaux piézométriques dans le barrage El Izdihar

L'ensemble des données a été divisé aléatoirement en deux ensembles. Un ensemble, environ 70%, pour l'entraînement du modèle RNA, et environ 30% pour tester et valider le réseau entraîné.

L'incertitude concernant le nombre de neurones cachés à utiliser a été surmontée en testant différents nombres de neurones et en choisissant ceux qui ont produit les meilleurs résultats de sortie pour chaque architecture de réseau conçue. Afin d'ajuster les poids pour augmenter la précision de la prédiction, la formation du BPNN implique un processus cyclique de rétro-propagation de l'erreur estimée entre la sortie prédite et la sortie souhaitée [136]. Levenberg-Marquardt est utilisé dans ce modèle comme algorithme de formation.

IV.5. Modélisation par la méthode régression non linéaire

Parallèlement au modèle BPNN, les données ont été analysées à l'aide de la méthode de régression non linéaire (RNL).

Plusieurs modèles non linéaires ont été choisis pour être appliqués aux données bilatérales afin d'augmenter l'efficacité et de générer des résultats pertinents lorsque la technique d'analyse de régression non linéaire pourrait être comparée à la méthode RNA (entrée-sortie). La méthode de régression non linéaire a été utilisée via le logiciel Matlab. Elle comprend différents algorithmes d'apprentissage. La variation des niveaux piézométriques des trois profils P09, P11 et P15 et les niveaux du réservoir d'eau sont choisis comme variables dans le fonctionnement de la méthode. Afin d'évaluer le potentiel du modèle de régression non linéaire (RNL) pour prédire les niveaux piézométriques dans le barrage considéré, onze fonctions ont été utilisées dans cette étude, degré polynomial 1, degré polynomial 2, degré polynomial 3, gaussien degré 1, gaussien degré 2, gaussien degré 3, fourrier degré 1, fourrier degré 2, fourrier degré 3, exponentiel degré 1, exponentiel degré 2.

IV.6. Evaluation de la performance des modèles

Les résultats des deux modèles sont ensuite comparés selon les deux critères que sont le coefficient de corrélation R (Equation IV.2) et le RMSE (Equation II.10).

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})(o_i - \bar{o})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2 \sum_{i=1}^N (o_i - \bar{o})^2}} \quad (IV.2)$$

Chapitre IV: Modélisation et analyse prédictives des niveaux piézométriques dans le barrage El Izdihar

y_i est la sortie du modèle, o_i la valeur mesurée et \bar{y} et \bar{o} sont respectivement leur valeur moyenne. N est le nombre d'observations.

D'après Smith (1987) a fourni les indications suivantes pour l'évaluation de R [68] :

$|R| > 0,8$ forte corrélation

$0,2 < |R| < 0,8$ corrélation existante.

$|R| < 0,2$ corrélation faible.

Pour le modèle BPNN, les points de données de formation et de test sélectionnés ont permis au modèle de donner une bonne représentation de la fonction sous-jacente entre les variables d'entrée-sortie. La RMSE a été utilisée comme critère pour déterminer le modèle le plus performant pendant les phases de formation et de test. En d'autres termes, un modèle est jugé approprié lorsqu'il produit la RMSE la plus faible à la fois lors de la formation et lors des tests correspondants.

Un exemple étudié par les deux modèles concerne le piézomètre P11-2 du profil 11. Pour cette itération, l'équation gaussienne d3 est la plus appropriée pour la corrélation des deux variables dans la méthode de régression non linéaire avec une corrélation de $R=64.1\%$ et $RMSE=0.267$. La méthode RNA convient encore mieux à cette itération avec une corrélation de $R=66,8\%$ et $RMSE=0,208$ (Figures IV.8 , IV.9 et IV.10).

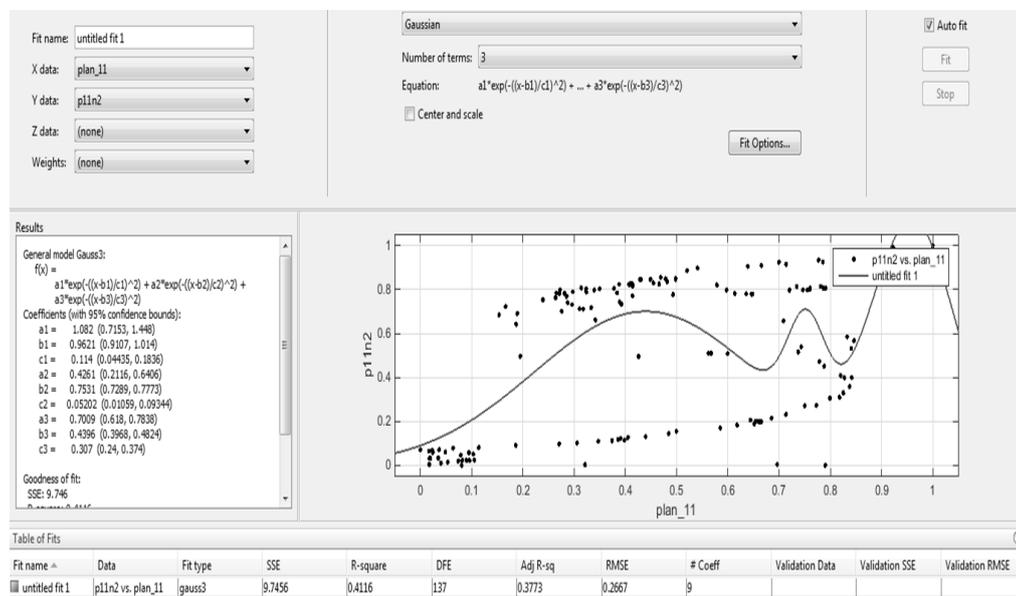


Figure IV.8: Corrélation entre le niveau d'eau dans le barrage et le niveau du piézomètre P11-2 en utilisant le model de Gauss.

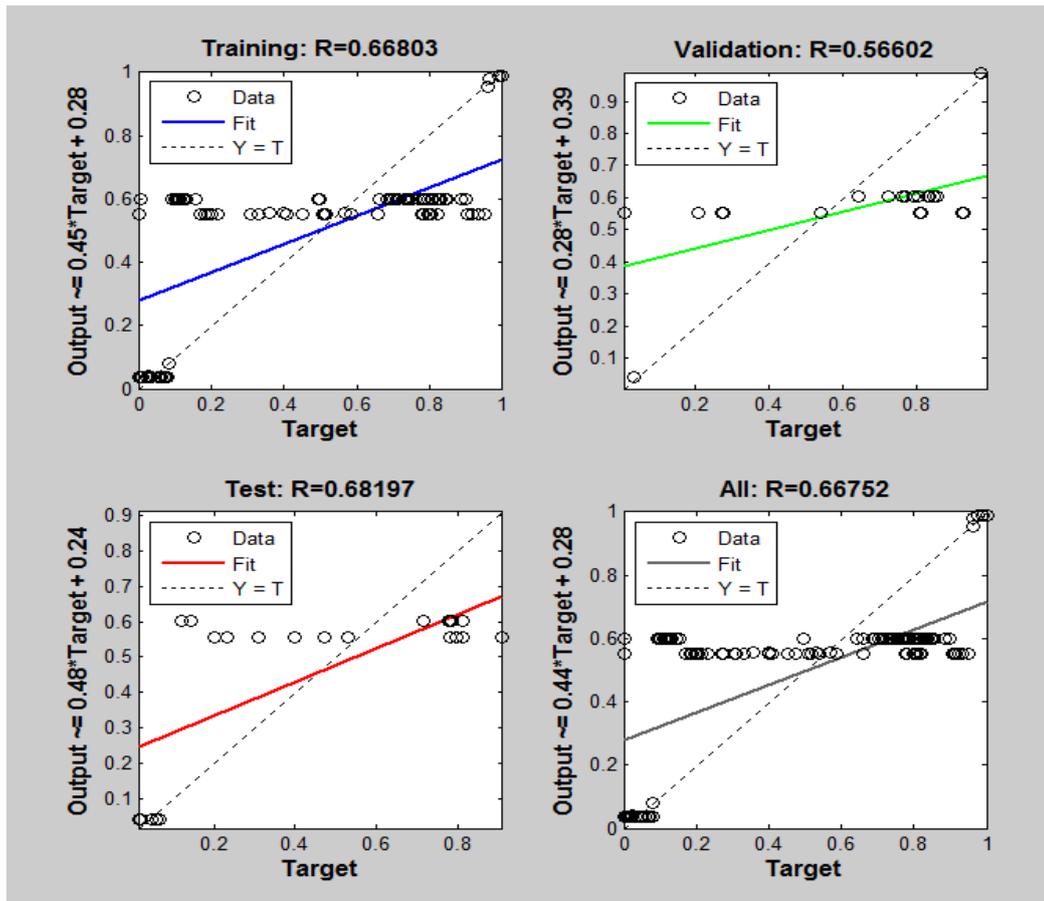


Figure IV.9: Corrélation entre le niveau de la retenue et le piézomètre P11-2 à l'aide du RNA.

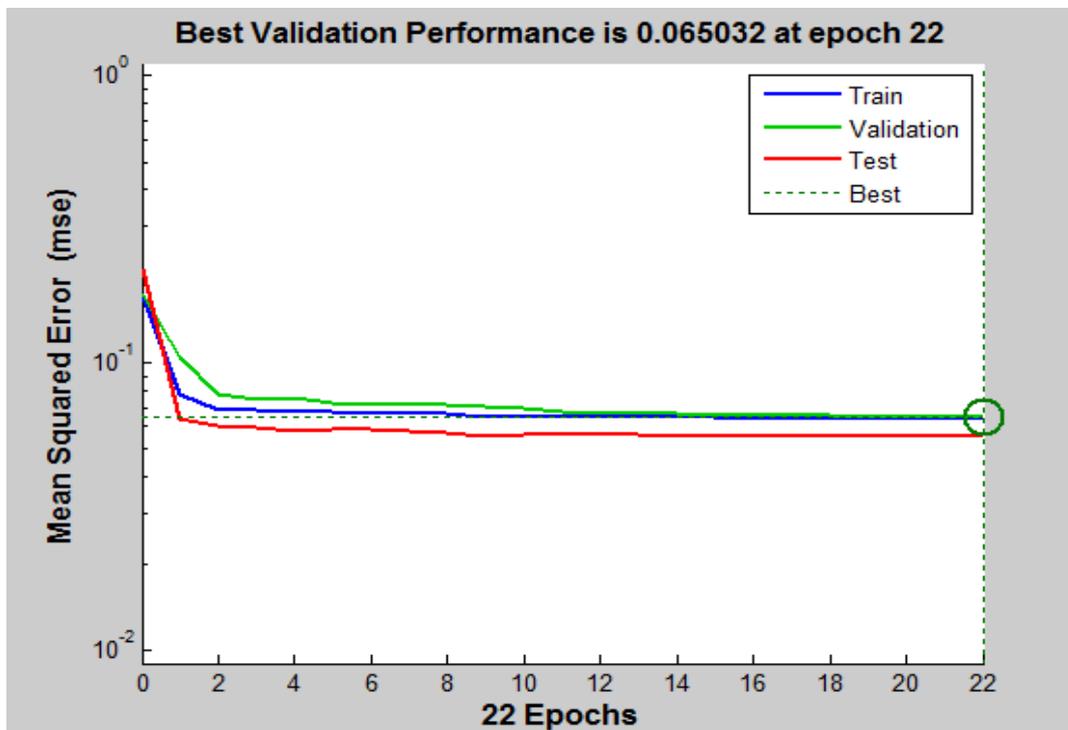


Figure IV.10: Variation d'époque dans les valeurs MSE pour le piézomètre P11-2 dans le profil P11 à l'aide du RNA.

IV.7. Comparaison et analyse des résultats

La recherche a utilisé les modèles numériques de remorquage BPNN et de régression non linéaire pour prédire le niveau d'eau piézométrique dans trois profils situés dans le barrage d'El Izdihar. L'objectif de l'utilisation de ces deux modèles est d'examiner les différentes performances des modèles prédictifs développés. Il a été produit une analyse comparative générale entre le BPNN et les modèles de régression non linéaire en utilisant onze modèles non linéaires présentés dans le tableau IV.2. Ceci donnerait un aperçu du coefficient de corrélation R et de l'erreur quadratique moyenne (RMSE), en notant que le meilleur résultat dans chaque ligne a été mentionné en rouge et bleu. Pour développer une analyse comparative entre le modèle BPNN et le modèle de régression non linéaire en termes de prédiction des niveaux piézométriques du barrage, des graphiques ont été établis donnant pour les différents piézomètres des trois profils d'auscultation, les coefficients de corrélation R ainsi que la RMSE pour les différentes équations des deux méthodes (Figures IV.11, IV.12, IV.13, IV.14, IV.15 et IV.16).

On peut clairement observer une forte prédiction par les modèles BPNN. Dans la plupart des cas, les taux prédits obtenus par le modèle BPNN sont les plus élevés. Cependant, dans certains cas, les modèles d'analyse de régression non linéaire ont également fournis un niveau de prédiction élevé. Par exemple, dans le cas du piézomètre P09-4 du profil P09, la corrélation est de 60,9 % pour la fonction d3 de Fourier (Figure IV. 11). De même, la fonction gaussienne d3 génère les corrélations les plus élevées pour le piézomètre P11-8 dans le profil 11 qui est de 80% (Figure IV. 13). La même fonction donne la plus forte corrélation pour les piézomètres P15-2 et P15-7 dans le profil 15 respectivement de 47,8% et 66,4% (Figure IV. 16).

Chapitre IV: Modélisation et analyse prédictives des niveaux piézométriques dans le barrage El Izdihar

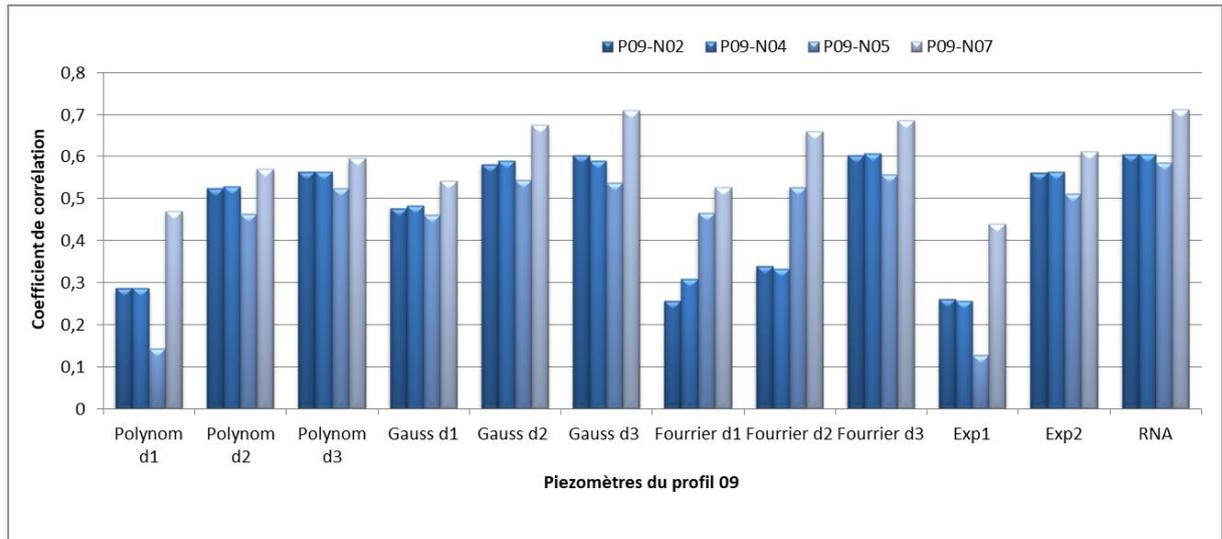


Figure IV.11: Variation de corrélations - profil piézométrique P09

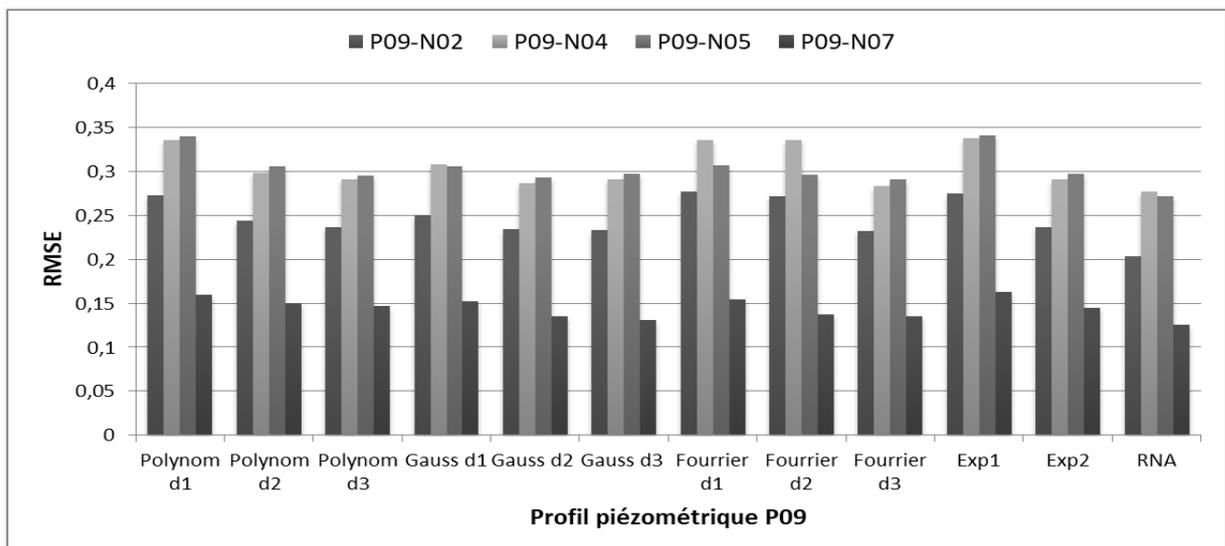


Figure IV.12: Variation du RMSE - profil piézométrique P09

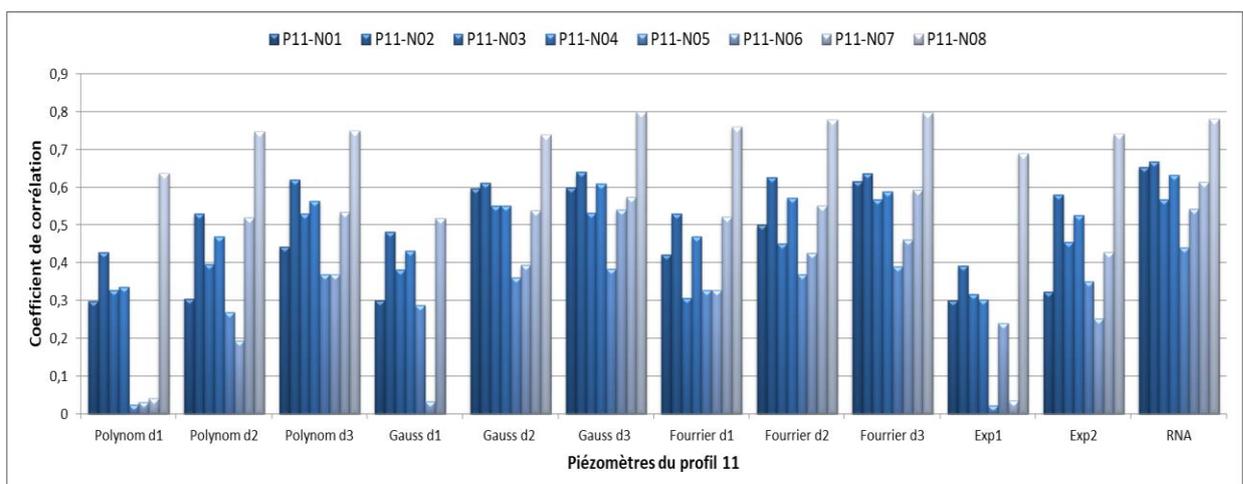


Figure IV.13: Variation de corrélations - profil piézométrique P11

Chapitre IV: Modélisation et analyse prédictives des niveaux piézométriques dans le barrage El Izdihar

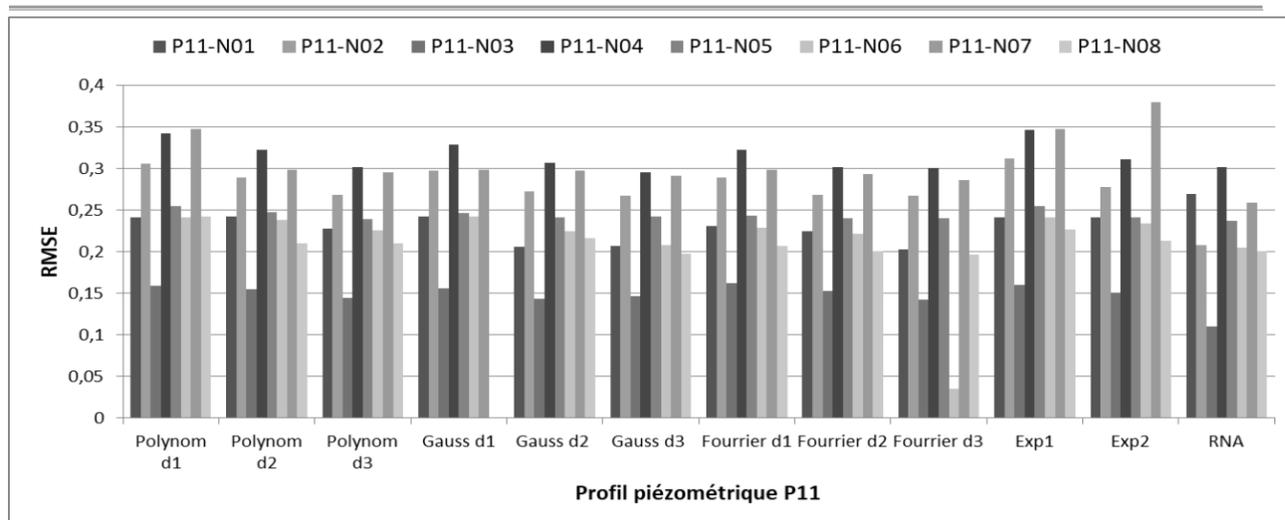


Figure IV.14: Variation du RMSE - profil piézométrique P11

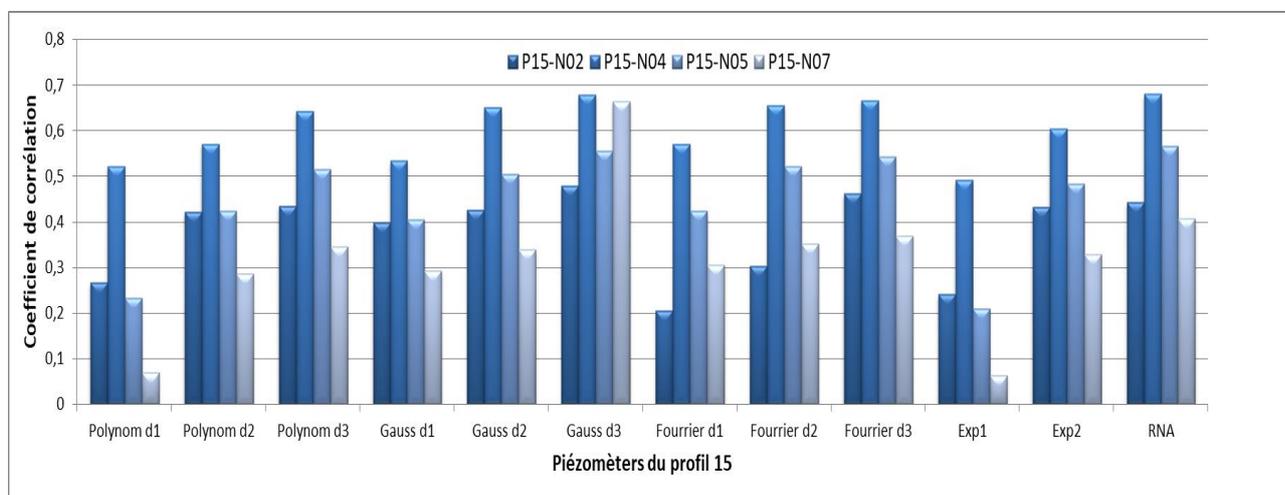


Figure IV.15: Variation de corrélations - profil piézométrique P15

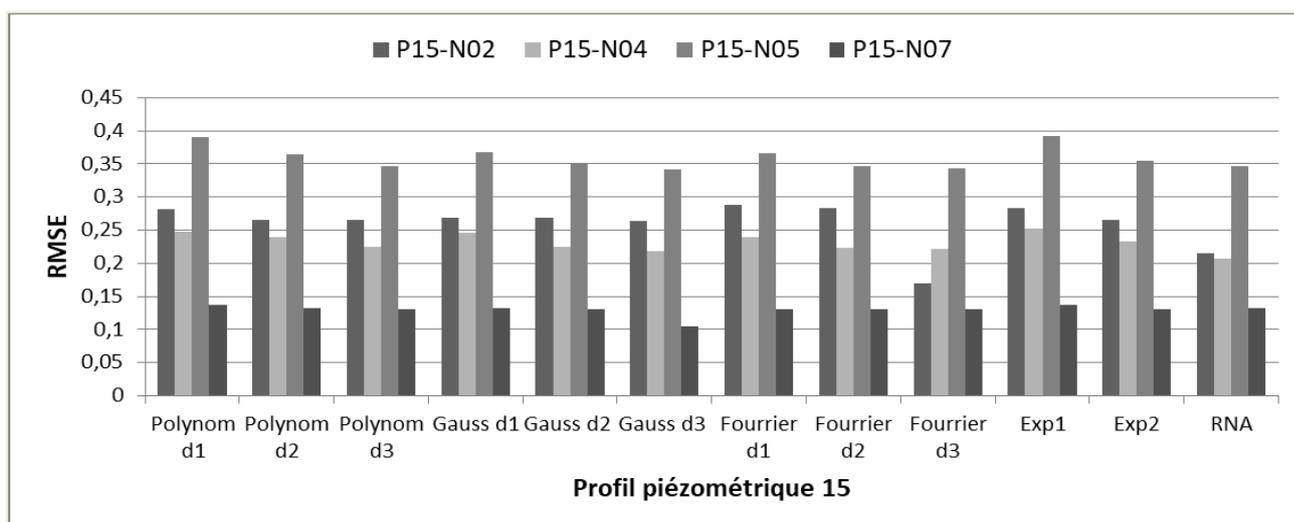


Figure IV.16: Variation du RMSE - profil piézométrique P15

IV.7.1. Profil piézométrique P09

La Figure IV.11 et la Figure IV.12 montrent, respectivement, les variations des corrélations et de la RMSE évaluées par les différentes équations du modèle de régression non linéaire et du modèle BPNN pour le profil piézométrique P09. On constate que les plus petites valeurs de la RMSE sont obtenues par le modèle BPNN pour les quatre piézomètres étudiés du profil 09 (P09-2, P09-4, P09-5 et P09-7). De plus, le modèle BPNN fournit les plus grandes valeurs du coefficient R entre le niveau du réservoir et les niveaux piézométriques. Il varie entre 58% et 71%. Sauf pour le piézomètre P09-4, pour lequel le meilleur coefficient R est donné par le modèle de régression non linéaire utilisant l'équation Fourier d3 avec un pourcentage de 60,9%.

IV.7.2. Profil piézométrique P11

La Figure IV.13 et la Figure IV.14 montrent, respectivement, les variations des corrélations et de la RMSE évaluées par les différentes équations des modèles de régression non linéaire et BPNN pour le profil piézométrique P11. Les corrélations entre le niveau du réservoir et les niveaux piézométriques liés au profil P11 sont moyennes à fortes. Elles varient entre 44,1% et 80%. Pour les quatre piézomètres (P11-2, P11-3, P11-5 et P11-7), les plus petites valeurs de RMSE sont obtenues avec le BPNN. Les autres meilleures valeurs de RMSE des piézomètres sont obtenues par le modèle de régression non linéaire (équation Fourier d3 pour les trois piézomètres P11-1, P11-6 et P11-8 et équation d3 de Gauss pour le piézomètre N04). Les plus hauts niveaux de corrélation R sont dérivés du modèle BPNN sauf pour le piézomètre P11-8 et par l'équation gaussienne d3 qui est de 80,1%.

IV.7.3. Profil piézométrique P15

De manière similaire aux autres profils piézométriques, la Figure IV.15 et la Figure IV.16 donnent respectivement les variations des corrélations et de la RMSE évaluées par les différentes équations des modèles de régression non linéaire et BPNN pour le profil piézométrique P15.

Il est remarqué que les plus petites valeurs de RMSE sont obtenues par le modèle BPNN pour les deux piézomètres P15-4 et P15-5 et par les équations Fourier d3 et Gaussienne d3 pour les piézomètres P15-2 et P15-7 respectivement. Les corrélations entre le niveau du réservoir et les niveaux piézométriques liés au profil P15 sont moyennes.

Chapitre IV: Modélisation et analyse prédictives des niveaux piézométriques dans le barrage El Izdihar

Elles varient entre 47,8% et 68%. Le modèle BPNN donne le plus fort coefficient R pour les piézomètres P15-4 et P15-5 et le modèle de régression non linéaire donne le plus fort coefficient R pour les piézomètres P15-2 et P15-7 par l'équation Gaussienne d3.

Statiquement, 10 des 16 valeurs RMSE minimales sont obtenues par le modèle BPNN. Cela donne un pourcentage de 62,5 % des valeurs. Les 37,5% restants proviennent des méthodes Fourier d3 et Gaussienne d3. Pour le coefficient de corrélation R, 75% des valeurs obtenues sont prédites par le modèle BPNN, où 18,75% par la méthode d3 gaussienne et 6,25% par la méthode Fourier d3. En synthétisant les résultats, on remarque que le modèle BPNN a le plus grand nombre de RMSE les plus faibles et les valeurs de corrélation les plus élevées. La méthode gaussienne arrive en deuxième position car elle est également puissante en corrélation mais avec un RMSE élevé. La méthode de Fourier est moyenne en termes de corrélations et de RMSE. Il est donc possible que le modèle BPNN puisse fournir de meilleurs résultats que le modèle de régression non linéaire.

Chapitre IV: Modélisation et analyse prédictives des niveaux piézométriques dans le barrage El Izdihar

Tableau IV.2: Corrélation entre les niveaux des différents piézomètres et le niveau du réservoir d'eau

Fourrier d1	Fourrier d2		Fourrier d3		Exp1		Exp2		RNA	
	R	RMSE	R	RMSE	R	RMSE	R	RMSE	R	RMSE
0,277	0,34	0,272	0,603	0,2327	0,261	0,275	0,563	0,237	0,606	0,204
0,336	0,333	0,336	0,609	0,284	0,257	0,338	0,565	0,291	0,607	0,277
0,307	0,528	0,296	0,559	0,291	0,128	0,341	0,513	0,297	0,586	0,272
0,155	0,661	0,138	0,687	0,135	0,441	0,163	0,613	0,145	0,714	0,126
0,231	0,501	0,224	0,617	0,203	0,302	0,241	0,324	0,241	0,655	0,269
0,289	0,628	0,268	0,638	0,267	0,393	0,312	0,582	0,278	0,668	0,208
0,162	0,451	0,153	0,568	0,142	0,318	0,16	0,455	0,151	0,568	0,11
0,322	0,573	0,302	0,59	0,3	0,304	0,346	0,526	0,311	0,634	0,302
0,243	0,371	0,24	0,391	0,24	0,023	0,2551	0,351	0,241	0,441	0,237
0,229	0,427	0,221	0,462	0,035	0,241	0,241	0,253	0,234	0,543	0,205
0,298	0,553	0,293	0,593	0,286	0,037	0,347	0,428	0,38	0,615	0,259
0,207	0,78	0,201	0,798	0,196	0,69	0,227	0,741	0,213	0,781	0,201
0,288	0,303	0,283	0,462	0,17	0,241	0,284	0,432	0,266	0,442	0,215
0,24	0,655	0,223	0,666	0,221	0,491	0,253	0,604	0,233	0,68	0,207
0,366	0,521	0,347	0,543	0,344	0,21	0,392	0,483	0,354	0,565	0,347
0,131	0,351	0,13	0,369	0,13	0,063	0,137	0,328	0,13	0,406	0,132

Chapitre IV: Modélisation et analyse prédictives des niveaux piézométriques dans le barrage El Izdihar

Polynom d2			Polynom d3			Gauss d1			Gaussian d2			Gaussid3		
R	RMSE		R	RMSE		R	RMSE		R	RMSE		R	RMSE	R
0,525	0,244		0,564	0,237		0,478	0,251		0,583	0,235		0,603	0,234	0,258
0,53	0,298		0,565	0,2913		0,484	0,308		0,59	0,287		0,59	0,291	0,31
0,465	0,306		0,525	0,295		0,463	0,306		0,544	0,293		0,539	0,297	0,466
0,572	0,15		0,597	0,147		0,543	0,153		0,676	0,136		0,71	0,131	0,528
0,306	0,242		0,444	0,228		0,302	0,242		0,598	0,206		0,6	0,207	0,422
0,531	0,289		0,621	0,268		0,484	0,2978		0,613	0,272		0,641	0,267	0,531
0,397	0,155		0,532	0,144		0,383	0,156		0,553	0,143		0,533	0,146	0,307
0,471	0,322		0,564	0,302		0,432	0,329		0,551	0,307		0,61	0,295	0,471
0,271	0,247		0,37	0,239		0,288	0,246		0,361	0,241		0,384	0,242	0,328
0,195	0,238		0,37	0,226		0,035	0,242		0,395	0,225		0,542	0,208	0,329
0,52	0,298		0,535	0,295		0,519	0,298		0,539	0,297		0,575	0,2911	0,522
0,748	0,21		0,751	0,21		0	0		0,74	0,216		0,8	0,197	0,76
0,421	0,266		0,435	0,265		0,399	0,269		0,426	0,269		0,478	0,264	0,205
0,571	0,239		0,643	0,224		0,534	0,246		0,65	0,224		0,679	0,219	0,571
0,423	0,365		0,515	0,347		0,405	0,368		0,504	0,352		0,555	0,342	0,423
0,287	0,132		0,345	0,13		0,293	0,132		0,339	0,131		0,664	0,105	0,306

Chapitre IV: Modélisation et analyse prédictives des niveaux piézométriques dans le barrage El Izdihar

		Polynom d1	
	Piezomètres	R	RMSE
Profil 09	P09-2	0,287	0,273
	P09-4	0,287	0,336
	P09-5	0,144	0,34
	P09-7	0,47	0,16
Profil 11	P11-1	0,299	0,241
	P11-2	0,429	0,306
	P11-3	0,328	0,159
	P11-4	0,337	0,342
	P11-5	0,025	0,255
	P11-6	0,033	0,241
	P11-7	0,042	0,347
	P11-8	0,638	0,242
Profil 15	P15-2	0,266	0,282
	P15-4	0,522	0,247
	P15-5	0,232	0,39
	P15-7	0,069	0,137

IV.8. Prédiction des niveaux piézométriques dans les fondations du barrage El Izdihar – Analyse comparative

Les enjeux sécuritaires et économiques liés à la construction des barrages exigent des considérations plus approfondies sur leur maintien en service dans des conditions sécuritaires afin qu'il puissent répondre favorablement à leur objectifs stratégiques [137].

Compte tenu des dépenses substantielles et des délais prolongés associés à la construction des barrages, il est impératif de mettre en place une stratégie d'entretien et de protection complète et continue. L'identification en temps utile des défauts et des anomalies joue un rôle essentiel dans l'évaluation de l'intégrité du barrage et la gestion efficace des risques associés [138].

Le contrôle des infiltrations dans les fondations des barrages doit être recherché pour que les caractéristiques liées aux infiltrations restent inférieures aux caractéristiques critiques (débits, pressions interstitielles, gradients hydrauliques, etc.). L'infiltration d'eau dans les fondations des barrages provoque une modification des états de contraintes et une augmentation de la pression interstitielle qui conduit à l'érosion des fines particules du sol. Les fondations des barrages doivent répondre à l'exigence d'une capacité portante suffisante et de la stabilité du massif de fondation.

Le site du barrage El Izdihar est essentiellement composé de marnes et de grès. On note cependant le passage de plusieurs failles à proximité immédiate du barrage.

Les travaux de forage et d'injection du rideau d'injection du barrage d'El Izdihar ont démarré début 1985 et se sont poursuivis jusqu'au premier semestre 1989 (rideaux + contrôles). Le rideau d'injection était constitué d'une seule ligne de forages située à 0,70 m du mur de coupure amont de la galerie avec les dimensions suivantes : largeur 1,80 m hauteur 2,80 m. Les forages sont inclinés de 15° par rapport à la verticale et sont dirigés vers l'amont. Les forages primaires sont espacés de 16 m, le secondaire au milieu entre le primaire et le troisième entre le primaire et le secondaire. L'espacement final entre les forages est de 4 m [139].

Le rideau incliné à 15° par rapport à la verticale a connu de multiples contraintes lors de sa construction. Lors de l'exploitation du barrage, ce rideau a été réhabilité à deux reprises suite à des fuites enregistrées en aval.

Le niveau d'eau piézométrique est un facteur important dans l'analyse des infiltrations pour identifier et maintenir la stabilité des ouvrages d'art comme les barrages.

Chapitre IV: Modélisation et analyse prédictives des niveaux piézométriques dans le barrage El Izdihar

Des piézomètres installés dans la fondation en amont et en aval du rideau sont nécessaires pour atteindre cet objectif.

Ces considérations ont motivées l'intégration de cette section dans nos travaux de recherche.

IV.9. Méthodologie

La méthodologie a utilisé une approche méthodique, en commençant par la collecte approfondie de données issues des mesures d'auscultation du barrage. Cette étape fondamentale a facilité la collecte de données précises et fiables sur les niveaux piézométriques à l'intérieur du barrage en remblai étudié. L'ensemble des données comprend les niveaux piézométriques de trois profils différents P09, P11 et P15, ainsi que les données d'élévation de la surface de l'eau du réservoir du barrage. Quatre piézomètres sont inclus dans le profil P09 : P09-2, P09-4, P09-5, et P09-7. Quatre piézomètres constituent le profil P15 : P15-2, P15-4, P15-5 et P15-7. Cinq piézomètres sont inclus dans le profil P11 : P11-2, P11-4, P11-5, P11-7 et P11-8. Ces piézomètres sont positionnés stratégiquement dans la zone de fondation du barrage.

La base de données est vaste et complète, comprenant un nombre substantiel d'enregistrements. Les mesures ont été effectuées tous les mois. Par conséquent, chaque piézomètre compte 146 relevés au total. Le comportement dynamique des niveaux d'eau du barrage et des conditions piézométriques sur une large plage temporelle est capturé dans ce vaste ensemble de données. Cette étude utilise une large base de données pour trouver le meilleur modèle de prévision des niveaux piézométriques.

IV.10. Critère de performance

Pour l'objectif cité ci-dessus, trois modèles différents sont utilisés : programmation génétique (GP), réseaux neuronaux artificiels (RNA) et analyse de régression multiple (ARM). Deux indices clés, le coefficient de corrélation (R) et l'erreur quadratique moyenne (MSE), sont utilisés pour évaluer la précision et la performance de ces modèles (Equations IV.1 et II.9 respectivement).

Deux scénarios différents ont été créés à cet effet. Le premier scénario utilise deux coordonnées géométriques des piézomètres (Y1 et Y2) et l'élévation du niveau d'eau du barrage (WL) comme entrées pour chaque modèle. Les niveaux piézométriques sont les résultats finaux. Cette approche a été appliquée individuellement à chaque profil, suivie d'une application unifiée pour les trois profils.

Chapitre IV: Modélisation et analyse prédictives des niveaux piézométriques dans le barrage El Izdihar

Le deuxième scénario est conçu pour étudier la possibilité d'améliorer la précision des prévisions en augmentant le nombre d'entrées. La valeur précédente du niveau d'eau dans le barrage $WL(T-1)$ est ajoutée en tant qu'entrée dans cette situation pour chaque cycle. Les valeurs précédentes $WL(T-2)$ et $WL(T-3)$ sont ensuite incluses. L'objectif de cette technique itérative est d'examiner les effets de l'inclusion de données historiques et le niveau d'eau sur la capacité du modèle à prévoir l'avenir.

La plateforme logicielle SPSS (Statistical Package for the Social Sciences) a été utilisée pour analyser l'ensemble des données. Le nombre de descripteurs a ensuite été systématiquement modifié pour chaque modèle à l'aide de la technique de l'ARM. Le coefficient de corrélation R et l'erreur standard ont été suivis comme des mesures importantes tout au long du processus.

L'approche de l'algorithme de programmation génétique (GP) a été développée dans l'environnement du logiciel HeuristicLab. L'ensemble de données a été divisé, 30 % de l'ensemble de données étant mis de côté pour le test du modèle et 70 % de l'ensemble de données a été consacré à la formation. La recherche de la solution optimale a nécessité de multiples itérations, impliquant environ 10 000 générations, au sein de l'algorithme GP. Tout au long de ces itérations, le nombre de descripteurs a été systématiquement modifié afin d'explorer diverses configurations.

La plateforme logicielle MATLAB a été utilisée pour créer les modèles de réseaux neuronaux artificiels (RNA). L'ensemble de données a été divisé en deux parties indépendantes, 30 % étant réservés à l'évaluation des performances du modèle et 70 % à la formation.

Deux couches cachées ont été utilisées dans le développement itératif du modèle RNA. Une option populaire dans l'architecture des réseaux neuronaux, la fonction d'activation sigmoïde, a été choisie pour mettre en œuvre les première et deuxième couches cachées. La méthode Levenberg-Marquardt a été choisie pour optimiser le processus d'apprentissage du modèle. La modification dynamique du nombre de nœuds dans les couches cachées a été un élément essentiel de la construction du modèle RNA. Le nombre de nœuds dans ces couches a dû être modifié progressivement jusqu'à ce que les performances souhaitées du modèle et les meilleurs résultats de prédiction soient obtenus. L'étude de diverses topologies de réseau a été rendue possible par cette méthodologie itérative, qui a finalement abouti à la sélection du modèle RNA le plus précis pour la prévision des valeurs piézométriques.

IV.11. Comparaison et analyses des résultats

Dans cette section, les résultats obtenus par les trois modèles RNA, GP et ARM sont présentés et comparés, dans le but d'estimer les niveaux piézométriques dans les fondations du barrage d'El Izdihar. Le premier scénario consiste à utiliser l'élévation de l'eau dans le barrage ainsi que deux coordonnées géométriques comme données d'entrée. Ce scénario a été appliqué individuellement à chaque profil piézométrique, puis à l'ensemble des trois profils.

Le deuxième scénario introduit des données supplémentaires en incluant les mesures des niveaux d'eau des étapes temporelles précédentes, en particulier les trois points temporels consécutifs précédents. Cette augmentation des entrées vise à enrichir l'ensemble de données et à évaluer son impact sur la performance prédictive globale. Au total, il en résulte la formation de 16 modèles distincts. Le nombre d'itérations varie selon les scénarios : 577 entrées pour les profils P09 et P15, 731 entrées pour le profil P11 et 1883 entrées pour les profils combinés.

IV.11.1. Modélisation et prédiction par l'analyse de régression multiple

La méthode d'analyse de régression multiple (ARM), facilitée par le logiciel SPSS, a été systématiquement appliquée aux modèles développés en faisant varier le nombre de descripteurs à chaque itération.

Le coefficient de corrélation R (Figure IV.17), l'erreur standard et les équations dérivées de la technique ARM pour chaque modèle sont inclus dans le tableau IV.3, qui présente un examen approfondi des résultats à ce stade.

Les résultats de la modélisation présentent des tendances intrigantes : pour le profil P09, le modèle prédictif optimal est le modèle n° 1, qui présente un coefficient de corrélation de 73,3 % et une erreur type (MSE) de 0,249. De même, pour le profil P11, le modèle n° 3 est le plus efficace, avec un coefficient de corrélation de 63,3 % et une erreur standard de 0,201. Pour le profil P15, le modèle n° 3 reste supérieur, avec un coefficient de corrélation de 71,8 % et une MSE de 0,183. Fait remarquable, si l'on considère les profils combinés P09, P11 et P15, le modèle n° 2 se révèle le plus efficace, avec un coefficient de corrélation de 60,1 % et une MSE de 0,167.

Ces résultats soulignent une observation irréfutable : l'augmentation des descripteurs d'entrée n'a pas d'influence significative sur les résultats.

Chapitre IV: Modélisation et analyse prédictives des niveaux piézométriques dans le barrage El Izdihar

Tableau IV.3: Différents modèles ARM utilisés pour identifier la configuration optimale des paramètres d'entrée.

	Entrées	R	Erreur Standard	Equation
Profil 09	WL,Y1,Y2	0,733	0,24485	$PZ = -0,475WL + 0,102Y1 - 0,371 Y2$
	WL,WL(t-1),Y1,Y2	0,7	0,20362	$PZ = 0,148WL(t-1) + 0,073WL + 0,197Y1 - 0,525 Y2$
	WL,WL(t-1)WL(t-2),Y1,Y2	0,701	0,20363	$PZ = 0,70WL(t-2) + 0,067WL(t-1) + 0,91WL + 0,197Y1 - 0,525Y2$
	WL,WL(t-1),WL(t-2),WL(t-3),Y1,Y2	0,701	0,2038	$PZ = -0,21WL(t-3) + 0,91WL(t-2) + 0,069WL(t-1) + 0,086WL + 0,197Y1 - 0,525Y2$
Profil 11	WL,Y1,Y2	0,508	2,92855	$PZ = 0,072WL + 0,275Y1 + 0,653Y2$
	WL,WL(t-1),Y1,Y2	0,501	2,92855	$PZ = 0,002(t-1) + 0,075WL + 0,275Y1 + 0,653Y2$
	WL,WL(t-1)WL(t-2),Y1,Y2	0,633	0,20096	$PZ = 0,094WL(t-2) + 0,058WL(t-1) + 0,041WL + 0,024Y1 + 0,613Y2$
	WL,WL(t-1),WL(t-2),WL(t-3),Y1,Y2	0,5	2,92999	$PZ = 0,002WL(t-3) + 0,004WL(t-2) + 0,002WL(t-1) + 0,07WL + 0,275Y1 + 0,653Y2$
Profil 15	WL,Y1,Y2	0,715	0,18381	$PZ = 0,186WL + 0,901Y1 + 0,272Y2$
	WL,WL(t-1),Y1,Y2	0,716	0,18351	$PZ = 0,169WL(t-1) + 0,024WL + 0,901Y1 + 0,272Y2$
	WL,WL(t-1)WL(t-2),Y1,Y2	0,717	,18344	$PZ = 0,085WL(t-2) + 0,071WL(t-1) + 0,047WL + 0,901Y1 + 0,272Y2$
	WL,WL(t-1),WL(t-2),WL(t-3),Y1,Y2	0,717	0,18372	$PZ = 0,032WL(t-3) + 0,052WL(t-2) + 0,068WL(t-1) + 0,054WL + 0,9Y1 + 0,272Y2$
Profils combinés (P09,P11, P15)	WL,Y1,Y2	0,494	1,71214	$PZ = 0,85WL + 0,259Y1 + 0,656Y2$
	WL,WL(t-1),Y1,Y2	0,601	0,16693	$PZ = 0,146WL(t-1) + 0,025WL + 0,449Y1 - 0,191Y2$
	WL,WL(t-1)WL(t-2),Y1,Y2	0,506	0,72485	$PZ = -0,028WL(t-2) + 0,039WL(t-1) + 0,035WL + 0,408Y1 + 0,555Y2$
	WL,WL(t-1),WL(t-2),WL(t-3),Y1,Y2	0,509	0,72485	$PZ = -0,004WL(t-3) - 0,028WL(t-2) + 0,038WL(t-1) + 0,035WL + 0,408Y1 + 0,555Y2$

PZ : niveau piézométrique prédit par le modèle.

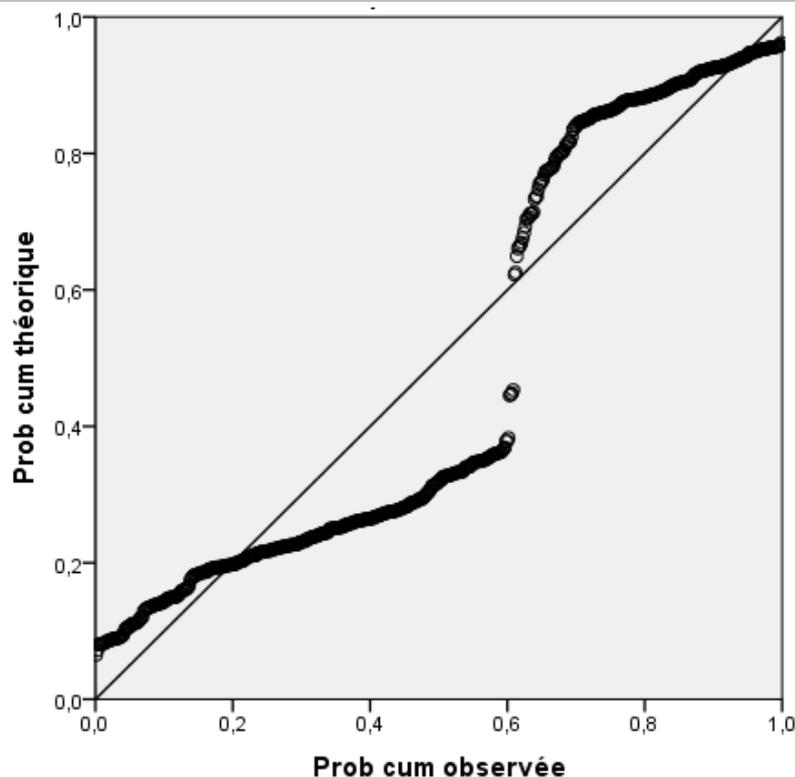


Figure IV.17: Corrélation entre les valeurs prédites et mesurées à l'aide de la méthode ARM

IV.11.2. Modélisation et prédiction par programmation génétique

La modélisation par programmation génétique (GP), exécutée à l'aide du logiciel HeuristicLab, a nécessité 10 000 générations afin d'obtenir l'arbre GP optimal pour chaque modèle. Le tableau IV.4 présente les résultats obtenus à ce stade, en incorporant le coefficient de corrélation (R), l'erreur type et les équations dérivées de l'approche GP pour chaque modèle.

Une comparaison et une analyse approfondies des résultats permettent de dégager plusieurs observations clés. Pour le profil P09, le modèle n° 3 apparaît comme le plus efficace, avec un coefficient de corrélation de formation (R_{training}) de 85,83 %, un coefficient de corrélation de test (R_{test}) de 46,42 % et des valeurs d'MSE correspondantes ($\text{MSE}_{\text{training}} = 0,168$ et $\text{MSE}_{\text{test}} = 0,203$). Dans le contexte du profil P11, le modèle n° 1 apparaît comme le choix optimal avec un R_{training} de 89,52%, un R_{test} de 85,21% et des valeurs MSE ($\text{MSE}_{\text{training}} = 0,016$ et $\text{MSE}_{\text{test}} = 0,113$). Ce modèle se classe notamment comme le meilleur modèle prédictif parmi les 16 modèles explorés à l'aide de GP.

La représentation visuelle de la corrélation entre les valeurs prédites et mesurées (Figure IV.18) met en évidence le fort alignement obtenu par le modèle GP sélectionné,

Chapitre IV: Modélisation et analyse prédictives des niveaux piézométriques dans le barrage El Izdihar

démontrant ainsi son efficacité. En outre, la figure IV.19 illustre la structure arborescente de ce modèle, ce qui donne un aperçu des relations sous-jacentes découvertes par le modèle GP.

Pour le profil P15, le modèle n° 3 prouve à nouveau ses prouesses, avec un R_{training} de 86,44 %, un R_{test} de 79,45 % et des valeurs MSE ($MSE_{\text{training}} = 0,016$ et $MSE_{\text{test}} = 0,093$). Enfin, dans le contexte global des profils combinés P09, P11 et P15, le modèle n° 2 apparaît comme le plus approprié, avec une R_{training} de 86,44 %, un R_{test} de 74,84 % et des valeurs MSE ($MSE_{\text{training}} = 0,012$ et $MSE_{\text{test}} = 0,076$).

De manière intrigante, comme pour les résultats de l'ARM, l'influence de l'augmentation du nombre d'entrées semble être stochastique, ce qui suggère que les capacités prédictives optimales sont le résultat d'interactions nuancées plutôt que d'une corrélation directe avec la quantité d'entrées.

Chapitre IV: Modélisation et analyse prédictives des niveaux piézométriques dans le barrage El Izdihar

Tableau IV.4: Différents modèles GP utilisés pour identifier la configuration optimale des paramètres d'entrée

	Entrées	$MSE_{training}$	MSE_{test}	$R_{training}$	R_{test}
Profil 09	WL,Y1,Y2	0,01832	0,20531	0,844682263	0,35002135
	WL,WL(t-1),Y1,Y2	0,01669	0,16178	0,859684452	0,54890226
	WL,WL(t-1)WL(t-2),Y1,Y2	0,01684	0,20282	0,858294097	0,46415645
	WL,WL(t-1),WL(t-2),WL(t-3),Y1,Y2	0,01756	0,19615	0,851710572	0,47648962
Profil 11	WL,Y1,Y2	0,01555	0,11335	0,895157272	0,85210567
	WL,WL(t-1),Y1,Y2	0,0159	0,10845	0,892610769	0,80406148
	WL,WL(t-1)WL(t-2),Y1,Y2	0,01576	0,0944	0,894052176	0,87659837
	WL,WL(t-1),WL(t-2),WL(t-3),Y1,Y2	0,01646	0,10767	0,888598916	0,83834182
Profil 15	WL,Y1,Y2	0,01811	0,08427	0,840605795	0,8417966
	WL,WL(t-1),Y1,Y2	0,01821	0,08943	0,839567849	0,85848143
	WL,WL(t-1)WL(t-2),Y1,Y2	0,01561	0,09305	0,864364724	0,79453605
	WL,WL(t-1),WL(t-2),WL(t-3),Y1,Y2	0,01684	0,08874	0,852749451	0,85191146
Profils combinés (P09, P11, P15)	WL,Y1,Y2	0,01293	0,72718	0,845782956	0,76122359
	WL,WL(t-1),Y1,Y2	0,01185	0,07662	0,864433941	0,74838712
	WL,WL(t-1)WL(t-2),Y1,Y2	0,01213	0,07255	0,859671216	0,74744796
	WL,WL(t-1),WL(t-2),WL(t-3),Y1,Y2	0,90487	0,40986	0,839236053	0,74967137

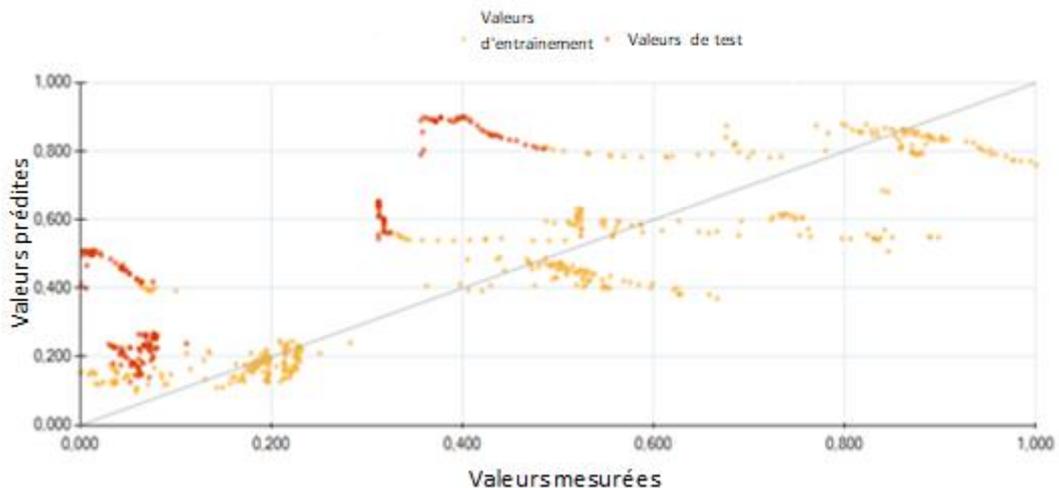


Figure IV.18: Corrélation entre les valeurs prédites et mesurées à l'aide de la méthode GP

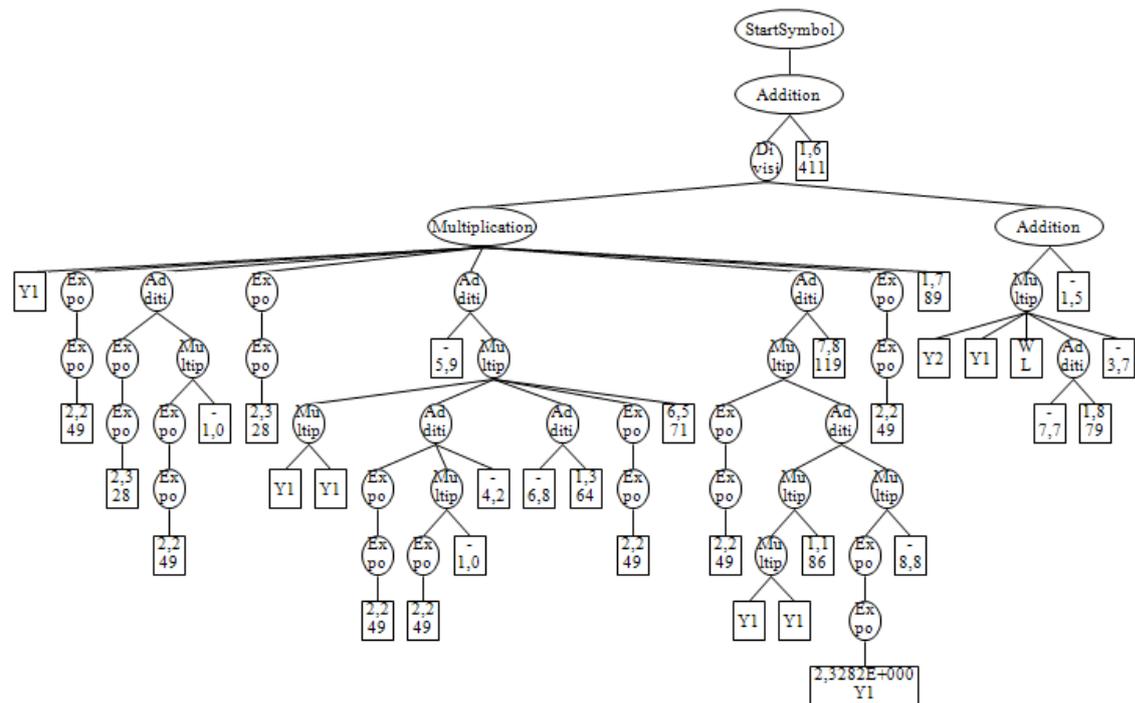


Figure IV.19: Programmation génétique (GP), Représentation des arbres

IV.11.3. Modélisation et prédiction par l'analyse de réseau neurone artificiel

La modélisation de RNA a été réalisée dans l'environnement MATLAB et a consisté à rechercher la meilleure architecture, en tenant compte du nombre de couches cachées et de nœuds dans chacune d'elles. Ce processus s'est appuyé sur les recherches antérieures menées par différents chercheurs. Certaines études recommandent une première approche impliquant un modèle à une seule couche, dans lequel le nombre de neurones correspond au nombre d'entrées. Ensuite, différentes fonctions de transfert des neurones doivent être évaluées, puis le meilleur choix de fonction de transfert de la structure du réseau peut être sélectionné. Dans ce contexte, la règle empirique suggérée par [140] est digne d'intérêt; elle préconise que le nombre idéal de nœuds dans un réseau à couche cachée unique est le double du nombre de paramètres d'entrée. Plusieurs études ont introduit différentes règles empiriques pour déterminer la configuration optimale des couches cachées et des nœuds dans un réseau [141], [142], [143]. Ces travaux de recherche fournissent des indications précieuses pour affiner la conception des architectures de réseaux neuronaux afin d'en améliorer les performances.

Chapitre IV: Modélisation et analyse prédictives des niveaux piézométriques dans le barrage El Izdihar

De multiples tentatives ont été entreprises pour parvenir à des architectures distinctes et appropriées pour chaque modèle, tout en adhérant au point commun d'employer deux couches cachées avec des fonctions d'activation sigmoïde comme fonctions de transfert. L'algorithme de Levenberg-Marquardt a été utilisé comme fonction d'apprentissage.

Les résultats dérivés de la modélisation RNA sont consolidés dans le tableau IV.5. Pour le profil P09, le modèle n° 4 apparaît comme le plus efficace, avec un coefficient de corrélation d'apprentissage (R_{training}) de 88,72 %, un coefficient de corrélation de test (R_{test}) de 87,54 % et les valeurs MSE correspondantes ($MSE_{\text{training}} = 0,017$ et $MSE_{\text{test}} = 0,021$). Pour le profil P11, le modèle n° 4 se distingue à nouveau, avec un R_{training} de 91,87 %, un R_{test} de 87,99 % et des valeurs MSE ($MSE_{\text{training}} = 0,012$ et $MSE_{\text{test}} = 0,021$).

De même, pour le profil P15, le modèle n° 4 reste le choix optimal, avec un R_{training} de 89,90 %, un R_{test} de 87,76 % et des valeurs MSE ($MSE_{\text{training}} = 0,013$ et $MSE_{\text{test}} = 0,017$). Remarquablement, dans le contexte global de tous les profils combinés, le modèle n° 4 continue d'exceller avec un R_{training} de 92,91%, un R_{test} de 91,39% et des valeurs MSE ($MSE_{\text{training}} = 0,006$ et $MSE_{\text{test}} = 0,007$). Ce modèle final, une architecture (6-12-3-1-1) comme le montre la Figure IV.20, se révèle être le meilleur modèle RNA, avec des performances prédictives impressionnantes.

Les figures IV.21 et IV.22 illustrent la corrélation entre les valeurs prédites et mesurées dans les phases d'apprentissage et de test, soulignant ainsi la puissance du modèle. Il est intéressant de noter que, contrairement aux modèles ARM et GP précédents, l'augmentation progressive des entrées dans chaque modèle RNA influe nettement sur les résultats. L'augmentation des entrées semble aller de pair avec l'amélioration des coefficients de corrélation (R), bien que cet effet ne se traduise pas nécessairement par une minimisation de l'erreur quadratique moyenne (MSE). L'erreur quadratique moyenne présente des fluctuations à chaque augmentation des entrées, ce qui révèle l'interaction complexe de ces facteurs dans l'élaboration de la précision prédictive.

Chapitre IV: Modélisation et analyse prédictives des niveaux piézométriques dans le barrage El Izdihar

Tableau IV.5: Différents modèles de réseaux neuronaux artificiels (RNA) pour identifier la configuration optimale des paramètres d'entrée.

	Entrées	MSEtraining	MSEtest	Rtraining	Rtest	Architecture
Profil 09	WL,Y1,Y2	0,0254	0,0218	0,82718	0,85745	3-9-3-1-1
	WL,WL(t-1),Y1,Y2	0,0207	0,0429	0,86205	0,71965	4-8-4-1-1
	WL,WL(t-1)WL(t-2),Y1,Y2	0,0209	0,0277	0,86338	0,80954	5-10-4-1-1
	WL,WL(t-1),WL(t-2),WL(t-3),Y1,Y2	0,0171	0,0207	0,88715	0,87538	6-10-4-1-1
Profil 11	WL,Y1,Y2	0,0177	0,0232	0,87369	0,8331	3-6-3-1-1
	WL,WL(t-1),Y1,Y2	0,0173	0,0245	0,88044	0,8301	4-9-4-1-1
	WL,WL(t-1)WL(t-2),Y1,Y2	0,0152	0,0153	0,89059	0,91121	5-10-4-1-1
	WL,WL(t-1),WL(t-2),WL(t-3),Y1,Y2	0,0121	0,0209	0,91866	0,87986	6-10-4-1-1
Profil 15	WL,Y1,Y2	0,0202	0,0236	0,83352	0,80347	3-6-4-1-1
	WL,WL(t-1),Y1,Y2	0,017	0,0241	0,86725	0,80718	4-8-3-1-1
	WL,WL(t-1)WL(t-2),Y1,Y2	0,0156	0,0201	0,8816	0,83245	5-10-3-1-1
	WL,WL(t-1),WL(t-2),WL(t-3),Y1,Y2	0,0129	0,0165	0,89895	0,8776	6-10-3-1-1
Profils combinés (P09,P11,P15)	WL,Y1,Y2	0,011	0,0101	0,86374	0,87749	3-6-3-1-1
	WL,WL(t-1),Y1,Y2	0,0102	0,0116	0,8807	0,85453	4-6-3-1-1
	WL,WL(t-1)WL(t-2),Y1,Y2	0,0085	0,0097	0,8927	0,89877	5-10-3-1-1
	WL,WL(t-1),WL(t-2),WL(t-3),Y1,Y2	0,0059	0,0071	0,92912	0,91393	6-12-3-1-1

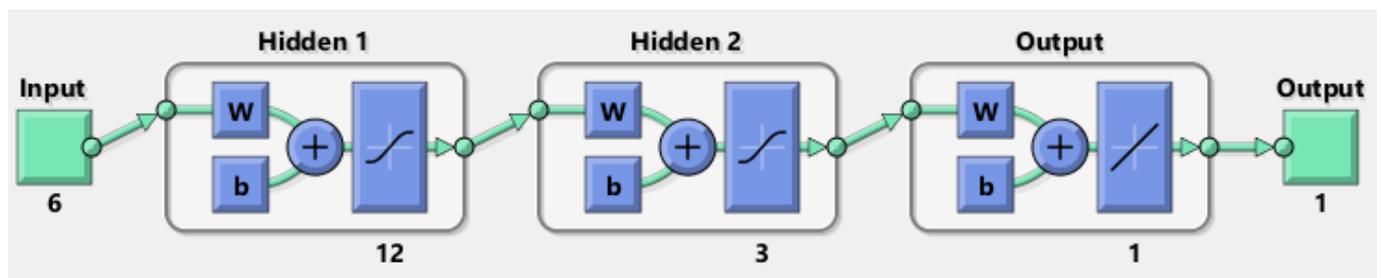


Figure IV.20: Architecture du modèle de réseau neuronal artificiel (RNA)

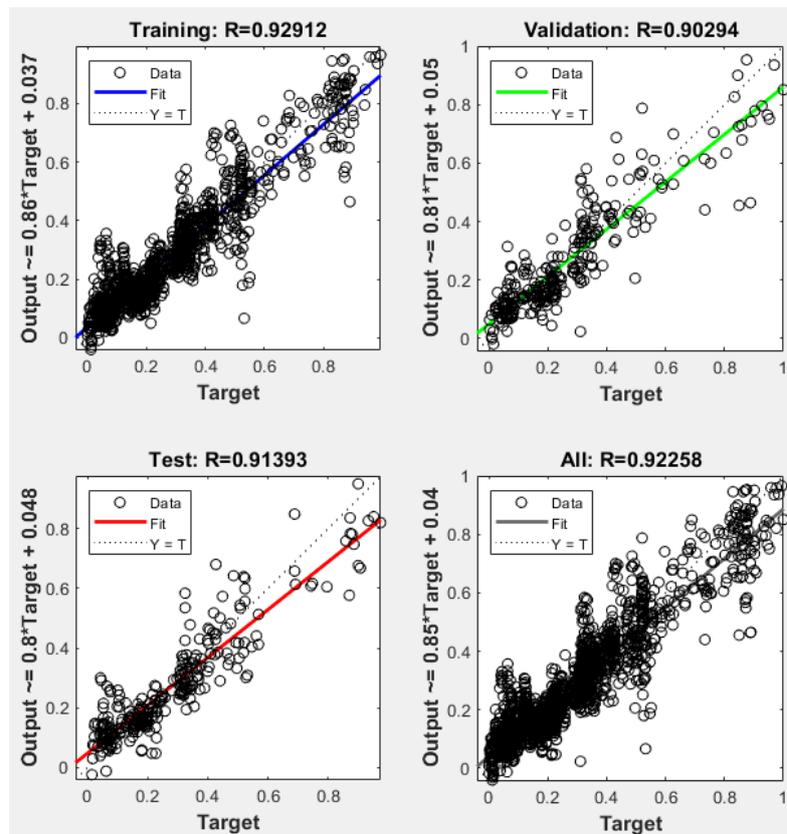


Figure IV.21: Corrélation entre les valeurs prédites et mesurées pour la formation et le test à l'aide de la régression du réseau neuronal.

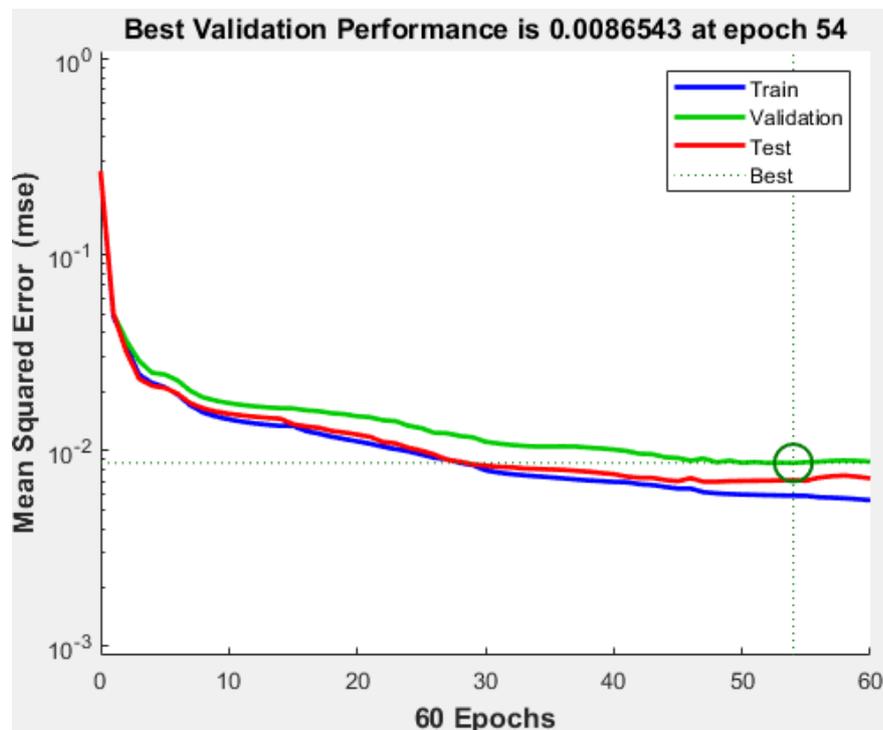


Figure IV.22: Performance de formation du modèle de réseau neuronal artificiel (RNA).

IV.11.4. Comparaison des trois méthodes

La figure V.7 illustre les fluctuations de la mesure de performance "R" entre les 16 modèles établis pour l'ARM, l'RNA et le GP. Dans la majorité des cas, la supériorité du modèle RNA est évidente, affichant des coefficients de corrélation particulièrement élevés, compris entre 0,83 et 0,93. Cela souligne la forte capacité prédictive du modèle RNA par rapport aux deux autres modèles.

Le modèle GP apparaît comme le deuxième modèle le plus performant, affichant une corrélation louable comprise entre 0,84 et 0,90, dépassant parfois celle de l'ARM et rivalisant même avec l'RNA dans certains cas (4 modèles sur 16). Cette tendance met en évidence la capacité du modèle GP à fournir des prédictions comparables à celles de l'RNA. En revanche, le modèle ARM présente des coefficients de corrélation compris entre 0,50 et 0,73, qui se situent dans une fourchette de corrélation raisonnable mais restent inférieurs à ceux obtenus par l'RNA et le GP.

La figure IV. souligne la capacité générale des modèles RNA et GP à prédire les niveaux piézométriques, indiquant leur potentiel pour une modélisation et des prévisions précises, tout en soulignant la capacité prédictive nettement inférieure du modèle ARM dans ce contexte.

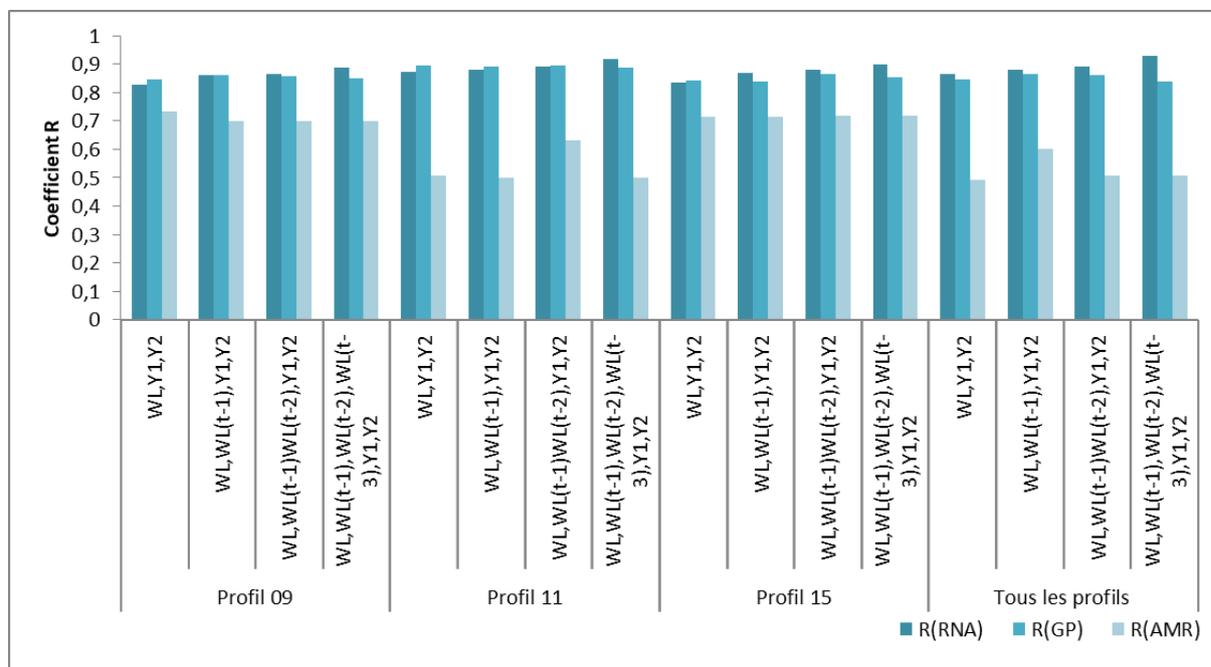


Figure IV.23: Histogramme de la variation du coefficient de corrélation (R) pour les méthodes ARM, GP et RNA à travers différents modèles.

IV.12. Conclusion

Les modèles BPNN et de régression non linéaire sont présentés et appliqués aux données piézométriques suivies sur le barrage d'El-Izdihar, afin de prédire le comportement du barrage sur le niveau piézométrique. La corrélation entre les niveaux piézométriques et le niveau du réservoir du barrage d'El Izdihar a été testée. Plus particulièrement, la comparaison a été basée sur l'analyse des mesures piézométriques qui ont été enregistrées à trois profils différents dans le barrage. La base de données considérée est relative aux mesures piézométriques mensuelles du barrage mesurées sur une période de dix-sept ans.

Les approches proposées dans cette analyse sont la méthode BPNN et la méthode de régression non linéaire. Les deux modèles ont été alimentés avec les mêmes entrées et sorties de base (variables pour la régression non linéaire). La comparaison des résultats des deux approches indique la puissance et la fiabilité du modèle BPNN en termes de performances par rapport à la méthode de régression non linéaire. Le modèle BPNN s'adapte parfaitement à l'analyse des phénomènes non linéaires. Dans le domaine de la géotechnique, les réseaux de neurones artificiels ont prouvé une fois de plus leur capacité à prédire les paramètres hydrauliques.

Quel que soit le degré de non-linéarité entre deux variables, la méthode des réseaux de neurones artificiels est efficace pour trouver la régression entre les variables. Selon les indications de (Smith, 1987) pour évaluer le coefficient R, pour le barrage d'El Izdihar, dans le profil 09, la corrélation entre le niveau de la retenue d'eau et les quatre piézomètres P09-2, P09-4, P09-5 et P09-7 varie entre 58% et 71%, ceci montre l'existence d'une corrélation entre les deux variables.

Dans le profil 11, la corrélation entre le niveau de la retenue d'eau et les huit piézomètres P11-1 à P11-8 varie entre 44% et 80%, ce qui signifie que la corrélation existe et parfois forte.

Dans le profil 15, la corrélation entre le niveau de la retenue d'eau et les quatre piézomètres P15-2, P15-4, P15-5 et P15-7 varie entre 56% et 68%, ce qui signifie que la corrélation entre les deux variables existe.

Les résultats obtenus sont très encourageants en termes de prédiction du comportement des barrages. Les investigations et les résultats peuvent être exploités pour d'autres paramètres du comportement hydraulique des barrages.

Chapitre IV: Modélisation et analyse prédictives des niveaux piézométriques dans le barrage El Izdihar

En ce qui concerne les fondations du barrage, l'objectif principal des investigations est de prédire les niveaux piézométriques dans les fondations du barrage El Izdihar en utilisant trois méthodes distinctes : Les réseaux neuronaux artificiels (RNA), la programmation génétique (GP) et l'analyse de régression multiple (ARM). Ces méthodologies sont appliquées à un ensemble complet de données comprenant trois profils distincts, à savoir P09, P11 et P15. L'indicateur de performance, le coefficient de corrélation (R), pour le modèle ARM reste modéré, variant entre 0,50 et 0,73, avec une erreur standard allant de 0,18 à 2,93. Pour la méthode GP, le R_{training} varie entre 0,84 et 0,89, accompagné de valeurs MSE_{training} allant de 0,012 à 0,905. En outre, R_{test} varie entre 0,35 et 0,85, avec des valeurs MSE_{test} correspondantes allant de 0,084 à 0,727. Enfin, pour le modèle RNA, R_{training} s'étend de 0,86 à 0,93, accompagné de MSE_{training} entre 0,01 et 0,042. En outre, R_{test} se situe entre 0,80 et 0,91, tandis que MSE_{test} varie entre 0,01 et 0,03.

Cette analyse a effectivement démontré la puissance de la méthode RNA en matière de précision prédictive, en faisant preuve d'une grande précision dans ses estimations. En outre, l'approche GP s'avère très efficace en matière de prédiction, avec une précision remarquable. En revanche, le modèle ARM présente une capacité de corrélation modérée. Grâce à une analyse et une comparaison complètes, les résultats contribuent de manière significative à la compréhension de techniques de modélisation efficaces pour des prévisions précises du niveau piézométrique, un aspect vital pour la gestion des barrages et les considérations de sécurité.

Chapitre V

Modélisation hybride pour la prédiction de la piézométrie dans le barrage El Izdihar

V.1. Introduction

La modélisation numérique est un outil précieux pour prédire le comportement des barrages en remblai et évaluer leur sécurité. La méthode des éléments finis (MEF) est l'une des méthodes les plus couramment utilisées pour modéliser les écoulements d'eau dans les barrages en remblai. Elle permet de représenter la géométrie complexe des barrages et les propriétés des matériaux de manière détaillée, tout en prenant en compte les effets de l'écoulement de l'eau, de la gravité, des pressions et des déformations.

Dans ce chapitre, nous présenterons l'utilisation de la MEF pour modéliser les écoulements d'eau dans le barrage El Izdihar. Nous examinerons l'apport des codes de calcul en géotechnique pour simuler le comportement du barrage vis-à-vis des infiltrations. Nous aborderons également les considérations clés liées à la modélisation numérique du barrage, notamment la sélection des paramètres de modélisation, la calibration des modèles et l'interprétation des résultats. Enfin, nous illustrerons l'application de la MEF en présentant des études de cas de modélisation numérique du barrage.

Nous présentons dans la deuxième partie l'utilisation des RNA pour améliorer la modélisation des niveaux piézométriques. Nous suggérons également l'implémentation d'une stratégie hybride qui va plus loin en utilisant l'algorithme génétique (AG) pour optimiser les RNA.

Cette approche hybride offre de nouvelles options pour la prédiction des niveaux piézométriques dans les barrages en remblai en combinant des outils de modélisation numérique de pointe et des techniques d'intelligence artificielle. Dans les sections suivantes, nous approfondirons chaque phase de notre stratégie allant du déploiement de la MEF à l'utilisation de l'RNA et de l'AG tout en soulignant ses avantages et ses inconvénients.

VI.2. Modélisation par la méthode des éléments finis

Le module Seep/w du logiciel GeoStudio (GeoStudio 2012) est utilisé pour simuler la géométrie et les propriétés du barrage. Le maillage d'éléments finis pour le barrage est généré en utilisant l'approche de maillage adaptatif, qui prend en compte l'état actuel du corps du barrage et de ses partitions de matériaux de fondation. La figure V.1 illustre le modèle discrétisé d'éléments finis du barrage et de ses fondations. Le comportement de rétention d'eau du barrage est modélisé à cinq niveaux différents.

Chapitre V: Modélisation hybride pour la prédiction de la piézométrie dans le barrage El Izdihar

La charge hydraulique et la pression interstitielle au niveau du barrage sont comparées à l'aide des données obtenues à partir des trois piézomètres (P11-1, P11-3 et P11-6) du profil 11 pour chaque simulation. Les valeurs prédites obtenues par BPNN, BPNN-AG et Seep/w sont ensuite comparées aux valeurs réelles obtenues par l'auscultation à cinq dates différentes.

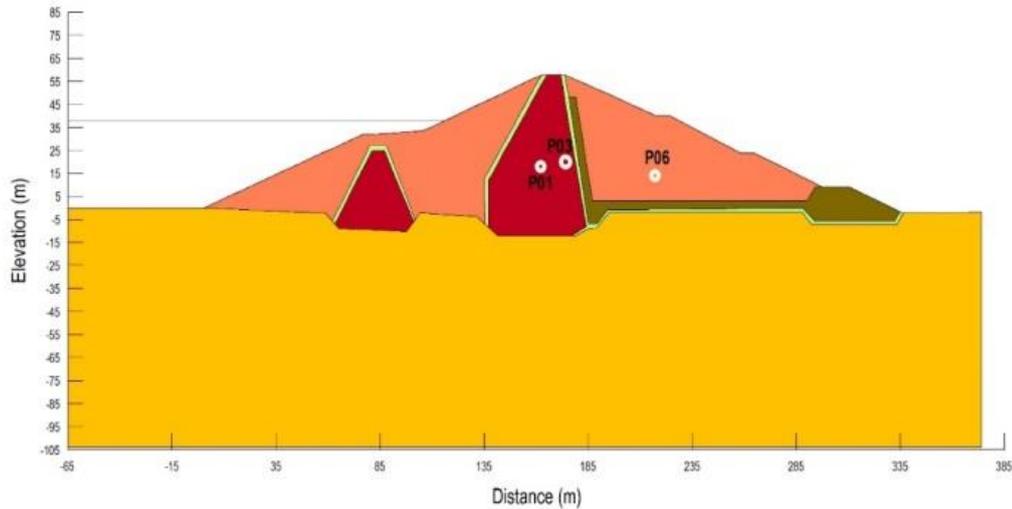


Figure V.1: Position des piézomètres P11-1, P11-3 et P11-6 dans le profil du barrage EL Izdihar.

V.2.1. Outil de modélisation

a) Code de calcul SEEP/W

Le logiciel SEEP/W est un logiciel de modélisation numérique qui permet de simuler les écoulements d'eau souterraine à travers des milieux poreux. Il est utilisé dans les domaines de la géotechnique, de l'ingénierie civile et de l'environnement pour la conception et l'analyse des ouvrages hydrauliques tels que les barrages, les tunnels, les digues, les fondations de bâtiments et les systèmes de drainage. SEEP/W est capable de résoudre des problèmes complexes liés aux écoulements d'eau souterraine en utilisant des méthodes de calculs avancées telles que la méthode des éléments finis. Il est développé et commercialisé par la société GEO-SLOPE International Ltd.

Le logiciel (programme) SEEP/W est un sous-programme de l'ordinateur (logiciel) Geo-Slope, qui est utilisé pour problèmes d'infiltration dans les sols poreux. Le Geo-Slope est un logiciel informatique sous environnement Windows qui est entièrement polyvalent pour résoudre divers types de problèmes géotechniques avec un haut degré de compétence et de précision[144].

Chapitre V: Modélisation hybride pour la prédiction de la piézométrie dans le barrage El Izdihar

Le logiciel résoud l'équation (V.1) s dans un plan vertical dont les axes principaux sont x et y :

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(k_x \frac{\partial h}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(k_y \frac{\partial h}{\partial y} \right) + Q = \frac{\partial \theta}{\partial t} \quad (V.1)$$

Pour un problème axisymétrique, le logiciel résoud l'équation (VI.2) autour d'un axe vertical (z, r):

$$k_r \left[\left(\frac{\partial^2 h}{\partial r^2} \right) + \left(\frac{1}{r} \right) \left(\frac{\partial h}{\partial r} \right) \right] + Q = \frac{\partial \theta}{\partial t} \quad (V.2)$$

Le logiciel est capable de calculer et de présenter toutes les conditions d'écoulement en fonction des variables suivantes :

Q : le débit appliqué à la frontière

k : la conductivité hydraulique

t : le temps

θ : la teneur en eau volumique

r : la distance radiale

Il peut ainsi fournir des informations sur les charges hydrauliques, les pressions interstitielles, les teneurs en eau volumiques, les débits, etc., pour des temps et des emplacements spécifiés [145].

b) Modèles de matériaux dans SEEP/W:

Le code de calcul comprend différents modèles de matériaux utilisables dans une analyse.

- Aucun modèle n'est appliqué pour supprimer une partie du modèle dans l'analyse.
- Le modèle peut être saturé ou non saturé, avec des fonctions pour la conductivité hydraulique, le rapport et la direction, la teneur en eau et la conductivité de l'air (si AIR / W ajouté).
- Le modèle est uniquement saturé, avec une fonction pour la conductivité hydraulique saturée (K_{sat}), le rapport et la direction, la teneur en eau saturée, le coefficient de compressibilité volumique (Mv) et la conductivité de l'air (réglée à zéro si AIR / W ajouté).

Chapitre V: Modélisation hybride pour la prédiction de la piézométrie dans le barrage El Izdihar

- Le modèle d'interface est également disponible, avec des fonctions pour la conductivité hydraulique normale et tangente, ainsi que la conductivité de l'air (si AIR / W ajouté) [53].

V.2.2. Processus de modélisation

a) Géométrie du barrage

La figure V.2 illustre la géométrie du barrage El Izdihar, telle que modélisée par le logiciel SEEP/W.

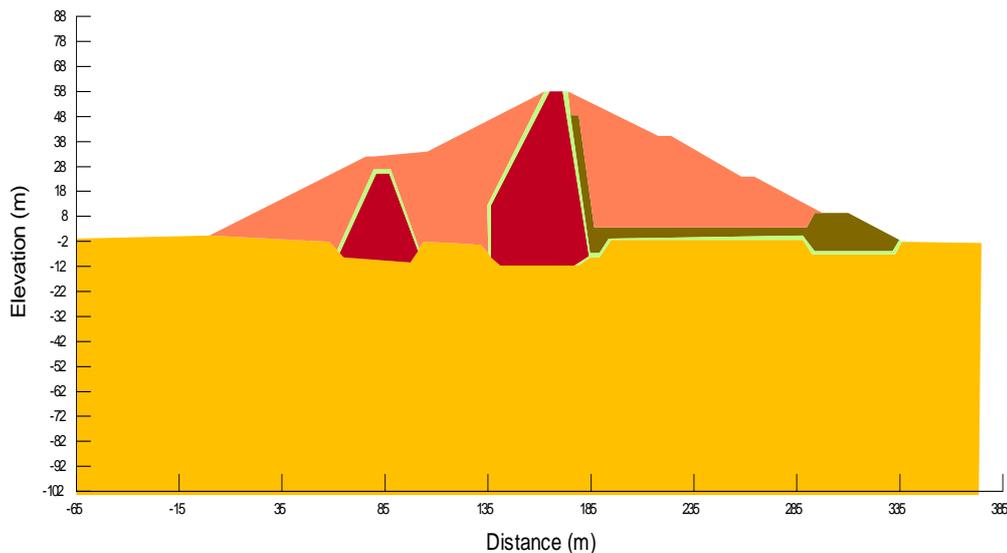


Figure V.2: Géométrie du barrage El Izdihar

b) Discrétisation du barrage

La figure V.3 montre la discrétisation et représente la décomposition de la géométrie du barrage El Izdihar en éléments discrets, tels que des nœuds et des éléments finis, permettant ainsi la résolution numérique des équations régissant les écoulements d'eau à travers le barrage. Cette discrétisation est une étape essentielle de la modélisation numérique, car elle permet de transformer un problème continu en un problème discret résoluble par ordinateur.

Chapitre V: Modélisation hybride pour la prédiction de la piézométrie dans le barrage El Izdihar

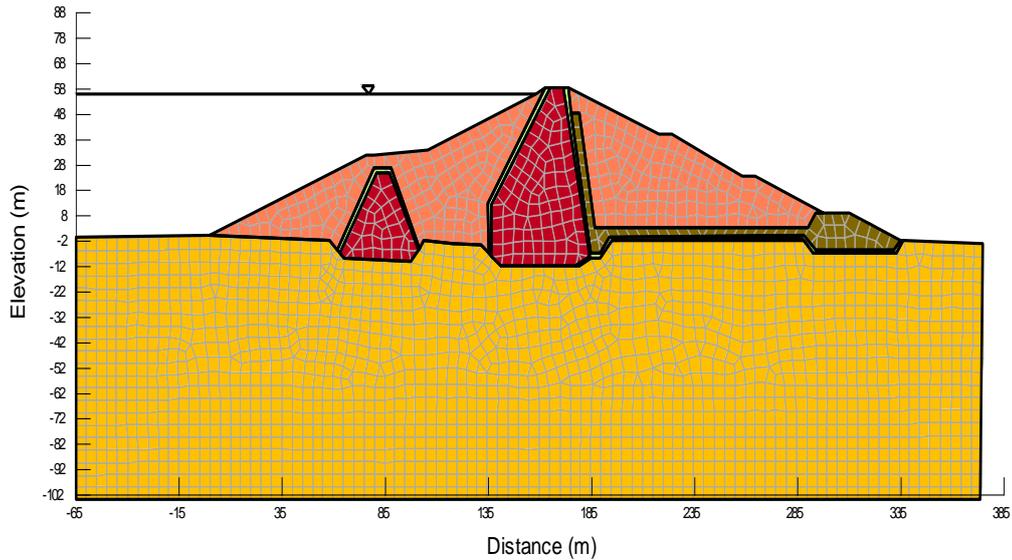


Figure V.3: Discretisation du barrage El Izdihar

c) Condition aux limites

La figure V.4 montre les conditions aux limites et représente les contraintes imposées aux écoulements d'eau à travers le barrage El Izdihar, telles que les niveaux d'eau en amont et en aval, les débits de fuite et les propriétés hydrodynamiques des sols environnants. Ces conditions aux limites sont une composante importante de la modélisation numérique, car elles permettent de simuler les conditions réelles du barrage et de prédire son comportement hydraulique dans différentes situations. Les conditions aux limites sont souvent déterminées par des mesures sur le terrain et des études hydrologiques.

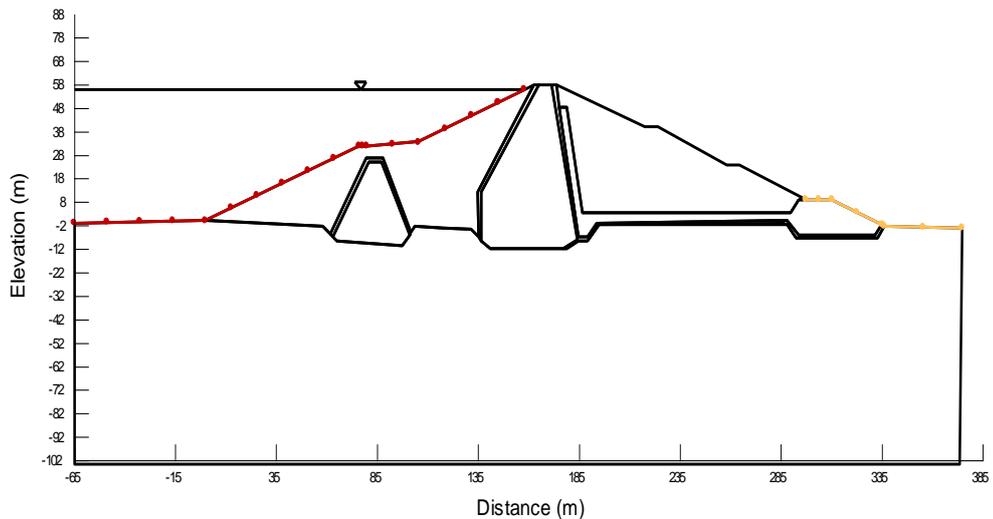


Figure V.4: Conditions aux limites dans la modélisation du barrage El Izdihar

V.3. Paramètres d'écoulement

V.3.1. Développement des paramètres d'écoulement avec la cote de la retenue normale du barrage

Dans le contexte des barrages en remblai, le niveau de l'eau dans la retenue est un paramètre important qui doit être pris en compte dans l'analyse des écoulements d'eau. Le logiciel SEEP/W permet de modéliser l'effet du niveau de l'eau sur les écoulements à travers le barrage, ainsi que sur les charges hydrauliques, la pression et le gradient dans le barrage. Cette modélisation est essentielle pour la conception et la gestion des barrages en remblai, car elle permet de comprendre comment les écoulements d'eau sont affectés par les variations du niveau de l'eau dans la retenue.

Dans ce contexte, les figures V.5 et V.6 illustrent respectivement la distribution de la charge hydraulique et de la pression interstitielle à l'intérieur du barrage en remblai, calculée à partir du modèle numérique réalisé avec le logiciel SEEP/W. De plus, la figure V.7 présente la distribution du gradient hydraulique à l'intérieur du barrage, également calculée à partir du modèle numérique élaboré grâce au même logiciel.

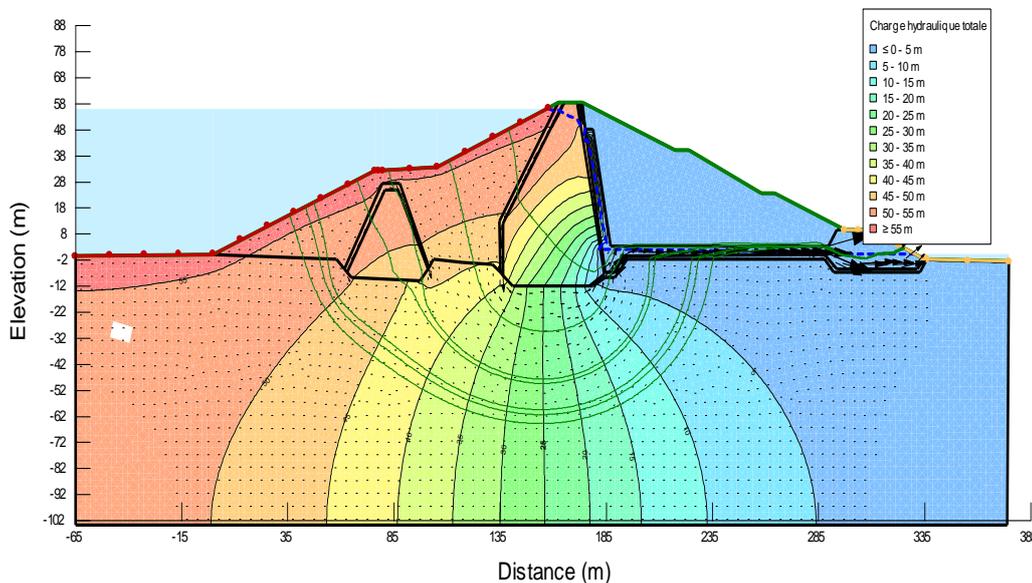


Figure V.5: Charge hydraulique à travers le barrage El Izdihar sous l'effet du niveau normal de la retenue.

Chapitre V: Modélisation hybride pour la prédiction de la piézométrie dans le barrage El Izdihar

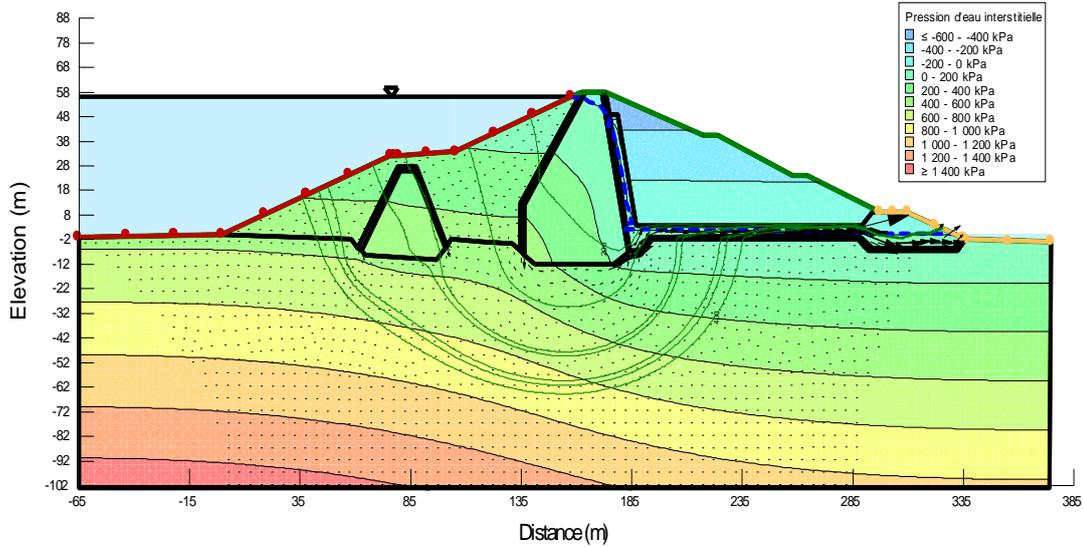


Figure V.6: Evolution des pressions interstitielles à travers le barrage El Izdihar sous l'effet du niveau normal de la retenue.

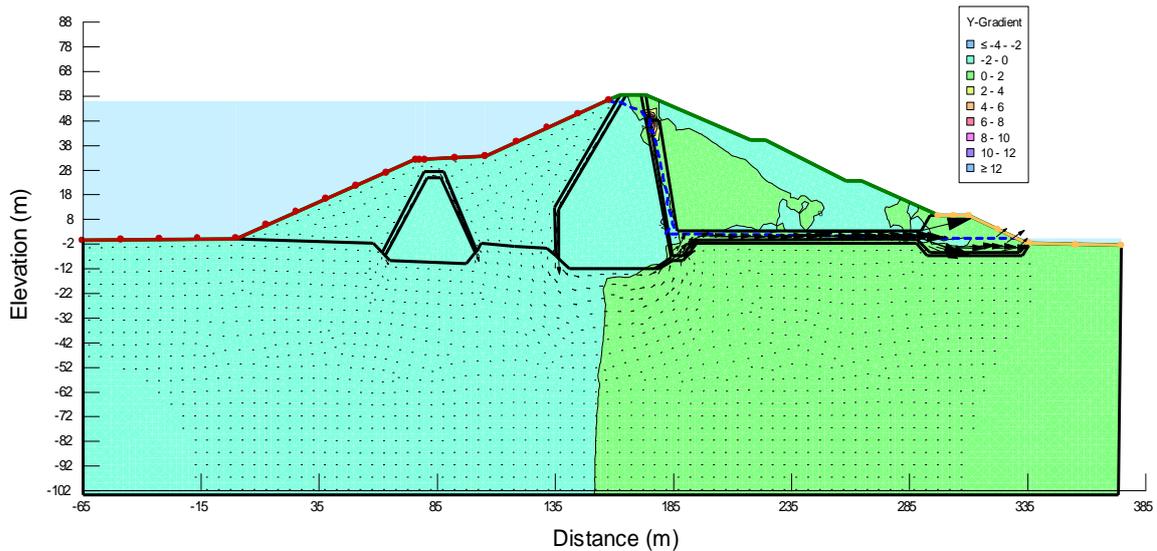


Figure V.7: Evolution du gradient hydraulique à travers le barrage El Izdihar sous l'effet du niveau normal de la retenue.

V.3.2. Comparaison avec les données d'auscultation

Les Figures V.8 et V.9 comparent les données des niveaux piézométriques obtenues par l'auscultation et les résultats de la modélisation du barrage sous GeoStudio. L'axe des ordonnées représente les niveaux piézométriques en mètres, tandis que l'axe des abscisses représente le temps en mois ou en années, selon la durée de la période d'observation.

Chapitre V: Modélisation hybride pour la prédiction de la piézométrie dans le barrage El Izdihar

Le graphique montre deux courbes, l'une les données des niveaux piézométriques obtenues par auscultation et l'autre représentant les résultats de la modélisation sous GeoStudio. Les deux courbes sont tracées sur le même graphique pour faciliter la comparaison directe des données.

On observe que les deux courbes présentent une certaine similitude dans leur tendance générale. Cependant, on peut également remarquer quelques écarts entre les données réelles et les prévisions du logiciel, en particulier pendant les périodes où il y a des fluctuations importantes dans les niveaux piézométriques.

En examinant ces écarts, il est possible de déterminer les zones où la modélisation peut être améliorée, en ajustant les paramètres du modèle ou en incorporant des données supplémentaires. Ces résultats peuvent également aider à identifier les zones à risque pour l'infiltration d'eau ou la pression interstitielle, ce qui peut avoir des implications importantes pour la sécurité et la stabilité de la structure.

En somme, le graphique de comparaison des niveaux piézométriques permet de visualiser la corrélation entre les données réelles et les résultats de la modélisation sous GeoStudio, ainsi que les écarts entre les deux. Cette analyse peut fournir des informations utiles pour la gestion des ressources et pour le diagnostic et l'entretien éventuel d barrage.

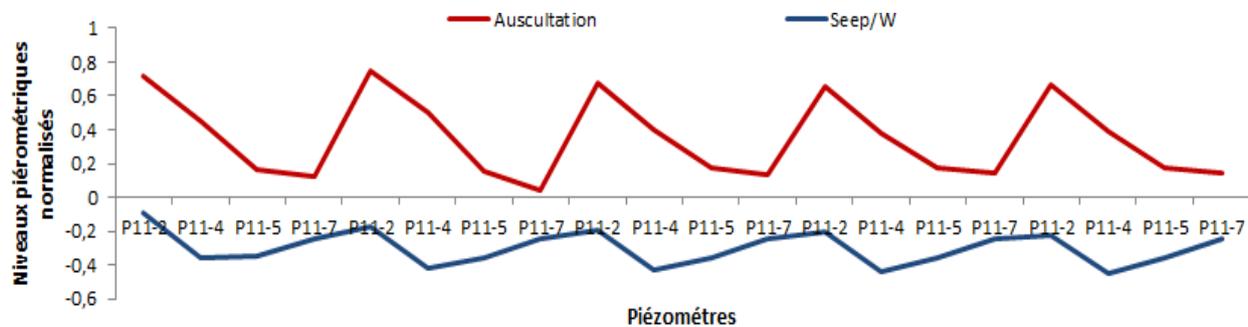


Figure V.8: Variation des niveaux piézométriques du profil P11 situés dans les fontations du barrage El Izdihar par auscultation et SEEP/W.

Chapitre V: Modélisation hybride pour la prédiction de la piézométrie dans le barrage El Izdihar

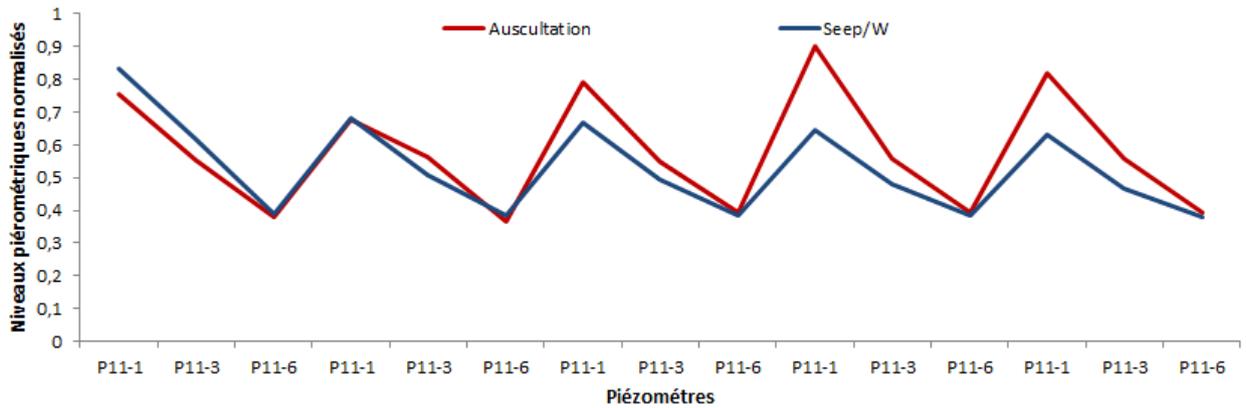


Figure V.9: Variation des niveaux piézométriques du profil P11 situés dans le corps du barrage El Izdihar par auscultation et SEEP/W.

La modélisation du barrage en remblai sous GeoStudio a permis de prédire les variations de la charge d'eau, de la pression interstitielle et du gradient hydraulique au sein de la structure. Les résultats obtenus ont été comparés aux données réelles obtenues par l'auscultation, et les résultats ont montré une bonne corrélation entre les prévisions du logiciel et les mesures sur site.

Les simulations ont permis d'identifier les zones de faible et de forte pression, ainsi que les zones où des infiltrations peuvent se produire. La précision de la modélisation a été renforcée par la prise en compte des caractéristiques physiques et mécaniques du matériau de remblai, ainsi que par les conditions d'humidité et de saturation du sol.

Les résultats de cette étude peuvent aider à mieux comprendre le comportement hydrodynamique du barrage, à identifier les zones à risque et à évaluer les performances de la structure dans des conditions différentes. Les modèles numériques peuvent également être utilisés pour améliorer la conception et l'entretien des barrages en anticipant les changements de conditions environnementales et en optimisant les stratégies de gestion des ressources hydriques.

La modélisation sous GeoStudio a été une étape importante pour comprendre le comportement hydraulique du barrage en remblai et pour assurer sa stabilité et sa sécurité à long terme.

V.4. Contribution des réseaux neurones artificiels et de l'algorithme génétique

Dans cette deuxième partie des travaux de recherche, nous allons explorer une approche innovante pour la prédiction des niveaux piézométriques dans le corps et les fondations des barrages en remblai. L'étude intègre deux modèles, BPNN et GA, et renforce la comparaison en incluant un modèle de barrage ayant fait l'objet d'une analyse par éléments finis. Cette approche hybride promet une amélioration significative de la précision de nos prédictions, tout en tenant compte de la complexité inhérente à ce problème géotechnique. Cela nous permettra de mieux évaluer l'efficacité de notre méthode dans la prédiction des niveaux piézométriques dans le corps et les fondations du barrages.

V.5. Prévision des niveaux piézométriques à l'aide de la rétro-propagation (BPNN) et de l'algorithme génétique (AG)

L'analyse se concentre sur le modèle de prévision des infiltrations. La surveillance du niveau piézométrique fournit une méthode indirecte pour caractériser les changements de l'infiltration dans le temps, ce qui est crucial pour évaluer la sécurité du barrage. Les réseaux neuronaux artificiels et les algorithmes génétiques sont utilisés dans cette étude pour développer le modèle analytique. Trois modèles de prédiction ont été utilisés dans cette étude, le premier modèle est basé sur BPNN, tandis que le deuxième modèle constitue un hybride de BPNN et de AG. Le modèle MEF a également été utilisé comme modèle comparatif pour renforcer et consolider les résultats obtenus.

Afin de clarifier la méthodologie d'intégration entre notre réseau neurone artificiel (RNA) et l'Algorithme Génétique (AG) pour la prédiction des niveaux piézométriques, nous proposons un diagramme exhaustif qui met en lumière les étapes essentielles de cette approche combinée (Figure V.10).

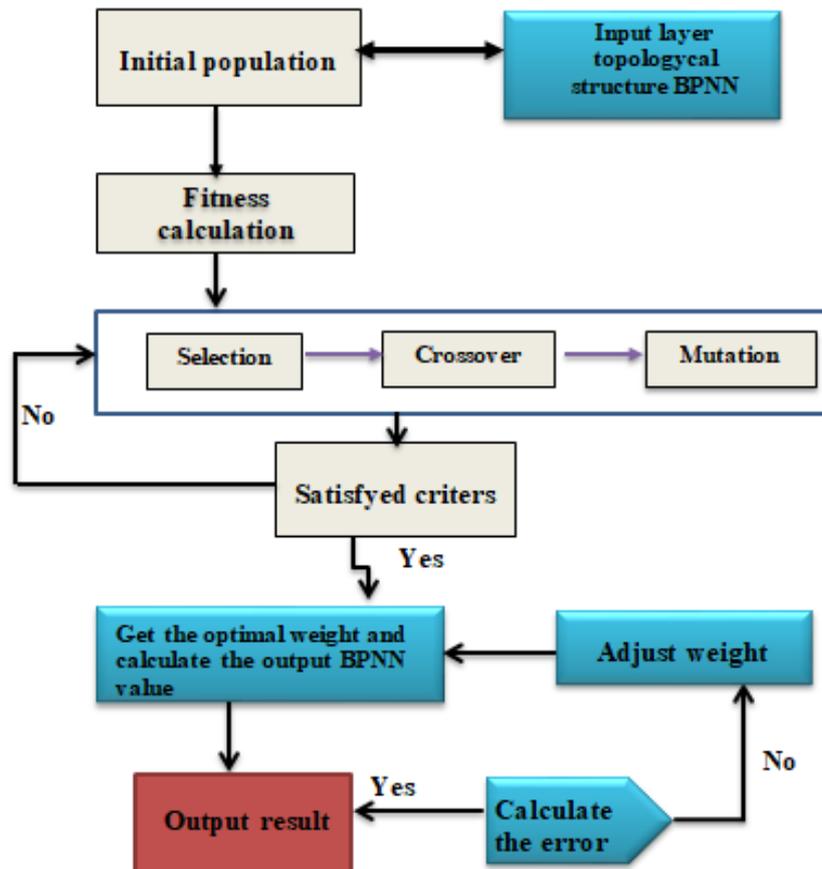


Figure V.10: Diagramme du modèle BPNN optimisé par l'algorithme génétique.

V.6. Modèle BPNN

Le principal avantage de l'utilisation des modèles BPNN dans la surveillance des barrages est leur capacité à analyser simultanément d'énormes quantités de données et à trouver des combinaisons compliquées entre elles sans qu'il soit nécessaire de postuler des lois gouvernantes [71].

La base de données de l'étude comprend les niveaux piézométriques et leurs emplacements dans le barrage, ainsi que le niveau d'eau en amont. Le modèle BPNN est utile pour aborder la relation non linéaire entre ces variables.

Le vecteur d'entrée est composé du niveau d'eau en amont et des coordonnées des piézomètres, tandis que les niveaux d'eau piézométriques sont inclus dans le vecteur de sortie pour entraîner le modèle BPNN. L'algorithme d'apprentissage utilisé ici est celui de Levenberg-Marquardt.

Le réseau se compose de n échantillons représentés par des vecteurs d'entrée x_i et des vecteurs de sortie attendus y_i . Lorsque l'échantillon i est introduit, le nœud j au niveau m reçoit des informations de la sortie de la couche précédente (Equation V.3):

$$y_j^m = f(\text{net}_j^m) = f(\sum_{k=1}^p \omega_{kj}^m \cdot y_k^{m-1} + b_j^m) \quad (\text{V.3})$$

où y_j^m représente la sortie du nœud j au niveau m , f est la fonction d'activation, net_j^m est l'entrée nette du nœud j au niveau m , ω_{kj}^m est le poids entre le nœud k au niveau $(m-1)$ et le nœud j au niveau m , y_k^{m-1} est la sortie du nœud k au niveau $(m-1)$, b_j^m est le biais du nœud j au niveau m , et p est le nombre de nœuds au niveau $(m-1)$.

La valeur de sortie attendue est obtenue en fonction de la fonction sigmoïde $f(x)$ dans l'équation V.4 utilisée dans cette étude, et de la fonction objective qui est cruciale pour le BPNN.

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

Afin de créer un modèle de réseau neuronal artificiel optimal, plusieurs nombres de neurones ont été utilisés dans la couche cachée à l'aide du programme Matlab.

Le réseau neuronal de rétropropagation (BPNN) calcule l'erreur en comparant le vecteur de sortie au vecteur de sortie attendu. L'erreur est ensuite propagée vers l'arrière dans le réseau à l'aide de l'algorithme de rétropropagation pour ajuster les poids et les biais dans chaque couche. L'objectif principal de cet algorithme est de minimiser la différence entre le vecteur de sortie prédit et le vecteur de sortie attendu en ajustant itérativement les poids et les biais dans chaque couche du réseau.

Pour calculer l'erreur dans le réseau neuronal de rétropropagation (BPNN), le vecteur de sortie prévu est comparé au vecteur de sortie réel obtenu en faisant passer le vecteur d'entrée dans le réseau. La différence entre les deux vecteurs est appelée signal d'erreur, qui est propagé vers l'arrière dans le réseau à l'aide de l'algorithme de rétropropagation. L'algorithme calcule le gradient de l'erreur par rapport aux poids et aux biais de chaque couche et les ajuste dans la direction qui minimise l'erreur. Ce processus itératif est répété jusqu'à ce que l'erreur atteigne un niveau acceptable.

V.7. Modèle BPNN-GA

L'approche hybride BPNN-GA comporte trois étapes : l'analyse de la structure du réseau neuronal BP, son optimisation à l'aide d'algorithmes génétiques et l'utilisation du réseau neuronal BP optimisé pour la prédiction [70].

Les algorithmes génétiques (AG) peuvent optimiser les poids de connexion et les seuils du réseau neuronal BP [102]. Pour ce faire, l'AG est introduit pendant la phase d'apprentissage du réseau BPNN, et le meilleur individu identifié par l'AG est utilisé pour attribuer les poids et les seuils BPNN initiaux décodés.

Dans cette approche, l'AG utilise la fonction d'aptitude pour évaluer la compatibilité d'une solution candidate avec le problème (Equation V.5). Après une optimisation locale à l'aide du BPNN, les valeurs de sortie de la solution optimale globale peuvent être obtenues. Le processus de sélection dans les algorithmes génétiques est basé sur le ratio d'aptitude de chaque solution candidate (Equation V.6), et la probabilité de sélection d'un individu i est déterminée par ce ratio et peut être exprimée comme suit [146] :

$$f_i = \frac{k}{F_i} \quad (V.5)$$

$$P_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^N f_i} \quad (V.6)$$

Où F_i est l'aptitude du i ème individu, k est une constante et N est le nombre d'individus dans la population.

L'opération de croisement consiste à créer une nouvelle descendance à partir de deux individus parents en sélectionnant un ou plusieurs points de croisement dans les chromosomes parents et en échangeant du matériel génétique entre eux. Le processus d'exécution de l'opération de croisement sur les i ème et j individus à la position k , en utilisant la méthode de croisement des nombres réels, peut être décrit comme suit : a_{ik} et a_{jk} font référence au gène situé à la position k pour les i ème et j ème individus, respectivement (Equation VI.7).

$$\begin{cases} a_{ik} = a_{ik}r + a_{jk}(1 - r) \\ a_{jk} = a_{jk}r + a_{ik}(1 - r) \end{cases} \quad (V.7)$$

Où r est un nombre aléatoire entre 0 et 1.

La mutation est un opérateur génétique qui introduit des changements aléatoires dans un ou plusieurs gènes du génome d'un individu. Elle est utilisée pour maintenir la diversité dans la population et empêcher une convergence prématurée vers un optimum local.

Typiquement, la mutation est appliquée à une petite proportion d'individus dans la population, avec une faible probabilité de mutation par gène (Equations V.8 et V.9).

Voici la procédure de mutation pour le ième individu au point j point a_{ij} :

$$a_{ij} = \begin{cases} (a_{ij} - a_{\max}) * f(g) + a_{ij} & r > 0,5 \\ (a_{\min} - a_{ij}) * f(g) + a_{ij} & r \leq 0,5 \end{cases} \quad (V.8)$$

$$f(g) = r_2 * \left(1 - \frac{g}{G_{\max}}\right)^2 \quad (V.9)$$

Où a_{\max} et a_{\min} font référence aux limites supérieures et inférieures de la valeur du gène en point j a_{ij} pour l'individu. Le paramètre g représente le numéro d'itération actuel, tandis que G_{\max} représente le nombre maximal de générations. La valeur de r_2 est un nombre aléatoire compris entre 0 et 1.

Dans une tâche d'apprentissage, l'algorithme génétique (AG) et le réseau neuronal à rétropropagation (BPNN) sont utilisés conjointement. Les poids et les seuils obtenus par l'AG sont utilisés comme valeurs initiales pour les poids et les seuils du réseau neuronal à rétropropagation. Le BPNN effectue une propagation vers l'avant pour générer une sortie, calcule l'erreur et ajuste les paramètres du réseau pour minimiser l'erreur. Ce processus d'apprentissage est répété de manière itérative jusqu'à ce que le réseau soit formé. L'utilisation de l'AG pour initialiser le BPNN permet d'améliorer les performances globales du processus d'apprentissage.

V.8. Performance du modèle

V.8.1. Critères de sécurité

Pour évaluer l'état d'écoulement dans un barrage et assurer sa sécurité, le critère de Pauta[147]est couramment utilisé. Selon certaines probabilités et théories statistiques, cette étude considère trois catégories d'intervalles de confiance [148]. Ces intervalles sont basés sur les différences absolues entre les valeurs réelles et les valeurs prédites obtenues à partir du modèle. Dans cette recherche, nous considérons les trois catégories d'intervalles de confiance suivantes :

γ : la valeur de surveillance.

γ' : la valeur prédite par le modèle BPNN.

γ'' : la valeur prédite par le modèle BPNN-AG.

Après avoir calculé ces différences absolues, la probabilité de se trouver à l'intérieur de $(0, 2S)$ est de 95,5 %, et la probabilité de se trouver à l'intérieur de $(0, 3S)$ est de 99,7 %, selon la théorie des probabilités et des statistiques, où S représente l'écart type du modèle [102].

Cette méthode peut être utilisée pour évaluer l'état des infiltrations :

-Normal: $|\gamma - \gamma'| < 2S$ ou $|\gamma - \gamma''| < 2S$

-Normal basiquement : $2S < |\gamma - \gamma'| \leq 3S$ ou $2S < |\gamma - \gamma''| \leq 3S$, il n'y a pas de tendance au changement.

-Anormal: $2S < |\gamma - \gamma'| \leq 3S$ ou $2S < |\gamma - \gamma''| \leq 3S$, et une tendance persistante au changement.

-Dangereux : $|\gamma - \gamma'| > 3S$ ou $|\gamma - \gamma''| > 3S$.

V.8.2. Erreur quadratique moyenne (MSE)

La MSE (Equation II.2) représente la moyenne des carrés des écarts entre les prédictions du réseau et les valeurs réelles, ce qui en fait l'une des meilleures métriques globales pour évaluer la performance des modèles [149]. Elle quantifie la précision du réseau et constitue le paramètre statistique que l'algorithme d'apprentissage vise à réduire au minimum.

V.8.3. Erreur moyenne absolue (MAPE)

L'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE) (Equation V.10) est une mesure statistique utilisée pour évaluer la précision d'un modèle de prévision. Elle mesure la différence moyenne en pourcentage entre les valeurs réelles et prédites d'une variable, par rapport aux valeurs réelles.

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{M_i - P_i}{M_i} \right| \quad (\text{V.10})$$

V.8.4. Erreur absolue moyenne (MAE)

L'erreur absolue moyenne (Equation VI.11) est une mesure de l'ampleur moyenne des erreurs entre les valeurs réelles et prédites dans les données du modèle.

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |M_i - P_i| \quad (\text{V.11})$$

V.9. Analyse des résultats de la modélisation hybride pour différents niveaux piézométriques

Pour analyser les changements dans les niveaux piézométriques du barrage d'El Izdihar et prévoir son comportement hydraulique, trois modèles ont été développés. Tout d'abord, le profil du barrage et ses caractéristiques hydrauliques ont été caractérisées à l'aide du modèle d'éléments finis proposé. Les deux autres modèles sont basés sur des réseaux neuronaux artificiels, un modèle BPNN et un modèle BPNN-GA.

Chapitre V: Modélisation hybride pour la prédiction de la piézométrie dans le barrage El Izdihar

La performance de chaque modèle pour prédire les niveaux piézométriques a été évaluée à l'aide du critère d'état de sécurité, l'MSE le MAPE et le MAE.

Les valeurs de surveillance et les valeurs prédites par les deux modèles, BPNN et BPNN-AG, sont présentées dans les figures V.11, V.12 et V.13.

Les figures V.11, V.12 et V.13 montrent qu'il existe une correspondance entre les lignes, ce qui indique que les deux modèles ont un certain degré de capacité prédictive. Cela renforce la capacité des modèles à prévoir même dans les cas de non-linéarité. En outre, on peut observer que, comparé au modèle BPNN-AG, le modèle BPNN est plus compatible avec la tendance changeante des valeurs de surveillance.

Les figures V.14 , V.15 et V.16 montrent les différences absolues $|\gamma - \gamma'|$ et $|\gamma - \gamma''|$ pour l'analyse de l'exigence d'état de sécurité. Dans la plupart des cas, la différence absolue se situe dans l'intervalle $(0, 2S)$, ce qui indique un contrôle normal de l'infiltration. Par conséquent, le barrage étudié présente un état de sécurité satisfaisant. Ces deux modèles peuvent être appliqués à d'autres piézomètres situés dans différentes sections du barrage.

Un modèle avec moins de paramètres (MSE, MAE et MAPE) tend à avoir une meilleure performance de généralisation et est moins susceptible de surajuster les données. Le tableau V.1 montre que le modèle BPNN a une erreur quadratique moyenne (MSE) plus faible que le modèle hybride BPNN-AG, allant de 2% à 9% pour les trois piézomètres, par rapport à 6,7% à 25% pour le modèle hybride. Cela suggère que le modèle BPNN a une plus grande précision de prédiction que le modèle BPNN- AG.

L'erreur moyenne absolue en pourcentage (MAPE) du modèle BPNN varie de 2,3 % à 7,2 %, tandis que celle du modèle hybride BPNN- AG varie de 14,6 % à 24,6 %. En outre, l'erreur absolue moyenne (MAE) du modèle BPNN est également inférieure à celle du modèle BPNN- AG. Bien que les différences soient relativement faibles, elles indiquent que le modèle BPNN a une meilleure précision de prédiction que le modèle BPNN- AG dans ce cas particulier.

Chapitre V: Modélisation hybride pour la prédiction de la piézométrie dans le barrage El Izdihar

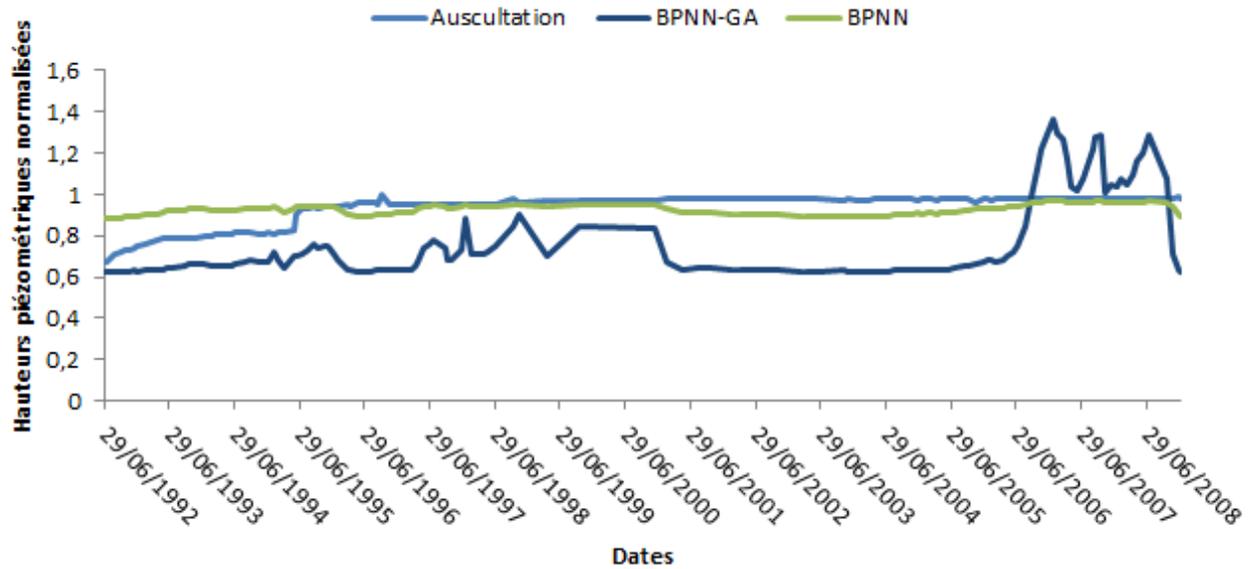


Figure V.11: Variations des valeurs mesurées et prédites par les deux modèles (BPNN et BPNN-AG) Piézomètre P11-1

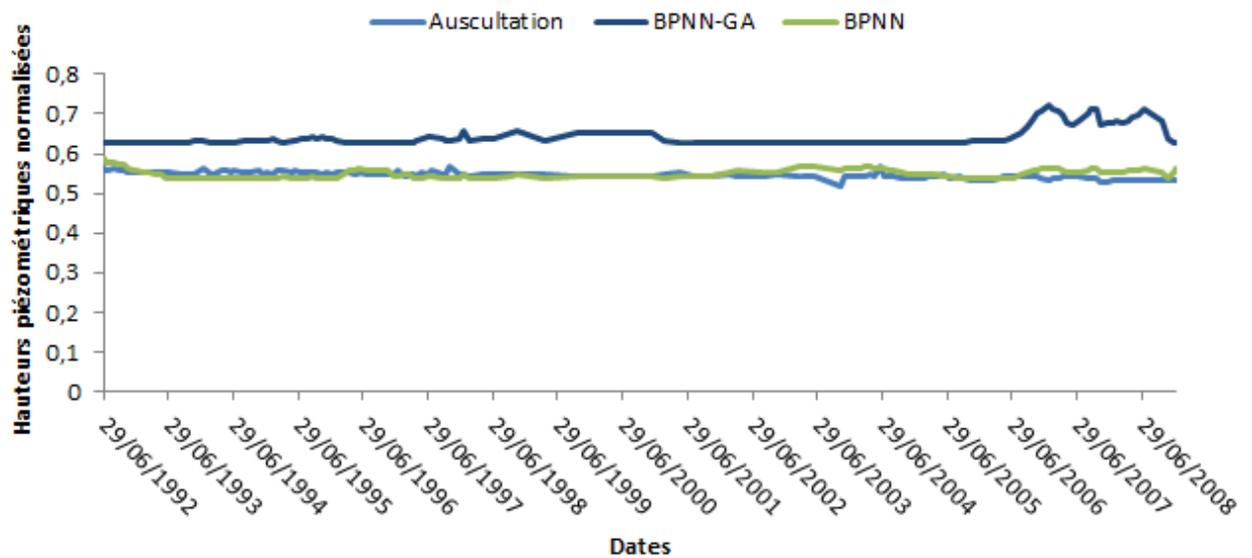


Figure V.12: Variations des valeurs mesurées et prédites par les deux modèles (BPNN et BPNN-AG) Piézomètre P11-3.

Chapitre V: Modélisation hybride pour la prédiction de la piézométrie dans le barrage El Izdihar

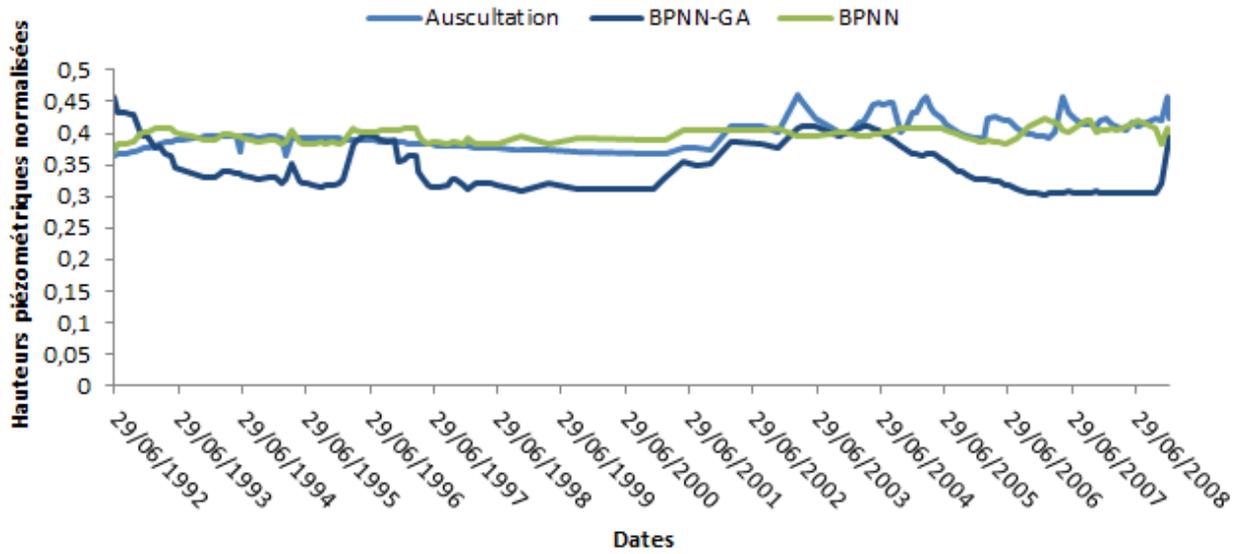


Figure V.13: Variations des valeurs mesurées et prédites par les deux modèles (BPNN et BPNN-AG) Piézomètre P11-6.

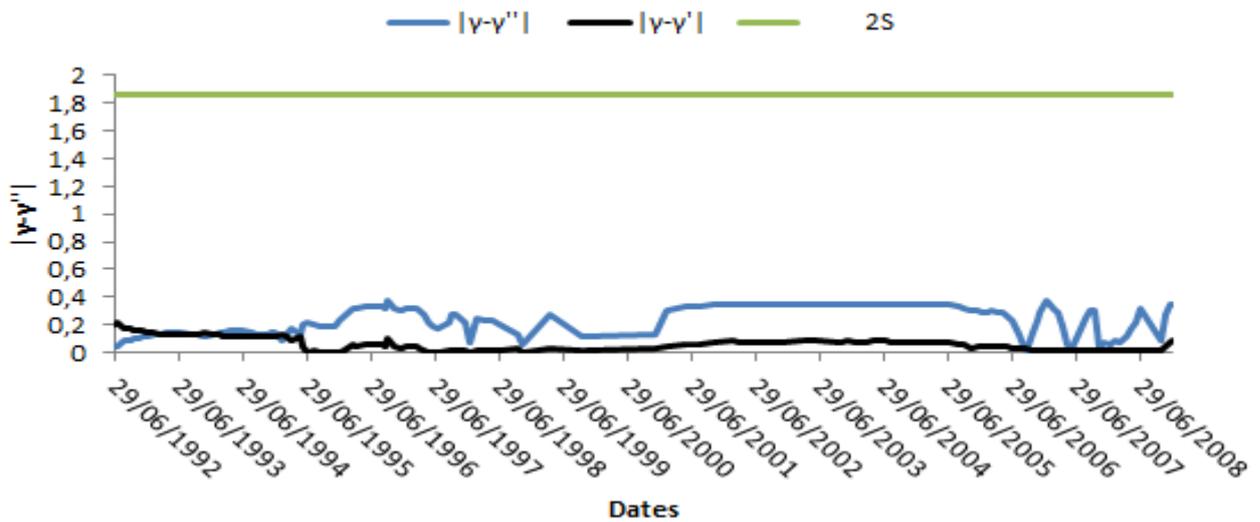


Figure V.14: Critère de sécurité pour les deux modèles BPNN ET BPNN-AG pour le piézomètre P11-1.

Chapitre V: Modélisation hybride pour la prédiction de la piézométrie dans le barrage El Izdihar

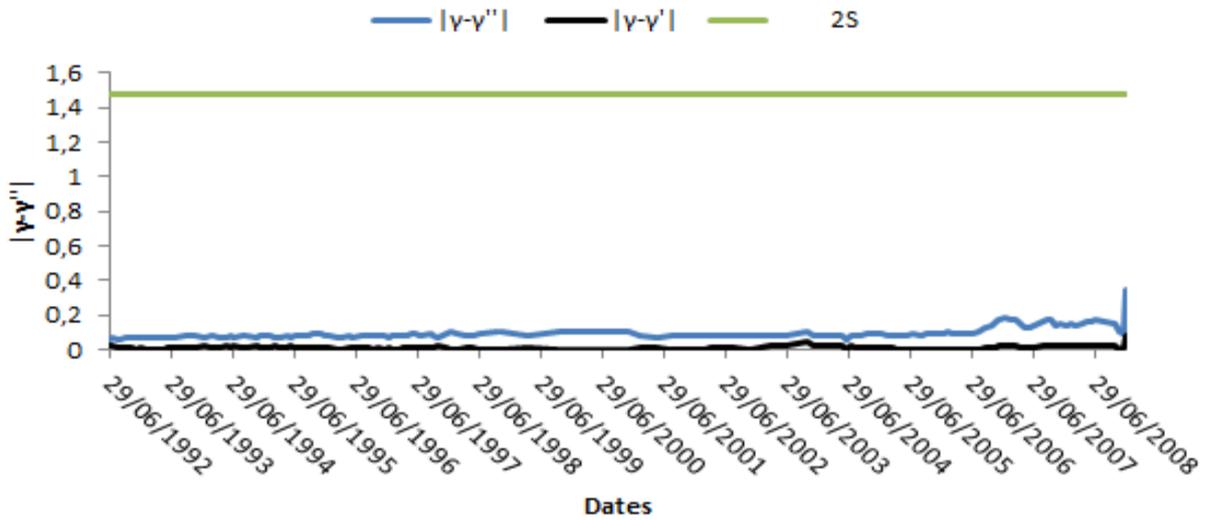


Figure V.15: Critère de sécurité pour les deux modèles BPNN ET BPNN-AG pour le piézomètre P11-3.

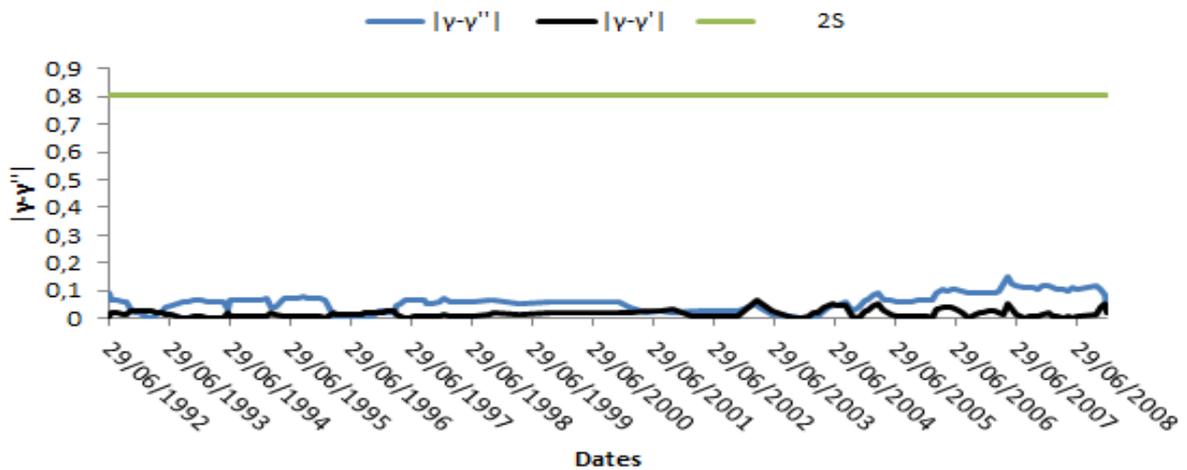


Figure V.16: Critère de sécurité pour les deux modèles BPNN ET BPNN-AG pour le piézomètre P11-6.

Tableau V.1: Valeurs de MSE, MAE et MAPE des deux modèles BPNN et BPNN- AG

		MSE	MAE	MAPE	MSE
P11-1	BPNN-GA	0,2535	0,2322	0,2464	0,2535
	BPNN	0,0791	0,0626	0,0727	0,0791
P11-3	BPNN-GA	0,0995	0,0125	0,1747	0,0995
	BPNN	0,0950	0	0,0230	0,0950
P11-6	BPNN-GA	0,0676	0,0590	0,1463	0,0676
	BPNN	0,0214	0,0164	0,0403	0,0214

V.10. Comparaison des performances de la modélisation hybride avec SEEP/W

Les trois modèles sont comparés dans la figure V.17. Il est remarquable de constater à quel point les modèles BPNN et BPNN-GA sont plus proches des valeurs réelles contrôlées que le modèle MEF. On peut conclure que le modèle BPNN fournit des estimations plus précises que les modèles BPNN-GA et MEF.

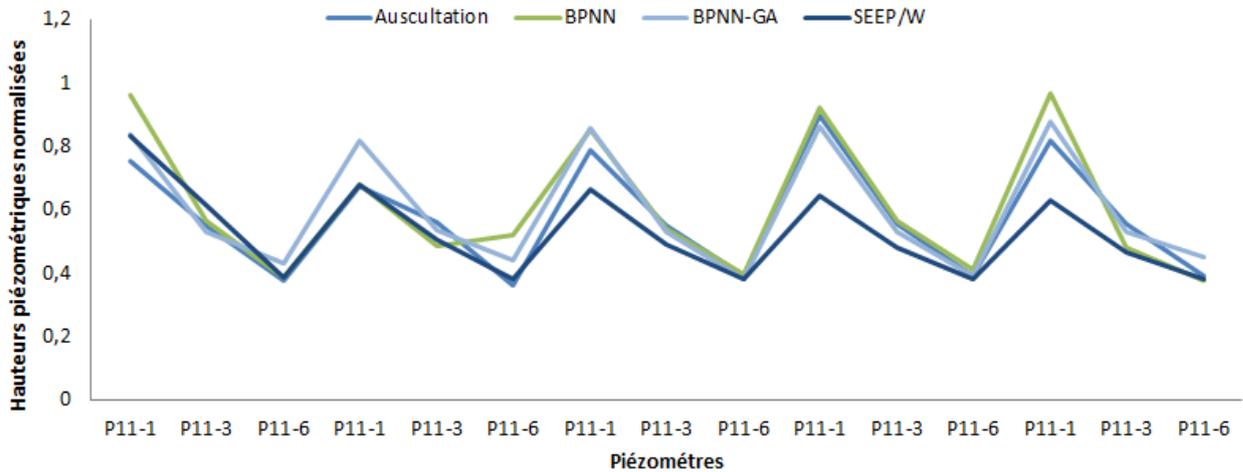


Figure V.17: Comparaison entre les mesures de l'auscultation et les résultats des trois modèles (BPNN, BPNN-AG et SEEP/W) pour les trois piézomètres P11-1, P11-3 et P11-6.

V.11. Exploration du comportement du barrage à travers la combinaison des résultats de la modélisation, des mesures d'auscultation et des modèles BPNN et AG

Lors de sa mise en eau, le barrage a enregistré des anomalies se manifestant principalement par l'apparition des sources à l'aval et une piézométrie dont les valeurs dépassaient celles prévues dans le projet initial. Le voile d'injection a connu deux réhabilitations successives par des injections supplémentaires.

Pour évaluer la puissance des méthodes prédictive ainsi que le rôle de la modélisation pour l'analyse du comportement du barrage, dix périodes, comprises entre 1993 et 1998, ont été sélectionnées pour une simulation à l'aide de la méthode des éléments finis, en utilisant le logiciel SEEP/W. L'élévation du niveau de la retenue du barrage a été prise comme référence à ces dates ainsi que les valeurs des niveaux piézométriques P11-01, P11-02, P11-03, P11-04, P11-05, P11-06 et P11-07, appartenant au profil piézométrique P11. Les résultats obtenus sont présentés sur le tableau V.2.

Chapitre V: Modélisation hybride pour la prédiction de la piézométrie dans le barrage El Izdihar

Par référence aux figures VI.8 et VI.9 qui illustrent respectivement les variations des niveaux piézométriques du profil P11, situé dans les fondations et le corps du barrage El Izdihar, à la fois par auscultation et par la simulation avec SEEP/W, il est mis en évidence une concordance dans les fluctuations des valeurs obtenues des deux sources, avec une constatation importante. Les valeurs obtenues par l'auscultation sont systématiquement supérieures à celles obtenues par simulation pour l'ensemble des périodes. Cette observation est en accord logique avec le comportement du barrage lors de sa mise en eau et pendant les premières années d'exploitation. C'est précisément cette constatation qui a motivé la mise en œuvre du renforcement par injection.

Il convient de noter que les résultats du logiciel SEEP/W sont basés sur des conditions idéales, en utilisant les informations géotechniques et géométriques fournies, sans prendre en compte les influences réelles de l'environnement qui peuvent affecter le comportement hydraulique du barrage.

La même approche a été adoptée pour les valeurs des niveaux piézométriques aux mêmes périodes, en utilisant le Réseau de Neurones Artificiels (RNA), le RNA hybride avec Algorithme Génétique (RNA-AG). Les résultats de ces méthodes sont regroupés dans le tableau V.2.

Il est notable qu'il existe une forte correspondance entre les valeurs obtenues par auscultation et celles prédites par les méthodes du RNA et RNA-AG. Cette concordance est illustrée par la figure V.18, qui met en évidence les similitudes entre les différentes séries de données. Le coefficient de corrélation R obtenu (comme indiqué dans les chapitres IV et V) démontre également la capacité du RNA à prédire avec une précision constante, tant avant qu'après le renforcement du voile d'injection, avec un niveau d'erreur minimal. Cela implique que les méthodes d'analyse et de prédiction intelligentes offrent de meilleures performances de prédiction, en se basant sur les données d'entrée, même en cas de non-linéarité de ces valeurs et en ignorant les conditions spécifiques.

Chapitre V: Modélisation hybride pour la prédiction de la piézométrie dans le barrage El Izdihar

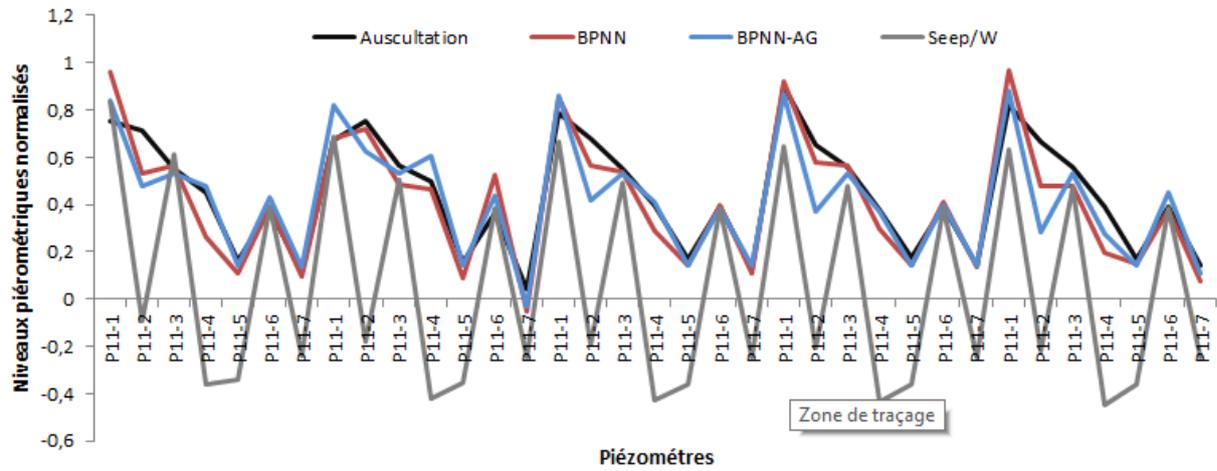


Figure V.18: Variation des niveaux piézométriques normalisés (P11-01; P11-02; P11-03; P11-04; P11-05; P11-06 et P11-07) obtenus à partir de l'auscultation, Seep/W, BPNN et BPNN-AG

Chapitre V: Modélisation hybride pour la prédiction de la piézométrie dans le barrage El Izdihar

Tableau V.2: Bilan comparatif des niveaux piézométriques

Dates	Niveau de la retenue	Piézomètres du profil P11	Niveaux piézométriques normalisés			
			Auscultation	BPNN	BPNN-AG	SEEP/W
15/02/1993	325,068	P01	0,75621319	0,964	0,83932012	0,83468909
		P02	0,71504142	0,5335	0,47703497	0,09429584
		P03	0,55182653	0,5649	0,53443016	0,61535582
		P04	0,44977044	0,2609	0,47542952	0,35904282
		P05	0,16543567	0,1065	0,13993302	0,34307316
		P06	0,38090129	0,3901	0,43121538	0,38813754
		P07	0,11892404	0,0966	0,13727496	0,24076754
29/06/1992	331,377	P01	0,67561633	0,6817	0,81835841	0,68297734
		P02	0,75097315	0,723	0,62896273	0,17763749
		P03	0,56255614	0,4872	0,53489459	0,50756063
		P04	0,50042419	0,468	0,606764	0,41842998
		P05	0,15720132	0,0895	0,13993302	0,35554946
		P06	0,36582992	0,5229	0,44129435	0,3838956
		P07	0,04394151	-0,0502	-0,0306525	0,24525901
18/10/1993	319,806	P01	0,78989919	0,8541	0,85804991	0,66650863
		P02	0,67711348	0,5677	0,41578413	0,19260904
		P03	0,55032937	0,5399	0,53442654	0,49408624
		P04	0,39886715	0,2904	0,41264576	0,42716339
		P05	0,17092524	0,1448	0,13993302	0,35779519
		P06	0,39337758	0,3994	0,38166928	0,38314702
		P07	0,13164987	0,1122	0,13985324	0,24600759
11/06/1995	317,504	P01	0,90043917	0,9218	0,86658253	0,64579798
		P02	0,65340852	0,5777	0,37388493	0,20608344
		P03	0,55931231	0,567	0,53442382	0,48061184
		P04	0,3781565	0,299	0,36980473	0,43664537
		P05	0,17319593	0,1457	0,13993302	0,35954187
		P06	0,39312806	0,4135	0,39545697	0,38239844
		P07	0,14437569	0,1331	0,13991577	0,24650664
10/01/1998	322,532	P01	0,8208404	0,9703	0,8804776	0,62982833
		P02	0,66438766	0,4791	0,28304773	0,21930831
		P03	0,55606847	0,4801	0,53441712	0,46863459
		P04	0,39412616	0,1973	0,2772222	-0,4446302
		P05	0,17267192	0,1515	0,13993301	0,36153808
		P06	0,39387663	0,3788	0,45256947	0,38164987
		P07	0,14337758	0,076	0,10649243	0,24725522

V.12. Conclusion

Cette étude présente trois modèles différents développés pour estimer le niveau piézométrique de l'eau dans un barrage en remblai. Les valeurs de surveillance sont comparées aux valeurs prédites à l'aide d'une combinaison de la méthode des éléments finis (MEF) et de deux modèles de réseaux neuronaux : BPNN et BPNN- AG. Les résultats montrent que les capacités de prédiction des modèles BPNN et BPNN- AG dépassent celles de la MEF. En outre, le modèle BPNN surpasse les modèles de prédiction hybrides.

L'état de sécurité du barrage est évalué sur la base des coefficients d'erreur quadratique moyenne (MSE), d'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE) et d'erreur absolue moyenne (MAE), ainsi que des critères établis pour la sécurité des infiltrations dans le barrage. Les résultats indiquent que la sécurité du barrage n'engendre pas d'énormes risques et que les coefficients MSE, MAE et MAPE restent inférieurs au cas dangereux pour les deux modèles (BPNN, BPNN- AG). Cela suggère que le modèle proposé peut être utilisé pour prédire les hauteurs piézométriques dans d'autres cas similaires.

Conclusion générale

Conclusion générale

L'évaluation de la sécurité des barrages est une tâche complexe rendue possible grâce à une surveillance constante des paramètres pertinents.

L'objectif des modèles d'analyse et de la prédiction du comportement des barrages est de détecter les premiers signes d'un comportement anormal afin de prendre des mesures correctives lorsque cela est nécessaire.

Le contrôle de sécurité des barrages repose sur des mesures de paramètres d'intérêt tels que les débits d'infiltration, la clarté des eaux d'infiltration, les niveaux piézométriques, les niveaux d'eau, les pressions, les déformations ou mouvements, les variations de température, les conditions de chargement, etc.

Pour les barrages en terre, le comportement sous les sollicitations provoquées par les eaux d'infiltration constitue des préoccupations importantes portant préjudice à la sécurité des infrastructures. En particulier, le suivi de l'évolution des niveaux piézométriques et des pressions interstitielles est capital et se place au premier rang des priorités de la surveillance des barrages.

L'interprétation de ces larges ensembles de données de surveillance disponibles est très importante pour la surveillance de l'état des barrages et est basé sur des modèles mathématiques.

Cette thèse s'est penchée sur la prédiction des niveaux piézométriques au niveau du barrage en terre zoné El Izdihar, en utilisant une combinaison de méthodes de modélisation traditionnelles et d'approches basées sur l'intelligence artificielle.

La première approche s'est concentré sur l'utilisation de la méthode RNA, et de la régression non linéaire (RNL) pour la prédiction des niveaux piézométriques. Elle a été complétée par une analyse comparative entre la méthode RNA, le GP et l'AMR en insistant sur les performances de ces méthodes de modélisation par la mise en évidence de leurs avantages et leurs limites. Dans le soucis de rayonner sur l'ensemble des aspects relatifs à la thématique de recherche, l'implémentation de la MEF, pour simuler le barrage sous l'effet des infiltration a permis de générer les paramètres d'écoulement constituant la référence de comportement du barrage par rapport aux prévisions initiales. Une approche innovante intégrant les RNA et l'AG pour améliorer la prédiction des niveaux piézométriques a été explorée et implémenter.

Les résultats de ces recherches mettent en évidence la remarquable capacité du modèle RNA à prédire avec précision les niveaux piézométriques au niveau du barrage, même dans

CONCLUSION GENERALE

le cas d'analyses non linéaires. En comparaison avec la méthode RNL, le RNA se distingue par une performance remarquable, présentant des erreurs quadratiques moyennes (MSE) et des erreurs quadratiques moyennes de la racine (RMSE) sensiblement plus faibles.

En comparant le RNA au Genetic Programming (GP), nous avons constaté des performances similaires, bien que le RNA maintienne une légère supériorité avec des valeurs de MSE plus faibles. Ces deux méthodes, RNA et GP, ont considérablement surpassé l'analyse de régression multiple en termes de précision de prédiction des niveaux piézométriques.

De plus, lorsque nous comparons le RNA aux Réseaux Neuronaux Artificiels entraînés par l'Algorithme Génétique (RNA- AG), nous observons des performances similaires, bien que le RNA demeure légèrement supérieur avec des valeurs de MSE plus faibles.

En revanche, la Méthode des Éléments Finis (MEF), bien que simple, montre des limitations dans les cas d'analyses non linéaires. En comparaison avec le RNA, qu'il soit utilisé seul ou couplé à l'Algorithme Génétique (RNA- AG), la MEF ne parvient pas à atteindre les mêmes niveaux de performance.

Grâce à ces méthodes, il est possible d'explorer les relations entre les différentes variables et d'en tirer des conclusions pertinentes en terme de prédiction du comportement hydraulique du barrage.

Ces méthodes permettront d'obtenir des résultats prometteurs pour la recherche sur le comportement des barrages, en offrant une meilleure compréhension des interactions entre paramètres et des prévisions plus précises pour la gestion et la maintenance des barrages.

Les résultats obtenus sont très encourageants en termes de prédiction du comportement des barrages. Les investigations et les résultats peuvent être exploités pour d'autres paramètres du comportement hydraulique des barrages.

Cette thèse aspire à contribuer significativement à l'amélioration de la prédiction des niveaux piézométriques dans les barrages en remblai, renforçant ainsi la sécurité et la durabilité de ces structures à grands enjeux sécuritaires et économiques.

Références bibliographiques

Références bibliographiques

- [1] M. Foster, R. Fell, et M. Spannagle, « The statistics of embankment dam failures and accidents », *Can. Geotech. J.*, vol. 37, n° 5, p. 1000-1024, oct. 2000, doi: 10.1139/t00-030.
- [2] (CIGB) Commission internationale des grands barrages, « synthèse générale », Edition 2020.
- [3] P. L. Delliou, "Les barrages: conception et maintenance. Presses Universitaires Lyon, 2003.
- [4] (CFBR) Comité Français des Barrages et Reservoirs, « Barrage en remblai étanchéification des surfaces d'amont et d'aval », 2021.
- [5] Z. Lehabab, « Les barrages en remblai de terre », 2019.
- [6] L. Ould Belkacem, « Analyse d'une digue en terre sous FLAC2D®tenant compte de l'interaction sol-structure », Thesis, Université Mouloud Mammeri Tizi Ouzou, 2021. Consulté le: 6 avril 2023.
- [7] A. Talatizi, « Etude des infiltrations à travers une digue de barrage en terre Cas d'un barrage algérien », PhD Thesis, Université Mouloud Mammeri, 2014.
- [8] A. Musy, « Cours d'hydrologie générale », Lab. D'hydrologie Aménage. HYDRAM Inst. Sci. Technol. Environ. ISTE Ecole Polytech. Fédérale EPFL, 2005.
- [9] S. Bonelli, « Ouvrages hydrauliques en remblai : un regard transversal sur l'action de l'eau », *Ingénieries Eau-Agric.-Territ.*, n° 26, p. 49-58, 2001.
- [10] E. Alonso, A. Gens, A. Lloret, et C. Delahaye, « Effet of rain infiltration on the stability of slopes », presented at the proceedings of the first international conference on unsaturated SOILS/UNSAT '95/PARIS/France/6-8 SEPTEMBER 1995. VOLUME 1, 1995.
- [11] H. Baghzim, « Etude numérique de la conception des barrages en terre », PhD Thesis, Université Mohamed Khider-Biskra, 2015.
- [12] P. Xu, S. Qiu, B. Yu, et Z. Jiang, « Prediction of relative permeability in unsaturated porous media with a fractal approach », *Int. J. Heat Mass Transf.*, vol. 64, p. 829-837, sept. 2013, doi: 10.1016/j.ijheatmasstransfer.2013.05.003.
- [13] B. Suski, « Caractérisation et suivi des écoulements hydriques dans les milieux poreux par la méthode du Potentiel Spontané », PhD Thesis, Université de droit, d'économie et des sciences-Aix-Marseille III, 2005.
- [14] H. Darcy, « Les fontaines publiques de la ville de Dijon: exposition et application des principes à suivre et des formules à employer dans les questions de distribution d'eau... un appendice relatif aux fournitures d'eau de plusieurs villes au filtrage des eaux », vol. 1. Victor Dalmont, éditeur, 1856.
- [15] G. Piaux, « Simulation numérique des écoulements aux échelles microscopique et mésoscopique dans le procédé RTM », PhD Thesis, École nationale supérieure des mines de Paris, 2011.
- [16] S. P. Neuman, « Theoretical derivation of Darcy's law », *Acta Mech.*, vol. 25, n° 3, p. 153-170, sept. 1977, doi: 10.1007/BF01376989.
- [17] A. Ammari et B. Remini, « Estimation of Algerian rivers discharges based on Chiu's equation », *Arab. J. Geosci.*, vol. 1, n° 3, p. 59-65, 2010, doi: 10.1007/s12517-009-0056-y.
- [18] G. Tayfur, D. Swiatek, A. Wita, et V. P. Singh, « Case Study: finite element method and artificial neural network models for flow through Jeziersko earthfill dam in Poland », *J. Hydraul. Eng.*, vol. 131, n° 6, p. 431-440, juin 2005, doi: 10.1061/(ASCE)0733-9429(2005)131:6(431).

Références bibliographiques

- [19] L. A. Nzumotcha Tchoumkam, « Détection de fuite dans les barrages en remblai par la méthode de polarisation spontanée et par tomographie électrique: cas de la jonction de deux barrages en remblai », masters, École Polytechnique de Montréal, 2010. Consulté le: 14 septembre 2023.
- [20] P. Cunat, « Détection et évaluation des fuites à travers les ouvrages hydrauliques en remblai, par analyse des températures réparties, mesurées par fibre optique », PhD Thesis, Université de Grenoble, 2012.
- [21] M. T. Douis, « Etude des infiltrations des eaux par les berges et le fond des barrages réservoirs en régions arides: Cas du barrage fontaine des gazelles-Biskra », 2017.
- [22] O. Omofunmi, J. Kolo, A. Oladipo, P. Diabana, et A. Ojo, « A Review on Effects and Control of Seepage through Earth-fill Dam », *Curr. J. Appl. Sci. Technol.*, vol. 22, n° 5, p. 1-11, juill. 2017, doi: 10.9734/CJAST/2017/28538.
- [23] H. Benfetta et B. Remini, « Water leakage through the Algerian Ouizert dam », *Sci. Chang. PlanétairesSécheresse*, vol. 19, n° 3, p. 185-192, 2008.
- [24] C. Ben, « Modélisation de l'érosion interne dans les barrages en remblai », janv. 2007, Consulté le: 9 janvier 2023.
- [25] S. Bonelli, O. Brivois, et N. Benahmed, « Modélisation du renard hydraulique et interprétation de l'essai d'érosion de trou », *Rev. Fr. Géotechnique*, n° 118, p. 13-22, 2007, doi: 10.1051/geotech/2007118013.
- [26] J. J. Fry, « Internal erosion: Typology, detection, repair », *Barrages Reserv.*, n° 6, 1997.
- [27] M. Foster et R. Fell, « Assessing Embankment Dam Filters That Do Not Satisfy Design Criteria », *J. Geotech. Geoenvironmental Eng.*, vol. 127, n° 5, p. 398-407, mai 2001, doi: 10.1061/(ASCE)1090-0241(2001)127:5(398).
- [28] J.-P. Blais, « Typologie de l'érosion interne et érosion interne des digues fluviales: une courte revue bibliographique », *Ingénieries Numéro Spéc. Sécurité Dignes Fluviales Navig. Cemagref*, p. 65-70, 2005.
- [29] V. N. Nguyen, « Caractérisation de l'érosion des sols par le Jet Erosion Test », PhD Thesis, Châtenay-Malabry, Ecole centrale de Paris, 2014.
- [30] S. J. Garner et J. C. Sobkowicz, « Internal instability in gap-graded cores and filters », 2002.
- [31] F. Bendahmane, « Influence of water - soil mechanical interactions on internal erosion », phdthesis, Université de Nantes, 2005. Consulté le: 13 janvier 2023.
- [32] R. Rousselet, « Modélisation de l'érosion interne dans les barrages en remblai », PhD Thesis, INSA de Strasbourg, 2007.
- [33] A. Carrere, J. Dussart, et C. Lefevre, « Fondations rocheuses de barrages en béton: Exemples de traitement systématique d'amélioration des propriétés mécaniques naturelles à Gomal-Zam (Pakistan), Takamaka (Ile de la Réunion), Pont de Veyrières (France) », présenté à International congress on large dams. 17, 1991, p. 319-337.
- [34] M. Foster, R. Fell, et M. Spannagle, « A method for assessing the relative likelihood of failure of embankment dams by piping », *Can. Geotech. J.*, vol. 37, n° 5, p. 1025-1061, 2000.
- [35] S. G. Vick, « Failure of the Omai tailings dam », *Geotech. NEWS-Vanc.-*, vol. 14, p. 34-40, 1996.
- [36] R. P. Chapuis, « Filtration des sols pulvérulents et des sols fins: critères et exemples », *Vecteur Environ.*, vol. 28, n° 4, p. 19-29, 1995.

- [37] G. R. Fischer et R. D. Holtz, « A critical review of granular soil filter retention criteria », in *Geofilters*, 1996, p. 409-418.
- [38] B. K. Khuzhaerov, « Model of colmatage-suffosion filtration of disperse systems in a porous medium », *J. Eng. Phys. Thermophys.*, vol. 73, n° 4, p. 668-673, 2000.
- [39] T. Kun-Szabo et P. Gemes, « Modelling of colmatage of filters and soil filter layers », *Hung. J. Ind. Chem.*, vol. 26, n° 2, p. 151-154, 1998.
- [40] I. Şumălan et M. Zsolt, « The study of infiltration through a earth dam by different methods » *Scientific Bulletin of Politehnica University of Timișoara*, vol.60, 2015.
- [41] E. Wahlstrom, *Dams, dam foundations, and reservoir sites*, vol. 6. Elsevier, 2012.
- [42] R.-F. Dams, « General Design and Construction Considerations for Earth and », 2004.
- [43] S. Bonelli, K. Radzicki, J. Szczesny, R. Tourment, et H. Felix, « L'auscultation des barrages en terre: une nécessité », *Ingénieries Eau-Agric.-Territ.*, n° 41, p. 13-22, 2005.
- [44] A. Khalifa , « Dispositifs de protection des barrages en terre »,2022.
- [45] A. Ouanadjeli , « Etanchéisation d'un barrage (Barrage de SOUK TLETA sur l'oued de BOUGDOURA) », 2018.
- [46] L. CHEBBAH, « L'utilisation du beton bitumineux dans les travaux hydrauliques: etancheite des barrages en remblai », PhD Thesis, Université Mohamed Khider–Biskra, 2020. Consulté le: 19 février 2024.
- [47] R. Rolley, H. Kreitmann, J. Dunglas, A. Pierrejean, et L. Rolland, « Technique des barrages en aménagement rural », 1977.
- [48] C. Lynda, « TRAVAUX HYDRAULIQUES: Etancheite des barrages en remblai », 2020.
- [49] Univ. Djelfa, « Cour protection du barrage ». 2017.
- [50] A. Keddouri, « Etude Des Pathologies de La Digue de oued Kreirech wilaya de Djelfa », 2011.
- [51] N. Amara et G. C. Dib, « Contribution à la conception des barrages en zones sahariennes Cas du barrage de LAOUINA-wilaya de Béchar », PhD Thesis, 2020.
- [52] B. Messaid, « Etude de la position efficace des drains dans les barages en terre », PhD Thesis, Université de Batna 2, 2009.
- [53] H. Charrak, « Traitement des fondations des barrages par l'injection et le drainage », PhD Thesis, 2022.
- [54] S. N. Y. Al-Labban, « Seepage analysis of earth dams by finite elements », *Sc Coll. Eng. Univ. Kufa Iraq*, 2007.
- [55] B. Beiranvand et T. Rajaei, « Application of artificial intelligence-based single and hybrid models in predicting seepage and pore water pressure of dams: A state-of-the-art review », *Adv. Eng. Softw.*, vol. 173, p. 103268, nov. 2022, doi: 10.1016/j.advengsoft.2022.103268.
- [56] Y. Liu, D. Zheng, X. Wu, X. Chen, C. T. Georgakis, et J. Qiu, « Research on Prediction of Dam Seepage and Dual Analysis of Lag-Sensitivity of Influencing Factors Based on MIC Optimizing Random Forest Algorithm », *KSCE J. Civ. Eng.*, déc. 2022, doi: 10.1007/s12205-022-0611-6.
- [57] R. Arslane et K. Benhadji Serradj, « Analyse des paramètres des écoulements dans un barrage en terre », Thesis, 2021. Consulté le: 10 janvier 2023.
- [58] A. J. Schleiss et H. Pougatsch, *Les barrages: du projet à la mise en service*, vol. 17. PPUR Presses polytechniques, 2011.

- [59] M. Kodjovi, « Conception d'un logiciel pour simuler par la méthode des éléments finis les écoulements en milieu poreux saturé », 1989.
- [60] S. Chen, C. Gu, C. Lin, Y. Wang, et M. A. Hariri-Ardebili, « Prediction, monitoring, and interpretation of dam leakage flow via adaptative kernel extreme learning machine », *Measurement*, vol. 166, p. 108161, déc. 2020, doi: 10.1016/j.measurement.2020.108161.
- [61] P. Londe, « La sécurité des barrages », *Rev. Fr. Géotechnique*, n° 51, p. 41-49, 1990.
- [62] N. Smail, « Suivi du comportement des barrages. Etude de cas », PhD Thesis, Thèse de Doctorat en Génie civil, Université Aboubakr Belkaid, Tlemcen, 300p, 2014.
- [63] H. Hamriche, « Etude de l'évolution de certaines grandeurs physiques d'un barrage en terre (Cas du barrage de Koudiet Medaouar) », PhD Thesis, Université de Batna 2, 2013.
- [64] M. Poupert et P. Royet, « La surveillance des barrages », in Colloque technique sur la sécurité des barrages co-organisé par le CFGB et l'ENGREF, Aix-en-Provence, 10-11 mai 2001, 2001, p. 48.
- [65] F. Salazar, R. Morán, M. Á. Toledo, et E. Oñate, « Data-based models for the prediction of dam behaviour: a review and some methodological considerations », *Arch. Comput. Methods Eng.*, vol. 24, n° 1, p. 1-21, janv. 2017, doi: 10.1007/s11831-015-9157-9.
- [66] J.-P. Magnan, « Quelques spécificités du problème des incertitudes en géotechnique », *Rev. Fr. Géotechnique*, n° 93, p. 3-9, 2000, doi: 10.1051/geotech/2000093003.
- [67] « Corrélations entre les propriétés des sols », *Techniques de l'Ingénieur*. Consulté le: 7 avril 2023.
- [68] B. M. Amin, « L'utilisation des SIG sur les données d'infrastructure et de fondations: Application dans la zone d'Alger », PhD Thesis, Ecole Nationale Polytechnique, 2018.
- [69] V. Merrien-Soukatchoff et Y. Riou, « Terminologie de la qualité pour la modélisation numérique en géotechnique: discussion », *Rev. Fr. Génie Civ.*, vol. 3, n° 7-8, p. 481-494, janv. 1999, doi: 10.1080/12795119.1999.9692657.
- [70] B. Li, J. Yang, et D. Hu, « Dam monitoring data analysis methods: A literature review », *Struct. Control Health Monit.*, vol. 27, n° 3, mars 2020, doi: 10.1002/stc.2501.
- [71] M. de B. de Granrut, « Analysis and interpretation of piezometric levels in the foundation of arch dams using monitoring data », phdthesis, Université Grenoble Alpes, 2019.
- [72] F. Salazar, M. A. Toledo, E. Oñate, et R. Morán, « An empirical comparison of machine learning techniques for dam behaviour modelling », *Struct. Saf.*, vol. 56, p. 9-17, sept. 2015, doi: 10.1016/j.strusafe.2015.05.001.
- [73] A. Mosavi, P. Ozturk, et K. Chau, « Flood Prediction Using Machine Learning Models: Literature Review », *Water*, vol. 10, n° 11, Art. n° 11, nov. 2018, doi: 10.3390/w10111536.
- [74] A. Laudani, G. M. Lozito, F. R. Fulginei, et A. Salvini, « On training efficiency and computational costs of a feed forward neural network: a review », *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2015, p. 83:83, janv. 2015, doi: 10.1155/2015/818243.
- [75] L. R. Medsker et L. C. Jain, « Recurrent neural networks », *Des. Appl.*, vol. 5, p. 64-67, 2001.

- [76] M. Buscema, « Back Propagation Neural Networks », *Subst. Use Misuse*, vol. 33, n° 2, p. 233-270, janv. 1998, doi: 10.3109/10826089809115863.
- [77] S. Ding, X. Xu, et R. Nie, « Extreme learning machine and its applications », *Neural Comput. Appl.*, vol. 25, n° 3, p. 549-556, sept. 2014, doi: 10.1007/s00521-013-1522-8.
- [78] W. S. Noble, « What is a support vector machine? », *Nat. Biotechnol.*, vol. 24, n° 12, Art. n° 12, déc. 2006, doi: 10.1038/nbt1206-1565.
- [79] V. Nourani, « An Emotional ANN (EANN) approach to modeling rainfall-runoff process », 2017, doi: 10.1016/J.JHYDROL.2016.11.033.
- [80] I. N. Daliakopoulos, P. Coulibaly, et I. K. Tsanis, « Groundwater level forecasting using artificial neural networks », *J. Hydrol.*, vol. 309, n° 1, p. 229-240, juill. 2005, doi: 10.1016/j.jhydrol.2004.12.001.
- [81] G. R. Rakhshandehroo, M. Vaghefi, et M. A. Aghbolaghi, « Forecasting Groundwater Level in Shiraz Plain Using Artificial Neural Networks », *Arab. J. Sci. Eng.*, vol. 37, n° 7, p. 1871-1883, oct. 2012, doi: 10.1007/s13369-012-0291-5.
- [82] S. Lallahem, J. Mania, A. Hani, et Y. Najjar, « On the use of neural networks to evaluate groundwater levels in fractured media », *J. Hydrol.*, vol. 307, n° 1, p. 92-111, juin 2005, doi: 10.1016/j.jhydrol.2004.10.005.
- [83] V. Nourani, E. Sharghi, et M. Aminfar, « Integrated ANN model for earthfill dams seepage analysis: Sattarkhan Dam in Iran », *Artif. Intell. Res.*, vol. 1, nov. 2012, doi: 10.5430/air.v1n2p22.
- [84] M. Valipour, M. E. Banihabib, et S. M. R. Behbahani, « Comparison of the ARMA, ARIMA, and the autoregressive artificial neural network models in forecasting the monthly inflow of Dez dam reservoir », *J. Hydrol.*, vol. 476, p. 433-441, janv. 2013, doi: 10.1016/j.jhydrol.2012.11.017.
- [85] V. Nourani et A. Babakhani, « Integration of Artificial Neural Networks with Radial Basis Function Interpolation in Earthfill Dam Seepage Modeling », *J. Comput. Civ. Eng.*, vol. 27, n° 2, p. 183-195, mars 2013, doi: 10.1061/(ASCE)CP.1943-5487.0000200.
- [86] L. Yongbiao, « Prediction Methods to Determine Stability of Dam If There is Piping », *IERI Procedia*, vol. 1, p. 131-137, janv. 2012, doi: 10.1016/j.ieri.2012.06.021.
- [87] DARPA Neural Network Study (U.S.), Widrow, Morrow, et Gschwendtner, *DARPA Neural Network Study. AFCEA Intl*, 1988.
- [88] M. Shahin, M. Jaksa, et H. Maier, « State of the Art of Artificial Neural Networks in Geotechnical Engineering », *Electron. J. Geotech. Eng.*, juin 2008.
- [89] P. Demartines, « Analyse de données par réseaux de neurones auto-organisés », PhD Thesis, Grenoble INPG, 1994.
- [90] Bastion Maurice, Représentation mathématique/informatique d'un neurone biologique. Consulté le: 6 juillet 2023. [En ligne]. Disponible sur: [//deeplylearning.fr/cours-theoriques-deep-learning/fonctionnement-du-neurone-artificiel/](http://deeplylearning.fr/cours-theoriques-deep-learning/fonctionnement-du-neurone-artificiel/)
- [91] P. Martin, « Réseaux de neurones artificiels : application à la reconnaissance optique de partitions musicales », phdthesis, Université Joseph-Fourier - Grenoble I, 1992. Consulté le: 14 octobre 2020. [En ligne]. Disponible sur: <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00340938>
- [92] B. Derras, « Contribution des données accélérométriques de KiKNet à la prédiction du mouvement sismique par l'approche neuronale avec la prise en

- compte des effets de site », phdthesis, Université de Tlemcen, 2011. Consulté le: 14 octobre 2020.
- [93] P. Wira, « Réseaux de neurones artificiels: architectures et applications », Cours En Ligne Univ. Haute-Alsace, 2009.
- [94] M. Caudill et C. Butler, *Naturally Intelligent Systems*. MIT Press, 1990.
- [95] N. Chen, C. Xiong, W. Du, C. Wang, X. Lin, et Z. Chen, « An improved genetic algorithm coupling a back-propagation neural network model (IGA-BPNN) for water-level predictions », *Water*, vol. 11, n° 9, Art. n° 9, sept. 2019, doi: 10.3390/w11091795.
- [96] S. Karsoliya, « Approximating number of hidden layer neurons in multiple hidden layer bpnn architecture », *Int. J. Eng. Trends Technol.*, p. 4, 2012.
- [97] Z. Boger et H. Guterman, « Knowledge extraction from artificial neural network models », in *Computational Cybernetics and Simulation 1997 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, oct. 1997, p. 3030-3035 vol.4. doi: 10.1109/ICSMC.1997.633051.
- [98] M. J. A. Berry et G. Linoff, « Data mining techniques: for marketing, sales, and customer relationship management », 2nd ed. Indianapolis, Ind: Wiley Pub, 2004.
- [99] A. Blum, « Neural Networks in C++: An Object-Oriented Framework for Building Connectionist Systems », 1st éd. USA: John Wiley & Sons, Inc., 1992.
- [100] H. Demuth, M. Beale, et M. Hagan, « Neural network toolbox », Use MATLAB MathWorks Inc, vol. 2000, 1992.
- [101] S. Alam, S. Khuntia, et C. Patra, « Prediction of compression index of clay using artificial neural network », in *International conference on industrial engineering science and applications-NIT, Durgapur*, 2014.
- [102] X. Zhang, X. Chen, et J. Li, « Improving Dam Seepage Prediction Using Back-Propagation Neural Network and Genetic Algorithm », *Math. Probl. Eng.*, vol. 2020, p. e1404295, avr. 2020, doi: 10.1155/2020/1404295.
- [103] N. Durand, « Algorithmes Génétiques et autres méthodes d'optimisation appliqués à la gestion de trafic aérien », PhD Thesis, INPT, 2004.
- [104] S. Amédée et R. Francois-Gérard, « 'Algorithmes genetiques' », TE Fin D'année, 2004.
- [105] E. Fallah-Mehdipour, O. Bozorg Haddad, et M. A. Mariño, « Extraction of Optimal Operation Rules in an Aquifer-Dam System: Genetic Programming Approach », *J. Irrig. Drain. Eng.*, vol. 139, n° 10, p. 872-879, oct. 2013, doi: 10.1061/(ASCE)IR.1943-4774.0000628.
- [106] H. Hakimzadeh, V. Nourani, et A. B. Amini, « Genetic Programming Simulation of Dam Breach Hydrograph and Peak Outflow Discharge », *J. Hydrol. Eng.*, vol. 19, n° 4, p. 757-768, avr. 2014, doi: 10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0000849.
- [107] P. K. Muduli, M. R. Das, P. Samui, et S. Kumar Das, « Uplift capacity of suction caisson in clay using artificial intelligence techniques », *Mar. Georesources Geotechnol.*, vol. 31, n° 4, p. 375-390, 2013.
- [108] M. A. Shahin, « Genetic Programming for Modelling of Geotechnical Engineering Systems. » Springer, 2015.
- [109] M. A. Benbouras, R. Kettab Mitiche, H. Zedira, A.-I. Petrisor, N. Mezouar, et F. Debiche, « A new approach to predict the compression index using artificial intelligence methods », *Mar. Georesources Geotechnol.*, vol. 37, n° 6, p. 704-720, 2019.

- [110] S. Bonelli et P. Royet, « Delayed response analysis of dam monitoring data », in ICOLD European symposium on dams in a European context, 2001.
- [111] S. Bonelli, « Analyse retard des mesures d'auscultation de barrages », Rev. Fr. Géotechnique, vol. 108, p. 31-45, 2004.
- [112] S. Bonelli, R. Tourment, et H. Felix, « Analysis of earthdam monitoring data », Sel. Probl. Water Eng. Kraków, p. 133-150, 2003.
- [113] M. Poupard, J. De Lustrac, P. Bourgey, et S. Bonelli, « Les enjeux économiques de l'auscultation pour la maintenance des barrages », in Transactions of the international congress on large dams, 2000, p. 1063-1074.
- [114] J. Szczyński et A. Truty, « Dam surveillance and maintenance-general approach and case studies », 2004.
- [115] OFEG, « Sécurité des ouvrages d'accumulation, Documentation de base relative à la sécurité structurale, Version 1 », 2002a.
- [116] L. Peyras, P. Royet, D. Boissier, et A. Vergne, « Diagnostic et analyse de risques liés au vieillissement des barrages-développement de méthodes daide à l'expertise », Ing. Eau-Agric.-Territ., n° 38, p. p-3, 2004.
- [117] Poulain Daniel, Boubée Daniel, Royet Paul, Deregnaucourt Philippe, Guignard Cyril, Ballut Laurent., « Surveillance and monitoring of small dams: adaptation to the new regulations. communication au colloque CFBR/AFEID. », 2011.
- [118] E. Goodarzi, T. Lee, M. Ziaei, et A. Haghizadeh, « Estimating Probability of Failure Due to Internal Erosion with Event Tree Analysis », vol. 15, janv. 2010.
- [119] International Commission on Large Dams (ICOLD), « Internal erosion of existing dams, levees and dikes, and their foundations ».
- [120] Z. Derrag et N. D. Youcef, « Bioaccumulation of heavy metals in the *Cyprinus carpio* organs of the El Izdihar dam (Algeria) », Desalination Water Treat., vol. 52, n° 10-12, p. 2293-2300, mars 2014, doi: 10.1080/19443994.2013.821954.
- [121] Smail Nadia, « Etude méthodologique pour le suivi du comportement des barrages en remblai. », université de Tlemcen, 2007.
- [122] N. Smail, A. Bekkouche, et B. Rouissat, « La modélisation et l'auscultation, des outils pour l'analyse du comportement des barrages », oct. 2009, Consulté le: 7 février 2023.
- [123] H. Charrak, N. Smail, et B. Rouissat, « Parameterized analysis relating to the influence parameters of injections and drainages in dams foundations. Case of El izdihar dam, Sidi Abdelli, Algeria », Model. Earth Syst. Environ., vol. 8, n° 3, p. 2991-3004, sept. 2022, doi: 10.1007/s40808-021-01277-3.
- [124] I. Arshad et B. Muhammad Munir, « Finite element analysis of seepage through an earthen dam by using geo-slope (SEEP/W) software », Int. J. Res., vol. 1, p. 619-634, sept. 2014.
- [125] S. Matlab, « Matlab », MathWorks Natick MA, 2012.
- [126] H. J. Motulsky et L. A. Ransnas, « Fitting curves to data using nonlinear regression: a practical and nonmathematical review », FASEB J., vol. 1, n° 5, p. 365-374, 1987.
- [127] H. Dai et C. MacBeth, « Effects of Learning Parameters on Learning Procedure and Performance of a BPNN », Neural Netw., vol. 10, n° 8, p. 1505-1521, nov. 1997, doi: 10.1016/S0893-6080(97)00014-2.
- [128] M. Houssou, « Optimisation de la structure des réseaux de neurones par algorithmes génétiques », PhD Thesis, Boumerdes, 2005.

- [129] « Documentation HeuristicLab ». Disponible sur: <https://dev.heuristiclab.com/trac.fcgi/wiki/Documentation/AboutHeuristicLab>
- [130] B. N. Asthana et D. Khare, « Dam Safety », in *Recent Advances in Dam Engineering*, B. N. Asthana et D. Khare, Éd., Cham: Springer International Publishing, 2022, p. 355-362. doi: 10.1007/978-3-030-32278-6_16.
- [131] J. Sánchez-Martín, R. Galindo, C. Arévalo, I. Menéndez-Pidal, L. Kazanskaya, et O. Smirnova, « Optimized design of earth dams: Analysis of zoning and heterogeneous material in its core », *Sustainability*, vol. 12, n° 16, p. 6667, 2020.
- [132] Poupart M, « Mise à jour du bulletin 99 “Ruptures de barrages - Analyse statistique”. Comité de la sécurité des barrages de la CIGB. Symposium AG Cfbr. », 2000.
- [133] ASCE, « American Society of Civil Engineers (2018) Monitoring Dam Performance: Instrumentation and Measurements », Task Committee to Revise Guidelines for Dam Instrumentation, Virginia.
- [134] X. Guo, J. Baroth, D. Dias, et A. Simon, « An analytical model for the monitoring of pore water pressure inside embankment dams », *Eng. Struct.*, vol. 160, p. 356-365, avr. 2018, doi: 10.1016/j.engstruct.2018.01.054.
- [135] I. Rehamnia, B. Benlaoukli, M. Jamei, M. Karbasi, et A. Malik, « Simulation of seepage flow through embankment dam by using a novel extended Kalman filter based neural network paradigm: Case study of Fontaine Gazelles Dam, Algeria », *Measurement*, vol. 176, p. 109219, mai 2021, doi: 10.1016/j.measurement.2021.109219.
- [136] Y. Y. Ziggah, Y. Issaka, et P. B. Laari, « Evaluation of different artificial intelligent methods for predicting dam piezometric water level », *Model. Earth Syst. Environ.*, vol. 8, n° 2, p. 2715-2731, juin 2022, doi: 10.1007/s40808-021-01263-9.
- [137] P. Talukdar et A. Dey, « Hydraulic failures of earthen dams and embankments », *Innov. Infrastruct. Solut.*, vol. 4, n° 1, p. 42, août 2019, doi: 10.1007/s41062-019-0229-9.
- [138] S. M. Seyed-Kolbadi, M. A. Hariri-Ardebili, M. Mirtaheri, et F. Pourkamali-Anaraki, « Instrumented health monitoring of an earth dam », *Infrastructures*, vol. 5, n° 3, Art. n° 3, mars 2020, doi: 10.3390/infrastructures5030026.
- [139] Ahety, « Monographie du barrage El Izdihar, pièces écrites. Travaux d'injection et forages de contrôle, Algérie », 1981.
- [140] I. Kanellopoulos et G. G. Wilkinson, « Strategies and best practice for neural network image classification », *Int. J. Remote Sens.*, vol. 18, n° 4, p. 711-725, 1997.
- [141] M. A. Benbouras, R. M. Kettab, H. Zedira, F. Debiche, et N. Zaidi, « Comparing nonlinear regression analysis and artificial neural networks to predict geotechnical parameters from standard pene », *Neural Netw.*, vol. 9, p. 15, 2018.
- [142] M. A. Shahin, M. B. Jaksa, et H. R. Maier, « State of the art of artificial neural networks in geotechnical engineering », *Electron. J. Geotech. Eng.*, vol. 8, n° 1, p. 1-26, 2008.
- [143] H. I. Park, « Development of neural network model to estimate the permeability coefficient of soils », *Mar. Georesources Geotechnol.*, vol. 29, n° 4, p. 267-278, 2011.

- [144] I. Arshad et B. Muhammad Munir, « Finite element analysis of seepage through an earthen dam by using geo-slope (SEEP/W) software », *Int. J. Res.*, vol. 1, p. 619-634, sept. 2014.
- [145] R. Chesnaux, « Élaboration d'une méthodologie de détection et de caractérisation des courts-circuits hydrauliques entre aquifères causés par un défaut de scellement de puits », PhD Thesis, éditeur inconnu, 2005.
- [146] X. Shen, Y. Zheng, et R. Zhang, « A hybrid forecasting model for the velocity of hybrid robotic fish based on back-propagation neural network with genetic algorithm optimization », *IEEE Access*, vol. 8, p. 111731-111741, 2020.
- [147] Zhang, Q. Xi, et S. Liu, « Application of GNSS monitoring data pretreatment to the prediction of deformation GNSS », 2016. Consulté le: 19 novembre 2022.
- [148] J. Li, C. Xudong, G. Chongshi, et H. Zhongyan, « Seepage Comprehensive Evaluation of Concrete Dam Based on Grey Cluster Analysis », 2019. Consulté le: 19 novembre 2022.
- [149] A. ZEROUAL, « L'influence de l'interaction fluide-solide sur le comportement sismique des barrages en terre », PhD Thesis, Université de Batna 2, 2021.