

Higher National School of Hydraulic

The Library

Digital Repository of ENSH



المدرسة الوطنية العليا للري

المكتبة

المستودع الرقمي للمدرسة العليا للري



The title (العنوان):

**Application des techniques de l'Intelligence Artificielle dans la modélisation des infiltrations à travers les corps de barrages en terre dans l'EST de l'Algérie.**

The paper document Shelf mark (الشفرة) : 8-0002-22

APA Citation (توثيق APA):

Rehamnia, Issam. (2022). Application des techniques de l'Intelligence Artificielle dans la modélisation des infiltrations à travers les corps de barrages en terre dans l'EST de l'Algérie [Thèse de doctorat, ENSH].

The digital repository of the Higher National School for Hydraulics "Digital Repository of ENSH" is a platform for valuing the scientific production of the school's teachers and researchers.

Digital Repository of ENSH aims to limit scientific production, whether published or unpublished (theses, pedagogical publications, periodical articles, books...) and broadcasting it online.

Digital Repository of ENSH is built on the open DSpace software platform and is managed by the Library of the National Higher School for Hydraulics. <http://dspace.ensh.dz/jspui/>

المستودع الرقمي للمدرسة الوطنية العليا للري هو منصة خاصة بتقييم الإنتاج العلمي لأساتذة و باحثي المدرسة.

يهدف المستودع الرقمي للمدرسة إلى حصر الإنتاج العلمي سواء كان منشورا أو غير منشور (أطروحات، مطبوعات، مباحث، مقالات، دوريات، كتب...) و بثه على الخط.

المستودع الرقمي للمدرسة مبني على المنصة المفتوحة DSpace و يتم إدارته من طرف مديرية المكتبة للمدرسة العليا للري.

كل الحقوق محفوظة للمدرسة الوطنية العليا للري.



ENSH-(n° d'ordre)

**THESE DE DOCTORAT  
DE L'ECOLE NATIONALE SUPERIEURE D'HYDRAULIQUE**

Présentée par

Monsieur **REHAMNIA Issam**

Pour obtenir le grade de  
**DOCTEUR DE L'ECOLE NATIONALE SUPERIEURE D'HYDRAULIQUE**

Sujet de la thèse :

**Application des techniques de l'Intelligence Artificielle  
dans la modélisation des infiltrations à travers les corps  
de barrages en terre dans l'est de l'Algérie : cas des  
barrages de Fontaine des Gazelles et d'El-Agrem**

Thèse présentée et soutenue à Blida le 16/06/2022 devant le jury composé de:

Mme. MEDDI Hind  
M. BENLAOUKLI Bachir  
M. HACHEMI Abdelkader  
M. AMAR BOUZID Djillali  
M. HEBAL Aziz

Professeur, ENSH. Blida  
Professeur, ENSH. Blida  
M.C.A, ENSH. Blida  
Professeur, Univ. Blida  
M.C.A, Univ. Skikda

Présidente  
Directeur de thèse  
Examineur  
Examineur  
Examineur

## Remercîments

A la fin de ce travail, je ne manque d'adresser mes sincères remerciements à mon Dieu, le grand créateur, qui m'a guidé dans mes pas pour arriver à ce niveau.

Au terme de cette étude, je tiens à exprimer toute ma reconnaissance et mes remerciements envers. Monsieur. **BENLAOUKLI BACHIR**, maitre de conférence classe A à l'école national supérieur d'hydraulique de Blida de m'avoir permis de réaliser ce travail en acceptant de me diriger dans ma recherche, qu'il trouve ici ma sincère gratitude pour les conseils, la patience et le soutien qu'il n'a cessé de me prodiguer durant toute les années de recherche.

J'exprime ma sincère reconnaissance à Monsieur **HEDDAM SALIM**, Professeur a l'université de Skikda pour ce travail qui n'aurait pu être menée à terme sans son support continu. Je désire lui adresser un remerciement tout particulier pour ses précieux commentaires et ses conseils pertinents qui m'ont grandement aidé tout au long des différentes étapes menant à la réalisation de cette thèse.

Je voudrais également remercier Monsieur **OSSED NOUREDDINE** ingénieur à l'agence Nationale des barrages et transfert d'avoir mis à ma disposition les données nécessaires pour réaliser ce travail.

Je voudrais également remercier les membres de jury : Professeur **MEDDI Hind**, Professeur **AMAR BOUZID Djillali**, Docteur **HACHEMI Abdelkader**, et Docteur **HEBAL Aziz** pour avoir bien voulu lire, commenter et débattre mon travail.

J'exprime mes vifs remerciements à mes parents qui ont toujours été disponible pour m'encourager.

Enfin, j'exprime un grand merci à toutes les personnes faisant vivre la science.

## Résumé

L'écoulement d'infiltration à travers un barrage en remblai est l'un des facteurs les plus influents de leur défaillance. Ainsi, la surveillance et la mesure précise des infiltrations sont cruciales pour la sécurité et le coût de construction d'un barrage en remblai. Dans cette étude, l'objectif était de prédire l'écoulement d'infiltration (Q) à travers des barrages en remblai, le résultat a été divisé en deux parties. La première partie consiste à estimer l'écoulement d'infiltration (Q) à travers un barrage avec masque amont en béton et un barrage en remblai zoné à noyau, à l'aide de trois modèles d'intelligence artificielle, à savoir, les splines de régression adaptative multivariée (MARS), la machine à vecteurs de support des moindres carrés (LSSVM) et l'arbre du modèle M5 (M5Tree). Les trois modèles ont été construits exclusivement à partir des données mesurées in situ de deux barrages: le barrage d'El Agrem situé dans la wilaya de Jijel et le barrage de Fontaine Gazelles situé dans la wilaya de Biskra. Les résultats obtenus à l'aide de modèles d'intelligence artificielle ont été comparés à ceux obtenus à l'aide des modèles de régression linéaire multiple (MLR). Nous avons utilisé deux variables d'entrée différentes pour développer les modèles: (i) le niveau d'eau quotidien du réservoir (WL) et l'élévation du piézomètre (PL) mesurée à sept piézomètres différents (PZ1 à PZ7). Les résultats montrent que la précision des estimations pour le barrage de Fontaine Gazelles est bien meilleure que celles obtenues pour El Agrem. Tous les modèles ont fonctionné raisonnablement bien, mais le LSSVM était le prédicteur le plus cohérent du débit d'infiltration pour les deux ensembles de données. Les résultats de la validation ont montré que le modèle LSSVM a montré une précision significativement meilleure de la prédiction des écoulements d'infiltration avec une erreur quadratique moyenne (RMSE) de 0,432 L / s, une erreur absolue moyenne (MAE) de 0,302 L / s et un coefficient de corrélation R de 0,952 pour Fontaine Gazelles, et RMSE de 0,544 L / s, MAE de 0,344 L / s et coefficient de corrélation R de 0,731 pour le barrage d'El Agrem. A partir de cette étude, nous concluons que le débit de fuite est susceptible de varier considérablement, en fonction du niveau d'eau du réservoir, et que le modèle proposé peut être très utile pour l'estimation du débit d'infiltration, tandis que les limites de la prédiction utilisant un modèle de régression standard sont illustrées. Dans la deuxième partie, un paradigme efficace d'intelligence des données comprenant un filtre de Kalman étendu intégré au schéma de réseau neuronal artificiel de type Feed Forward (EKF-ANN), comme principale nouveauté, a été développée pour l'estimation précise du débit d'infiltration quotidien à travers le barrage en remblai de Fontaine des Gazelles en Algérie. Ici, trois approches robustes d'apprentissage automatique, à savoir les réseaux de neurones à perceptron multicouche (MLP), les réseaux de neurones fonctionnels à base radiale (RBF-NN) et l'approche de forêt aléatoire (RF), ont été examinées pour évaluer la capacité de l'EKF-ANN dans la prédiction du débit d'infiltration. Selon les résultats obtenus, le paradigme EKF-ANN a surpassé respectivement le MLP, le RF et le RBF-NN. En outre, l'approche par effet de levier a été appliquée pour rendre compte du domaine d'applicabilité des modèles fournis.

### Mots clés :

Modélisation ; Débit de fuite ; Barrage en remblai zoné; Barrage avec masque amont en béton; Réseaux de neurones artificiels.

## Abstract

Seepage flow through embankment dam is one of the most influential factors in failures of them. Thus, the monitoring and accurate measuring of seepage are crucial for the safety and construction cost of an embankment dam. In this study, the goal was to predict seepage flow (Q) through embankment dam, and the result was split into two parts. The first part consists to estimate seepage flow (Q) through concrete face rockfill and embankment dams, using three artificial intelligence models, i.e., multivariate adaptive regression splines (MARS), least squares support vector machine (LSSVM), and M5 model tree (M5Tree). The three models were constructed exclusively using in situ measured data from two dams: El Agrem dam located in the wilaya of Jijel, and Fontaine Gazelles dam located in the wilaya of Biskra. The obtained results using artificial intelligence models were compared to those obtained using the multiple linear regression (MLR) models. We used two different input variables for developing the models: (i) the daily reservoir water level (WL) and the piezometer elevation (PL) measured at seven different piezometers (PZ1 to PZ7). The results show that the estimation accuracy for Fontaine Gazelles dam is much better than those obtained for El Agrem. All the models performed reasonably well, but the LSSVM was the most consistent predictor of seepage flow for the two data sets. The validation results showed that the LSSVM model has showed significantly better accuracy of seepage flow prediction with root mean square error (RMSE) of 0.432 L/s, mean absolute error (MAE) of 0.302 L/s and correlation coefficient R of 0.952 for Fontaine Gazelles, and RMSE of 0.544 L/s, MAE of 0.344 L/s and correlation coefficient R of 0.731 for El Agrem dam. From this study we conclude that, seepage flow is likely to vary considerably, depending on the reservoir water level, and that the proposed model can be very helpful in estimation of seepage flow, while limitations of the prediction using a standard regression model are illustrated. In the second part, an efficient data-intelligence paradigm comprised of Extended Kalman Filter integrated with the Feed Forward type Artificial Neural Network (EKF-ANN) scheme, as the main novelty, was developed for precise estimation of the daily seepage flow through embankment dam in Fontaine Gazelles Dam in Algeria. Here, three robust machine learning approaches, namely the Multilayer Perceptron (MLP) Neural Networks, Radial Basis Function-Neural Networks (RBF-NN), and Random Forest (RF), were examined for evaluating the capability of the EKF-ANN in the prediction of seepage flow. According to the obtained results, the EKF-ANN paradigm outperformed the MLP, RF, and RBF-NN, respectively. Besides, the leverage approach was applied to report the applicability domain of provided models.

### Key words:

Modelling; Seepage flow; Zoned embankment dam; Concrete face Rockfill dam; Artificial neural network.

## ملخص

يعتبر تدفق التسرب عبر السد من أكثر العوامل المؤثرة في فشلها. و بالتالي، فإن المراقبة والقياس الدقيق للتسرب ضروريان لسلامة وتكلفة بنائها. في هذه الدراسة، كان الهدف هو التنبؤ بتدفق التسرب (Q) عبر السد، وتم تقسيم النتائج إلى قسمين. يتكون الجزء الأول من تقدير تدفق التسرب (Q) من خلال سدود ردم الصخور والخرسانية باستخدام ثلاثة نماذج ذكاء اصطناعي وهي خطوط الاستيفاء التكريرية متعددة المتغيرات (MARS)، شعاع الدعم الآلي ذات الهامش المرن (LSSVM)، شجرة القرار (M5Tree). تم إنشاء النماذج الثلاثة حصرياً باستخدام البيانات المقاسة في الموقع من سدين: سد الأجرم « El Agrem » الواقع في ولاية جيجل، وسد منبع الغزلان « Fontaine des Gazelles » الواقع في ولاية بسكرة. تمت مقارنة النتائج التي تم الحصول عليها باستخدام نماذج الذكاء الاصطناعي مع تلك التي تم الحصول عليها باستخدام نماذج الانحدار الخطي المتعدد (MLR). استخدمنا متغيرين مختلفين للإدخال لتطوير النماذج: (1) مستوى ماء الخزان اليومي (WL) وارتفاع مقياس الضغط (PL) المقاس عند سبعة مقاييس ضغط مختلفة (PZ1 إلى PZ7). أظهرت النتائج أن دقة تقدير سد منبع الغزلان " Fontaine des Gazelles " أفضل بكثير من تلك التي تم الحصول عليها في الأجرم. كان أداء جميع النماذج جيداً بشكل معقول، لكن LSSVM كان المؤشر الأكثر اتساقاً لمعدل التسرب لكانا مجموعتي البيانات. أظهرت نتائج التحقق أن نموذج LSSVM أظهر دقة أفضل بكثير للتنبؤ بمعدل التسرب مع خطأ تربيعي متوسط (RMSE) يبلغ 0.432 لتر/ ثانية، و متوسط الخطأ المطلق (MAE) 0.302 لتر/ ثانية ومعامل الارتباط R البالغ 0.952 لمنبع الغزلان، في حين RMSE بلغ 0.544 لتر/ ثانية، MAE بلغ 0.344 لتر/ ثانية ومعامل الارتباط R بلغ 0.731 لسد HG. من هذه الدراسة، فإننا نستنتج أن معدل التسرب من المرجح أن تختلف اختلافاً كبيراً، تبعاً لمستوى المياه في الخزان، وأن النموذج المقترح يمكن أن تكون مفيدة جداً في تقدير معدل التسرب، في حين أن حدود للتنبؤ باستخدام نموذج الاستيفاء العادي قد تم توضيحها في الجزء الثاني، تم تطوير نموذج فعال لذكاء البيانات يتكون من مرشح كالمان الممتد المدمج مع مخطط الشبكة العصبونية الاصطناعية من نوع التغذية إلى الأمام (EKF-ANN)، تم تطويره لتقدير دقيق لتدفق التسرب اليومي من خلال سدود ردم الصخور في سد منبع الغزلان بالجزائر. هنا، تم اختبار ثلاثة مناهج قوية للتعلم الآلي، وهي الشبكات العصبية متعددة الطبقات (MLP)، والشبكات العصبية للوظيفة الشعاعية (RBF-NN)، والغابة العشوائية (RF)، لتقييم قدرة EKF-ANN في التنبؤ بتدفق التسرب. وفقاً للنتائج التي تم الحصول عليها، تفوق نموذج EKF-ANN على MLP و RF و RBF-NN على التوالي. إلى جانب ذلك، تم تطبيق نهج الرافعة للإبلاغ عن مجال قابلية التطبيق للنماذج المقدمة.

### الكلمات المفتاحية :

النمذجة، معدل التسرب، السد الأرضي، سد مع قناع خرساني، شبكة الخلايا العصبية الاصطناعية.

# Table des matières

Introduction générale.....	01
----------------------------	----

## Chapitre I : Généralités sur les barrages

Introduction.....	08
I.2 Barrages rigides.....	08
I.2.1 Barrages poids .....	08
I.2.2 Barrages voutes .....	08
I.2.3 Barrages contreforts .....	09
I.3 Barrage souple.....	10
I.3.1 Barrage en enrochement .....	10
I.3.2 Barrages en terre .....	10
I.3.2.1 Les barrages en terre homogène .....	10
I.3.2.2 Les barrages en terre zonés .....	11
I.3.2.3 Les barrages en terre a masque amont .....	11
I.4 Les organes d'étanchéité des barrages en terre.....	12
I.4.1 Noyau.....	12
I.4.1.1 Noyau en argile compacté.....	12
I.4.1.2 Noyau bitumineux.....	13
I.4.2 Diaphragme Interne .....	13
I.4.3 Masque amont.....	14
I.4.3.1 Masque en béton de ciment .....	14
I.4.3.2 Masque en béton bitumineux.....	14
I.4.3.3 Masque en membrane souple .....	15
I.4.3.4 Masque en acier .....	16
I.4.3.5 Masque en terre.....	16

I .5 Etanchéité des fondations des barrages en terre.....	16
I .5.1 Clé d'étanchéité .....	16
I .5.2 Paroi moulée .....	17
I .5.3 Tapis d'étanchéité amont .....	17
I .5.4 Traitement des fondations par injection.....	18
I.6 Comportement sismique des barrages en terre. ....	19
I.6.1 Introduction .....	19
I.6.2 Définition d'un séisme. ....	19
I.6.3 Impact de la sismicité sur les barrages en terre. ....	19
I.6.4 Bref historique au travers d'exemples. ....	21
I.6.5 Méthodes d'évaluation de la stabilité sismique.....	23
I.6.5.1 Analyse pseudo-statique.....	23
I.6.5.2 L'approche de Newmark.....	24
I.6.5.3 L'analyse de Seed-Lee-Idriss .....	24
I.6.5.4 Les méthodes numériques .....	25
I.7 Conclusion .....	27

## **Chapitre II : Les écoulements dans les milieux poreux**

Introduction.....	29
II.2 Définition d'un milieu poreux .....	29
II.2.1 Morphologie des pores et milieu poreux .....	29
II.2.2 Intercommunication des pores et milieu continu .....	30
II.2.3 La porosité.....	30
II.2.3.1 La porosité efficace $\eta_e$ , coefficient de porosité .....	30
II.2.3.2 La porosité cinématique.....	31
II.2.4 Texture et granulométrie.....	31
II.2-4-1 La texture.....	31

II.2-4-2 La granulométrie.....	31
II.2.5 Continuité ou discontinuité .....	31
II.2.6 Isotropie et anisotropie.....	32
II.2.7 Homogénéité et hétérogénéité.....	32
II.2.8 La perméabilité.....	32
II.2-8-1 Coefficient de perméabilité .....	32
II.2-8-2 La perméabilité intrinsèque .....	33
II.2.9 Transmissivité. ....	33
II.2.10 Diffusivité. ....	33
II. 3 Physique de l'écoulement en milieu poreux .....	33
II.3.1 Loi fondamentale de l'écoulement .....	33
II.3.1.1 Loi de Darcy.....	33
II.3.1.2 Dispositif expérimental de Darcy.....	34
II.3.1.3 Enoncé de la loi de Darcy. ....	34
II.3.1.4 Applications de la loi de Darcy sur le terrain. ....	35
II.3.1.4.1 Mesure du niveau piézométrique. ....	35
II.3.1.4.2 Calcul de gradient hydraulique .....	36
II.3.1.5 Conditions de validité de la loi de Darcy .....	37
II.3.1.6 Généralisation de la loi de Darcy .....	37
II.3.2 Les différentes vitesses de filtration.....	39
II.3.2.1 La vitesse apparente de filtration.....	39
II.3.2.2 La vitesse réelle .....	39
II.3.2.3 La vitesse de filtration par unité de gradient hydraulique.....	39
II.3.3 Cinématique. ....	39
II.3.3.1 Equation de continuité. ....	39
II.3.3.2 Equation de mouvement .....	41
II.3.4 Ligne de courant et lignes équipotentielles, réseau d'écoulement. ....	42

II.3.4.1 Lignes de courant .....	42
II.3.4.2 Lignes équipotentiellles. ....	44
II.3.4.3 Réseau d'écoulement .....	44
II.4 Etude des réseaux d'infiltration dans un barrage en terre .....	47
II.4.1 Equation de ligne de saturation .....	47
II.4.1.1 Distance entre les deux points d'intersection du plan d'eau avec la parabole théorique et le talus amont .....	47
II.4.1.1.1 Méthode de Casagrande .....	48
II.4.1.1.2 Méthode du changement du talus amont. ....	48
II.4.1.1.3 Méthode de l'analogique électro- hydrodynamique .....	49
II.4.1.2 Détermination du point d'intersection de la ligne de saturation avec le talus aval.....	50
II.4.2 Détermination des pressions interstitielles. ....	51
II.4.2.1 Introduction .....	51
II.4.2.2 Utilisation des réseaux d'écoulement .....	53
II.4.3 Détermination du réseau d'infiltration dans un barrage en terre .....	53
II.4.3.1 Détermination par la méthode numérique.....	53
II.4.3.2 Détermination par la méthode analogique .....	54
II.4.3.3 Détermination par la méthode graphique.....	54
II.4.3.4 Détermination par la recherche d'une solution analytique .....	56
II.4.4 Conditions aux limites .....	56
II.5 Conclusion .....	57

## **Chapitre III : Présentation de la zone d'étude**

Introduction.....	59
III.2 Situation géographique.....	59
III.3 Caractéristiques et dimensions principales des deux barrages .....	61
III.3.1 Barrage fontaine des gazelles.....	61
III.3.2 Barrage El-Agrem.....	62
III.4 Description du barrage Fontaine des Gazelles .....	63
III.5 Description du barrage El-Agrem.....	66
III.6 Niveau d'exploitation.....	69
III.6.1 Barrage fontaine des gazelles.....	69
III.6.2 Barrage El-Agrem.....	70
III.7 Conclusion.....	70

## **Chapitre IV : Modélisation d'infiltration & Etat de l'Art**

Introduction.....	71
IV.2- Synthèse bibliographique .....	71
IV.2.1 Méthode analogique .....	71
IV.2.1.1 Analyse visqueuse.....	71
IV.2.1.2 Analogie électrique.....	72
IV.2.2 Solution de Dupuit.....	72
IV.2.3 Solution de Schaffernak.....	73
IV.2.4 Solution de Casagrande.....	76
IV.2.5 Solution de Pavlovsky.....	78
IV.2.6 Solution avec $k_x \neq k_z$ .....	81
IV.2.7 Méthodes approximatives du calcul hydraulique des problèmes d'infiltration..	81
IV.2.7.1 Méthode des contours linéaires (Règle de BLIGH).....	81

IV.2.7.2 Méthode des coefficients (Méthode de CHUGAEV) .....	82
IV.2.7.3 Méthode de BLIGH-TCHOUGAEV (méthode du contour allongé).....	84
IV.2.7.4 Méthode de LANE .....	84
IV.2.8 Modèles numériques .....	86
IV.2.8.1 Méthodes des différences finis .....	86
IV.2.8.2 Méthode des équations intégrales aux frontières .....	87
IV.2.8.3 Méthode des éléments finis .....	87
IV.2.8.4 Méthode des éléments en quadrature .....	91
IV.2.8.5 Méthode d'intelligence artificielle. ....	91
IV.2.8.6 Méthode probabiliste .....	91
IV.2.8.7 Méthode des éléments naturels .....	92
IV.3 Conclusion. ....	92

## **Chapitre V : Présentation des réseaux de neurones artificiels**

Introduction.....	94
V.2 Les fondements biologiques.....	96
V.3 Le neurone formel .....	96
V.4 Le perceptron de Rosenblatt.....	98
V.4.1 Les limitations du perceptron de Rosenblatt : la séparation linéaire. ....	99
V.5 Types de réseaux de neurones .....	100
V.5.1 Réseaux de neurones non bouclés.....	100
V.5.2 Réseaux de neurones bouclés .....	100
V.6 Le perceptron, l'Adaline et les perceptrons multicouches .....	100
V.7 Apprentissage des réseaux de neurones artificiels. ....	104
V.7.1 Apprentissage supervisé. ....	104
V.7.2 Apprentissage non supervisé.....	105
V.7.3 Apprentissage par renforcement .....	105

V.8 La rétro propagation du gradient .....	105
V.8.1 Généralités. ....	105
V.8.2 Fonctions coûts.....	106
V.8.3 Choix d'initialisation des poids.....	106
V.8.4 Formulation mathématique de la Rétro propagation .....	106
V.8.5 Variantes de l'algorithme.....	108
V.8.5.1 Algorithme de newton. ....	109
V.8.5.2 Algorithme de quasi newton. ....	109
V.8.5.3 Algorithme de Levenberg-Maquardt. ....	110
V.9 Propriétés fondamentales des réseaux de neurones non bouclés .....	110
V.9.1 L'approximation universelle.....	110
V.9.2 La parcimonie.....	110
V.10 Réseau de neurone a régression linéaire multiple (MLR) .....	111
V.11 Réseau de neurone de régression adaptative multivariée (MARS) .....	111
V.12 Réseau de neurone a absorbance du modèle (M5Tree) .....	114
V.13 Réseau de neurone à vecteur de support de moindres carrés (LSSVM) .....	116
V.14 Réseaux de neurones a Perceptron multicouches (MLP).....	118
V.15 Réseaux de neurones à fonction de base radiale (RBF-NN).....	119
V.16 Forêt aléatoire (RF).....	119
V.17 Filtre Kalman étendu intégré au modèle ANN (EKF-ANN).....	120
V.18 Conclusion .....	123

## **Chapitre VI : Application et interprétation des résultats**

### **Partie 1**

Introduction. ....	125
VI.2 Evaluation des performances des modèles. ....	127
VI.3 Développements des modèles et sélection de paramètres .....	129

VI.4 Résultats obtenue pour le barrage Fontaine des Gazelles .....	130
VI.5 Résultats obtenue pour le barrage El-Agrem .....	133
VI.6 Comparaison des Résultats obtenue pour les deux barrages .....	136
VI.7 Conclusion. ....	139
<b>Partie 2</b>	
Introduction.....	140
VI.9 Evaluation des performances des modèles.....	143
VI.10 Résultats et Discussion.....	144
VI.11 Domaine d'application du modèle et détection des données aberrantes.....	153
VI.12 Conclusion et remarques.....	154
<b>Conclusion générale.....</b>	<b>156</b>
<b>Références bibliographiques</b>	
<b>Annexe I</b>	
<b>Annexe II</b>	
<b>Annexe III</b>	

# Listes des figures

I.1 Barrage poids .....	08
I.2 Barrage voute .....	09
I.3 Barrage contreforts .....	09
I.4 Barrage en enrochement.....	10
I.5 Barrage homogène .....	11
I.6 Barrage zoné a noyau étanche .....	11
I.7 Barrage a masque amont.....	12
I.8 Noyau en argile vertical et incliné.....	13
I.9 Barrage a diaphragme interne .....	13
I.10 Barrage a masque en béton de ciment.....	14
I.11 Barrage a masque en béton bitumineux .....	15
I.12 Masque en membrane souple.....	15
I.13 Clé d'étanchéité réalisée dans les fondations des barrages en terre .....	17
I.14 Barrage a paroi moulée .....	17
I.15 Barrage avec tapis amont.....	18
I.16 Voile d'injection .....	18
I.17 Le barrage de Shik-Kang avant et après sa rupture .....	22
I.18 Forces d'inertie horizontales représentent l'effet de la charge sismique .....	23
I.19 Méthode de double intégration pour la détermination de la déformé du parement de barrage .....	24
II.1 Représentation d'un milieu poreux.....	29
II.2 : Caractéristiques physiques d'un milieu poreux .....	32
II.3 Dispositif expérimental de Darcy .....	34
II.4 Expérience de Darcy.....	35
II.5 Echantillon de sol soumis a un gradient hydraulique. ....	37
II.6 Élément de contrôle .....	40

II.7 Ligne de courant.....	43
II.8 Tracer des lignes de courant et des lignes équipotentielles (réseau d'écoulement) .....	45
II.9 Tube de courant élémentaire .....	46
II.10 Ligne de saturation dans un barrage en terre. ....	47
II.11 Détermination de la grandeur $\Delta$ pour la correction de la ligne de saturation a l'amont.....	48
II.12 Profil servant a l'étude des infiltrations par analogie électrique .....	49
II.13 Correction de la ligne de saturation avec le parement aval. ....	50
II.14 Courbe de Casagrande pour la détermination du parement alpha.....	51
II.15 Tracer des lignes de courant et des lignes équipotentielles .....	52
II.16 Détermination de la pression interstitielle .....	53
II.17 Ligne de saturation dans un barrage en terre. ....	55
II.18 Tracé de la ligne de saturation, cas d'un barrage drainé.....	55
II.19 Les conditions aux limites pour un barrage en terre.....	56
III.1 Situation géographique des zones d'études. ....	60
III.2 Barrage fontaine des gazelles.....	61
III.3 Positionnement des piézomètres dans le barrage Fontaine des Gazelles .....	62
III.4 Barrage El-Agrem.....	62
III.5 Positionnement des piézomètres dans le barrage El-Agrem.....	63
IV.1 Solution de Dupuit pour l'infiltration à travers un barrage en terre.....	73
IV.2 Solution de Schaffernak pour l'infiltration à travers un barrage en terre .....	74
IV.3 Construction graphique de la solution de Schaffernak.....	75
IV.4 Distance modifiée $d$ à utiliser dans l'équation (IV.13) .....	75
IV.5 Solution de Casagrande pour l'écoulement a travers un barrage en terre.....	76
IV.6 Solution graphique par la méthode de Casagrande basée sur le solution de Gilboy .....	79
IV.7 Solution de Pavlovsky pour l'infiltration à travers un barrage en terre.....	79

<b>IV.8: Principe de déploiement du contour linéaire suivant Bligh.....</b>	<b>81</b>
<b>IV.9: Règle de Lane .....</b>	<b>85</b>
<b>V.1 Structure du cerveau humain avec des milliards de neurones interconnectés sous forme de réseau.....</b>	<b>94</b>
<b>V.2 Ensembles de fonctions réalisées par des réseaux de neurones artificielles.....</b>	<b>95</b>
<b>V.3 Représentation du neurone biologique.....</b>	<b>96</b>
<b>V.4 Communication inter-neurones : (a) Réseau de neurones biologiques, (b) Modèle de réseau de neurones. ....</b>	<b>97</b>
<b>V.5 Modèle du neurone formel.....</b>	<b>97</b>
<b>V.6 Fonction de transfert binaire.....</b>	<b>98</b>
<b>V.7 Le perceptron de Rosenblatt .....</b>	<b>99</b>
<b>V.8 La fonction booléenne « ou exclusif XOR ». ....</b>	<b>99</b>
<b>V.9 L'ADALINE de Widrow-Hoff.....</b>	<b>101</b>
<b>V.10 Schéma détaillé d'un perceptron multicouche MLPNN.....</b>	<b>103</b>
<b>V.11 Différentes fonctions d'activation : (a) Linéaire, (b) Sigmoides et (c) Tangente hyperbolique.....</b>	<b>104</b>
<b>V.12 Propagation en avant de l'information dans un réseau de neurone à trois couches.....</b>	<b>107</b>
<b>V.13 Rétro propagation en arrière de l'information dans un réseau de neurones à trois couches... ..</b>	<b>108</b>
<b>V.14 Structure détaillé du réseau MARS .....</b>	<b>114</b>
<b>V.15 Structure détaillé du réseau M5tree.....</b>	<b>116</b>
<b>V.16 Structure détaillé du réseau LSSVM .....</b>	<b>118</b>
<b>V.17 L'organigramme simulant le flux d'infiltration à travers le barrage en remblai basé sur les modèles d'apprentissage automatique.....</b>	<b>122</b>
<b>VI.1 Comparaison des résultats des modèles LSSVM, MARS, M5Tree et MLR pour la phase d'apprentissage (Barrage Fontaine des Gazelles).....</b>	<b>131</b>
<b>VI.2 Comparaison des résultats des modèles LSSVM, MARS, M5Tree et MLR pour la phase de validation (Barrage Fontaine des Gazelles). ....</b>	<b>132</b>
<b>VI.3 Comparaison des résultats des modèles LSSVM, MARS, M5Tree et MLR pour la phase d'apprentissage (Barrage El-Agrem) .....</b>	<b>134</b>

<b>VI.4 Comparaison des résultats des modèles LSSVM, MARS, M5Tree et MLR pour la phase de validation (Barrage El-Agrem).</b>	<b>135</b>
<b>VI.5 Diagrammes en boîte du débit d'infiltration mesuré et calculé (Q: L / s) pour les deux barrages</b>	<b>137</b>
<b>VI.6 Diagramme de violon montrant les distributions du débit d'infiltration mesuré et calculé (Q: L / s) en phase de validation pour les deux barrages</b>	<b>137</b>
<b>VI.7 Diagramme de Taylor du débit d'infiltration (Q: L/s) illustrant les statistiques de comparaison (barrage Fontaine des Gazelles).</b>	<b>138</b>
<b>VI.8 Diagramme de Taylor du débit d'infiltration (Q:L/s) illustrant les statistiques de comparaison (barrage d'El-Agrem).</b>	<b>139</b>
<b>VI.9 Les séries chronologiques d'entrée et de sortie sur une période du 14-juin-2010 au 29-mai-2017 au barrage Fontaine des Gazelles.</b>	<b>141</b>
<b>VI.10 La matrice de corrélation de toutes les variables employées.</b>	<b>143</b>
<b>VI.11 Les graphiques en araignée des métriques sélectives pour tous les modèles dans chaque scénario et dans la phase de test.</b>	<b>147</b>
<b>VI.12 La fonction de distribution de probabilité (à gauche) et la tendance physique attendue (à droite) de tous les modèles.</b>	<b>148</b>
<b>VI.13 Comparaison du Q prédit avec les valeurs Q mesurées fournies par quatre meilleurs modèles d'IA pendant la phase de validation.</b>	<b>149</b>
<b>VI.14 L'erreur relative dispersée (%) des données dans les phases de test et d'entraînement pour tous les modèles d'IA.</b>	<b>151</b>
<b>VI.15 La fréquence cumulée d'erreur relative absolue de chaque modèle d'apprentissage automatique dans le meilleur scénario (SC4).</b>	<b>152</b>
<b>VI.16 Analyse de sensibilité basée sur les coefficients standardisés et l'erreur standard.</b>	<b>153</b>
<b>VI.17 Trace de Williams pour identifier le domaine d'application des modèles d'apprentissage automatique.</b>	<b>154</b>

## Liste des tableaux

<b>Tableau II.2: les expressions de <math>\Delta l_2</math> en fonction de <math>\alpha</math>.....</b>	<b>51</b>
<b>Tableau III.1: Principales caractéristiques des deux barrages.....</b>	<b>63</b>
<b>Tableau III.2: Identification des données utilisées pour Fontaine des Gazelles.....</b>	<b>65</b>
<b>Tableau III.3: Identification des données utilisées pour El-Agrem.....</b>	<b>68</b>
<b>Tableau VI.1 : Répartition de la base de données pour la construction des modèles pour le barrage Fontaine des Gazelles.....</b>	<b>125</b>
<b>Tableau VI.2 : Répartition de la base de données pour la construction des modèles pour le barrage El-Agrem.....</b>	<b>125</b>
<b>Tableau VI.3 : Paramètres statistiques des ensembles de données utilisés .....</b>	<b>127</b>
<b>Tableau VI.4 : Performances de différents modèles dans la modélisation du débit d'infiltration Q (L/S) .....</b>	<b>130</b>
<b>Tableau VI.5 : Performances de différents modèles dans la modélisation du débit d'infiltration Q (L/S) .....</b>	<b>133</b>
<b>Tableau VI.6 : Paramètres statistiques des ensembles de données utilisés dans la simulation des écoulements d'infiltration.....</b>	<b>142</b>
<b>Tableau VI.7: Évaluation de la précision du modèle RBF-NN pour quatre scénarios.....</b>	<b>145</b>
<b>Tableau VI.8 : Évaluation de la précision du modèle MLP pour quatre scénarios.....</b>	<b>145</b>
<b>Tableau VI.9: Évaluation de la précision du modèle RF pour quatre scénarios.....</b>	<b>146</b>
<b>Tableau VI.10 : Évaluation de la précision du modèle EKF-ANN pour quatre scénarios.....</b>	<b>146</b>
<b>Tableau VI.11 : Comparaison entre les performances des modèles développés dans cette recherche et les enquêtes précédentes basées sur l'IA pour la prédiction.....</b>	<b>150</b>
<b>Tableau VI.12: L'analyse de sensibilité à l'aide d'examen des erreurs standard.....</b>	<b>152</b>

---

# *Introduction générale*

---

## *Introduction Générale*

---

Depuis longtemps les barrages en terre sont considérés comme des barrages les plus courants, de par l'implication des matériaux locaux avec un peu de traitement (Greimann, 2012).

Il existe plusieurs types de barrages en remblais, ils se caractérisent d'une part par la nature des matériaux disponibles, et par le système d'étanchéité choisi d'autre part, Ils sont en mesure de collecter de grands volumes d'eau et aptes à reposer sur des fondations de qualité médiocre. On distingue les types suivants : Barrage en remblai homogène (sans système d'étanchéité), Barrage zoné (système d'étanchéité interne) et Barrage a masque amont (bitume ou en béton) (Schleiss et Pouagatsh, 2011).

L'infiltration à travers la digue et sa fondation constitue une menace sérieuse qui peut impacter la stabilité de l'ouvrage, l'analyse des accidents montre que la cause la plus fréquente est l'érosion interne induite par l'effet de Renard, et considérée comme conséquence de l'infiltration (Schleiss et Pouagatsh, 2011).

Plusieurs auteurs ont souligné que la forte non-linéarité du processus d'infiltration dépend fortement de l'association de plusieurs paramètres hydrauliques. Par conséquent l'analyse et l'estimation précise de la quantité d'infiltration constitue l'une des étapes la plus importante pour déterminer la stabilité de la structure (Arshad et al, 2017).

En 1856 Darcy a proposé la théorie des infiltrations de sol, il a jeté les bases du développement des théories sur les infiltrations dans les barrages en terre. Depuis lors, davantage de méthodes et de modèles ont été adoptés pour calculer le suintement des barrages en terre. Cependant, en raison de la complexité et la non-linéarité des facteurs d'influence des infiltrations dans les barrages, ces méthodes et modèles n'ont pas permis de prévoir les infiltrations dans les barrages (Xinying et al, 2012).

Ensuite, en 1886, Forcheimer a démontré que la distribution de la pression d'eau dans un milieu poreux et la vitesse d'écoulement pouvaient être déterminée au moyen de l'équation de Laplace et vers 1900 les méthodes de résolution de cette équation existaient et pouvaient être appliquées aux barrages (Mallet et Paquant, 1951).

Vers 1911, de nouvelles formules pour le calcul des infiltrations ont été développées par Slichter et Hazen concurremment avec le concept de ligne de saturation proposé par J.D. Justin (Schneebelli, 1978).

En 1922, Terzaghi a donné une explication correcte du phénomène de Renard et montre un an après que la loi de Darcy s'appliquait aux argiles. Il attire aussi l'attention dans sa thèse sur la consolidation des argiles et la notion de pression naïtra et apporte le principe unificateur qui permet à la mécanique des sols d'exister en tant que telle (1924, d'après Skempton, qui analyse la démarche de Terzaghi dans "Significance of Terzaghi's concept of effective stress ") (Marcel, 1977).

Depuis longtemps la modélisation des systèmes de sols saturés a commencé à représenter un défi. Cependant, plus tard plusieurs méthodes ont été proposées pour trouver des solutions au problème d'infiltration dans les barrages, parmi ces méthodes on a la

## *Introduction Générale*

---

solution de l'équation différentielle partielle linéaire qui a été proposée en 1937 par Casagrande destinée à de simple système d'écoulement, qui considère que le sol est homogène, et isotrope ainsi l'eau ne coule pas dans la zone saturée.

Vers 1940, tous les éléments d'une théorie suffisante des barrages en terre étaient réunis pour qu'un barrage en terre soit sûr et puisse satisfaire aux exigences fondamentales :

- Il doit être stable,
- Les infiltrations ne doivent pas provoquer d'érosion interne (Renard)
- Il doit être étanche à l'échelle d'un barrage

La mise en pratique de ces principes a permis un développement très important de ce type de structure (CIGB, 1986).

A la fin de l'année 1970, les solutions des problèmes d'infiltration ont eu une évolution considérable grâce au développement des ordinateurs puissants, et à la combinaison de ces derniers avec la méthode des éléments finis, par conséquent les équations différentielles partielles à résoudre deviennent très linéaires et nécessitent l'intervention des mathématiciens cela a permis l'utilisation des équations aux dérivées partielles générales conçues pour résoudre les équations de divers domaines de l'ingénierie.

Le phénomène d'infiltration a attiré l'attention de beaucoup de chercheurs qui ont développé plusieurs logiciels, pour modéliser l'écoulement saturé et non-saturé tels que SEEP/W et MODFLOW. Ainsi en 1971 Freez a proposé un modèle d'écoulement à travers les sols saturés et non-saturés au moyen de la méthode des différences finies.

Plusieurs programmes d'éléments finis qui ont été développés pour analyser le problème d'infiltration non-saturé tel que PDEase2D qui analysent l'infiltration en deux dimension et FlexPDE en Trois dimensions [Fredlund, 1997 ; Thieu, 1999] in (Thieu et al, 2001).

En 2001 (Thieu et al,) il a été démontré que les équations différentielles partielles avec le logiciel SVFlux sont aussi un outil utilisable pour résoudre les problèmes d'infiltration saturé et non-saturé, et ont trouvés aussi que les logiciels MathCad et SoilVision peuvent être utilisés avec SVFlux pour calculer des fonctions mathématiques acceptables pour les propriétés de sols non saturés.

Un certain nombre de chercheurs ont tenté d'analyser et quantifier l'infiltration, Les études qui ont été réalisées en liant directement un ou plusieurs paramètres hydrauliques à l'infiltration (Neuman et Witherspoon, 1970 ; Thieu et al, 2001; Tayfur et al, 2005 ; Kazemzadeh-Parsi et Daneshmand, 2011 ; Xinying et al, 2012 ; Abolfazl et Zeraatparvar, 2012 ; Jing et Yongbiao, 2012 ; Abdelkader et al, 2012; Jie et al, 2013; Navas et López-Querol, 2013 ; Arshad et Babar, 2014 ; Ghanbari et Zaryabi, 2014 ; Nourani et al, 2014; Athani et al, 2015 ; Shivamant et al, 2015 ; Yuan et Zhong, 2015 ; Arshad et al, 2017 ; Elnaz et al, 2018 ; Chouireb et Djehiche, 2019 ; El-Hazek et al, 2019 ; Al-Janabi et al, 2020 ; Rehamnia et al, 2020).

## *Introduction Générale*

---

Dans certaines études mentionnées ci-dessus, les auteurs ont démontré que l'infiltration peut être estimée à l'aide de paramètres hydrauliques, tels que la perméabilité, la charge d'eau, la taille de l'ouvrage et le type de sol.

(Abolfazl et Zeraatparvar, 2012) ont proposé une méthode simplifiée pour prédire le débit total d'infiltration saturé et non-saturé, à travers un barrage en terre homogène. Plusieurs barrages de différentes hauteurs ont été analysés numériquement avec un code d'élément finis à deux dimensions.

(Xinying et al, 2012) ont proposé un modèle d'algorithme génétique pour le modèle de Levenberg-Marquardt afin de prédire l'infiltration dans un barrage en terre en Chine. Le modèle développé (GA-LM) a été comparé à ceux des algorithmes classiques de rétroprojection (BP) et (LM) et aux mesures sur le terrain. Le modèle (GA-LM) a montré qu'il est capable de prédire l'infiltration avec précision par rapport aux (BP) et (LM) avec un taux de convergence plus rapide.

(Arshad and Babar, 2014) ont développé un modèle pour estimer le débit de fuite sous et à travers le corps de la digue à l'aide du logiciel SEEP/W qui est basée sur la méthode des éléments finis. Après une comparaison entre les valeurs observées et les valeurs simulées le modèle a montré une bonne performance de 99,96%.

De plus, deux équations sont recommandées par le code USBR en 1987 pour estimer l'infiltration dans la fondation due à l'utilisation de la couverture en amont (Chanbari et Zaryabi, 2014).

(Chouireb et Djehiche, 2019) ont présenté les résultats des analyses et les quantités d'infiltration sous et à travers un barrage en terre avec drain vertical, en utilisant la méthode des éléments fins au moyen du logiciel SEEP /W pour les trois niveaux d'eau. Après avoir garanti l'applicabilité du modèle par la comparaison des résultats simulés avec ceux observés, le modèle démontre une efficacité élevée et une bonne forme physique. Grâce à cette étude, ils ont conclu que la sécurité des barrages n'est pas menacée du point de vue d'infiltration puisque le motif de la ligne phréatique suit le critère de conception standard.

Ainsi, la valeur du gradient de sortie pour les trois niveaux se situe dans les limites autorisées, ce qui implique que le barrage est sans danger contre le Renard pour tous les scénarios, le flux d'infiltration estimé est minimum et la vitesse d'infiltration maximale est dans les limites de sécurité.

Al-Janabi M. et al ont étudié l'infiltration à travers des barrages en remblai à l'aide de modèles physiques, mathématiques et numériques. Dans cette étude, les analyses expérimentales et numériques des infiltrations à travers des modèles de barrage en remblai (quatre barrages homogènes et trois zoné) ont été menées. Les résultats de deux modèles physiques ont été comparés à ceux obtenus à partir des équations de L. Casagrande (calcul mathématique) et du programme SEEP / W. Les comparaisons ont révélé que l'emplacement de la ligne d'infiltration obtenue à partir des trois méthodes était presque la même. De plus,

## *Introduction Générale*

---

lorsque le débit d'infiltration coupe la pente en aval, et que la tuyauterie est présente, l'utilisation de SEEP / W pour calculer le débit devient inutile, car elle ne peut pas calculer le volume d'eau dans les tuyauteries (Al-Janabi et *al*, 2020).

En Algérie, l'eau est devenue un bien rare et coûteux, car le volume d'eau stocké au niveau des réservoirs ne peut répondre aux besoins des populations que partiellement, alors que les eaux d'irrigation qui viennent en second plan à partir des barrages, ne couvrent de plus en plus que des superficies limitées.

Aujourd'hui, la problématique posée dans la gestion de l'eau que ce soit lors de son stockage au niveau des barrages, ou bien au cours de sa distribution est la perte d'eau appelée fuites. Le souci majeur c'est que les fuites d'eau au niveau des barrages en remblai touchent la majorité des barrages en Algérie. En effet, les eaux recueillies dans les barrages sont mal gérées du fait que le débit de fuite augmente de plus en plus sans qu'on puisse réagir à ce phénomène gênant qui induit des pertes importantes d'eau, aux files des années et qu'elles peuvent mettre en danger la stabilité du barrage.

A l'année 2020 on compte plus de 64 barrages en remblai en Algérie, dont 70% de ces derniers souffrent depuis un certain temps des infiltrations d'eau, ce qui peut provoquer un risque d'érosion interne. C'est le cas en particulier du barrage de Koudiet Medaour qui se trouve dans la wilaya de Batna, et qui est considéré comme l'un des plus grands barrages en terre en Algérie.

Malgré le bon choix des organes d'étanchéité dans les barrages et leurs fondations et le choix optimal de la position du tapis pour diminuer les pressions interstitielles et optimiser les fuites à travers le barrage, le problème ne sera pas résolu et l'infiltration est toujours présente. Donc, on cherche à estimer avec précision le débit d'infiltration (Djemili, 2006).

L'objectif de ce travail de recherche est de proposer une approche de modélisation qui permet de prédire avec précision le débit d'infiltration à travers un barrage avec masque amont en béton et un barrage avec noyau central d'étanchéité avec des données limitées, en utilisant plusieurs réseaux d'architecture différentes basées sur le paradigme de l'intelligence artificielle, et plus précisément de comparer les performances de ces réseaux à l'aide des données couvrant toutes les saisons depuis plusieurs années. Pour atteindre cet objectif, la thèse est structurée de la manière suivante :

Chapitre 1 : c'est une synthèse documentaire sur les types des barrages en terre et leurs différents systèmes d'étanchéité, ainsi que l'influence de l'action sismique sur le comportement de ces ouvrages.

Chapitre 2 : c'est une synthèse bibliographique dans laquelle on présente les principes généraux des écoulements dans les milieux poreux et plus précisément comment l'eau s'infiltré a travers un barrage en terre.

Chapitre 3 : il est consacré à la présentation des zones d'étude de deux barrages, une description détaillée des caractéristiques a été effectuée.

## *Introduction Générale*

---

Chapitre 4 : on présente l'état de l'art sur les méthodes et techniques existantes, ainsi que les travaux réalisés dans le domaine de la modélisation des infiltrations dans les barrages en terre.

Chapitre 5 : il est consacré à la représentation des principes généraux des réseaux de neurones artificiels et les réseaux choisis dans cette étude.

Chapitre 6 : s'intéresse à l'interprétation des résultats obtenus par les divers modèles utilisés dans les deux types de barrages et plus particulièrement la comparaison des performances de ces modèles. Ainsi, on s'intéresse à l'évaluation de Cinq modèles originaux pour estimer avec précision le débit d'infiltration dans le barrage Fontaine des Gazelles, les performances du modèle développé ont été évaluées et validées sur la base de données piézométriques et des débits de fuite observés depuis plus de sept années de mise en service.

En fin, une conclusion générale qui récapitule l'essentiel des résultats obtenus dans les chapitres précédents et un aperçu sur les conséquences du Renard dans quelques barrages au monde, ainsi des recommandations pouvaient être préconisées lors des travaux futurs des barrages en remblai.

---

## ***Chapitre I Généralités sur les barrages***

---

### Introduction

Les barrages en terre comptent parmi les ouvrages de génie civil les plus anciens et le plus courant, parce que sa construction implique d'utilisation des matériaux locaux avec un peu de traitement. Ils ont pour rôle de stocker l'eau destinée à l'irrigation, l'industrie, l'alimentation en eau potable, la pisciculture, l'énergie électrique, la petite navigation, et servent même pour le tourisme. Il existe plusieurs types de barrages en remblai, se caractérisant d'une part par la nature des matériaux disponibles et d'autre part par le système d'étanchéité choisi. Dans ce chapitre, un état d'art sur les barrages en terre et leurs types sera présenté. Ensuite, nous étalerons leurs organes d'étanchéité dans le corps du barrage et dans sa fondation. À la fin, le Comportement sismique et son impact sur les barrages en terre ainsi que les méthodes d'évaluation seront traitées dans la présente étude.

### I.2 Barrages rigides

Les barrages rigides en béton ou en maçonnerie se regroupent principalement en trois types:

#### I.2.1 Barrage poids

Les barrages poids sont parmi les types les plus anciens et ils en existent un grand nombre dans les pays industrialisés, ces barrages résistent à la poussée de l'eau par leur propre poids et par leur forme trapézoïdale (figure I.1), ils ont connu un recul à cause de leur prix de revient (La quantité énorme de béton dans le volume du barrage). L'avènement du BCR leur a donné une nouvelle jeunesse depuis 1980 (Carrère, 2000).

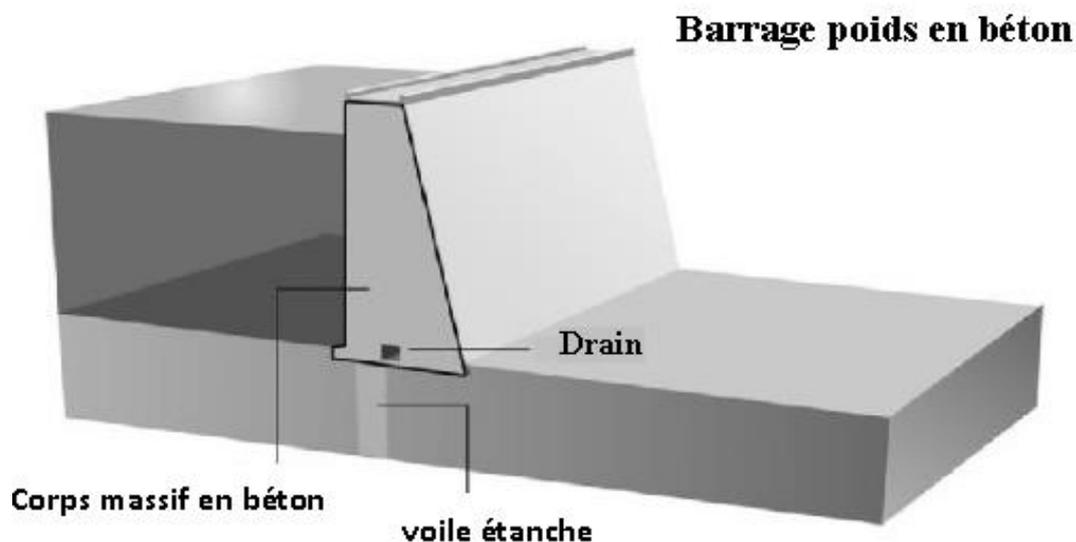


Figure I.1 : Barrage poids

#### I.2.2 Barrage Voûte

De formé arquée tournée vers l'amont (figure I.2), le barrage voûte permet de reporter la pression de l'eau du réservoir sur les rives. Cela permet également de diminuer le volume de béton et d'utiliser au mieux ses capacités à supporter la compression.

Pour cela, ce type de barrage extrêmement sûr et la seule rupture que l'humanité a connue (Malpasset, 1959) a été dû à la défaillance dans sa profondeur sous la rive (conditions géologiques), de pétrographie et de pressions interstitielles très particulières (Carrère, 2000).

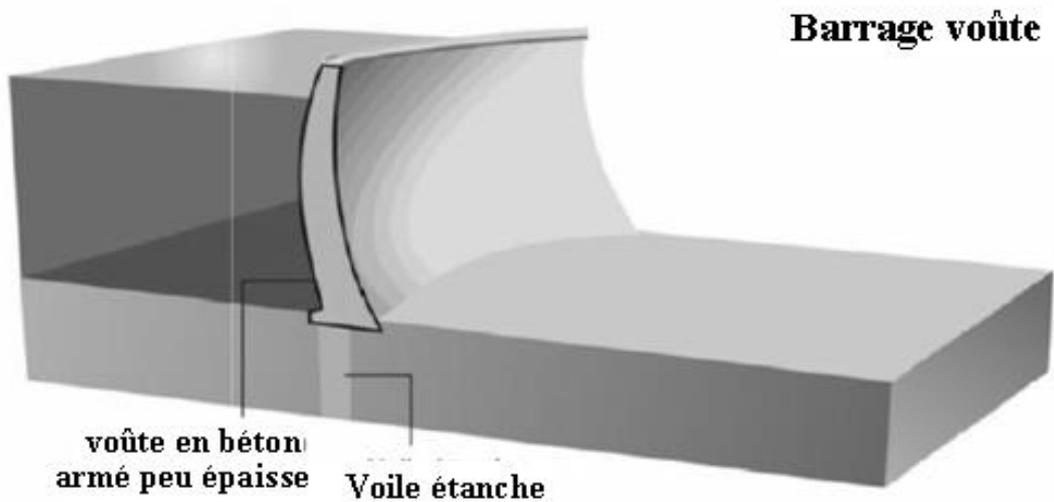


Figure I.2 : Barrage voûte

### I.2.3 Barrage à contreforts

C'est un barrage ayant la forme d'un mur tenu par derrière par des tenants appelés contrefort, et cela dans le but d'économiser dans le volume de béton (figure I.3). Les contreforts, relativement minces, conduisent les efforts jusqu'aux fondations. Ce mode de construction se subdivise en sous-catégories; contreforts à têtes arrondies à masque amont, à voûtes multiples. (Carrère, 2000).

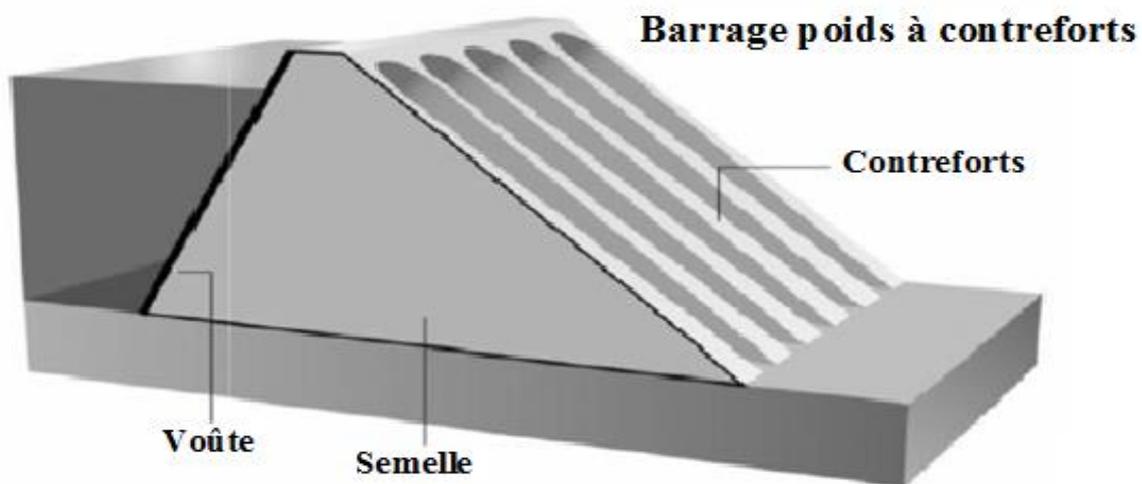


Figure I.3 : Barrage à contreforts

## I.3 Barrage souple

### I.3.1 Barrage en enrochement

Pour les barrages en enrochement l'étanchéité est obtenue soit par un noyau central soit par un masque en amont, le barrage en enrochement est un prisme de cailloux, c'est un ouvrage poids car la résistance à la poussée de l'eau est assurée par le poids du massif (Durand *et al*, 1999).

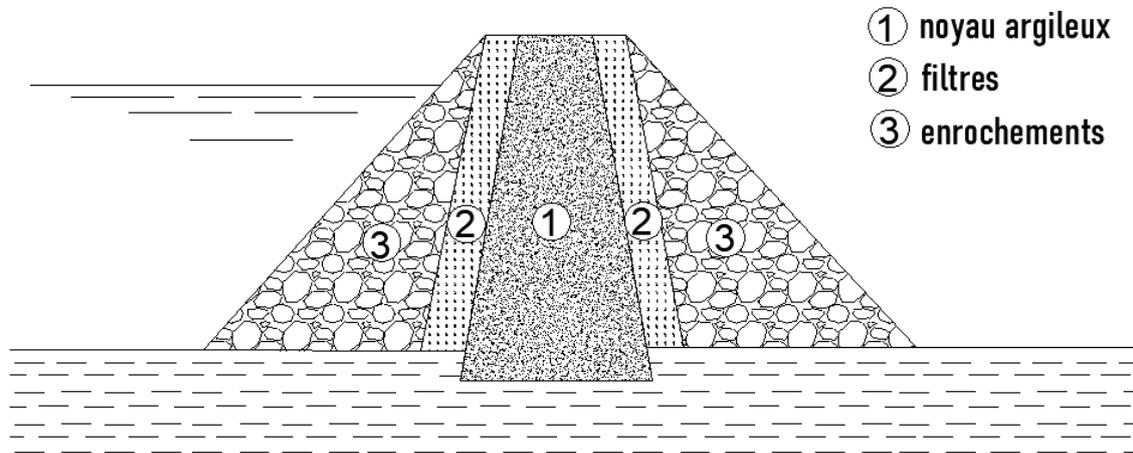


Figure I.4 : Barrage en enrochement

### I.3.2 Barrage en terre

Les barrages sont des ouvrages complexes, leurs évolutions dépendent de l'expérience acquise, du perfectionnement des moyens de mise en œuvre des matériaux, du développement des techniques de la mécanique du sol et des moyens d'analyses.

Il existe plusieurs types de barrages en remblai, qui se caractérisent d'une part par la nature des matériaux disponibles et d'autre part par le système d'étanchéité choisi, on distingue les types suivants (Schleiss et Pougatsh, 2011) :

#### I.3.2.1 Les barrages en terre homogène

Un barrage en remblai homogène dit à profil simple, il est constitué principalement par un même matériau, fin, homogène et reparti à travers toute la section de la digue. La particularité de cet ouvrage est que le matériau utilisé doit, à lui seul, assurer d'une part la constitution du corps d'appui, et d'autre part assurer la fonction d'étanchéité de la digue. Le barrage occupe une grande surface et requiert la mise en place d'un cubage important de matériau, et afin d'assurer une bonne stabilité de l'ouvrage, les matériaux les plus perméables sont placés vers les parements, et les pentes du corps d'appui doivent être très douces 1/4 (Schleiss et Pougatsh, 2011).

Ce type de barrage est muni d'un dispositif de drains dans sa partie aval et d'une protection mécanique contre l'effet du batillage des vagues dans sa partie amont (Djemili, 2006).

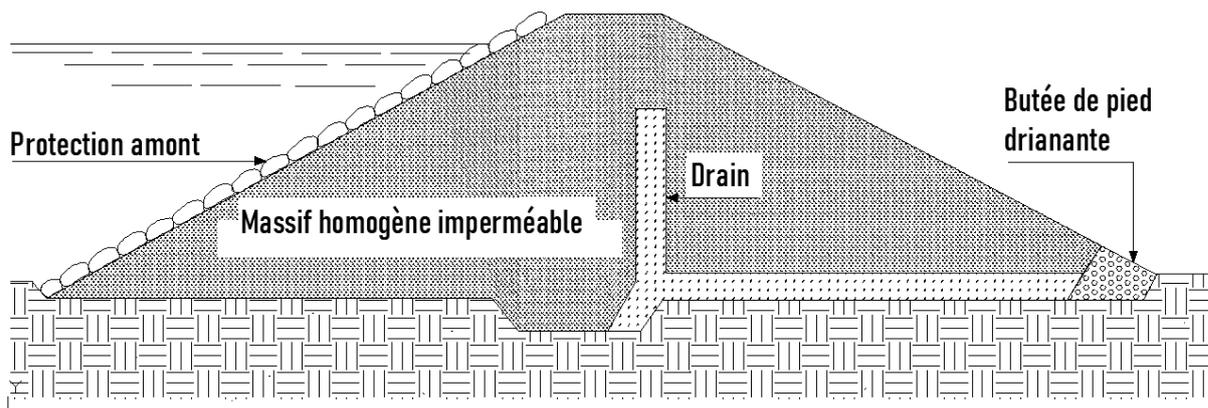


Figure I.5 : Barrage homogène

### I.3.2.2 Les barrages en terre à noyau étanche

Un barrage en remblai zoné est constitué par deux matériaux, l'un assure la constitution des deux corps d'appui (amont & aval en terre ou enrochement) quant à l'autre il est constitué par un noyau argileux étanche (vertical ou incliné) assurant l'étanchéité et la stabilité des recharges amont et aval du barrage.

Le noyau doit être soigneusement compacté et mis en place séparément par rapport aux corps d'appuis de la digue, et ce pour éviter le phénomène de tassement et de fissurations hydrauliques.

En raison de la perméabilité du matériau utilisé, la protection du parement amont est nécessaire contre toute action érosive des vagues et celle de la pluie, une protection du parement aval s'impose aussi contre les intempéries (Schleiss et Pouagatsh, 2011).

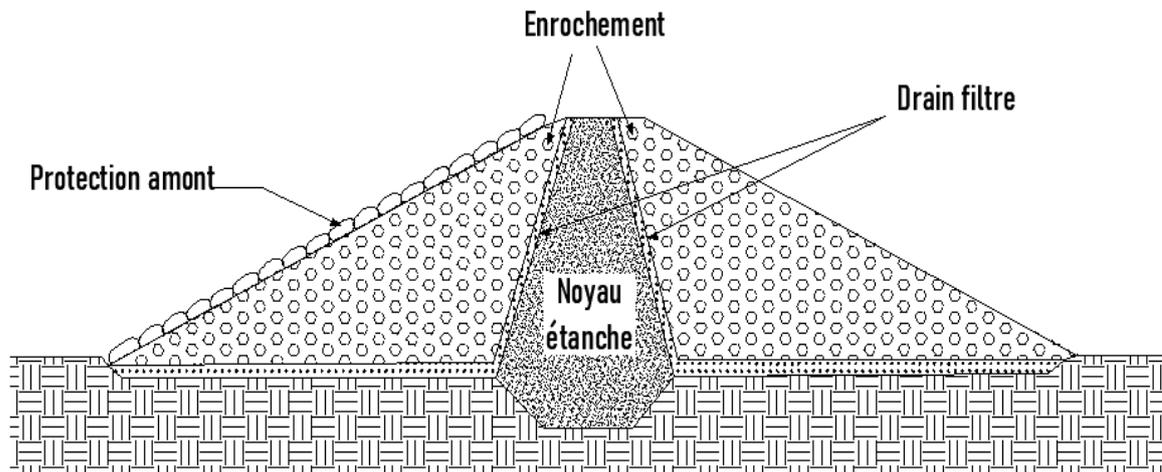


Figure I.6 : Barrage à noyau étanche

### I.3.2.3 Les barrages en terre à masque amont

La réalisation d'une digue à noyau étanche peut présenter des difficultés telles que l'indisponibilité de matériaux conformes et la difficulté de mise en œuvre, cette technique devrait être alors comparée à celle d'une digue homogène à masque amont étanche.

Le masque amont (figure I.7) est une paroi étanche posée sur le talus amont du barrage, il peut être de nature très différente: béton armé, matériel bitumineux, "bâche" et même tôle d'acier. Le corps du barrage assurant la stabilité peut être en matériau quelconque pour autant qu'il soit peu déformable (Djemili, 2006).

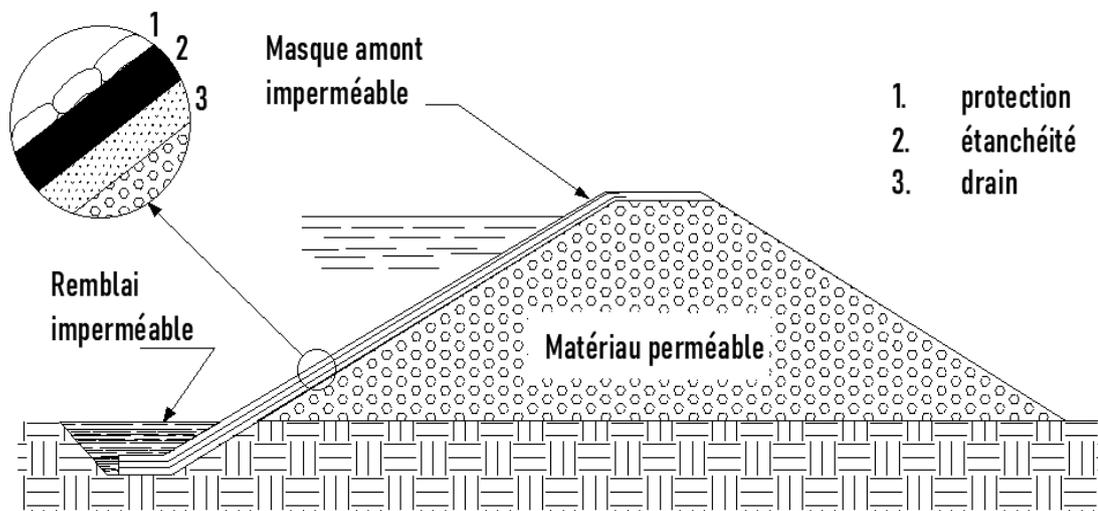


Figure I.7 : Barrage a masque amont

### I.4 Les organes d'étanchéité des barrages en terre

#### I.4.1 Noyau

Le type de noyau recommandé est en argile compacté ou en béton bitumineux.

##### I.4.1.1 Noyau en argile compacté

Le noyau en matériau argileux compacté, disposé verticalement au centre du barrage ou en position inclinée à l'amont de celui-ci, son épaisseur minimale est de l'ordre de  $b = (1/6)^{\text{ème}}$  la hauteur de l'ouvrage. Au niveau du couronnement – des plus hautes eaux d'un demi-mètre, jusqu'à la tête du barrage. Il est impératif de le protéger contre la dessiccation à sa partie supérieure pour éviter l'apparition de fissures de retrait qui risqueraient de se révéler catastrophique. Cette protection peut être assurée par une couche de sable ou de préférence, en traitant le sommet du barrage en chemin avec une chaussée en enrobé bitumineux. Latéralement, on dispose de part et d'autre d'unnoyau, un drain filtre, vers l'aval pour recueillir les eaux de percolation, vers l'amont pour absorber les eaux de ressuyage après vidange. Vers le bas, il faut assurer la continuité de l'étanchéité en raccordant celle-ci à la fondation imperméable ou au dispositif d'étanchéité des fondations (Brousek, 1973 ; Ministère de L'Agriculture, 1989).

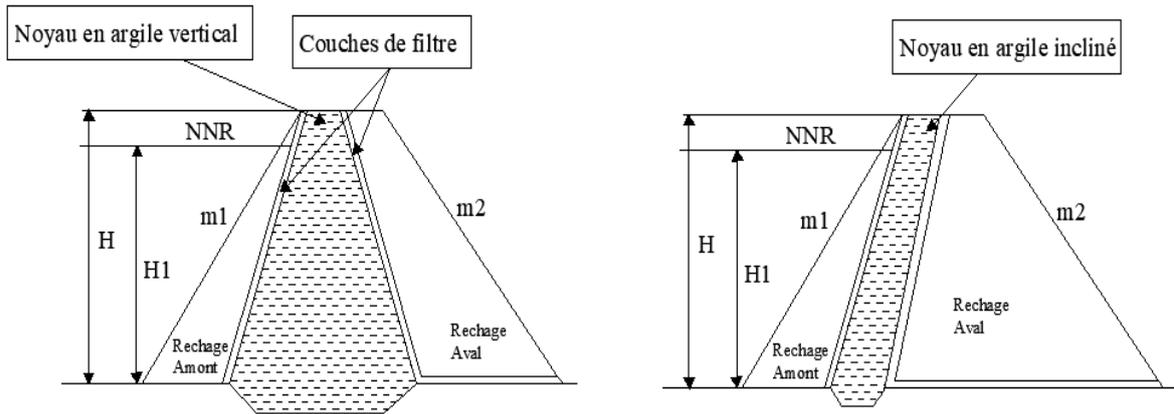


Figure I.8 : Noyau en argile vertical et incliné

#### I .4.1.2 Noyau bitumineux

L'étanchement des barrages en terre au moyen de noyaux bitumineux a connu une très grande évolution dans le monde entier et dans toutes les zones climatiques; cet élément d'étanchéité (mieux que la plus part des autres) satisfait, en effet aux exigences de sécurité les plus strictes grâce à sa déformation, sa bonne résistance à l'érosion et au vieillissement, et surtout grâce au mode de construction sans joints (CFGB, 1973 ; Lohr et Feiner, 1973).

#### I .4.2 Diaphragme Interne

Si l'on ne dispose pas de matériaux argileux pour réaliser un noyau assurant l'étanchéité, on peut recourir à la solution de diaphragme central qui est généralement exécuté sous forme d'une paroi moulée en béton armé ou en béton d'argile (Figure I.9) (Messaid, 2009).

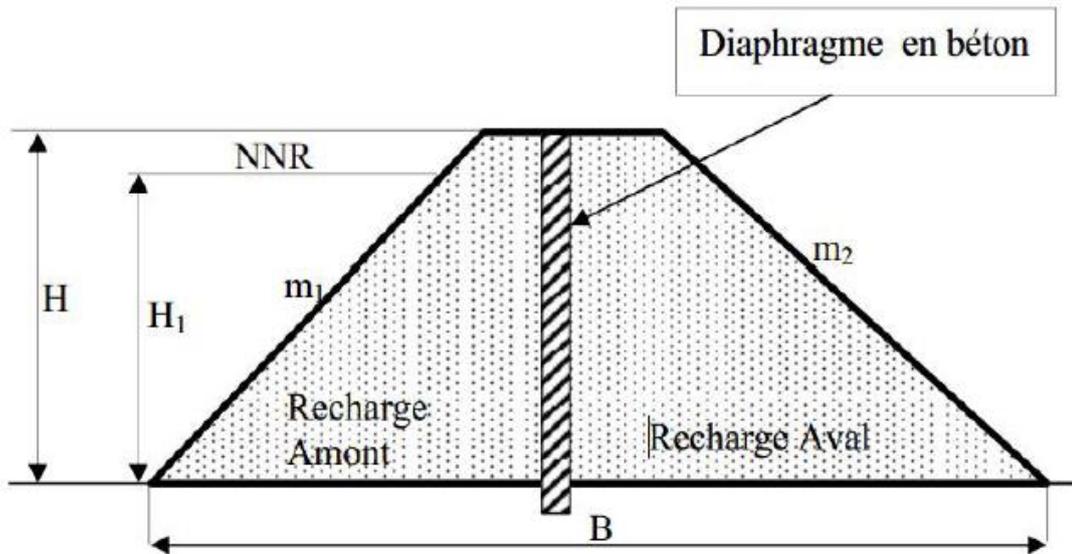


Figure I.9 : Barrage a diaphragme interne

### I.4.3 Masque amont

Il est prévu en béton de ciment, en acier, en terre et en béton bitumineux

#### I.4.3.1 Masque en béton de ciment

La dalle doit posséder des joints de construction, du fait du retrait que l'on munit de lames d'étanchéité. Ces joints sont respectivement parallèles et perpendiculaires aux lignes de plus grande pente du talus, ces dernières étant nécessaires pour diminuer l'importance des efforts de flexion (Djemili, 2006).

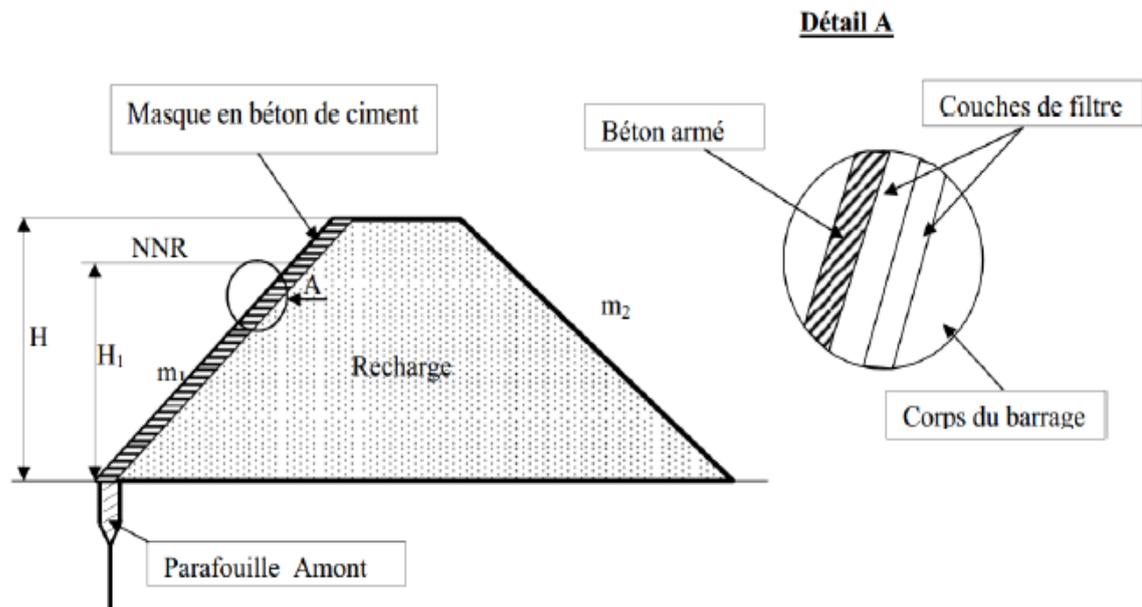


Figure I.10 : Barrage a masque en béton de ciment

#### I.4.3.2 Masque en béton bitumineux

C'est à priori le produit idéal en raison de sa remarquable étanchéité et sa résistance à la flexion. Si certaines fissures se produisent, elles se colmatent d'elles mêmes peu à peu sous l'effet de la pression de l'eau, par déformation plastique. Grosso modo, un béton bitumineux réagit de façon plastique aux déformations lentes, de façon élastique aux déformations rapides, or le tassement s'effectue en général de façon lente. Egalement, il n'y a pas de problème de joint, les différentes couches de béton bitumineux se soudent littéralement à chaud (Djemili, 2006).

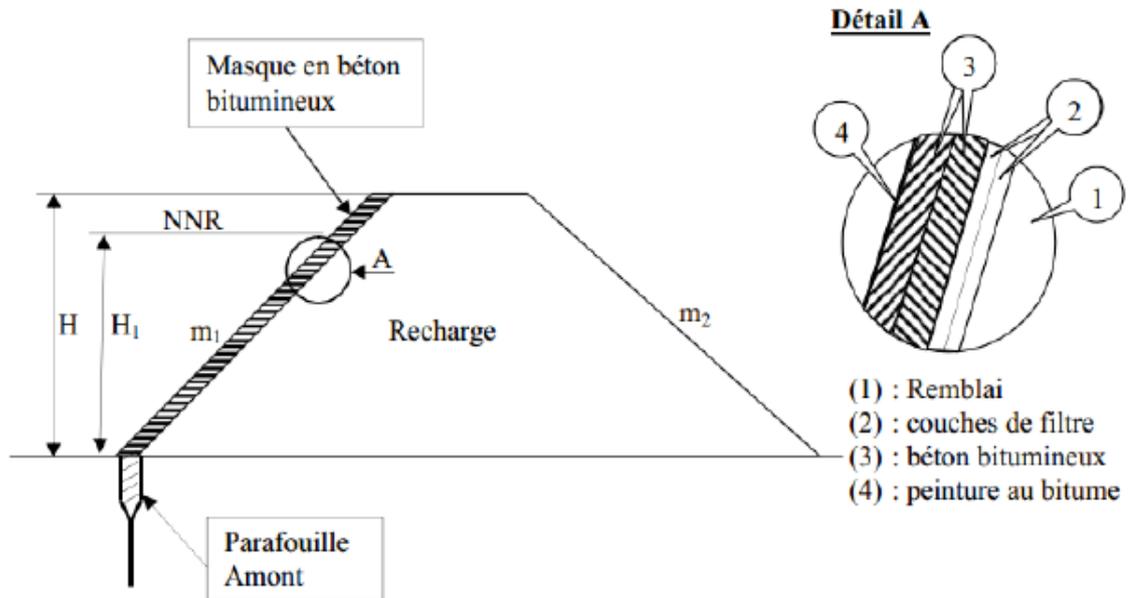


Figure I.11 : Barrage à masque en béton bitumineux

### I.4.3.3 Masque en membrane souple

Le masque en membrane souple est un procédé d'étanchéité relativement récent. La membrane souple appelée plus couramment la géomembrane est facile à mettre en œuvre. Comme masque (organe d'étanchéité) il est résistant physiquement et chimiquement. Toutefois ce type de masque nécessite une préparation minutieuse avant de le réaliser c'est-à-dire préparer les sous couches avant de placer la géomembrane. Pour la réalisation de ce type de masque les produits, les plus utilisés sont: le butyle caoutchouc, les matières plastiques, les produits bitumineux etc (Figure I.12) (Messaid, 2009).

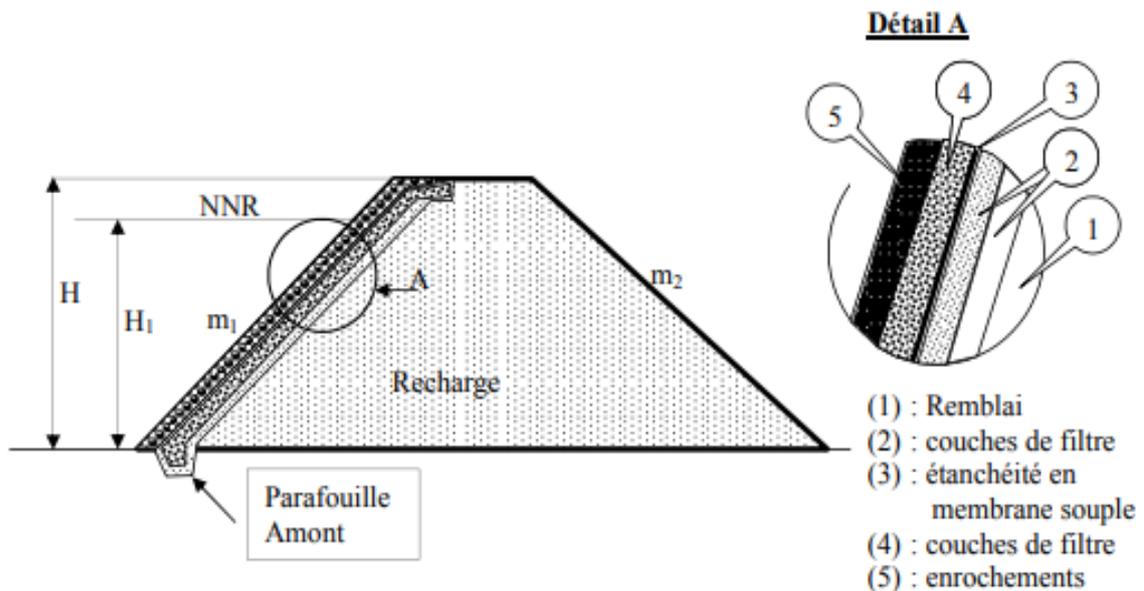


Figure I.12 : Masque en membrane souple

### I .4.3.4 Masque en acier

En raison de la grande déformabilité alliée à une résistance élevée et une étanchéité parfaite de l'acier, celui-ci constitue un matériau techniquement à peu près parfait pour un masque amont. L'inconvénient en est généralement une question de coût (Djemili, 2006).

### I .4.3.5 Masque en terre

Au moyen de terre argileuse compactée, on peut réaliser une étanchéité convenable, avec des épaisseurs qui sont des caractéristiques de perméabilité du matériau dont on dispose (Djemili, 2006).

## I .5 Etanchéité des fondations des barrages en terre

On peut considérer les trois cas suivants pour les barrages de types homogènes et zonés:

- ✓ Cas d'une fondation constituée de matériaux peu perméables: il est recommandé d'exécuter une clé d'étanchéité en matériaux argileux compacts afin de tenir compte de la fissuration superficielle et d'hétérogénéités éventuelles.
- ✓ Cas d'une fondation où la présence de couches perméables n'a été mise en évidence que jusqu'à une profondeur de quelques mètres: une clé d'étanchéité doit les barrer et être ancrée dans le niveau étanche. Si ce dernier est le rocher sain, après son nettoyage et un régalaage éventuel de sa surface, une mise en place d'une première couche d'épaisseur décimétrique constituée d'argile humide permet d'assurer un bon contact ; il peut être nécessaire d'interposer un filtre entre la face aval de la clé et les matériaux perméables de la fondation.
- ✓ Cas d'une fondation perméable jusqu'à une profondeur importante : les injections sont utilisables aussi bien dans le cas de fondation meuble que dans celui de massifs rocheux plus ou moins fissurés, les produits d'injection étant adaptés au matériau à traiter par un coulis bentonitique qui se compose de ciment, de la bentonite (coulis spéciaux); et la coupure est constituée fréquemment de 3 lignes de forages (Malfia et Ahmed, 2012).

### I .5.1 Clé d'étanchéité

C'est une fouille comblée de matériau qui assure l'étanchéité de la fondation perméable et jusqu'à pénétrer dans la couche imperméable (substratum) (Figure I.13). Cette solution est possible lorsque l'emprise de la couche imperméable n'est pas assez éloignée par rapport au terrain naturel, c'est à dire jusqu'à 07 mètres de profondeur. L'exécution de la fouille de son remblayage et de son compactage se réalisera mécaniquement (Messaid, 2009).

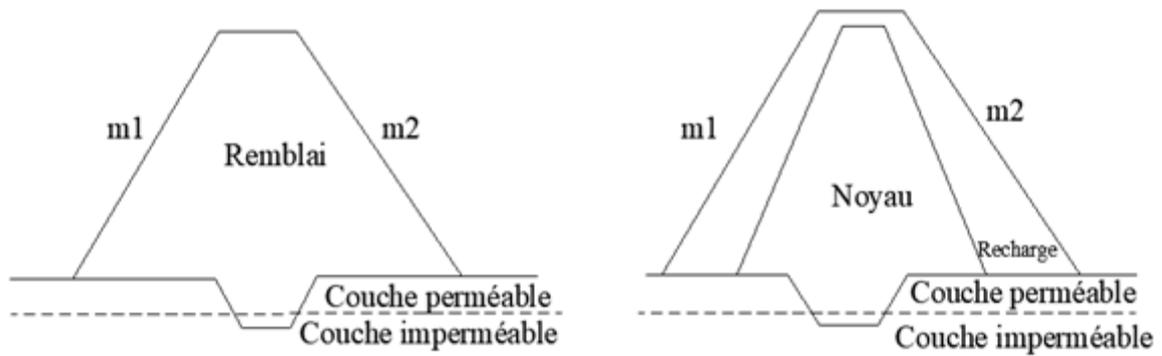


Figure I.13 : Clé d'étanchéité réalisée dans les fondations des barrages en terre

### I.5.2 Paroi moulée

On appelle paroi moulée un écran vertical construit à partir de la surface des fondations par excavation sans blindage et rechargé de coulis auto-durcissable de bentonite avec ciment ou en béton plastique (Figure I.14).

Cette solution est préconisée pour les terrains meubles, voir les fondations rocheuses. Parmi les inconvénients, cette solution peut engendrer des désordres lorsqu'il se produit des déplacements importants tels que le poinçonnement inverse s'il y a un fort tassement de la fondation meuble. Lorsque la paroi moulée est située au pied amont de la digue elle pourra être soumise à un cisaillement important dans sa partie supérieure (Messaid, 2009).

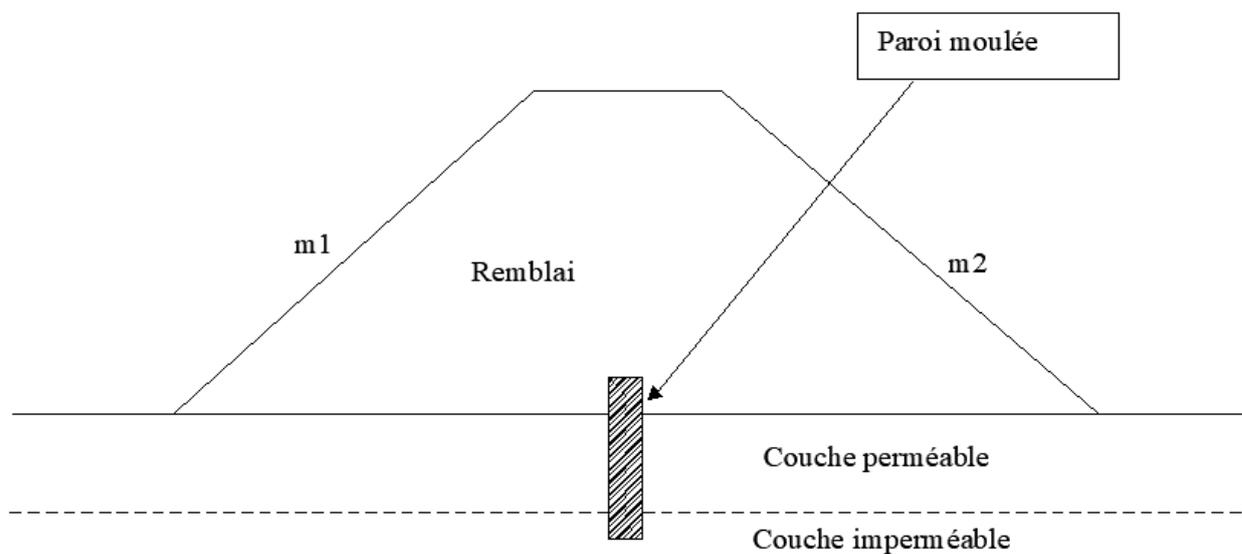


Figure I.14 : Barrage a paroi moulée

### I.5.3 Tapis d'étanchéité amont

Lorsque l'étanchéité de la retenue ne peut pas être réalisée par une coupure au droit du barrage, la solution consiste à étancher la cuvette totalement ou partiellement à l'aide d'un tapis en matériaux argileux compactés. On peut adjoindre aux matériaux argileux des produits d'étanchéité, des polymères synthétiques et de la bentonite pour améliorer son efficacité (Figure I.15). (Messaid, 2009).

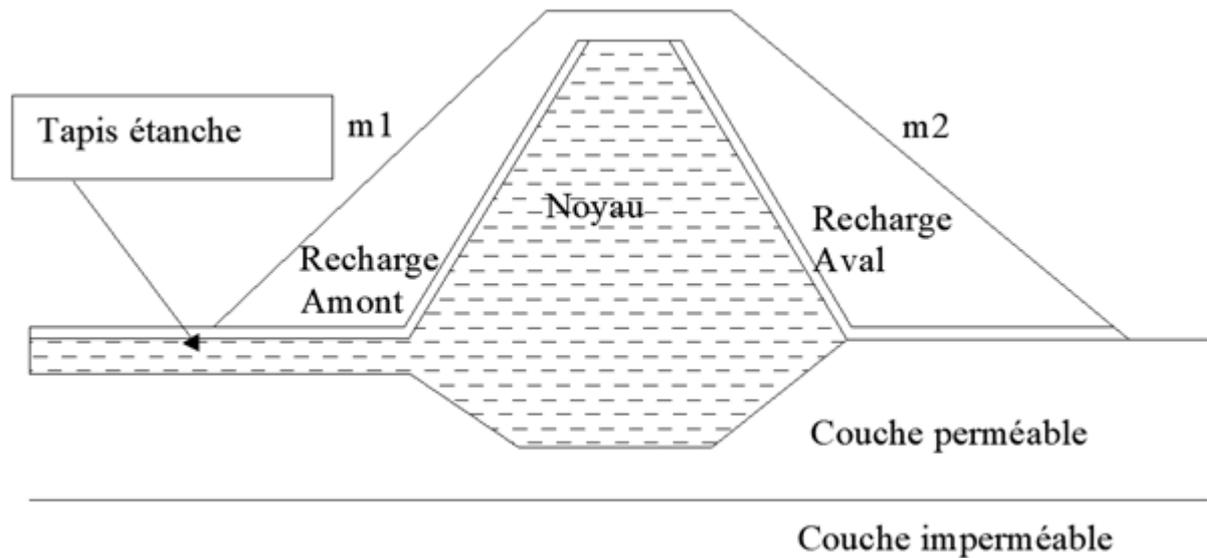


Figure I.15 : Barrage avec tapis amont

#### I.5.4 Traitement des fondations par injection

L'injection consiste à faire infiltrer dans un milieu plus au moins perméable un matériau fluide appelé coulis d'injection. L'infiltration se réalise généralement par des forages réalisés dans le milieu à traiter et a pour but la consolidation, l'amélioration de la résistance mécanique et la réduction de sa perméabilité (Figure I.16).

Les injections sont utilisables aussi bien dans le cas d'une fondation meuble que dans celui de massifs rocheux plus ou moins fissurés. Les produits injectés doivent être adaptés au sol traité (coulis de bentonite et ciment, coulis spéciaux). La coupure, le plus souvent est composée de 03 lignes de forages, Etant donné que l'injection est généralement inefficace en surface, soit on recoupe les 6 à 7 premiers mètres par une clé d'étanchéité, soit on traite à partir d'une hauteur définie préalablement (Messaid, 2009).

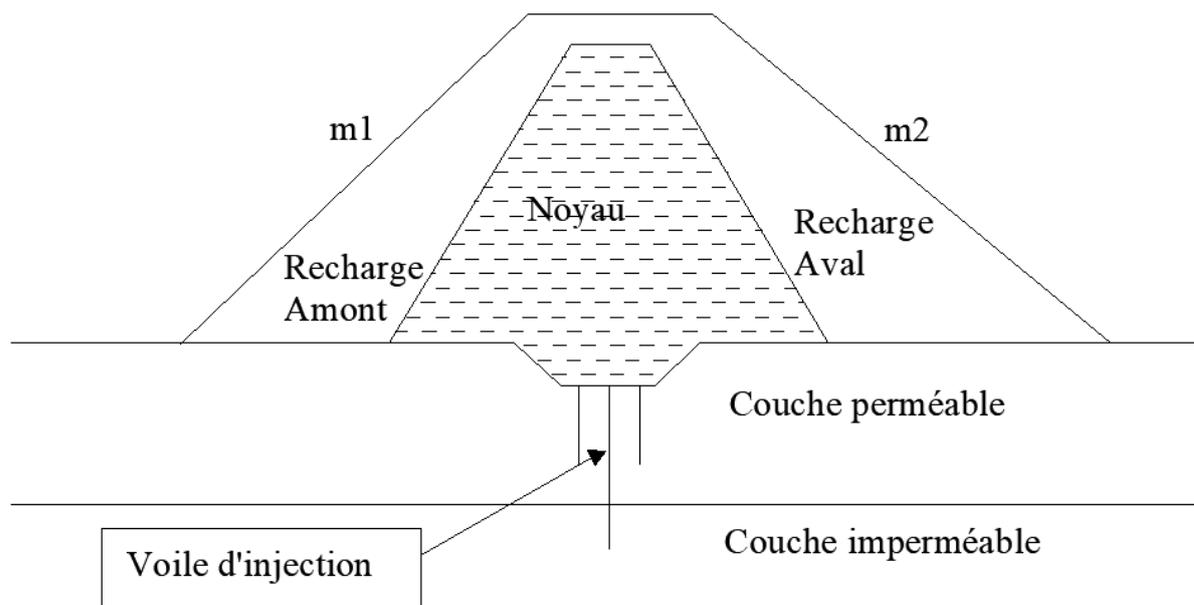


Figure I.16 : Voile d'injection

## I.6 Comportement sismique des barrages en terre

### I.6.1 Introduction

Les séismes, sont des phénomènes naturels complexes et dangereux. Leurs nombres sont multipliés au cours du dernier siècle, leurs effets se sont avérés désastreux. Ainsi l'Algérie parmi d'autres pays se trouve confronter à ce problème, elle cherche à introduire la conception anti sismique dans le calcul des ouvrages d'art afin de faire face à ce risque dévastateur (Zerouel, 2009).

Les barrages en remblais compactés sont les plus répandus dans le monde, représentent environ 70% des grands barrages: Pour la raison qu'ils sont simples de par leur physionomie que leur construction est plus relativement simple et plus économique. (Raja et Bounaghla, 2015).

Etant des ouvrages importants sollicités par des contraintes tant en régime statique que dynamique les barrages nécessitent une grande fiabilité en matière de sécurité. Plusieurs recherches ont été consacrées à l'étude du comportement dynamique des structures et en particulier à celui des barrages en terre, car ces derniers représentent les trois- quarts dans le monde, l'analyse dynamique des barrages en terre, est en pratique synonyme de l'analyse de leur comportement sismique (Zerouel, 2009).

Les barrages en terre de par leurs natures, couts et résistance aux excitations sismiques demeurent les plus utilisés comme moyen de mobilisation des ressources hydriques et ce par rapport aux barrages en béton armé. La conception ou l'étude de ce type d'ouvrage a été basée sur des règles et approches empiriques simples. Au cours de la dernière décennie, plusieurs barrages en terre de grande hauteur ont subi des ruptures assez importantes au niveau des talus amont ou aval, après la mise en eau, et une sollicitation sismique (Mohamed, 2016).

Et afin d'y remédier à cette situation en minimisant au moins les préjudices induits, un effort considérable a été déployé afin de mieux comprendre la dynamique des barrages en terre et leurs fiabilités contre les séismes. Depuis des techniques analytiques et numériques ont été développées pour répondre au besoin de ces barrages en terre soumis aux secousses sismiques (Abdel *al*, 1981).

### I.6.2 Définition d'un séisme

Un séisme est une libération brutale de l'énergie potentielle accumulée dans les roches par le jeu des mouvements relatifs de différentes parties de l'écorce terrestre. A partir d'un certain seuil, les mouvements ondulatoires du sol dans l'ouvrage en faisant déplacer les appuis pour s'amplifier dans la structure. Le niveau d'amplification dépend essentiellement de la période de la structure et de la nature du sol. Les contraintes développées créeront un déséquilibre, donnant naissance à des ondes sismiques qui se répandent dans toutes les directions pour atteindre enfin la surface du sol (Frank, 2003).

### I.6.3 Impact de la sismicité sur les barrages en terre

L'effet de séisme est considéré en introduisant des forces horizontales sur les tranches, cette dernière dépend de l'accélération de la masse considérée, c'est-à-dire de la réponse en direction

horizontale du tremblement de terre, en pratique on accepte des déformations plastiques et des tassements limités dus aux instabilités pendant des tremblements de terre, Selon Bishop avec forces sismiques de substitution, les pressions interstitielles et la résistance au cisaillement sont réduites.

Ces déformations en cas de séisme induisent un abaissement du niveau du couronnement, il faut prévoir une surélévation du couronnement ou une revanche plus élevée (Schleiss et Pouagatsh, 2011).

Moyens possibles par lesquels un tremblement de terre peut provoquer la défaillance d'un barrage en terre (Seed, 1979):

- 1- Perturbation du barrage par un mouvement de faille majeur dans la fondation
- 2- Perte de la revanche due aux mouvements tectoniques différentiels du sol
- 3- Ruptures de pente induites par les mouvements du sol
- 4- Perte de revanche due à des ruptures de pente ou au compactage du sol
- 5- Glissement du barrage sur des matériaux de fondation faibles
- 6- Rupture induites par les mouvements du sol
- 7- Dépassement du barrage en raison de glissements ou de chutes de pierres dans le réservoir
- 8- Défaillance du déversoir ou des ouvrages de sortie.

On peut noter que la plupart des problèmes potentiels qui peuvent se développer à la suite d'une action sismique ne nécessitent pas un traitement analytique mais simplement l'application de mesures défensives de bon sens pour prévenir les effets délétères. En bref, bon nombre des effets potentiellement nocifs des tremblements de terre sur les barrages en terre et en enrochement peuvent être éliminés en adoptant des mesures défensives qui rendent les effets non nocifs. Une liste de ces mesures défensives se résumant comme suit : (Seed, 1979):

- 3- Utiliser de larges zones de transition de matériaux non vulnérables à la fissuration
- 4- Utiliser des drains de cheminée près de la partie centrale du remblai
- 5- Fournir de vastes zones de drainage pour permettre l'écoulement possible de l'eau à travers les fissures
- 6- Utiliser de larges zones centrales de matériaux plastiques non vulnérables à la fissuration
- 7- Utiliser une zone de filtrage bien calibrée en amont pour servir de bouche-fissure
- 8- Fournir des détails de crête qui empêcheront l'érosion en cas de dépassement
- 9- Évaser le noyau de remblai au niveau des contacts de butée
- 10- Localiser le noyau pour minimiser le degré de saturation des matériaux
- 11- Stabiliser les pentes autour du bord du réservoir pour éviter les glissements dans le réservoir

12- Fournir des détails spéciaux en cas de danger de mouvement de défaut dans la fondation.

### I.6.4 Bref historique au travers d'exemples

Les barrages en béton ont toujours été considérés comme le type d'ouvrage le plus sûr en cas de séisme. Cependant cette opinion peut s'avérer une erreur, comme on a vu lors de la rupture du barrage de Shih Kang en 1976 ainsi que d'autres barrages en béton qui ont été endommagés par des séismes, de grande magnitude qui se sont produits en Inde, en Turquie, et à Taiwan. Ces événements ont montré que le risque sismique demeure une sérieuse menace pour tous les barrages tous types confondus (Sevim, 2014), pour cela l'évaluation sismique des barrages est une étape cruciale dans la vérification de leur sécurité. Avant 2006, seulement une vingtaine de barrages en béton ont subi une accélération supérieure à 0.2 g. Toutefois, parmi ceux-ci, un certain nombre voyaient leurs critères de dimensionnement inférieurs aux efforts sismiques supportés (Alliard et al, 2008).

Plusieurs barrages en terre dans la région minière d'El Cobre au Chili ont subi en 1965 un séisme de magnitude 7.0, ce dernier causa la rupture de quelques barrages. Le village d'El Cobre fut détruit et 200 personnes perdirent la vie dans une coulée de 2 millions de tonnes de résidus s'étendant sur 20 km. La rupture de plusieurs barrages dans la région est attribuable à la liquéfaction des résidus (Dobry et Alvarez, 1967).

Le barrage Fundao (situé en Brésil) a subi en 2015 un événement sismique précédant la rupture a été enregistrée à 2,0 sur l'échelle de Richter. Plusieurs fissures horizontales, en haut des contreforts, sur la face aval du barrage, ont été alors constatées suite à cette sollicitation. Un tremblement de terre de cette magnitude ne peut expliquer à lui seul la rupture de la digue, même en considérant une profondeur très faible de l'épicentre typique des séismes de cette région et une amplification des accélérations à travers la fondation et la digue par un facteur de trois (Agurto-Detzel et al, 2016).

Le 14 janvier 1978, le séisme d'Izo-Ohshima-Kinkai de magnitude 7,0 a généré des accélérations horizontales maximales d'approximativement 0,25g sur le site de la mine Mochikoshi. La digue 1 construite par la méthode amont céda dans les 10 secondes suivant la secousse principale. La coulée de résidus atteignit la rivière Mochikoshi, et contamina la rivière Kano située en aval. Le jour suivant, la digue 2 céda 5,5 heures après les secousses secondaires de magnitude 5,8. La rupture de la digue 2 est attribuée à la remontée de la nappe phréatique en raison de la liquéfaction des résidus et des surpressions interstitielles générées par les secousses principales et secondaires. La rupture de la digue 2 causa une coulée de 3 000 m<sup>3</sup> de résidus sur une distance de 240 m (Ishihara, 1984).

Un séisme de magnitude 9,0 en 2011 au Japon a engendré la rupture d'une digue de rétention de résidus miniers construits par la méthode amont en raison de la liquéfaction des résidus saturés (Ishihara et al, 2015). La rupture n'a causé aucune perte de vie lors de l'écoulement de 40 000 m<sup>3</sup> de résidus sur 2 km dans une vallée étroite avant d'atteindre la rivière Obuki. L'étude ne conclut pas sur les raisons de la rupture de la digue Kayakari mais la digue Takasega-mori située en amont a résisté au séisme. Ces deux digues avaient également résisté à un séisme en 2003 malgré des accélérations au sol enregistrées de 0,81g dans la direction nord-sud et

une durée de tremblement significatif de 20 secondes. Le tremblement de terre de 2011 ayant causé la rupture avait des accélérations maximales de 0,45g mais une durée de tremblement significatif de 2 minutes. Ces observations suggèrent que l'accélération horizontale maximale n'est pas un critère suffisant pour estimer la vulnérabilité d'une digue face à un tremblement de terre; le contenu en fréquence, la teneur en énergie, la durée et la vitesse maximale doivent également être pris en compte.

Enfin, le seul exemple, à ce jour est le barrage Shih-Kang situé à Taiwan, il a subi une rupture suite à un séisme de 7,6 de magnitude. Toutefois la rupture fut induite par un mouvement différentiel de 7.7 m d'une faille située directement sous le barrage. Il est à noter que la rupture n'a causé aucune perte de vie humaine. L'ensemble des 2.7 millionsm<sup>3</sup> d'eau du réservoir ont été efficacement drainés par le canal aval (Alliar et Léger, 2008).



**Figure I.17 :** Le barrage de Shih-Kang avant et après sa rupture

Il est bien connu que les barrages en terre ont une capacité de résister mieux aux excitations sismiques, malgré cela, dans les 10 dernières années, certains barrages en terre de taille considérable ont fait l'objet de ruptures relativement importantes des parements amont et aval avant et après la mise en eau, notamment sous sollicitations sismiques (Mohamed, 2016).

Le barrage en terre de Miboro (situé à Kita-Muto, Japon) a subi en 1961 un séisme avec une magnitude de 7 qui s'est produit avec son épicentre à environ (20 km) du barrage. Les mouvements de l'ouvrage sur le terrain rocheux auraient été de courte durée et violents; la secousse a produit plusieurs grands glissements de terrain, et une grande quantité de roches tombantes avec un tassement d'environ (2,5 cm) et un déplacement horizontal d'environ 05cm à la crête (Seed et al, 1980).

L'exemple de la digue Lac-Volcanique au Mexique, Ce barrage a été construit en 1912, il a subi un séisme en 1915, de nombreuses fissures larges se sont développées le long de la crête du barrage, d'une longueur de 30 à 55 m et s'étendant jusqu'à une profondeur d'environ 10,7 m. Une fissure était profonde (environ 21 m). De plus, deux glissements locaux se sont produits du côté en aval du barrage (Seed et al, 1980).

Le barrage de Coleman au Northwest de Fallon 1954, il s'agit d'une structure de dérivation en composite béton-terre située à 1,6 km au nord-ouest de Fallon. Les rapports indiquent que la structure a été détruite pendant le tremblement de terre. Cette structure a échoué en raison du déplacement et de la fissuration des piliers en terre, qui à leur tour, ont permis à l'eau de s'éroder

autour de la partie en béton, provoquant son renversement partiel, sa fissuration et sa fragilité. Les piliers en terre ont été complètement lavés (Seed et *al*, 1980).

Le barrage de Rogers a Nevada, il aurait échoué lors du tremblement de terre du 23 aout 1954 à Fallon. . Aucun détail n'a été trouvé, mais il semble que la structure, comme le barrage de Coleman, était composée d'un déversoir central en béton avec deux remblais en terre. Il était situé (4,8 Km) au nord-est de Lovelock dans le Nevada. La partie sud-est du barrage en terre a cédé et une partie de la structure en béton a été rompue et retournée dans le bassin de déversement (Seed et *al*, 1980).

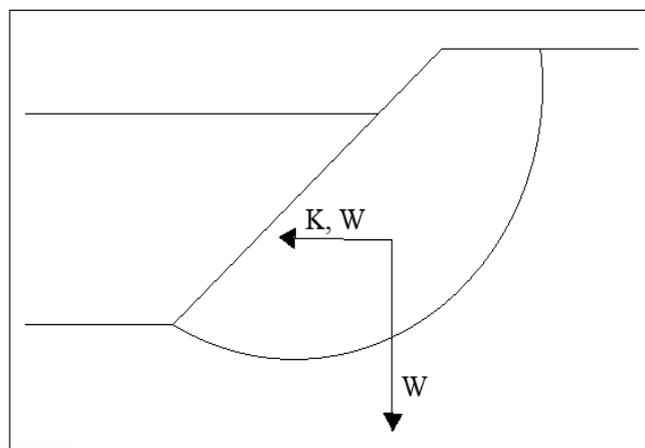
### I.6.5 Méthodes d'évaluation de la stabilité sismique

Il existe plusieurs méthodes pour l'analyse de la stabilité sismique des barrages en remblai (la stabilité des pentes, déformation de la digue, liquéfaction des matériaux de la digue et de la fondation). Les méthodes d'analyses de stabilité sismiques incluent (James, 2009; Jibson, 2011) :

- L'analyse pseudo-statique.
- L'approche de Newmark
- Les techniques de modélisation numérique :
  - ✓ Les contraintes totales.
  - ✓ Les contraintes effectives.

#### I.6.5.1 Analyse pseudo-statique

La méthode pseudo-statique était la méthode standard pour l'analyse de la stabilité des barrages en remblai vis-à-vis des séismes, elle consiste à ajouter à l'analyse une accélération horizontale constante représentant l'effet d'un séisme (Jibson, 2011). La méthode est conservatrice dans la plupart des cas, car elle suppose une force constante dans une seule direction, cette force est exprimée par le produit d'un coefficient sismique « $k$ » et du poids du sol impliqué « $W$ ». La méthode pseudo-statique peut cependant être non conservatrice, en particulier pour les sols susceptibles à la liquéfaction (H. B. Seed et Idriss, 1982), il est recommandé d'utiliser un coefficient sismique égal à la moitié de l'accélération des conditions drainé (matériaux granulaires) et non drainé (sols cohésifs), et réduire la résistance des matériaux de 20% (Makdisi et Seed, 1977).

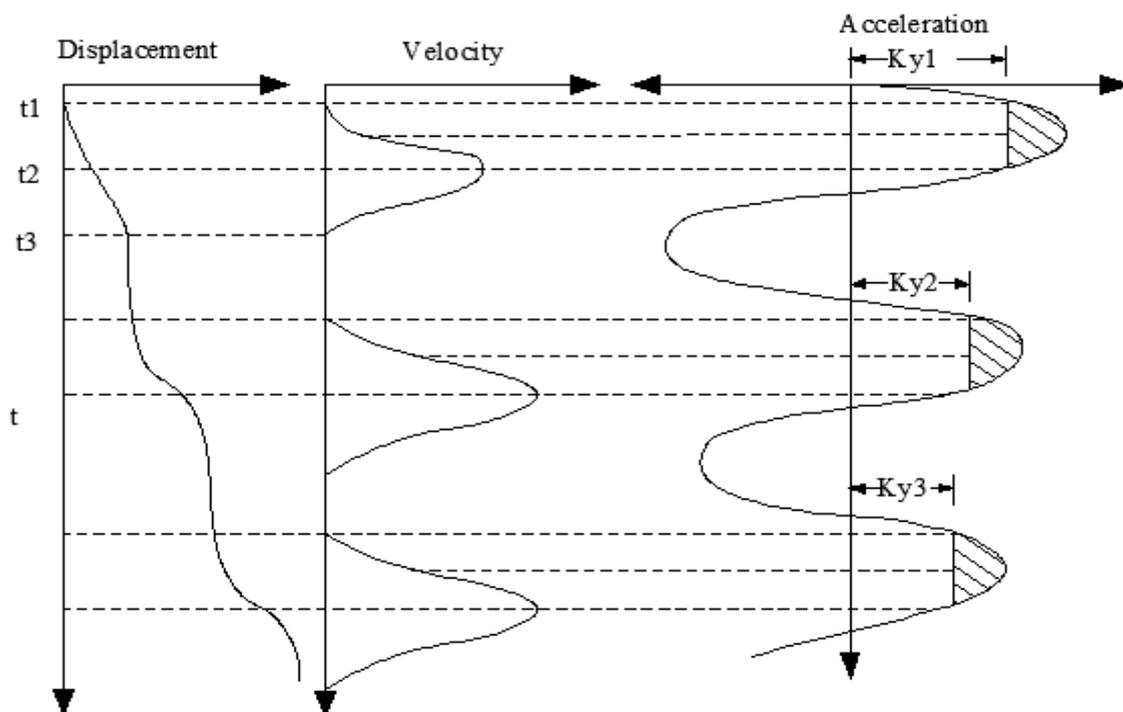


**Figure I.18** : Forces d'inertie horizontales représentent l'effet de la charge sismique

Plusieurs chercheurs ont appliqué la méthode pseudo-statique et ont démontré que l'accélération maximale au sol ne constituait pas un critère unique de mesure de l'effet d'un séisme (Ishihara et *al*, 2015), et que le coefficient pseudo-statique doit être déterminé en utilisant tout d'abord le niveau de déplacement acceptable, la période naturelle de l'ouvrage et l'accélération spectrale du site (Bray et Travararou, 2009). En plus le concept de rupture utilisé est influencé par celui utilisé dans le cas statique tel que le facteur de sécurité soit inférieur à 1.

### I.6.5.2 L'approche de Newmark

Méthode de Newmark ou méthode des déplacements permanents, cette approche consiste à évaluer les glissements d'un bloc rigide le long d'une pente causés par le dépassement d'une accélération critique sur l'accélérogramme d'un séisme. Cette accélération critique est déterminée par équilibre limite et le déplacement causé par un séisme se calcule en intégrant les zones excédant cette accélération critique sur un accélérogramme (figure I.19) (Newmark, 1965).



**Figure I.19:** Méthode de double intégration pour la détermination de la déformation du parement de barrage (Ziaie et Ramzanpour, 2008)

À des fins de conception, Makdisi et Seed (1977) ont développé une méthode de prédiction des déplacements permanents utilisant des paramètres simplifiés pour représenter la sollicitation sismique et la réponse de la digue. Cette approche fut développée davantage par Bray et Travararou (2007) à partir de régressions statistiques sur des bases de données sismiques récentes, appliquée à des digues de sites d'enfouissements en Californie.

### I.6.5.3 L'analyse de Seed-Lee-Idriss

Cette méthode a été améliorée par Seed à l'aide d'autres collaborateurs au cours de ces dernières années. Ces améliorations ont surtout trait à l'introduction de nouvelles méthodes numériques. Les méthodes pseudo statiques et de Newmark ne s'appliquent pas lorsque la résistance du matériau composant le barrage change significativement sous l'action d'une sollicitation sismique. En effet, cette méthode prend en compte le changement de la résistance du sol, bien qu'elle soit restée fondamentalement inchangée.

- **La procédure de l'analyse, consiste essentiellement en (Seed, 1979):**

1. La détermination du profil du barrage à utiliser dans le calcul.
2. La détermination de ou des accélérogrammes au niveau de la base de la structure qui représentent le séisme le plus sévère auquel peut être soumise cette structure.
3. La détermination, aussi précise que possible, des contraintes dans le barrage avant le séisme. La meilleure façon de faire est probablement d'utiliser un modèle par éléments finis.
4. La détermination des caractéristiques dynamiques des matériaux du barrage, telle que le module de cisaillement et les caractéristiques d'amortissement. Il est nécessaire d'établir de quelle façon elles varient avec la déformation.
5. L'évaluation des contraintes induites dans la structure par l'accélérogramme appliqué à l'aide d'une procédure appropriée utilisant la méthode des éléments finis.
6. Des essais sur échantillons des matériaux (contraintes initiales et contraintes dynamiques supplémentaires) pour étudier la variation des pressions interstitielles et l'évolution des déformations. Ces essais doivent être assez nombreux pour permettre une estimation par interpolation des caractéristiques de l'ensemble des matériaux dans la digue.
7. L'évaluation du coefficient de sécurité contre la rupture de la structure durant ou après le séisme en considérant les contraintes statiques et sismiques, ainsi que la résistance des éléments de sol.
8. Si la stabilité est assurée, reste l'évaluation des déformations statiques et sismiques calculées aux étapes 3 et 5.

- Les techniques disponibles pour la réalisation de ces étapes progressent sans cesse. Cependant, chacune des étapes de la procédure Seed-Lee-Idriss peut être réalisée de façons différentes plus ou moins exactes. Cette procédure a été utilisée afin d'étudier plusieurs barrages ayant subi un séisme elle a permis de retrouver à posteriori la bonne tenue ou la rupture de ces ouvrages, ainsi que les traits généraux de la cinématique observée (GIGB et ICOLD, 1986).

### I.6.5.4 Les méthodes numériques

Les techniques de la modélisation numérique en condition dynamique ont été appliqués sur les barrages en terre dans les dernières décennies, tel que le barrage de San Fernando aux États-Unis (Moriwaki et al, 1998), le parc à résidus Mochikoshi au Japon (Seid-Karbasi et Byrne, 2004), le parc à résidus Aitik en Suède (Zardari et al, 2017) et le parc à résidus de la mine LaRonde (James, 2009; James et al, 2006). Les techniques sont réalisées avec la méthode des éléments finis par Ghaboussi (1967), Ghaboussi et Wilson (1973), jusqu'au 2005 par Fell et al, et le logiciel commercial FLAC qui utilise la méthode des différences finies (Itasca, 2016).

Les codes numériques de la dynamique qui sont utilisés dans la pratique se divisent en deux catégories :

- **Codes en contraintes totales:**

Les codes en contraintes totales, sont basés sur le concept des contraintes totales, et ne tiennent pas compte de la pression des pores dans l'analyse. Ils peuvent être divisés en deux grandes catégories:

1. Codes basés sur la méthode linéaire équivalente (EQL).
2. Codes non linéaires (Fully non-linéaire codes).

Les premiers codes en contraintes totales sont basés sur la méthode linéaire équivalente développée par Seed et ses collègues en 1972, EQL est essentiellement une analyse élastique, développé pour l'approximation du comportement non linéaire des sols sous l'effet de chargement cyclique. Les codes qui utilisent l'analyse EQL en pratique sont :

SHAKE (Schnabel et al, 1972), QUAD-4 (Idriss et al, 1973) et FLUSH (Lysmer et al, 1975). SHAKE est un programme de propagation d'onde en 1-D est essentiellement utilisé pour l'analyse de la réponse de site (Fell et al, 2005). QUAD-4 et FLUSH sont les versions en 2-D de SHAKE, sont utilisés pour étudier la réponse sismique des barrages en terre. Cependant, ces codes ne peuvent pas prendre en compte la dégradation et la plastification des matériaux sous l'effet de chargement cyclique.

Les seconds codes, donnent des valeurs de la déformation proche de la réalité, les codes non linéaires élastoplastiques typiquement utilisés pour l'analyse des barrages en terre sont DIANA (Kawai, 1985) ANSYS (Swanson, 1992), FLAC (Cundull, 1993), etc.

Les modèles constitutifs dans ces codes varient de simples non linéaire hystérétiques modèles aux plus complexes modèles élastoplastiques cinématiques écrouissables. En comparant les deux familles de codes, on a constaté que les codes élastoplastiques non linéaires sont plus complexes et demandent beaucoup plus de temps de calcul, cependant, ils prévoient une analyse plus réaliste de comportement des barrages en terre sous l'effet de séisme.

- **Codes en contraintes effectives :**

La majorité des codes en contraintes effectives ont été développée pour répondre au besoin de modéliser la pression des pores générée et dissipée dans les matériaux susceptibles à la liquéfaction. Tout cela pour avoir une meilleure approximation des déformations permanentes sous l'effet de chargement sismique (Fell et *al*, 2005). Ces codes se divisent en deux catégories :

**1. Codes complètement couplés**, où le sol est traité comme milieu biphasique : sol et l'eau, en considérant deux types de pressions de pore, la première transitoire reliée aux déformations élastiques et la seconde résiduelle reliée aux déformations plastiques, cette dernière représente le grand défi pour la prédire dans ces codes. La détermination de la pression de pores sous l'effet de chargement sismique est très complexe, les études effectuées sur différents codes, suggèrent que les prédictions de la réponse dépendent forcément d'un certain pas : lorsque le pas de la charge est similaire au pas des contraintes utilisées pour la calibration de modèle, la prédiction est bonne, et dans le cas contraire on aura une faible prédiction. On trouve comme codes : DNAFLOW, DYNARD, SWANDYNE, et SUMDES.

**2. Codes semi-couplé**, représente moins de difficulté numérique, mais ils sont moins rigoureux. Ils utilisent des relations empiriques pour relier les contraintes et les déformations de cisaillement à la pression des pores, ce qui implique une faible restriction sur le type de modèle plastique utilisé. On cite comme exemple de codes semi-couplé : DESRA-2, DSAGE, TARA-3 et FLAC.

## I.7 Conclusion

Dans le présent chapitre, nous avons montré que les barrages en terre peuvent être dotés de divers organes d'étanchéité dans le corps du barrage et dans sa fondation, car ces derniers jouent un rôle primordial dans la stabilité et la sécurité de cet ouvrage. Nous avons également mentionné très brièvement les différents types des barrages ainsi que les organes d'étanchéité utilisés pour diminuer le maximum possible le débit de fuite sous et à travers le corps de la digue, mais le problème reste toujours majeur pour les barrages en terre. Ainsi, le chapitre suivant portera sur les écoulements dans les milieux poreux et montrera comment l'eau percole dans les interstices du sol.

---

*Chapitre II Les écoulements dans les milieux  
poreux*

---

### Introduction

Toute masse de sol donnée est constituée de particules solides de différentes tailles avec des espaces vides interconnectés. Les espaces vides contenues dans un sol permettent à l'eau de s'écouler d'un point de haute énergie à un point de basse énergie. La perméabilité est définie comme la propriété d'un sol qui permet l'infiltration de fluides à travers ses espaces vides interconnectés. Dans de nombreux cas pratiques, la nature de l'écoulement de l'eau à travers le sol est telle que la vitesse et le gradient varient à travers le milieu. Pour ces problèmes, le calcul du débit est généralement effectué à l'aide de graphiques appelés réseaux de flux. Le concept du filet d'écoulement est basé sur l'équation de continuité de Laplace, qui décrit la condition d'écoulement stable pour un point donné de la masse du sol. Dans ce chapitre, nous allons étudier les paramètres de base impliqués dans l'écoulement de l'eau à travers les sols et nous allons dériver l'équation de continuité de Laplace et étudier ses applications liées à des problèmes tels que l'écoulement sous les structures hydrauliques et plus précisément les infiltrations à travers les barrages en terre (Braja, 2019).

### II.2 Définition d'un milieu poreux

Le milieu poreux ou matrice poreuse est un milieu perméable comportant des pores dans lequel l'eau s'écoule à travers un réseau des pores ouvertes diversement interconnectées (Castany, 2002).

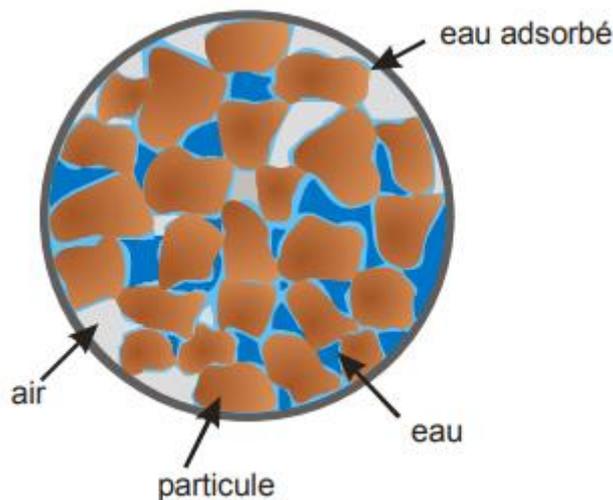


Figure II.1 : Représentation d'un milieu poreux

#### II.2.1 Morphologie des pores et milieu poreux

Le milieu poreux est constitué par des vides ménagés entre les particules solides, ces vides sont des pores de petites dimensions qui ont une forme plus ou moins sphérique. Les grains ne sont jamais jointifs.

Les dimensions des vides sont étroitement liées à celles des grains, dont la mesure est plus directement accessible. Les diamètres des grains des roches meubles perméables s'étalent dans une gamme de 0,06 à 16 mm (Castany, 2002).

### II.2.2 Intercommunication des pores et milieu continue

Les particules d'eau souterraine se déplacent dans le sol (eau gravitaire) grâce à la communication des pores entre eux dans le sens de l'écoulement, celle-ci suivent des trajectoires compliquées (tortuosité des trajectoires). Cet agencement caractérise la continuité du milieu poreux qui est une des conditions de base pour la validité des lois de l'hydrodynamique souterraine.

Par exemple la pierre ponce volcanique qui renferme un grand nombre de vides, mais sans interconnexions, est imperméable. C'est pourquoi il ne faut pas confondre porosité et perméabilité. La porosité est la propriété du réservoir de stocker ou de libérer de l'eau souterraine. La perméabilité est son aptitude à conduire son écoulement (Castany, 2002).

### II.2.3 La porosité

La porosité  $n$  est la propriété d'un milieu poreux de comporter des vides interconnectés ou non. Elle est exprimée en pourcentage par le rapport des volumes des vides  $V_v$  d'un milieu au volume total  $V_t$ , son inverse est la compacité (Castany, 2002).

$$n = (\text{volume des vides} / \text{volume total}) \text{ en } \% \quad (\text{II.1})$$

On distingue du point de vue de la mécanique des fluides:

#### II.2.3.1 La porosité efficace $n_e$ , coefficient de porosité

La porosité efficace, notée  $n_e$ , sans dimensions, exprimée en %, est le rapport du volume d'eau gravitaire  $V_e$  que le réservoir peut contenir à l'état saturé puis libérer sous l'effet d'un égouttage complet à son volume totale  $V_t$  (Castany, 2002).

$$n_e = \frac{V_e}{V_t} \text{ en } \% \quad (\text{II.2})$$

La porosité efficace est reliée aux trois principaux facteurs suivants :

-Les diamètres respectifs des grains :

La porosité efficace diminue lorsque la granulométrie est variée, pour un sédiment mixte elle est, en général, plus faible que celle de l'un quelconque des constituants (Castany, 2002).

-L'arrangement des grains :

L'arrangement des grains exprime leur disposition dans l'espace, ce dernier à une influence sur la porosité, elle décroît de 47,6% pour l'arrangement cubique et de 25,9 pour l'arrangement rhomboédrique le plus tassé. Une conséquence est la diminution de la porosité avec la profondeur (Castany, 2002).

-La surface spécifique des grains :

La porosité efficace croît avec la surface spécifique des grains, la grandeur de cette surface est importante parce que les forces de liaison entre l'eau et le réservoir se produisent à la surface de ces derniers. C'est pourquoi ce paramètre granulométrique a été défini (Castany, 2002).

### II.2.3.2 La porosité cinématique

C'est le rapport de la vitesse de déplacement à la vitesse de filtration.

Il équivaut au rapport du volume des vides réellement parcouru par l'eau gravitaire au volume total du milieu (saturé ou non). C'est la teneur en eau mobile. Ce concept est proche de la porosité efficace, défini comme un rapport de volume (Castany, 2002).

### II.2.4 Texture et granulométrie

#### II.2-4-1 La texture

La texture indique l'abondance relative, dans le sol, des particules de dimensions variées : sable, limon ou argile. La texture dépend de la facilité avec laquelle le sol pourra être travaillé, la quantité d'eau et d'air qu'il retient et la vitesse à laquelle l'eau peut entrer et circuler dans le sol (Woumeni, 2003).

#### II.2-4-2 La granulométrie

La granulométrie d'un sol est la mesure de ses grains, l'étude granulométrique a pour but de déterminer les proportions des grains de différentes tailles dans le sol et de mesurer l'importance relative de chacune des fractions de sol de dimensions bien définies : gros éléments, gravier, sable, limon, argile. Elles seront représentées sur une courbe appelée courbe granulométrique. A partir de cette courbe on définit un certain nombre de paramètres. Souvent pour compléter l'allure de la courbe, on se fait aider par une analyse sédimentométrique.

L'opération en laboratoire qui permet de dresser la courbe granulométrique s'appelle l'analyse granulométrique, on commence toujours par faire passer l'échantillon dans une étuve à 105°C jusqu'à ce que son poids soit devenu constant. Cette opération a pour but de déterminer le poids exact de l'échantillon. On procède ensuite au tamisage proprement dit soit à sec, soit sous l'eau, le tamisage à sec n'est précis que pour dénués de cohésion comme les graviers et le sable (supérieur à 80 $\mu$ m) et le tamisage sous l'eau lorsque le sol est limoneux ou argileux (la sédimentométrie) (Philipponnat et Hubert, 2000). Quant à l'essai sédimentométrique, il est basé sur le principe de Stock.

### II.2.5 Continuité ou discontinuité

Le milieu perméable, comportant des vides interconnectés dans le sens de l'écoulement, est dit continu. Les roches meubles, pourvues de pores et les roches compactes, découpées par

un réseau de microfissures, constituent des milieux continus. Par contre les roches compactes à macrofissures et karstiques sont des milieux discontinus (Castany, 2002).

### II.2.6 Isotropie et anisotropie

Un milieu est dit isotrope lorsque ses caractéristiques physiques (granulométrie en particulier) sont constantes dans les trois directions de l'espace. Dans le cas contraire il est anisotrope. (Figure II.2) (Castany, 2002).

### II.2.7 Homogénéité et hétérogénéité

Un milieu est homogène lorsqu'il présente, en tous points dans le sens de l'écoulement, des caractéristiques physiques constantes (Figure II.2). Dans le cas contraire le milieu est hétérogène.

Un milieu homogène peut être isotrope ou anisotrope. Un milieu hétérogène est toujours anisotrope (Castany, 2002).

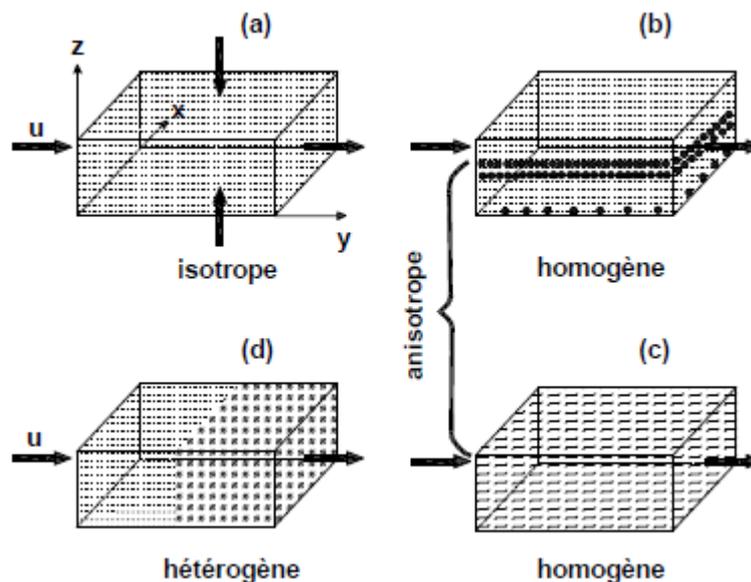


Figure II.2 : Caractéristiques physiques d'un milieu poreux

### II.2.8 La perméabilité

La perméabilité est l'aptitude d'un réservoir à se laisser traverser par l'eau, sous l'effet d'un gradient hydraulique. Elle exprime la résistance du milieu à l'écoulement de l'eau qui le traverse. Elle est mesurée par deux paramètres : le coefficient de perméabilité et la perméabilité intrinsèque (Castany, 2002).

#### II.2-8-1 Coefficient de perméabilité

Noté  $K$ , est défini par la loi de Darcy. C'est le volume d'eau gravitaire en  $m^3$  traversant en unité de temps sous l'effet d'une unité de gradient hydraulique, une unité de section en  $m^2$  orthogonale à la direction de l'écoulement, dans les conditions de la validité de la loi de Darcy. Il a la dimension d'une vitesse et s'exprime en  $m/s$  (Castany, 2002).

### II.2-8-2 La perméabilité intrinsèque

Notée  $K$ , est le volume de liquide en  $m^3$  d'unité de viscosité cinématique (une centipoise) traversant en unité de temps (en s), sous l'effet d'une unité de gradient hydraulique, une unité de section (un  $m^2$ ) orthogonale à la direction d'écoulement. Elle s'exprime en  $m^2$  ou en Darcy. Elle est parfois appelée perméabilité géométrique. Le Darcy est la perméabilité d'un milieu débitant  $1\text{cm}^3/\text{s}$  à travers une surface de  $1\text{cm}^2$  sous un gradient hydraulique, normale à cette surface, de 1 atmosphère par centimètre (Castany, 2002).

### II.2.9 Transmissivité

La productivité d'un captage dans un aquifère est fonction de son coefficient de perméabilité  $K$  et de son épaisseur  $b$ . C'est pourquoi un paramètre récent, la Transmissivité, notée  $T$  a été créée. Il régit le débit d'eau qui s'écoule, par unité de largeur  $L$  d'un aquifère sous l'effet d'une unité de gradient hydraulique  $i$ . Il évalue la fonction conduite de l'aquifère (Castany, 2002).

La transmissivité est égale au produit du coefficient de perméabilité  $K$  par l'épaisseur de l'aquifère  $b$ . Elle s'exprime en  $m^2/\text{s}$ .

$$T (m^2/s) = K (m/s) \cdot b (m) \quad (\text{II.3})$$

### II.2.10 Diffusivité

La diffusivité, notée  $T/S$ , régit la propagation d'influences dans l'aquifère. Elle est égale au quotient de la transmissivité  $T$  par le coefficient d'emmagasinement  $S$  (Castany, 2002). Elle s'exprime en  $m^2/\text{s}$

$$\text{Diffusivité} = T (m^2/s) / S (m^2/s) \quad (\text{II.4})$$

## II. 3 Physique de l'écoulement en milieu poreux

Il est inconcevable de penser obtenir une connaissance complète du mécanisme de l'écoulement de l'eau dans le sol, sans connaître l'aspect physique de système.

### II.3.1 Loi fondamentale de l'écoulement

La loi de Darcy est notamment utile pour caractériser les écoulements souterrains de l'eau. On l'utilise donc fréquemment dans des milieux poreux comme, par exemple, les barrages en terre (Laforest et Jallifier, 2015).

#### II.3.1.1 Loi de Darcy

La loi de Darcy est la base fondamentale du calcul de quantités d'eau souterraine ou débit d'une nappe, par l'hydrodynamique souterraine. Elle est applicable sur le terrain dans des conditions bien définies (Castany, 2002).

### II.3.1.2 Dispositif expérimental de Darcy

Le dispositif expérimental comporterait des tubes verticaux de 2,5m de hauteur et de 0,35m de diamètre inférieur, remplis de sable naturel sur une longueur  $S$  (Figure II.3). La partie supérieure de tube est alimentée en eau à un niveau maintenue à une altitude constante  $H$  au-dessus d'un plan fixe de référence. Le volume d'eau à la base, est mesuré en fonction du temps, en second ou en heure.

Le poids de la colonne d'eau, de hauteur équivalent à  $H$ , est la charge hydraulique, notée  $h$ , exprimé en m de hauteur d'eau (Castany, 2002).

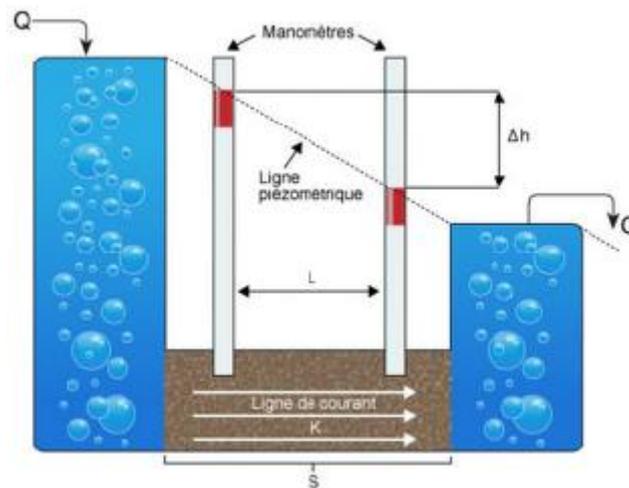


Figure II.3 : Dispositif expérimental de Darcy

### II.3.1.3 Enoncé de la loi de Darcy

Avec ce dispositif, H. Darcy a montré que le volume d'eau,  $Q$  en  $m^3/s$ , filtrant de haut en bas dans la colonne de sable de hauteur  $l$  en m, à travers la section totale, perpendiculaire à la direction verticale d'écoulement  $A$  en  $m^2$ , est fonction d'un coefficient de proportionnalité  $K$  en  $m/s$ , caractéristiques du sable et de la perte de charge par unité de longueur du cylindre du sable  $h/l$  sans dimension, d'où l'expression de la loi de Darcy :

$$Q \text{ (m}^3\text{/s)} = K \text{ (m/s)} \cdot A \text{ (m}^2\text{)} \cdot h/l \quad (\text{II.5})$$

Le terme  $K$  définie par H. Darcy comme un coefficient de perméabilité.

Le quotient de la charge  $h$  par la longueur de la colonne de sable  $l$ , ou perte de charge par unité de longueur  $h/l$  est défini comme le gradient hydraulique, noté  $i$  sans dimension. D'où avec  $h/l = i$ , l'expression devient :

$$Q = K \cdot A \cdot I \quad (\text{II.6})$$

Le débit unitaire  $q$ , est le débit en  $m^3/s$  traversant l'unité de section perpendiculaire à la direction d'écoulement en milieu saturé, dans l'unité de temps en secondes. C'est aussi la

quantité d'eau traversant le milieu saturé par unité de surface. Etant le quotient d'un débit par une surface, il a la dimension d'une vitesse et s'exprime en m/s :

$$q \text{ (m/s)} = \text{débit} / \text{section totale} = Q/A \quad (\text{II.7})$$

D'où :

$$q \text{ (m/s)} = K \text{ (m/s)} \cdot i \quad (\text{II.8})$$

La vitesse de filtration  $V$  en (m/s), rapportée à la section totale  $A$  est :

$$V \text{ (m/s)} = Q/A = K \cdot i = q \quad (\text{II.9})$$

La vitesse de filtration et aussi la vitesse fictive d'un flux d'eau en écoulement uniforme, à travers un milieu aquifère saturé déduite du débit d'écoulement  $Q$ , rapportée à la section totale de l'aquifère traversé par ce flux, elle est égale au débit unitaire (Castany, 2002).

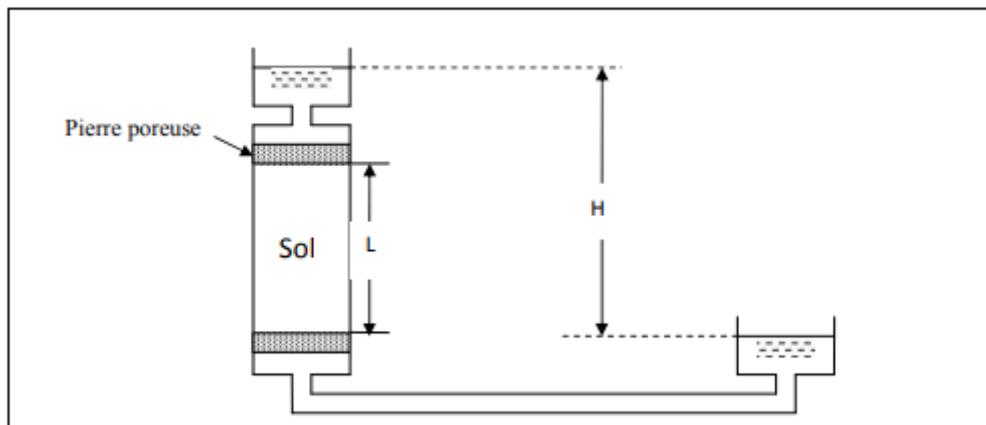


Figure II.4: Expérience de Darcy

### II.3.1.4 Applications de la loi de Darcy sur le terrain

Les trois paramètres, niveau piézométrique, charge et potentiel hydraulique n'ont pas la même signification physique. Le niveau piézométrique est mesuré par une altitude de plan d'eau. La charge hydraulique est le poids de la colonne d'eau au-dessus du niveau de référence, ou énergie par unité de poids. Le potentiel hydraulique est l'énergie exigée pour porter l'unité de masse au-dessus du niveau de référence. Mais seule la mesure du niveau piézométrique est accessible sur le terrain. Par convention, étant donné la précision des mesures, ces trois paramètres sont identifiés à un seul, le niveau piézométrique (Castany, 2002). Les niveaux piézométriques permettent de calculer le gradient hydraulique.

#### II.3.1.4.1 Mesure du niveau piézométrique :

La mesure du niveau piézométrique est l'opération principale de l'inventaire de la ressource en eau souterraine. Etant l'altitude du niveau d'eau en équilibre naturel dans l'ouvrage, il est calculé par différence entre la cote du sol  $z$  et la profondeur de l'eau  $h_p$  ( $H =$

$z-h_p$ ). Pour une source c'est l'altitude de l'émergence naturelle  $H=z$ . Dans le cas de sondages artésiens  $H= z +$  élévation du niveau d'eau au-dessus du sol.

La profondeur de l'eau dans l'ouvrage est mesurée par les sendes ficelle ou ruban avec flotteur sonde électrique. Leur précision est de l'ordre plus ou moins 5 mm. Donc celle de  $H$  dépend surtout du nivellement. Souvent les niveaux sont enregistrés automatiquement en continu par des limnigraphes qui donnent des limnigrammes piézométriques (Castany, 2002).

En un point quelconque du milieu poreux saturé l'écoulement est défini par sa charge hydraulique  $h$  (Philipponnat et Hubert, 2000):

$$h = \frac{v^2}{2g} + \frac{p}{\gamma_w} + z = E_i = \text{Energie interne} \quad (\text{II.10})$$

Avec

$$\frac{v^2}{2g} = E_c = \text{Energie cinétique (très faible et négligeable face à l'énergie potentielle)} \quad (\text{II.11})$$

$$E_t \frac{p}{\gamma_w} + z = E_p = \text{Energie potentielle} \quad (\text{II.12})$$

L'eau dans un sol ne peut être considéré comme un fluide parfait, la charge hydraulique  $h$  varie donc le long d'un filet liquide, plus exactement elle décroît car le mouvement dissipe de l'énergie soit dans l'eau elle-même, soit au contact avec les grains du sol. On dit alors qu'il y a perte de charge.

Pour les écoulements dans les milieux poreux on néglige le terme cinétique, il reste :

$$\frac{p_a}{\gamma_w} + z_a = \frac{p_b}{\gamma_w} + z_b + \Delta H_{AB} \quad (\text{II.13})$$

### II.3.1.4.2 Calcul de gradient hydraulique :

Par comparaison entre le dispositif de laboratoire et le terrain, le gradient hydraulique est la différence de niveau piézométrique entre deux points de la surface piézométrique, par unité de longueur, mesurée le long d'une ligne de courant. Il est admissible à la pente de la surface piézométrique.

Dans la pratique, le gradient hydraulique est calculé sur le terrain, à l'aide des niveaux piézométriques mesurés dans deux ouvrages d'observation, alignés sur une ligne de courant. L'un amont  $h_a$  et l'autre aval  $h_b$ , séparés d'une distance  $L$  (Castany, 2002).

$$i = \frac{h_a - h_b}{L_{ab}} = \frac{\Delta h_{AB}}{L_{AB}} \quad (\text{II.14})$$

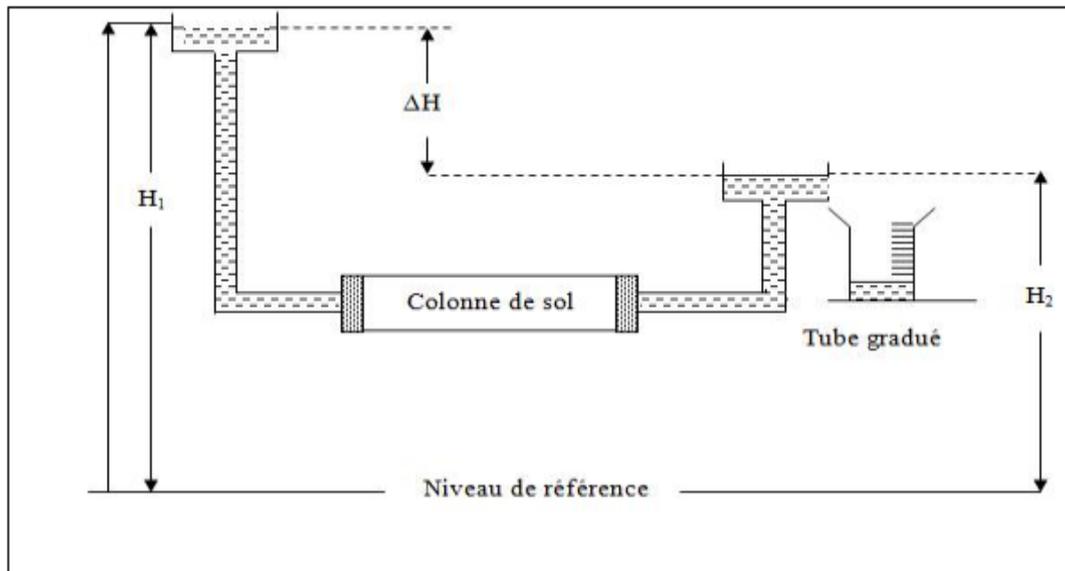


Figure II.5 : Echantillon de sol soumis à un gradient hydraulique

### II.3.1.5 Conditions de validité de la loi de Darcy

La loi de Darcy est établie par des expériences de laboratoire répondant à des conditions très strictes. Quatre conditions doivent être respectées pour la validité de la loi de Darcy : continuité, isotropie et homogénéité du réservoir et écoulement laminaire.

L'écoulement laminaire est caractérisé par des lignes de flux continues, rectilignes, individualisées et occupant entre elles la même position relative. Les vitesses constantes et parallèles sont inférieures à la vitesse critique, au-delà de laquelle l'écoulement devient turbulent.

Ces conditions de validité peuvent paraître très restrictives si l'on considère les nombreuses variations lithologiques des formations hydrogéologiques (stratification, passage latérale de faciès, schistosité, etc.). Mais en réalité les cas où la loi de Darcy n'est pas applicable sont limités aux formations très hétérogènes, aux réseaux karstiques et lorsque la vitesse d'écoulement est très élevée, comme au voisinage des ouvrages de captages (Castany, 2002).

### II.3.1.6 Généralisation de la loi de Darcy

#### A- Milieu homogène et isotrope

Le coefficient de perméabilité  $k$  a la même valeur en tout point et dans toutes les directions, la loi de Darcy généralisée exprime que le vecteur vitesse de décharge et le gradient hydraulique sont proportionnels (Schneebeil, 1978) :

$$\vec{V} = \vec{k} \cdot \vec{I} \quad (\text{II.15})$$

En tout point  $M$  du milieu perméable, le vecteur gradient hydraulique est tangent à la ligne de courant passant par le point et il est orienté dans le même sens.

V et I sont colinéaires, K est un scalaire comme par ailleurs  $\vec{I} = -\overrightarrow{\text{grad } h}$ , la loi de Darcy peut s'écrire :

$$\vec{I} = \overrightarrow{-K \text{ grad } h} = \overrightarrow{\text{grad } (-h \cdot K)} \quad (\text{II.16})$$

Ce qui revient à postuler l'existence d'une fonction  $\phi(x, y, z)$ , puisque ses dérivées partielles font connaître les valeurs de u, v et w avec  $\phi(x, y, z) = -k \cdot h(x, y, z)$  appelé potentiel des vitesses.

$$\vec{V} = \overrightarrow{\text{grad } \phi} \quad (\text{II.17})$$

La vitesse de décharge a donc pour composantes :

$$u = \frac{\partial \phi}{\partial x} = -K \frac{\partial h}{\partial x} \quad (\text{II.18})$$

$$v = \frac{\partial \phi}{\partial y} = -K \frac{\partial h}{\partial y} \quad (\text{II.19})$$

$$w = \frac{\partial \phi}{\partial z} = -K \frac{\partial h}{\partial z} \quad (\text{II.20})$$

#### B- Milieu homogène et anisotrope

Dans le cas où les vecteurs gradients hydrauliques et vitesse de décharge ne sont plus colinéaires, on définit un tenseur de perméabilité. Le tenseur de perméabilité (K) est indépendant de x, y et z (homogénéité), symétrique et diagonale.

$$K = \begin{bmatrix} K_{xx} & K_{xy} & K_{xz} \\ K_{yx} & K_{yy} & K_{yz} \\ K_{zx} & K_{zy} & K_{zz} \end{bmatrix} \quad (\text{II.21})$$

Si les axes de coordonnées utilisées sont des directions principales du tenseur de perméabilité (K), il est ramené à sa forme diagonale et s'écrit :

$$K = \begin{pmatrix} K_x & 0 & 0 \\ 0 & K_y & 0 \\ 0 & 0 & K_z \end{pmatrix} \quad (\text{II.22})$$

La loi de darcy s'écrit  $\vec{V} = -\overrightarrow{K \text{ grad } h}$ , et les composantes de la vitesse de décharge ont pour expression:

$$u = -K_x \frac{\partial h}{\partial x} \quad (\text{II.23})$$

$$v = -K_y \frac{\partial h}{\partial y} \quad (\text{II.24})$$

$$w = -K_z \frac{\partial h}{\partial z} \quad (\text{II.25})$$

### II.3.2 Les différentes vitesses de filtration

La loi de Darcy permet de définir trois vitesses de filtration (Carlier, 1980) :

#### II.3.2.1 La vitesse apparente de filtration

La vitesse de filtration  $V$  en m/s rapportée à la section totale  $A$  est :

$$\vec{V}_{app} = \frac{Q}{A} = K \cdot I \quad (II.26)$$

Cette vitesse peut s'écrire également sous la forme :

$$\vec{V}_{app} = K \cdot I = -K \cdot \frac{dh}{L} = -K_{gra} dh \quad (II.27)$$

#### II.3.2.2 La vitesse réelle

En réalité l'écoulement ne se fait qu'à travers la section des vides du milieu poreux, c'est pour cette raison qu'on calcul la vitesse réelle par :

$$V_{reel} = \frac{V_{app}}{n_e} \quad (II.28)$$

#### II.3.2.3 La vitesse de filtration par unité de gradient hydraulique

$$\text{Pour} \quad I=1 \quad (II.29)$$

On aura :

$$V = K \quad (II.30)$$

$K$  peut être appelé «vitesse de filtration de darcy», donnée en m/s.

### II.3.3 Cinématique

C'est l'étude de mouvement des liquides sans tenir compte des forces qui lui donnent naissance. On considère seulement les relations entre les positions des particules fluides et le temps.

#### II.3.3.1 Equation de continuité

Cette équation exprime la conservation de la masse. Elle est applicable en tout point d'un écoulement ne contenant ni sources ni puits (Figure II.6).

L'étude de l'écoulement de l'eau dans le sol repose sur les trois hypothèses suivantes (Carlier, 1980) :

- Le sol est saturé.
- L'eau et les grains sont incompressibles.
- La phase liquide est continue.

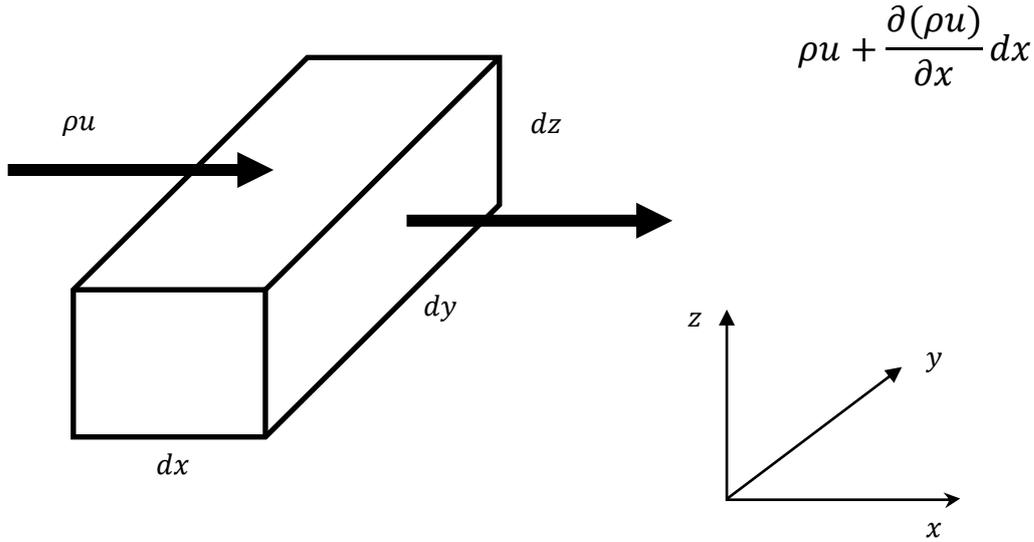


Figure II.6 : Elément de control

Selon (ox) :

$$Q_e = (\rho u)_x \cdot \Delta y \cdot \Delta z \quad (\text{II.31})$$

$$Q_s = (\rho u)_{x+\Delta x} \cdot \Delta y \cdot \Delta z \quad (\text{II.32})$$

Selon (oy) :

$$Q_e = (\rho v)_y \cdot \Delta x \cdot \Delta z \quad (\text{II.33})$$

$$Q_s = (\rho v)_{y+\Delta y} \cdot \Delta x \cdot \Delta z \quad (\text{II.34})$$

Selon (oz):

$$Q_e = (\rho w)_z \cdot \Delta x \cdot \Delta y \quad (\text{II.35})$$

$$Q_s = (\rho w)_{z+\Delta z} \cdot \Delta x \cdot \Delta y \quad (\text{II.36})$$

Alors on aura:

$$\frac{\partial}{\partial t} (\rho \cdot \Delta x \cdot \Delta y \cdot \Delta z) = [(\rho u)_x - (\rho u)_{x+\Delta x}] \cdot \Delta y \cdot \Delta z + [(\rho v)_y - (\rho v)_{y+\Delta y}] \cdot \Delta x \cdot \Delta z + [(\rho w)_z - (\rho w)_{z+\Delta z}] \cdot \Delta x \cdot \Delta y \quad (\text{II.37})$$

Selon le développement de Taylor :

$$\frac{\partial}{\partial t} (\rho \cdot \Delta x \cdot \Delta y \cdot \Delta z) = -\left[\frac{\partial}{\partial x}(\rho u) + \frac{\partial}{\partial y}(\rho v) + \frac{\partial}{\partial z}(\rho w)\right] \cdot \Delta x \cdot \Delta y \cdot \Delta z \quad (\text{II.38})$$

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \text{div}(\rho \mathbf{v}) = 0 \quad (\text{II.39})$$

Dans le cas d'un liquide incompressible (à densité constante), l'équation de continuité, obtenue en exprimant la constance du poids du liquide, à chaque instant au point de passage  $x$ ,  $y$  et  $z$  dans l'élément de volume parallélépipédique de dimensions  $d_x, d_y$  et  $d_z$ , donne :

$$D_{IV} \vec{V} = 0 \quad (\text{II.40})$$

### II.3.3.2 Equation de mouvement

La description des transferts d'eau dans le sol repose sur l'association d'une loi de comportement dynamique (loi de Darcy) et d'une loi de continuité (Schneebeili, 1978).

#### A- Milieu homogène et isotrope

En remplaçant les équations (II.18), (II.19) et (II.20) dans l'équation (II.40) on obtiendra :

$$\frac{\partial^2 \phi}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 \phi}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 \phi}{\partial z^2} = 0 \quad (\text{II.41})$$

$$\nabla^2 \phi = 0 \quad (\text{II.42})$$

L'équation de continuité devient l'équation de Laplace. L'équation de Laplace a comme caractéristiques :

- le potentiel est défini en tout point du domaine,
- la solution est unique en chaque point,
- la solution particulière est déterminée avec les conditions limites particulières du problème.

#### B- Milieu homogène et anisotrope

En remplaçant les équations (II.23), (II.24) et (II.25) dans l'équation (II.40), on obtiendra :

$$K_x \frac{\partial^2 h}{\partial x^2} + K_y \frac{\partial^2 h}{\partial y^2} + K_z \frac{\partial^2 h}{\partial z^2} = 0 \quad (\text{II.43})$$

Qui n'est plus l'équation de Laplace. La répartition de la charge dépendra des rapports de perméabilités  $\frac{k_x}{k_z}$  et  $\frac{k_y}{k_z}$

Effectuons le changement de coordonnées suivant :

$$\zeta = \sqrt{\frac{k}{k_x}} x \quad (\text{II.44})$$

$$\eta = \sqrt{\frac{k}{k_y}} y \quad (\text{II.45})$$

$$\xi = \sqrt{\frac{k}{k_z}} z \quad (\text{II.46})$$

k est un coefficient quelconque ayant la dimension d'une perméabilité relative, on aura :

$$\frac{\partial \phi}{\partial \xi} = \frac{\partial \phi}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial \xi} = \sqrt{\frac{k_x}{k}} \frac{\partial \phi}{\partial x} \quad (\text{II.47})$$

$$\frac{\partial^2 \phi}{\partial \xi^2} = \frac{\partial}{\partial x} \left( \frac{\partial \phi}{\partial \xi} \right) \frac{\partial x}{\partial \xi} = \frac{k_x}{k} \frac{\partial^2 \phi}{\partial x^2} \quad (\text{II.48})$$

$$\frac{\partial \phi}{\partial \tilde{\eta}} = \frac{\partial \phi}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial \tilde{\eta}} = \sqrt{\frac{k_x}{k}} \frac{\partial \phi}{\partial y} \quad (\text{II.49})$$

$$\frac{\partial^2 \phi}{\partial \tilde{\eta}^2} = \frac{\partial}{\partial y} \left( \frac{\partial \phi}{\partial \tilde{\eta}} \right) \frac{\partial y}{\partial \tilde{\eta}} = \frac{k_y}{k} \frac{\partial^2 \phi}{\partial y^2} \quad (\text{II.50})$$

$$\frac{\partial \phi}{\partial \eta} = \frac{\partial \phi}{\partial z} \frac{\partial z}{\partial \eta} = \sqrt{\frac{k_z}{k}} \frac{\partial \phi}{\partial z} \quad (\text{II.51})$$

$$\frac{\partial^2 \phi}{\partial \eta^2} = \frac{\partial}{\partial z} \left( \frac{\partial \phi}{\partial \eta} \right) \frac{\partial z}{\partial \eta} = \frac{k_z}{k} \frac{\partial^2 \phi}{\partial z^2} \quad (\text{II.52})$$

Et compte tenu de (II.43):

$$\frac{\partial^2 \phi}{\partial \xi^2} + \frac{\partial^2 \phi}{\partial \tilde{\eta}^2} + \frac{\partial^2 \phi}{\partial \eta^2} = 0 \quad (\text{II.53})$$

On retrouve l'équation de Laplace.

L'étude d'un écoulement à travers un milieu anisotrope se ramène donc à la solution d'une équation de Laplace par la transformation (II.44), (II.45) et (II.46).

Nous appelons l'écoulement transformé : écoulement isotrope correspondant à l'écoulement en milieu anisotrope.

## II.3.4 Lignes de courant et lignes équipotentielles, réseau d'écoulement

### II.3.4.1 Lignes de courant

C'est une courbe tangente en chacun de ses points p au vecteur vitesse en ce point. En écoulement non permanent, la vitesse v en point p évolue dans le temps et les lignes de courant ne se déforment pas et constituent des trajectoires de particules d'eau. Le profil de la surface libre est une ligne de courant particulière (Gwenol, 2008).

Considérons un déplacement infiniment petit  $MM'=ds$  le long d'une ligne de courant (Figure II.7). Soit  $d_x$  et  $d_y$ , les composantes de  $ds$ . Dans un écoulement plan, l'équation de continuité s'écrit :

$$\frac{\partial u}{\partial x} = \frac{\partial v}{\partial y} = 0 \quad (\text{II.54})$$

D'où :

$$\frac{\partial u}{\partial x} = - \frac{\partial v}{\partial y} \quad (\text{II.55})$$

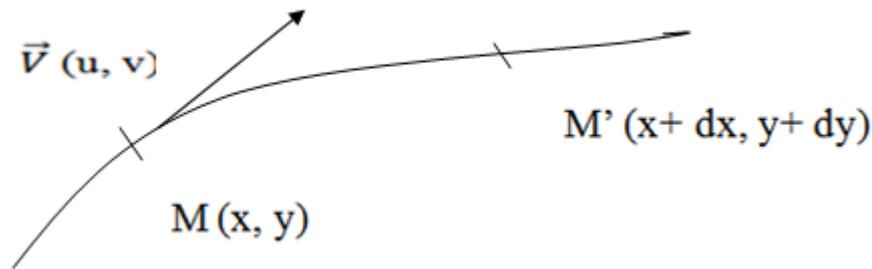


Figure II.7 : Ligne de courant

La vitesse étant tangente à la ligne de courant, l'équation de continuité sera :

$$\frac{\phi x}{u} = \frac{\phi y}{v} \quad (\text{II.56})$$

Dou :

$$u d_y - v d_x = 0 \quad (\text{II.57})$$

Soit  $\Psi(x, y)$  une fonction telle que :

$$u = \frac{\phi \Psi}{\phi x} \quad (\text{II.58})$$

$$v = - \frac{\phi \Psi}{\phi y} \quad (\text{II.59})$$

D'où

$$\frac{\phi \Psi}{\phi x} d_x + \frac{\phi \Psi}{\phi y} d_y = 0 \quad (\text{II.60})$$

Si on considère la variation de  $d_\Psi$  de la fonction  $\Psi$  lorsqu'on se déplace le long d'une ligne de courant il devient :

$$d\Psi = 0 \quad (\text{II.61})$$

Par intégration on aura :

$$\Psi(x, y) = \text{constante} \quad (\text{II.62})$$

La fonction  $\Psi$  ainsi définie, est la fonction de courant, parce qu'elle reste constante le long d'une ligne de courant de l'écoulement, et que chaque ligne de courant correspond à une valeur constante de la fonction de courant  $\Psi$ .

### II.3.4.2 Lignes équipotentiels

La ligne équipotentielle est celle sur laquelle l'énergie disponible pour l'écoulement est la même (ligne où la charge est constante). La différence entre deux lignes est la perte de charge  $\Delta h$  (Gwenol, 2008).

On a au point  $(x, y)$ , les composantes de la vitesse qui sont des dérivées partielles de la fonction potentielle  $\phi(x, y)$  :

$$u = \frac{\partial \phi}{\partial x} \quad (\text{II.63})$$

$$v = \frac{\partial \phi}{\partial y} \quad (\text{II.64})$$

D'où

$$\vec{V} = \overrightarrow{\text{grad}\phi} \quad (\text{II.65})$$

D'après la définition, l'équation des lignes équipotentiels est :

$$\Phi(x, y) = \text{constante} \quad (\text{II.66})$$

La comparaison des équations (II.65) et (II.66) montre que la vitesse en un point est dirigée suivant la normale à la ligne équipotentielle par ce point.

### II.3.4.3 Réseau d'écoulement

Les équations de base régissant l'écoulement des nappes : équation de Laplace, cette équation repose sur les hypothèses ci-après :

- 1) Le milieu est homogène du point de vue de sa perméabilité
- 2) L'écoulement est laminaire et la vitesse de l'eau est faible
- 3) Les écoulements sont régis par la loi de Darcy
- 4) L'écoulement est permanent dans ces conditions,  $h$  étant la charge en un point quelconque du milieu, l'équation fondamentale de l'écoulement s'écrit comme suite.

$$\frac{\varphi^2 h}{\varphi x^2} + \frac{\varphi^2 h}{\varphi y^2} = 0 \quad (\text{II.67})$$

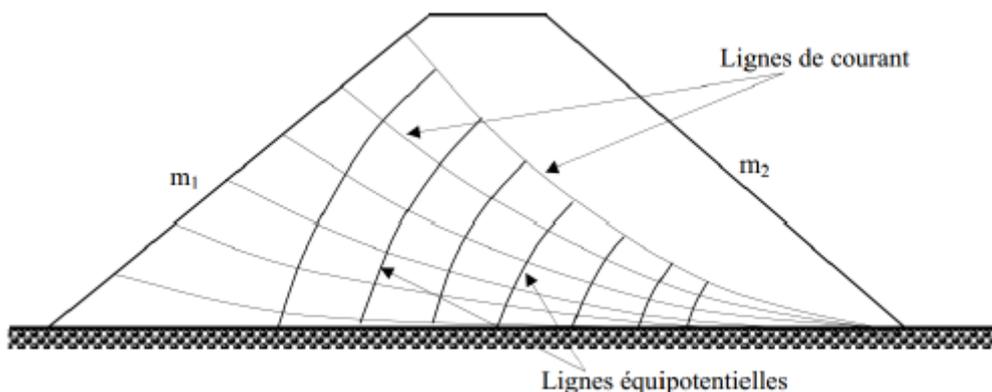
Cette équation (équation de Laplace) admet une solution lorsque les conditions aux limites sont bien définies. Une solution analytique peut être obtenue dans les cas simples. Dès que le sol comporte plusieurs couches de perméabilités différentes ou présente une anisotropie de perméabilité, la solution pratique devient complexe et il convient de recourir au traitement informatique. Des logiciels performants sont disponibles.

Lorsque le sol est homogène, il est possible de recourir à la construction graphique qui, bien que fastidieuse, présente un intérêt pédagogique certain. Elle consiste à tracer un réseau de lignes respectant certaines règles, en particulier les conditions aux limites. Ce réseau appelé réseau d'écoulement est composé de deux familles de courbes (figure II.8) : les lignes de courants et les courbes équipotentielles.

Les lignes de courants représentent le trajet de l'eau, le vecteur vitesse est tangent en chaque point à la ligne de courant.

Les équipotentielles ont pour équation générale  $h = C^{te}$ . Elles sont orthogonales aux lignes de courant.

Le débit dans chaque tube de courant est identique.



**Figure II.8:** Tracé des lignes de courant et des lignes équipotentielles (réseau d'écoulement)

Pour tracer le réseau d'écoulement, on choisit un certain nombre d'équipotentielle (par exemple 11). Les lignes de courant et les équipotentielles doivent former des quadrilatères curvilignes ayant une forme aussi carrée que possible. Par ailleurs, les conditions aux limites de l'écoulement doivent être respectées. Le réseau est tracé par approximation successive. Avec cette façon de procéder, la perte de charge entre deux équipotentielles voisines est constante.

Calcul du débit à travers un massif de terre :

Sur la figure II.9, à chaque espace compris entre deux équipotentielles correspond une perte de charge égale à 10% de la perte de charge totale H.

Un tube de courant est quant à lui l'espace compris entre deux lignes de courant.

Considérons un tube de courant élémentaire de longueur  $\Delta l$  et compris entre deux équipotentiels  $h$  et  $h+\Delta h$ . Soit  $a$  la distance entre deux lignes de courant.

La loi de Darcy s'écrit :

$$V = k \frac{\Delta h}{\Delta l} \quad \text{par construction } \Delta l = a \quad (\text{II.68})$$

Le débit passant à travers le tube par unité de temps est :

$$\Delta q = a \cdot k \frac{\Delta h}{\Delta l} = k \Delta h \quad (\text{II.69})$$

Soit  $N_h$  le nombre d'intervalles équipotentiels ; on a :

$$\Delta h = \frac{h}{N_h} \quad (\text{II.70})$$

D'où

$$\Delta q = k \frac{h}{N_h} \quad (\text{II.71})$$

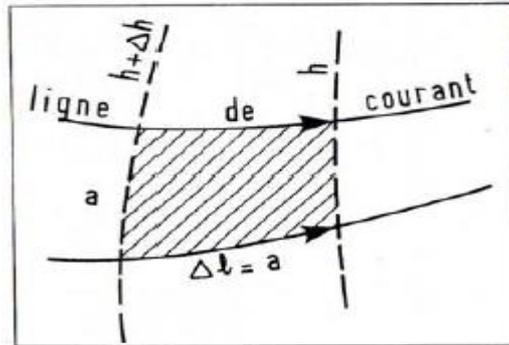


Figure II.9 : Tube de courant élémentaire

Il est aisé de constater que ce débit est indépendant du tube considéré, autrement dit que le débit de chaque tube de courant est identique.

Soit  $N_c$  le nombre de tubes de courant. Le débit total sera le suivant :

$$q = \frac{N_c}{N_h} \cdot k \cdot H \quad (\text{II.72})$$

Cette formule donne le débit par unité de largeur de l'ouvrage. Le débit  $q$  est de la forme :

$$q = C \cdot K \cdot H \quad \text{avec } C = \text{constante} \quad (\text{II.73})$$

Cette forme est très générale (Philipponnat et Hubert, 2000).

## II.4 Etude des réseaux d'infiltration dans un barrage en terre

Les infiltrations dans les barrages en terre doivent être abordées sous trois angles différents où on doit aboutir à :

- La détermination de la ligne de saturation ;
- La détermination des pressions interstitielles ;
- Le calcul du débit de fuite ;

### II.4.1 Equation de la ligne de saturation

On parle d'une ligne de saturation dans une coupe transversale car dans la réalité c'est une surface suivant laquelle la pression est égale à la pression atmosphérique.

La méthode pour le tracé de cette ligne a été proposée par Kozeny qui a montré que pour un barrage en terre homogène, la ligne de saturation est assimilable à une parabole dans sa partie médiane (Founeme, 2009).

L'équation de la ligne de saturation s'écrit de la manière suivante :

$$Y^2 - Y_0^2 - 2xy_0 = 0 \quad (\text{II.74})$$

Avec

$$y_0 = \sqrt{H_1^2 + L^2} - L \quad (\text{II.75})$$

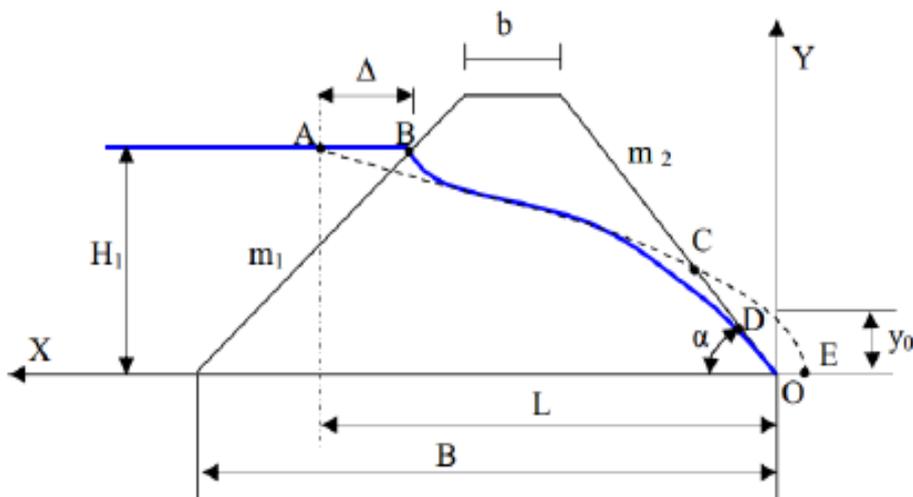


Figure II.10 : Ligne de saturation dans un barrage en terre

#### II.4.1.1 Distance entre les deux points d'intersection du plan d'eau avec la parabole théorique et le talus amont

En traçant la parabole de Kozeny celle-ci coupe le plan d'eau à une distance qui ne coïncide pas avec le passage réel. Elle doit être corrigée par une courbe normale au talus amont et tangente à la parabole théorique à l'aval. Pour calculer la distance séparant les deux Points nous disposons de deux méthodes (Founeme, 2009):

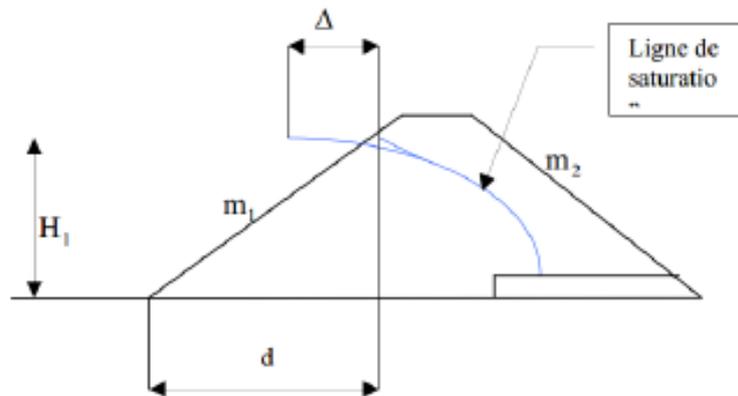


Figure II.11 : Détermination de la grandeur  $\Delta$  pour la correction de la ligne de saturation a l'amont

#### II.4.1.1.1 Méthode de Casagrande

D'après Casagrande, la parabole théorique coupe le plan d'eau amont en un point situé à une distance horizontale du parement amont égale à 0,3 de la projection horizontale de la partie mouillée du même parement.

L'équation de la ligne de saturation est une parabole théorique partant d'un point situé sur la surface libre de la retenue est à une distance égale à 0,3 de la projection horizontale de la partie mouillée du talus amont.

En pratique le tracé se corrige au voisinage du parement amont en considérant ce dernier comme équipotentielle et donc la ligne de saturation doit lui être perpendiculaire et rejoint la parabole théorique en lui étant tangente.

Soit.

$$\Delta = 0,3 \cdot d \quad (\text{II.76})$$

Qui peut s'écrire

$$\Delta = 0,3 \cdot m_1 \cdot H_1 \quad (\text{II.77})$$

$\Delta$  = Distance entre les deux points d'intersection du plan d'eau avec la parabole théorique et le talus amont

$m_1$ ; Pente du talus amont

$H_1$ ; Charge à l'amont (Bendahmane, 2002).

#### II.4.1.1.2 Méthode du changement du talus amont.

Cette méthode a été proposée par un groupe de professeurs de l'ex U.R.S.S., elle consiste à procéder pour les besoins de calcul au changement du talus amont en parement vertical et en gardant la même valeur des pertes de charge lors du passage de l'eau dans les deux cas. (Alonso et al, 1994).

$$\Delta = \lambda \cdot H_1 = \frac{m_1}{2m_1 + 1} \cdot H_1 \quad (\text{II.78})$$

Avec.

$\Delta$  : Distance entre les deux points d'intersection du plan d'eau avec la parabole théorique et le talus amont

$m_1$  : Pente du talus amont.

$H_1$  : Charge à l'amont

#### II.4.1.1.3 Méthode de l'analogique électro- hydrodynamique

Beaucoup de phénomènes hydrauliques sont clarifiés par l'utilisation de l'analogie électrique. D'une façon générale les lois régissant le passage d'un courant électrique dans un conducteur sont analogues aux lois de l'écoulement d'un fluide dans un milieu poreux.

Ainsi entre les grandeurs physiques caractérisant les deux phénomènes électrique et hydraulique on peut trouver les correspondances tel que:

- ✓ tension électrique = charge hydraulique.
- ✓ densité du courant = vitesse de filtration.
- ✓ Conductibilité électrique = perméabilité.
- ✓ intensité de courant = débit.

La technique la plus ancienne est celle de la cuve rheoelectrique où le conducteur n'est autre que de l'eau placée dans une cuve à parois isolante et de forme adaptée au problème à résoudre. Cette technique est pratiquement abandonnée au profit de celle du papier conducteur.

Dans cette dernière on utilise un papier spécial appelé « Télédéltos » sur lequel on découpe le modèle correspondant à l'ouvrage et on y place des électrodes qui sont représentées par de la peinture à base d'argent (Alonso et *al*, 1994).

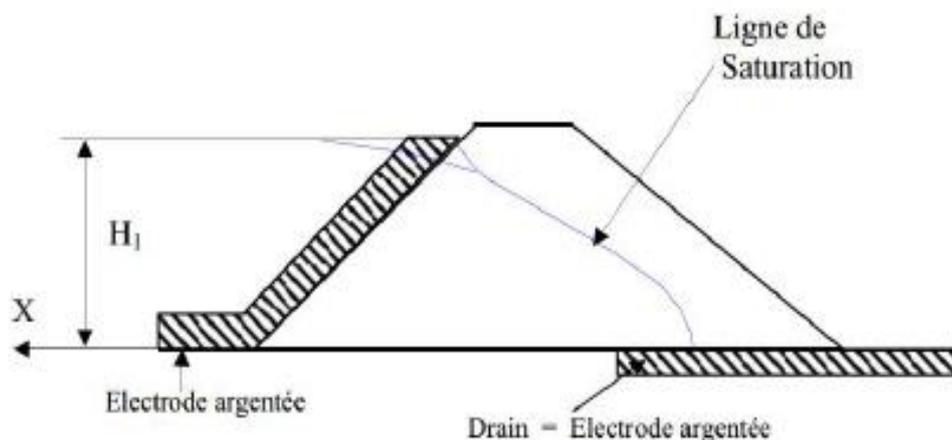


Figure II.12 : Profil servant à l'étude des infiltrations par analogie électrique

II.4.1.2 Détermination du point d'intersection de la ligne de saturation avec le talus aval

La ligne de saturation coupe le parement aval en un point qui ne coïncide pas avec le point de passage de la parabole théorique de Kozeny. Généralement la ligne de saturation passe à deux tiers de la distance séparant le point de passage de la parabole théorique en partant du pied aval du barrage. Figure II.13 (Messaid, 2009).

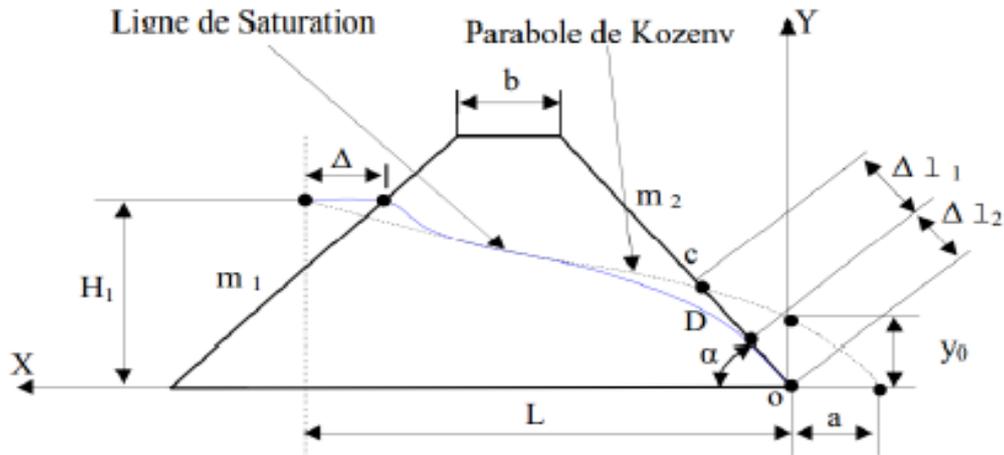


Figure II.13: Correction de la ligne de saturation avec le parement aval

En pratique on peut utiliser deux méthodes.

Méthode 1

Conformément aux indications de la figure 3-10

$$\Delta l_2 = \frac{2}{3} (\Delta l_1 + \Delta l_2) \tag{II.79}$$

Et

$$\frac{\Delta l_1}{\Delta l_2} = \frac{3}{8} \cos \frac{\alpha}{2} \tag{II.80}$$

Méthode 2

Cette méthode est celle de Casagrande où il a démontré que  $\Delta l_2$  ne dépend que de la distance focale de la parabole de base de Kozeny et de l'angle du talus aval du barrage ce qui lui a permis de dresser une courbe de variation. La figure II.14 donne les valeurs de paramètre a en fonction de l'angle  $\alpha$ .

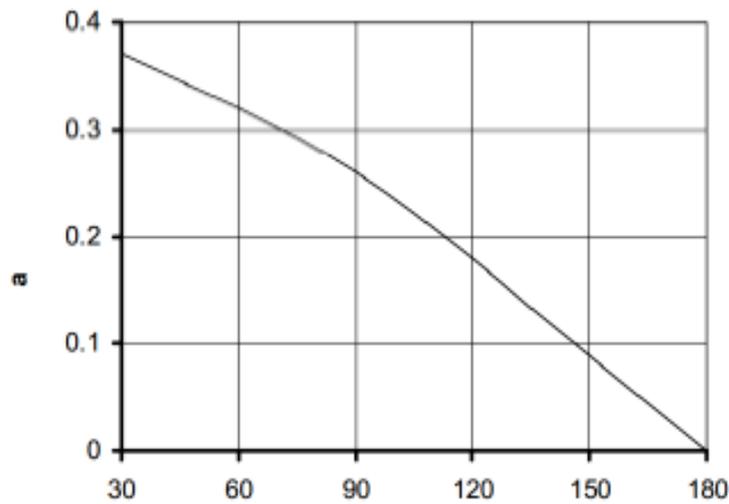


Figure II.14: Courbe de Casagrande pour la détermination du paramètre alpha

Correction de la ligne de saturation à l'aval :

$$a = \frac{\Delta l_1}{\Delta l_1 + \Delta l_2} \quad (\text{II.81})$$

Le tableau II.2 illustre Les expressions de  $\Delta l_2$  :

Tableau II.2: les expressions de  $\Delta l_2$  en fonction de  $\alpha$

Angle $\alpha$	Expressions de $\Delta l^2$
$\alpha < 30^0$	$\Delta l^2 = \sqrt{H_1^2 + L^2} - \sqrt{L^2 - H_1^2 \cdot \cot \alpha}$
$30^0 \leq \alpha \leq 180^0$	$\Delta l_2 = y_0 \cdot \frac{\alpha}{1 - \cos \alpha}$

On signale que pour les barrages dotés de drainage, la ligne de saturation est rabattue pour passer dans le drain (Alonsoe et al, 1995).

## II.4.2 Détermination des pressions interstitielles

### II.4.2.1 Introduction

Dans un sol homogène et isotrope soumis à un écoulement d'eau permanent et sans variation de volume du sol (l'arrangement du squelette du solide ne se modifie pas), les deux équations qui régissent l'écoulement sont :

- La condition de continuité de la phase liquide.

$$\text{div } \vec{V} = 0 \quad (\text{II.82})$$

-La loi de Darcy.

$$\vec{V} = -K \overrightarrow{\text{grad}}. h \quad (\text{II.83})$$

De ces deux équations nous pourrions avoir le système suivant :

$$\frac{\partial V_x}{\partial x} + \frac{\partial V_z}{\partial z} = 0 \quad (\text{II.84})$$

$$V_x = -k. \frac{\partial h}{\partial x} \quad (\text{II.85})$$

$$V_z = -k. \frac{\partial h}{\partial z} \quad (\text{II.86})$$

La condition de continuité s'écrit alors

$$\frac{\partial^2 h}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 h}{\partial z^2} = \Delta h = 0 \quad (\text{II.87})$$

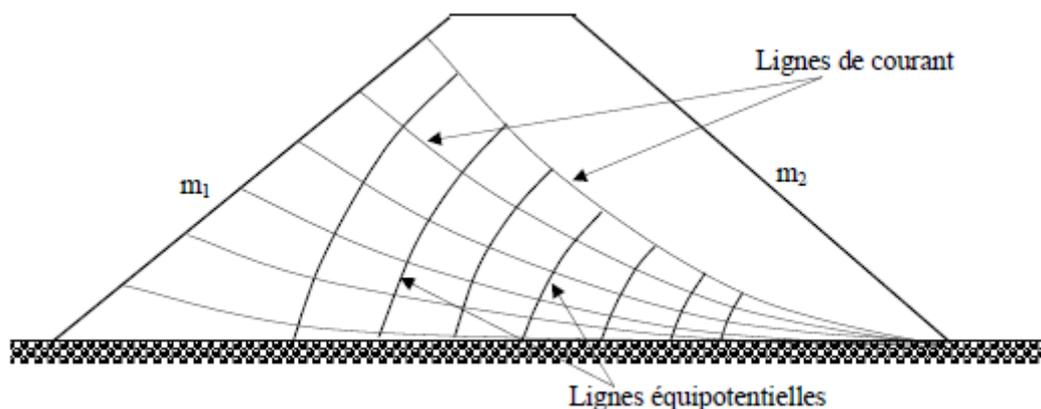
En général l'écoulement a lieu entre des limites où sont imposées des conditions d'écoulement ou de charge hydraulique. Habituellement on a défini une fonction qui satisfait à l'équation de Laplace avec ses conditions aux limites (Alonso *et al*, 1994).

En pratiques, comme les écoulements dans les barrages en terre, la résolution de l'équation de Laplace consiste à rechercher (figure II.15):

- ✓ Les lignes équipotentiels
- ✓ les lignes de courant.

En général l'équation de Laplace n'est pas intégrable et on a recours aux méthodes suivantes pour la détermination des réseaux d'écoulement :

- ✓ Recherche de solution analytique à partir du potentiel complexe dans les cas géométriquement simples.
- ✓ Méthodes numériques.
- ✓ Méthodes analogiques
- ✓ manuellement par approximations successives



**Figure II.15:** Trace des lignes de courant et des lignes équipotentiels

### II.4.2.2 Utilisation des réseaux d'écoulement

Dans la construction des barrages en terre, les réseaux d'écoulement nous permettent de résoudre deux problèmes essentiels :

- le calcul du débit d'infiltration.
- le calcul de la pression interstitielle.

Les lignes de courants et les lignes équipotentiels forment un réseau orthogonal où deux lignes de courants forment un tube de courant dans lequel le débit reste constant. Le calcul du débit est fait pour chaque tube de courant et la somme des débits donnent le débit total circulant à l'intérieur de ces limites géométriques.

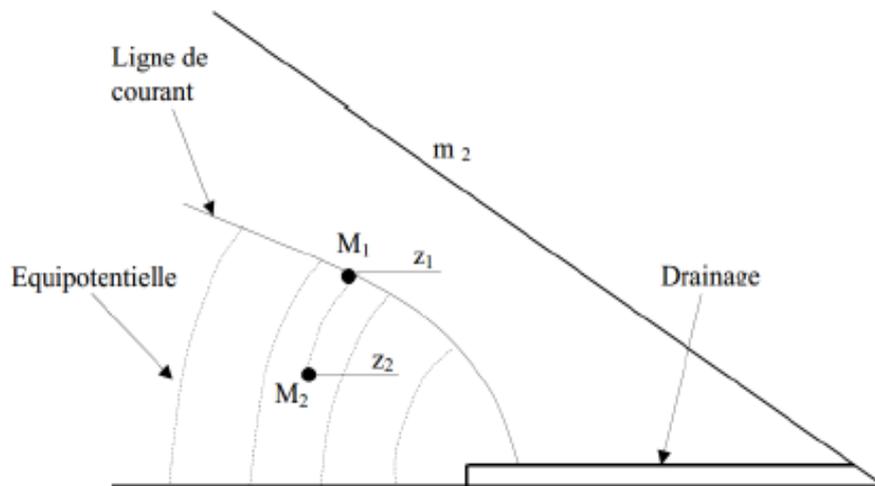


Figure II.16: Détermination de la pression interstitielle

La détermination de la pression interstitielle se fait d'après la figure ci-dessus suivant l'expression suivante :

$$u_{M_2} = (z_1 - z_2) * \gamma_w \quad (\text{II.88})$$

### II.4.3 Détermination du réseau d'infiltration dans un barrage en terre

La détermination des réseaux d'écoulement peut se faire de différentes façons (Maurice, 1993):

#### II.4.3.1 Détermination par la méthode numérique

L'utilisation des solutions précédentes, lorsqu'elles existent semble peu difficile puisque le système est constitué d'équations différentielles ou par formation intégrale. Les méthodes numériques représentent à l'heure actuelle, un puissant moyen d'investigation grâce au développement considérable de l'informatique, puisqu'elles permettent, de traiter un grand nombre de problèmes devant lesquels la théorie s'était jusqu'à présent avérée impuissante (Schneebeli, 1978).

Les méthodes numériques les plus utilisées sont : la méthode des différences finies, la méthode des éléments finis, la méthode des intégrales aux frontières,...etc.

### II.4.3.2 Détermination par la méthode analogique

L'équation de Laplace pour l'écoulement des liquides est aussi valable pour les écoulements de la chaleur ou de l'électricité. Bien que des difficultés pratiques soient rencontrées pour l'utilisation du mode basé sur l'écoulement de la chaleur, pour la résolution des problèmes d'écoulement des fluides, l'utilisation de l'analogie électrique a connu beaucoup plus de succès (Carlier, 1980).

Dans les modèles électriques la tension est analogue au potentiel total, la conductivité à la perméabilité et le courant à la vitesse. En mesurant la tension, il est alors possible de localiser les lignes équipotentielles et de tracer le réseau d'écoulement. Ces modèles de l'analogie électrique sont surtout utilisés à des fins pédagogiques pour le tracé des réseaux de certains problèmes trop complexes pour être traités par la méthode graphique ; par exemple dans la pratique, le modèle est lui même constitué par une reproduction à petite échelle du domaine perméable à étudier.

### II.4.3.3 Détermination par la méthode graphique

Basée sur la construction du réseau hydrodynamique de l'écoulement souterrain (c'est le profil cinématique de l'écoulement) présenté par deux systèmes de lignes (lignes de courant et lignes équipotentielles). La méthode graphique, le plus souvent utilisée, donne des solutions approchées mais en général suffisantes (Maurice, 1993). Elle est décrite comme suit :

Tracé de la ligne de saturation

La méthode pour tracer cette ligne a été proposée par Kozeny qui a montré que pour un barrage en terre homogène, non drainé, la ligne de saturation est assimilable à une parabole dans sa partie médiane (Figure II.17). L'équation de la ligne de saturation s'écrit de la manière suivante :

$$y^2 - y_0 - 2.X.y_0 = 0 \quad (\text{II.89})$$

Avec :

$$y_0 = \sqrt{h_1^2 + L^2} \quad (\text{II.90})$$

$$\Delta = 0,3 . m_1 . h_1 \quad (\text{II.91})$$

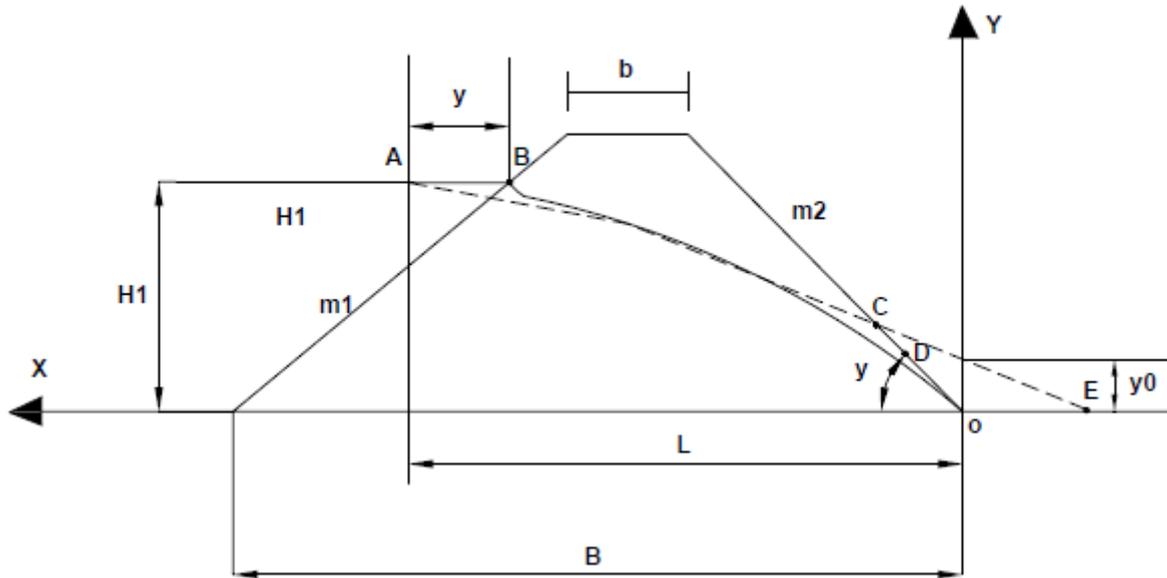


Figure II.17: Ligne de saturation dans un barrage en terre

La ligne de saturation coupe le parement aval en un point qui ne coïncide pas avec le point de passage de la parabolique théorique de Kozeny. Généralement la ligne de saturation passe à deux tiers de la distance séparant le point de passage de la parabolique théorique en partant du pied aval du barrage.

En général, les barrages en terre sont munis d'un drain aval qui rabat la ligne phréatique à l'intérieur du barrage. Le raccordement amont s'opère comme précédemment.

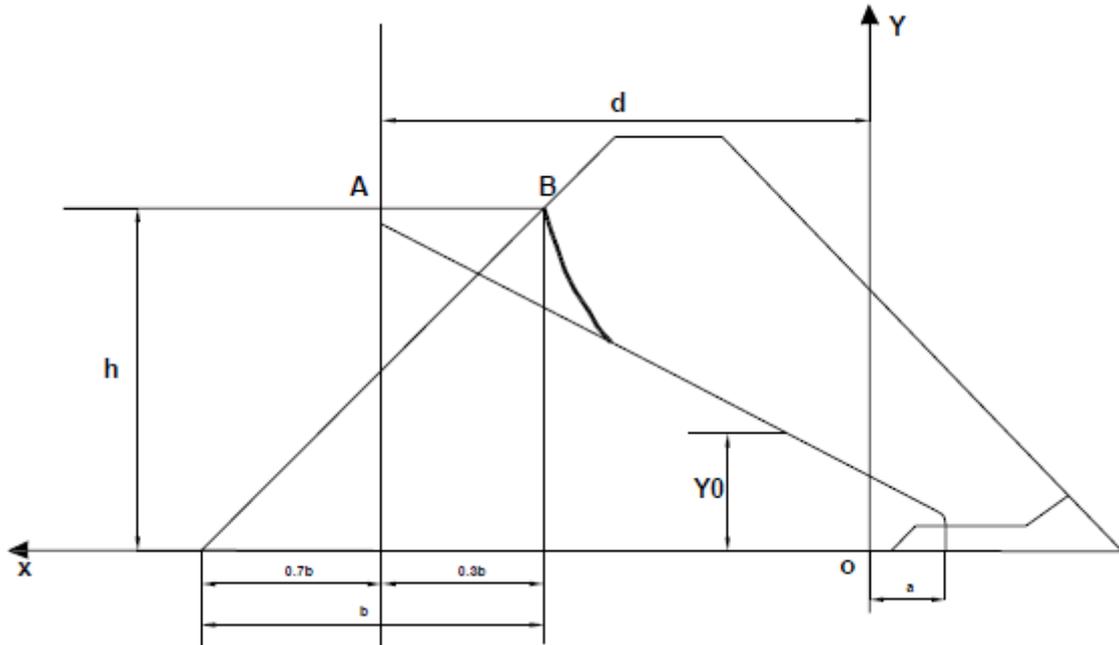


Figure II.18 : Tracé de la ligne de saturation, cas d'un barrage drainé

### II.4.3.3 Détermination par la recherche d'une solution analytique

D'après l'hypothèse que Dupuit a appliquée : la vitesse est identique en grandeur et en direction pour tous les points d'une même section verticale. Le débit  $q$  par unité de longueur de la digue, dans toute section verticale perpendiculaire au plan est :

$$q = -k_h \cdot \frac{dh}{dx} \quad (\text{II.92})$$

D'où :

$$q = \frac{k}{2L} (h_1^2 - h_2^2) \quad (\text{II.93})$$

L'équation de la ligne de saturation est alors une parabole :

$$h^2 = -\frac{2q}{k} x + h_1^2 \quad (\text{II.94})$$

### II.4.4 Conditions aux limites

Dans la nature, sur le prototype, les sites ne sont pas limités à la zone dans laquelle se trouvent les ouvrages à étudier (étendue de la mer, longueur d'une cour d'eau,...etc.) sur le modèle, au contraire par raison d'économie on doit limiter l'emprise.

Il faut donc réaliser sur le modèle des conditions aux limites satisfaisantes, c'est-à-dire telles que les paramètres hydrodynamiques (vitesse, débit, profondeur et pression) soient les mêmes que dans la nature (Figure II.19) (Woumeni, 2003).

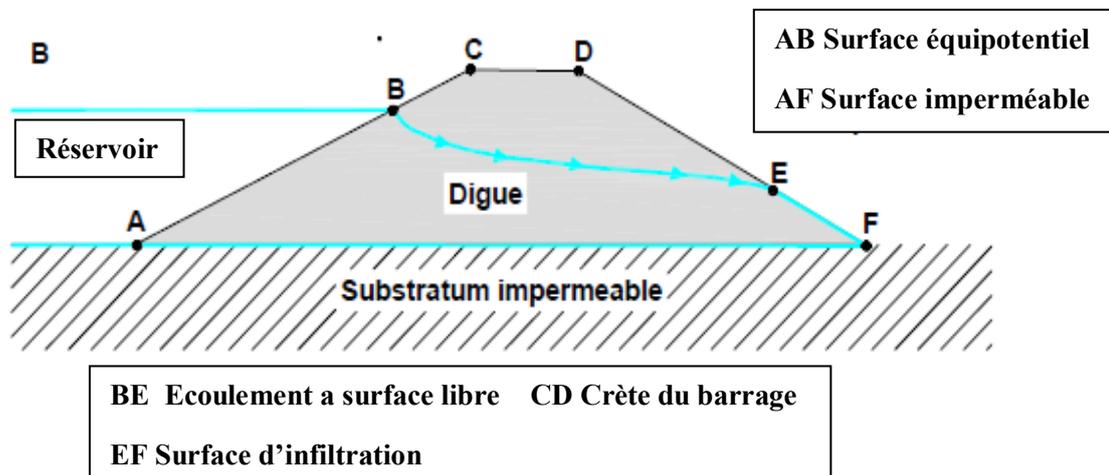


Figure II.19: Les conditions aux limites pour un barrage en terre

Les conditions aux limites en régime permanent : la loi de l'écoulement permanent conduit aux conditions aux limites suivantes :

Une surface libre horizontale correspond à une équipotentielle en effet :  $h = Z + U = Z = \text{cte}$

Une surface horizontale ou inclinée sur le contour immergé d'un bassin correspond à une équipotentielle, en effet, le long de cette surface  $Z + U = C^{\text{te}}$  (constante) = niveau de la surface du bassin quel que soit le point considéré.

Une surface inclinée à l'air libre recoupe les équipotentielles à intervalle régulier en effet la perte de charge correspond à la perte d'altitude selon  $h_1 = Z_1 + \frac{U_1}{\gamma_w}$  puisque  $u = 0$ .

Une limite imperméable correspond à une ligne de courant. Les équipotentielles y sont perpendiculaire.

En définitive, la détermination d'un réseau d'écoulement permet de connaître les trajets de l'eau et de calculer les débits au travers des ouvrages.

Les eaux souterraines en écoulement exercent une poussée appelée Force d'écoulement ou force de filtration sur les obstacles que représentent les grains solides (Philipponnat et Hubert, 2000).

### II.5 Conclusion

Le problème d'écoulement en milieux poreux est un problème très complexe, mais à travers de longues études faites dans ce domaine a pu être exprimé par les lois physiques comme celle de Darcy, qui permet de conclure que ce type d'écoulement est à potentiel de vitesse régit par l'équation de Laplace, elle est applicable sur le terrain dans des conditions bien définies.

---

## ***Chapitre III Présentation de la zone d'étude***

---

### Introduction

En Algérie l'expérience de construction des barrages en terre est très répandue. A l'année 2020 on enregistre plus de 64 barrages de ce type.

Deux types de barrages en remblai dans l'est de l'Algérie font l'objet de cette étude.

L'objectif principal, est la description et la représentation de ces deux barrages ou nous décrivons leurs situations géographiques, leurs caractéristiques et dimensions principales et leurs organes d'étanchéités.

L'analyse et l'interprétation de ces caractères sont d'une importance primordiale, car c'est la variabilité des niveaux d'eau et des mesures piézométriques des composantes du phénomène d'infiltration sous et travers le corps du barrage, en interaction avec la forte non-linéarité d'infiltration que dépend en grande partie de la taille de l'ouvrage, l'épaisseur du noyau, la perméabilité des matériaux dans les directions horizontales et verticales, type de sol, gradient hydraulique, couverture du sol, compactage du sol, topographie et topologie du sol (Arshad et *al*, 2017).

### III.2 Situation géographique

Les deux régions qui font l'objet de notre travail de recherche se situent dans l'est de l'Algérie ; du point de vue géographique, la première région (Fontaine des gazelles) appartient à la wilaya de Biskra et la deuxième (El-Agrem) appartient à la wilaya de Jijel.

Le barrage Fontaine des gazelles est situé sur oued El Hai dans la plaine d'Outaya a 35 Km au nord Est de la ville de Biskra, et le barrage d'El-Agrem est situé sur l'oued du même nom, a une quinzaine de kilomètres au sud-est dans de la ville de Jijel.

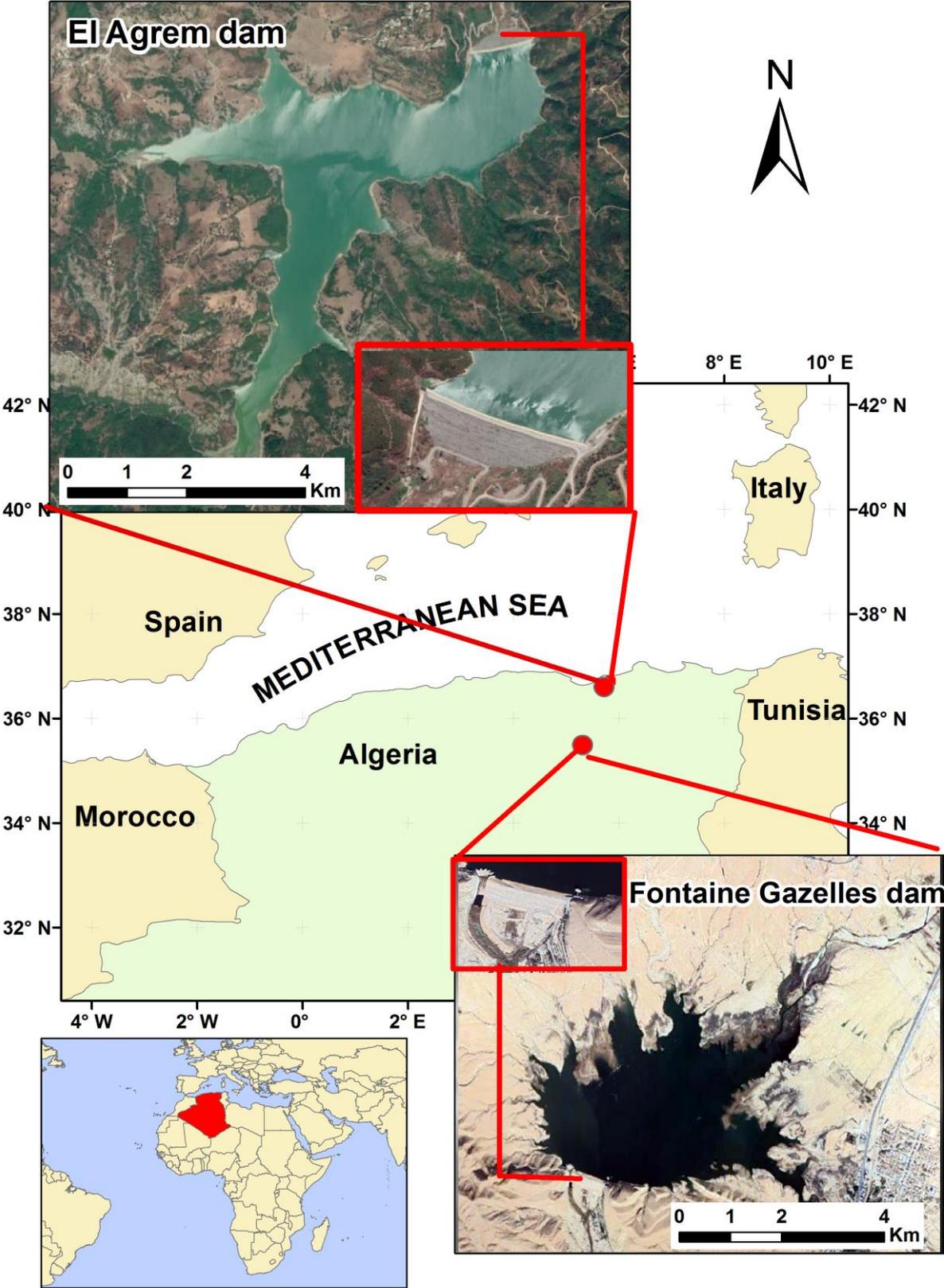


Figure III.1: Situation géographique des zones d'études

### III.3 Caractéristiques et dimensions principales des deux barrages

#### III.3.1 Barrage Fontaine des Gazelles

L'aménagement de Fontaine des gazelles est un barrage en remblai avec des alluvions compactées pour les recharges, et un noyau en argile pour l'imperméabilité, dont la réalisation a débuté en 1986, et a été mise en eau en mars 2000.

Ce barrage a pour double objectif de couvrir les besoins en eau pour l'irrigation de 400 ha, et à la fourniture de l'eau potable pour la ville de Biskra et sa région. La capacité brute de la retenue au niveau 384 m est de 55,5 million de m<sup>3</sup>. Le volume annuel régularisable est de 14 million de m<sup>3</sup> (ANBT, 2000).



**Figure III. 2:**Barrage Fontaine des Gazelles

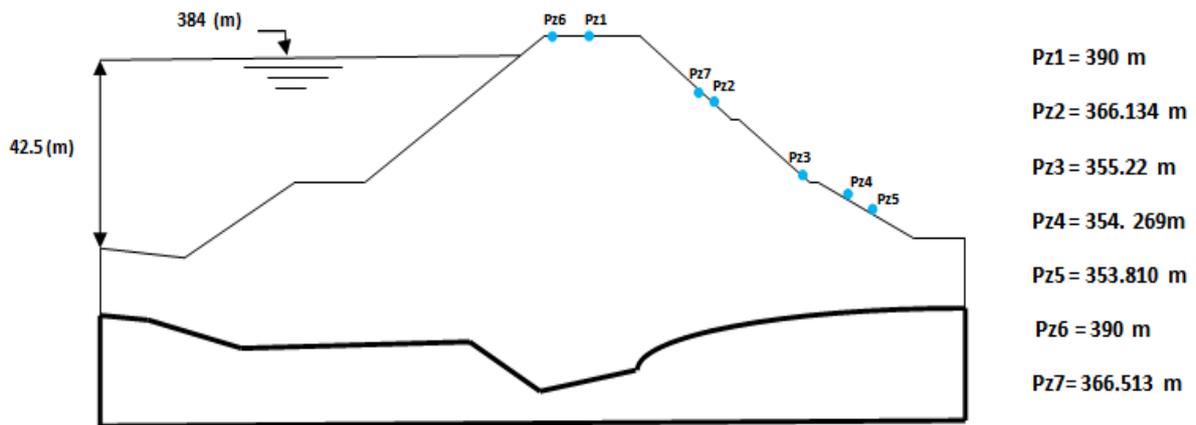


Figure III. 3: Positionnement des piézomètres dans le barrage Fontaine des Gazelles

### III.3.2 Barrage El-Agrem

Le barrage d'El-Agrem est un remblai en enrochements compactés ou l'étanchéité est assurée par un masque en béton armé étanche réalisé sur le parement amont, il est destiné à la fourniture de l'eau potable pour la ville de Jijel et sa région. Le réservoir créé par le barrage contient plus de 30 hm<sup>3</sup> à la cote de retenue normale de 139.00 m. Le volume annuel régularisable est voisin de 21,5 million de m<sup>3</sup> (ANBT, 2001).



Figure III. 4: Barrage El-Agrem

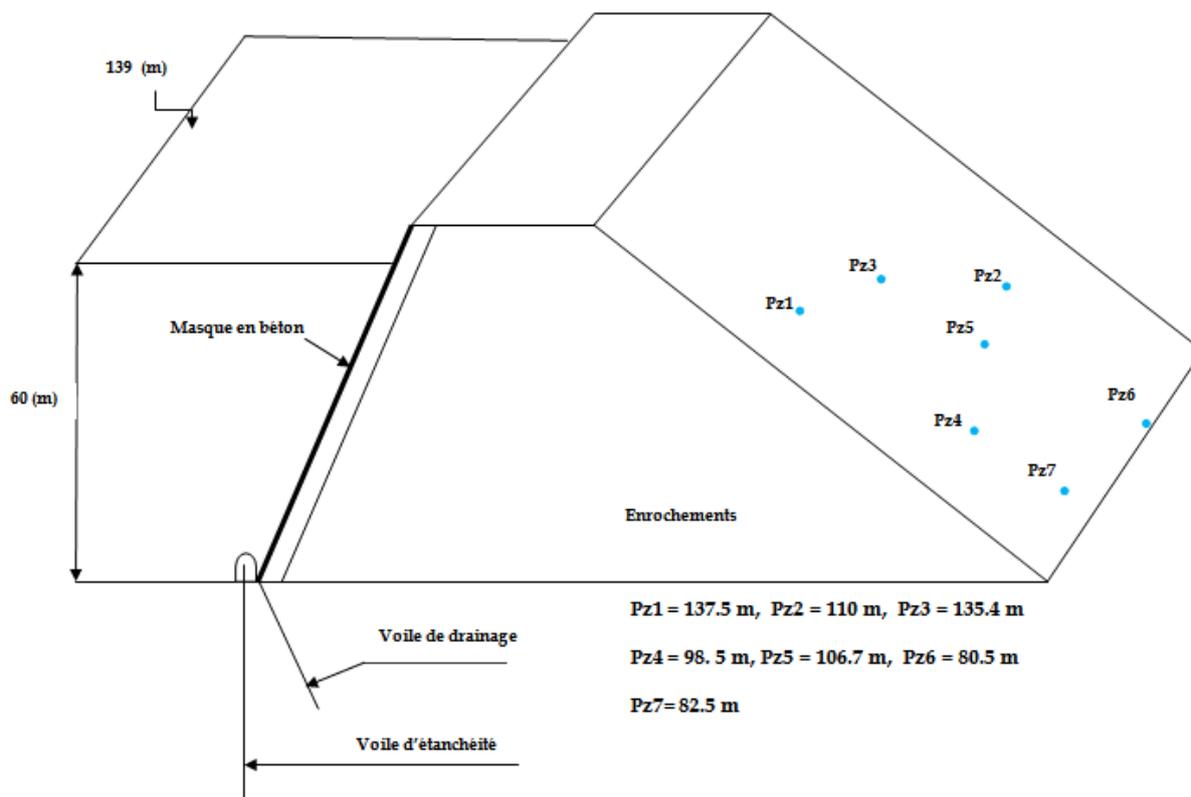


Figure III. 5: Positionnement des piézomètres dans le barrage El-Agrem

Les principales caractéristiques des deux ouvrages tirées de la monographie auprès de l'ANBT sont présentées dans le tableau suivant :

Tableau III.1:Principales caractéristiques des deux barrages

Caractéristiques des barrages	Fontaine des gazelles	El-Agrem
Niveau de crête (m)	390.00	143.00
Hauteur au dessus du fond de la Vallée (m)	42,5	60.00
Longueur en crête (m)	370	395
Pente talus amont et aval (m)	2,75/1 et 2,25/1	1,7/1
Nature des fondations	Grés/ Marnes	Granite/Marnes
Capacité brute	55,491 million de m <sup>3</sup>	35,8 million de m <sup>3</sup>
Capacité utile	48,490 million de m <sup>3</sup>	32,8 million de m <sup>3</sup>
Volume annuel régularisable	14 million de m <sup>3</sup>	21,5 million de m <sup>3</sup>
Cote de retenue normale (m)	384.00	139.00
Cote de retenue minimum (m)	368,7	108,50
Cote de retenue maximum (m)	388.00	141,50
Superficie du bassin versant	1.660 km <sup>2</sup>	39,5 km <sup>2</sup>
Pluviométrie annuelle moyenne (mm)	380	1.225

### III.4 Description du barrage Fontaine des gazelles

Le corps du barrage est constitué par deux corps d'appuis assurant la stabilité et un noyau argileux pour assurer l'étanchéité, ce dernier est fondé sur la plus grande épaisseur

d'alluvions avec une perméabilité de  $10^{-8}$  m/s,  $10^{-4}$  m/s et  $10^{-3}$  m/s respectivement pour les recharges et les alluvions.

Il est doté par :

- des cellules installées dans le noyau et les recharges (pressions interstitielles) et dans les fondations de la digue (cellules piézométriques),
- des piézomètres de type Casagrande installées dans les forages débouchant en crête de la digue et sur les bermes des talus (voir schéma des piézomètres figure III.3 qui indiquent les niveaux d'eau),
- des tassomètres et inclinomètres fixes pour relever respectivement les déformations verticales et déformations horizontales.

Il est doté aussi par un drain pour :

Mesurer les débits de fuite observés dans chaque tube de drainage dans la galerie d'injection et dans le puisard, sous la chambre des mesures à la base de la galerie. La localisation et mesure des débits des fuites éventuelles apparaissant dans la galerie d'injection, dans le long des appuis des barrages, en aval de l'ouvrage dans le canal du drainage et dans la galerie de dérivation et le pertuis de vidange.

Durant la mise en eau les mesures sont faites suivant les fréquences enregistrées, En cas de montée brutale du plan d'eau non contrôlable par l'ouverture de la vidange de fond (plus de 5m en moins de 10 jours), ces lectures seront faites une fois par semaine et poursuivies pendant 30 jours après apparition des premiers variations dans les lectures. Le niveau d'eau sera mesuré avec la première lecture (pratiquement avant de descendre à la chambre de mesures).

Après la mise en eau, pendant les 3 mois au minimum suivant la date où le plan d'eau aura atteint la cote 384 m, les mesures des cellules, piézomètres, inclinomètres et tassomètres seront poursuivies à raison d'une lecture tous les 15 jours.

En fonction de l'évolution des mesures (après 3 mois), cette fréquence pourra être portée à une lecture par mois et ce, durant une année complète.

Pour les repères topographiques, trois mesures seront effectuées annuellement et une mesure complémentaire sera réalisée chaque fois que la variation du plan d'eau aura dépassé 15 m en un mois (ANBT, 2000).

Le tableau ci-après présente un échantillon de données du barrage Fontaine des Gazelles utilisées dans ce travail, les données sont mesurées chaque 15 jours, tels que : Les mesures piézométriques, les cotes d'eaux et les débits de fuites.

Tableau III.2: Identification des données utilisées pour Fontaine des Gazelles

Dates	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	Cote d'eau (m)	Débit de fuite (L/s)
14/01/2010	31,38	19,24	9,83	8,46	8,28	31,6	19,98	382,76	4,65
31/01/2010	31,4	19,26	9,84	8,47	8,28	31,61	19,99	382,75	4,71
15/02/2010	31,4	19,26	9,84	8,46	8,27	31,57	19,98	382,73	4,71
28/02/2010	31,36	19,24	9,84	8,47	8,28	31,56	19,98	383,02	4,63
14/03/2010	31,32	19,19	9,83	8,43	8,26	31,5	19,93	383,44	4,7
31/03/2010	31,27	19,13	9,82	8,27	8,24	31,46	19,85	383,18	4,76
15/04/2010	31,34	19,21	9,81	8,3	8,26	31,53	19,92	382,79	4,59
28/04/2010	31,4	19,28	9,85	8,37	8,28	31,59	20,01	382,42	4,8
16/05/2010	31,43	19,32	9,86	8,5	8,29	31,62	20,05	382,33	4,7
30/05/2010	31,46	19,34	9,88	8,51	8,31	31,62	20,07	382,17	4,56
13/06/2010	31,48	19,38	9,87	8,52	8,31	31,66	20,1	381,97	5
20/07/2010	31,46	19,36	9,85	8,49	8,3	31,63	20,07	382,21	5
28/07/2010	31,47	19,37	9,85	8,5	8,3	31,64	20,08	382,08	5
15/08/2010	31,49	19,39	9,86	8,51	8,31	31,66	20,1	381,82	5
27/08/2010	31,53	19,42	9,88	8,53	8,32	31,69	20,12	381,65	5
16/09/2010	31,57	19,47	9,87	8,53	8,31	31,67	20,13	381,64	5
28/09/2010	31,57	19,49	9,87	8,53	8,31	31,67	20,13	381,51	5
19/10/2010	31,61	19,51	9,87	8,54	8,32	31,69	20,15	381,36	5
31/10/2010	31,62	19,53	9,88	8,54	8,32	31,69	20,15	381,27	5
14/11/2010	31,63	19,55	9,88	8,55	8,32	31,7	20,17	381,21	5
28/11/2010	31,63	19,55	9,87	8,55	8,31	31,7	20,17	381,19	5
15/12/2010	31,64	19,58	9,88	8,56	8,31	31,71	20,18	381,05	5
30/12/2010	31,65	19,59	9,89	8,57	8,32	31,72	20,19	380,9	5
13/01/2011	31,66	19,6	9,9	8,58	8,33	31,73	20,2	380,75	5
31/01/2011	31,68	19,64	9,88	8,58	8,32	31,65	20,21	380,64	5
15/02/2011	31,7	19,68	9,89	8,59	8,33	31,68	20,23	380,45	5
28/02/2011	31,7	19,68	9,89	8,59	8,33	31,68	20,23	380,35	5
15/03/2011	31,68	19,64	9,88	8,56	8,3	31,71	20,19	380,6	5
20/03/2011	31,61	19,55	9,87	8,55	8,3	31,67	20,15	381,52	5
30/03/2011	31,52	19,42	9,86	8,55	8,28	31,62	20,09	381,51	5
17/04/2011	31,51	19,42	9,86	8,52	8,28	31,63	20,09	381,25	5
28/04/2011	31,4	19,28	9,83	8,52	8,23	31,53	19,98	382,15	5
17/05/2011	31,34	19,25	9,84	8,45	8,26	31,52	20	382,12	5
31/05/2011	31,22	19,13	9,82	8,46	8,21	31,41	19,87	382,87	5
19/06/2011	31,18	19,09	9,82	8,3	8,22	31,41	19,86	383	5
30/06/2011	31,19	19,1	9,83	8,3	8,23	31,42	19,87	382,95	4,14
14/07/2011	31,23	19,14	9,84	8,31	8,25	31,49	19,93	382,74	6,35
30/07/2011	30,25	19,16	9,85	8,44	8,26	31,51	19,95	382,51	5,58
17/08/2011	31,34	19,24	9,84	8,46	8,26	31,55	20	382,24	5,63
27/08/2011	31,37	19,26	9,85	8,47	8,27	31,58	20,02	382,14	5,66
19/09/2011	31,93	19,21	9,83	8,48	8,28	31,6	20,01	381,93	4,96
18/10/2011	31,48	19,39	9,85	8,51	8,28	31,58	19,91	381,94	5,11
15/06/2016	31,53	19,50	9,83	8,44	8,20	31,55	20,02	379,37	2,30

29/06/2016	31,56	19,52	9,83	8,46	8,20	31,58	20,03	379,11	2,30
19/07/2016	31,60	19,57	9,84	8,49	8,21	31,54	20,08	378,81	2,3
28/07/2016	31,65	19,61	9,85	8,50	8,22	31,62	20,10	378,64	2,3
15/08/2016	31,68	19,64	9,85	8,52	8,22	31,66	20,12	378,42	2,3
31/08/2016	31,74	19,70	9,85	8,54	8,23	31,70	20,16	378,16	2,3
15/09/2016	31,76	19,73	9,85	8,55	8,24	31,72	20,19	377,97	2,3
28/09/2016	31,78	19,75	9,85	8,56	8,24	31,73	20,20	377,81	2,3
16/10/2016	31,78	19,75	9,85	8,56	8,24	31,73	20,20	377,72	2,3
30/10/2016	31,78	19,75	9,85	8,56	8,24	31,73	20,20	377,55	2,3
14/11/2016	31,76	19,73	9,83	8,54	8,23	31,72	20,19	377,64	2,30
20/11/2016	31,76	19,73	9,83	8,54	8,21	31,72	20,18	377,64	2,30
21/11/2016	31,76	19,73	9,83	8,54	8,21	31,72	20,18	377,63	2,30
22/11/2016	31,76	19,73	9,83	8,54	8,21	31,72	20,18	377,63	2,30
23/11/2016	31,76	19,73	9,83	8,54	8,21	31,72	20,18	377,63	2,30
28/11/2016	31,76	19,73	9,83	8,54	8,21	31,72	20,18	377,63	2,3
15/12/2016	31,77	19,72	9,82	8,53	8,20	31,71	20,17	377,50	2,3
28/12/2016	31,78	19,73	9,83	8,54	8,20	31,72	20,18	377,56	2,3
16/01/2017	31,77	19,73	9,82	8,53	8,19	31,71	20,18	377,48	2,3
31/01/2017	31,80	19,76	9,83	8,54	8,20	31,73	20,20	377,40	2,3
16/02/2017	31,81	19,77	9,83	8,55	8,20	31,74	20,20	377,25	2,3
27/02/2017	31,81	19,78	9,83	8,55	8,20	31,74	20,20	377,15	2,3
14/03/2017	31,82	19,79	9,83	8,55	8,20	31,76	20,22	376,94	2,3
29/03/2017	31,83	19,80	9,84	8,56	8,21	31,77	20,23	376,74	2,3
16/04/2017	31,84	19,81	9,84	8,57	8,21	31,79	20,24	376,48	2,3
30/04/2017	31,85	19,83	9,85	8,59	8,23	31,81	20,26	376,28	2,3
15/05/2017	31,85	19,83	9,85	8,59	8,23	31,81	20,26	376,02	2,3
29/05/2017	31,87	19,85	9,87	8,60	8,25	31,83	20,28	375,80	2,3

### **III.5 Description du barrage El-Agrem**

#### **La digue**

La digue est essentiellement constituée d'un massif en enrochement granitique compacté mis en place par couches de 0,80 m d'épaisseur, sur le parement amont du remblai on trouve une couche d'enrochements sélectionnés de 1m d'épaisseur mis en place par couche de 0,4 m destinée a amortir les concentrations de tension au voisinage du masque et a réduire les tassements différentiels éventuels.

#### **Masque étanche en béton**

Ce barrage comporte une plinthe périphérale qui réalise la liaison entre le masque et la galerie d'injection.

L'étanchéité de la digue est assurée sur le parement amont par un masque étanche en béton, ce masque est réalisé par bandes alternées de 10 m de largeur. Celui-ci comporte une armature centrale. Il présente une épaisseur qui va en décroissant de 0,50 m à la base à 0,35 au

niveau de la crête. Il repose sur une couche de réglages en béton de propreté. L'armature centrale est constituée par un quadrillage 5 Ø 25 entre distances 20 cm jusqu'à la cote 123m. Au dessus de cette cote les armatures sont 5 Ø 20.

Le masque est limité a sa partie supérieure par un pare vagues réalisé en élément en béton préfabriquées. Celui-ci combiné avec le revêtement de la route de crête permet d'éviter les infiltrations d'eau derrière le masque étanche.

#### Appareils d'auscultations

L'auscultation du barrage El-Agrem est assurée par divers repères ou cellules placés dans 6 profils longitudinaux :

-Des repères topographiques situés sur la crête de la digue (niveau 143) ainsi que sur le parement aval (niveau 125, 105 et 91). Ceux-ci donneront les déplacements horizontaux et verticaux de la digue.

-Des piézomètres électriques placés dans 6 profils d'auscultation transversaux en fondation dans 3 forages 5, 10, 15m sous le pied amont du barrage. (Voir schéma des piézomètres Figure III.5 qui indiquent les niveaux d'eau).

-Des cellules de pression pneumatiques placées sous le pied amont du masque (sous la zone de contact avec la plinthe en béton).

-Des inclinomètres et des piézomètres Casagrande placés en rive gauche et au pied de la digue.

#### Ecran d'étanchéité et injection

Un voile d'étanchéité a été réalisé par injection sous le barrage. Ce voile est vertical et suit le développement de la galerie d'injection et de drainage située a la périphérie du masque étanche. Les forages sont disposés à un triple fil. Dans les marnes de la rive gauche, les forages présentent en principe des profondeurs comprises entre 20 m a hauteur de la crête du barrage et 60 m a la base de la versant rive gauche. Les entre-distances sont respectivement 8 – 4 – 2 m. Dans la zone de contact marne-granite située sous le fond de la vallée, les forages ont une profondeur de 60 m.

Le tableau ci-après présente un échantillon de données pour le barrage d'El-Agrem utilisées dans ce travail, les données sont mesurées chaque 15 jours, tels que : Les mesures piézométriques, les cotes d'eaux et les débits de fuites (ANBT, 2001).

**Tableau III.3: Identification des données utilisées pour El-Agrem**

Dates	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	Cote d'eau (m)	Débit de fuite (L/s)
08/02/2003	13,27	9,20	13,12	5,42	8,42	0,42	3,64	134,15	2,063
23/02/2003	12,86	9,59	14,18	5,41	8,50	0,50	3,81	135,48	2,402
09/03/2003	12,71	9,96	15,41	5,84	8,49	0,42	4,09	135,76	2,503
01/04/2003	12,73	9,17	15,91	6,55	8,45	0,53	4,99	135,98	2,337
16/04/2003	12,26	8,73	15,38	6,10	8,47	0,56	4,19	137,91	2,592
03/05/2003	12,15	9,82	15,77	6,34	8,49	0,57	4,18	138,36	2,329
07/06/2003	12,14	9,82	15,79	6,35	8,49	0,57	4,18	138,47	2,935
07/07/2003	12,17	10,10	16,48	6,37	8,44	0,56	6,37	138,2	3,133
10/08/2003	12,45	10,15	16,60	7,17	8,48	0,56	7,20	137,8	3,719
14/09/2003	12,62	10,22	17,10	7,32	8,55	0,64	7,46	137,45	4,513
14/10/2003	12,79	10,19	16,64	7,20	8,68	0,49	7,10	137,4	4,052
24/11/2003	12,90	10,19	16,22	7,09	8,74	0,45	6,90	137,22	4,347
24/12/2003	12,16	9,11	15,00	6,52	7,93	0,37	4,99	138,85	4,382
25/01/2004	11,85	9,39	14,61	5,73	8,26	0,35	4,38	139,13	4,747
28/02/2004	11,92	9,75	15,45	5,98	8,43	0,45	4,44	139,07	4,085
29/03/2004	11,85	9,91	15,85	6,15	8,15	0,45	4,48	139,04	3,486
05/06/2004	11,55	9,98	16,12	6,96	8,62	0,50	4,83	139,02	3,873
07/07/2004	11,54	10,09	16,43	7,20	8,22	0,48	5,38	138,8	3,316
24/08/2004	12,14	10,24	16,85	7,74	8,84	0,51	6,89	137,82	3,51
28/09/2004	12,38	10,31	17,98	7,82	9,03	0,50	7,43	137,19	3,68
30/10/2004	12,52	10,36	18,10	7,67	9,07	0,50	7,27	136,54	3,561
24/11/2004	12,20	10,05	16,02	10,05	7,85	0,50	5,86	137,08	4,206
19/12/2004	12,22	9,50	15,51	6,74	6,85	0,55	5,70	137,23	3,744
16/01/2005	11,98	10,00	15,92	5,93	6,41	0,59	4,45	138,6	3,855
27/02/2005	11,60	9,37	13,29	4,66	6,00	0,55	3,74	139,04	4,217
26/03/2005	12,00	9,95	14,97	5,30	7,31	0,54	4,10	139,03	4,27
23/04/2005	11,92	9,82	14,62	5,20	6,84	0,46	3,76	139,05	4,51
04/05/2005	12,12	10,03	15,50	5,74	7,08	0,50	4,38	139	4,118
28/11/2005	13,05	10,00	16,41	6,91	7,84	0,59	6,65	135,43	2,905
17/12/2005	12,88	9,50	14,30	5,78	6,62	0,58	4,70	136,21	3,214
31/12/2005	12,91	9,46	14,45	5,97	6,28	0,58	4,42	136,41	3,213
17/01/2006	13,00	9,88	15,00	5,56	6,02	0,58	4,05	137,57	3,314
30/01/2006	12,70	9,10	15,00	5,68	6,23	0,60	4,26	138	2,95
08/02/2006	12,36	8,70	11,58	5,11	5,08	0,54	3,60	138,98	3,016
28/02/2006	12,42	9,45	13,60	5,15	6,16	0,62	3,48	139,01	2,845
15/03/2006	12,62	9,80	14,68	5,12	6,13	0,60	3,68	139,08	2,818
21/03/2006	12,62	10,03	15,30	5,39	6,26	0,60	3,96	139,04	2,809
12/04/2006	12,70	10,31	16,03	6,40	6,73	0,64	5,06	138,89	2,8
27/09/2006	13,75	10,80	18,34	7,80	8,96	0,80	7,12	136,15	2,983
14/10/2006	13,75	10,80	18,14	7,77	8,71	0,78	6,98	135,82	2,945

10/11/2010	13,97	9,59	14,49	5,86	5,86	0,70	3,75	138,16	2,192
24/11/2010	14,21	10,13	16,12	6,44	6,10	0,85	4,39	138,06	2,33
12/12/2010	14,15	10,22	16,10	6,80	6,25	0,90	4,48	137,69	2,255
26/12/2010	13,85	10,02	15,62	6,31	5,76	0,73	3,89	137,97	2,312
11/09/2011	14,27	11,21	17,57	7,92	8,95	0,95	6,09	135,6	1,978
25/09/2011	14,31	11,19	18,10	7,95	9,10	1,05	6,17	135,18	2,015
13/10/2011	14,32	10,53	18,42	7,91	9,30	1,12	6,18	134,55	2,07
26/10/2011	14,08	10,13	18,18	7,60	8,73	1,15	5,77	134,36	2,163
13/11/2011	13,54	10,29	16,67	7,06	7,42	1,22	4,99	134,88	2,272
10/06/2018	10,82	10,23	15,9	6,69	6,29	1,9	4,65	138,92	1,534
25/06/2018	10,88	10,4	16,2	7,04	6,54	1,9	5,38	139,07	1,692
11/07/2018	11,05	10,81	16,4	7,36	6,81	2	5,87	138,15	2,044
26/07/2018	11,13	11,2	16,6	7,59	7,13	2	6,20	137,53	1,899
14/08/2018	11,15	11,24	16,8	7,73	7,81	2,1	6,28	136,90	1,705
28/08/2018	11,24	11,4	16,9	7,80	7,94	2,2	6,31	136,46	1,646
10/09/2018	11,32	11,48	17	7,85	8,23	2,2	6,42	136,90	1,714
27/09/2018	11,40	11,6	17,5	7,91	8,56	2,3	6,51	136,46	1,672
11/10/2018	10,71	10,16	16,9	7,36	8,78	2	5,82	135,88	1,708
25/10/2018	10,66	10,2	16,5	7,22	8,82	2,1	4,94	136,11	2,055
11/11/2018	10,45	9,27	15,9	6,72	8,76	2	5,41	133,58	1,916
22/11/2018	10,78	10,3	16,5	6,82	8,68	2,1	3,12	136,46	1,869
09/12/2018	11,21	10,56	16,7	7,22	8,75	2,3	4,66	136,38	1,756
23/12/2018	11,23	10,7	16,6	7,38	8,86	2,3	5,14	136,24	1,833

### III.6 Niveau d'exploitation

#### III.6.1 Barrage fontaine des gazelles

La tranche normale d'exploitation de la retenue sera comprise entre les cotes 368,7 et 384,00 m niveau du seuil libre du déversoir de crue. Cette tranche représente 348 million de m<sup>3</sup>.

On compte qu'en 30 ans d'exploitation, le volume envasé ne devrait pas excéder 7 hm<sup>3</sup> environ pour autant que soit appliquée une politique régulière d'évacuation des sédiments via la vidange de fond. A ce volume correspond la cote théorique de 368,8 m, et il y a donc une marge de sécurité moyenne de 2m vis-à-vis du niveau minimum de la prise d'eau ; ceci, sans préjuger de la forme de l'entonnement qui se formera dans les dépôts aux approches de l'embouchure de la galerie de vidange.

L'exploitation éventuelle de l'eau stockée sous la cote du seuil de la première prise d'eau (361m) est possible par ouverture de la vidange de fond et lachure (lâchée) de l'eau dans l'oued.

Dans ce cas cependant, l'eau peut être uniquement restituée à l'oued directement à l'aval du barrage. Pour éviter les entrainements d'air, le niveau minimum d'utilisation doit être limité à 363 (ANBT, 2000).

### III.6.2 Barrage El-Agrem

La tranche normale d'exploitation de la retenue sera comprise entre les cotes 110.0 du niveau du seuil de la prise d'eau et 139.0 niveau d seuil libre du déversoir de crue ; cela représente 30,0 hm<sup>3</sup>.

On escompte qu'en 50 ans d'exploitation, le volume envasé ne devrait pas excéder 3 hm<sup>3</sup> environ pour autant que soit appliquée une politique régulière d'évacuation des sédiments via la vidange de fond et les conduits de dévasement. A ce volume correspond la cote théorique de 108,50, et il y a donc une marge de sécurité moyenne de 1,5 m vis-à-vis du niveau minimum de prise d'eau ; ceci sans préjuger de la forme de l'entonnement qui se formera dans les dépôts aux approches de l'embouchure de la galerie de vidange.

L'exploitation éventuelle pour d'autres utilisations que la fourniture d'eau potable – de l'eau stockée sous la cote 110.0 du seuil de la prise d'eau est possible par ouverture de la vidange de fond ou/et les conduites de dévasement. Les vannes à coin de ces conduites ne peuvent toutefois être maintenues longtemps en position d'ouverture partielle, afin d'éviter les dégâts par vibration de l'opercule et par cavitation : il faut donc procéder par périodes d'ouvertures totales. Dans ce cas cependant, l'eau peut uniquement être restituée à l'oued à l'aval du barrage (ANBT, 2001).

### III.7 Conclusion

Le présent chapitre synthétise les observations qu'il est indispensable de réaliser sur la digue durant la mise en eau de la retenue ainsi que les contrôles de routine qui ont été effectués durant l'exploitation normale de l'aménagement.

La description du barrage fontaine des gazelles et El Agrem a permis de mettre en évidence la complexité du phénomène d'infiltration, une complexité qui va influencer le choix quant aux outils de prévision du débit de fuite pour chaque barrage, elle a également permis de constater qu'il existe plusieurs organes d'étanchéité dans le corps de la digue et dans sa fondation et malgré ça on remarque que les fuites sont toujours présentes

La description détaillée des deux barrages a permis de donner un bref aperçu sur le comportement des deux ouvrages. En fait, les deux barrages représentent un symbole de la volonté et de la ténacité des hommes à vaincre une variété de difficultés notamment celles liées à l'infiltration dans la majorité des barrages au monde.

---

***Chapitre IV Modélisation d'infiltration &  
Etat de l'Art***

---

### Introduction

Ce troisième chapitre se consacre à l'étude bibliographique, qui tient compte des études déjà faites sur l'hydraulique souterraine, et plus précisément sur les infiltrations dans les barrages en remblai.

Cette étude a pour objet de faire le point sur les connaissances relatives sur l'hydraulique souterraine.

### IV.2- Synthèse bibliographique

La construction des barrages en terre pose pour l'hydraulicien des problèmes difficiles, notamment celui de l'écoulement à travers les corps des digues et sous ses fondations. Comme tous les problèmes à surface libre en milieux poreux, le problème peut être résolu par différentes méthodes allant des modèles à sable à la méthode analytique, puis par les méthodes numériques.

Les premières recherches sur la théorie de filtration datent de 1856. Sa connaissance est marquée par la publication des fontaines publiques de ville de Dijon de Darcy et Ritter.

#### IV.2.1 Méthode analogique

##### IV.2.1.1 Analyse visqueuse

L'analyse visqueuse est l'écoulement d'un fluide visqueux entre deux plaques parallèles rapprochées qui suit une loi analogue à celle de Laplace. La visualisation des filets liquides est facile et on peut utiliser ces modèles pour les écoulements plans à surface libre, permanent ou non permanent.

Le premier modèle à analogie visqueuse a été développé pour la première fois par Hele-Shaw (1897) pour étudier les lignes d'écoulement autour d'ouvrages de formes diverses.

Dachler (1936) a été le premier à suggérer ce modèle pour étudier les écoulements souterrains.

Riegels (1938) a étudié l'écoulement permanent autour d'un cylindre.

Gunth (1940) a fait une étude de ce modèle analogique pour les écoulements en milieu poreux avec des conditions aux limites différentes.

Brahma, Harret Gallea (1962) ont utilisé l'analogie visqueuse permettant d'étudier l'écoulement non permanent dans les barrages en terre.

Michel et Hunt (1985) ont étudié l'abaissement rapide du niveau d'eau dans le corps des digues.

Abderrahim (1990) a fait une expérience sur cette analyse pour un barrage en terre, et il a supposé que l'écoulement est assez lent pour que le régime soit laminaire. Il a constaté à travers cette expérience que l'analogie tient compte des phénomènes de rétention, parce que le fluide visqueux a tendance à ramper vers le haut, il a constaté aussi que les surfaces libres ne partent pas normalement à l'équipotentielle, ceci étant probablement du au phénomène de capillarité (Abderrahim, 1990).

### IV.2.1.2 Analogie électrique

L'analogie électrique est basée sur le fait que la répartition du potentiel électrique est régie par la même équation que le potentiel hydraulique.

En 1935, Wyckoff et Reed préparèrent un papier spécial conducteur, et l'ont utilisé pour des problèmes d'infiltration à surface libre. Après, en 1953, Schneebeil a développé une technique des réseaux de résistance grâce aux travaux de Huard De Lamarre. En 1990, Abderrahim a fait une expérience sur l'analogie électrique pour un barrage, il a construit un modèle électrique de dimensions géométriques semblables à celles du barrage et lui a imposé des conditions aux limites. Il a constaté à travers cette expérience que les équipotentielles obtenues en régime transitoire pour les barrages à suintement et pour le barrage à tapis, par rapport à celles du régime permanent et à celle des vidanges rapides, montrent que le régime transitoire ressemble au cas de la vidange rapide (Carlier, 1980).

### IV.2.2 Solution de Dupuit

La figure IV.1 montre la section d'un barrage en terre dans laquelle ab est la surface phréatique, c'est-à-dire la ligne d'infiltration la plus élevée.

La quantité d'infiltration à travers une longueur unitaire à angle droit par rapport à la section transversale peut être donnée par la loi de Darcy comme  $q = k i A$ .

Dupuit (1863) a supposé que le gradient hydraulique  $i$  est égal à la pente de la surface libre et est constant avec la profondeur, c'est-à-dire  $i = \frac{dz}{dx}$ . Donc

$$q = k \frac{dz}{dx} [(z) (1)] = k \frac{dz}{dx} \quad (IV.1)$$

$$\int_0^d q dx = \int_{H_2}^{H_1} k z dz \quad (IV.2)$$

$$qd = \frac{k}{2} (H_1^2 - H_2^2) \quad (IV.3)$$

Ou

$$q = \frac{k}{2d} (H_1^2 - H_2^2) \quad (IV.4)$$

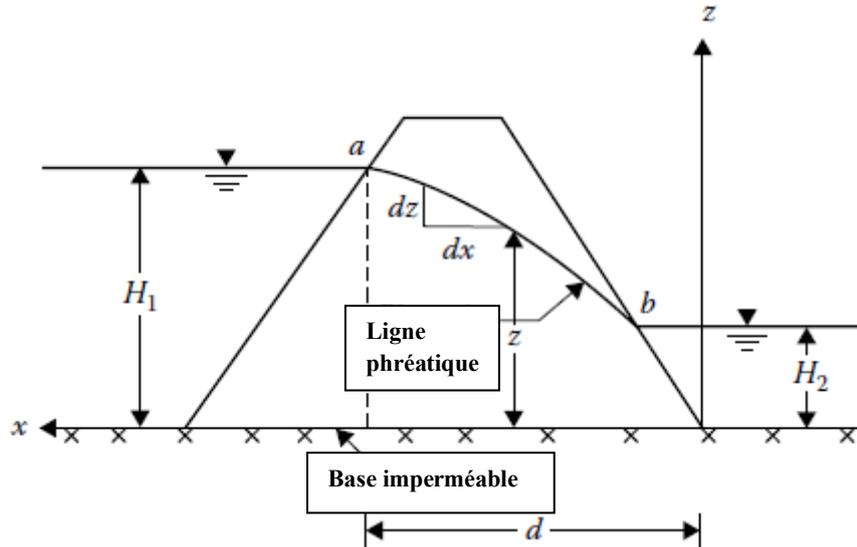


Figure IV.1: Solution de Dupuit pour l'infiltration à travers un barrage en terre

L'équation (IV.4) représente une surface libre parabolique. Cependant, dans la dérivation de l'équation, aucune attention n'a été accordée aux conditions d'entrée ou de sortie. Notez également que si  $H_2 = 0$ , la ligne phréatique coupe la surface imperméable (Braja, 2019).

### IV.2.3 Solution de Schaffernak

Pour le calcul de l'infiltration à travers un barrage en terre homogène. Schaffernak (1917) a proposé que la surface phréatique soit comme la ligne ab de la figure IV.2, c'est-à-dire qu'elle intersecte la pente aval à une distance l de la base imperméable. Le suintement par unité de longueur du barrage peut maintenant être déterminé en considérant le triangle bcd sur la figure IV.2:

$$q = k i A; \quad A = (\overline{bd}) (1) = l \sin \beta \quad (IV.5)$$

D'après l'hypothèse de Dupuit, le gradient hydraulique est donné par  $i = \frac{dz}{dx} = \tan \beta$ .

Donc

$$q = kz \frac{dz}{dx} = (k) (l \sin \beta) (\tan \beta) \quad (IV.6)$$

Ou

$$\int_{l \sin \beta}^H z dz = \int_{l \cos \beta}^d (l \sin \beta) (\tan \beta) dx \quad (IV.7)$$

$$\frac{1}{2} (H^2 - l^2 \sin^2 \beta) = (l \sin \beta) (\tan \beta) (d - l \cos \beta) \quad (IV.8)$$

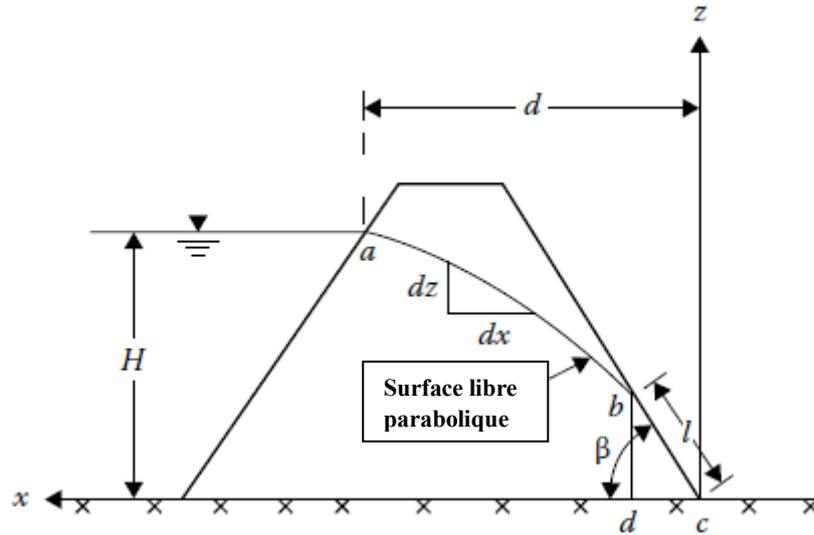


Figure IV.2: Solution de Schaffernak pour l'infiltration à travers un barrage en terre

$$\frac{1}{2} (H^2 - l^2 \sin^2 \beta) = l \frac{\sin^2 \beta}{\cos \beta} (d - l \cos \beta) \quad (IV.9)$$

$$\frac{H^2 \cos \beta}{2 \sin^2 \beta} - \frac{l^2 \cos \beta}{2} = ld - l^2 \cos \beta \quad (IV.10)$$

$$l^2 \cos \beta - 2ld + \frac{H^2 \cos \beta}{\sin^2 \beta} = 0 \quad (IV.11)$$

$$l = \frac{2d \pm \sqrt{4d^2 - 4 \left[ \frac{H^2 \cos^2 \beta}{\sin^2 \beta} \right]}}{2 \cos \beta} \quad (IV.12)$$

Ou

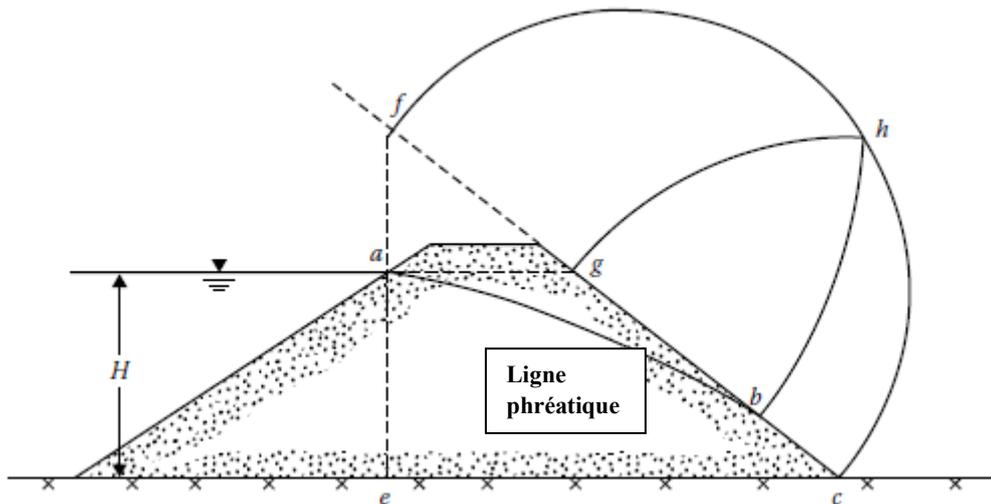
$$l = \frac{d}{\cos \beta} - \sqrt{\frac{d^2}{\cos^2 \beta} - \frac{H^2}{\sin^2 \beta}} \quad (IV.13)$$

Une fois la valeur de  $l$  connue, le taux d'infiltration peut être calculé à partir de l'équation  $q = kl \sin \beta \tan \beta$ .

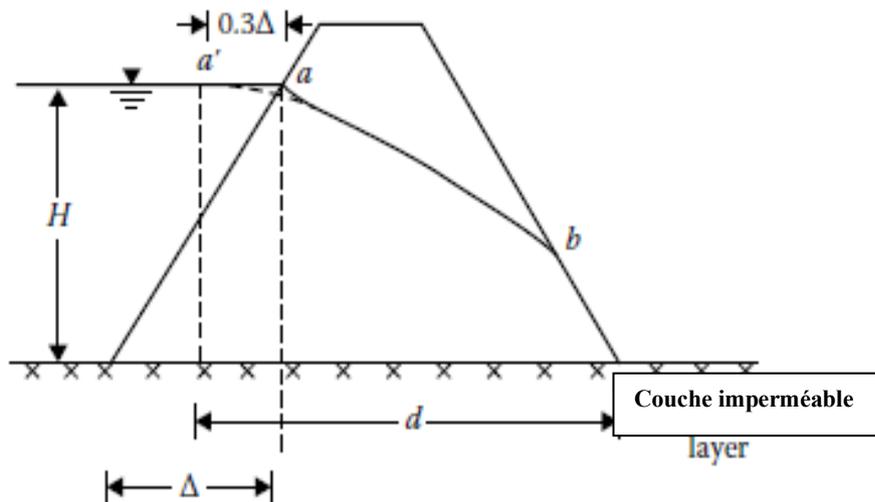
Schaffernak a suggéré une procédure graphique pour déterminer la valeur de  $l$ .

Cette procédure peut être expliquée à l'aide de la figure IV.3:

1. Prolongez la ligne de pente aval  $bc$  vers le haut.
2. Tracer une ligne verticale  $ae$  passant par le point  $a$ . Cela coupera la projection de la ligne  $bc$  (étape 1) au point  $f$ .



**Figure IV.3** Construction graphique de la solution de Schaffernak.



**Figure IV.4** Distance modifiée  $d$  à utiliser dans l'équation (IV.13)

3. Avec  $fc$  comme diamètre, tracer un demi-cercle  $fhc$ .
4. Tracer une ligne horizontale  $ag$ .
5. Avec  $c$  comme centre et  $cg$  comme rayon, tracer un arc de cercle,  $gh$ .

6. Avec  $f$  pour centre et  $fh$  pour rayon, tracez un arc de cercle,  $hb$ .

7. Mesurer  $bc = l$ .

Casagrande (1937) a montré expérimentalement que la parabole  $ab$  illustrée à sur la figure IV.2 devrait réellement commencer à partir du point  $a'$  comme indiqué sur la figure IV.4. Notez que  $aa' = 0,3\Delta$ . Ainsi, avec cette modification, la valeur de  $d$  à utiliser dans l'équation (IV.13) sera la distance horizontale entre les points  $a'$  et  $c$  (Braja, 2019)

#### IV.2.4 Solution de Casagrande

L'équation (IV.13) a été obtenue sur la base de l'hypothèse de Dupuit que le gradient hydraulique  $i$  est égal à  $\frac{dz}{dx}$ . Casagrande (1932) a suggéré que cette relation est une approximation de l'état réel. En réalité (voir figure IV.5) (Braja, 2019)

$$i = \frac{dz}{ds} \quad (IV.14)$$

Pour une pente en aval de  $\beta > 30^\circ$ , les écarts par rapport à l'hypothèse de Dupuit deviennent plus visibles. Sur la base de cette hypothèse (équation IV.14), le taux d'infiltration est  $q = k i A$ . Considérant le triangle  $bcd$  de la figure IV.5,

$$i = \frac{dz}{ds} = \sin \beta \quad (IV.15)$$

$$A = (bd) (1) = l \sin \beta \quad (IV.16)$$

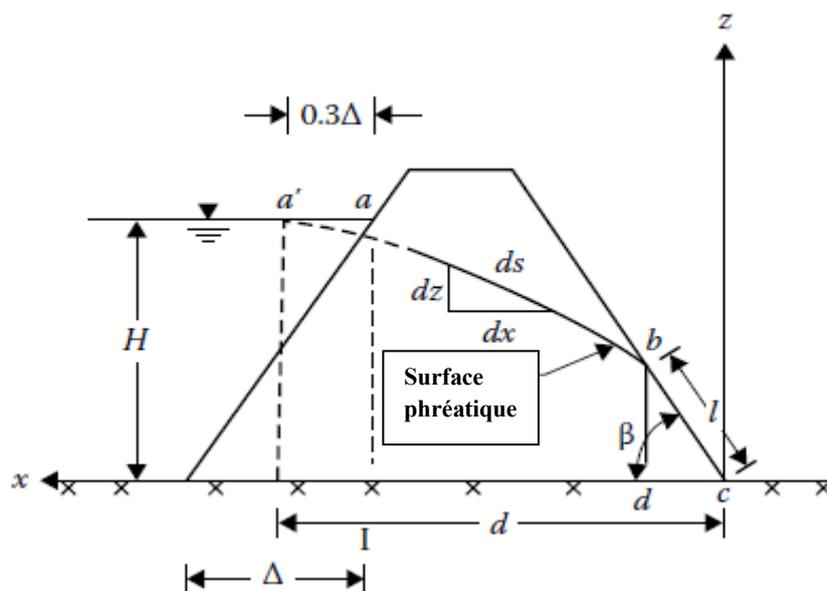


Figure IV.5 Solution de Casagrande pour l'écoulement à travers un barrage en terre. (Remarque: longueur de la courbe  $a'bc = S$ .)

Alors

$$q = k \frac{dz}{ds} z = kl \sin^2 \beta \quad (\text{IV.17})$$

Ou

$$\int_1^H \frac{z}{\sin \beta} dz \int_1^s (l \sin^2 \beta) ds \quad (\text{IV.18})$$

Où  $s$  est la longueur de la courbe  $a'bc$ . Par conséquent

$$\frac{1}{2} (H^2 - l^2 \sin^2 \beta) = l \sin^2 \beta (s - l) \quad (\text{IV.19})$$

$$H^2 - l^2 \sin^2 \beta = 2l \sin^2 \beta - 2l^2 \beta - 2l^2 \sin^2 \beta \quad (\text{IV.20})$$

$$l^2 - 2ls + \frac{H^2}{\sin^2 \beta} \quad (\text{IV.21})$$

La solution de l'équation (IV.21) est

$$l = s - \sqrt{s^2 - \frac{H^2}{\sin^2 \beta}} \quad (\text{IV.22})$$

Avec une erreur d'environ 4% à 5%, nous pouvons approximer  $s$  comme la longueur de la droite  $a'c$ . Donc :

$$s = \sqrt{d^2 + H^2} \quad (\text{IV.23})$$

On Combine les équations (IV.22) et (IV.23)

$$l = \sqrt{d^2 + H^2} - \sqrt{d^2 - H^2 \cot^2 \beta} \quad (\text{IV.24})$$

Une fois que  $l$  est connu, le taux d'infiltration peut être calculé à partir de l'équation

$$q = kl \sin^2 \beta \quad (\text{IV.25})$$

Une solution qui évite l'approximation introduite dans l'équation (IV.24) a été donnée par Gilboy (1934) et mise en forme graphique par Taylor (1948), comme le montre la figure IV.6. Pour utiliser le graphique

1. Déterminer  $\frac{d}{H}$
2. Pour des valeurs données de  $\frac{d}{H}$  et  $\beta$ , déterminer  $m$
3. Calculer  $l = \frac{mH}{\sin \beta}$
4. Calculez  $q = kl \sin^2 \beta$

### IV.2.5 Solution de Pavlovsky

Pavlovsky (1931; voir aussi Harr, 1962) a également donné une solution pour le calcul des infiltrations à travers un barrage en terre. Cela peut être expliqué en référence à la figure IV.7. La section du barrage peut être divisée en trois zones, et le taux d'infiltration à travers chaque zone peut être calculé comme suit (Braja, 2019).

#### Zone 1 (surface agOf)

Dans la zone I, les lignes d'infiltration sont en fait courbes, mais Pavlovsky a supposé qu'elles pouvaient être remplacées par des lignes horizontales. Le taux d'infiltration à travers une bande élémentaire  $dz$  peut alors être donné par

$$dq = k i dA \quad (\text{IV.26})$$

$$dA = (dz) (1) = dz \quad (\text{IV.27})$$

$$i = \frac{\text{perte de niveau}, l_1}{\text{Longueur d'écoulement}} = \frac{l_1}{(H_d - z) \cot \beta_1} \quad (\text{IV.28})$$

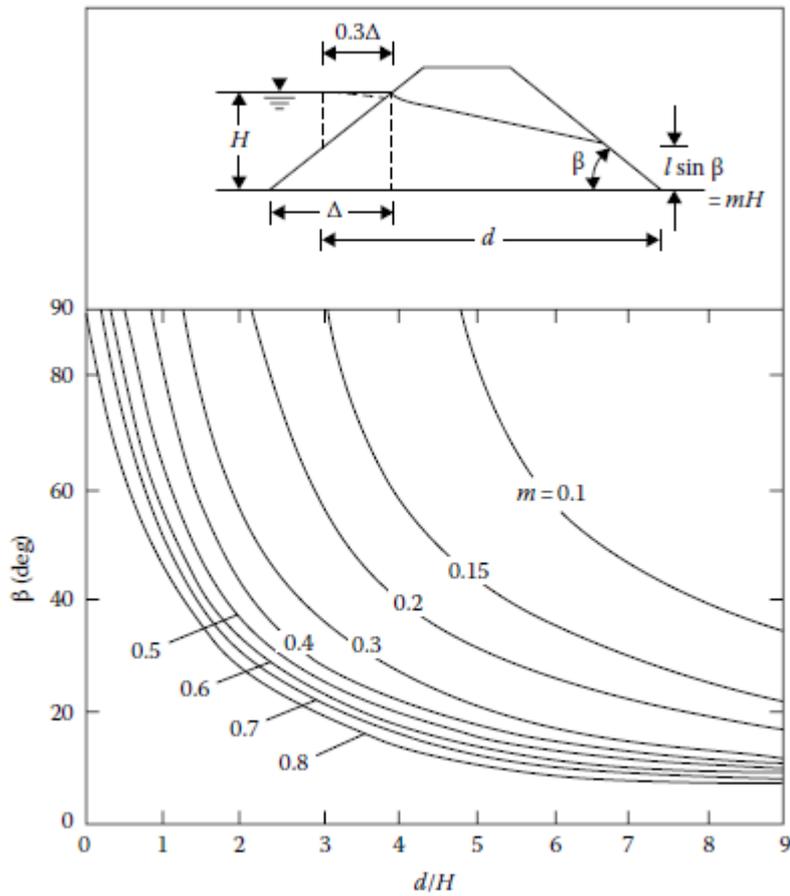


Figure IV.6 Solution graphique par la méthode de Casagrande basée sur la solution de Gilboy.

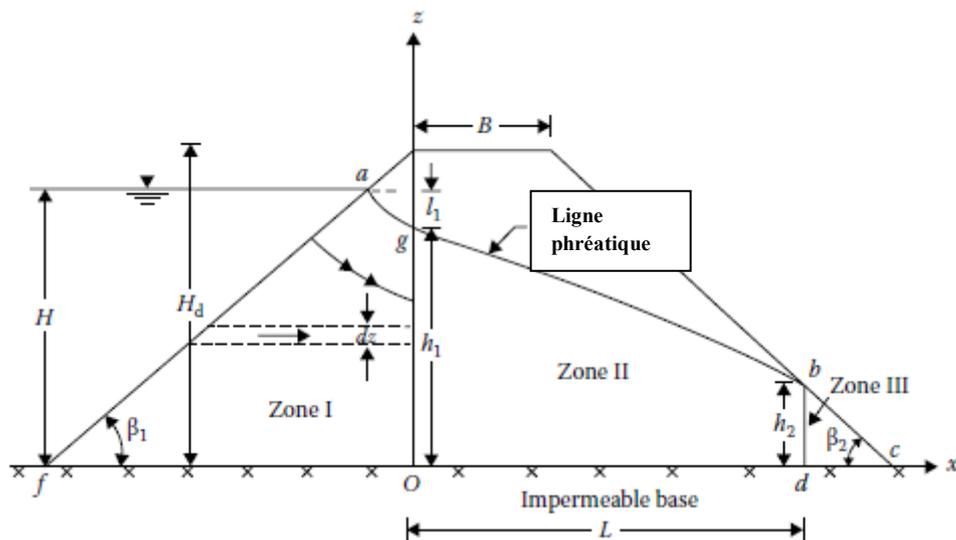


Figure IV.7 Solution de Pavlovsky pour l'infiltration à travers un barrage en terre.

$$q = \int dq = \int_0^{h_1} \frac{kl_1}{(H_d - z) \cot \beta_1} dz = \frac{kl_1}{\cot \beta_1} \ln \frac{H_d}{H_d - h_1} \quad (\text{IV.29})$$

Cependant, 
$$l_1 = H - h_1 \cdot S_0 \quad (IV.30)$$

$$q = \frac{k(H-h_1)}{\cot\beta_1} \ln \frac{H_d}{H_d-h_1} \quad (IV.31)$$

### Zone 2(surface Ogbd)

Le débit dans la zone II peut être donné par l'équation dérivée de Dupuit (équation IV.4). En substituant  $h_1$  à  $H_1$ ,  $h_2$  à  $H_2$  et  $L$  à  $d$  dans l'équation (IV.4), nous obtenons

$$q = \frac{k}{2l} (h_2^2 - h_1^2) \quad (IV.32)$$

Ou

$$L = B + (H_d - h_2) \cot\beta_2 \quad (IV.33)$$

### Zone 3(surface bcd)

Comme dans la zone I, les lignes de cours d'eau de la zone III sont également supposées horizontales:

$$q = k \int_0^{h_2} \frac{dz}{\cot\beta_2} = \frac{kh_2}{\cot\beta_2} \quad (IV.34)$$

Combiner les équations (IV.31) à (IV.33)

$$h_2 = \frac{B}{\cot\beta_2} + H_d - \sqrt{\left(\frac{B}{\cot\beta_2} + H_d\right)^2 - h_1^2} \quad (IV.35)$$

D'après les équations (IV.31) et (IV.34)

$$\frac{H-h_1}{\cot\beta_1} \ln \frac{H_d}{H_d-h_1} = \frac{h_2}{\cot\beta_2} \quad (IV.36)$$

Les équations (IV.35) et (IV.36) contiennent deux inconnues,  $h_1$  et  $h_2$ , qui peuvent être résolues graphiquement. Une fois ceux-ci connus, le taux d'infiltration par unité de longueur du barrage peut être obtenu à partir de l'une des équations (IV.31), (IV.32) et (IV.34) (Braja, 2019).

IV.2.6 Solution avec  $k_x \neq k_z$

Si le sol d'une section de barrage présente un comportement anisotrope par rapport à la perméabilité, la section du barrage doit d'abord être tracée en fonction de l'échelle transformée (Braja, 2019):

$$x' = \sqrt{\frac{k_z}{k_x}} x \tag{IV.37}$$

Tous les calculs doivent être basés sur cette section transformée. De plus, pour calculer le taux d'infiltration, le terme  $k$  dans les équations correspondantes doit être égal à  $\sqrt{k_x k_z}$ .

IV.2.7 Méthodes approximatives du calcul hydraulique des problèmes d'infiltration

IV.2.7.1 Méthode des contours linéaires (Règle de BLIGH)

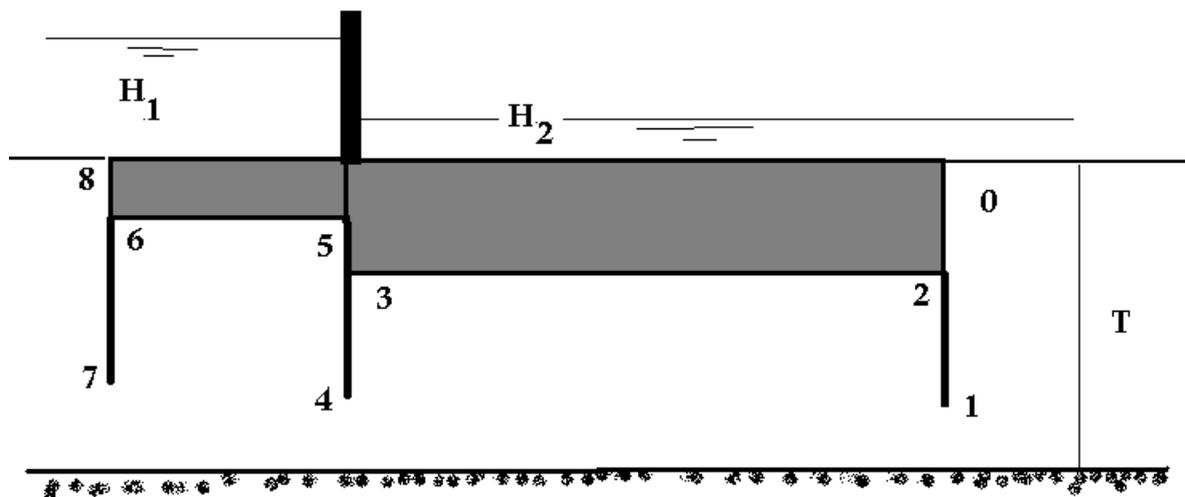


Figure IV.8: Principe de déploiement du contour linéaire suivant Bligh

Bligh considère que la ligne d'écoulement souterrain préférentielle correspond à la ligne de contact terrain-maçonnerie et terrain-parafouille ou palplanche. Il définit une longueur réelle déployée pour laquelle il n'y ait pas d'affouillement à condition que :

$$l_r > l_{cd} \tag{IV.38}$$

Avec

$$l_{cd} = C.H = C. (H_1 - H_2) \tag{IV.39}$$

$C$  : coefficient de proportionnalité de BLIGH (1910), qui dépend de la nature du sol de fondation

$H$  : Charge hydraulique  $H = H_1 - H_2$

A partir d'une analyse sur deux cents ouvrages, E.W LANE(1935) estime qu'il ne faut pas accorder la même importance aux cheminements horizontaux  $l_v$  et verticaux  $l_H$  d'infiltration. Il considère alors, qu'un chemin vertical offre plus de résistance qu'un chemin horizontal.

$$l_r = \sum l_v + \frac{1}{3} \sum l_H > C'H \quad (IV.40)$$

$C'$ : coefficient de LANE qui dépend de la nature du sol de fondation

a) Calcul du gradient hydraulique moyen :

$$I_{moy} = H/L \quad (IV.41)$$

Ou  $H$  = Différence de charge entre les biefs amont et aval,  $L$  = Longueur du contour souterrain  $L_{rcd}$ .  $I_{adm}$ : Gradient admissible en fonction de la classe de l'ouvrage et du sol de fondation.

Il faut que  $I_{moy} < I_{adm} = 0,6$  pour vérifier si on a un risque de renard.

b) Calcul du débit d'infiltration :

Le débit d'infiltration total est donné par la relation suivante :

$$Q = q \cdot B \quad [m^3/s] \quad (IV.42)$$

Ou :  $q$  = débit spécifique,  $B$  = Largueur de l'ouvrage

Le débit spécifique est donné par :

$$q = K \cdot I_{moy} \cdot T \quad [m^3/s.ml] \quad (IV.43)$$

Ou :  $K$  = Coefficient de perméabilité,  $I_{moy}$  = Gradient hydraulique moyen,  $T$  = Profondeur du substratum

### IV.2.7.2 Méthode des coefficients de résistance (Méthode de TCHUGAEV)

L'écoulement souterrain dans la fondation de l'ouvrage est assimilé à un écoulement dans une conduite en charge. Dans ce cas, on ne tient compte que des pertes de charges linéaires et singulières le long du cheminement souterrain de l'eau. Les pertes de charges sont déterminées par les coefficients de résistances du sol.

Dans cette méthode, il est primordial alors de distinguer les problèmes d'infiltration suivants :

1. Etablissement de l'épure des sous-pressions (ligne piézométrique) pour les éléments horizontaux et la détermination du gradient de contrôle piézométrique  $I_c$ , selon la position substratum  $T'C$

2. Détermination du gradient maximal piézométrique de sortie  $I_s^{\max}$  à la surface aval, selon la position substratum T'C.

3. Détermination du débit d'infiltration, selon la position substratum T''C

A partir, du rapport des projections horizontales et verticales, on détermine la profondeur active T'ac du contour souterrain :

$\left(\frac{l_0}{S_0}\right)$	$> 5$	$5 - 3,4$	$3,4 - 1$	$1 - 0$
T'act	$0,5 \cdot L_0$	$2,5 \cdot S_0$	$0,8 \cdot S_0 + 0,5 \cdot l_0$	$S_0 + 0,3 \cdot l_0$

Si  $T'_{act} > T'_{réel}$  Donc  $T'_{act} = T'_{réel}$  (IV.44)

$T'_{act} < T'_{réel}$  Donc  $T'_{cal} = T'_{act}$  (IV.45)

Après on calcul  $T''_{act}$  :

$$T''_{act} = (1,75 \text{ à } 2) T'_{act} \quad (IV.46)$$

Comme  $T'_{act} > T_{réel}$  donc le calcul s'effectue avec :

$$T''_{cal} = T_{réel} \quad (IV.47)$$

Le débit d'infiltrations s'effectue avec :

$$T'''_{cal} = T_{réel} \quad (IV.48)$$

Calcul les coefficients de résistances  $\xi_1$ ,  $\xi_2$ , et  $\xi_3$  :

Comme la base du barrage est horizontale on utilise la relation suivante :

$$\xi_i = \{L - 0,5 \cdot (S_g + S_d)\} / T'''_{cal} \quad (IV.49)$$

Détermination du débit d'infiltration :

Le débit unitaire d'infiltration donné par la relation :

$$q = \frac{H}{\sum \xi_i} \cdot K \quad (IV.50)$$

Avec

$\xi_i$  Calculer en fonction  $T'''_{cal}$

D'où:  $Q = q \cdot B \text{ (m}^3\text{/s)}$  (IV.51)

### IV.2.7.3 Méthode de BLIGH-TCHOUGAEV (méthode du contour allongé)

On calcul la longueur virtuelle déterminer par :

$$L_{vir} = L_{rcd} + 2. 0, 44 T'_{act} \quad (IV.52)$$

Ou :  $l_{rcd}$  = la longueur du contour déployé,  $T'_{act}$  = profondeur de couche active calculer dans la méthode de TCHOUGAEV.

a) Calcul du gradient hydraulique moyen :

$$I_{moy} = \frac{H}{L_{vir}} < 0,3 \quad \text{pour que la condition soit vérifiée} \quad (IV.53)$$

b) Le débit d'infiltration :

Le débit d'infiltration est donné par la relation suivante :

$$Q = q. B \text{ [m}^3\text{/s]} \quad (IV.54)$$

Ou:  $Q$  = débit d'infiltration total sous l'ouvrage ( $m^3/s$ ),  $q$  = Débit spécifique,  $B$  = Largeur de l'ouvrage (m).

Le débit spécifique est donné par :

$$q = K. I_{moy}. T \text{ [m}^3\text{/s.ml]} \quad (IV.55)$$

Ou :  $K$  = Coefficient de perméabilité,  $I_{moy}$  = Gradient hydraulique moyen,  $T$  = Profondeur du substratum.

### IV.2.7.4 Méthode de Lane

Le tracé du réseau d'écoulement permet d'évaluer le débit de fuite à travers le corps de la digue et éventuellement sous l'ouvrage.

La figure IV.9 représente une digue reposant sur une couche d'alluvions perméables. La présence a l'aval d'une couverture argileuse « A » est favorable au développement de fortes pressions interstitielles appelées sous-pressions. Le tapis amont 1, les écrans verticaux 2 et 3, qui peuvent être constitués, par exemple de rideau de palplanche sont destinés à allonger le cheminement de l'eau, donc a diminuer les gradients hydraulique ainsi que le débit d'écoulement.

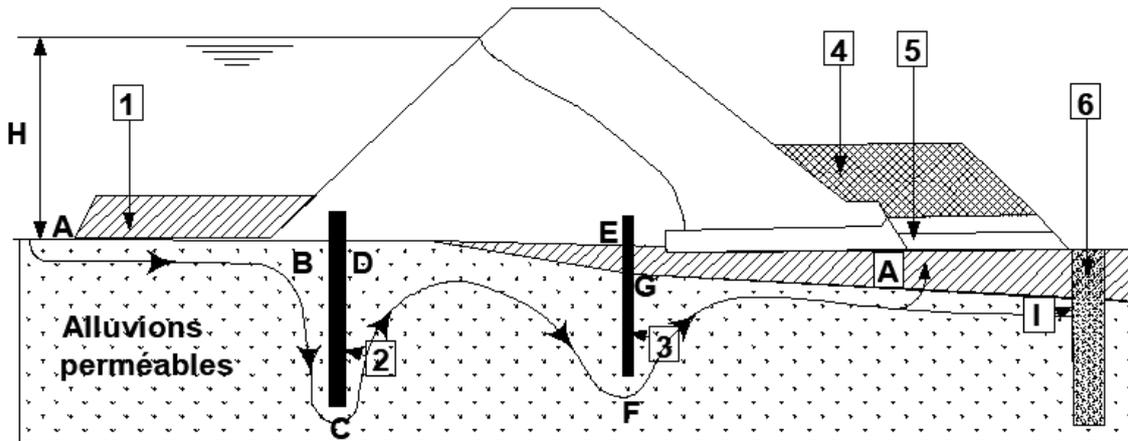


Figure IV.9: Règle de Lane

La recharge 4 agit par son poids de manière à combattre un soulèvement due aux poussées d'écoulement vertical. Le colmatage du tapis drainant est évité à l'aide d'un filtre inversé 5.

Les puis de décharges 6 ont pour objet de faire tomber le gradient hydraulique à l'aval en mettant la couche perméable à la pression atmosphérique et en annulant les fortes gradients prévisibles dans la couche d'argile sous-jacente A.

Lane a défini des règles empiriques en comparant la hauteur de la retenue au cheminement sous l'ouvrage. La constante de Lane est le rapport C défini par la formule suivante:

$$C = \frac{\sum v + 0,33 \sum l}{H} \quad (\text{IV.56})$$

Avec  $v$  : cheminement vertical

$l$  : cheminement horizontal

Il n'a pas de risque de Renard si les coefficients atteignent les valeurs données dans le tableau

Nature du sol	Valeur minimale du C
Silt et sable très fin	8,5
Sable fin	7,0
Sable moyen	6,0
Gros sable	5,0
Gravier fin	4,0
Gravier moyen	3,5
Gros gravier et galets	3,0
Galets et blocs	2,5

Sur la figure (IV.9), le numérateur de la formule est  $0,33 (AB + DE + GI) + 2BC + 2GF$ . Le coefficient 0,33 a pour but de tenir compte empiriquement de l'anisotropie de perméabilité des sols (Philipponnat et Hubert, 2000).

### IV.2.8 Modèles numériques

Il est bien connu que les méthodes numériques représentent un grand avantage et un puissant moyen d'investigation grâce au développement considérable de l'informatique, ils sont considérés comme l'un des moyens les plus importants et les plus efficaces pour la résolution des grands problèmes complexes rencontrés dans les sciences de l'ingénierie, notamment dans les cas pratiques. Les modèles mathématiques représentent une solution offrant une très grande souplesse d'emploi.

Forchier (1886) démontra que la distribution de la pression d'eau dans un milieu poreux et la vitesse d'écoulement pouvaient être déterminées au moyen de l'équation de Laplace. C'est vers 1900 que les méthodes de résolution de cette équation existaient et pouvaient être appliquées aux barrages (Bouchelghoum F., Aid M. 2002). (Abderrahim D.1990). (Hamail K. 2001).

Il existe plusieurs approches, on cite :

- Méthodes des différences finies ;
- Méthode des équations intégrales aux frontières ;
- Méthode des éléments finis ;
- Méthode des éléments en quadrature de forme faible ;
- Méthode d'intelligence artificielle ;
- Méthode probabiliste ;
- Méthode des éléments naturels ;

#### IV.2.8.1 Méthodes des différences finies ;

La méthode des différences finies est l'une des méthodes adaptées à la résolution numérique des équations aux dérivées partielles, elle s'applique aux problèmes stationnaires ou dépendants du temps. Cette méthode consiste à discrétiser des équations différentielles sans chercher à les intégrer. La discrétisation est la substitution dans les équations des grandeurs différentielles infiniment petites par des grandeurs finies petites en regard des dimensions générales du milieu poreux étudié.

Finemore et Perry, en 1968, ont utilisé la méthode des différences finies pour étudier l'écoulement permanent à travers un barrage en terre homogène de forme rectangulaire.

Freeze (1971), a étudié l'écoulement qui s'établit dans un barrage en terre, en tenant compte de la zone non saturée.

Mvaucelin et Haverkamp (1979) ont étudié l'écoulement transitoire à surface libre, dans le problème du drainage et de recharge des nappes.

D'après plusieurs auteurs, la méthode des différences finies est beaucoup plus utilisée pour l'étude de nappes souterraines que pour les écoulements dans les barrages.

Ait Abbas et Boudha (2001) ont présenté une étude numérique sur l'écoulement à travers un milieu poreux, et en particulier l'étude des réseaux d'infiltration dans un barrage en remblai par la méthode des différences finies. Ils ont calculé les vitesses d'écoulement, le débit de fuite à travers la digue et aussi les pressions interstitielles. Ils ont montré que les résultats obtenus par cette méthode sont très proches de ceux obtenus par la méthode analytique (Bouchelghoum et Aid, 2002 ; Abderrahim, 1990 ; Hamail, 2001).

### **IV.2.8.2 Méthode des équations intégrales aux frontières :**

Cette méthode consiste à transformer l'équation différentielle de l'écoulement en une équation intégrale. Seul le contour du domaine d'écoulement est discrétisé. Elle demande moins de données et de temps. Jeng et Wexler (1977) ont utilisé cette méthode pour les écoulements tridimensionnels des nappes à surface libre (Bouchelghoum et Aid, 2002).

### **IV.2.8.3 Méthode des éléments finis ;**

La méthode des éléments finis est une méthode variationnelle approchée ; physiquement elle revient à décomposer le milieu continu en éléments. La méthode des éléments finis a été créée en 1946 pour le calcul des ailes d'avions. Ce n'est qu'en 1967, qu'a été utilisée cette méthode par Liam Finn et Taylor et Brown, pour résoudre les problèmes des écoulements en milieu poreux saturé avec surface libre.

Humbert en 1984 a analysé en régime permanent l'écoulement autour d'une galerie souterraine et dans un barrage en terre.

Rank et Verner, en 1986, ont montré que l'on peut obtenir une précision appréciable avec la méthode des éléments finis, en utilisant des mailles variables.

Cividini, Nova, Rossi et Salani, en 1987, ont eux aussi déterminé avec cette méthode la position de la surface libre, les pressions interstitielles et le débit dans les barrages en terre homogène.

Bhatia et Baker, en 1989, ont déterminé les pressions dans une fondation, et les résultats obtenus sont fonction des dimensions et du nombre d'éléments utilisés.

Abderrahim (1990) a fait une simulation pour un barrage en terre homogène, il a déterminé la pression interstitielle dans les barrages à suintement et à tapis filtrant, d'une part par voie expérimentale (II.2.1 et II.2.2), et d'autre part par voie numérique pour les cas du

régime permanent et de la vidange rapide de la retenue. Par voie numérique, il a élaboré en régime permanent un programme en éléments finis, en considérant des éléments triangulaires linéaires. La comparaison des résultats expérimentaux et théoriques a permis de mettre en évidence l'étendue des possibilités et de fiabilité qu'offre le modèle mathématique par rapport aux modèles analogiques. Il a déduit que la méthode des éléments finis complète la méthode expérimentale, et que certains problèmes complexes inabordable par les méthodes classiques peuvent être résolus par le modèle mathématique (Bouchelghoum et Aid, 2002 ; Abderrahim, 1990 ; Hamail, 2001).

Bouchelghoum et Aid Mohamed (2002) ont présenté à leur tour une étude numérique sur l'écoulement à travers un milieu poreux, et en particulier l'étude des réseaux d'infiltration. Ils ont obtenu des valeurs des potentiels et fonction de courant en tout point nodal du domaine considéré, et les valeurs leurs permettaient de construire les réseaux des lignes équipotentiels et les lignes de courant, et de calculer les vitesses d'infiltration pour chaque point nodal. En vertu de l'analyse de leurs résultats obtenus, ils concluent que le calcul numérique présente une assez bonne approche que les prévisions théoriques, et ainsi les courbes obtenues par le calcul numérique présentent les mêmes propriétés que les courbes théoriques. Ils ont trouvé aussi que les résultats obtenus par la méthode des éléments finis présentent une bonne convergence que les résultats obtenu par la méthode des différences finies (Bouchelghoum et Aid, 2002).

En 2013, le programme géotechnique SEEP /W basé sur les éléments finis a été utilisé pour évaluer l'analyse d'infiltration. Pour le logiciel SEEP/W quatre types de maillages tels que grossier, moyen, fin et non structuré sont considérés pour évaluer le type et la taille du maillage sur le débit total et la hauteur totale à travers la section transversale du barrage, après avoir effectué la simulation ils ont trouvé que le débit moyen de fuite sous les différents maillages du barrage est égal à 0,836 litre par seconde sur toute la longueur du barrage (Hasani et al, 2013).

(Chanbari et Zaryabi, 2014) ont développé 3 équations pour estimer le pourcentage de réduction d'infiltration dans la fondation d'un barrage en terre pour trois types d'étanchéité, le premier avec tranché en argile, le deuxième avec couverture en argile et le troisième avec un système combiné des deux.

Les résultats calculés à partir des équations ont été comparés à ceux obtenus par le logiciel SEEP/W et ont montré le potentiel des équations développé pour prédire une estimation acceptable de la réduction d'infiltration à la fondation.

En 2014, Babar et Arshad ont modélisé l'infiltration dans un barrage en terre par la méthode des éléments finis au moyen du logiciel SEEP/W, ils ont calculé le débit de fuite pour 3 scénarios (niveau normal, niveau maximal, niveau minimal). Après avoir effectué les calculs et la comparaison entre des résultats trouvés avec les débits mesurés au niveau du barrage, ils ont conclu que la méthode ELF montre une bonne performance du modèle avec une efficacité de 99,60% (Babar et Arshad, 2014).

(Shivakumar et *al*, 2015) ont présenté les résultats des analyses d'infiltration et de stabilité d'un barrage en remblai avec la méthode des éléments finis au moyen du logiciel Plaxis en 3D, ils ont montré qu'avec la méthode des éléments finis on peut remarquer que le modèle de variation de FS par rapport au changement de  $\phi$  est resté le même pour différentes valeurs du module de Young.

En 2019 Gazey et Abdulrazzaq ont utilisés le programme SEEP/W qui est basé sur la méthode des éléments finis pour calculer l'infiltration à travers un barrage en terre homogène et non homogène avec des dimensions connues. Les résultats montrent que la relation entre l'infiltration et la hauteur d'eau en amont du barrage à sa longueur pour les sols saturés était non linéaire lorsque le barrage est homogène et pour le barrage non homogène, la relation était linéaire et la quantité d'infiltration augmente avec la hauteur de l'eau en amont jusqu'à sa longueur. De plus, la quantité de d'infiltration a été calculée en utilisant la méthode de (Fredlund et Xing, 1994) et (Van Genuchten, 1980) lorsque le sol est saturé, les résultats se réfèrent à une valeur plus élevée d'infiltration lorsque le sol est saturé et a une plus faible valeur de d'infiltration lors de l'utilisation de la méthode de Van Genuchten pour les barrages en terre homogènes et non homogènes (Jassam et Abdulrazzaq, 2019).

Le petit barrage en terre de Baz Ali a été analysé en utilisant l'approche par éléments finis au moyen du logiciel SEEP / W en deux dimensions, deux techniques différentes en été utilisées pour atténuer l'infiltration tels que : la couverture en argile de 1 m d'épaisseur sur le côté amont avec plusieurs mètres de longueur et la deuxième sont des murs de coupure encastrés avec plusieurs profondeurs et différentes épaisseurs. Les valeurs d'infiltration obtenues à partir des modèles 2D SEEP / W ont été comparées les unes aux autres. Les résultats SEEP / W 2D et l'analyse des coûts montrent que la couverture d'argile est plus efficace et une technique économique qu'un mur de coupure pour résoudre le problème d'infiltration. Par conséquent, une couverture en amont d'une longueur de 100 m est plus efficace pour réduire l'infiltration jusqu'à 58,65% contrairement au cas de base sans le système de correction (Ullahet *al*, 2019).

(Anthony et *al*, 2019) Ont utilisé un modèle hydraulique d'éléments finis avec le code Cast3M pour faire une analyse probabiliste pour modéliser la variabilité spatiale des pressions interstitielles sur la base du champ aléatoire de conductivité hydraulique obtenu après traitement des données disponibles dans un barrage en terre.

Dans ce travail, la méthode du potentiel propre a été utilisée par (Soueidet *al*, 2019) pour détecter et surveiller les infiltrations anormales dans les barrages en remblai, ils ont construit un barrage expérimental pour déterminer dans quelle mesure la méthode du potentiel propre nous aide à caractériser les infiltrations dans les barrages. Tout d'abord ils ont utilisé la méthode des éléments finis pour résoudre l'équation de l'écoulement des eaux souterraines ensuite ce résultat a été utilisé pour calculer la distribution du potentiel électrique. Après avoir effectué les calculs aucune anomalie auto-potentiel associé à l'infiltration dans ce barrage a été détectée. Pour cela, ils ont ajouté du sable à l'entrée de la zone d'infiltration afin de réduire les effets des tubes PVC et de restreindre le régime d'écoulement au régime d'écoulement laminaire visqueux, cette technique a permis de détecter une anomalie de potentiel propre

avec une amplitude d'environ-9 mV cohérente avec celle obtenue par modélisation numérique avec un simulateur d'éléments finis, après il ont faits une comparaison pour tester la précision de l'approche de modélisation et définir les forces et les faiblesses de la méthode du potentiel propre pour déterminer les infiltrations préférentielles dans les structures des barrages en terre.

(Chouireb et Djehiche, 2019) ont présenté les résultats des analyses et des quantités d'infiltration sous et à travers un barrage en terre avec drain vertical en utilisant la méthode des éléments fins au moyen du logiciel SEEP /W pour les trois niveaux d'eau. Après avoir garanti l'applicabilité du modèle par la comparaison des résultats simulés avec ceux observés, le modèle démontre une efficacité élevée et une bonne forme physique. Grâce à cette étude, ils ont conclu que la sécurité des barrages n'est pas menacée du point de vue des infiltrations puisque le motif de la ligne phréatique suit le critère de conception standard. Ainsi, la valeur du gradient de sortie pour les trois niveaux se situe dans les limites autorisées, ce qui implique que le barrage est sûr contre la tuyauterie pour tous les scénarios, le flux d'infiltration estimé est minimum et la vitesse d'infiltration maximale est dans les limites de sécurité.

Salem et *al*, (2019) ont utilisé le programme SEEP/W pour calculer l'infiltration a travers un barrage avec noyau interne basant sur l'effet de la perméabilité du noyau, de la largeur du noyau, de l'épaisseur de la base du noyau et de la pénétration du noyau sur les infiltrations, la hauteur de pression, le gradient de sortie et les stabilités des pentes amont et aval. Les résultats de cette étude ont montré que ;

- 1) L'augmentation de l'épaisseur totale relative du noyau ( $b' / b$ ) de 0,1 à 1, donne une réduction d'environ 12,7% de la quantité relative d'infiltration ( $q / kh$ ).
- 2) L'augmentation de l'épaisseur du noyau de base ( $b_{base} / b$ ) du noyau 1 à 5, donne une réduction d'environ 27,3% de la quantité d'infiltration relative ( $q / kh$ ).
- 3) L'augmentation de la profondeur de pénétration relative ( $p / D$ ) du noyau 0 à 1, donne une réduction d'environ 99,98% de la quantité d'infiltration relative ( $q / kh$ ).
- 4) La diminution de la perméabilité relative du noyau  $k_{core} / k$  de 1 à 0,001, donne une réduction d'environ 27,5% de la quantité relative d'infiltration ( $q / kh$ ), 28% en gradient de sortie et environ 10% en hauteur de pression.

Al-Janabi M. et al ont étudié l'infiltration à travers des barrages en remblai à l'aide de modèles physiques, mathématiques et numériques. Dans cette étude, les analyses expérimentales et numériques des infiltrations à travers des modèles de barrage en remblai (quatre barrages homogènes et trois zoné) ont été menées. Les résultats de deux modèles physiques ont été comparés à ceux obtenus à partir des équations de L. Casagrande (calcul mathématique) et du programme SEEP / W, les comparaisons ont révélé que l'emplacement de la ligne d'infiltration obtenue à partir des trois méthodes était presque le même. De plus, lorsque le débit d'infiltration croise la pente en aval et que la tuyauterie a lieu, l'utilisation de SEEP / W pour calculer le débit devient inutile car elle ne peut pas calculer le volume du débit d'eau dans les tuyaux (Al-Janabi et *al*, 2020).

Rehamnia et *al*, (2020) ont modélisé les pertes d'eau dans le barrage Fontaine des Gazelles pour dix niveaux d'eau en utilisant le logiciel SEEP/W basé sur la méthode des

éléments finis, après avoir déterminé les conditions aux limites et calibré les coefficients de perméabilité de chaque section dans le barrage, le modèle affiche une excellente corrélation de  $R = 0,999$  et une bonne forme physique avec une efficacité de 99.924% et une erreur relative maximale absolue de 1.06667 %. Le modèle numérique a également été vérifié en comparant les valeurs observées et simulées de l'écoulement de suintement, ce qui a montré que la ligne de pente était observée à environ 45 degrés; ce qui indique qu'il n'y avait pas de variation majeure entre les valeurs d'infiltration observées et simulées. Ainsi, on en conclut que les valeurs observées du débit d'infiltration ne sont pas très différentes de celles simulées.

### IV 2-8-4 Méthode des éléments en quadrature

En 2015 Shuai et Hongzhiont utilisé la méthode des éléments en quadrature de forme faible pour l'analyse tridimensionnelle des infiltrations non confinées par l'approche de maillage adaptative. Les résultats d'exemples numériques sont comparés aux solutions analytiques et solutions numériques disponibles dans la littérature et un accord est atteint dans ces applications démontrant l'efficacité et la fiabilité de la présente formulation, de plus peu de degrés de liberté sont nécessaires pour atteindre la même précision par rapport aux méthodes d'ordre bas et que la surface libre obtenue est lisse (Shuai et Hongzhi, 2015).

### IV.2.8.5 Méthode d'intelligence artificielle

En 2018 (Elnazet *al.*) ont modélisé l'infiltration à travers le barrage de Sattarkhan situé dans le nord-ouest de l'Iran, il ont utilisé un assemblage de plusieurs modèles basés sur l'intelligence artificielle tels que FFNN, SVR, ANFIS et ARIMA sur la base de trois scénarios pour améliorer la prévision de la performance de la ligne de saturation au sein du barrage.

Après avoir comparé et évalué les résultats des trois méthodes d'ensemble de modèles utilisés (moyenne linéaire simple, moyenne linéaire pondérée et ensemble neuronal non linéaire), Les résultats obtenus indiquent que FFNN dans l'étape de vérification est légèrement meilleur que d'autres modèles simples et il peut conduire à une amélioration prometteuse de la modélisation des infiltrations. Les résultats ont indiqué que la méthode d'assemblage pourrait augmenter les performances de la modélisation de l'IA jusqu'à 20% lors de l'étape de vérification.

(Xinying et *al.*, 2012) ont développé l'algorithme génétique pour Levenberg-Marquardt (GA-LM) comme un nouveau modèle de réseau neuronal (NN) pour prédire l'infiltration d'un barrage en Chine en utilisant 381 bases de données, après avoir appliqué ce modèle ils ont remarqué que les valeurs d'infiltration prévues à l'aide du nouveau modèle GA-LM sont en bon accord avec les données de terrain, ce qui a permis de dire que le modèle est capable de prédire avec précision l'infiltration des barrages en terre. On outre les performances de GA-LM ont été comparées à celles de l'algorithme de rétropropagation (BP) classique et de l'algorithme LM avec une approche par essais et erreurs. La comparaison indique que le modèle GA-LM peut offrir des performances plus fortes et meilleures que les NN conventionnels lorsqu'il est utilisé comme un outil d'interpolation et d'extrapolation rapide.

### IV.2.8.6 Méthode probabiliste

Une suggestion a été proposée par (Ashraf, 2009) est qu'il n'est pas nécessaire de construire un noyau dans des barrages en terre faits de sols qui présentent un degré élevé de variabilité, cette hypothèse est basée sur son expérience avec la méthode probabiliste. Il a modélisé la conductivité hydraulique comme un champ spatialement aléatoire suivant une distribution log-normale, ces résultats ont montré que le débit d'infiltration produit à partir de la solution stochastique était inférieur à sa valeur déterministe. De plus, il a observé que la surface libre sortait à un point inférieur à celui obtenu à partir de la solution déterministe et lorsque la conductivité hydraulique était fortement corrélée dans le sens horizontal que dans le sens vertical, le débit à travers le barrage a nettement augmenté, ces résultats ils l'ont conduit de proposer cette hypothèse.

### IV.2.8.7 Méthode des éléments naturels

En 2013 (Yu-xin et *al.*) ont utilisé la méthode des éléments naturels pour l'analyse d'infiltration avec une surface libre au sein d'un barrage en terre, ils ont utilisé les conditions aux limites de Kronecker car ces dernières peuvent être traitées beaucoup plus facilement que d'autres conditions. La surface libre initiale a été supposée en premier dans les calculs, et l'emplacement de cette dernière a été ajusté en fonction des résultats des calculs. Les exemples ont montré que la méthode des éléments naturels conduit à des résultats fiables et satisfaisants.

## IV.3 Conclusion

Dans ce chapitre une synthèse bibliographique sur l'étude des infiltrations dans les barrages en terre a été effectuée, on peut remarquer qu'il existe divers méthodes et techniques disponibles (analytique, graphique et numérique) anciennes et récentes pour quantifier l'infiltration dans ce type d'ouvrage. La connaissance et la localisation précise de la ligne de saturation ainsi que le bon calcul du débit de fuite nous permet de contrôler la stabilité du barrage et d'assurer les besoins des populations.

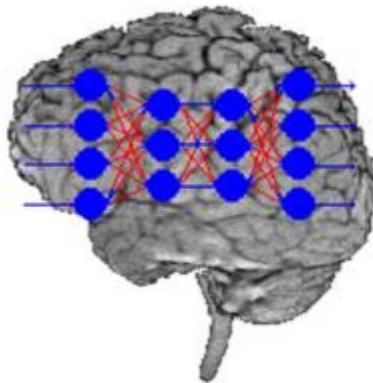
---

*Chapitre V Présentation des réseaux de  
neurones artificiels*

---

### Introduction

Les réseaux de neurones artificiels ou réseaux connexionnistes sont fondés sur des modèles inspirés des modèles neuronaux biologiques, qui tentent d'expliquer comment les cellules du cerveau et leurs interconnexions parviennent, d'un point de vue global, à exécuter des calculs complexes, en utilisant des connexions et des calculs de base. Le calcul neuronal est fondamentalement un traitement distribué parallèle. Deux types d'apprentissage existent qui sont appelés apprentissage supervisé et/ou non supervisé pour s'adapter à l'environnement de l'information qu'il reçoit, on parle aussi de classification et de clustering. Il y a environ 100 milliards de neurones dans le cerveau humain. Les neurones biologiques sont fortement connectés et travaillent d'une manière parallèle les uns par rapport autres. Le réseau de neurone est conçu de telle sorte qu'il imite le fonctionnement du cerveau humain. Le domaine ou on utilise ce genre de modèle s'appelle machine learning, ou machines à apprentissage, c'est un domaine assez récent qui est difficile à résoudre avec des méthodes informatiques numériques conventionnelles (Tommy et Siu-Yeung, 2007).

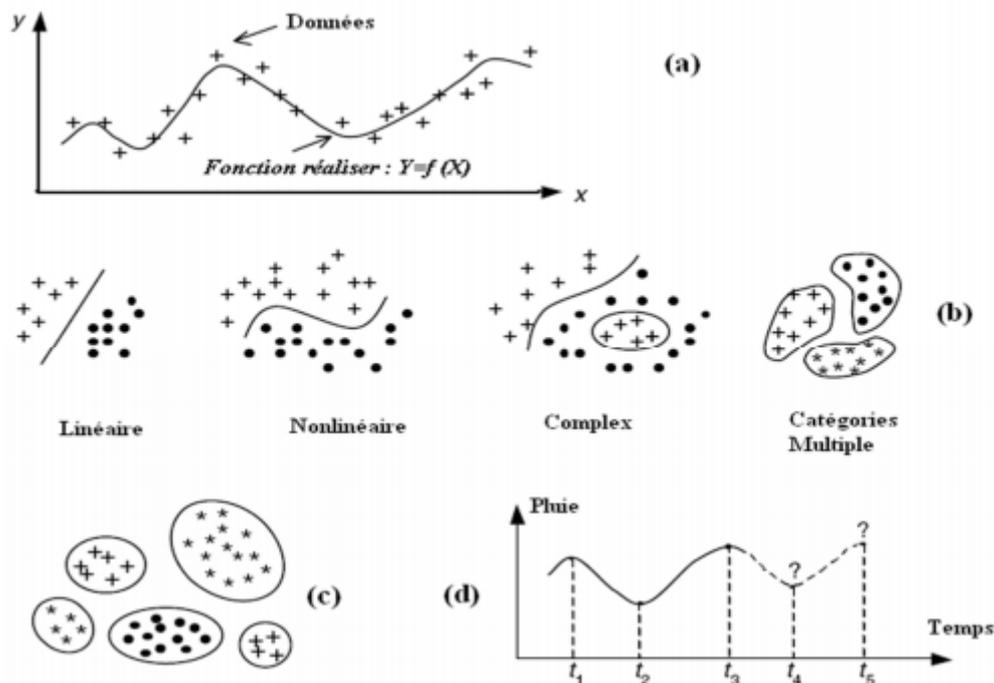


**Figure V.1** : Structure du cerveau humain avec des milliards de neurones interconnectés sous forme de réseau

(Haykin, 2008) définit un réseau de neurone comme étant « un processeur » distribué massivement parallèle capable d'apprendre et de raisonner sur un domaine particulier. Il imite le fonctionnement du cerveau humain par deux fonctions : La connaissance est acquise par un apprentissage ; et des forces d'interconnexion entre les neurones, connus sous le nom de poids synaptiques ou les poids, sont employées pour stocker la connaissance. Contrairement à la logique mathématique conventionnelle, les caractéristiques principales du processus de pensée humaine sont imprécises on parle aussi de floues, manquant de netteté, mais adaptatif. Elles apprennent par des exemples, des expériences et elles montrent un fort degré de généralisation. Les réseaux de neurones sont conçus afin d'imiter la plupart de ces caractéristiques. Généralement on distingue deux étapes majeures dans l'utilisation des réseaux de neurones, la phase d'apprentissage et celle de la généralisation :

- L'apprentissage : Le réseau de neurone peut modifier son comportement en réponse à l'environnement. Quand un ensemble de données d'entrées avec ou sans sorties désirées, selon le type, il s'ajuste et se corrige afin de procurer la réponse désirée.
- Généralisation : Une fois le réseau est formé, il suffit de lui présenter de nouvelles données pour qu'il nous donne la réponse désirée en se basant sur le modèle développé en apprentissage (c'est ce qu'on appelle par la suite la validation).

Les réseaux de neurones ont montrés des performances très encourageantes, y compris dans le domaine de la prédiction ou l'approximation de fonction, les modèles de classification, dans le domaine de la prévision, Figure V.2 (Jain et Mao, 1996) résume les fonctions sus indiquées. Les réseaux de neurones ajustent leurs poids en fonctions des données fournies, et ont un facteur de généralisation très intéressant (Figure V.2(a)). Ils sont des modèles généralement considéré comme non linéaire et travaillent sur des systèmes multidimensionnels ; c'est pour cette raison qu'ils peuvent approximer n'importe quelle fonction universels (Smith, 1996).



**Figure V.2** : Ensembles de fonctions réalisées par des réseaux de neurones artificielles : (a) approximation de fonction ; (b) tâches de classification, (c) identification des classes dans un ensemble de données et (d) prévision des séries temporelles. (Tiré de: Sandhya, 2006)

Les réseaux de neurones ont montré leur capacité dans de nombreux domaines de recherche en particulier dans le domaine de l'ingénierie de l'eau (Maier et Dandy, 1996b; Gavin et al, 2005a, 2005b; Zaheret al, 2016 ; Mumtaz et al, 2018 ; Sebbar et al, 2019). Huit types de réseaux de neurones seront étudiés en détail dans le cadre de ce travail de thèse :

- 1) Le réseau de neurone a régression linéaire multiple (**MLR**)
- 2) Réseau de neurone a spline de régression adaptative multivariée (**MARS**)

- 3) Réseaux de neurones à Arborescence du modèle M5 (**M5Tee**)
- 4) Réseaux de neurones par machine à vecteur de support des moindres carrés (**LSSVM**)
- 5) Réseaux de neurones à Perceptron multicouches (**MLP**)
- 6) Réseaux de neurones à fonction de base radiale (**RBF-NN**)
- 7) Forêt aléatoire (**RF**)
- 8) Filtre Kalman étendu intégré au modèle ANN (**EKF-ANN**)

### V.2 Les fondements biologiques

Le neurone est considéré comme une cellule de traitement et de transmission de l'information, et possède une architecture spéciale (Figure V.3). Il se compose d'un corps cellulaire, le soma, et d'expansions : les dendrites d'une part, et l'axone d'autre part. Les dendrites forment des ramifications qui rentrent en contact avec d'autres neurones, typiquement de l'ordre de 10000, et dont le rôle est de recevoir des informations, électriques ou chimiques. L'axone est un prolongement de la cellule, typiquement long de quelques millimètres, qui conduit un signal électrique jusqu'à son arborescence terminale, où il peut alors entrer en contact avec les dendrites d'autres neurones, la jonction axone dendrite est appelée synapse (Romain, 2003).

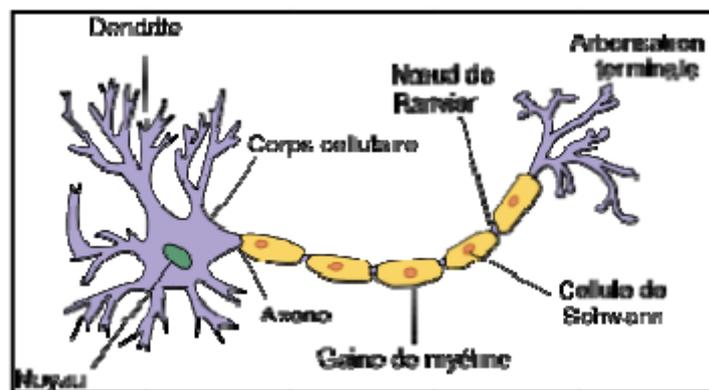


Figure V.3 : Représentation du neurone biologique

Les neurones se distinguent des autres cellules par leur facultés de communiquer avec les voisins et le signal se propage entre les neurones, chaque neurone intègre dans son soma les signaux qu'il reçoit des autres neurones par l'intermédiaire des dendrites, l'activité du neurone est définie comme une pondération des signaux reçus, si cette activité est suffisante, il engendre un signal qu'il transmet à son tour aux autres neurones par son axone (Gaudier, 1999).

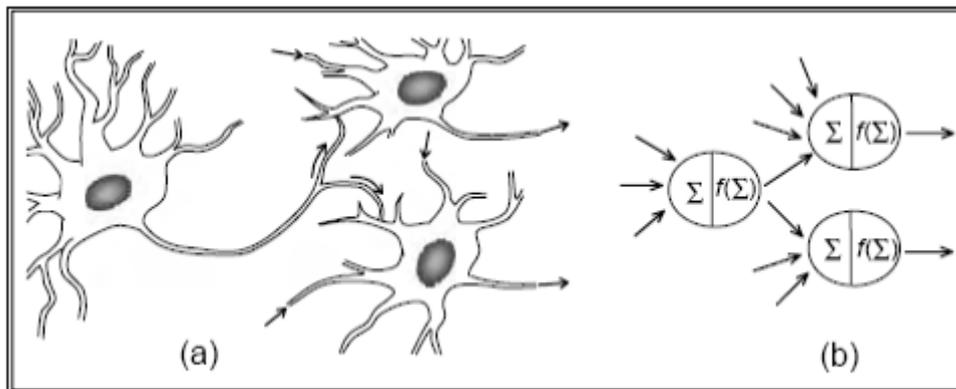
### V.3 Le neurone formel

Le neurone formel est issu des principes de fonctionnement du neurone biologique. Les premières notions remontent à 1943, aux travaux du neurophysiologiste Mc Culloch et du

logicien Pitts. Il a été étendu à un réseau de neurones, appelé Perceptron par Rosenblat (Rosenblat, 1962). Poursuivant leur essor, Lippman (Lippman, 1987) a énoncé dans la foulée que la puissance des réseaux de neurones se manifeste dans leur aptitude à produire une classe de décision de forme quelconque, exigée par un algorithme de classification, au prix de couches additives dans le perceptron multicouche.

Le neurone formel est une abstraction mathématique du neurone biologique. Il effectue une somme pondérée des flux d'entrée, chacun de ces flux est une valeur numérique représentant l'état du neurone émetteur, les valeurs étant affectées de coefficients synaptiques, obtenus lors de la phase d'apprentissage puis émet un flux de sortie si la valeur de la sommation pondérée est supérieure à un seuil donné. Cette phase de sommation comporte la collecte et l'intégration de l'information.

Ainsi par analogie au neurone biologique, on peut énoncer que la fonction de la synapse biologique (Figure V.4) est abstraite par un poids de connexion variable, attaché à chacune des connexions et le signal électrique du neurone est spécifié par un niveau d'activation, résultant de la dépolarisation du neurone.



**Figure V.4 :** Communication inter-neurones : (a) Réseau de neurones biologiques, (b) Modèle de réseau de neurones

Si la somme des flux d'entrée dépasse un certain seuil, le neurone est activé et émet un flux de sortie (sous forme de potentiel d'action) de valeur égale à celle de son activation. Si le neurone n'est pas activé, il n'émet rien. Une illustration succincte est donnée en Figure V.5.

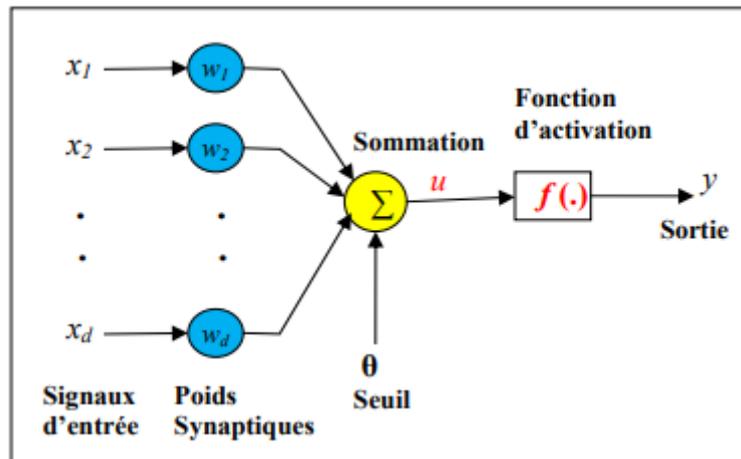


Figure V.5 : Modèle du neurone formel

Le neurone reçoit les entrées  $x_1, x_2, x_3 \dots, x_n$ , ou encore les excitations.  $w_1, w_2, \dots, w_n$  appelées les coefficients synaptiques ou les poids synaptiques.

Le potentiel  $p$  est indiqué par  $A_i = x_1 * w_1 + x_2 * w_2 + x_3 * w_3 \dots + x_n w_n$ . La fonction de sortie est  $y_i = f(A_i)$  où  $f()$  est la fonction de transfert. Le neurone créé par Mc Culloch et Pitts est un neurone utilisant une fonction binaire comme décrit en Figure V.6 dont le comportement est ainsi : Si  $p > a$  alors  $S=1$  sinon  $S = -1$ ,  $a$  est un seuil.

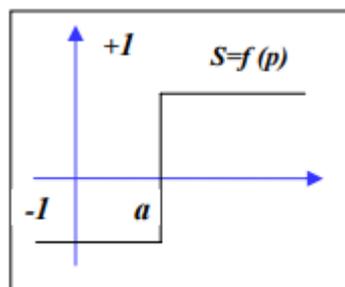


Figure V.6 : Fonction de transfert binaire

Les variables, opérantes du neurone représentent habituellement les entrées du neurone, la valeur de la fonction la sortie du neurone ; il est commode (Dreyfus, 2004) de représenter graphiquement un neurone comme dressé en figure V.5.

Cette représentation découle des connaissances biologiques qui ont été à l'origine de la première ruée vers les neurones formels, dans les années 1940 à 1970 (Minsky et Papert, 1969). Cette représentation réduite et simplifiée est à la base de la plupart des réseaux de neurones développés par la suite (Widrow et Hoff, 1960; Fukushima, 1975; Grossberg, 1976; Kohonen, 1982; Hopfield, 1982).

#### V.4 Le perceptron de Rosenblatt

A partir du neurone formel de Mc Culloch et Pitts, (Rosenblatt, 1962) proposa le premier modèle mathématique de neurone artificiel : le perceptron (Figure V.7). Rosenblatt proposa une organisation en réseau comprenant plusieurs neurones qu'il baptisa Perceptron

par analogie avec le mécanisme de la perception visuelle. Le Perceptron est composé des trois couches de neurones suivantes (Pilato, 1999):

1) La première couche est appelée la rétine. Les neurones qui la composent sont assimilables aux capteurs qui reçoivent l'information à traiter, qu'on appellera couche d'entrée. Ils reçoivent les entrées du problème et les transmettent telles quelles. Chaque élément de la rétine peut être considéré comme un pixel prenant des valeurs binaires 1 ou 0.

2) La deuxième couche de neurones est appelée la couche d'association (couche cachée). Chaque neurone est connecté à tous ou à une partie des neurones de la couche précédente. Les fonctions d'activation sont l'identité ou des fonctions seuils. Généralement, chaque cellule est dotée d'une fonction  $h$  d'association (booléenne ou linéaire) des stimuli envoyés par les cellules de la rétine qui lui sont connectées. La sortie pondérée de chaque cellule est connectée totalement ou partiellement aux cellules de la couche de décision.

3) La dernière est la couche de cellules de décision (couche de sortie) connectée en général avec tous les neurones de la couche d'association. Comme pour cette dernière, les fonctions sont l'identité ou des fonctions seuils.

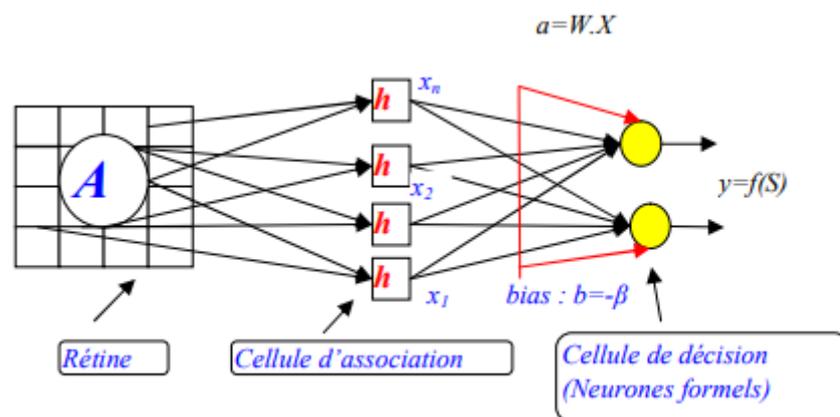


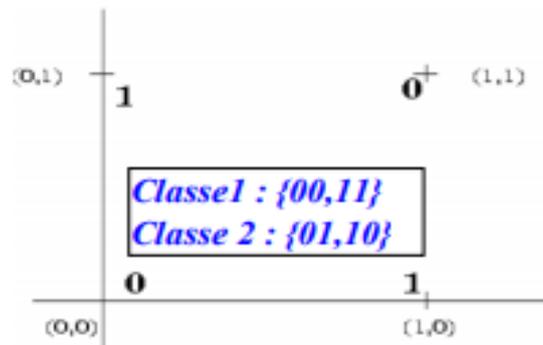
Figure V.7 : Le perceptron de Rosenblatt

### V.4.1 Les limitations du perceptron de Rosenblatt : la séparation linéaire

Un Perceptron à une sortie dont la fonction d'activation est une fonction seuil. La sortie est alors binaire, elle vaut 0 si le potentiel est en dessous du seuil (qu'on peut fixer) et 1 dans le cas contraire, cela définit l'équation d'un hyperplan de dimension égale au nombre d'entrées, séparant l'espace en deux sous-classes. Dans le cas où la fonction d'activation est une fonction seuil. Si les deux classes sont linéairement séparables, l'algorithme s'arrêtera dès qu'il aura trouvé une solution permettant de séparer les éléments de la base d'apprentissage. Dans le cas où les classes sont linéairement non séparables l'algorithme de perceptron ne donne pas de solution au problème.

Minsky et Papert (1969) ont montré que le Perceptron ne peut pas résoudre une grande classe de problèmes non linéaires comme par exemple : Séparer les points (1,1) et (0,0) des points (1,0) et (0,1). Ainsi, il ne peut pas réaliser la fonction booléenne « ou exclusif XOR »,

et ce, quelques soient les poids de ses connexions. De plus, l'existence d'un hyperplan séparateur est une condition nécessaire et suffisante à la convergence de l'algorithme d'apprentissage.



**Figure V.8 :** La fonction booléenne « ou exclusif XOR »

Les réseaux monocouches comme le Perceptron ne peuvent résoudre que des problèmes linéaires, afin de lever ces limitations il faut envisager des couches intermédiaires entre la couche d'association et la couche de décision : Architecture Multicouches (MLP Multi Layers perceptron) (Minsky et Papert, 1969). Ces couches de neurones, placées entre la couche d'entrée et la couche de sortie, sont appelées couches cachées. Dans ce cas, on ne sait pas comment adapter les poids de la couche cachée. En effet, l'algorithme d'apprentissage du Perceptron, consiste à réduire la différence entre la valeur calculée par un neurone et celle désirée en modifiant les poids associés. Le problème pour les réseaux multicouches vient du fait que l'on ne connaît pas les sorties désirées des neurones des couches cachées. Pour cela, il faut pouvoir estimer la répercussion des erreurs calculées dans les couches cachées (Pilato, 1999). Ce résultat (Minsky et Papert, 1969) a freiné les travaux sur les réseaux à apprentissage supervisé jusqu'aux années 80 où, un algorithme permettant d'adapter les poids d'un réseau multicouches, a été proposé, l'algorithme est celui de la retropropagation.

### V.5 Types de réseaux de neurones

Un neurone est approché simplement par une fonction non linéaire, paramétrée par ses variables d'entrée. L'intérêt des neurones se manifeste dans les propriétés sous-jacentes qui en résultent de leur disposition en réseaux, en d'autres termes de la composition des fonctions non linéaires réalisées par chacun des neurones. On distingue deux types de réseaux de neurones : les réseaux non bouclés et les réseaux bouclés (Dreyfus, 2004).

#### V.5.1 Réseaux de neurones non bouclés

Un réseau de neurones non bouclé est donc perçu graphiquement comme un ensemble de neurones «connectés» entre eux, l'information est unidirectionnelle circulant des entrées vers les sorties sans « retour en arrière », il implémente une (ou plusieurs) fonctions de ses entrées, par composition des fonctions apportées par chacun des neurones (Dreyfus, 2004).

### V.5.2 Réseaux de neurones bouclés

Les réseaux bouclés dits également récurrents, forment un graphe de connexions cyclique : l'information se meut dans le réseau en suivant le sens des connexions, il doit exister au moins un chemin qui permet un retour à un point d'origine (un tel chemin est nommé « cycle »). La sortie d'un neurone du réseau peut donc être fonction d'elle-même; cette forme de récurrence n'est évidemment possible que si le concept de temps est explicitement pris en charge (Dreyfus, 2004).

### V.6 Le perceptron, l'Adaline et les perceptrons multicouches

L'apparition des premiers modèles de réseaux de neurones est due à un consensus entre les principes théoriques apportés par Mc Culloch et Pitts et les performances modestes des machines et des algorithmes de l'époque. Les premières avancées étaient donc des architectures monocellulaires, reposant sur une cellule booléenne dont la fonction de décision était la fonction seuil (Herault, 1994). Le Perceptron proposé par (Rosenblatt, 1958), est la forme la plus élémentaire de réseau de neurones, apte à apprendre à distinguer des formes simples, et à calculer quelques fonctions logiques, il a été inspiré du système visuel, et de l'ADALINE (pour «ADAPtive LInear NETwork») (Widrow et Hoff, 1960).

Ces deux réseaux ont été appliqués à des tâches de classification : la réponse du simple neurone, dépendant des pondérations attachées à chacun des paramètres d'entrée catégorise l'appartenance à l'une ou l'autre des classes.

Le Perceptron repose sur l'algorithme d'apprentissage courant suivant : lorsqu'une erreur est décelée en sortie, le vecteur d'entrée correspondant est soit ajouté, soit soustrait au vecteur des poids synaptiques. A l'opposé, l'ADALINE utilise une autre règle plus consistante car l'erreur éventuelle est calculée à partir de la stimulation que la cellule aurait dû recevoir en entrée (illustration donnée en Figure V.9), mais pas à partir de l'état binaire. De plus cette méthode (dite « Apprentissage de Widrow-Hoff » ou « règle  $\Delta$  » «Règle Delta») permet une réduction du gradient d'erreur à partir de la méthode des moindres carrés. L'erreur quadratique (E) à minimiser s'écrit comme suit :

$$E = (\Psi - \Psi_{\text{désiré}})^2 \text{ (erreur multivaluée dans le cas de l'Adaline)} \quad (\text{V.1})$$

$$E = (Y - Y_{\text{désirée}}) \text{ (erreur binaire dans le cas du perceptron)} \quad (\text{V.2})$$

On note : potentiel désiré  $\Psi_{\text{désiré}}$  pour l'Adaline et sortie désirée pour le perceptron  $Y_{\text{désirée}}$

La principale limitation de ces deux réseaux remonte directement à leur structure d'origine : Minsky et Paperts ont montré en 1969, (Minsky et Papert, 1969), que les modèles de réseaux à une couche de connexions et à fonction d'activation linéaire ne peuvent pas catégoriser deux classes si celles-ci ne sont pas linéairement séparables.

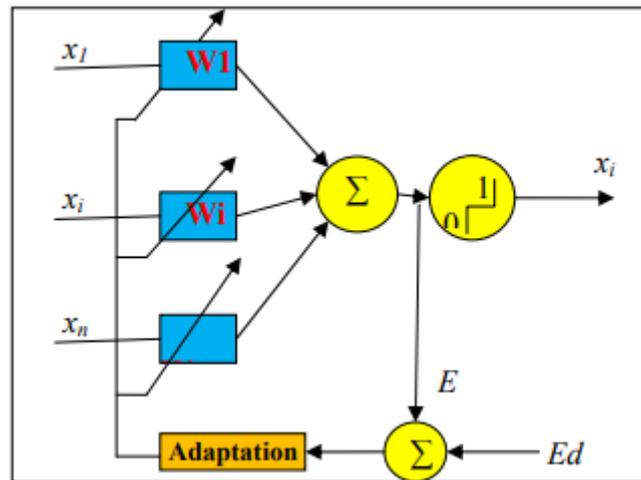


Figure V.9 : L'ADALINE de Widrow-Hoff

Une amélioration en réponse à cette limitation de ces deux réseaux est celle des approximateurs universels dont les plus connus et couramment expérimentés sont les perceptrons multicouches (Bishop, 1995).

### Les perceptrons multicouches :

Ce sont les réseaux de neurones les plus connus. Le réseau de neurones perceptron multicouche (MLPNN) est un type particulier de réseaux de neurones artificiels où l'information circule uniquement des entrées vers les sorties (feedforward networks ou réseaux à propagation vers l'avant). Il est utilisé principalement pour les problèmes de prédiction et d'approximation à cause de sa forte capacité à généraliser (Lippmann, 1987). Une abréviation anglaise est utilisée dans la littérature pour le nommer : MLPNN pour Multi Layer Perceptrons neural network (Le Cun, 1987; Bishop, 1995; Haykin, 2008). Comme son nom l'indique le perceptron multicouche est composé de plusieurs couches de neurones et de connexions (Figure V.10). Ce nombre est au moins égal à deux, signifiant ainsi que le réseau possède deux couches de poids connexionnistes, une couche de sortie et une couche cachée. Le nombre de couches cachées détermine la complexité des frontières des différents sous espaces que le réseau pourra représenter (Lippmann, 1987). La complexité de l'approximation est également déterminée par le nombre de neurones de chaque couche puisque ce nombre détermine le nombre maximal d'informations que le réseau peut extraire du signal traité (Makhoul et al, 1989 ; Murata et al, 1992). La couche d'entrée, correspond le plus souvent à un vecteur de données, n'est pas véritablement considérée comme appartenant au réseau (Buniet, 1997).

Un neurone d'un perceptron multicouche se caractérise par trois concepts: son état, ses connexions avec d'autres neurones, et sa fonction d'activation.

$$A_j = b_j + \sum_{i=1}^n W_{ij} \times X_i \quad (V.3)$$

$$O_k = b_k + \sum_{j=1}^m W_{jk} \times f_j (A_j) \quad (V.4)$$

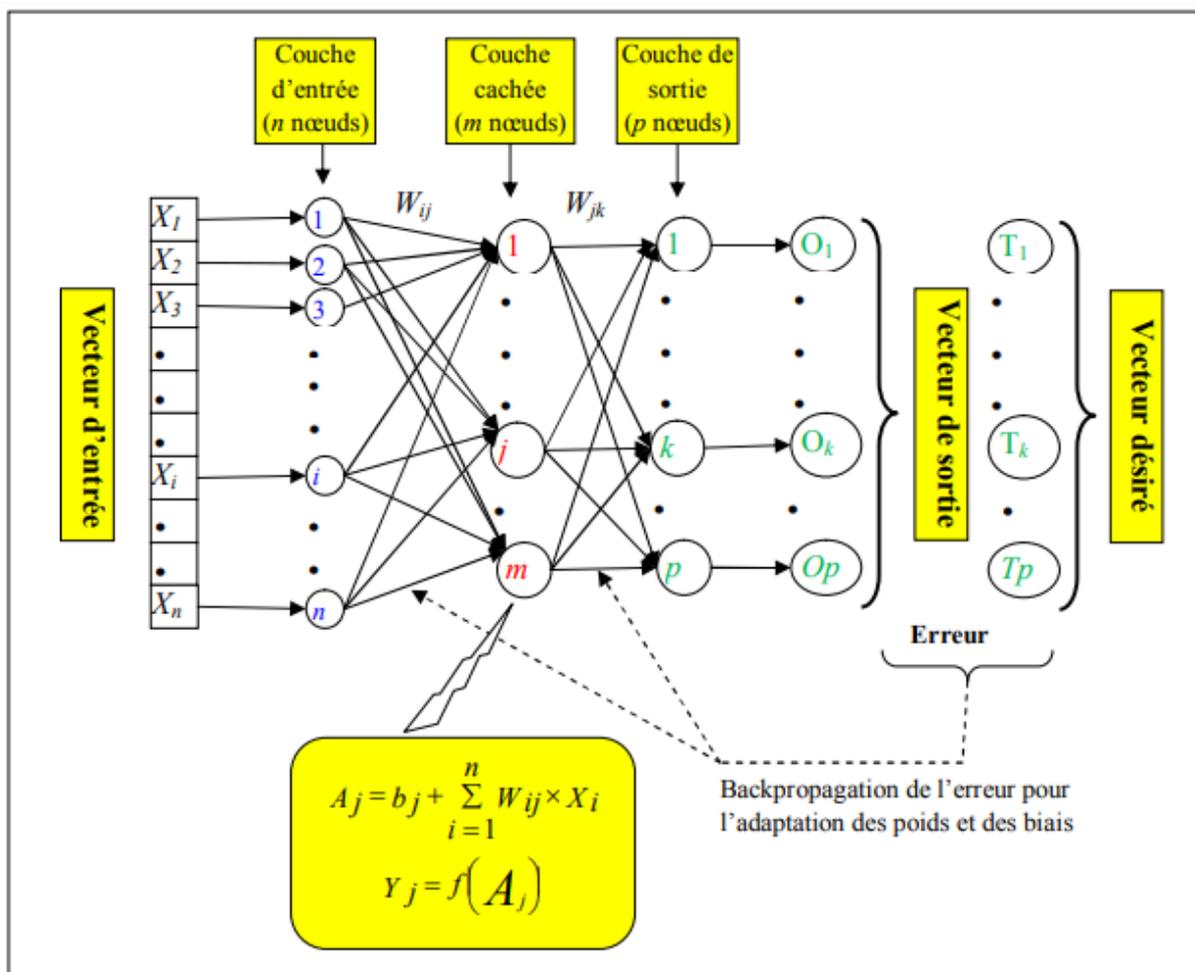
Avec :

$X_i$ : L'entrée  $i$  ;

$A_j$ : Etat du neurone  $j$  de la couche cachée (égale à la somme pondérée de toutes les entrées  $X_i$  plus un biais) ;

$W_{ij}$ : Poids de la connexion entre les neurones  $j$  et  $i$  (entre la couche d'entrée et la couche cachée);

$W_{jk}$  : Poids de la connexion entre les neurones  $j$  et  $k$  (entre la couche de sortie et la couche cachée).



**Figure V.10** : Schéma détaillé d'un perceptron multicouche MLPNN avec : une couche d'entrée à « $n$ » neurones, une couche cachée à « $m$ » neurones et une couche de sortie à « $p$ » neurones. La sortie calculée par le réseau « $O_i$ » est comparée à la valeur désirée « $T_i$ » et l'erreur est corrigée par l'algorithme de la rétro propagation du gradient

$f_j$ : Fonction d'activation du neurone  $j$  appartenant à la couche cachée (généralement la sigmoïde);

$b_j$ : Le biais associé au neurone  $j$  de la couche cachée;

$b_k$ : Le biais associé au neurone  $k$  de la couche de sortie;

$n$  : nombre de neurone dans la couche d'entrée;

$m$  : nombre de neurone dans la couche cachée;

$p$  : nombre de neurone dans la couche de sortie;

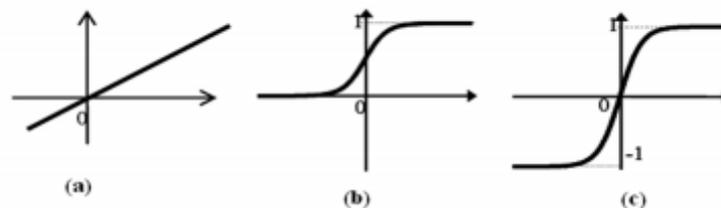
$o_k$ : Etat du neurone  $k$  de la couche de sortie.

La fonction  $f$  est la fonction d'activation du neurone, il existe plusieurs types de fonctions d'activation (Figure V.11), parmi lesquelles :

1) La fonction identité : 
$$f(A) = A \quad (V.5)$$

2) La fonction sigmoïde : 
$$f(A) = \frac{1}{1+e^{-A}} \quad (V.6)$$

3) La fonction Tangente hyperbolique : 
$$f(A) = \frac{e^A - e^{-A}}{e^A + e^{-A}} \quad (V.7)$$



**Figure V.11** : Différentes fonctions d'activation : (a) Linéaire, (b) Sigmoïde et (c) Tangente hyperbolique

La construction d'un réseau de neurones multicouches consiste à choisir le nombre de neurones et leurs fonctions de transfert, à déterminer les connexions par les neurones et à fixer les poids de ces derniers. L'attrait de cette approche réside dans le fait qu'en ne changeant que les poids des connexions, on peut utiliser une vaste gamme de fonctions différentes, et qu'il existe une méthode générique pour régler les poids des connexions, appelée règle d'apprentissage.

### V.7 Apprentissage des réseaux de neurones artificiels

On appelle « apprentissage » des réseaux de neurones la procédure qui consiste à estimer les paramètres des neurones du réseau (poids et biais), afin que celui-ci remplisse au mieux la tâche qui lui est affectée (Dreyfus, 2004). L'apprentissage permet donc l'adaptation des paramètres d'un système pour donner une réponse désirée à une entrée ou une stimulation

quelconque, l'apprentissage ou l'ajustement des poids connexionnistes est la partie la plus importante de la définition d'un réseau connexionniste. C'est cet apprentissage qui permet de mettre en adéquation l'architecture du réseau avec la tâche qui lui est présentée. On distingue généralement trois types d'apprentissage:

- L'apprentissage supervisé ;
- L'apprentissage non supervisé ;
- L'apprentissage par renforcement.

### V.7.1 Apprentissage supervisé

La méthode classique pour l'apprentissage supervisé (supervised learning) consiste à se procurer un ensemble d'exemples, c'est-à-dire un ensemble fini de couples de vecteurs  $(x_i, y_i)$ . Dans de tels couples,  $x_i$  désigne l'entrée du réseau, et  $y_i$  la sortie désirée pour cette entrée. On écrit alors la fonction calculée par le réseau sous une forme paramétrique :  $f(x, w)$  désigne la sortie du réseau quand on lui présente en entrée le vecteur  $x$ , et qu'il utilise les poids synaptiques contenus dans la matrice  $w$ . Enfin, on se donne une distance sur l'espace vectoriel de sortie, c'est à dire un moyen pour mesurer l'erreur commise en un point par le réseau. Si cette distance est notée  $d$ , on cherche alors à trouver la valeur de  $w$  qui minimise l'erreur totale commise par le réseau, c'est à dire la somme des distances entre les sorties obtenues et les sorties désirées, c'est à dire la somme des  $d(f(x_i; w); y_i)$ . Cette erreur est une fonction de  $w$  et on peut utiliser les techniques classiques d'optimisation de fonctions pour trouver son minimum (Lemaire, 1999).

### V.7.2 Apprentissage non supervisé

Dans l'apprentissage non supervisé, il n'y a pas de notion de sortie désirée, on dispose seulement d'un nombre fini de données d'apprentissage, constituées "d'entrées", sans qu'aucun label n'y soit rattaché. Après initialisation aléatoire des poids, comme précédemment, une forme (les données représentant la forme) est présentée en entrée du réseau, l'apprentissage entre alors dans une phase de compétition, c'est la cellule dont le potentiel d'activation est le plus fort en fonction de l'entrée qui est choisie comme vainqueur (Buniet, 1997). Ce type d'apprentissage peut également être utilisé dans un but de visualisation ou d'analyse de données : on dispose d'un ensemble de données, représentées par des vecteurs de grande dimension et l'on cherche à les regrouper, selon des critères de ressemblance qui sont inconnus a priori. Ce type de tâches est connu en statistique sous le nom de méthodes « d'agrégation » en anglais clustering (Dreyfus, 2004).

### V 7-3 Apprentissage par renforcement

L'apprentissage renforcé est une technique similaire à l'apprentissage supervisé à la différence qu'au lieu de fournir des résultats désirés au réseau (Coulibaly et al, 1999) on lui accorde plutôt un grade (ou score) qui est une mesure du degré de performance du réseau après quelques itérations, les algorithmes utilisant la procédure d'apprentissage renforcé sont surtout utilisés dans le domaine des systèmes de contrôle (White et Sofge, 1992; Sutton, 1992).

## V.8 La rétro propagation du gradient

### V.8.1 Généralités

Le problème d'apprentissage se résume donc à minimiser une fonction coût analogue à celles présentées par l'équation (V.8) ou (V.9). Cette minimisation s'effectue à l'aide de méthodes de descente du gradient. L'algorithme le plus connu, l'algorithme de rétropropagation du gradient (Le Cun, 1985 ; Rumelhart et *al*, 1986), un algorithme très simple et devenu célèbre, est basé sur l'idée suivante: au départ, les poids  $\{w_{ij}\}$  sont initialisés à des valeurs aléatoires, le but de la méthode d'apprentissage est de les faire évoluer de façon à ce que le réseau soit capable, étant donné un vecteur d'entrée, de calculer le bon vecteur en sortie.

### V.8.2 Fonctions coûts

Dans le contexte des réseaux de neurones, l'apprentissage se fait de façon itérative, à chaque itération, on modifie les poids des synapses et les biais du réseau au moyen d'une technique de descente de gradient, on définit un critère à minimiser que l'on appelle le coût.

La fonction coût la plus fréquemment utilisée est la différence de l'erreur quadratique (MSE), cette dernière mesure l'écart entre les sorties effectives du réseau de neurones ( $s$ ) et les sorties désirées ou cibles ( $d$ ).

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_k^p (d_k - S_k)^2 \text{ (Erreur sur l'exemple } p) \quad (\text{V.8})$$

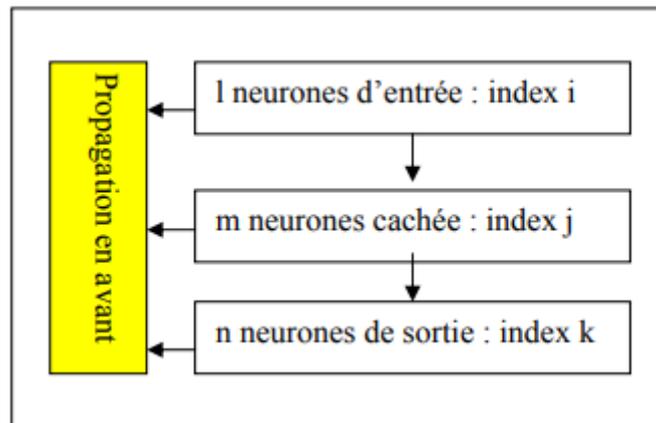
$$E = \sum_{p=1}^p E_p \text{ (Erreur totale sur la base d'apprentissage)} \quad (\text{V.9})$$

### V.8.3 Choix d'initialisation des poids

Le choix initial des poids d'un réseau influence significativement le processus d'entraînement, les poids doivent être choisis aléatoirement. Dans le cas où les poids ont des valeurs numériques élevées, les sigmoïdes vont se saturer et engendrer des gradients faibles qui ralentiront l'apprentissage initial, généralement les poids doivent être choisis dans l'intervalle  $[0,1]$  ou  $[-1,1]$ .

### V.8.4 Formulation mathématique de la Rétro propagation

Supposant un réseau de neurones de type perceptron multicouches avec trois couches complètement interconnectée, avec ( $l$ ) nombre de neurones dans la couche d'entrée, ( $m$ ) nombre de neurones dans la couche cachée et ( $n$ ) nombre de neurones dans la couche de sortie. A chacune de ces couches est attachée une matrice de poids  $[W]$ ,  $w_{ij}$  les poids ou paramètres du réseau entre la couche d'entrée et la couche cachée, d'une manière analogue,  $w_{jk}$  représente les poids entre la couche cachée et la couche de sortie.



**Figure V.12** : Propagation en avant de l'information dans un réseau de neurone a trois couches

Dans ce type de réseau, chaque neurone fonctionne comme un perceptron simple, c'est à dire qu'il effectue une transformation non-linéaire sur la somme pondérée de ses entrées (y compris un poids supplémentaire représentant le biais  $b_0$ ) :

$$X_j = \sum_{i=1}^l W_{ij} Y_i \quad (\text{V.10})$$

$$Y_j = f(X_j) \quad (\text{V.11})$$

$$X_k = \sum_{j=1}^m W_{jk} Y_j \quad (\text{V.12})$$

$$Y_k = f(X_k) \quad (\text{V.13})$$

$Y_i$  Représente la  $j$  ème variable d'entrée (variables explicatives),  $f$  est appelée fonction d'activation.

Le problème pour un réseau à une ou plusieurs couches cachées, est d'évaluer l'erreur imputable au poids d'une connexion vers un neurone caché, la solution proposée par plusieurs auteurs (Werbos, 1974 ; Parker, 1985 ; Rumelhart et *al*, 1986 ; Le Cun, 1987) est de "rétropropager" l'erreur proportionnellement aux poids, la rétro propagation comprend donc deux phases :

- Présentation d'un exemple et propagation des activations vers la sortie (Figure V.12);
- Calcul de l'erreur en sortie et propagation vers l'entrée (Figure V.13).

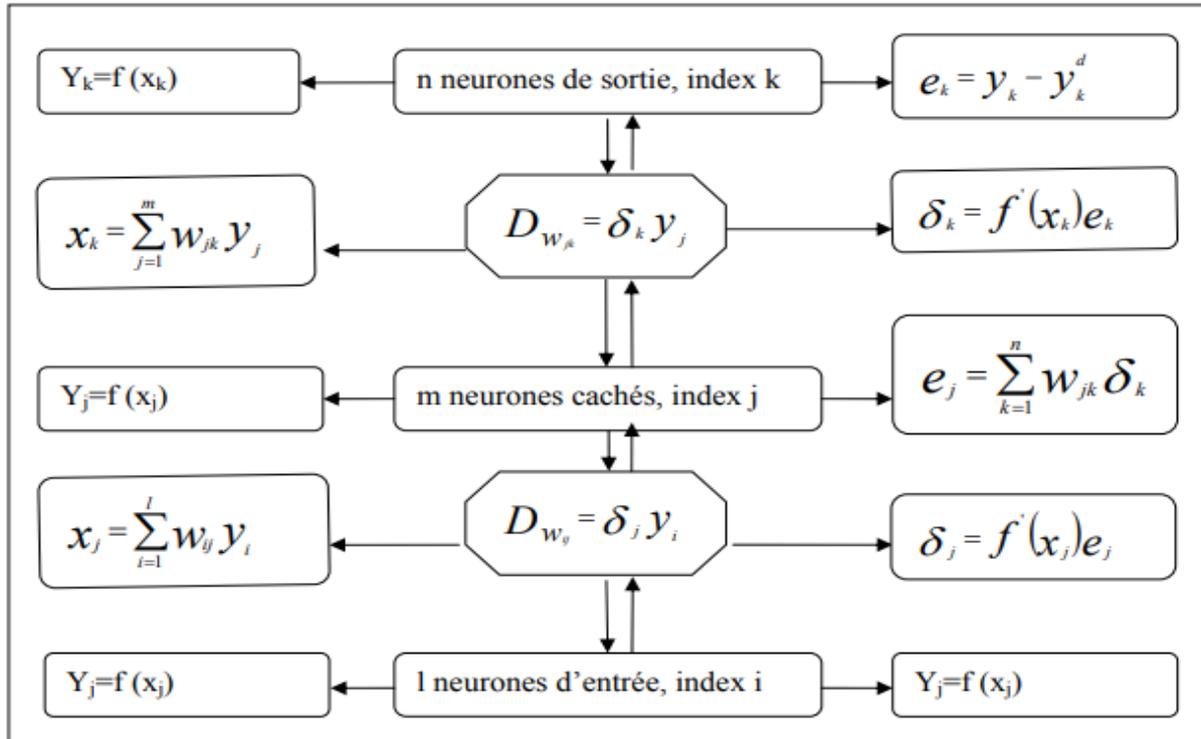


Figure V.13 : Rétro propagation en arrière de l'information dans un réseau de neurones à trois couches

L'algorithme de rétro propagation peut prendre deux formes : la première, dite rétro propagation continue ou stochastique (on line), consiste à modifier les poids après chaque présentation (Wilson et Martinez, 2003). Au contraire, la rétropropagation périodique ou par lots (batch back propagation) n'ajuste les poids qu'au bout d'un certain nombre de présentations (une époque), généralement égal au nombre d'exemples de la base d'apprentissage (Le Cun et al, 1990, 1998a, 1998b). Sous cette forme, on évite l'interférence entre les modifications successives des poids, en calculant le gradient sur la somme des erreurs obtenues pour chaque exemple du lot, on effectue une sorte de moyenne, cependant, si la base d'apprentissage est très importante, la redondance des informations rend la procédure périodique moins efficace que la procédure continue.

Supposant T le nombre de vecteurs disponibles pour l'apprentissage du réseau de neurones, après la présentation d'un vecteur t (t comporte les variables descriptives de 1 à j) au réseau, nous obtenons à la sortie du réseau un signal d'erreur représentant le cumul des erreurs de tous les neurones de sortie :

$$E_{(t)} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (y_k(t) - y_k^d(t))^2 \quad (V.14)$$

Avec :  $y(t)_k$  et  $y^d(t)_k$  correspondent respectivement à la valeur calculée et celle désirée de la variable à expliquer (ou à modéliser), par conséquent on obtient l'erreur moyenne d'un vecteur arbitraire t :

$$E_{\text{moy}} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T E_{(t)} \quad (V.15)$$

L'algorithme de rétropropagation du gradient est un algorithme itératif; les poids sont modifiés à chaque étape selon la règle suivante:

$$W_i^j(t) = W_i^j(t-1) + \Delta(W_i^j) \quad (\text{V.16})$$

Les poids à l'itération  $t$  correspondent aux poids à l'itération  $(t-1)$  plus une correction dépendant du signal d'erreur, cette particularité justifie le nom de l'algorithme.

### V.8.5 Variantes de l'algorithme

Pour déterminer une solution  $W^*$  qui minimise la fonction coût, la méthode précédente utilise uniquement l'information donnée par la dérivée du premier ordre de la fonction d'erreur. Or il est connu en optimisation classique que l'utilisation des informations données par les dérivées d'ordre supérieur peut accélérer le processus de recherche d'une solution optimale (Tran, 1999).

Les méthodes de gradient peuvent être réparties en deux catégories: les méthodes du premier ordre, qui n'utilise que le gradient de la fonction et dont nous venons de détailler plus haut avec l'algorithme de rétropropagation du gradient, et les méthodes du second ordre, qui généralisent la descente du gradient au deuxième degré de la fonction d'erreur, ce sont des méthodes itératives de descente du gradient qui consistent à remplacer la fonction de coût par son approximation quadratique au voisinage de point courant :

$$Q(s) = E_k(W_k) + g(W_k)^T s + \frac{1}{2} S^T G(W_k) s \quad (\text{V.17})$$

$E$  : désigne la fonction de coût.

$$W^{k+1} - W^k = s \quad (\text{V.18})$$

Avec :

$$g(W^k) = \nabla_w J \quad \text{Gradient} \quad (\text{V.19})$$

$$G(W_k) = \nabla_w^2 J \quad \text{Hessien} \quad (\text{V.20})$$

$w$  désigne la matrice de l'ensemble des poids des couches du réseau, et la variable  $k$  désigne la kème itération.

On peut citer par exemple les méthodes de Newton, de quasi-Newton de « Broyden Fletcher-Goldfarb-Shanno » ou (BFGS), du gradient conjugué et de Levenberg-Maquardt.

La première catégorie de méthodes est la plus simple mais aussi la moins performante, notamment par la lenteur de sa convergence, une amélioration sensible de la vitesse de convergence est apportée par l'utilisation des méthodes du second ordre.

### V.8.5.1 Algorithme de newton

La méthode de Newton consiste à calculer  $w_{k+1}$  de manière à minimiser  $Q(s)$  de l'équation (V.14), la formule itérative se déduit telle que :

$$W_{k+1} = W_k - [G(W_k)]^{-1}g(W_k) \quad (V.21)$$

Le minimum existe, si le Hessien  $G$  est défini positif, la méthode de Newton nécessite le calcul du vecteur gradient et de l'inverse du Hessien de la fonction de coût.

Dans ce cas :

$$P_k = -G_k^{-1}g_k \text{ Et } a_k = 1 \quad (V.22)$$

Pour améliorer les propriétés de convergence de la méthode de Newton, de nombreuses méthodes vont porter sur la reformulation de l'équation (V.19) :

$$W_{k+1} - W_k = S_k \text{ Et } S_k = a_k \cdot P_k \quad (V.23)$$

### V.8.5.2 Algorithme de quasi newton

Le principe des méthodes quasi-newtoniennes consiste en une généralisation de la méthode de Newton de l'équation :

$$P_k = -H_k^{-1}g_k \quad (V.24)$$

Le Hessien (ou le gradient) est approximé par une méthode itérative.

### V.8.5.3 Algorithme de Levenberg-Maquardt

La méthode de Levenberg-Maquardt (Levenberg, 1944 ; Marquardt, 1963) est un standard pour l'optimisation de l'erreur quadratique due à ses propriétés de convergence rapide et de robustesse, elle s'appuie sur les techniques des moindres carrés non linéaires et de l'algorithme de Gauss-Newton à voisinage restreint.

## V.9 Propriétés fondamentales des réseaux de neurones non bouclés

### V.9.1 L'approximation universelle

Toute fonction bornée suffisamment régulière peut être approchée uniformément, avec une précision arbitraire, dans un domaine fini de l'espace de ses variables (Dreyfus, 2004), par un réseau de neurones comportant une couche de neurones cachés en nombre fini, possédant tous la même fonction d'activation et un neurone de sortie linéaire (Hornik et al, 1989; Hornik et al, 1990 ; Hornik, 1991; Cybenko, 1989; Funahashi, 1989).

### V.9.2 La parcimonie

Dans la pratique, le nombre de fonctions nécessaires pour réaliser une approximation est un critère important dans le choix d'un approximateur. Le concepteur du modèle doit toujours

faire en sorte que le nombre de paramètres ajustables soit le plus faible possible, on dit que l'on cherche l'approximation la plus parcimonieuse (Dreyfus, 2004 ; Barron, 1993 ; Hornik, 1994) montrent que si l'approximation dépend des paramètres ajustables de manière non linéaire, elle est plus parcimonieuse que si elle dépend linéairement des paramètres. Plus précisément, on montre que le nombre de paramètres, pour une précision donnée, croît exponentiellement avec le nombre de variables dans le cas des approximateurs linéaires par rapport à leurs paramètres, alors qu'il croît linéairement avec ce nombre pour les approximateurs non linéaires par rapport à leurs paramètres. La parcimonie est donc d'autant plus importante que le nombre d'entrées du modèle soit grand : pour un modèle à 1 ou 2 entrées, on peut utiliser indifféremment un modèle linéaire par rapport à ses paramètres (polynôme par exemple) ou un modèle non linéaire par rapport à ses paramètres (réseau de neurones par exemple) (Dreyfus, 2004).

### V.10 Réseau de neurone a régression linéaire multiple (MLR) :

La régression linéaire multiple (MLR) est une approche de modélisation mathématique bien connue utilisée pour établir une relation linéaire entre une variable dépendante appelée réponse, et une ou plusieurs variables indépendantes, appelées prédicteurs (Zoveidavianpoor et al, 2013).

Le modèle peut être présenté comme suit:

$$Y = \varphi(x_i) = \psi_0 + \psi_1 x_1 + \psi_2 x_2 + \psi_3 x_3 + \psi_4 x_4 + \psi_i x_i \quad (V.25)$$

Où Y est les variables dépendantes (PC),  $x_i$  sont les variables indépendantes (mesurées ou observées) dans notre cas ce sont les cotes d'eau et les profils piézométriques et  $\psi_i$  sont les paramètres des modèles.

Selon Abraham et al, (2012), la comparaison entre les modèles basés sur les techniques d'IA et le MLR est fortement recommandée. Jusqu'à présent, la comparaison entre les modèles MLR et les modèles AI est principalement rapportée dans la littérature.

### V.11 Réseau de neurone de régression adaptative multivariée (MARS)

Pour modéliser l'infiltration dans un barrage en terre, un modèle de spline de régression adaptative multivariée (MARS) (Friedman, 1991), qui fonctionne différemment des réseaux de neurones, a été adopté.

Friedman (1991) a introduit la méthode de régression adaptative multivariée (MARS). Il s'agit d'un modèle non paramétrique généralement utilisé pour construire un modèle non linéaire entre un ensemble de variables d'entrée ou de prédicteurs et de variables dépendantes (Friedman, 1991). La figure V.14 montre une vue schématique de MARS, qui est utilisé dans les problèmes d'estimation non linéaire (Sharda et al, 2008), (Krzyscin, 2008). Il n'y a eu jusqu'à présent aucune application accessible dans la littérature ouverte de ce modèle pour estimer le débit de fuite dans un barrage en terre, ce qui a également motivé la présente étude.

Dans la présente étude, pour mettre en œuvre le modèle MARS nous avons utilisé la boîte à outils ARESLab (Jekabsons, 2016a).

Comme MARS considère les données multivariées, il peut analyser la contribution des fonctions de base des prédicteurs, où les effets interactifs des termes explicatifs sont utilisés pour simuler le prédicteand (Cheng et Cao, 2014).

MARS détermine l'importance des prédicteurs qui affectent le prédicteand et permet ainsi à un modélisateur d'explorer des relations non linéaires intégrées dans les prédicteurs et le prédicteand (Deo et al, 2015).

Il effectue une sélection des meilleurs régresseurs et implémente un lissage automatique des données des prédicteurs (Krzyścin, 2003).

MARS n'exige pas d'hypothèses sur une relation statistique (Friedman, 1991), (Butte et al, 2010), mais génère plutôt des prévisions basées sur relations construites à l'aide de plusieurs splines (Friedman, 1991).

Pour chaque spline, les entrées sont divisées en sous-groupes et nœuds, et sont situées entre  $x$  et l'intervalle dans le même  $x$  pour séparer le sous-groupe (Friedman, 1991), (Sephton, 2001).

Entre deux nœuds, MARS caractérise les données globalement ou via fonctions par morceaux (cubiques ou linéaires) de sorte que les fonctions de base dans le domaine adjacent se croisent au nœud.

Ceci offre une flexibilité MARS pour considérer les courbures, les seuils et les écarts par rapport à la linéarité trouvés dans la matrice prédicteur-prédicteand (Zhang et Goh, 2013). Contrairement aux modèles conventionnels, MARS crée une ligne de régression courbée pour ajuster les données  $x$  d'un sous-groupe à l'autre et d'une spline à une spline (Sharda et al, 2008), mais cette limite est déduite par essai et erreur. Les fonctions de base,  $BF(x)$  sont déterminées à partir du SZA et sont projetées sur le vecteur de prédicteand (UVI) (Sharda et al, 2008 ; Krzyścin, 2003). Supposons que  $X$  soit le vecteur  $(x_1, x_2 \dots x_2)$ , alors:

$$Y = f(x) + \xi \quad (V.26)$$

Où  $\xi$  est la distribution de l'erreur (Deo et al, 2015), (Kisi, 2015) et  $N$  est le nombre de points de référence de formation.

MARS se rapproche de  $f(\cdot)$  En appliquant  $BF(x)$  avec une fonction par morceaux:  $\max(0, x - c)$  où un nœud se produit à la position  $c$  (Zhang et Goh, 2013). Le  $\max(\cdot)$  Signifie que seule la partie positive de  $(\cdot)$  Est utilisée, sinon elle est nulle, concordante avec:

$$\max(0 ; x - c) = \begin{cases} x - c & \text{si } c \geq t \\ 0, & \text{autrment} \end{cases} \quad (V.27)$$

$f(X)$  est construit comme une combinaison linéaire de  $BF(x)$  et de ses interactions:

$$f(X) = \beta_0 + \sum_{n=1}^N \beta_n BF(X) \quad (V.28)$$

Où  $\beta$  est une constante estimée à l'aide de la méthode des moindres carrés et  $f(X)$  est appliqué comme une méthode pas à pas avant-arrière pour identifier les nœuds où la fonction varie (Krzyścin, 2003). À la fin de la phase avant, un grand modèle est généré, qui peut en fait sur-ajuster les données entraînées.

Une phase arrière est engagée en supprimant au moins une fonction de base conformément à la validation croisée généralisée (GCV) jusqu'à ce que le modèle n'ait que le terme d'interception. GCV, qui est une métrique de régularisation donnée par (Craven et Wahba, 1978):

$$GCV = \frac{RMSE}{[1 - \frac{CM}{N}]^2} \quad (V.29)$$

Ici, le RMSE est l'erreur quadratique moyenne dans les données entraînées, CM est la pénalité et  $d$  est le facteur de pénalité de coût de chaque optimisation de fonction de base:

$$CM = M + dM \quad (V.30)$$

Il est à noter que l'Eq. (V.24) estime dans quelle mesure MARS correspond aux nouvelles données (prévues) (Deo et al, 2015). Pour optimiser les fonctions de base basées sur le GCV le plus bas, certaines fonctions de base sont finalement supprimées (Kisi, 2015 ; Samui, 2012).

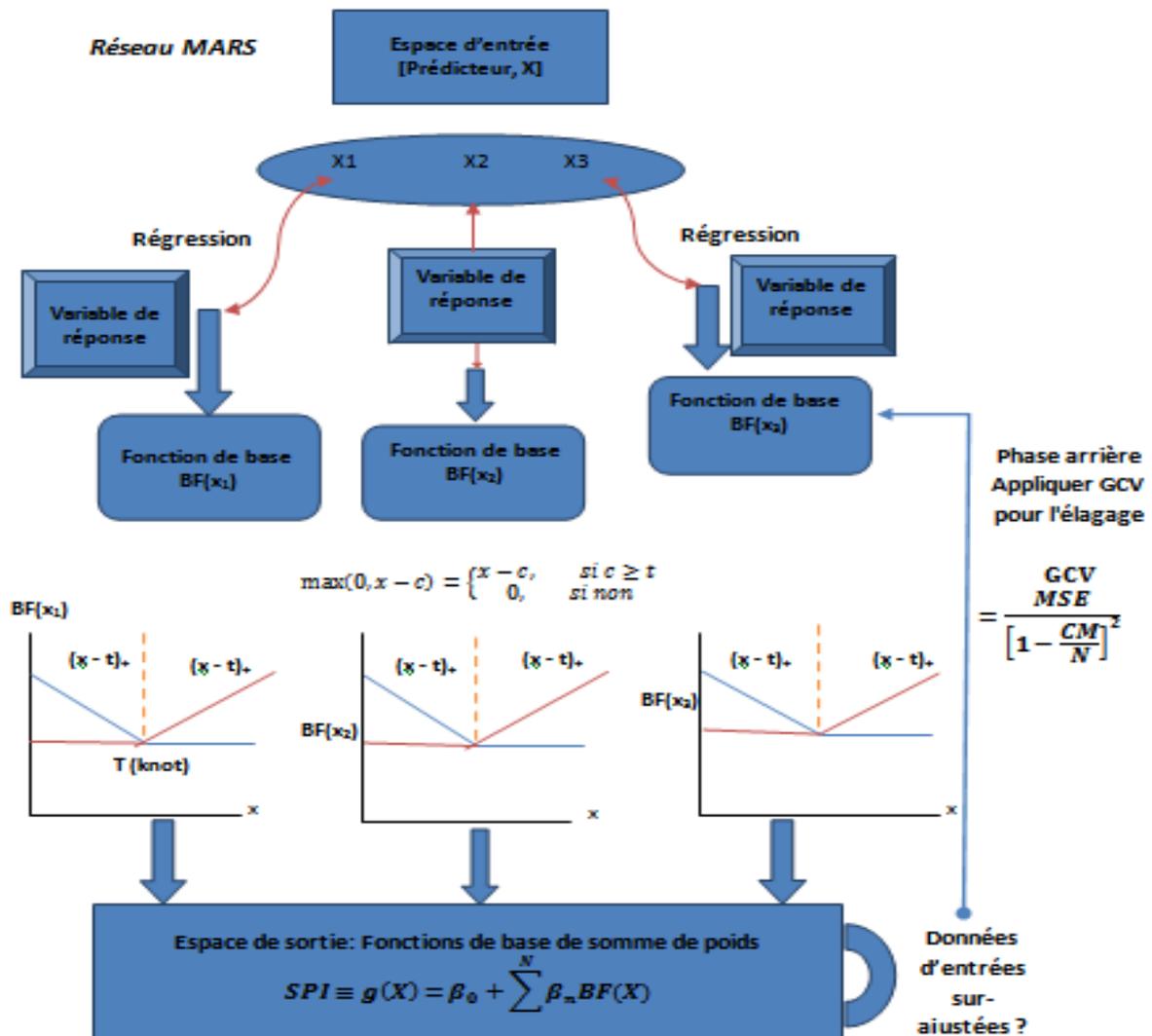


Figure V.14: structure détaillé du réseau MARS (Tiré de: Ravinesh et al, 2016)

### V.12 Réseau de neurone a absorbance du modèle (M5Tree) :

Le modèle M5Tree (M5T) ou le modèle cubiste (McCandless et al, 2015), est un modèle hiérarchique basé sur un cadre de décision binaire et il a été introduit la première fois par (Quinlan, 1992), et principalement utilisé dans le domaine des sciences de l'eau (Kisi et Kilic, 2015; Kisi, 2016; Kisi et Parmar, 2016; Rahimikhoob et al, 2013; Rahimikhoob, 2014).

Le modèle M5T a sa place dans la catégorie des modèles linéaires par morceaux. Dans le modèle M5T, la minimisation de l'écart-type (sd) dans les valeurs de la classe intra-sous-ensemble est utilisée comme critère de fractionnement (Hashmi et al, 2015), et le M5T produit des modèles linéaires dans leurs feuilles (Abolfathi et al, 2016), ce qui développe une relation entre les entrées et la variable de sortie (Quinlan, 1992). La figure 15 montre une vue schématique de l'arbre du modèle M5Tree.

M5T est utilisé pour mapper un ensemble d'entrées sur une sortie et est généralement construit en deux étapes distinctes (Quinlan, 1992; Solomatine et Xue, 2004): l'étape de croissance des arbres et l'étape d'élagage des arbres. Dans la première étape, également

appelée étape de fractionnement, l'espace d'entrée est divisé en plusieurs classes à l'aide de modèles de régression linéaire et en minimisant les erreurs entre les valeurs mesurées et prédites, donc, en utilisant les informations obtenues, un arbre de décision est créé. L'écart type de la valeur de classe atteinte à un nœud est utilisé pour le critère de fractionnement (Solomatine et Xue, 2004). Deuxièmement, l'arbre est élagué de chaque feuille (Behnood et al, 2015). La formule pour calculer la réduction de l'écart type (SDR) est:

$$SDR = sd(T) - \sum \frac{|T_i|}{|T|} sd(T_i) \quad (V.31)$$

Où  $T$  présente un ensemble d'exemples dans l'ensemble de données qui atteignent le nœud;  $T_i$  désigne les sous-ensembles d'exemples qui ont le même résultat de l'ensemble potentiel; et  $sd$  représente l'écart type (Wang et Witten, 1997; Rahimikhoob et al, 2013; Rahimikhoob, 2014).

La procédure de fractionnement ne s'arrête que si les valeurs SDR pour le modèle linéaire sont inférieures ou égales à l'erreur attendue pour ce sous-arbre (Behnood et al, 2015; Abolfathi et al, 2016). Dans la présente étude, pour mettre en œuvre le modèle M5T, nous avons utilisé la boîte à outils MatLab M5PrimeLab (Jekabsons, 2016b).

Si un modèle est construit à partir d'un plus petit nombre de points d'entraînement, un processus de lissage doit être appliqué pour compenser les discontinuités brusques qui peuvent se produire entre les modèles linéaires adjacents aux feuilles de l'arbre élagué (Bhattacharya et Solomatine, 2005; Kisi, 2015).

Cela améliore la précision du modèle affiné. Pendant le lissage, les équations linéaires sont mises à jour de sorte que la sortie prévue pour les vecteurs d'entrée correspondant à différentes équations se rapproche. Pour une discussion détaillée sur M5Tree, les lecteurs peuvent consulter Quinlan (1992) et Witten et Frank (2005).

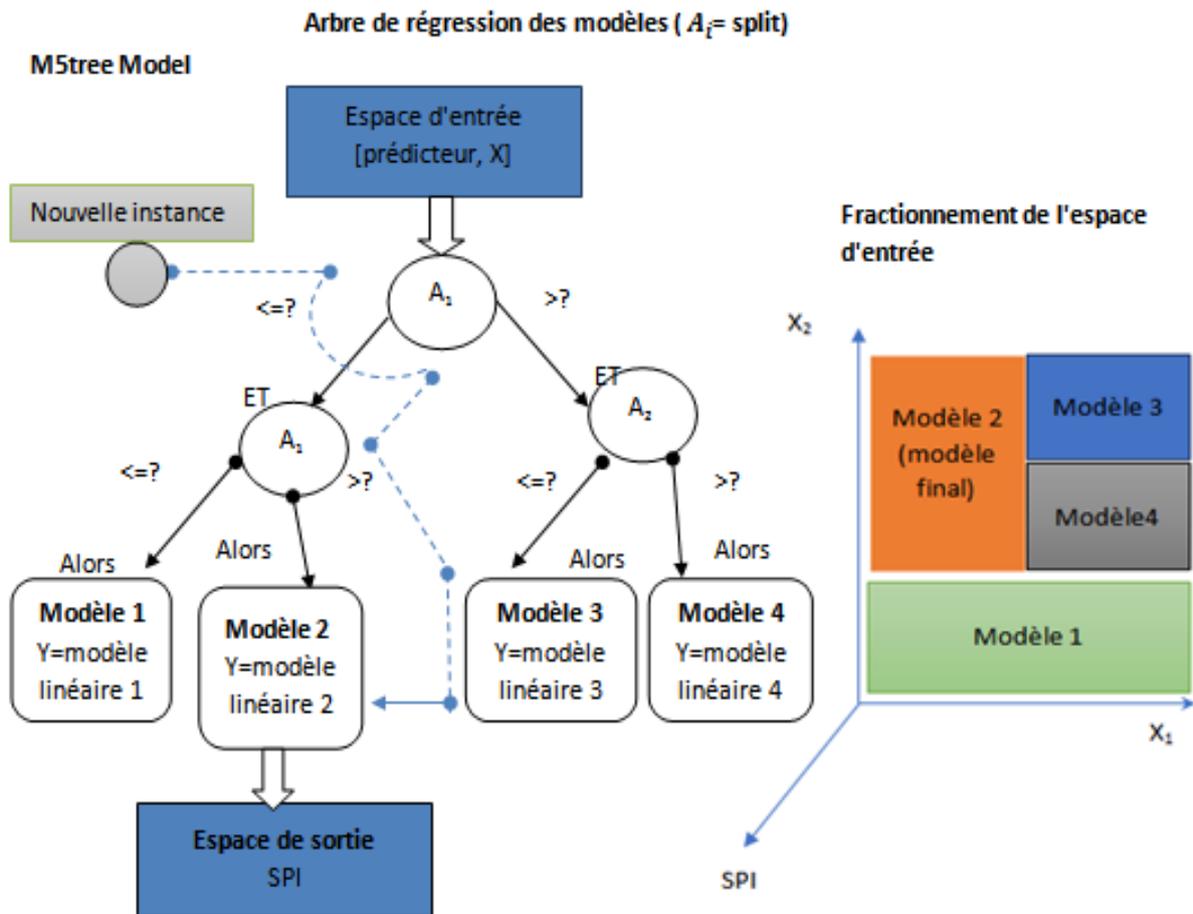


Figure V.15: structure détaillé du réseau M5tree (Tiré de: Ravinesh et al, 2016)

### V.13 Réseau de neurone à vecteur de support de moindres carrés (LSSVM)

La machine à vecteur de support des moindres carrés (LSSVM) est une version modifiée des machines à vecteur de support (SVM) proposées la première fois par Suykens et Vandewalle (1999). Le SVM d'origine est basé sur la résolution d'un ensemble de problèmes de programmation quadratique (QP); tandis que le LSSVM proposé est basé sur la résolution d'un ensemble d'équations linéaires dans un espace double sous une fonction de coût des moindres carrés en utilisant une approche de programmation linéaire (LP), améliorant ainsi la fiabilité et l'efficacité de l'approche LSSVM, et surmontant plusieurs limitations rencontrées dans le SVM d'origine (Suykens et al, 2002), ainsi La flexibilité de cette approche est due à l'utilisation des fonctions du noyau (Mishra et al, 2014 ; Tian et al, 2017). C'est une alternative plus puissante aux méthodes paramétriques. La figure V.16 montre une vue schématique du réseau LSSVM.

L'algorithme LSSVM est présenté brièvement ci-dessous. En utilisant le LSSVM, tout modèle basé sur une fonction de cartographie non linéaire peut être présenté comme suit (Suykens et al, 2002):

$$f(x) = w^T \phi(x) + b \quad (V.32)$$

Où  $\phi$  représente la fonction non linéaire appliquée pour mapper les variables d'entrée (variables des profils piézométriques et des cotes d'eau) dans un espace caractéristique de dimension supérieure,  $w$  est un vecteur de poids de la même dimension que l'espace caractéristique et  $b$  est le terme de biais. Dans la version originale du SVM,  $w$  et  $b$  ont été calculés en minimisant la fonction de coût CF (Suykens et *al*, 2002):

$$CF = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^n e_i^2 \quad (V.33)$$

La réalisation de cette fonction de coût est soumise aux contraintes suivantes:

$$y_i = w^T \phi(x_i) + b + e_i \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (V.34)$$

$\gamma$  est un paramètre de régularisation,  $N$  correspond au nombre des points de données,  $x_i$  et  $y_i$  correspondent au point de données d'entrée et de sortie pour les données du  $i$ ème modèle correspondant, qui dans notre étude sont les cotes d'eau, les profils piézométriques et les débits de fuites, respectivement et  $e = [e_1, \dots, e_N]$  est le vecteur résiduel ou l'erreur de formation pour  $x_i$ . Eqs. (V.30) et (V.31) conduisent à un problème typique d'optimisation convexe qui peut être résolue en utilisant le Lagrange méthode des multiplicateurs (Suykens et *al*, 2002), comme suit:

$$L(w, b, e, \alpha) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^N e_i^2 - \sum_{i=1}^N \alpha_i (w^T \phi(x_i) + b + e_i - y_i) \quad (V.35)$$

Où  $\alpha_i$  est les multiplicateurs de Lagrange et  $\phi$  est une fonction de cartographie non linéaire définie dans l'équation (V.1). En trouvant la dérivée partielle de formule (V.32) par rapport à  $w$ ,  $b$ ,  $\alpha_i$  et  $e_i$ , nous avons obtenu l'équation suivante (Hu et *al*, 2015):

$$y = \sum_{i=1}^N \alpha_i \phi(x) \phi(x_i) + b = \sum_{i=1}^N \alpha_i (\phi(x) \phi(x_i)) + b \quad (V.36)$$

En ce qui concerne la condition de Mercer, le noyau suivant la fonction est défini:

$$K(x, x_i) = \phi(x)^T \phi(x_i), \quad i = 1 \dots N \quad (V.37)$$

En substituant le résultat de l'équation. (V.34) dans l'Equation (V.33) conduit à la fonction de régression non linéaire suivante:

$$y = \sum_{i=1}^N \alpha_i k(x, x_i) + b \quad (V.38)$$

Toute fonction d'approximation utilisant LSSVM peut être obtenue en utilisant plusieurs types de fonctions de noyau, dans la présente étude, nous nous sommes concentrés uniquement sur la fonction de noyau de la fonction de base radiale (RBF) représentée comme suit:

$$k(x, x_i) = \exp(- \|x - x_i\|^2 / 2\sigma^2) \quad (V.39)$$

Depuis qu'il a été proposé, le LSSVM a été appliqué dans de nombreux domaines, par exemple, la reconnaissance de formes, le traitement du signal et l'estimation de régression non

linéaire en raison de ses calculs plus limités par rapport aux modèles conventionnels tels que les réseaux neuronaux de propagation (BPNN) et les moindres carrés partiels régression (PLS) (Kisi, 2012; 2013; 2015; 2016; Kisi et Parmar, 2016). Dans la présente étude, pour mettre en œuvre le modèle LSSVM, nous avons utilisé la boîte à outils MatLab LS-SVMlab (Pelckmans et al, 2002).

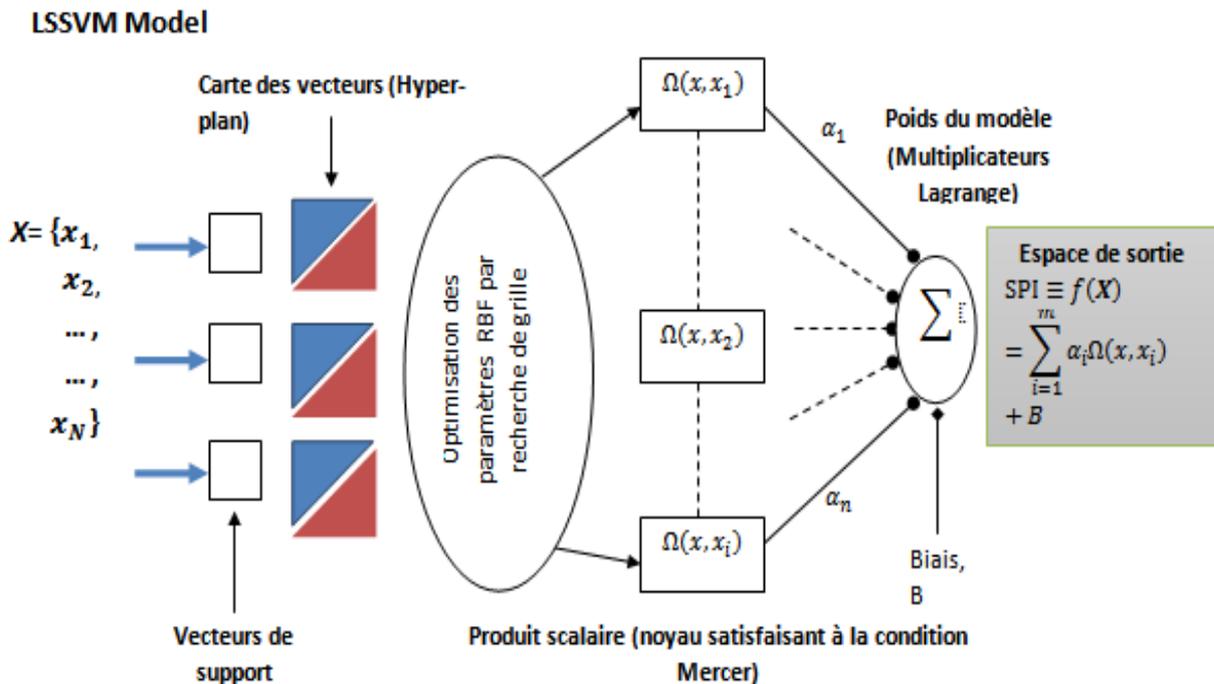


Figure V.16: structure détaillé du réseau LSSVM (Tiré de: Ravinesh et al, 2016)

### V.14 Réseaux de neurones a Perceptron multicouches (MLP)

MLP est une méthode d'ANN bien connue inspirée du système neuronal biologique des cellules du cerveau humain et de leurs interconnexions (Haykin and Network, 2004). L'élément principal de l'ANN est le neurone avec deux paramètres: le poids ( $w$ ) et le biais ( $\beta$ ). Semblable au neurone biologique, un neurone artificiel obtient des informations et génère une réponse. Les modèles ANN ont une architecture organisée en plusieurs couches séquentielles, telles que la couche d'entrée, la couche cachée et la couche de sortie, interdépendantes de manière anticipée. L'un des ANN les plus connus est le MLP structuré en trois couches. La sortie du MLP utilise une fonction d'activation linéaire  $\phi_2$  pour relier la réponse de la couche cachée au neurone de sortie:

$$y = \varphi_2 \left[ \beta_0 + \sum_{j=1}^n w_{jk} \left[ \varphi_1 \left( \sum_{i=1}^n x_i w_{ij} + \beta_j \right) \right] \right] \quad (V.40)$$

où  $x_i$  est un composant de la couche d'entrée,  $w_{ij}$  est les poids entre le 1er ( $i$ ) et le 2ème ( $j$ ) neurone caché ou moyen,  $\beta_j$  est le biais du nœud caché de la 2ème couche,  $\phi_1$  est la fonction d'activation sigmoïde,  $w_{jk}$  est le poids de connexion du neurone  $j^{\text{th}}$  dans la 2ème couche (couche cachée ou intermédiaire) au neurone  $k$  suivant dans la dernière couche

(sortie),  $\beta_0$  est la valeur de biais du neurone  $k$  en sortie. Les poids et les biais peuvent être déterminés par l'algorithme d'apprentissage de rétropropagation (BP) (Hornik et al, 1989 ; Hornik, 1991).

### V.15 Réseaux de neurones à fonction de base radiale (RBF-NN)

RBF-NN est un modèle ANN à réaction directe à trois couches avec une seule couche intermédiaire, une couche d'entrée et une couche de sortie. Il a été démontré que le RBF-NN est un approximateur universel (Park et Sandberg, 1991). Le neurone de la couche de sortie est déterminé comme une combinaison linéaire de la fonction de base. La sortie d'un RBF-NN avec  $N$  neurones cachés est calculée comme suit (voir figure 17):

$$y_I = \sum_{j=1}^N w_{ij} \varphi_j(x) \quad (V.41)$$

Où  $w_{ij}$  désigne un poids de connexion entre la sortie et le neurone caché et  $\varphi$  est la fonction de base radiale. L'une des fonctions d'activation couramment utilisées est la fonction gaussienne ou RBF exprimée par (Haykin and Network, 2004 ; Naseri et al, 2020)

$$\varphi_i(x) = \exp \left[ -\frac{\|x - \mu_i\|^2}{2\sigma_i^2} \right], i = 1, 2, N \quad (V.42)$$

Où  $\sigma_i$  et  $\mu_i$  sont l'étalement et le centre de la fonction RBF (Haykin and Network, 2004).

### V.16 Forêt aléatoire (RF)

Random Forest (RF) est un modèle d'ensemble agrégé bootstrap et largement utilisé pour les problèmes basés sur la régression dans la littérature (Jamei et al, 2020 ; Gholizadeh et al, 2020 ; Ibrahim et Khatib, 2017 ; Naghibi et al, 2016). Le modèle RF crée une forêt à l'aide d'arbres binaires aléatoires et d'un échantillon bootstrap. Pour développer l'arbre, l'échantillon bootstrap est en outre utilisé dans un algorithme d'arbre de classification et de régression (CART), qui est caractérisé à chaque nœud par de nombreuses variables aléatoires (Lee et al, 2016).

Dans l'étape suivante, le reste de l'échantillon de données d'apprentissage, qui ne fait pas partie de l'échantillon bootstrap, est impliqué dans le calcul de l'erreur hors sac (OOB). Les valeurs OOB sont utilisées pour estimer la précision du modèle RF et, en même temps, pour optimiser les paramètres du modèle comme  $m_{tree}$  et  $n_{try}$  (Gholizadeh et al, 2020 ; Breiman, 1996). Le modèle RF peut fonctionner avec une énorme quantité de base de données. Il convient de mentionner que le surajustement de prédiction peut être évité en ajustant l'arborescence de paramètres  $n_{tree}$  et  $n_{try}$ . Le principal défi de l'application du modèle RF est de déterminer la quantité optimale d'arbres qui correspondent à une valeur stabilisée d'erreur OOB (Breiman, 1996). Le processus d'optimisation du nombre de prédicteurs nécessite une fonction interne destinée à diminuer l'impureté du nœud (Breiman, 1996). La méthode RF a été appliquée à l'aide de la fonction MATLAB MEX du code C d'Andy Liaw et al. (utilisé dans le package R), qui suppose l'utilisation des valeurs par défaut suivantes:  $n_{tree} = 500$  et  $m_{try} = \text{étage}(\sqrt{M})$  (Liaw et Wiener, 2002).  $M$  représente la somme des prédicteurs. L'erreur

quadratique moyenne OOB (MSE) sera calculée individuellement pour chaque arbre de décision, en utilisant la relation suivante (Liaw et Wiener, 2002 ; Genuer et *al*, 2010):

$$MSE_{OOB} = \frac{\sum_{i=1}^{n_{tree}} (Q_i - Q_i^{OOB})^2}{n_{tree}} \quad (V.43)$$

Où  $Q_i^{OOB}$  représente le débit d'infiltration moyen prévu et  $Q_i$  représente l'échantillon de données de débit d'infiltration observé, respectivement. Le  $MSE_{OOB}$  peut également être utilisé pour estimer l'importance de chaque variable.

### V.17 Filtre Kalman étendu intégré au modèle ANN (EKF-ANN)

Le filtre de Kalman est l'un des outils mathématiques les plus pratiques utilisés dans les estimations statistiques. Dans le filtre de Kalman, le problème du filtrage linéaire discret est résolu sur la base d'une méthode récursive. Dans cette méthode, le modèle est prédit et mis à jour sur la base d'un ensemble d'équations mathématiques. L'utilisation du filtre de Kalman classique est plus courante dans les systèmes linéaires (Welch et Bishop, 2004). Dans les systèmes non linéaires, l'application du filtre de Kalman étendu (EKF) est recommandée (Chui et Chen, 2017). Le processus d'apprentissage d'un ANN consiste à ajuster les poids et les biais en utilisant des entrées d'observation ( $x$  matrice de données d'entrée) et des sorties ( $y$  190 vecteur de sortie correspondant) (Haykin, 2004). Après un entraînement approprié du réseau neuronal, ce modèle peut prédire les valeurs de sortie en y introduisant de nouvelles données. La méthode courante pour la formation des réseaux de neurones est l'algorithme de rétro-propagation (BP).

La minimisation de la fonction d'erreur se fait en recherchant dans l'espace des poids à l'aide de la méthode de descente la plus raide du premier ordre (Jin et *al*, 2016). Dans la méthode BP traditionnelle, la convergence est lente et peut ne pas convenir aux processus non stationnaires. L'EKF, en tant qu'algorithme du second ordre, peut estimer efficacement l'état récursif dans un système dynamique non linéaire (Chui et Chen, 2017).

Le processus d'apprentissage du réseau neuronal peut être considéré comme un problème d'estimation non linéaire dans lequel les poids sont estimés (Darojah et Ningrum, 2016). En conséquence, l'EKF peut être utilisé pour le processus d'apprentissage du réseau neuronal. Dans cette approche, nous pouvons considérer les poids des réseaux de neurones comme le  $w_k$ , qui est l'état d'un système dynamique non linéaire (Yang et *al*, 2007). L'EKF estime la matrice de covariance d'état et la matrice de covariance d'innovation, qui peuvent également être utilisées pour obtenir des limites de confiance prédictives (Jin et *al*, 2016). Le problème de l'estimation des poids d'un ANN peut être exprimé sous la forme d'état et mesurée comme suit (Jin et *al*, 2016):

$$w_{k+1} = w_k + \varepsilon_k \quad (V.44)$$

$$y_k = h(w_k, x_k) + v_k \quad (V.45)$$

Où  $\varepsilon$  et  $\nu$  sont les bruits de processus et d'observation, et  $h$  est la fonction d'activation utilisée pour décrire la partie non linéaire du modèle. Les étapes les plus critiques pour déterminer les poids des réseaux de neurones à l'aide du filtre de Kalman développé sont résumées ci-dessous:

Les équations de mise à jour du temps sont exprimées comme suit:

$$\widehat{w}_k = w_k \quad (\text{V.46})$$

$$\widehat{y}_k = h(\widehat{w}_k, x_k) \quad (\text{V.47})$$

Les équations de mise à jour des mesures sont présentées comme suit (Jin et al, 2016):

$$S_{k+1} = H_{k+1}P_kH_{k+1}^T + R_{k+1} \quad (\text{V.48})$$

$$K_{k+1} = P_kH_{k+1}^T S_{k+1}^{-1} \quad (\text{V.49})$$

$$P_{k+1} = P_k - K_{k+1}H_{k+1}P_k \quad (\text{V.50})$$

$$\widehat{w}_{k+1} = \widehat{w}_k + k_{k+1}(y_k - \widehat{y}_k) \quad (\text{V.51})$$

$$H_k = \left[ \frac{\partial y_k}{\partial w_k}, \frac{\partial y_k}{\partial w_k}, \dots, \frac{\partial y_k}{\partial w_k} \right]^T \quad (\text{V.52})$$

Dans les équations mentionnées,  $K$  est le gain de Kalman,  $S$  est la matrice de normalisation,  $H$  est les dérivées de  $h(x_k, x_k)$  concernant  $w_k$ , et  $P$  est la matrice de covariance de poids. Avant de démarrer l'algorithme, l'initialisation des paramètres et la préparation des valeurs doivent être effectuées. Au départ, on suppose que toutes les données d'entrée et de sortie sont normalisées et sont à l'échelle appropriée. La valeur initiale des poids est placée au hasard avec la valeur moyenne nulle avec une distribution uniforme ou normale. La matrice de covariance d'erreur initiale peut également être sélectionnée comme  $P(0) = \mu^{-1} \mathbf{I}$  en supposant  $\mu = [0.001, 0.01]$ , et la matrice de covariance du bruit de mesure est égale à  $R_k = \eta_K^{-1} \mathbf{I}$  où le taux d'apprentissage  $\eta_k$  est dans la plage  $[10^{-2}, 10^{-4}]$  (Rivals et Personnaz, 1998).

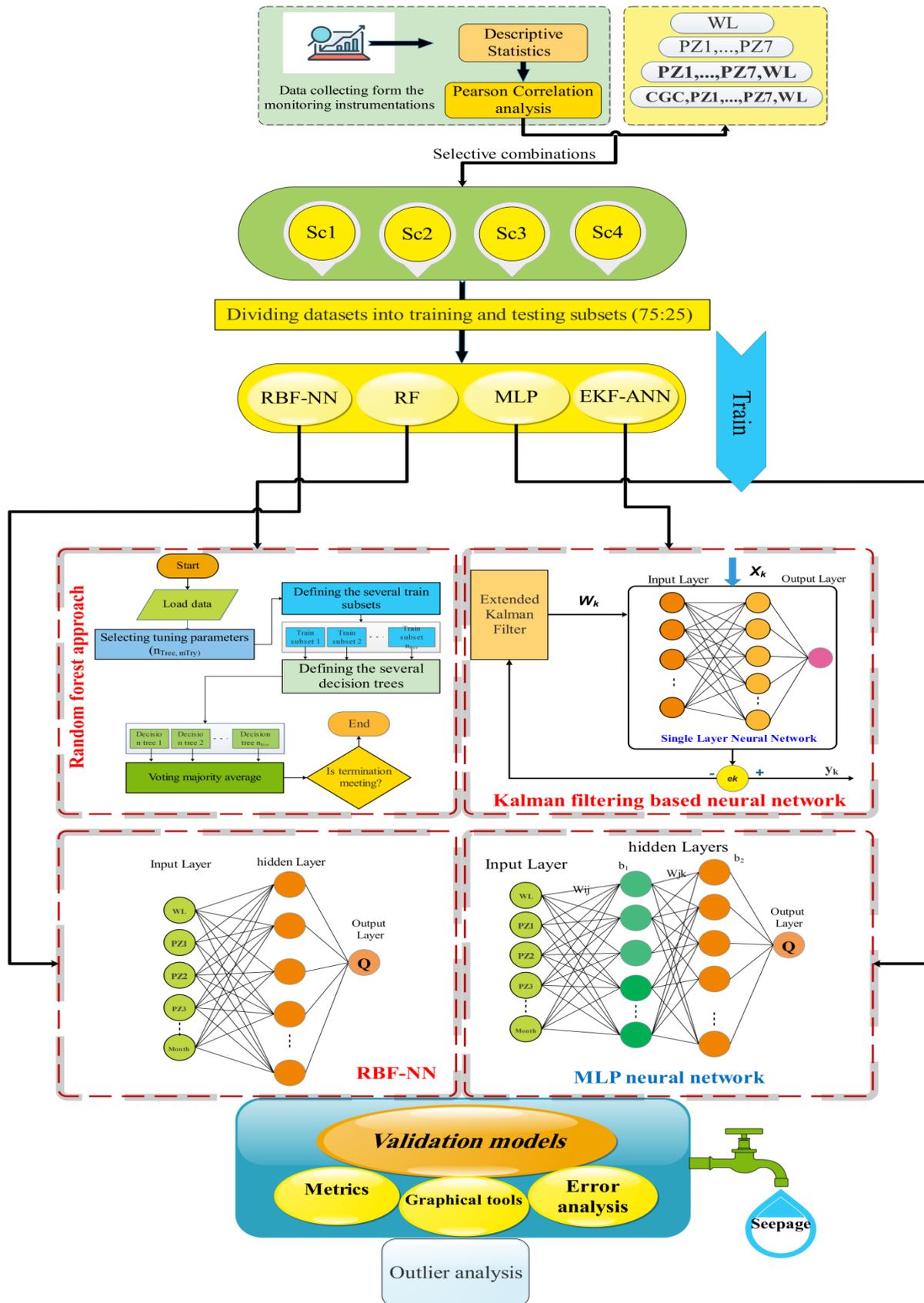


Figure V.17 : L'organigramme simulant le flux d'infiltration à travers le barrage en remblai basé sur les modèles d'apprentissage automatique

### V.18 Conclusion

Ce chapitre a été présenté sous forme de rappels et des explications des termes techniques, vocabulaires et notions liés aux méthodes de modélisation issues des réseaux de neurones dans son volet portant principalement sur leurs huit fameuses alternatives à savoir : le réseau de neurone a régression linéaire multiple (MLR), les réseaux de neurones a absorbance du modèle (M5Tree), réseau de neurone de spline de régression adaptative multivariée (MARS), le réseau de machine à vecteur de support des moindres carrés (LSSVM), Réseaux de neurones a Perceptron multicouches (MLP), Réseaux de neurones à fonction de base radiale (RBF-NN), Forêt aléatoire (RF) and Filtre Kalman étendu intégré au modèle ANN (EKF-ANN).

---

*Chapitre VI Application et interprétation des  
résultats*

---

Dans ce chapitre, le résultat est divisé en deux grandes parties

## Partie 1

### Introduction

Nous présentons ci après les résultats obtenus avec les différentes architectures présentées dans le chapitre précédent (M5Tree, MARS, LSSVM). Toutes les architectures ont été entraînées et validées sur les mêmes ensembles de données tels que les cotes d’eaux, les niveaux piézométriques et les débits de fuites.

Nous rappelons qu'il y avait une base de données pour la modélisation du débit d'infiltration pour deux types de barrages dans l'est de l'Algérie objet de la présente étude, et qui contiennent respectivement 164 et 348 individus, et caractérisés par huit variables descriptives, cette base de données a été répartie en deux étapes tels que ensemble d'apprentissage et un ensemble de validation et de test. On a utilisé 70% des points pour faire l'apprentissage (calage) car cette partie doit être suffisamment représentative et les 30% pour la validation et le test afin de juger la capacité prédictive du modèle en question (Tableau VI.1 et VI.2).

Base de données de départ : 164	
Apprentissage : 115 individus	Validation + Test : 49 individus
Construction du modèle : 70% de la base données	Validation du modèle 30% de la base de données

**Tableau VI.1:** Répartition de la base de données pour la construction des modèles pour le barrage Fontaine des Gazelles

Base de données de départ : 384	
Apprentissage : 269 individus	Validation + Test : 115 individus
Construction du modèle : 70% de la base données	Validation du modèle 30% de la base de données

**Tableau VI.2:** Répartition de la base de données pour la construction des modèles pour le barrage El-Agrem

Pour observer l'effet sur les performances de la modélisation, les paramètres de conception ont été fixés pour chaque réseau. Dans le présent travail de recherche les trois types de modèles sont développés, comparés et analysés. Pour l'implémentation de ces modèles, le logiciel Matlab a été utilisé.

MATLAB est un logiciel qui nous permet d'exécuter et de développer des applications en utilisant la méthode des réseaux de neurones formels, il est de la société américaine MathWorks. En utilisant les trois architectures des réseaux de neurones nous avons examinés une seule variante en se basant sur les résultats obtenus par l'analyse d'une composante principale.

Étant donné que l'analyse en composantes principale a permis d'identifier les variables piézométriques d'influence et de les classer par ordre de priorité. Nous avons élaborés une seule variante pour chaque modèle avec huit variables d'entrée (tableau VI.3). Pour tous les modèles cités le débit de fuite représente la sortie de chacun d'eux.

Pour le réseau MARS, nous avons choisie la valeur du nombre de fonctions de base (BF) 10 pour le barrage d'El Agrem et 6 pour le barrage de Fontaine Gazelles.

Pour le réseau M5Tree, nous avons utilisées deux paramètres fixes tels que coefficient de lissage qui égal à 10 et 30 et le seuil de partage qui égal à 0,9 et 1 respectivement pour les barrages de Fontaine Gazelles et El Agrem.

Pour le réseau à machine de vecteur support de moindre carré, nous avons déterminées deux paramètres tels que le constant de régularisation et le paramètre de noyau carré  $\sigma^2$ , ces paramètres ont été choisis égaux à 10 pour le barrage Fontaine des Gazelles et égaux à 2 pour les barrages d'El Agrem. Ce modèle a été formé en utilisant la base radiale RBF comme fonction du noyau.

Pour comparer les résultats obtenus par les différentes architectures, il est primordial de calculer la fonction coût, qui représente un critère de performance de la modélisation. L'entraînement proprement dit des réseaux de neurones nécessite également de faire un tel choix. Généralement, la fonction coût la plus courante et la plus utilisée par la plus part des chercheurs pour effectuer l'apprentissage est la somme quadratique des termes d'erreur.

**Tableau VI.3:** Paramètres statistiques des ensembles de données utilisés

Barrages	Variables	Unité	$X_{moy}$	$X_{max}$	$X_{min}$	$S_x$	$C_v$	R
El Agrem	PZ1	m	10, 30	12, 08	6, 06	0.76	0.07	-0.19
	PZ2	m	7, 25	9, 90	4, 35	1.32	0.18	0.18
	PZ3	m	1, 19	2, 55	0, 15	0.69	0.58	-0.43
	PZ4	m	14, 26	18, 47	10, 40	1.37	0.10	0.16
	PZ5	m	0, 88	2, 32	0, 00	0.73	0.84	-0.46
	PZ6	m	0, 73	2, 38	0, 00	0.74	1.02	-0.44
	PZ7	m	1, 73	2, 65	0, 20	0.42	0.24	-0.32
	WL	m	37, 2	140, 3	131, 5	1.64	0.01	0.13
	Q	L/s	2, 21	4, 75	1, 38	0.66	0.30	1.00
Fontaines des Gazelles	PZ1	m	31,71	32,84	30,25	0,28	0,01	-0,49
	PZ2	m	19,69	19,99	19,09	0,26	0,01	-0,61
	PZ3	m	8,58	9,68	8,27	0,13	0,02	-0,35
	PZ4	m	31,76	33,84	31,41	0,23	0,01	-0,41
	PZ5	m	20,24	21,29	19,85	0,20	0,01	-0,42
	PZ6	m	1,36	1,72	0,90	0,19	0,14	-0,41
	PZ7	m	31,26	31,50	30,83	0,15	0,01	-0,40
	WL	m	378.7	383,4	374,5	2,57	0,01	0,83
Q	L/s	3,57	6,35	2,10	1,40	0,39	1,00	

PZ Instrument piézométrique pour mesurer l'élévation du piézomètre (PL: m), le niveau d'eau du réservoir WL (m), le débit d'infiltration Q (L/s).

Dans ce travail, trois ensembles de données devraient être utilisés pour une analyse rigoureuse des modèles à base de réseaux de neurones artificiels tels que :

- 1- Un ensemble de données pour la partie apprentissage, cette étape a pour but de développer le modèle et adapter ces paramètres en essayant un certain nombre de configurations possibles des modèles.
- 2- Un ensemble de validation qui est utilisé pour décider quand est ce qu'il faut arrêter l'apprentissage (pour éviter l'Overfitting ou le surapprentissage) et il nous permet également de déterminer la configuration la plus précise.
- 3- Et l'ensemble de test, cette étape est conçue pour évaluer le modèle choisi en utilisant d'autres données qui n'ont pas été utilisées ni en apprentissage in en validation (Dawson et Wilby, 2001).

## VI.2- Evaluation des performances des modèles

Après avoir développées les modèles, il est nécessaire d'évaluer leurs performances pour comparer leur efficacité, leur précision ainsi leur aptitude de reproduire la réalité physique. Il existe plusieurs critères statistiques de comparaison qui sont classés en deux groupes tels que : un groupe des indicateurs graphiques et un groupe des mesures numériques.

Pour le premier groupe nous avons pris deux critères, le premier concerne la comparaison entre les valeurs observées et celles prédites (en anglais Scatterplots), et le

deuxième concerne le tracé des courbes de variation des valeurs prédites vis-à-vis celles observées.

Pour le deuxième groupe nous avons sélectionné cinq critères de mesure de l'erreur numérique: la Racine Carrée de l'Erreur Quadratique Moyenne (RMSE : RootMeanSquaredError), le Coefficient de Corrélation (Pearson Correlation Coefficient : R), l'erreur absolue moyenne (MAE : MeanAbsoluteError), l'Indice de conformité de Willmott (d : Index of agreement) et l'indice de Legate-McCabe (LM).

Les critères statistiques utilisés pour l'évaluation de la performance des modèles sont décrites en détails dans (Moriasi et al, 2007 ; Legates et McCabe, 1999). Ces paramètres statistiques ont été calculés à partir des données fournis, à savoir l'apprentissage, la validation et le test. Il est important d'informer que l'indice de conformité (d) de Willmott, est une statistique plus conservatrice et qui nous permet de trouver une meilleure estimation de l'erreur moyenne que le coefficient de corrélation (Moriasi et al, 2007 ; Legates et McCabe, 1999).

L'indice (d) se exige une mesure descriptive, relative et circonscrite à l'intérieur des bornes (0-1) qui permet de l'utiliser d'une manière générale à des fins de comparaison. Tout comme le coefficient de corrélation R, une valeur de 1 désigne une relation excellente entre l'observé et le prédit (Willmott, 1981).

$$R = \left[ \frac{\frac{1}{N} \sum (O_i - O_m)(P_i - P_m)}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (O_i - O_m)^2} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (P_i - P_m)^2}} \right] \quad (\text{VI.1})$$

$$d = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^N (|P_i - O_m| + |O_i - O_m|)^2} \quad (\text{VI.2})$$

$$LM = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (|O_i - P_m|)}{\sum_{i=1}^N (|O_i - P_m|)} \quad (\text{VI.3})$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (O_i - P_i)^2} \quad (\text{VI.4})$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |O_i - P_i| \quad (\text{VI.5})$$

Avec :

$O_i$ : Valeur d'infiltration mesurée au niveau du barrage (observées);

$P_i$ : Valeur de d'infiltration calculée (prédites) par le modèle ;

$N$  : Nombre total des observations (nombre d'individus) ;

$O_m$ : Moyenne de valeurs observées d'infiltration;

$P_m$  : Moyenne de valeurs calculées (prédites) de l'ET0 (Wen et al, 2019; Prasad et al, 2018, 2019a, b; Ali et al, 2018, 2019).

Les méthodes statistiques fonctionnent bien, quand chacune des variables d'entrée a le même poids relatif. Cependant dans notre cas d'étude les divers variables sont de même nature physique, caractérisée par des unités pareilles, a ce effet on n'est pas obligé de procéder a la phase de normalisation, cette dernière vise à amener la plage d'évolution des valeurs dans une gamme réduite et bien cernée.

### **VI.3- Développements des modèles et sélection de paramètres**

Les trois modèles d'IA et MLR ont été implémentés à l'aide de Matlab: (i) le LSSVM a été implémenté à l'aide de la boîte à outils LS-SVMlab (Pelckmans et al, 2002); (ii) le modèle MARS a été mis en œuvre à l'aide de la boîte à outils ARESLab (Jekabsons, 2016a); (iii) le modèle M5Tree a été implémenté à l'aide de la boîte à outils M5PrimeLab (Jekabsons, 2016b). Avant le processus d'apprentissage, les paramètres du modèle doivent être fixés. Pour le modèle LSSVM, il faut déterminer deux paramètres qui sont respectivement le paramètre de constante de régularisation  $\gamma$  et le paramètre de noyau carré  $\sigma^2$ . Les deux paramètres ont été choisis égaux à 10 pour les Gazelles de Fontaine et à 2 pour les barrages d'El Agrem, respectivement.

Le LSSVM a été formé en utilisant le RBF à base radiale comme fonction du noyau. Pour le modèle MARS, le paramètre le plus essentiel à déterminer est le nombre de fonctions de base (BF): choisi égal à 10 pour les barrages d'El Agrem et égal à 6 pour les barrages de Fontaine Gazelles, respectivement.

Enfin, le modèle M5Tree a été formé à l'aide de deux paramètres fixes: (i) coefficient de lissage égal à 10 et 30; et (ii) le seuil de partage égal à 0,9 et 1, pour les barrages de Fontaine Gazelles et d'El Agrem, respectivement.

En spécifiant des paramètres fixes pour chaque modèle, l'approche par essais et erreurs a été adoptée pour déterminer tous les paramètres. Tout d'abord, un ensemble de valeurs initiales de petits paramètres a été pris pour chaque modèle afin de minimiser la fonction de coût: l'erreur quadratique moyenne (MSE) entre les valeurs calculées et mesurées.

Par conséquent, ces petits paramètres ont été modifiés en utilisant une petite taille de pas, et la fonction de coût commence à diminuer, inversement, les performances des modèles commencent à augmenter. Grâce à un processus itératif, les paramètres des modèles ont été réestimés jusqu'à l'obtention de modèles avec de grandes performances.

## VI.4- Résultats obtenue pour le barrage Fontaine des Gazelles

Une inter-comparaison des modèles proposés est présentée. Tout d'abord, à Fontaine Gazelles, les trois modèles ont très bien prédit le débit d'infiltration Q pour la période étudiée. Pendant la phase de formation (tableau VI.4), les trois modèles ont montré une RMSE allant de 0,453 L / s à 0,664 L / s, un MAE allant de 0,316 L / s à 0,409 L / s, une valeur R allant de 0,880 à 0,947 et une plage d de 0,936 à 0,970. La meilleure précision a été obtenue en utilisant le modèle LSSVM suivi du MARS et du M5Tree à la troisième place.

Dans la phase d'apprentissage, comme le montrent les graphiques de dispersion, le modèle LSSVM a mieux appris le phénomène étudié que les modèles M5Tree, MARS et MLR. La pente et le biais des équations de la ligne d'ajustement pour le LSSVM sont respectivement plus proches de 1 et 0 avec des valeurs  $R^2$  plus élevées par rapport aux trois autres modèles (figure VI.1).

Pendant la phase de validation, le LSSVM a montré la meilleure précision de prédiction avec le MAE le plus bas de 0,302 L / s suivi du modèle MARS avec un MAE de 0,334 L / s, et du M5Tree avec un MAE de 0,417 L / s. Le LSSVM suivi du modèle MARS a également montré la précision prédictive la plus élevée lorsqu'il est évalué par R et RMSE (Tableau VI.4).

La différence de valeurs RMSE et R entre LSSVM et MARS est presque égale à 9,58% et 1,3%. De plus, le modèle LSSVM s'est avéré produire les valeurs R et d les plus élevées par rapport au modèle M5Tree ( $R = 0,952$  contre  $R = 0,919$ ,  $d = 0,974$  contre  $0,952$ ).

Nous avons également examiné les résultats en utilisant le modèle de régression linéaire multiple (MLR). Bien que plus faible que les modèles LSSVM, MARS et M5Tree, le MLR présentait une corrélation plus forte avec le Q mesuré ( $R = 0,895$ ,  $d = 0,948$ ). De grandes différences sont apparentes entre les modèles MLR et LSSVM, pour lesquels le R a diminué de façon marquée et est tombé de 0,952 à 0,895 pendant la phase de validation. En plus de la réduction de la valeur R, le modèle MLR était encore marqué par des valeurs RMSE et MAE élevées: au cours de la phase de validation, le RMSE a augmenté de 29,30% et le MAE a augmenté de 27,75%. La figure VI.4 présente un diagramme de dispersion des valeurs mesurées et calculées de Q à l'aide des trois modèles.

**Tableau VI.4:** Performances de différents modèles dans la modélisation du débit d'infiltration Q (L/S)

Modèle	Apprentissage (Calibration)					Validation				
	R	d	LM	RMSE	MAE	R	d	LM	RMSE	MAE
Barrage Fontaine des Gazelles										
LSSVM	0.947	0.970	0.771	0.453	0.316	0.952	0.974	0.772	0.432	0.302
MARS	0.919	0.956	0.764	0.551	0.409	0.939	0.969	0.747	0.470	0.334
M5Tree	0.880	0.936	0.704	0.664	0.325	0.919	0.952	0.684	0.588	0.417
MLR	0.884	0.936	0.667	0.659	0.459	0.895	0.948	0.684	0.611	0.418

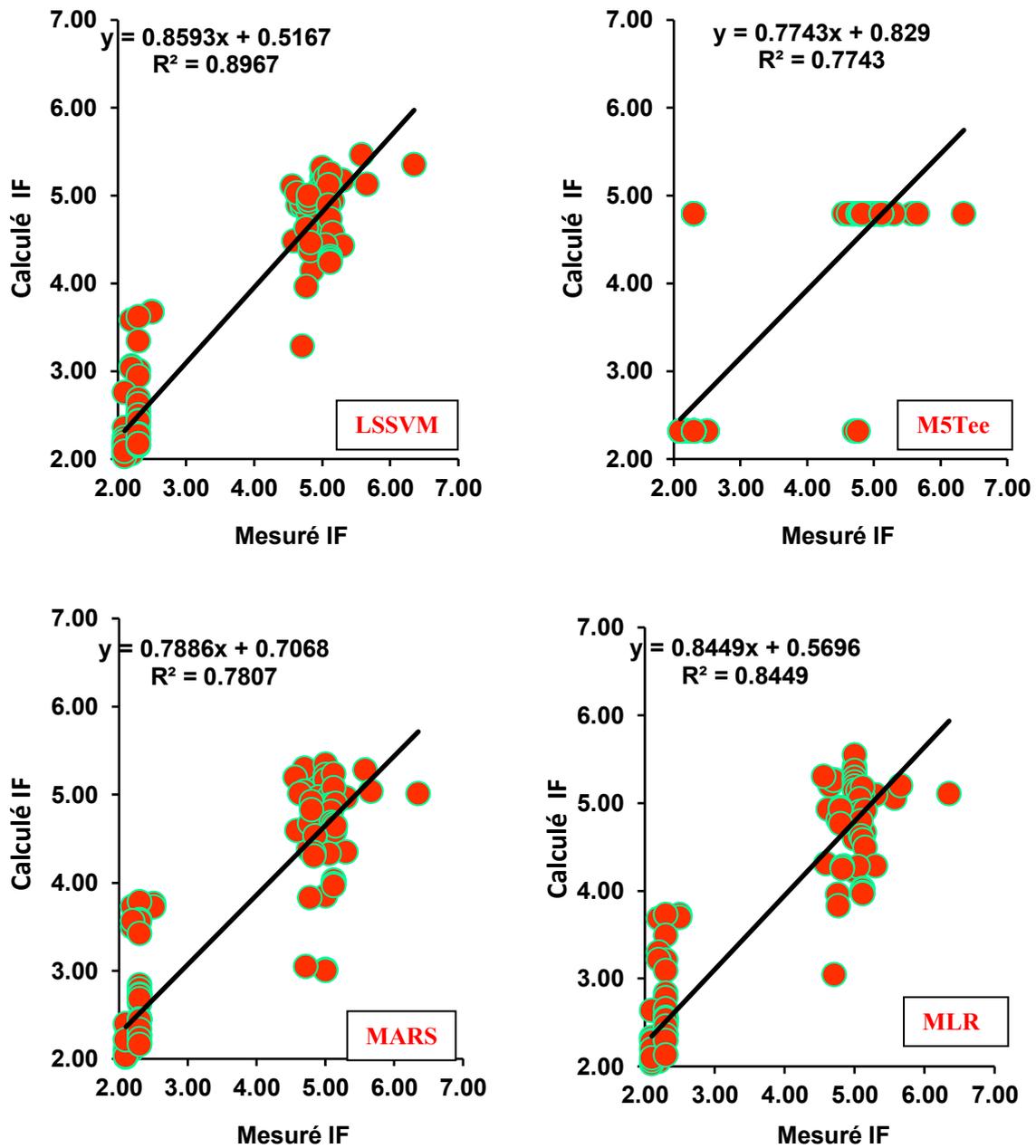
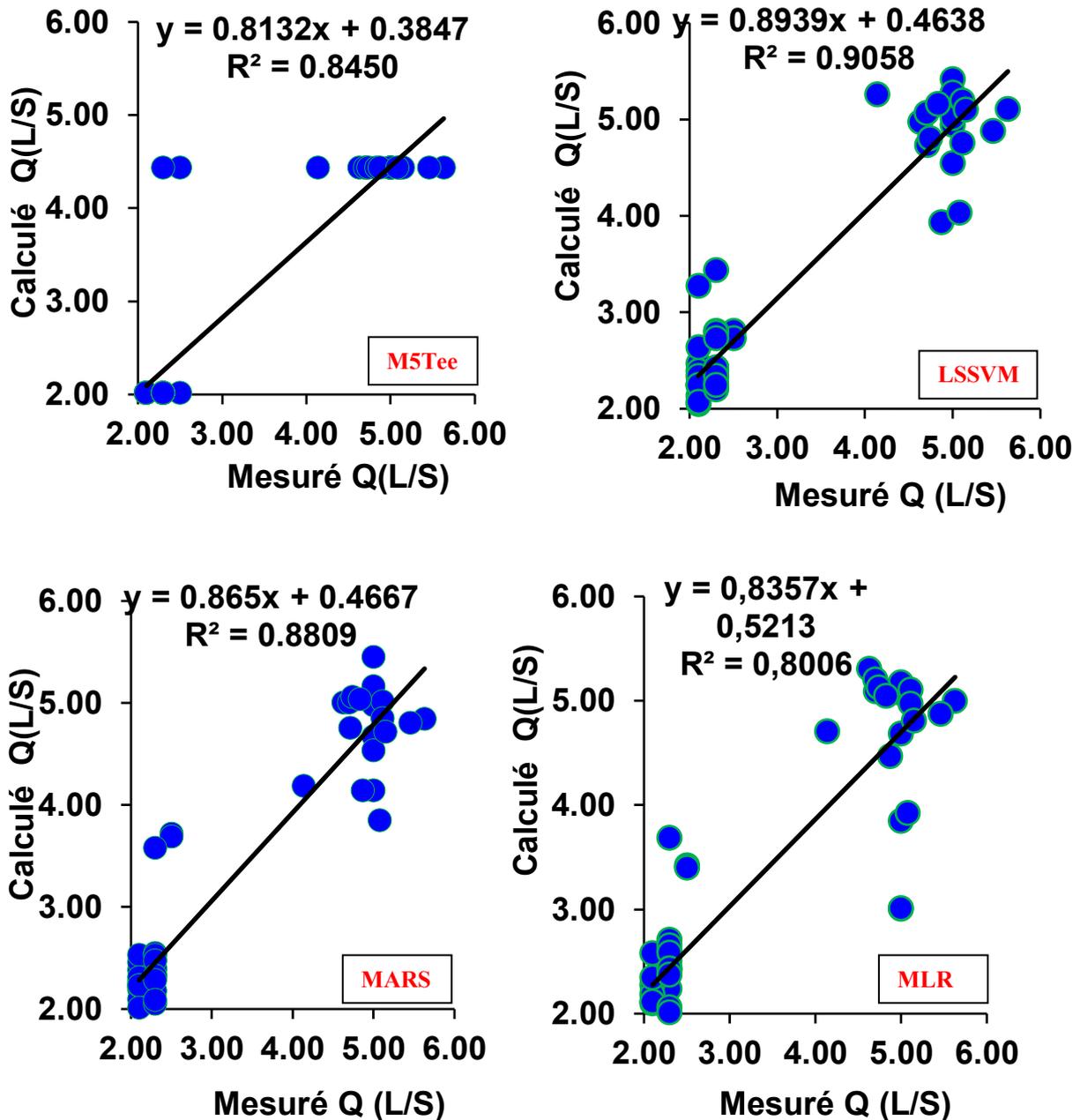


Figure VI.1: Comparaison des résultats des modèles LSSVM, MARS, M5Tree et MLR pour la phase d'apprentissage (Barrage Fontaine des Gazelles)



**Figure VI.2:** Comparaison des résultats des modèles LSSVM, MARS, M5Tree et MLR pour la phase de validation (Barrage Fontaine des Gazelles)

Il est bien connu que la modélisation en utilisant les réseaux de neurone artificiels nécessite des données fiables et que la qualité du modèle dépend fortement de la qualité des mesures. Pour le barrage Fontaine des Gazelles, les piézomètres installés dans des forages débouchant dans le noyau et dans les fondations fonctionnent bien, Ils affichant des mesures directe des niveaux d'eau et, par conséquent fournissent un bon moyen de contrôle du fonctionnement des cellules de mesures de pressions pour ce barrage, ce qui nous a permis de tiré les premiers conclusions tel que ; Lors de la réalisation du barrage les piézomètres ont été bien installés, et il n'existe pas des déformation a l'intérieur du noyau car cette dernière peut provoquer des dégâts majeur au niveau des piézomètres consécutif a un séisme ou un tassement ou un glissement des talus, en outre on peut dire que les piézomètres n'ont pas été

menacés par le phénomène de Renard, car les particules transportées par l'écoulement peuvent entrer dans les appareils ce qui peut fausser directement la qualité des mesures. Par ailleurs, les résultats trouvés ne sont pas excellents on peut expliquer ça lors de la modélisation, certainement les modèles n'ont pas capturé quelques valeurs dans la phase de validation ce qui a influé légèrement la performance des modèles. Il se peut aussi que le déversoir de déjaugeage à l'aval du barrage a subi des effritements ce qui a diminué la hauteur d'eau, donc des fausses valeurs des débits de fuite mesurés. On peut conclure qu'à ce moment que le barrage Fontaine des Gazelles n'est pas menacé par le phénomène de Renard et il n'a pas subi ni un tassement ni un séisme préjudiciable.

### VI.5- Résultats obtenue pour le barrage El-Agrem

Lors la phase d'apprentissage, comme le montrent les graphiques de dispersion (figure VI.3), on peut constater que les quatre modèles affichant de mauvais résultats, néanmoins, le modèle LSSVM a mieux appris le débit de fuite par rapport aux autres modèles. La pente et le biais des équations de la ligne d'ajustement pour le LSSVM sont respectivement plus proches de 1 et 0 avec une valeur de  $R^2$  plus élevée avec une différence significative par rapport aux modèles M5Tree, MARS et MLR.

Au barrage d'El Agrem, l'inspection des indices statistiques pendant la phase de formation pour les trois modèles a montré le RMSE et le MAE les plus bas pour le modèle LSSVM par rapport à MARS et M5Tree (tableau VI .5); valeurs égales à: RMSE = 0,346 L / s et MAE = 0,226 L / s. Comparé à MARS et M5Tree, LSSVM est plus précis, suivi de MARS et de M5Tree, qui est classé à la troisième place avec les valeurs RMSE (0,493 L / s) et MAE (0,358 L / s), respectivement, les plus élevées.

De plus, le RMSE n'a pas changé de façon significative entre les deux modèles: une réduction de 1,98% du RMSE a été observée. Cependant, la valeur MAE pour LSSVM était inférieure (15,27%) par rapport au modèle MARS. Enfin, toujours pendant la phase de validation, le modèle M5Tree a montré la précision la plus faible avec un RMSE élevé (0,627 L / s) et MAE (0,444 L / s), respectivement. De plus, un modèle basé sur le MLR a été testé et a fourni des résultats insatisfaisants, qui peuvent être attribués à la corrélation hebdomadaire entre le Q et le WL. Les résultats utilisant le modèle MLR ont indiqué qu'il existe une faible relation linéaire entre le Q calculé et les données in situ mesurées ( $R^2 = 0,269$ ); RMSE = 0,664 L / s; MAE = 0,451 L / s.

**Tableau VI .5 :** Performances de différents modèles dans la modélisation du débit d'infiltration Q (L/S)

Modèle	Apprentissage (Calibration)					Validation				
	R	d	LM	RMSE	MAE	R	d	LM	RMSE	MAE
Barrage El Agrem										
LSSVM	0.837	0.889	0.501	0.346	0.226	0.731	0.759	0.406	0.544	0.344
MARS	0.699	0.806	0.249	0.443	0.341	0.720	0.735	0.300	0.555	0.406
M5Tree	0.606	0.724	0.211	0.493	0.358	0.588	0.617	0.234	0.627	0.444
MLR	0.601	0.722	0.173	0.495	0.375	0.520	0.565	0.222	0.664	0.451

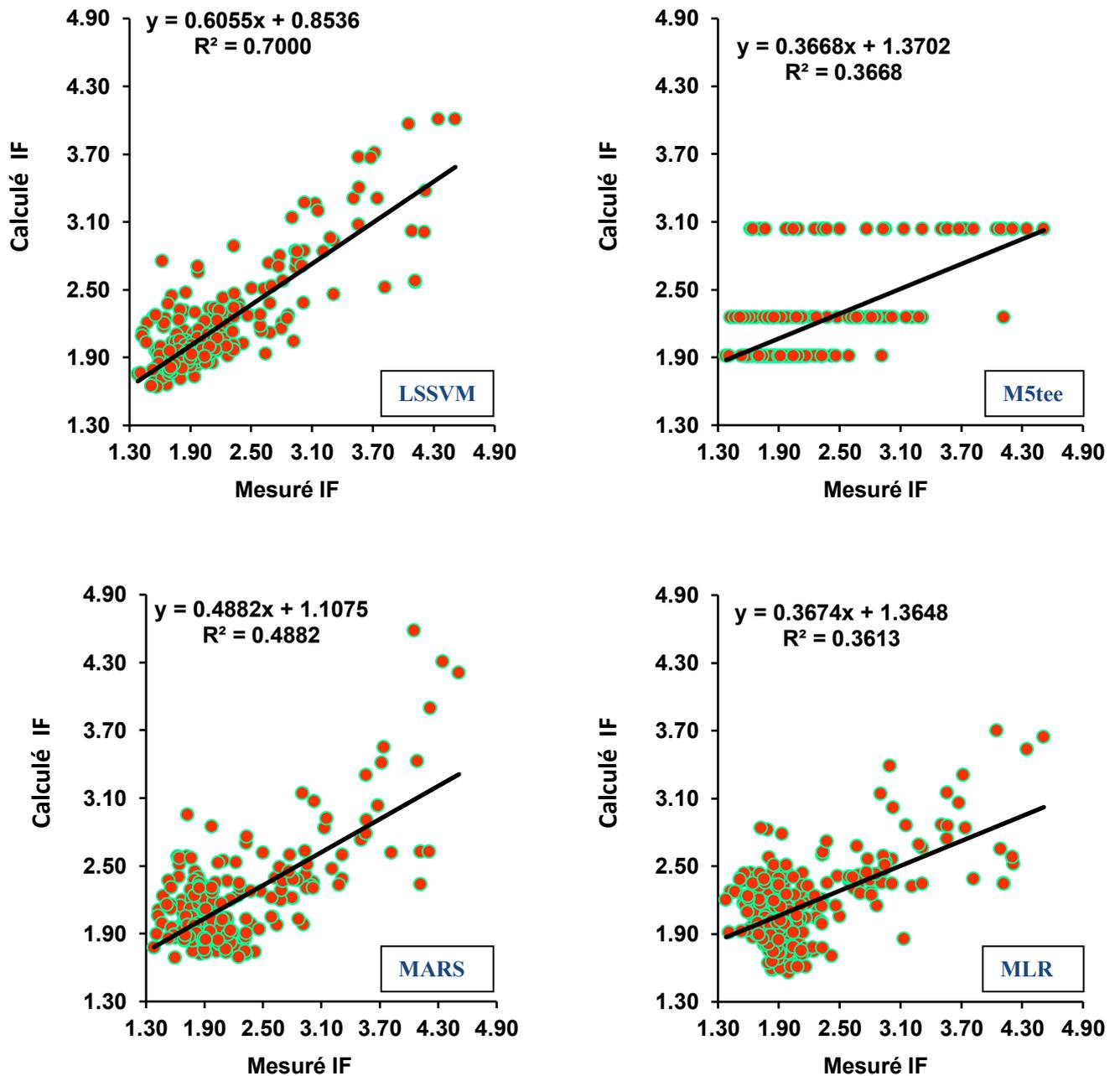


Figure VI.3 : Comparaison des résultats des modèles LSSVM, MARS, M5Tree et MLR pour la phase d'apprentissage (Barrage El-Agrem)

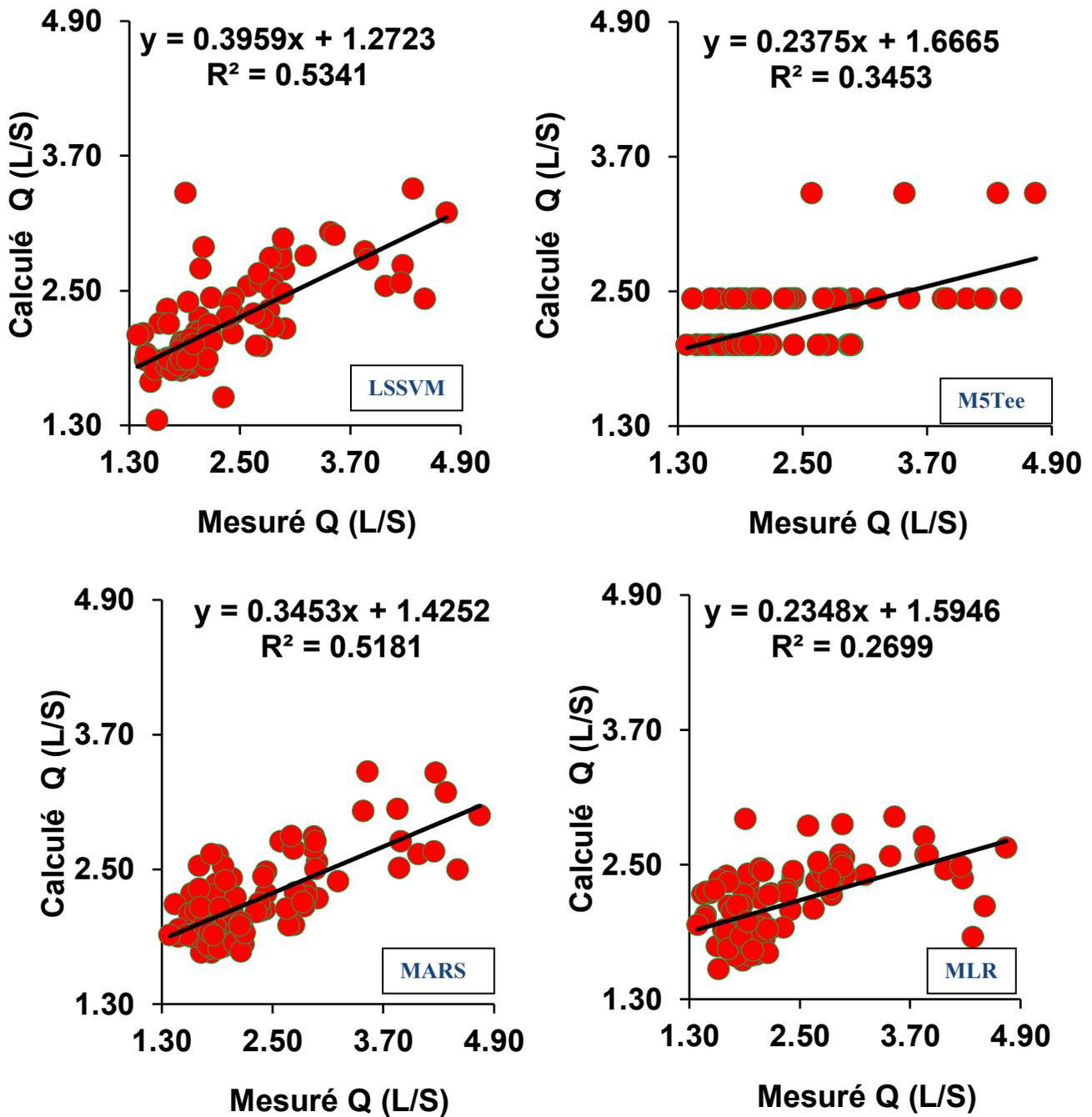


Figure VI.4 : Comparaison des résultats des modèles LSSVM, MARS, M5Tree et MLR pour la phase de validation (Barrage El-Agrem)

Le barrage El-Agrem, est un barrage avec masque amont en béton, son comportement est différent par rapport au barrage avec noyau zoné, ou l'eau s'infiltré uniquement sous le corps de l'ouvrage, le corps du barrage n'est pas mouillait. Donc, les piézomètres sont installés dans les fondations. La modélisation avec les 4 réseaux a donnée de très mauvais résultats ce qui induite que les valeurs mesurées par les piézomètres et le déversoir de déjaugage sont complètement fausses. A partir des documents d'auscultation et les rapportses fournie par les ingénieurs de l'Agence National des Barrages et Transfert et sur la base des mesurés par nivellement et planimétrie, le barrage na jamais subi un séisme ou un tassement préjudiciable et que l'équipe fait une inspection visuel chaque mois, et confirme que les

instruments installés tel que ; pendule, inclinomètre, élongamètre, extensomètre, distofofor, tassomètre, fissuromètre et vinchon n'affichant aucun déplacement en profondeur, ce qui nous conduit directement de penser sur la présence de Renard dans les tubes des piézomètres installés dans les fondations. Vu que la fondation est de type Granite/marno-calcaire "marnes", les piézomètres ont certainement subi une suffusion et un renard et les écoulements dans les fondations deviennent non contrôlés et forte, et certainement ont été chargées d'éléments fins issus de la fondation du barrage ce qui a engendré une inclinaison du tubage des piézomètres dépasse  $30^0$  par rapport a la vertical ce qui falsifie la qualité des mesures. Dans ce cas très inquiétant, on peut déduit que celle-ci est provoquée par l'écoulement de l'eau des talus de la colline, et qu'il ne s'agit pas d'une fuite. Les observations ultérieures correspondent d'ailleurs à un comportement classique : correspondance entre variations du niveau du réservoir et variations des niveaux piézométriques comme dans le cas du barrage Klimkowka situé au sud de la Pologne (Szczesny et Truty, 2003).

L'élévation piézométrique mesurée in situ (PL) et le niveau d'eau du réservoir (WL) ont motivé cette étude à explorer la relation entre le débit d'infiltration (Q) et ces deux variables, et une approche de modélisation a été présentée pour relier (PL et WL) à Q dans deux barrages.

À l'aide de données mesurées à l'échelle de temps quotidienne, nous avons établi que les modèles d'IA étaient de puissants outils pour prédire avec précision le taux de Q. Qu'elles soient ou non applicables à d'autres barrages nécessite une validation supplémentaire, et leurs performances peuvent varier considérablement d'un barrage à l'autre. En effet, un modèle MLPNN récemment proposé par Salmasi et Nouri (2019) a donné une valeur R légèrement plus élevée entre Q mesuré et calculé par rapport à notre étude ( $R = 0,963$  versus  $R = 0,952$ ) à Fontaine Gazelles, mais toujours supérieure à la valeur R obtenue ( $R = 0,731$ ) au barrage d'El Agrem.

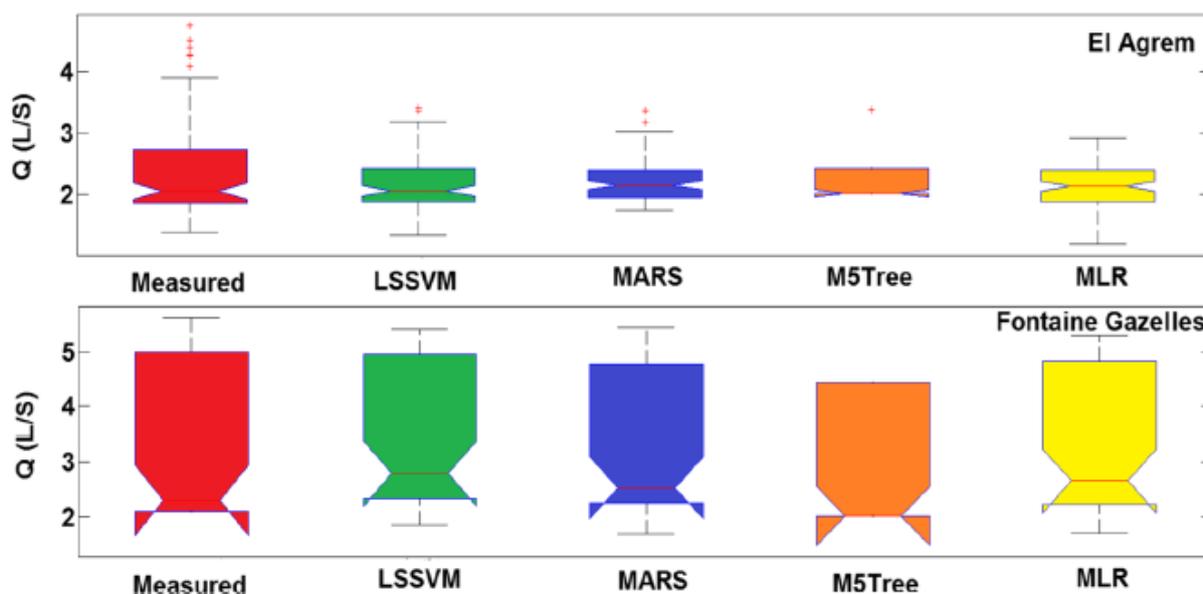
La valeur  $R^2$  obtenue dans notre étude à Fontaine Gazelles était légèrement meilleure que celles de Sharghi *et al*, (2018) ( $R^2 = 0,887$ ) qui ont comparé MLPNN, ANFIS et SVM.

Nos résultats étaient inférieurs à ceux de Roushangar *et al*,(2016) qui ont également suggéré que PL et WL étaient des prédicteurs plus puissants pour prédire le taux Q avec des performances élevées ( $R$  supérieur à 0,98).

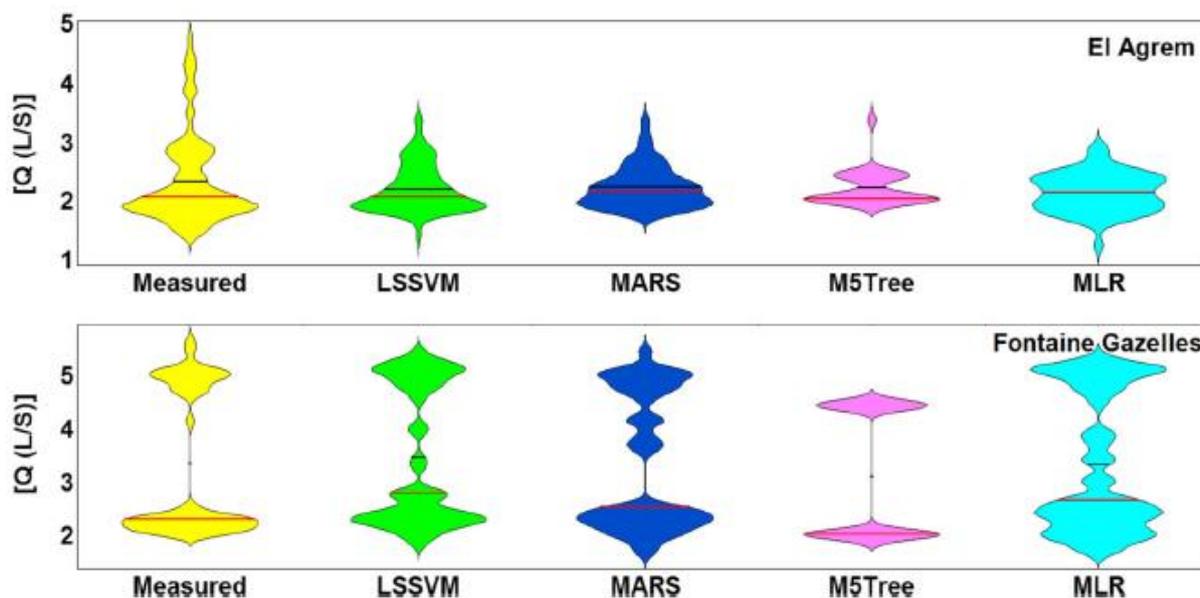
## **VI.6- Comparaison des Résultats obtenue pour les deux barrages**

Pour comparer davantage la précision des modèles testés, des diagrammes en boîte conventionnels (Figure VI.5) et avec un tracé de violon (Figure VI.6) des valeurs calculées par rapport aux valeurs mesurées sont présentés pour la phase de validation.

Les distributions du Q calculé au sein de chaque modèle présentent une variabilité élevée. Cette variabilité est la plus grande pour les modèles MLR et M5Tree, et il ressort également des deux figures qu'aucun des quatre modèles n'a pu prédire correctement le taux à haute précision, ce qui indique que certaines valeurs n'ont pas été capturées par les modèles, et aussi, il ressort clairement des chiffres que les valeurs aberrantes sont mal prédites.



**Figure VI.5 :** Diagrammes en boîte du débit d'infiltration mesuré et calculé (Q: L / s) pour les deux barrages. Les boîtes sont générées à l'aide d'un ensemble de données de validation illustrant les 25e et 75e centiles et la médiane. Les moustaches incluent les valeurs les plus élevées et les plus basses et les valeurs moyennes sont marquées par une ligne rouge



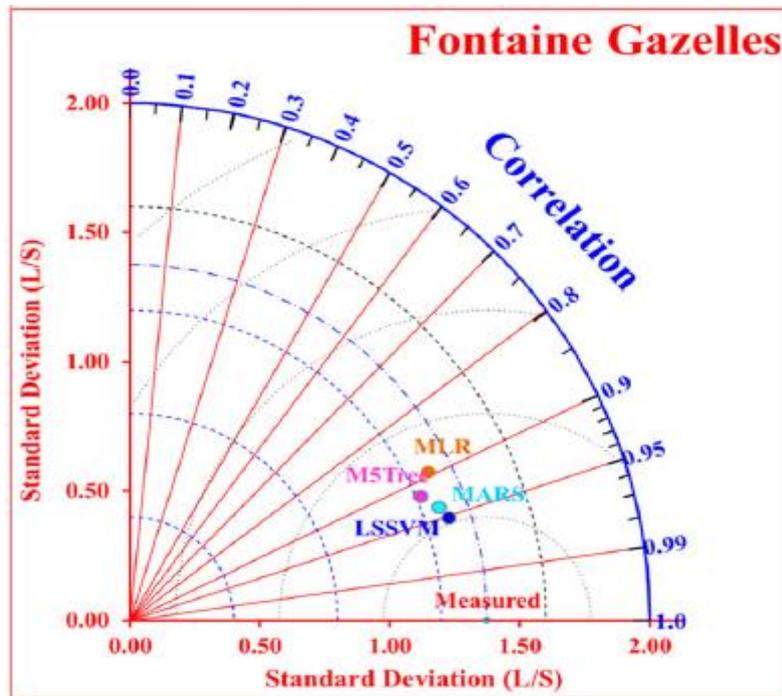
**Figure VI.6:** Diagramme de violon montrant les distributions du débit d'infiltration mesuré et calculé (Q: L / s) en phase de validation pour les deux barrages

La précision des prévisions des quatre modèles proposés a été présentée graphiquement en utilisant également des diagrammes de Taylor (Figure VI.9 et VI.10), qui représentent à la fois l'écart type et le coefficient de corrélation (R) dans le même graphique. Le diagramme de Taylor a permis de mieux comprendre les différences de précision du modèle.

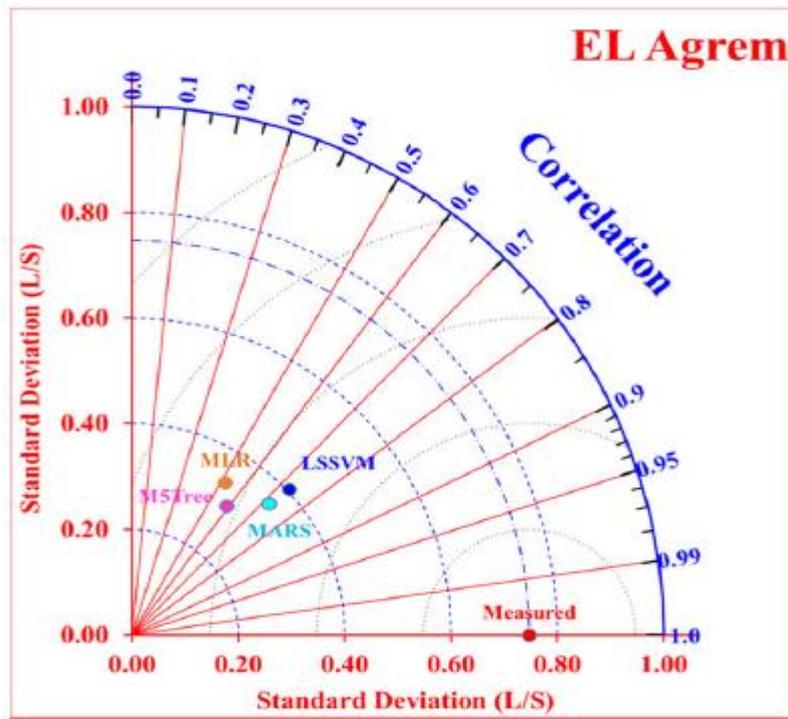
En moyenne, pour le barrage El Agrem, les valeurs R pour LSSVM et MARS étaient situées juste en dessous de 0,700; cela implique que les précisions du modèle sont modérées ( $R^2 = 0,50$ ), tandis que la valeur d'écart type (SDV) du modèle LSSVM était la plus proche de

la valeur mesurée (ligne pointillée bleue sur les figures VI.7 et VI.8), soulignant clairement sa supériorité par rapport à la autres modèles.

Pour Fontaine Gazelles, de manière générale, les valeurs R des quatre modèles étaient situées dans la zone entre les deux lignes de 0,90 et 0,95, respectivement. En général, la corrélation LSSVM a donné de meilleurs résultats que les autres, soulignant sa supériorité.



**Figure VI.7:** Diagramme de Taylor du débit d'infiltration (Q: L/s) illustrant les statistiques de comparaison entre les modèles LSSVM, MARS, M5Tree et MLR selon trois indices statistiques, (i) carré quadratique moyenne normalisée (NRMS), (ii) écart type, et (iii) coefficients de corrélation (barrage Fontaine des Gazelles).



**Figure VI.8 :** Diagramme de Taylor du débit d'infiltration (Q: L / s) illustrant les statistiques de comparaison entre les modèles LSSVM, MARS, M5Tree et MLR selon trois indices statistiques, (i) carré quadratique moyenne normalisée (NRMS), (ii) écart type, et (iii) coefficients de corrélation (barrage d'El-Agrem).

## VI.7- Conclusion

Afin d'étudier l'influence de différents niveaux piézométriques et des cotes d'eau sur l'infiltration à l'échelle journalier, ainsi que d'aboutir aux meilleurs modèles, en termes de performances, issus des divers architecture des réseaux de neurones artificiels (LSSVM, MARS, M5Tree, MLR). Une étude comparative a été menée au sein de deux barrages en terre dans l'est de l'Algérie, entre les différents réseaux déjà baptisés. Rappelons, que pour chaque type de réseau on a un seul modèle, soient chaque modèle ayant (PL et WL) comme entrée.

Au travers ce chapitre nous avons décrit les applications des réseaux de neurones dans le domaine d'hydraulique et plus précisément à la modélisation de débit de fuite dans un barrage en terre. Du point de vue des modèles neuronales, nous avons développé une architecture originale qui consiste à élaborer un réseau pour chaque type d'architecture, on outre nous avons pu confirmer que la meilleure modélisation soit pratiquement représentée par le modèle dit LSSVM en tant que modèle plus robuste par rapport aux modèle MARS et M5Tree, et ce, eu égard aux indicateurs de performance retenus, puis nous avons comparé la capacité prédictive des trois architectures développées. Les entrées des modèles sont les variables descriptives caractérisant le niveau d'eau et la localisation de la ligne saturation au sein du barrage et la sortie des modèles était le débit de fuite mesuré au niveau du barrage.

Quant aux trois autres modèles : MARS, M5Tree et MLR les résultats sont généralement proches les uns des autres.

Les modèles développées sont certainement la solution la plus facile et la plus précise qui puisse être conçues pour la bonne estimation du débit d'infiltration dans le barrage fontaine des gazelles, ils nous permettent d'éviter les calculs fastidieux par les différentes techniques existantes.

Pour l'estimation précise du débit d'infiltration, il est conseillé d'utiliser directement le modèle LSSVM car celui-ci a le meilleur coefficient de corrélation.

## Partie 2

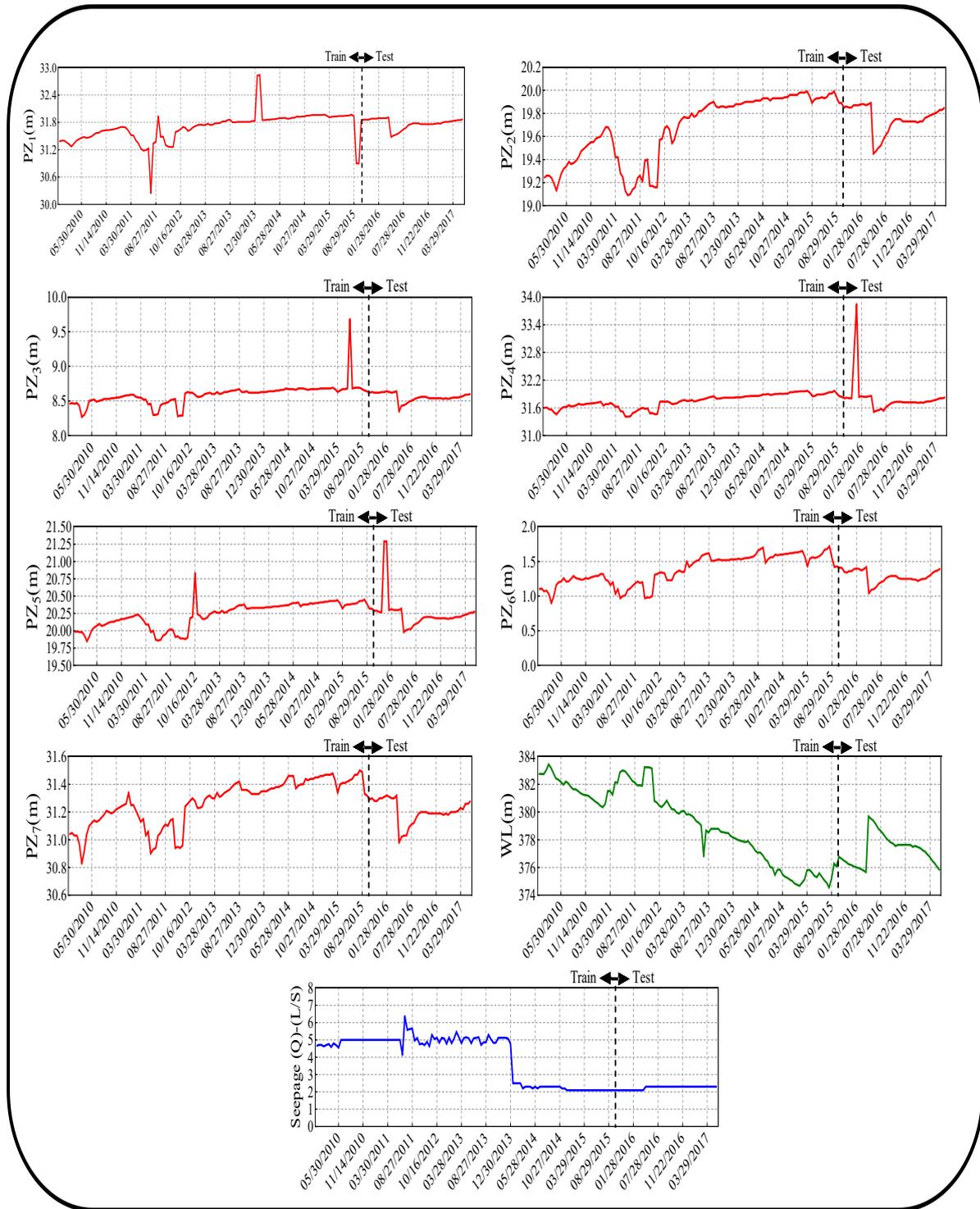
### Introduction

Dans une autre étude, et avec les mêmes données, pour valider et assurer la qualité des mesures et la précision des modèles utilisés dans la partie 1, le barrage Fontaine des Gazelles a été sélectionné encore une fois pour estimer le débit de fuite en utilisant d'autres modèles d'ANN tel que ;

- 1) Réseaux de neurones a Perceptron multicouches (**MLP**)
- 2) Réseaux de neurones à fonction de base radiale (**RBF-NN**)
- 3) Forêt aléatoire (**RF**)
- 4) Filtre Kalman étendu intégré au modèle ANN (**EKF-ANN**)

Un total de 164 ensembles de données comprenant des composantes de périodicité des données enregistrées (jour  $\in [1-31]$  et mois  $\in [1-12]$ ), l'élévation de sept piézomètres et les valeurs de niveau d'eau correspondantes ont été utilisés comme ensembles de données brutes pour la simulation de l'écoulement d'infiltration à travers le barrage en remblai. Les entrées et les séries chronologiques d'infiltration sont illustrées à la figure VI.9.

L'ensemble de données est divisé manuellement en deux sous-ensembles: 75% du total des ensembles de données (échantillons) ont été utilisés pour l'étalonnage (formation), et le reste des ensembles de données a été alloué pour la phase de validation (test).



**Figure VI.9 :** Les séries chronologiques d'entrée et de sortie sur une période du 14-juin-2010 au 29-mai-2017 au barrage Fontaine des Gazelles

Dans le tableau VI.6, les statistiques descriptives des variables comprenant le minimum, le maximum, le coefficient de variation (COV), la moyenne, St.D(écart-type), l'asymétrie et l'aplatissement sont présentées avec le test de normalité d'Anderson-Darling (A2 \*) (Schloz et Stephens, 1987). Les valeurs les plus élevées de l'aplatissement et de l'asymétrie appartiennent aux PZ<sub>3</sub> et PZ<sub>4</sub>. En outre, le test de normalité démontre qu'aucune de chaque variable ne suit la distribution normale.

**Tableau VI.6:** Paramètres statistiques des ensembles de données utilisés dans la simulation des écoulements d'infiltration

Var	Minimum	Maximum	COV	Mean	St.D	Skewness	Kurtosis	A2*	P-value	Normality test
Day	10.0000	31.0000	29.05%	21.80	6.3320	0.0724	-1.6540	8.8330	<0.0001	No
Month	1.0000	12.0000	54.11%	6.6160	3.5800	-0.0412	-1.3280	3.3440	<0.0001	No
PZ <sub>1</sub>	30.2500	32.8400	0.8770%	31.71	0.2781	-0.7160	6.9160	5.9750	<0.0001	No
PZ <sub>2</sub>	19.0900	19.9900	0.0129	19.69	0.2546	-0.8821	-0.4566	7.3860	<0.0001	No
PZ <sub>3</sub>	8.2700	9.6800	1.505%	8.58	0.1291	3.2210	31.9800	4.5665	<0.0001	No
PZ <sub>4</sub>	31.4100	33.8400	0.7167%	31.76	0.2277	5.1510	44.3300	2.4565	<0.0001	No
PZ <sub>5</sub>	19.8500	21.2900	0.9943%	20.24	0.2012	1.4950	8.0960	3.3120	<0.0001	No
PZ <sub>6</sub>	0.9000	1.7200	14.18%	1.355	0.1922	-0.1260	-0.8498	1.8590	<0.0001	No
PZ <sub>7</sub>	30.8300	31.5000	0.4776%	31.25	0.1493	-0.5415	-0.3335	1.4740	0.0008	No
WL	374.6000	383.4000	0.6787%	378.8	2.5710	0.1855	-1.2170	2.4870	<0.0001	No
Q	2.1000	6.3500	39.17%	3.5740	1.4000	0.1032	-1.8960	20.2400	<0.0001	No

[PZ: mesures piézométriques (*m*), WL: niveau d'eau du réservoir (*m*), Q: débit d'infiltration].

La figure VI.10 montre la fonction de corrélation entre les variables employées. Par cette figure, on peut évaluer relativement le degré d'impact de chaque variable d'entrée sur la variable dépendante. On peut voir que les coefficients de corrélation les plus élevés sont associés respectivement au niveau d'eau ( $p_c = 0.832$ ) et PZ<sub>2</sub> ( $p_c = -0.609$ ), et le plus bas est lié à le paramètre "jour" ( $p_c = -0.01$ ). Ainsi, le niveau d'eau a la dépendance la plus linéaire avec l'infiltration et pourrait être identifié comme la variable la plus influente. Cependant, pour un jugement absolu, une analyse de sensibilité basée sur des modèles d'IA est nécessaire (Jamei et al, 2020).

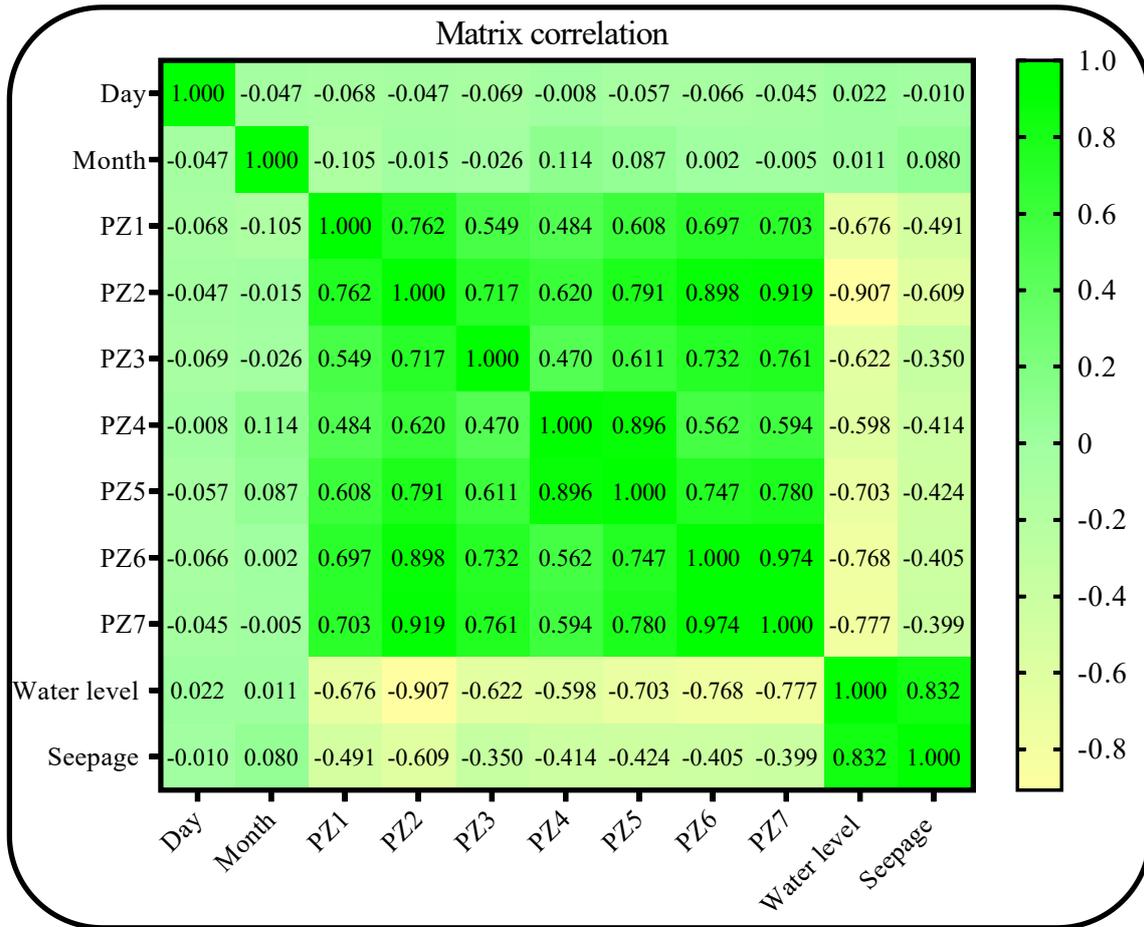


Figure VI.10 : La matrice de corrélation de toutes les variables employées

### VI.9- Evaluation des performances des modèles

La précision et la performance des modèles ont été évaluées dans la recherche actuelle par le coefficient de corrélation (R), l'indice de Willmott (WI), l'erreur quadratique moyenne (RMSE), l'erreur absolue moyenne (MAE), l'erreur relative moyenne en pourcentage absolu (MAPE), et coefficient d'incertitude (U95%), exprimé sous la forme (Jamei et al, 2020 ; Adnan et al, 2019 ; Willmott, 1982):

$$R = \left[ \frac{\frac{1}{N} \sum (O_i - O_m)(P_i - P_m)}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (O_i - O_m)^2} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (P_i - P_m)^2}} \right] \quad (VI.6)$$

$$WI = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^N (|P_i - O_m| + |O_i - O_m|)^2} \quad (VI.7)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (O_i - P_i)^2} \quad (VI.8)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |O_i - p_i| \quad (VI.9)$$

$$MAPE = \frac{100}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|O_i - p_i|}{O_i} \quad (VI.10)$$

$$U_{95}\% = 1.96 \sqrt{Std^2 - RMSE^2} \quad (VI.11)$$

Où  $P_i$  est les valeurs d'écoulement d'infiltration calculées,  $O_i$  est les valeurs d'écoulement d'infiltration observées in situ et N est le nombre de données. D est l'écart type,  $O_m$  et  $P_m$  sont les valeurs moyennes de  $O_i$  et  $P_i$ , respectivement.

## VI.10- Résultats et Discussion

Dans cette étude, le débit d'infiltration quotidien (Q) mesuré au barrage de remblai de Fontaine Gazelles en Algérie a été prédit à l'aide de quatre modèles d'apprentissage automatique; les EKF-ANN, MLP, RF et RBF-NN. Les modèles proposés ont été développés en utilisant trois séries variables différentes comme entrées, par exemple, l'élévation du piézomètre observée à sept piézomètres (PZ1 à PZ7), le niveau d'eau dans le réservoir (WL) et les composantes de périodicité des données enregistrées (jour et mois), qui ont servi comme prédicteurs. Les capacités de ces modèles ont été évaluées en calculant les indices statistiques, à savoir le R, RMSE, MAE, MAPE, WI et  $U_{95}\%$ .

Les modèles ont été comparés selon quatre scénarios différents: (i) EKF-ANN1, RBFNN1, MLP1 et RF1 en utilisant uniquement la variable d'entrée WL comme (scénario1), (ii) EKF-ANN2, RBFNN2, MLP2 et RF2 avec l'élévation mesurée au sept piézomètres différents (PZ1 à PZ7) (scénario2), (iii) EKF-ANN3, RBFNN3, MLP3 et RF3 avec l'élévation (PZ1 à PZ7) et WL (scénario3), et enfin (iv) EKF-ANN4, RBFNN4, MLP4 et RF4 avec les élévations piézométriques (PZ1 à PZ7), WL et les composantes de périodicité (scénario 4).

Les résultats des statistiques d'évaluation pour les étapes de formation et de validation sont présentés dans les tableaux VI.7 à VI.10. Premièrement, la comparaison des quatre scénarios dans l'approche RBF-NN a révélé que le scénario 4, y compris l'élévation WL, PZ1 à PZ7 et les composantes de périodicité, surpassait les autres combinaisons concernant les mesures de performance ( $R = 0,9616$ ,  $RMSE = 0,4142$  l / s,  $MAPE = 10,54\%$ , et  $U_{95}\% = 2,4588$ ). Les paramètres d'ajustement optimaux (valeurs d'étalement et nombres de neurones) pour chaque scénario ont été présentés dans la dernière colonne du tableau VI.7.

**Tableau VI.7:**Évaluation de la précision du modèle RBF-NN pour quatre scénarios

Scénario	mode	R	RMSE	MAE	MAPE	WI	U <sub>95</sub> %	Spread	Neuron no.
SC1	Training	0.9272	0.5308	0.4100	12.3365	0.9609	2.5867	10	20
	Testing	0.9283	0.5025	0.3689	12.0006	0.9603	2.3948		
SC2	Training	0.9370	0.4948	0.3836	12.2312	0.9664	2.6139	10	20
	Testing	0.9034	0.5895	0.4386	15.1395	0.9463	2.3173		
SC3	Training	0.9521	0.4332	0.3196	9.7644	0.9749	2.6556	10	25
	Testing	0.9244	0.5165	0.3475	11.4590	0.9605	2.3833		
SC4	Training	0.9491	0.4463	0.3521	10.7117	0.9733	2.6473	10	20
	Testing	0.9616	0.4142	0.3097	10.5400	0.9741	2.4588		

En outre, le tableau VI.8 a démontré les performances prédictives et la meilleure structure du modèle MLP dans quatre scénarios. Cela a révélé que le modèle MLP (10-5-1) par R le plus élevé = 0,9717, WI = 0,9845 et les mesures d'erreur les plus faibles (RMSE = 0,3308 1 / s, MAE = 0,181, MAPE = 5,180% et U<sub>95</sub>% = 2,507) a obtenu les meilleures performances dans le scénario 4, suivi du scénario 3, du scénario 2 et du scénario 1.

**Tableau VI.8:** Évaluation de la précision du modèle MLP pour quatre scénarios

Scénario	mode	R	RMSE	MAE	MAPE	WI	U <sub>95</sub> %	Epoch	Structure
SC1	Training	0.9245	0.5402	0.2822	8.3669	0.9601	2.5792	150	1-5-1
	Testing	0.8926	0.6111	0.3505	11.8294	0.9427	2.2957		
SC2	Training	0.9984	0.0805	0.0532	1.6328	0.9992	2.7836	150	7-5-1
	Testing	0.9702	0.3185	0.1785	5.1376	0.9849	2.5130		
SC3	Training	0.9982	0.0855	0.0443	1.1292	0.9991	2.7830	150	8-5-1
	Testing	0.9781	0.2766	0.1229	3.3963	0.9888	2.5320		
SC4	Training	0.9961	0.1256	0.0845	2.3683	0.9980	2.7772	150	10-5-1
	Testing	0.9717	0.3308	0.1810	5.1797	0.9845	2.5069		

Pour fournir le modèle RF, les arborescences et les numéros d'entités sélectionnés ont été spécifiés (500 et 2) pour le scénario 2 et (600 et 6) pour les deux derniers scénarios, respectivement. Tous les résultats du modèle RF sont résumés dans le tableau VI.9. L'évaluation des indices statistiques énumérés dans le tableau VI.9 pour la phase de test décrit ce scénario 4 en termes de R = 0,963, RMSE = 0,3785 1 / s, MAPE = 7,6505 et U<sub>95</sub>% = 2,4808) avaient des résultats plus prometteurs par rapport aux autres scénarios.

**Tableau VI.9:**Évaluation de la précision du modèle RF pour quatre scénarios

Scénario	mode	R	RMSE	MAE	MAPE	WI	U <sub>95%</sub>
SC1	Training	0.9679	0.3579	0.1778	5.3385	0.9828	2.6984
	Testing	0.8588	0.7387	0.3853	13.1711	0.9219	2.1468
SC2	Training	0.9877	0.2339	0.1314	3.9539	0.9927	2.7501
	Testing	0.9323	0.5020	0.2998	10.6924	0.9599	2.3951
SC3	Training	0.9912	0.1987	0.1131	3.2978	0.9948	2.7607
	Testing	0.9624	0.3745	0.2246	7.7762	0.9780	2.4832
SC4	Training	0.9920	0.1845	0.0965	2.8390	0.9956	2.7645
	Testing	0.9630	0.3785	0.2207	7.6505	0.9782	2.4808

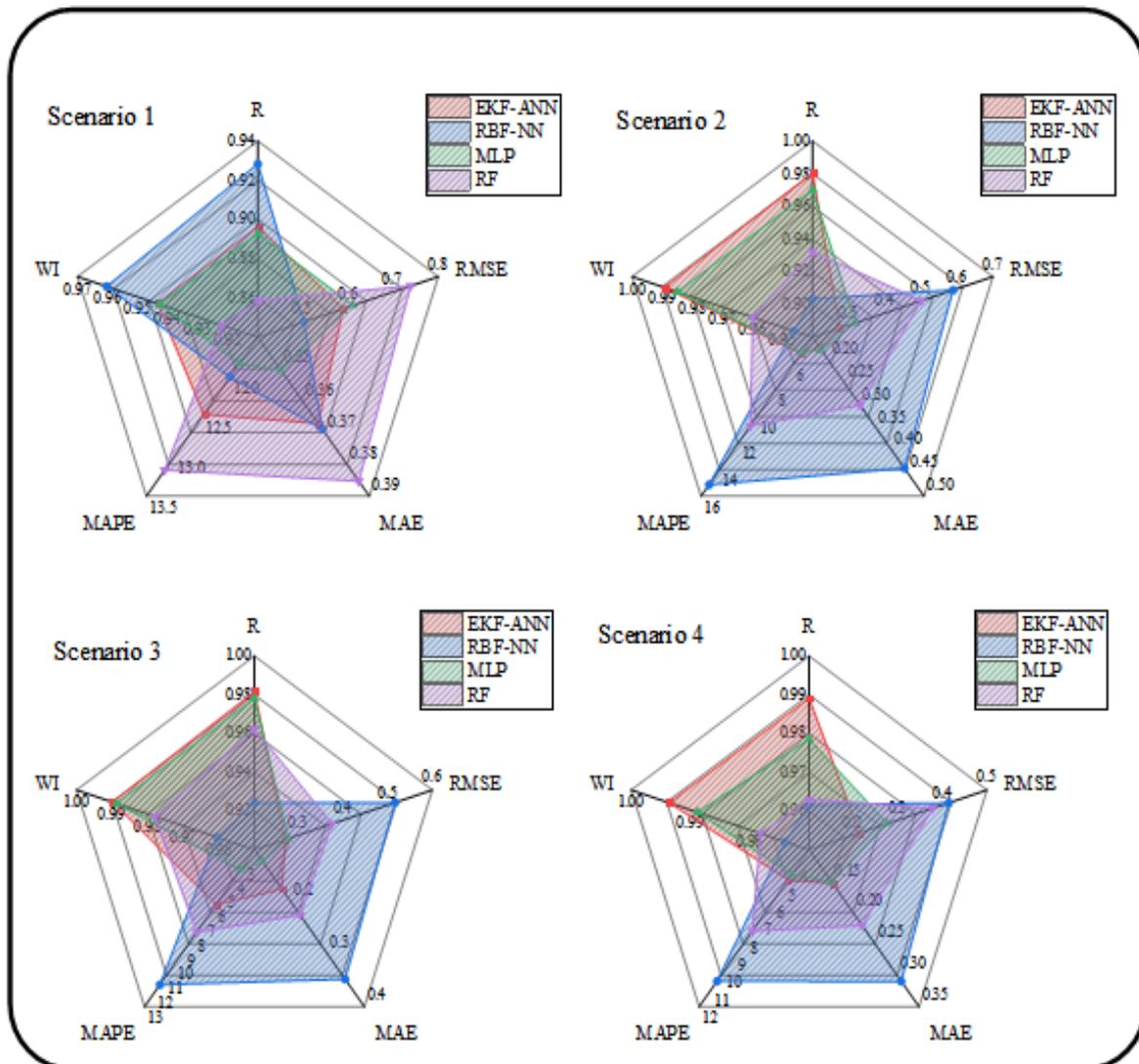
Selon les résultats rapportés dans le tableau VI.10, l'EKF-ANN du scénario 4 présente les meilleurs résultats pour prédire l'écoulement des infiltrations à travers le barrage. L'EKF-ANN (10-4-1) dans le scénario 4 a produit un R = 0,9891, RMSE = 0,2131 l / s, MAPE = 4,7251%, WI = 0,9936 et U<sub>95%</sub> = 2,5055 dans les tests, alors que la prédiction par scénario 3, le scénario 2 et le scénario 1 donnent une réduction de 0,75%, 0,875% et 9,37% de l'ampleur du coefficient de corrélation. En outre, la comparaison des modèles basés sur l'IA développés montre que l'EKF-ANN pourrait améliorer les résultats prédictifs en mode test, cependant, les résultats d'entraînement appartiennent à MLP (R = 0,9961) et RF (R = 0,992) sont plus prometteurs que celui de l'EKF-ANN (R = 0,9799).

**Tableau VI.10:** Évaluation de la précision du modèle EKF-ANN pour quatre scénarios

Scénario	mode	R	RMSE	MAE	MAPE	WI	U <sub>95%</sub>	Epoch	Structure
SC1	Training	0.8915	0.6420	0.3480	10.4891	0.9422	2.4880	300	1-4-1
	Testing	0.8964	0.5892	0.3671	12.4709	0.9434	2.3176		
SC2	Training	0.9837	0.2553	0.1698	4.5360	0.9917	2.7428	300	7-4-1
	Testing	0.9804	0.2763	0.1726	5.2408	0.9892	2.5321		
SC3	Training	0.9771	0.3071	0.1568	4.3155	0.9883	2.7223	300	8-3-1
	Testing	0.9816	0.2692	0.1752	5.8340	0.9899	2.5351		
SC4	Training	0.9799	0.2831	0.1621	4.6309	0.9897	2.7323	300	10-4-1
	Testing	0.9891	0.2131	0.1534	4.7251	0.9936	2.5055		

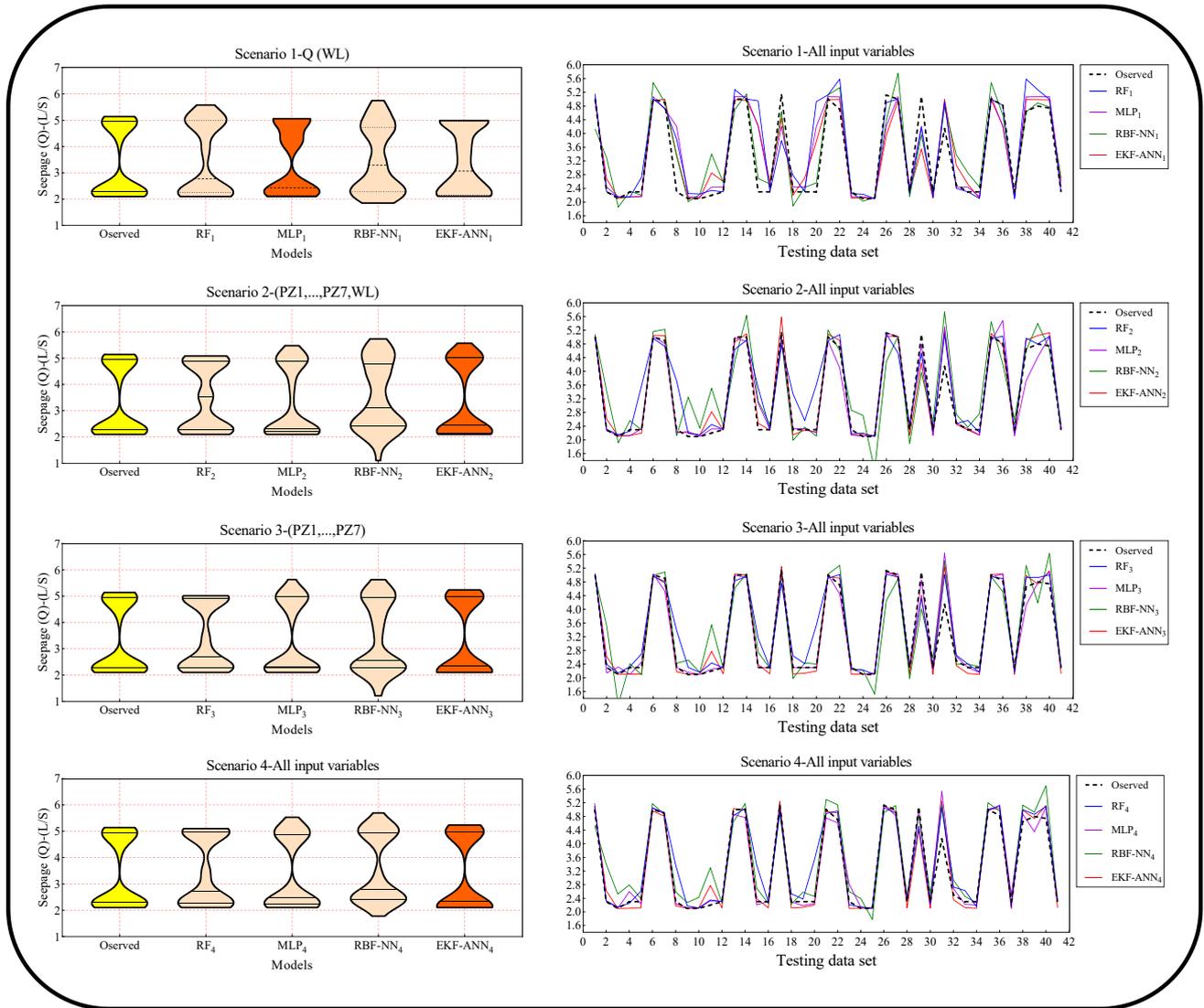
La figure VI.11 montre la variation des mesures de performance dans chaque modèle et chaque scénario pour prédire le flux d'infiltration à travers le barrage en remblai sous la forme de tracés radar. Selon la figure VI.11, le modèle RBF-NN avait le coefficient de corrélation le plus élevé en entraînement (0,9272) et en test (0,9283) et indique une meilleure performance prédictive dans le scénario 1, suivi par les modèles MLP, EKF-ANN et RF. En outre, dans les scénarios 2, 3 et 4, l'EKF-ANN a donné une précision élevée et la meilleure par rapport aux autres modèles, et MLP se situe au deuxième rang en donnant la précision acceptable dans les scénarios mentionnés. Globalement, les résultats rapportés dans les tableaux VI.7 à VI.10 démontrent que l'inclusion des composantes de périodicité dans les élévations du

piézomètre et le niveau d'eau améliorerait assez la précision de la simulation dans tous les modèles.



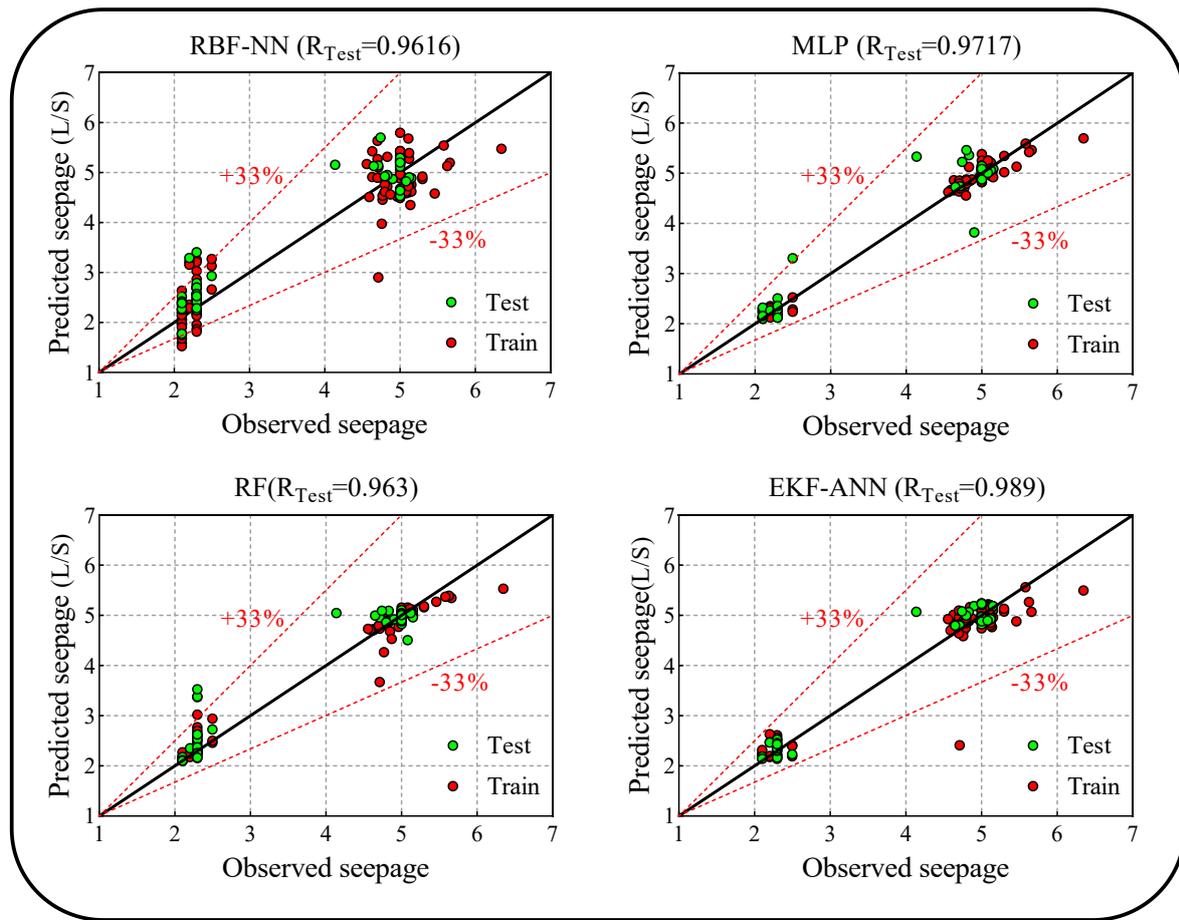
**Figure VI.11:** Les graphiques en araignée des métriques sélectives pour tous les modèles dans chaque scénario et dans la phase de test

La figure VI.12 dans les colonnes de gauche illustrent la variation de tendance de la fonction de distribution de probabilité liée au flux d'infiltration prévu et observé des scénarios 1 à 4 dans la phase de test. L'évaluation précise confirme que l'ajout étape par étape des variables d'entrée d'influence aux combinaisons d'entrée précédentes a amélioré la cohérence des fonctions de distribution prédites avec celles observées. Les colonnes de droite de la figure VI.12 représentaient la comparaison de la tendance physique entre le débit d'infiltration estimé et observé pour les échantillons de test. On peut implicitement dire que la méthode EKF-ANN peut capturer de manière significative le comportement non linéaire et les chocs causés par les pics dans le graphique de tendance mieux que les autres méthodes et produit moins de fluctuations non physiques par rapport aux approches MLP, RF et RBF-NN.



**Figure VI.12:** La fonction de distribution de probabilité (à gauche) et la tendance physique attendue (à droite) de tous les modèles basés sur l'IA dans chaque scénario en comparaison avec les valeurs observées de l'écoulement d'infiltration

La figure VI.13 représente les diagrammes de dispersion pour la comparaison des valeurs de flux d'infiltration prédites par les modèles d'apprentissage automatique avec le Q. la forme de dépassement la plus basse + 33% et les lignes d'erreur de -33% donnent une estimation précise du flux d'infiltration et sont suivies par les modèles MLP, RF et RBF-NN.



**Figure VI.13:** Comparaison du Q prédit avec les valeurs Q mesurées fournies par quatre meilleurs modèles d'IA pendant la phase de validation.

Lors de la prochaine étape d'évaluation des modèles prédictifs d'infiltration basés sur les données, deux types d'examen d'erreur ont été adoptés en calculant l'erreur relative et la fréquence cumulée des indices d'erreur relative absolue. À cet effet, le modèle de distribution d'erreur relative pour tous les modèles d'IA fournis a été évalué dans la figure VI.14. La concentration des points de données autour des lignes d'erreur de référence ( $\pm 20\%$ ) en mode test expliquait que l'EKF-ANN par la bande inférieure d'erreur relative ( $-28,4 \leq E_r \leq 16,4$  ;  $E_{band} = 44,4$ ) donnait des résultats plus fiables et plus précis que ceux des MLP ( $21,99 \% \leq E_r \leq -32,28 \%$  ;  $E_{band} = 54,27$ ), RF ( $-53,4 \% \leq E_r \leq 22,05 \%$  ;  $E_{band} = 75,45$ ) et RBF-NN ( $-49,75 \% \leq E_r \leq 38,37 \%$  ;  $E_{band} = 88,12$ ) des modèles.

En outre, la figure VI.15 a représenté la fréquence cumulée de l'erreur relative absolue pour donner des informations plus efficaces pour la validation des modèles basés sur l'IA. Les diagrammes à secteurs du MLP indiquent que plus de 76,5% des échantillons de données prédits dans l'ensemble de données de test ont moins de 10% d'erreur relative absolue, tandis que, pour les modèles RF, EKF-ANN et RBF-NN, plus de 70%, 61,5% et 39% de toutes les données prédites ont fourni une erreur relative absolue d'environ 10%. En outre, moins de 9% des échantillons prédits par l'EKF-ANN dans l'ensemble de données de test ont produit une erreur relative absolue d'environ 20%, tandis que 16%, 18% et 35% des échantillons prédits

pour MLP, RF et RBF-NN a généré une erreur relative absolue d'environ 20%, respectivement. Ainsi, on peut en déduire que les modèles utilisent toutes les variables d'entrée (scénario 4) pour fournir la meilleure précision.

En général, on peut conclure que l'EKF-ANN dans le scénario 4 ( $R = 0,9891\%$ ) a fonctionné de manière plus fiable et précise que les autres modèles de sous-étude pour estimer le débit d'infiltration à travers le barrage en remblai. Cependant, le scénario 3, à peu près avec la meilleure précision possible ( $R = 0,9816$ ), pourrait donner des résultats acceptables et raisonnables pour la prédiction des écoulements d'infiltration sans tenir compte des composantes de périodicité.

Les résultats obtenus à partir des modèles développés dans cette recherche sont comparés aux meilleurs résultats des remarquables enquêtes basées sur l'IA du tableau VI.11. On peut en déduire que le meilleur modèle présenté dans cette recherche, à savoir l'EKF-ANN, pourrait considérablement donner une meilleure précision (en termes de mesures de performance) que les enquêtes similaires précédentes. Cependant, les études mentionnées ont été développées sous certaines conditions et ont fourni une performance misérable.

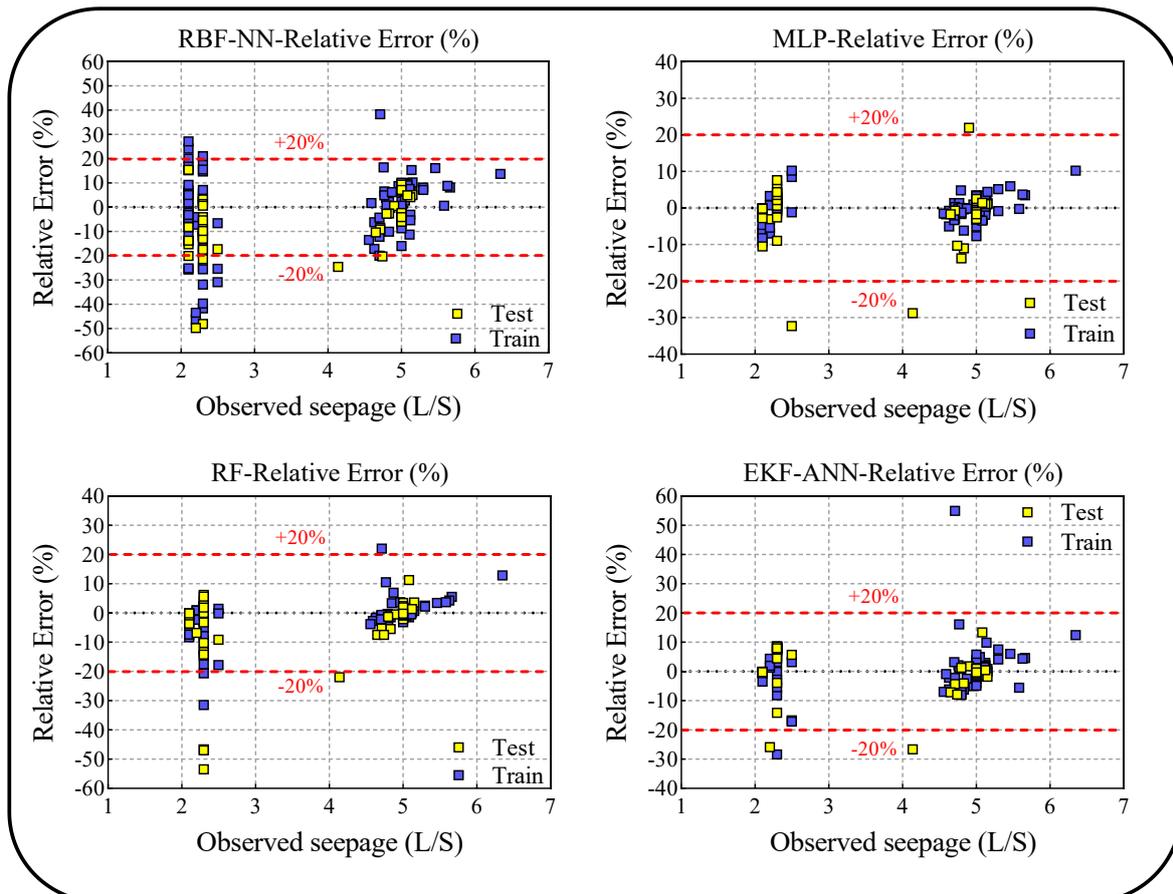
**Tableau VI.11:** Comparaison entre les performances des modèles développés dans cette recherche et les enquêtes précédentes basées sur l'IA pour la prédiction des écoulements d'infiltration

Sources	Modèles	R (Training)	R(Testing)
Recherches en cours	RBF-NN	0.9491	0.9616
	RF	0.9920	0.9630
	MLP	0.9982	0.9781
	EKF-ANN	0.9799	0.9891
Sharghi et al. [53]	FFNN	0.9850	0.9628
	ANFIS	0.9829	0.9332
	SVR	0.9783	0.9072
	Ensemble (Neural averaging)-Sc2-Piz(207)	0.9864	0.9742
Sharghi et al.,(2019)	Ensemble (Neural averaging))-Sc1-Piz(207)	0.9694	0.9567
Salmasi et al.,(2017)	ANN	0.9757	0.9848

Finalement, pour identifier les variables les plus influentes, une analyse de régression a été effectuée, et leurs résultats sont statistiquement et graphiquement reflétés dans le tableau VI.12 et la figure VI.16. À cette fin, le coefficient normalisé (bêta) en tant que composant principal de l'analyse de régression a été calculé sur les ensembles de données sous-jacents pour évaluer la force de chaque entité par rapport à la variable cible. La formule normalisée du coefficient est expliquée comme suit:

$$\beta^* = \beta \frac{\text{St.D}_x}{\text{St.D}_y} \text{(VI.12)}$$

Où  $\beta$  est le coefficient de régression obtenu à partir de la régression linéaire,  $\text{St.D}_x$  et  $\text{St.D}_y$  sont l'écart type des entités et de la cible. Plus le coefficient normalisé absolu est élevé, plus l'entité est efficace. Les résultats ont fortement confirmé que le niveau d'eau (WL) en raison des coefficients normalisés plus élevés ( $\beta = 1,417$ ) a été reconnu comme le paramètre le plus efficace suivi par  $\text{PZ}_7$  ( $\beta = 0,512$ ) et  $\text{PZ}_2$  ( $\beta = 0,28$ ), respectivement.

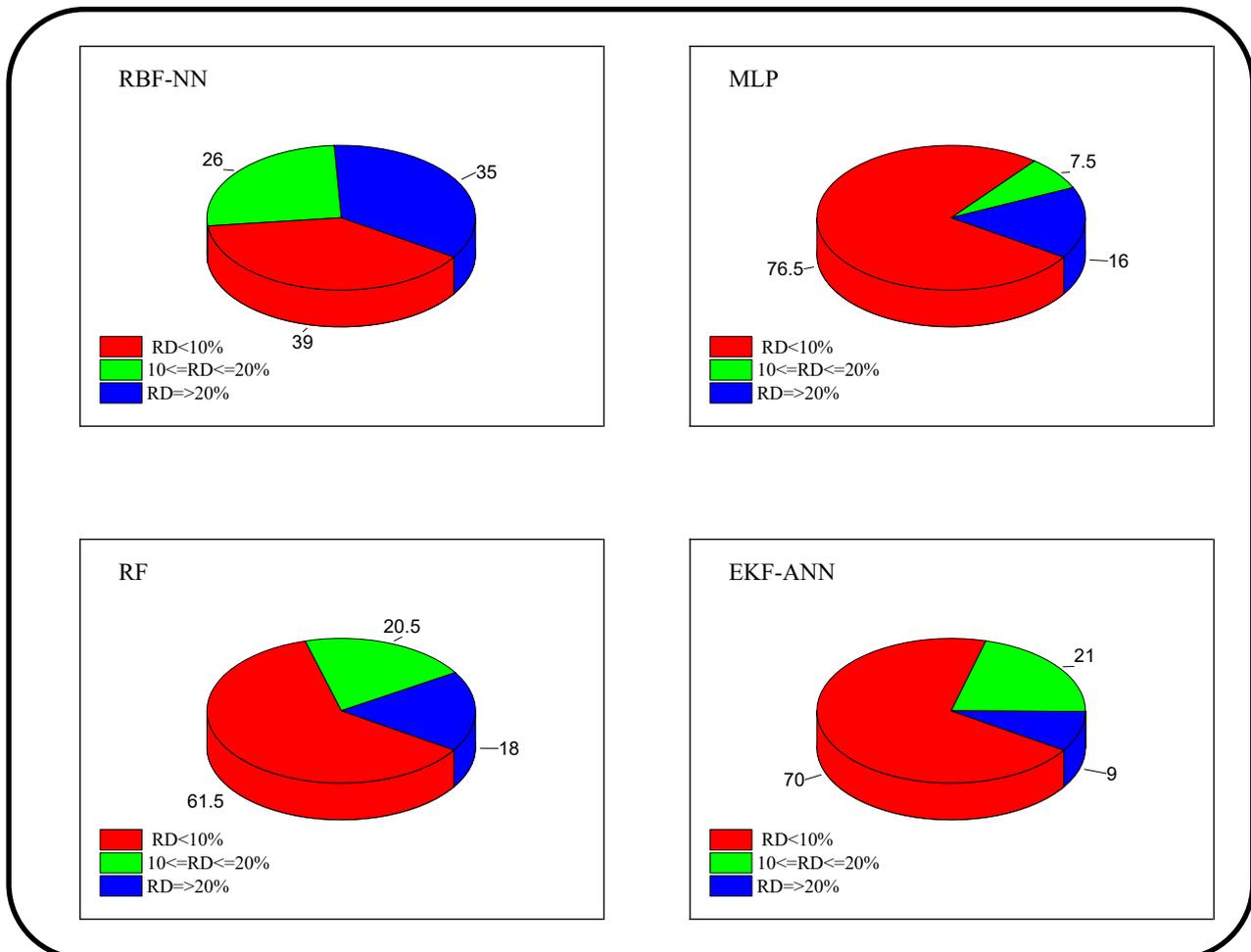


**Figure VI.14:** L'erreur relative dispersée (%) des données dans les phases de test et d'entraînement pour tous les modèles d'IA

Le modèle développé dans cette recherche peut être utilisé pour la prévision quotidienne de l'écoulement des eaux d'infiltration à travers les barrages en remblai. Comme principale limitation, il convient de noter que la gamme des ensembles de données utilisés doit être dans la gamme des ensembles de données utilisés dans cette recherche pour garantir l'exactitude des résultats.

**Tableau VI.12:**L'analyse de sensibilité à l'aide d'examen des erreurs standard

Source	$\beta^*$	Standard error	t-Test	Pr>  t	Lowerbound (95%)	Upperbound (95%)	Rank
Jour	-0.008	0.030	-0.254	0.800	-0.068	0.052	9
Mois	0.060	0.031	1.946	0.053	-0.001	0.121	5
PZ1	-0.107	0.047	-2.259	0.025	-0.200	-0.013	4
PZ2	0.280	0.132	2.112	0.036	0.018	0.542	3
PZ3	-0.013	0.047	-0.288	0.774	-0.106	0.079	8
PZ4	-0.039	0.076	-0.516	0.607	-0.190	0.112	7
PZ5	0.053	0.099	0.529	0.597	-0.144	0.249	6
PZ6	0.000	0.000	-	-	-	-	10
PZ7	0.512	0.089	5.761	< 0.0001	0.337	0.688	2
Niveau D'eau (m)	1.417	0.079	18.030	< 0.0001	1.262	1.572	1



**Figure VI.15:** La fréquence cumulée d'erreur relative absolue de chaque modèle d'apprentissage automatique dans le meilleur scénario (SC4) pour l'estimation du débit d'infiltration dans le jeu de données de la phase du test

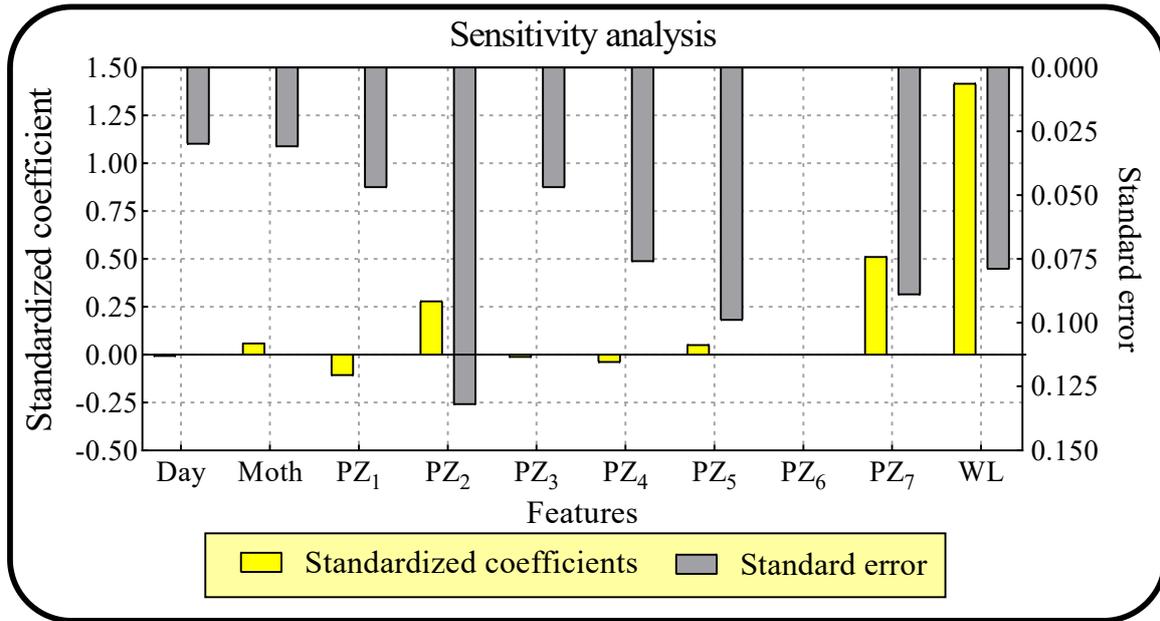


Figure VI.16: Analyse de sensibilité basée sur les coefficients standardisés et l'erreur standard

### VI.11- Domaine d'application du modèle et détection des données aberrantes

L'une des étapes les plus essentielles de l'élaboration d'un modèle consiste à détecter les données aberrantes et le domaine d'applicabilité du modèle (Flores-Fuentes et *al*, 2016). En attendant, l'approche par effet de levier est l'une des méthodes courantes dans ce domaine (Rousseuw et Leroy, 2005). Dans l'approche par effet de levier, l'indice de levier (chapeau) est calculé à l'aide de la matrice suivante. Les éléments diagonaux de la matrice résultante H sont connus sous le nom d'indice de levier (hat) (Gharagheizi et *al*, 2012).

$$H = X (X^T X)^{-1} X^T \quad (VI.13)$$

Dans l'équation ci-dessus, X est une matrice n. k où n est le nombre d'échantillons et k est le nombre de variables du modèle. Pour déterminer la plage d'application du modèle et les données aberrantes, l'indice de levier est tracé par rapport au résidu normalisé (R). Ce graphique est connu sous le nom de graphique de Williams. La valeur d'avertissement du levier H\* est calculée à partir de l'équation suivante (Gharagheizi et *al*, 2012):

$$H^* = \frac{3(k+1)}{n} \quad (VI.14)$$

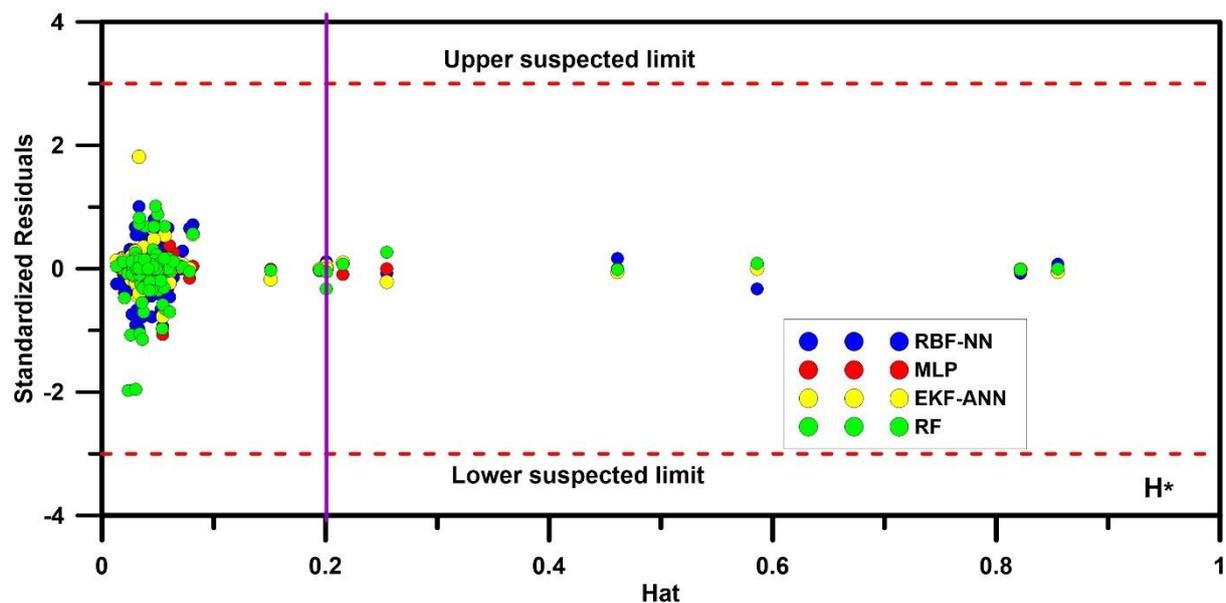
Le résidu normalisé (SR) peut être également calculé comme suit:

$$SR = \frac{(\text{observed} - \text{model})}{\text{std}(\text{model})} \quad (VI.15)$$

Si la plupart des données sont dans la plage de  $-3 < SR < 3$  et  $0 < H < H^*$ , cela indique l'application appropriée du modèle dans la plage mentionnée et indique donc la validité

statistique du modèle développé. Si une donnée située dans  $H > H^*$  et  $-3 < SR < 3$ , ces données sont classées comme "Good High Leverage", et quelle que soit la valeur de  $H^*$ , si  $SR > 3$  et  $SR < -3$ , les données sont classées comme un "mauvais effet de levier". Ces points suspects sont définis comme des données aberrantes (Hemmati-Sarapardeh *et al*, 2016).

La figure VI.17 montre le tracé de Williams des modèles RBF-NN, MLP, EKF-ANN et RF. Selon la forme, la plupart des points de données sont compris entre  $-3 < SR < 3$  et  $0 < H < H^*$  et aucune donnée aberrante n'a été observée dans les modèles. Seuls six points de données ont été trouvés comme «bon effet de levier élevé» ( $H > H^*$ ). En résumé, tous les modèles proposés sont statistiquement acceptables et valides.



**Figure VI.17:** Trace de Williams pour identifier le domaine d'application des modèles d'apprentissage automatique

A partir des excellents résultats trouvés dans cette partie sur le barrage Fontaine des Gazelles, nous pouvons confirmer et valider l'efficacité et la précision des réseaux utilisés dans la première partie. On outre, ce résultat nous a témoigné les significations et les conclusions mentionnées dans la partie précédente tel que ; la fiabilité des données utilisées, la bonne installation et le bon fonctionnement des piézomètres, la stabilité du barrage depuis sa construction et que ce dernier n'a jamais subi ni un tassement ni un glissement préjudiciable. Les deux travaux confirmant les résultats de l'un et l'autre.

## VI.12- Conclusion et remarques

En raison de la grande importance de l'écoulement des eaux d'infiltration à travers un barrage en remblai et de son effet sur la stabilité du barrage, dans la présente étude, quatre méthodes d'apprentissage automatique, à savoir RBF-NN, MLP, RF, et un modèle hybride robuste, à savoir EKF-ANN, ont été utilisés pour prédire les rejets de d'infiltration du barrage de Fontaine Gazelles en Algérie. Au total, 164 données mesurées sur les débits de d'infiltration ont été utilisées dans diverses conditions pour développer des modèles. Les données d'entrée utilisées dans le développement des modèles étaient sept niveaux observés

de piézomètres (PZ1 à PZ7), le niveau d'eau dans le réservoir (WL), et la mesure du jour et du mois (en raison de la nature périodique des données)

Le débit d'infiltration mesuré a également été considéré comme la sortie des modèles. Quatre scénarios différents avec différentes combinaisons de données d'entrée ont été examinés et évalués: scénario 1) le seul niveau d'eau dans le réservoir, scénario 2) données mesurées de sept piézomètres, scénario 3) données de sept piézomètres et niveau d'eau dans le réservoir et scénario 4) toutes les données des piézomètres, le niveau d'eau dans le réservoir et le mois et le jour de la mesure. L'évaluation des résultats de différents scénarios a montré que le scénario 4 de RBF-NN ( $R = 0,9616$ ,  $RMSE = 0,44631 / s$ ), RF ( $R = 0,9630$ ,  $RMSE = 0,37851 / s$ ) et EKF-ANN ( $R = 0,9891$ ,  $RMSE = 0,21311 / s$ ) offre la plus grande précision, tandis que le modèle MLP ( $R = 0,9781$ ,  $RMSE = 0,27661 / s$ ), le scénario 3 avait de meilleures performances. La comparaison entre les performances des modèles d'apprentissage automatique utilisés dans la présente étude montre que le modèle EKF-ANN ( $R = 0,9891$ ,  $RMSE = 0,21311 / s$ ,  $MAPE = 4,7251$ ,  $U95\% = 2,5055$ ) avait une plus grande précision dans la prédiction des écoulements d'infiltration à travers le corps de la digue. Le modèle MLP ( $R = 0,9781$ ,  $RMSE = 0,27661 / s$ ,  $MAPE = 3,3963$ ,  $U95\% = 2,5320$ ) a été classé deuxième meilleur modèle après le modèle EKF-ANN.

L'analyse des erreurs utilisant la fréquence cumulée de l'erreur relative absolue confirme également la supériorité du modèle EKF-ANN par rapport aux autres méthodes exploitées dans la présente étude. L'analyse de sensibilité des variables d'entrée au modèle EKF-ANN à l'aide de la méthode d'examen des erreurs standard a montré que le niveau d'eau au réservoir avait le plus grand effet sur la précision du modèle. En revanche, le niveau d'eau au piézomètre 6 a eu le moins d'effet sur la précision du modèle. Enfin, l'approche par effet de levier a été utilisée pour détecter les données aberrantes et le domaine d'applicabilité des modèles. Le graphique de Williams a montré qu'il n'y avait pas de données aberrantes dans les modèles et que les quatre modèles étaient statistiquement valides et corrects. La grande précision des modèles utilisés dans cette étude a montré que ces méthodes pouvaient être considérées comme une alternative pour prévoir le rejet des eaux de ruissellement à travers les barrages en remblai.

---

# *Conclusion Générale*

---

## *Conclusion Générale*

---

La surveillance des infiltrations d'eau sous et à travers le corps de tout type de barrage est une opération délicate dans le contrôle de ces ouvrages. Elle est à l'origine d'une mauvaise conception ou dysfonctionnement du système d'étanchéité choisi. Une attention particulière doit être octroyée à ce phénomène gênant, par l'installation des dispositifs d'auscultation et par un bon choix d'organes d'étanchéité qui permettent un contrôle continu et une minimisation du débit de fuite et de détecter ou prédire les éventuels dommages par une analyse des mesures collectées.

Durant la mise en service de deux barrages en terre, seules les mesures piézométriques et les débits de fuites collectés au niveau de ces derniers, ainsi la taille de l'ouvrage et la conductivité hydraulique influencent le comportement des infiltrations. A travers ce travail, on a voulu étudier le comportement de l'écoulement d'eau dans deux types de barrages en utilisant les réseaux de neurones artificiels par l'application de nouveaux modèles d'études et analyses sur l'effet de RENARD dans les barrages en terre qui reposent sur :

- L'application d'une méthodologie basée sur les réseaux de neurones artificiels pour la prédiction du débit d'eau infiltré sous et à travers un barrage zoné a noyau étanche, et un barrage avec masque amont en béton. Cette méthodologie comprend les données piézométriques, les niveaux d'eau et les données chronologiques comme des entrées et les débits de fuites observés comme des sorties. Les composantes d'infiltrations ont été collectées chaque 15 jours durant plusieurs années.
- Le Développement d'une architecture originale pour le bon calcul de la perte d'eau ainsi que la fiabilité des résultats a été testée en comparant avec les données observées.

Le travail effectué a été précédé par un état de l'art sur la typologie des barrages en terre, leurs organes d'étanchéité dans le corps du barrage et dans leurs fondations, le comportement des écoulements dans les milieux poreux et les équations régissant ce phénomène, ainsi sur les différentes techniques, méthodes et modèles existants. On a été amené à aborder le principe de fonctionnement des réseaux de neurones artificiels, leurs types, leurs propriétés fondamentales .Ainsi, il a été détaillé le principe des modèles LSSVM, MARS, M5Tee, MLR, RBF-NN, RF, MPL et EKF-ANN utilisées dans cette étude.

En plus des hypothèses adoptées pour le calcul de la perte d'eau dans les barrages en terre, il a été constaté que certains facteurs influençant l'infiltration n'ont pas été élucidés dans les travaux antérieurs, à savoir, les données piézométriques et les cotes d'eaux.

Afin de valider cette méthodologie, les barrages de Fontaine des Gazelles et El-Agrem ont été choisis pour faire objet de cette étude.

Pour essayer de comprendre le problème des infiltrations dans les barrages en remblai sous l'effet des charges d'eau à l'amont, l'utilisation de la méthode des réseaux de neurones artificiels s'avère appropriée pour déterminer avec précision la quantité d'eau perdue

## *Conclusion Générale*

---

seulement dans le barrage Fontaine des gazelles. L'algorithme adopté est modélisé par le logiciel puissant MATLAB. Le phénomène a été étudié pour 164 et 364 scénarios pour le barrage Fontaines des Gazelles et El-Agrem respectivement.

Les modèles développés ont été évalués sur la base des critères de performance les plus connus par la plupart des chercheurs tels que ; l'erreur quadratique moyenne (RMSE), l'erreur absolue moyenne (MAE), le coefficient de corrélation (R), l'indice de Willmott (d), l'index Legate-McCabe (LM), l'erreur relative moyenne en pourcentage absolu (MAPE), et coefficient d'incertitude (U95%). A la fin, l'état d'infiltration dans les deux barrages sous l'effet de la charge d'eau a été évalué.

Les déductions obtenues par la simulation du champ d'infiltration par la méthode des réseaux de neurones artificiels ont conduit aux conclusions citées ci- après :

- ✓ Le champ d'infiltration dans le barrage Fontaine des Gazelles est bien contrôlé, ou proprement dit, le drain et les piézomètres installés dans le corps du barrage et sa fondation, ainsi que le déversoir de déjaugage fonctionnent bien, comme le montrent les bons résultats trouvés dans les deux études.
- ✓ Il a été déduit que le barrage Fontaine des Gazelles n'a pas subi ni l'effet de Renard ni un tassement ni un glissement préjudiciable.
- ✓ Un excellent résultat obtenu dans la partie 2 comparativement à la partie 1, on peut expliquer ça par la robustesse des quatre réseaux utilisés dans la 2<sup>ème</sup> étude.
- ✓ Des gradients hydrauliques importants se développent dans les fondations du barrage El-Agrem, ces gradients hydrauliques élevés influent considérablement les piézomètres installés dans les fondations.
- ✓ Les piézomètres ont subi certainement un déplacement considérable à cause des écoulements forts ce qui a engendré une inclinaison du tubage supérieur de 30° par rapport à la verticale, et falsifie nettement la qualité des mesures.

Dans la perspective d'assurer une continuité de ces recherches, il est indispensable de faire progresser la qualité des résultats et leurs analyses. Il est plus judicieux de proposer de nouvelles pistes de recherche qui peuvent faire l'objet d'autres travaux consistant à savoir :

- ✓ Établir des modèles numériques de débit de fuite qui tiennent compte de la présence de l'épaisseur du noyau, la taille du barrage, et la qualité d'eau (réaction chimique).
- ✓ Effectuer des études approfondies qui permettent de comprendre mieux le phénomène de Renard d'une manière plus réaliste.

## Conclusion Générale

---

- ✓ Comme la distribution du champ d'infiltration dépend fortement de la valeur de la conductivité hydraulique dans chaque section et que cette dernière peut être modifiée par l'état de saturation du sol, alors effectuer une étude expérimentale pour déterminer la relation entre la conductivité hydraulique et la teneur en eau, cela peut être envisageable. Les résultats du procédé expérimental seront utilisés par la suite comme données pour calibrer les modèles numériques.

Aujourd'hui l'Algérie souffre d'un déficit en eau, car le volume stocké au niveau des réservoirs ne peut répondre aux besoins des populations que partiellement, alors que les eaux d'irrigation qui viennent en second plan à partir des barrages ne couvrent de plus en plus que des superficies limitées. La problématique posée dans la gestion de l'eau que ce soit lors de son stockage au niveau des barrages, ou bien au cours de sa distribution est la perte d'eau. Le souci majeur est celui <sup>1</sup>des infiltrations au niveau des barrages en remblai qui représentent la quasi-majorité des barrages implantés en Algérie. L'importance de la quantification du volume d'eau se fait sentir et touche plusieurs sphères de la vie socio-économique. Donc il serait intéressant de :

- ✓ Proposer des mesures pour atténuer les effets négatifs associées aux sollicitations sismiques. L'efficacité de ces mesures sera évaluée au moyen de modèles numériques et de scénarios sismiques disponibles.
- ✓ Penser à construire le nombre le plus possible des barrages pour assurer et garantir la quantité d'eau nécessaire aux populations, afin de faire face au phénomène de sécheresse extrêmes.
- ✓ Développer de nouvelles techniques d'étanchéité dans les barrages pour minimiser la perte d'eau.

D'autres efforts peuvent être consentis afin d'augmenter la précision de la modélisation, en effet en disposant de données topographiques de meilleure qualité, des conditions aux limites et la géométrie du barrage, il convient de refaire l'analyse à l'aide d'un modèle tridimensionnel basé sur la méthode des éléments finis, car avec cette méthode le modèle devient plus fiable.

Il est aussi intéressant d'introduire le phénomène de RENARD dans les calculs, car les écoulements à l'extérieur du barrage sont d'une agressivité à faire transporter les particules solides du corps d'appui et du noyau et engendrer des dégâts majeurs aboutissant à la rupture du barrage comme le cas du barrage en remblai Banqiao en chine.

---

## *Références bibliographiques*

---

## Références bibliographiques

---

Abdel, G., Ahmed, M., Aik-Siong, K. (1981). Longitudinal Vibration of Non- Homogeneous Earth Dams: Earthquake Engineering and Structural Dynamics, Vol. 9, p. 279-305.

Abderrahim, D. (1990). Contribution la détermination de la pression interstitielle dans les barrages en terres homogènes, Thèse Magister, Ecole Nationale Polytechnique d'Alger.

Abolfathi, S., Yeganeh-Bakhtiary, A., Hamze-Ziabari, S.M., Borzooei, S. (2016). Wave runup prediction using M5' model tree algorithm: Ocean Eng, Vol.112, p.76–81, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2015.12.016>.

Abolfazl, N.G., Zeraatparvar, A. (2012). Seepage Estimation through Earth Dams: Journal of Basic and Applied Scientific Research.

Abrahart, R..J., Anctil, F., Coulibaly, P., Dawson, C.W., Mount, N.J., See, L.M., Shamseldin, A.Y., Solomatine, D.P., Toth, E., Wilby, R.L. (2012). Two decades of anarchy Emerging themes and outstanding challenges for neural network river forecasting: ProgPhys Geogr, Vol. 36, p.480–513, DOI: 10.1177/0309133312444943.

Adnan, R.M., Malik, A., Kumar, A., Parmar, K.S., Kisi, O.(2019). Pan evaporation modeling by three different neuro-fuzzy intelligent systems using climatic inputs: Arab. J. Geosci, 12, 606. <https://doi.org/10.1007/s12517-019-4781-6>.

Agence Nationale des Barrages et Transfert. (2001). Barrage D'EL Agrem sur l'oued El Agrem. Monographie.

Agence Nationale des Barrages et Transfert. (2000). Barrage Fontaine des gazelles sur l'oued El Hai. Chier d'instructions.

Agurto-Detzel, H., Bianchi, M., Assumpção, M., Schimmel, M., Collaço, B., Ciardelli, C., Calhau, J. (2016). The tailings dam failure of 5 November 2015 in SE Brazil and its preceding seismic sequence. Geophysical Research Letters, 43(10), p. 4929-4936, Doi: 10.1002/2016gl069257.

Ali, M., Deo, R.C., Downs, N.J., Maraseni, T. (2018). Multi-stage committee based extreme learning machine model incorporating the influence of climate parameters and seasonality on drought forecasting: Computers and Electronics in Agriculture, 152, p.149–165. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.07.013>.

Ali, M., Deo, R.C., Maraseni, T., Downs, N.J. (2019). Improving SPI-derived drought forecasts incorporating synoptic scale climate indices in multi-phase multivariate empirical mode decomposition model hybridized with simulated annealing and kernel ridge regression algorithms: Journal of Hydrology, 576, p.164-184. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.06.032>

Ali Naseri, M.B., Jamei, M. (2020). Nanofluids Thermal Conductivity prediction applying a Novel Hybrid Data-Driven Model Validated using Monte Carlo based Sensitivity Analysis: Eng. Comput, <https://doi.org/10.1007/s00366-020-01163-z>.

Alliard, P.M., Léger, P. (2008). Earthquake Safety Evaluation of Gravity Dams Considering Aftershocks and Reduced Drainage Efficiency: Journal of Engineering Mechanics, Vol.134, issue 1, DOI: [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9399\(2008\)134:1\(12\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9399(2008)134:1(12))

## Références bibliographiques

---

- Al-Janabi, S.M.A., Ghazali, H.A., Ghazaw, M.Y., Afan, A.H., Al-Ansari, N., Yaseen, M.Z.(2020). Experimental and Numerical Analysis for Earth-Fill Dam Seepage: Sustainability. MDPI, Vol.12, 2490 DOI: DOI: 10.3390/su12062490
- ALONSO, E., LAUTRIN, D., POULAIN, D., BRUNEL, P., MILLER, H., VIGNEAU, P., LINO, M. (1995). Pressions interstitielles de construction dans les barrages en terre, Presses de l'Ecole Nationale des Ponts et Chaussées, p. 251-256.
- ALONSO, E., POULAIN, D., BERNEDE, T. (1994). Influence des caractéristiques mécaniques et des pressions interstitielles sur la stabilité des barrages en terre homogènes, journées nationales d'étude AFEID-CFGB « petits barrages », Bordeaux, Cemagref édition, p. 239 - 256.
- Anthony, M.B., Claudio, C., Philippe, B., Laurent, P., Pierre, B., Claude, B. (2019). Probabilistic analysis of pore water pressures of an earth dam using a random finite element approach based on field data: Engineering Geology, Vol.259, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2019.105190>.
- Arshad, I., Babar, M.M. (2014). Comparison of SEEP/W simulations with Field observations for seepage Analysis through an Earthen Dam, Case study: Hub Dam-Pakistan: International Journal of Research (IJR), Vol.1, issue 7.
- Arshad, I., Babar, M.M., Javed, N. (2017). Numerical Analysis of Seepage and Slope Stability in an Earthen Dam by Using Geo-Slope Software: PSM Biological Research, Vol.2, issue.1, p.13-20.
- Ashraf, A.A. (2009). Stochastic analysis of free surface flow through earth dams: Computers and Geotechnics, Vol. 36, p. 1186–1190.
- Athani, S.S., Solanki, C. H., Dodagoudar, G.R. (2015). Seepage and Stability Analyses of Earth Dam Using Finite Element Method: Aquatic Procedia, international conference on water resources, coastal and ocean engineering, 4, p.876–883.
- Barron, A. (1993). Universal approximation bounds for superposition of a sigmoidal function: IEEE Transactions on Information Theory, Vol. 39, p. 930-945.
- Behnood, A., Olek, J., Glinicki, M.A. (2015). Predicting modulus elasticity of recycled aggregate concrete using M5' model tree algorithm: Constr. Build. Mater, Vol.94, p.137–147, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2015.06.055>.
- BENDAHMANE, F. (2002). Influence de l'écoulement sur la résistance des sols: étude expérimentale préliminaire, DEA Université de Nantes, p.62.
- Bhattacharya, B., Solomatine, D.P. (2005). Neural networks and M5 model trees in modeling water level–discharge relationship: Neurocomputing, Vol.63, p.381–396.
- Bishop, C., (1995). Neural networks for pattern recognition, Oxford University Press.
- Bouchelghoum, F., Aid, M. (2002). Etude numérique des écoulements souterrains par la méthode des éléments finis: application au cas d'un barrage en terre, Mémoire de Fin d'études, Université Abderrahmane Mira de Bejaia.
- Braja, M. (2019). Advanced soil mechanics. Fourth Edition.

## Références bibliographiques

---

- Bray, J. D., Travasarou, T. (2007). Simplified Procedure for Estimating Earthquake-Induced Deviatoric Slope Displacements. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering* (April 2007), 12.doi:10.1061/ (ASCE) 1090- 0241, 133:4(381).
- Bray, J. D., Travasarou, T. (2009). Pseudosatic coefficient for use in simplified seismic slope stability evaluation. Retrieved from.
- Breiman, L. (1996). Bagging predictors, *Mach. Learn*, 24. p. 123–140.
- Brousek, N. (1973). La protection des parements des barrages en terre et en enrochement : XI eme ICOLD, Madrid, Q.42, R.23, p.396 – 404.
- Buniet, L. (1997). Traitement automatique de la parole en milieu bruité : étude de modèles connexionnistes statiques et dynamiques, Thèse de doctorat, Université Henri Poincaré – Nancy 1, France, p.350.
- Butte, N.F., Wong, W.W., Adolph, A.L., Puyau, M.R., Vohra, F.A., Zakeri, IF. (2010). Validation of cross-sectional time series and multivariate adaptive regression splines models for the prediction of energy expenditure in children and adolescents using doubly labeled: water. *J Nutr*, Vol.140, p.16-23.
- Carlier, M. (1980). *Hydraulique générale et appliquée*, Edition Eyrolles, France.
- Carrère, A. (2000). Bureau d'Ingénieurs Conseils COYNE et BELLIER, *Techniques de l'Ingénieur*, p.26.
- Castany, G. (1982). *Principes et méthodes de l'hydrogéologie*.
- CFGB. (1973). Noyau d'étanchéité interne, XIeme ICOLD, Madrid, Q. 42, R. 28, p.477- 499.
- Cheng, M.Y., Cao, M.T. (2014). Accurately predicting building energy performance using evolutionary multivariate adaptive regression splines: *Appl Soft Comput*, Vol. 22, p.178–88.
- Chouireb, M., Djehiche, A. (2019). Simulation of seepage flow through an earthen dam with vertical drain and comparison of results with observations data (case study: Harreza dam-Algeria): *Arabian Journal of Geosciences*, Vol.12, DOI: <https://doi.org/10.1007/s12517-019-4542-6>.
- Chui, C.K., Chen, G. (2017). Extended Kalman filter and system identification, in: *Kalman Filter: Springer*, p. 115–137.
- Coulibaly, P., Anctil, F., Bobee, B. (1999). Prévission hydrologique par réseaux de neurones artificiels : Etat de l'art: *Journal of civil engineering*, Vol.26, p. 293-301.
- Craven, P., Wahba, G. (1978). Smoothing noisy data with spline functions: *Numerische Mathematik*, Vol.31, p.377–403.
- Cundull, P. (1993). *Flaclagrangian analysis of continua*, ITASCA.
- Cybenko, G. (1989). Approximation by Superposition's of a Sigmoidal Function: *Mathematics of control, signals and systems*, Vol.2, p.303-314.

## Références bibliographiques

---

- Dachler, R. (1936), Bestimmung der Bodenbeiwerte, - Grundwasserströmung.
- Darajah, Z., Ningrum, E.S. (2016). The extended Kalman filter algorithm for improving neural network performance in voice recognition classification: *Int. Semin. Intell. Technol. Its Appl.*, IEEE, p. 225–230.
- Das, B.M. (2019). *Advanced Soil Mechanics*, 5th ed.; CRC Press: Boca Raton, FL, USA, ISBN 9781351215176.
- David, R., Legates Gregory, J., McCabe, Jr. (1999). Evaluating the use of “goodness-of-fit” Measures in hydrologic and hydroclimatic model validation: *Surface Water and Climate*, 35, 1. p.233–241.
- Dawson, C.W., Wilby, R.L. (2001). Hydrological modelling using artificial neural networks *Progress in Physical Geography* 25, p.180-108.
- Deo RC, Samui P, Kim D. (2015). Estimation of monthly evaporative loss using relevance vector machine, extreme learning machine and multivariate adaptive regression: *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, Vol.30, p. 1769-1784, DOI: <https://doi.org/10.1007/s00477-015-1153-y>.
- Djehiche, A., Amieur, R., Gafsi, M. (2012). Seepage through earth dams with chimney drain on pervious foundation : *Advanced Materials Research- Trans Tech Publ.*
- Djemili, L. (2006). Critères de choix de projet des barrages en terre : Etanchéité par le masque en béton bitumineux. Thèse de doctorat. Université colonel Hadj Lakhdar de Batna.
- Dobry, R., Alvarez, L. (1967). Seismic failures of Chilean tailings dams. *Journal of the soilsmechanics and foundations division: SM* 6(93), p.237-260.
- Dreyfus, G., Samuelides, M., Martinez, J., Gordon, M., Badran, F., Thiria, S., Herault, L. (2004). *Réseaux de neurones - Méthodologies et applications*, Editions Eyrolles, p.200.
- Durand, M.J., Royet, P., Mériaux, P. (1999). *Technique des petits barrages en Afrique sahélienne et équatoriale*, Cemagref : Paris.
- El-hazek, N.A., Mageed, B.N., Hadid, H.M. (2019). Numerical and experimental modelling of slope stability and seepage water of earthfill dam: *Journal of Water and Land Development*, 44, p.55–64. <https://DOI.org/10.24425/jwld.2019.127046>.
- Elnaz, S., Vahid, N., Nazanin, B. (2018). Earthfill dam seepage analysis using ensemble artificial intelligence based modeling: *Journal of Hydroinformatics*, Vol.20, issue.5, p. 1071-1084, DOI: <https://doi.org/10.2166/hydro.2018.151>.
- Fell, R., MacGregor, P., Stapledon, D., Graeme, B. (2005). *Géotechnical engineering of dams*, A. A. BALKEMA PUBLISHERS Leiden, London, New York, Philadelphia, Singapore.
- Schnabel, P., Bolton Seed, H., Lysmer, J. (1972). Modification of seismograph records for effects of local soil conditions: *Bulletin of the Seismological Society of America*, 62 (6), p.1649–1664.
- Flores-Fuentes, W., Sergiyenko, O., Gonzalez-Navarro, F.F., Rivas-López, M., Rodríguez-Quiñonez, J.C., Hernández-Balbuena, D., Tyrsa, V., Lindner, L. (2016). Multivariate outlier mining and

## Références bibliographiques

---

regression feedback for 3D measurement improvement in opto-mechanical system: *Opt. Quantum Electron.* 48, 1-21.

FOUNEME, A., MILLOGO. (2009). Ouvrage hydraulique.

Frank, S. (2003). Les séismes.

Freeze, R.A. (1971). Influence of the unsaturated flow domain on seepage through earth dams : *Water Resources Research*.

Friedman, J.H. (1991). Multivariate adaptive regression splines, *Ann Statist*, p.1-67.

Fukushima, K. (1975). Cognitron: A self-organizing multi-layered neural network: *Biological Cybernetics*, Vol.20, p.121-136.

Funahashi, K.I.(1989). On the approximate realization of continuous mappings by neural networks: *Neural Networks*, Vol.2, p. 183.

Gaudier, F. (1999). Modélisation par réseaux de neurones, application a la gestion du combustible dans un réacteur, Thèse de doctorat, École normale supérieure de Cachan, p.130.

Gavin, J.B., Dandy, G.C., Maier, H.R. (2005a).Input determination for neural network models in water resources applications. Part1. Background and methodology: *Journal of Hydrology*, Vol.301, p. 75 92.

Gavin, J.B., Dandy, G.C., Maier, H.R. (2005b).Input determination for neural network models in water resources applications. Part2. Case study: forecasting salinity in a river: *Journal of Hydrology*, Vol.301, p. 93-107.

Genuer, R., Poggi, J.M., Tuleau-Malot, C. (2010). Variable selection using random forests: *Pattern Recognit. Lett*, 31. p. 2225–2236.

Gérard, P., Bertrand, H. (2000). Géotechnique, Fondations et ouvrages en terre, Editions Eyrolle, Paris, cedex 05.

Ghanbrai. A., Zaryabi, S. (2014). A simple method for CALCULATING THE SEEPAGE AT the foundation of embankment dams with blanket and clay trench: *Journal of Geo Engineering*, Vol.9, p. 21-32, DOI: <http://dx.doi.org/10.6310/jog>.

Gharagheizi, F., Eslamimanesh, A., Sattari, M., Tirandazi, B., Mohammadi AH., Richon, D. (2012). Evaluation of thermal conductivity of gases at atmospheric pressure through a corresponding states method: *Ind. Eng. Chem. Res*, Vol.51, p. 3844–3849.

Gholizadeh, M., Jamei, M., Ahmadianfar, I., Pourrajab, R. (2020). Prediction of nanofluids viscosity using random forest (RF) approach, *Chemom: Intell. Lab. Syst*, 201. 104010, <https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2020.104010>.

GIGB, ICOLD. (1986). Méthodes de calcul sismique pour barrages, *Bulletin* 52.

Gilbert, C. (2002). Hydrogéologie principes et méthodes, DUNOD, 2° Cycle.

## Références bibliographiques

---

- Gilboy, G. (1934). Mechanics of hydraulic-fill dams: Journal of the Boston-Society of Civil Engineers.
- Greimann, B. (2012). Design of small dams. A Water Resources Technical Publication.
- Grossberg, S. (1976). Adaptive pattern classification and universal recoding, I: Parallel development and coding of neural feature detector Biological: Cybernetics, vol.23, p.121-134.
- Gwenol, G. (2008). Les lignes de courant de fluide incompressible, Ecole Polytechnique Fédérale De Lausanne.
- Hamail, K. (2001). Calcul numérique des infiltrations à travers les digues en terres par la méthode des éléments finis, Mémoire de Fin d'études, Université de Blida.
- Hasani, H., Mamizadeh, J., Karimi, H. (2013). Stability of Slope and Seepage Analysis in Earth Fills Dams Using Numerical Models (Case Study: Ilam DAM-Iran): World Applied Sciences Journal, Vol.21, p.1398-1402, DOI: 10.5829/idosi.wasj.2013.21.9.1313.
- Hashmi, S., Halawani, S.M., Barukab, O.M., Ahmad, A.(2015). Model trees and sequential minimal optimization based support vector machine models for estimating minimum surface roughness value: Appl Math Model, Vol.39, p.1119– 1136, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apm.2014.07.026>.
- Haverkamp, R., Vauclin, M. (1979). A note on estimating finite difference interblock hydraulic conductivity values for transient unsaturated flow problems: Water Resources Research.
- Haykin, S.(2008). Neural Networks: A Comprehensive Foundation, MacMillan College Publishing, New York, ISBN 13: 9780023527616.
- Haykin, S., Network, N. (2004). A comprehensive foundation, Neural Networks. 2, 41.
- Haykin, S.(2004). Kalman filtering and neural networks, John Wiley & Sons.
- Hemmati-Sarapardeh, A., Ameli, F., Dabir, B., Ahmadi, M., Mohammadi, A.H. (2016). On the evaluation of asphaltene precipitation titration data: Modeling and data assessment, Fluid Phase Equilib, 415, p. 88–100. <https://doi.org/10.1016/j.fluid.2016.01.031>.
- Herault, J., Jutten, C.H.(1994). Réseaux de neurones et traitement de signal, Hermès.
- Hele-Shaw, H.S. (1897). Experiments on the nature of surface resistance in pipes and on ships. Inst. Naval Architects.
- Hopfield, J. (1982). Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities: Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, Vol.79, issue.8, p.2554–2558.
- Hornik, K. (1991). Approximation capabilities of multilayer feedforward networks, Neural Networks, Vol.4, p.251-257, [https://doi.org/10.1016/0893-6080\(91\)90009-t](https://doi.org/10.1016/0893-6080(91)90009-t).

## Références bibliographiques

---

Hornik, K., Stinchcombe, M., White, H. (1989). Multilayer feedforward networks are universal approximators: *Neural Networks*, Vol.2, p. 359–366, [https://doi.org/10.1016/0893-6080\(89\)90020-8](https://doi.org/10.1016/0893-6080(89)90020-8).

Hornik, K., Stinchcombe, M., White, H.(1990). Universal approximation of an unknown mapping and its derivatives using multilayer feedforward networks: *Neural Networks*, Vol.3, issue.5, p.551-560, DOI: [https://doi.org/10.1016/0893-6080\(90\)90005-6](https://doi.org/10.1016/0893-6080(90)90005-6).

Hornik, K., Stinchcombe, M., White, H., Auer, P.(1994).Degree of Approximation Results for Feedforward Networks Approximating Unknown Mappings and Their Derivatives: *Neural Computation*, Vol.6, p.1262-1275.

Hu, J., Wang, J., Ma, K. (2015). A hybrid technique for short-term wind speed prediction. *Energy*: Vol.81, p. 563–574, DOI:<https://doi.org/10.1016/j.energy.2014.12.074>.

Ibrahim, I.A., Khatib, T. (2017). A novel hybrid model for hourly global solar radiation prediction using random forests technique and firefly algorithm: *Energy Convers. Manag.*, 138. p. 413–425.

Ishihara, K. (1984). Post-earthquake failure of a tailings dam due to liquefaction of pond deposit. Paper presented at the International Conference on Case Histories in Geotechnical Engineering, Rolla, Missouri, USA.

Ishihara, K., Ueno, K., Yamada, S., Yasuda, S., &Yoneoka, T. (2015). Breach of a tailings dam in the 2011 earthquake in Japan.*Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 68, 3-22,doi:10.1016/j.soildyn.2014.10.010.

Itasca.(2016). *FLAC v.8*.

Jain, A.K., Mao, J., Mohiuddin, K.M. (1996). Artificial Neural Networks: A Tutorial: *IEEE Computer*, Vol.29, issue.3, p.56, March.

Jamei, M., Ahmadianfar, I., Chu, X., Yaseen, Z.M. (2020). Estimation of triangular side orifice discharge coefficient under a free flow condition using data-driven models: *Flow Meas. Instrum.*, 101878.

Jamei, M., Ahmadianfar, I., Olumegbon, I.A., Karbasi, M., Asadi, A. (2020). On the assessment of specific heat capacity of nanofluids for solar energy applications: Application of Gaussian process regression (GPR) approach, *J. Energy Storage*, 102067.

James, M. (2009). The use of waste rock inclusions to control the effects of liquefaction in tailings impoundments.*Polytechnique Montreal*.

James, M., Aubertin, M., Wilson, G. W. (2006).Evaluation of the dynamic stability of a tailings dam using FLAC. Paper presented at the 4th International FLAC Symposium on Numerical Modeling in Geomechanics, Madrid, Spain.

Jassam, M.G., Abdulrazzaq, S.S. (2019). Theoretical Analysis of Seepage through Homogeneous and Non-homogeneous Saturated-Unsaturated Soil: *Journal of Engineering Eng.*, Vol.25, No.5, p. 52–67, DOI: <https://doi.org/10.31026/j.eng.2019.05.04>.

## Références bibliographiques

---

Javad, M., Parsi, K. (2011). Unconfined seepage analysis in earth dams using smoothed fixed grid finite element method : Numerical and analytical Methods in Geomechanicas. DOI: 10.1002/nag.

Jekabsons, G. (2016a). ARESLab: adaptive regression splines toolbox for Matlab/Octave ver. 1.9.0. Institute of Applied Computer Systems Riga Technical University, Latvia. <http://www.cs.rtu.lv/jekabsons/>. Accessed 18 Nov 2019

Jekabsons, G.(2016b). M5PrimeLab: M5' Regression Tree, Model Tree, and tree ensemble Toolbox for Matlab/ Octave ver. 1.7.0.Institute of Applied Computer Systems Riga Technical University, Latvia. Available: <<http://www.cs.rtu.lv/jekabsons/>.

Jibson, R. W. (2011). Methods for assessing the stability of slopes during earthquakes—A retrospective. *Engineering Geology*, 122, p. 43–50.

Jie, Y., Liu, L., Xu, W., Li, G. (2013). Application of NEM in seepage analysis with a free surface : *Mathematics and Computers in Simulation*, 89, p. 23–37. <http://dx.doi.org/10.1016/j.matcom.2013.03.006>.

Jin, C., Jang, S., Sun, X., Li, J., Christenson, R.(2016). Damage detection of a highway bridge under severe temperature changes using extended Kalman filter trained neural network: *J. Civ. Struct. Heal. Monit*, 6. p. 545–560.

Jing, T., Yongbiao, L. (2012). Penalty function element free method to solve complex seepage field of earth fill dam : *IERI Procedia – Elsevier*.

Kawai,T.(1985). Summary report on the development of the computer program DIANA Dynamic interaction approach and non linear analysis, Science University of Toky.

Kisi, O. (2012). Modeling discharge-sediment relationship using least square support vector machine: *Journal of hydrology*, Vol.456–457, p.110–120, DOI:<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2012.06.019>.

Kisi, O., (2013). Least squares support vector machine for modeling daily reference evapotranspiration: *Irrigation Science*, Vol.31, issue.4, p. 611–619, DOI: <https://doi.org/10.1007/s00271-012-0336-2>.

Kisi, O.(2015). Pan Evaporation modeling using least square support vector machine, multivariate adaptive regression splines and M5 model tree: *Journal of hydrology*, Vol.528, p.312–320, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.06.052>.

Kisi, O. (2015). Pan evaporation modeling using least square support vector machine, multivariate adaptive regression splines and M5 model tree: *Journal of hydrology*,Vol.528, p. 312–320, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.06.052>.

Kisi, O. (2016). Modeling reference evapotranspiration using three different heuristic regression approaches: *Agric. Water Manag*, Vol.169, p.162–172. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2016.02.026>.

Kisi, O., Kilic, Y. (2015). An investigation on generalization ability of artificial neural networks and M5 model tree in modeling reference evapotranspiration: *Theor Appl Climatol*, Vol.126, p. 413-425, DOI: <https://doi.org/10.1007/s00704-015-1582-z>.

## Références bibliographiques

---

Kisi, O., Parmar, K.S. (2016). Application of least square support vector machine and multivariate adaptive regression spline models in long term prediction of river water pollution: *J. Hydrol*, Vol.534, p.104–112, DOI:<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.12.014>.

Kohonen, T. (1982a). Self organized formation of topological correct feature maps: *Biological Cybernetics*, Vol.43, p. 59-69.

Krzyścin, W.J.(2008). Non-linear (mars) modeling of the long-term variations of surface uv-b radiation: as revealed from the analysis of Belsk, Poland, Uv Data For The Period 1976–2000: *EGS General Assembly Conference Abstracts*, p.1219.

Krzyścin,W.J.(2003). Nonlinear (MARS) modeling of long-term variations of surface UV-B radiation as revealed from the analysis of Belsk, Poland data for the period 1976–2000:*AnnalesGeophysicae*, Vol.21, p.1887–1896, DOI: <https://doi.org/10.5194/angeo-21-1887-2003>.

Laforest, M. et Jallifier-verne, I. (2015). Applications des mathématiques : la loi de Darcy. *EcolePolytechnique de Montréal, Canada*.

LeCun, Y., Boser, B., Denker, J., Henderson, D., Howard, R., Hubbard, W., Jackel, L.(1990). Handwritten digit recognition with a back-propagation network: *Advances in Neural Information Processing Systems*, p.396–404. Denver, CO, Morgan Kaufmann, San Mateo.

LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., Haffner, P.(1998a). Gradient-based learning applied to document recognition: *Proceedings of the IEEE*, Vol.86, issue.11, p.2278–2324, November.

LeCun, Y., Bottou, L., Orr, G., Müller, K.R.(1998b). Efficient backprop.In G. Orr and K.-R. Müller, editors: *Neural Networks: Tricks of the Trade*, p 9–50.

LeCun, Y. (1985). Une procédure d'apprentissage pour réseau à seuil asymétrique :*Cognitiva*, Vol. 85, p.599-604.

LeCun, Y. (1987). *Modèle connexionniste de l'apprentissage*, Thèse de doctorat de l'Université de Paris VI.

Lee, S., Im, J., Kim, J., Kim, M., Shin, M., Kim, H., Quackenbush, L.J. (2016). Arctic sea ice thickness estimation from CryoSat-2 satellite data using machine learning-based lead detection: *Remote Sens*, 8. 698.

Lemaire, V. (1999). Une nouvelle fonction de coût régularisant dans les réseaux de neurones artificiels : Application à l'estimation des temps de blocage dans un nœud ATM, Thèse de doctorat, Paris VI p.165.

Levenberg, K. (1944). A method for the solution of certain nonlinear problem in least squares: *Q Appl Math*, Vol.2, p.164–168.

Liaw, A., Wiener, M. (2002). Classification and regression by randomForest, *R News*. 2.

Lippmann, R.P. (1987). An introduction to computing with neural nets: *IEEE Acoustics, Speech and Signal Processing Magazine*, Vol.4, p.4–22, DOI: 10.1109/MASSP.1987.1165576.

## Références bibliographiques

---

- Lohr, A., Feiner, A. (1973). Asphaltic concrete cores experience and development, XIeme ICOLD, Madrid, Q.42, R.47, p.834 - 849.
- Lysmer, J., Udaka, T., Tsai, C., Seed, H.B. (1975). FLUSH-A computer program for approximate 3-D analysis of soil-structure interaction problems.
- Maier, H.R., Dandy, G.C. (1996b). Neural network models for forecasting univariate time series: Neural Network World, Vol.6 (5), p.747-771
- Mallet et Paquant. (1951) : Petits barrages en terre.
- Makdisi, F. I., Seed, H. B. (1977). A simplified procedure for estimating earthquake-inducedde formations in dams and embankments. Retrieved from Berkeley.
- Makhoul, J., El-Jaroudi, A., Schwartz, R.(1989). Formation of disconnected decision regions with a single hidden layer: In Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, Vol.1, p.455-460, DOI: 10.1109/IJCNN.1989.118619.
- MALFI, A., AHMED, K. (2012). Infiltration dans les barrages en terre et influence de disposition de drainage, de l'université Abou Baker Belkaid, Tlemcen.
- Marcel. (1977). Les isotopes du carbone et de l'oxygène dans les mers post-glaciaires du Québec : Géographie physique et Quaternaire.
- Marquardt, D.W. (1963). An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters: J SocInd Appl Math, Vol.11, p. 431–441.
- Maurice, C. (1993).Aide mémoire d'hydraulique souterraine, Edition Presses De L'école Nationale Ponts Et Chaussées, France.
- McCandless, T.C., Haupt, S.E., Young, G.S. (2015).A model tree approach to forecasting solar irradiance variability: Solar Energy, Vol.120, p.514–524, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2015.07.020>.
- Messaid, B. (2009). Etude de la position efficace des drains dans les barrages en terre, Thèse de doctorat, Université Colonel Hadj Lakhdar de Batna.
- Ministère de L'Agriculture. (1989). Technique des barrages en aménagement rural, Nouvelle édition, Paris.
- Minsky, M., Papert, S. (1969). Perceptrons, Expanded Edition, MIT Press.
- Mishra, S., Choubey, V., Pandey, S. K., Shukla, J. P. (2014). An Efficient Approach of Support Vector Machine for Runoff Forecasting: International Journal of Scientific & Engineering Research, Vol.5, p.158-168
- Mohamed, K.G. (2016). Modélisation et simulation numérique de la stabilité des pentes dans les barrages en terre durant un séisme ;(Cas du barrage TAKSABT –TIZI OUZOU), Université Amar Telidji Laghouat.

## Références bibliographiques

---

Moriasi, D. N., Arnold, J. G., Van Liew, M. W., Bingner, R. L., Harmel, R. D., Veith, T. L. (2007). Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations : American Society of Agricultural and Biological Engineers.

Moriwaki, Y., Tan, P., Ji, F. (1998). Seismic Deformation analysis of the Upper San Fernando Dam Under the 1971 San Fernando Earthquake. Paper presented at the Geotechnical Earthquake Engineering III, Seattle, WA, USA.

Mumtaz, Ali., Ravinesh, C.D., Nathan, J.D., Tek, Maraseni. (2018). Multi-stage hybridized online sequential extreme learning machine integrated with Markov Chain Monte Carlo copula-Bat algorithm for rainfall forecasting: Elsevier Atmospheric Research, Vol.213, p.450-464, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2018.07.005>.

Murata, N., Yoshizawa, S., Amari, S.I. (1992). Network information criterion: determining the number of hidden units for an artificial neural network model: Rapport technique, 17, University de Tokyo, Japon.

Naghbi, S.A., Pourghasemi, H.R., Dixon, B. (2016). GIS-based groundwater potential mapping using boosted regression tree, classification and regression tree, and random forest machine learning models in Iran: Environ. Monit. Assess, 188. 44.

Naseri, A., Jamei, M. (2020). Nanofluids Thermal Conductivity prediction applying a Novel Hybrid Data-Driven Model Validated using Monte Carlo based Sensitivity Analysis: Eng. Comput, <https://doi.org/10.1007/s00366-020-01163-z>.

Navas, P., Querol, S.L. (2013). Generalized unconfined seepage flow model using displacement based formulation: Engineering Geology, 166, p.140–151.

Neuman, S.P., Witherspoon, P.A. (1970). Finite element method of analyzing steady seepage with a free surface: Water Resources Research.

Newmark, N.M. (1965). Effects of earthquakes on dams and embankments: 5th Rankine lecture: Geotechnique, Vol.15, N.2, p.139-160.

Nourani, V., Aminfar, H.M., Alami, T.M., Sharghi, E., Singh, P.V. (2014). Unsteady 2-D seepage simulation using physical analog, case of Sattarkhan embankment dam: Journal of Hydrology, 519, p.177–189. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.07.011>.

Parker, D.B. (1985). Learning Logic (Tech. Rep. Nos Tr-47). Cambridge, MA: Massachusetts Institute of Technology, Centre for Computational Research in Economics and Management Science.

Park, J., Sandberg, I.W. (1991). Universal Approximation Using Radial-Basis-Function Networks; Neural Comput. 3, p. 246–257, <https://doi.org/10.1162/neco.1991.3.2.246>.

Pavlovsky, N.N. (1931). Seepage through earth dams- Instit. Gidrotekhnikii Melioratsii.

Pelckmans, K., Suykens, J.A.K., Van, G.T., Brabanter, J., Lukas, L., Hamers, B., Moor, B., Vandewalle, J. (2002). LS-SVMLab: a Matlab/C toolbox for Least Squares Support Vector Machines. Tutorial. KULeuven, DOI: <http://www.esat.kuleuven.be/sista/lssvmlab/>.

## Références bibliographiques

---

- Philipponnat, G., Hubert, B. (2007). Fondations et ouvrages en terre. Groupe Eyrolles. Paris. p.256.
- Pilato, V. (1999). Application des réseaux de neurones aux méthodes de mesure basées sur l'interaction rayonnement matière, Thèse de doctorat, université de paris-sud U.F.R. Scientifique d'Orsay, P.128.
- Prasad, R., Ali, M., Kwan, P., Khan, H. (2019a). Designing a multi-stage multivariate empirical mode decomposition coupled with ant colony optimization and random forest model to forecast monthly solar radiation: *Applied Energy*, 236, p.778–792. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.12.034>
- Prasad, R., Deo, R.C., Li, Y., Maraseni, T. (2019b). Weekly soil moisture forecasting with multivariate sequential, ensemble empirical mode decomposition and Boruta-random forest hybridizer algorithm approach: *Catena*, 177, p.149–166. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2019.02.012>
- Prasad, R., Deo, R.C., Li, Y., Maraseni, T. (2018). Soil moisture forecasting by a hybrid machine learning technique: ELM integrated with ensemble empirical mode decomposition: *Geoderma*, 330, p.136–161. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2018.05.035> .
- Quinlan, J.R. (1992). In: Learning with continuous classes. In: Proceedings of the Fifth Australian Joint Conference on Artificial Intelligence, Hobart, Australia, 16-18 November. World Scientific, Singapore, p.343–348.
- Rahimikhoob, A. (2014). Comparison between M5 Model Tree and Neural Networks for Estimating Reference Evapotranspiration in an Arid Environment: *Water Resour. Manage*, Vol.28, p.657–669, DOI: <https://doi.org/10.1007/s11269-013-0506-x>.
- Rahimikhoob, A., Asadi, M., Mashal, M. (2013). A comparison between conventional and M5 model tree methods for converting pan evaporation to reference evapotranspiration for semi-arid region: *Water Resour. Manage*, Vol.27, p.4815–4826, DOI :<https://doi.org/10.1007/s11269-013-0440-y>.
- Raja, A. Y., Bounaghla, S. (2015). Analyse de la variation de la pression interstitielle durant la réalisation des barrages en remblais et pendant leur exploitation : Mémoire de master, université Tlemcen, <http://dspace.univ-tlemcen.dz/handle/112/8506>.
- Ravinesh, C.D., Ozgur, K., Vijay, P.S. (2016). Drought forecasting in eastern Australia using multivariate adaptive regression spline, least square support vector machine and M5Tree model: *Atmospheric Research*, Vol.184, p.149–175. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2016.10.004>.
- Rehamnia, I., Benaloukli, B., Rassoul, A., Imran, A. (2020). Computation of Seepage through a Non-Homogeneous Earth Dam by Using (SEEP/W) Software: *PSM Biological Research*, 5(4): p.137–146.
- Riegel, O.W. (1938). *American Sociological Review*: 3(4), p.510–515.
- Rivals, I., Personnaz, L. (1998). A recursive algorithm based on the extended Kalman filter for the training of feedforward neural models: *Neurocomputing*, 20. p. 279–294, [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0925-2312\(98\)00021-6](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0925-2312(98)00021-6).
- Romain, B. (2003). Modèles Impulsionnels de Réseaux de Neurones Biologiques, Thèse de doctorat, Paris p.172.

## Références bibliographiques

---

- Roushangar, K., Garekhani, S., Alizadeh, F. (2016). Forecasting daily seepage discharge of an earth dam using wavelet-mutual information-Gaussian process regression approaches: *Geotechnical and Geological Engineering*, 34(5), p.1313–1326. <https://doi.org/10.1007/s10706-016-0044-4>
- Rousseeuw, P.J., Leroy, A.M. (2005). *Robust regression and outlier detection*, John Wiley & sons.
- Rosenblatt, F. (1962). *Principles of Neurodynamics*, Spartan New-York.
- Rosenblatt, F. (1958). The Perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain: *Psychological Review*, Vol.65, p. 386-408.
- Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., Williams, J. (1986). Learning internal representation by error propagation, in *Parallel Distributed Processing: MIT Press. Cambridge*, Vol.1, p. 318-362.
- Salmasi, F., Nouri, M. (2017). Effect of upstream semi-impervious blanket of embankment dams on seepage: *ISH J. Hydraul. Eng*, 25, p. 143–152, <https://doi.org/10.1080/09715010.2017.1381862>.
- Samui, P. (2012). Slope stability analysis using multivariate adaptive regression spline: *Metaheuristics in water, geotechnical and transport engineering*, p.327.
- Sandhya, S.(2006). *Neural Networks for Applied Science and Engineering from Fundamental to Complex Pattern Recognition: Auerbach Publications Taylor & Francis*. p.596.
- Schleiss, A.J., Pouagatsh, H. (2011). *Les barrages du projet a la mise en service, 1re Éd, Presse polytechniques et universitaires Romandes: CH-1050 Lausanne*.
- Schnabel, P., Bolton Seed, H., Lysmer, J. (1972). Modification of seismograph records for effects of local soil conditions: *Bulletin of the Seismological Society of America*, 62 (6), p.1649–1664.
- Schneebeli, G.(1978). *Hydraulique souterrain*, Edition Eyrolles, France.
- Scholz, F.W., Stephens, M.A. (1987). K-sample Anderson–Darling tests: *J. Am. Stat. Assoc*, p. 918–924.
- Sebbar, A., Heddam, S., Djemili, L. (2019). Predicting Daily Pan Evaporation (Epan) from Dam Reservoirs in the Mediterranean Regions of Algeria: OPELM vs OSELM: *Environmental Processes*, Vol. 9, p.144-188, DOI 10.1007/s40710-019-00353-2.
- Seed, H.B.(1979).Considerations in the earthquake-resistant design of earth and rock fill dams: *Geotechnique*, Vol.29, No.3. p. 215-263, DOI: <https://doi.org/10.1680/geot.1979.29.3.215>.
- Seed, H.B., Makdisi, F.I., De, A.P.(1980). The performance of earth dams during earthquakes: *Water Power and Dam Construction*, Pièce 5.1.
- Seed, H. B., Idriss, I. M. (1982).Ground motions and soil liquefaction during earthquakes. Retrieved from Berkeley CA.
- Seid-Karbasi, M., Byrne, P. M. (2004). Embankment dams and earthquakes. Paper presented at the Hydropower and dam.

## Références bibliographiques

---

Sephton, P. (2001). Forecasting recessions: can we do better on MARS, Fed Res Bank St Louis Rev, p.83.

SEVIM, C. (2014). Risque sismique et sécurité des ouvrages hydraulique, au vergne développement durable, version définitive, octobre.

Sharda, V., Prasher, S., Patel, R., Ojasvi, P., Prakash, C.(2008). Performance of Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) in predicting runoff in mid-Himalayan microwatersheds with limited data:HydrolSci J, Vol.53, N.11, p.65-75, DOI: <https://doi.org/10.1623/hysj.53.6.1165>.

Sharghi, E., Nourani, V., Behfar, N. (2018). Earthfill dam seepage analysis using ensemble artificial intelligence based modeling: J Hydro informatics, 20(5), p.1071–1084. <https://doi.org/10.2166/hydro.2018.151>

Sharghi, E., Nourani, V., Behfar, N., Tayfur, G. (2019). Data pre-post processing methods in AI-based modeling of seepage through earthen dams: Measurement, 147, 106820.

Shivakumar, S.S., Shivamant, C.H., Solanki, G. R. (2015). Seepage and Stability Analyses of Earth Dam Using Finite Element Method: Aquatic Procedia 4. P.876-883, DOI:10.1016/j.aqpro.2015.02.110

Shuai, Y., Hongzhi, Z. (2015). Three dimensional analysis of unconfined seepage in earth dams by the weak form quadrature element method: Journal of Hydrology, Vol.533, p 403–411, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.12.034>

Smith, M. (1996). Neural Networks for Statistical Modeling. International Thompson Computer Press, London, UK, Boston, MA.

Solomatine, D.P., Xue, Y. (2004). M5 model trees compared to neural networks: application to flood forecasting in the upper reach of the Huai River in China: J. Hydrol. Eng, Vol.9, issue.6, p.491–501, DOI: [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)1084-0699\(2004\)9:6\(491\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)1084-0699(2004)9:6(491)).

Soueid, A. A., Revila, B., Steckb, C., Vergnialtc, A., Jardanid, G. V. (2019). Self-potential signals associated with localized leaks in embankment dams and dikes: Engineering Geology, Vol.253, p.229–239.

Sutton, R.S.(1992). Special issue on reinforcement learning: Machine Learning.

Suykens, J.A.K., Vandewalle, J., (1999). Least square support vector machine classifiers. Neural Process Lett, Vol.9, p.293–300, DOI: <https://doi.org/10.1023/A:1018628609742>.

Suykens, J.A.K., Van, G.T., Brabanter, J., Moor, B., Vandewalle, J. (2002). Least Squares Support Vector Machines: World Scientific Publishing, Singapore.

Swanson. (1992). A computer program designed by Swanson analysis systemInc.

Szczesny, J., Truty, A. (2003). Dam surveillance and maintenance – general approach and case studies : Séminaire Franco/Polonais Cemagref et Université Polytechnique de Cracovie, p.151–166.

Thieu, M., Fredlund, D., Hung, Q. (2001). Seepage modeling in a saturated/unsaturated soil system: International conference on management of the land and water resources, Hanoi, Vietnam.

## Références bibliographiques

---

- Tian, S. W., Wang, C. M., Zhang, Z. M. (2017). A hybrid method of debris flow velocity estimation based on empirical equation: *International Journal of Heat and Technology*, Vol. 35, No. 1, p. 147-152, DOI: <https://doi.org/10.18280/ijht.350120>.
- Tommy, W.S., Chow, S.Y. (2007). *Neural Networks and Computing, Learning Algorithms and Applications*, Copyright © 2007 by Imperial College Press, p.232.
- Tran, V.B.N. (1999). Contribution à l'étude des diffusiomètres NSCAT et ERS-2 par modélisation neuronale Influence de la hauteur des vagues sur le signal diffusiométrique, Thèse de Doctorat, Université, Paris 6, France.
- Ullah, A., Kassim, A., Alam, I., Junaid, M., Ahmad, S.I. (2019). Efficiency analysis of seepage of Baz Ali small dam, Kurram Agency using clay blanket and cut-off wall with sand filter. *Bulletin of the Geological Society of Malaysia*, Vol.67, p. 113 – 118.
- Wang, Y., Witten, I.H.(1997). Induction of model trees for predicting continuous lasses. In: *Proceedings of the Poster Papers of the European Conference on Machine Learning*. University of Economics, Faculty of Informatics and Statistics, Prague. <https://doi.org/10.1007/s11269-013-0440-y>
- Welch, G., Bishop, G.(2004). An introduction to the Kalman filter, Univ. North Carolina Chapel Hill: *Dep. Comput. Sci*, TR 95-041. p. 1–81.
- Wen, X., Feng, Q., Deo, R.C., Wu, M., Yin, Z., Yang, L., Singh, V.P. (2019). Two-phase extreme learning machines integrated with the complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise algorithm for multi-scale runoff prediction problems: *Journal of Hydrology*, 570, p.167–184. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.12.060>.
- Werbos, P.J.(1974). Beyond regression: New tools for prediction and analysis in the behavioral science, Thèse de doctorat, Harvard University.
- White, D., Sofge, D. (1992). *Handbook of intelligent control*: Van Nostrand Reinhold, NewYork.
- Widrow, B., Hoff, M. (1960). Adaptive switching circuits: IRE WESCON Convention Record, New York, IRE, p.96-104.
- Willmott, C. (1982). Some comments on the evaluation of model performance, *Bull. Am. Meteorol. Soc*, 63, p. 1309–1313, [https://doi.org/10.1175/1520-0477\(1982\)063<1309:SCOTEO>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0477(1982)063<1309:SCOTEO>2.0.CO;2).
- Wilson, D. R., Martinez, T. R. (2003). The general inefficiency of batch training for gradient descent learning: *Neural Networks*, Vol.16, issue.10, p. 1429–1451, DOI: [https://doi.org/10.1016/S0893-6080\(03\)00138-2](https://doi.org/10.1016/S0893-6080(03)00138-2)
- Witten, I.H., Frank, E. (2005). *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*, Morgan Kaufmann.
- Woumeni, R. (2003). *Hydrauliquesouterraine*.
- Xinying, M., Jinkui, C., Jing, Q., Linghan, Z. (2012). Predicting Seepage of Earth Dams Using Neural Network and Genetic Algorithm: *Advanced Materials Research*, Vol.403-408, p.3081-3085, DOI: <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMR.403-408.3081>.

## Références bibliographiques

---

Yang, H., Li, J., Ding, F.(2007). A neural network learning algorithm of chemical process modeling based on the extended Kalman filter: *Neurocomputing*, 70. p. 625–632.

Yuan, S., Zhong, H. (2015). Three dimensional analysis of unconfined seepage in earth dams by the weak form quadrature element method: *Journal of Hydrology*, 533, p. 403–411. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.12.034>.

Yu-xin, J., Li-zhen, L., Wen-jie, X.G.(2013). Application of NEM in seepage analysis with a free surface: *Mathematics and Computers in Simulation*, Vol.89, p.23-37, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.matcom.2013.03.006>.

Zaher, M.Y.,Ozgun, K., Vahdettin, D.(2016). Enhancing Long-Term Streamflow Forecasting and Predicting using Periodicity Data Component: Application of Artificial Intelligence: *Water Resour Manage*, Vol.30, p. 4125-4151, DOI: <https://doi.org/10.1007/s11269-016-1408-5>.

Zardari, M. A., Mattsson, H., Knutsson, S., Khalid, M. S., Ask, M. V. S., Lund, B. (2017). Numerical Analyses of Earthquake Induced Liquefaction and Deformation Behaviour of an Upstream Tailings Dam. *Advances in Materials Science and Engineering*, p.1-12: doi:10.1155/2017/5389308.

Zerouel, A. (2009). Contribution à l'analyse sismique des barrages en terre ; Comportement de la structure.

Zhang, W.,Goh, A.(2013).Multivariate adaptive regression splines for analysis of geotechnical engineering systems: *ComputGeotech*, Vol.48, p.82–95.

Ziaie, M.R., Ramzanpour, M.F. (2008). Seismic behavior of zoned core embankment dam: *EJGE*, Vol.13, Bund A.

Zoveidavianpoor, M.,Samsuri, A.,Shadizadeh, S.R. (2013).Adaptive neuro fuzzy inference system for compressional wave velocity prediction in a carbonate reservoir: *J ApplGeophys*, Vol. 89, p.96-107, DOI: 10.1016/j.jappgeo.2012.11.010.

---

# *Annexes*

---

**Annexe I**

**Données piézométriques et débits de fuites observées chaque 15 jours pour les deux barrages**

**Tableau I.1 : Mesures piézométriques et débits de fuites du barrage Fontaine des Gazelles**

<b>DATES</b>	<b>P1</b>	<b>P2</b>	<b>P3</b>	<b>P4</b>	<b>P5</b>	<b>P6</b>	<b>P7</b>	<b>Cote d'eau (m)</b>	<b>Débit de fuite (L/s)</b>
14/01/2010	31,38	19,24	9,83	8,46	8,28	31,6	19,98	382,76	4,65
31/01/2010	31,4	19,26	9,84	8,47	8,28	31,61	19,99	382,75	4,71
15/02/2010	31,4	19,26	9,84	8,46	8,27	31,57	19,98	382,73	4,71
28/02/2010	31,36	19,24	9,84	8,47	8,28	31,56	19,98	383,02	4,63
14/03/2010	31,32	19,19	9,83	8,43	8,26	31,5	19,93	383,44	4,7
31/03/2010	31,27	19,13	9,82	8,27	8,24	31,46	19,85	383,18	4,76
15/04/2010	31,34	19,21	9,81	8,3	8,26	31,53	19,92	382,79	4,59
28/04/2010	31,4	19,28	9,85	8,37	8,28	31,59	20,01	382,42	4,8
16/05/2010	31,43	19,32	9,86	8,5	8,29	31,62	20,05	382,33	4,7
30/05/2010	31,46	19,34	9,88	8,51	8,31	31,62	20,07	382,17	4,56
13/06/2010	31,48	19,38	9,87	8,52	8,31	31,66	20,1	381,97	5
20/07/2010	31,46	19,36	9,85	8,49	8,3	31,63	20,07	382,21	5
28/07/2010	31,47	19,37	9,85	8,5	8,3	31,64	20,08	382,08	5
15/08/2010	31,49	19,39	9,86	8,51	8,31	31,66	20,1	381,82	5
27/08/2010	31,53	19,42	9,88	8,53	8,32	31,69	20,12	381,65	5
16/09/2010	31,57	19,47	9,87	8,53	8,31	31,67	20,13	381,64	5
28/09/2010	31,57	19,49	9,87	8,53	8,31	31,67	20,13	381,51	5
19/10/2010	31,61	19,51	9,87	8,54	8,32	31,69	20,15	381,36	5
31/10/2010	31,62	19,53	9,88	8,54	8,32	31,69	20,15	381,27	5
14/11/2010	31,63	19,55	9,88	8,55	8,32	31,7	20,17	381,21	5
28/11/2010	31,63	19,55	9,87	8,55	8,31	31,7	20,17	381,19	5
15/12/2010	31,64	19,58	9,88	8,56	8,31	31,71	20,18	381,05	5
30/12/2010	31,65	19,59	9,89	8,57	8,32	31,72	20,19	380,9	5
13/01/2011	31,66	19,6	9,9	8,58	8,33	31,73	20,2	380,75	5
31/01/2011	31,68	19,64	9,88	8,58	8,32	31,65	20,21	380,64	5
15/02/2011	31,7	19,68	9,89	8,59	8,33	31,68	20,23	380,45	5
28/02/2011	31,7	19,68	9,89	8,59	8,33	31,68	20,23	380,35	5
15/03/2011	31,68	19,64	9,88	8,56	8,3	31,71	20,19	380,6	5
20/03/2011	31,61	19,55	9,87	8,55	8,3	31,67	20,15	381,52	5
30/03/2011	31,52	19,42	9,86	8,55	8,28	31,62	20,09	381,51	5
17/04/2011	31,51	19,42	9,86	8,52	8,28	31,63	20,09	381,25	5
28/04/2011	31,4	19,28	9,83	8,52	8,23	31,53	19,98	382,15	5
17/05/2011	31,34	19,25	9,84	8,45	8,26	31,52	20	382,12	5
31/05/2011	31,22	19,13	9,82	8,46	8,21	31,41	19,87	382,87	5
19/06/2011	31,18	19,09	9,82	8,3	8,22	31,41	19,86	383	5
30/06/2011	31,19	19,1	9,83	8,3	8,23	31,42	19,87	382,95	4,14
14/07/2011	31,23	19,14	9,84	8,31	8,25	31,49	19,93	382,74	6,35
30/07/2011	30,25	19,16	9,85	8,44	8,26	31,51	19,95	382,51	5,58
17/08/2011	31,34	19,24	9,84	8,46	8,26	31,55	20	382,24	5,63
27/08/2011	31,37	19,26	9,85	8,47	8,27	31,58	20,02	382,14	5,66
19/09/2011	31,93	19,21	9,83	8,48	8,28	31,6	20,01	381,93	4,96

**Annexe I Données piézométriques et débits de fuites observées dans les deux barrages**

18/10/2011	31,48	19,39	9,85	8,51	8,28	31,58	19,91	381,94	5,11
24/10/2011	31,49	19,4	9,86	8,52	8,29	31,59	19,92	381,89	4,74
15/11/2011	31,3	19,17	9,82	8,53	8,22	31,48	19,89	383,24	4,79
29/11/2011	31,27	19,17	9,82	8,28	8,22	31,49	19,89	383,24	4,7
14/12/2011	31,26	19,16	9,82	8,29	8,22	31,46	19,88	383,22	4,9
28/12/2011	31,26	19,16	9,82	8,29	8,23	31,47	19,9	383,15	4,63
18/09/2012	31,59	19,57	9,9	8,61	8,34	31,73	20,18	380,8	5,3
27/09/2012	31,61	19,58	9,91	8,63	8,37	31,74	20,2	380,68	5,05
16/10/2012	31,65	19,67	9,9	8,62	8,36	31,73	20,83	380,45	5,12
29/10/2012	31,7	19,69	9,9	8,62	8,36	31,74	20,24	380,37	4,83
18/11/2012	31,68	19,66	9,88	8,59	8,32	31,72	20,22	380,57	5,12
19/12/2012	31,61	19,54	9,87	8,56	8,29	31,68	20,17	380,83	5,08
31/12/2012	31,64	19,57	9,87	8,56	8,29	31,69	20,17	380,51	4,77
15/01/2013	31,69	19,65	9,87	8,57	8,29	31,7	20,19	380,22	5,14
29/01/2013	31,72	19,72	9,89	8,6	8,3	31,74	20,24	380,18	4,8
19/02/2013	31,74	19,75	9,89	8,61	8,31	31,76	20,26	379,97	5,08
27/02/2013	31,75	19,77	9,9	8,62	8,32	31,77	20,28	379,89	5,46
17/03/2013	31,74	19,76	9,88	8,6	8,3	31,75	20,26	380,06	5,15
28/03/2013	31,74	19,76	9,88	8,6	8,3	31,75	20,26	380,08	4,8
21/04/2013	31,77	19,8	9,9	8,63	8,33	31,77	20,29	379,82	5,11
29/04/2013	31,74	19,77	9,88	8,6	8,3	31,74	20,26	379,85	5,15
15/05/2013	31,75	19,78	9,89	8,61	8,32	31,75	20,27	379,76	5,09
30/05/2013	31,78	19,82	9,9	8,63	8,33	31,77	20,3	379,6	4,8
17/06/2013	31,78	19,82	9,9	8,63	8,33	31,78	20,31	379,35	5,09
27/06/2013	31,79	19,84	9,91	8,64	8,34	31,79	20,32	379,23	5,12
15/07/2013	31,82	19,86	9,91	8,65	8,35	31,81	20,35	379,04	5,15
30/07/2013	31,82	19,88	9,91	8,65	8,35	31,83	20,37	376,83	4,71
15/08/2013	31,85	19,89	9,91	8,66	8,35	31,84	20,37	378,68	4,85
27/08/2013	31,86	19,9	9,92	8,67	8,35	31,85	20,38	378,53	4,87
18/09/2013	31,8	19,86	9,89	8,63	8,33	31,8	20,32	378,8	5,3
26/09/2013	31,80	19,85	9,89	8,63	8,33	31,80	20,32	378,79	5,05
20/10/2013	31,81	19,86	9,90	8,64	8,33	31,81	20,33	378,79	4,83
30/10/2013	31,81	19,86	9,89	8,62	8,32	31,82	20,33	378,79	4,83
10/11/2013	31,81	19,85	9,88	8,62	8,30	31,82	20,33	378,57	5,12
12/11/2013	31,81	19,86	9,88	8,62	8,30	31,82	20,33	378,55	5,12
16/11/2013	31,81	19,86	9,88	8,62	8,30	31,82	20,33	378,50	5,12
20/11/2013	31,81	19,86	9,88	8,62	8,30	31,82	20,33	378,48	5,12
16/12/2013	31,83	19,88	9,88	8,63	8,31	31,83	20,34	378,28	5,08
30/12/2013	31,83	19,88	9,88	8,63	8,31	31,83	20,34	378,16	4,77
15/01/2014	32,83	19,88	9,88	8,63	8,31	31,83	20,34	378,08	2,50
30/01/2014	32,84	19,89	9,89	8,64	8,32	31,84	20,35	377,98	2,50
13/02/2014	31,85	19,90	9,90	8,64	8,31	31,85	20,35	377,93	2,50
24/02/2014	31,85	19,90	9,90	8,64	8,31	31,85	20,35	377,88	2,50
16/03/2014	31,86	19,90	9,90	8,65	8,31	31,86	20,36	377,83	2,20
26/03/2014	31,86	19,90	9,90	8,65	8,31	31,86	20,36	377,90	2,30
15/04/2014	31,87	19,91	9,91	8,66	8,32	31,86	20,37	377,70	2,30
27/04/2014	31,87	19,91	9,91	8,66	8,32	31,86	20,37	377,50	2,30
13/05/2014	31,88	19,91	9,92	8,68	8,34	31,87	20,39	377,21	2,20
28/05/2014	31,89	19,93	9,92	8,67	8,35	31,89	20,40	377,07	2,30
15/06/2014	31,89	19,93	9,92	8,67	8,35	31,89	20,40	377,08	2,20
29/06/2014	31,90	19,93	9,92	8,67	8,35	31,90	20,41	376,89	2,30
15/07/2014	31,88	19,91	9,91	8,66	8,33	31,88	20,35	376,59	2,30
24/07/2014	31,88	19,93	9,91	8,68	8,34	31,89	20,38	376,45	2,30

**Annexe I Données piézométriques et débits de fuites observées dans les deux barrages**

13/08/2014	31,90	19,93	9,92	8,68	8,34	31,90	20,38	376,05	2,30
17/08/2014	31,90	19,93	9,92	8,68	8,34	31,90	20,38	375,98	2,30
23/09/2014	31,93	19,93	9,93	8,67	8,34	31,91	20,40	375,46	2,30
28/09/2014	31,92	19,93	9,92	8,66	8,33	31,90	20,39	375,83	2,30
14/10/2014	31,93	19,94	9,92	8,67	8,34	31,91	20,40	375,86	2,30
27/10/2014	31,93	19,94	9,92	8,67	8,34	31,91	20,40	375,51	2,30
16/11/2014	31,95	19,96	9,92	8,67	8,34	31,94	20,41	375,34	2,2
26/11/2014	31,95	19,96	9,92	8,67	8,34	31,94	20,41	375,25	2,20
14/12/2014	31,96	19,96	9,92	8,68	8,34	31,95	20,42	375,12	2,10
22/12/2014	31,96	19,96	9,92	8,68	8,34	31,95	20,42	375,04	2,10
18/01/2015	31,96	19,98	9,92	8,68	8,34	31,96	20,43	374,84	2,10
28/01/2015	31,96	19,98	9,92	8,68	8,34	31,96	20,43	374,75	2,10
18/02/2015	31,96	19,98	9,92	8,68	8,34	31,96	20,43	374,68	2,10
25/02/2015	31,97	19,99	9,91	8,69	8,34	31,97	20,44	374,91	2,10
15/03/2015	31,95	19,95	9,91	8,67	8,31	31,93	20,40	375,12	2,10
29/03/2015	31,91	19,89	9,89	8,63	8,27	31,85	20,32	375,80	2,10
16/04/2015	31,92	19,92	9,90	8,65	8,31	31,86	20,37	375,84	2,10
28/04/2015	31,93	19,93	9,93	8,67	8,32	31,89	20,38	375,65	2,10
18/05/2015	31,93	19,93	9,93	8,67	8,34	31,89	20,38	375,39	2,10
24/05/2015	31,94	19,94	9,94	8,68	8,35	31,89	20,39	375,30	2,10
17/06/2015	31,94	19,93	9,94	9,68	8,34	31,90	20,39	375,59	2,10
29/06/2015	31,94	19,94	9,94	8,68	8,34	31,92	20,40	375,35	2,10
16/07/2015	31,95	19,97	9,95	8,69	8,34	31,94	20,43	375,09	2,10
27/07/2015	31,95	19,97	9,95	8,69	8,34	31,94	20,43	374,90	2,10
17/08/2015	31,97	19,99	9,95	8,69	8,36	31,97	20,45	374,55	2,10
29/08/2015	31,94	19,94	9,92	8,67	8,33	31,91	20,39	375,22	2,10
17/09/2015	30,90	19,89	9,90	8,65	8,31	31,85	20,32	376,28	2,10
29/09/2015	30,90	19,89	9,90	8,64	8,30	31,84	20,32	376,08	2,10
19/10/2015	31,85	19,85	9,99	8,62	8,28	31,81	20,29	376,77	2,10
29/10/2015	31,86	19,86	9,99	8,63	8,29	31,82	20,29	376,64	2,10
17/11/2015	31,86	19,85	9,99	8,62	8,28	31,81	20,27	376,50	2,10
26/11/2015	31,86	19,85	9,99	8,62	8,28	31,81	20,27	376,39	2,10
16/12/2015	31,88	19,87	9,90	8,62	8,28	32,83	21,29	376,23	2,10
28/12/2015	31,88	19,87	9,90	8,63	8,28	33,84	21,29	376,18	2,10
17/01/2016	31,88	19,87	9,90	8,63	8,28	31,84	20,30	376,09	2,10
28/01/2016	31,89	19,88	9,91	8,64	8,29	31,85	20,31	376,02	2,10
17/02/2016	31,89	19,88	9,91	8,63	8,28	31,84	20,30	375,96	2,10
28/02/2016	31,89	19,87	9,90	8,62	8,28	31,84	20,30	375,89	2,10
16/03/2016	31,89	19,88	9,91	8,63	8,29	31,85	20,30	375,78	2,10
27/03/2016	31,91	19,89	9,92	8,64	8,30	31,86	20,32	375,67	2,10
15/05/2016	31,48	19,45	9,82	8,35	8,18	31,51	19,98	379,69	2,30
30/05/2016	31,51	19,47	9,83	8,43	8,20	31,54	20,01	379,53	2,30
15/06/2016	31,53	19,50	9,83	8,44	8,20	31,55	20,02	379,37	2,30
29/06/2016	31,56	19,52	9,83	8,46	8,20	31,58	20,03	379,11	2,30
19/07/2016	31,60	19,57	9,84	8,49	8,21	31,54	20,08	378,81	2,3
28/07/2016	31,65	19,61	9,85	8,50	8,22	31,62	20,10	378,64	2,3
15/08/2016	31,68	19,64	9,85	8,52	8,22	31,66	20,12	378,42	2,3
31/08/2016	31,74	19,70	9,85	8,54	8,23	31,70	20,16	378,16	2,3
15/09/2016	31,76	19,73	9,85	8,55	8,24	31,72	20,19	377,97	2,3
28/09/2016	31,78	19,75	9,85	8,56	8,24	31,73	20,20	377,81	2,3
16/10/2016	31,78	19,75	9,85	8,56	8,24	31,73	20,20	377,72	2,3
30/10/2016	31,78	19,75	9,85	8,56	8,24	31,73	20,20	377,55	2,3
14/11/2016	31,76	19,73	9,83	8,54	8,23	31,72	20,19	377,64	2,30

**Annexe I Données piézométriques et débits de fuites observées dans les deux barrages**

20/11/2016	31,76	19,73	9,83	8,54	8,21	31,72	20,18	377,64	2,30
21/11/2016	31,76	19,73	9,83	8,54	8,21	31,72	20,18	377,63	2,30
22/11/2016	31,76	19,73	9,83	8,54	8,21	31,72	20,18	377,63	2,30
23/11/2016	31,76	19,73	9,83	8,54	8,21	31,72	20,18	377,63	2,30
28/11/2016	31,76	19,73	9,83	8,54	8,21	31,72	20,18	377,63	2,3
15/12/2016	31,77	19,72	9,82	8,53	8,20	31,71	20,17	377,50	2,3
28/12/2016	31,78	19,73	9,83	8,54	8,20	31,72	20,18	377,56	2,3
16/01/2017	31,77	19,73	9,82	8,53	8,19	31,71	20,18	377,48	2,3
31/01/2017	31,80	19,76	9,83	8,54	8,20	31,73	20,20	377,40	2,3
16/02/2017	31,81	19,77	9,83	8,55	8,20	31,74	20,20	377,25	2,3
27/02/2017	31,81	19,78	9,83	8,55	8,20	31,74	20,20	377,15	2,3
14/03/2017	31,82	19,79	9,83	8,55	8,20	31,76	20,22	376,94	2,3
29/03/2017	31,83	19,80	9,84	8,56	8,21	31,77	20,23	376,74	2,3
16/04/2017	31,84	19,81	9,84	8,57	8,21	31,79	20,24	376,48	2,3
30/04/2017	31,85	19,83	9,85	8,59	8,23	31,81	20,26	376,28	2,3
15/05/2017	31,85	19,83	9,85	8,59	8,23	31,81	20,26	376,02	2,3
29/05/2017	31,87	19,85	9,87	8,60	8,25	31,83	20,28	375,80	2,3

**Tableau I.2 : Mesures piézométriques et débits de fuites du barrage El-Agrem**

<b>DATES</b>	<b>P1</b>	<b>P2</b>	<b>P3</b>	<b>P4</b>	<b>P5</b>	<b>P6</b>	<b>P7</b>	<b>Cote d'eau (m)</b>	<b>Débit de fuite (L/s)</b>
08/02/2003	13,27	9,20	13,12	5,42	8,42	0,42	3,64	134,15	2,063
23/02/2003	12,86	9,59	14,18	5,41	8,50	0,50	3,81	135,48	2,402
09/03/2003	12,71	9,96	15,41	5,84	8,49	0,42	4,09	135,76	2,503
01/04/2003	12,73	9,17	15,91	6,55	8,45	0,53	4,99	135,98	2,337
16/04/2003	12,26	8,73	15,38	6,10	8,47	0,56	4,19	137,91	2,592
03/05/2003	12,15	9,82	15,77	6,34	8,49	0,57	4,18	138,36	2,329
07/06/2003	12,14	9,82	15,79	6,35	8,49	0,57	4,18	138,47	2,935
07/07/2003	12,17	10,10	16,48	6,37	8,44	0,56	6,37	138,2	3,133
10/08/2003	12,45	10,15	16,60	7,17	8,48	0,56	7,20	137,8	3,719
14/09/2003	12,62	10,22	17,10	7,32	8,55	0,64	7,46	137,45	4,513
14/10/2003	12,79	10,19	16,64	7,20	8,68	0,49	7,10	137,4	4,052
24/11/2003	12,90	10,19	16,22	7,09	8,74	0,45	6,90	137,22	4,347
24/12/2003	12,16	9,11	15,00	6,52	7,93	0,37	4,99	138,85	4,382
25/01/2004	11,85	9,39	14,61	5,73	8,26	0,35	4,38	139,13	4,747
28/02/2004	11,92	9,75	15,45	5,98	8,43	0,45	4,44	139,07	4,085
29/03/2004	11,85	9,91	15,85	6,15	8,15	0,45	4,48	139,04	3,486
05/06/2004	11,55	9,98	16,12	6,96	8,62	0,50	4,83	139,02	3,873
07/07/2004	11,54	10,09	16,43	7,20	8,22	0,48	5,38	138,8	3,316
24/08/2004	12,14	10,24	16,85	7,74	8,84	0,51	6,89	137,82	3,51
28/09/2004	12,38	10,31	17,98	7,82	9,03	0,50	7,43	137,19	3,68
30/10/2004	12,52	10,36	18,10	7,67	9,07	0,50	7,27	136,54	3,561
24/11/2004	12,20	10,05	16,02	10,05	7,85	0,50	5,86	137,08	4,206
19/12/2004	12,22	9,50	15,51	6,74	6,85	0,55	5,70	137,23	3,744
16/01/2005	11,98	10,00	15,92	5,93	6,41	0,59	4,45	138,6	3,855
27/02/2005	11,60	9,37	13,29	4,66	6,00	0,55	3,74	139,04	4,217
26/03/2005	12,00	9,95	14,97	5,30	7,31	0,54	4,10	139,03	4,27
23/04/2005	11,92	9,82	14,62	5,20	6,84	0,46	3,76	139,05	4,51
04/05/2005	12,12	10,03	15,50	5,74	7,08	0,50	4,38	139	4,118
25/05/2005	12,20	10,18	16,02	6,52	7,62	0,50	5,35	138,79	4,12
12/06/2005	12,30	10,32	16,25	6,86	8,05	0,52	5,96	138,48	3,822

**Annexe I Données piézométriques et débits de fuites observées dans les deux barrages**

28/06/2005	12,42	10,38	16,43	7,21	8,38	0,52	6,41	138,17	4,083
16/07/2005	12,55	10,46	16,60	7,50	8,67	0,52	6,72	137,77	4,254
08/08/2005	12,66	10,52	16,72	7,68	8,91	0,53	6,92	137,28	3,892
29/08/2005	12,96	10,60	16,90	0,72	9,08	0,55	7,08	136,81	3,56
26/09/2005	13,08	10,53	17,28	7,67	8,36	0,55	6,20	136,27	3,565
11/10/2005	13,10	10,56	17,14	7,64	7,37	0,57	6,38	136,03	3,53
31/10/2005	13,15	10,74	17,38	7,63	8,13	0,60	6,67	135,68	3,158
19/11/2005	13,06	10,34	17,35	7,46	8,20	0,59	6,75	135,43	3,026
28/11/2005	13,05	10,00	16,41	6,91	7,84	0,59	6,65	135,43	2,905
17/12/2005	12,88	9,50	14,30	5,78	6,62	0,58	4,70	136,21	3,214
31/12/2005	12,91	9,46	14,45	5,97	6,28	0,58	4,42	136,41	3,213
17/01/2006	13,00	9,88	15,00	5,56	6,02	0,58	4,05	137,57	3,314
30/01/2006	12,70	9,10	15,00	5,68	6,23	0,60	4,26	138	2,95
08/02/2006	12,36	8,70	11,58	5,11	5,08	0,54	3,60	138,98	3,016
28/02/2006	12,42	9,45	13,60	5,15	6,16	0,62	3,48	139,01	2,845
15/03/2006	12,62	9,80	14,68	5,12	6,13	0,60	3,68	139,08	2,818
21/03/2006	12,62	10,03	15,30	5,39	6,26	0,60	3,96	139,04	2,809
12/04/2006	12,70	10,31	16,03	6,40	6,73	0,64	5,06	138,89	2,8
26/04/2006	12,89	10,35	16,18	6,72	6,97	0,65	5,48	138,75	2,685
13/05/2006	13,06	10,32	16,12	6,90	7,30	0,72	5,75	138,72	2,602
25/05/2006	13,21	10,45	16,30	7,12	7,50	0,74	5,92	138,56	2,738
13/06/2006	13,25	10,54	16,48	7,38	7,90	0,75	6,25	138,25	2,646
28/06/2006	13,36	10,60	16,62	7,54	8,22	0,80	6,39	137,96	2,679
18/07/2006	13,45	10,72	16,80	7,71	8,60	0,82	6,75	137,59	2,919
31/07/2006	13,50	10,77	16,82	7,73	8,83	0,83	6,90	137,33	2,423
15/08/2006	13,62	10,79	17,20	7,75	9,09	0,83	7,03	137,05	2,591
30/08/2006	13,70	10,81	17,54	7,76	9,36	0,83	7,11	136,74	2,75
13/09/2006	13,90	10,92	18,04	7,80	9,10	0,82	7,18	136,45	2,968
27/09/2006	13,75	10,80	18,34	7,80	8,96	0,80	7,12	136,15	2,983
14/10/2006	13,75	10,80	18,14	7,77	8,71	0,78	6,98	135,82	2,945
30/10/2006	13,90	10,80	17,46	7,74	8,60	0,75	6,86	135,57	3,02
08/11/2006	14,00	10,92	17,49	7,80	8,65	0,73	6,88	135,34	2,951
28/11/2006	14,12	10,90	17,63	7,86	8,86	0,75	6,88	134,36	2,94
09/12/2006	13,81	10,00	17,40	7,56	8,88	0,70	6,83	135,01	2,968
24/12/2006	13,72	10,07	16,56	6,70	8,10	0,68	6,50	135,27	3,283
11/01/2007	13,86	10,59	16,41	6,97	7,24	0,72	5,59	135,74	2,868
27/01/2007	14,00	10,82	16,66	7,37	7,49	0,72	5,80	135,51	2,652
12/02/2007	13,70	10,02	15,38	7,16	7,75	0,63	5,16	135,76	2,829
22/02/2007	13,91	10,48	16,10	7,22	7,69	0,64	5,66	135,71	2,852
13/03/2007	13,11	8,73	12,06	6,32	7,00	0,56	4,80	136,69	2,955
25/03/2007	13,10	6,06	12,56	5,62	5,66	0,55	3,68	138,13	2,999
09/04/2007	13,40	10,22	15,85	6,23	6,08	0,58	4,16	138,34	2,994
24/04/2007	13,30	10,23	15,85	6,53	6,35	0,56	4,12	138,61	2,858
10/05/2007	13,34	10,40	16,16	7,06	6,72	0,57	4,65	138,55	2,866
23/05/2007	13,38	10,48	16,34	7,26	7,04	0,59	5,20	138,35	2,867
06/06/2007	13,37	10,49	16,46	7,48	7,45	0,60	5,65	138,16	2,478
22/06/2007	13,51	10,58	16,54	7,69	7,93	0,61	6,00	137,87	2,432
05/07/2007	13,63	10,70	16,63	7,80	8,27	0,65	6,25	137,63	2,592
26/07/2007	13,74	10,78	16,80	7,88	8,72	0,63	6,55	137,21	2,689
08/08/2007	13,90	10,90	17,15	7,90	8,92	0,59	6,70	136,96	3, 128
06/09/2007	14,10	11,02	18,17	7,98	9,22	0,56	6,95	136,26	2,728
20/09/2007	14,25	11,00	18,49	7,99	9,33	0,56	6,97	136,01	2,706
06/10/2007	14,33	10,78	18,72	7,87	9,42	0,54	6,70	135,75	2,781

**Annexe I Données piézométriques et débits de fuites observées dans les deux barrages**

21/10/2007	14,17	10,30	17,86	7,70	9,50	0,60	6,59	135,61	2,674
08/11/2007	13,92	9,86	15,22	6,64	9,25	0,60	5,80	135,63	2,63
22/11/2007	13,90	9,89	15,03	6,16	8,78	0,59	4,52	135,55	2,815
09/12/2007	14,15	10,23	15,89	6,60	8,53	0,60	4,62	135,89	2,705
30/12/2007	12,83	8,28	13,65	5,70	7,11	0,15	4,02	138,07	2,769
10/01/2008	13,65	9,87	14,76	5,55	6,47	0,53	5,18	138,8	2,225
26/01/2008	13,47	10,21	15,74	6,16	6,77	0,52	4,32	138,72	2,093
16/02/2008	13,63	10,38	16,10	6,80	7,30	0,54	5,20	138,59	2,043
29/02/2008	13,58	10,48	16,13	7,06	7,82	0,53	5,28	138,46	1,948
14/03/2008	13,03	9,67	14,45	6,33	7,70	0,50	4,18	139,11	1,91
26/03/2008	13,30	9,99	15,23	6,38	7,88	0,50	4,32	139,06	1,625
21/04/2008	13,33	10,20	15,70	6,18	7,80	0,50	4,23	138,98	1,72
06/05/2008	13,35	10,34	16,00	6,80	8,16	0,50	5,10	138,74	1,646
24/05/2008	13,30	10,23	15,63	6,85	8,02	0,51	4,80	138,9	1,709
11/06/2008	13,41	10,37	16,08	7,05	8,48	0,52	4,77	138,7	1,766
25/06/2008	13,62	10,53	16,31	7,38	8,82	0,52	5,29	138,5	1,645
25/07/2008	13,95	11,01	16,60	7,73	8,21	0,61	5,73	137,92	1,67
13/08/2008	13,90	11,06	16,74	7,74	9,35	0,63	6,05	137,54	1,942
30/08/2008	13,91	11,13	17,76	7,82	8,47	0,64	6,28	137,15	1,953
15/09/2008	14,01	11,06	17,57	7,81	9,55	0,60	6,46	136,87	1,758
27/09/2008	13,92	10,56	17,71	7,79	9,80	0,60	6,31	136,7	1,804
14/10/2008	13,80	10,42	16,59	7,24	9,01	0,60	5,89	136,66	1,843
28/10/2008	13,91	10,85	16,80	7,34	9,16	0,59	5,93	136,37	1,886
29/11/2008	13,61	10,18	15,85	6,65	7,16	0,57	4,90	136,76	1,977
15/12/2008	13,38	9,80	14,68	6,11	6,46	0,58	4,24	137,17	2,071
30/12/2008	13,59	10,18	15,70	6,22	6,21	0,55	4,27	137,69	2,137
13/01/2009	10,35	7,53	10,18	5,75	5,95	0,26	4,02	140,28	2,376
25/01/2009	12,90	9,22	12,75	5,24	5,72	0,40	3,38	138,78	2,028
15/02/2009	12,85	9,44	13,70	5,05	5,75	0,41	3,49	139,00	2,244
28/02/2009	13,31	9,88	14,74	5,35	5,96	0,52	3,66	138,47	2,016
15/03/2009	13,34	9,88	14,59	5,38	6,02	0,52	3,56	138,44	1,982
28/03/2009	13,52	10,22	15,55	5,84	6,43	0,53	4,14	138,48	1,838
15/04/2009	13,26	9,64	14,09	5,81	5,95	0,50	3,83	138,88	1,681
26/04/2009	13,03	9,31	13,13	5,49	5,56	0,50	3,21	139,05	1,8
13/05/2009	13,38	10,19	15,66	6,03	6,25	0,53	4,43	138,97	1,639
25/05/2009	13,43	10,28	15,87	6,54	6,63	0,53	4,92	138,92	1,628
16/06/2009	13,61	10,43	16,18	7,02	7,20	0,54	5,25	138,55	1,605
28/06/2009	13,70	10,50	16,31	7,28	7,65	0,55	5,35	138,32	1,53
13/07/2009	13,88	10,57	16,43	7,52	8,05	0,59	5,55	138,01	1,561
18/08/2009	14,23	10,88	16,76	7,73	8,81	0,73	6,06	137,22	1,656
31/08/2009	14,26	11,01	16,99	7,76	6,02	0,77	6,16	136,88	1,518
14/09/2009	11,06	11,06	17,50	7,76	6,19	0,85	6,28	136,61	1,552
27/09/2009	13,98	9,92	17,74	7,56	6,25	0,75	6,20	136,75	1,787
13/10/2009	14,28	10,40	16,82	7,30	9,30	0,75	5,81	136,5	1,855
26/10/2009	14,06	10,16	16,30	7,15	9,19	0,71	5,70	136,42	1,941
11/11/2009	13,61	9,25	14,19	6,08	7,31	0,55	5,27	137,12	2,105
26/11/2009	14,25	10,41	16,27	6,73	7,03	0,69	4,80	136,88	2,109
10/12/2009	14,02	10,12	15,63	6,53	6,74	0,69	4,43	137,13	2,137
28/12/2009	13,83	9,84	15,50	6,11	6,22	0,69	3,92	138,34	2,38
12/01/2010	14,05	10,22	16,09	6,56	6,41	0,60	4,40	138,04	2,368
26/01/2010	13,70	9,91	15,01	5,97	5,89	0,56	3,65	138,11	2,357
14/02/2010	13,30	9,12	17,70	5,46	5,65	0,46	3,40	138,62	2,271
28/02/2010	13,79	10,75	15,54	5,84	5,92	0,61	3,82	138,39	2,326

**Annexe I Données piézométriques et débits de fuites observées dans les deux barrages**

14/03/2010	13,31	9,20	13,81	5,65	5,61	0,45	3,36	138,67	2,259
25/03/2010	13,67	10,01	15,21	5,68	5,77	0,61	3,48	138,61	1,915
12/04/2010	13,89	10,30	15,90	6,55	6,31	0,60	4,92	138,55	1,556
25/04/2010	13,90	10,24	15,87	6,85	6,73	0,54	4,61	138,64	1,479
12/05/2010	14,11	10,42	16,11	7,07	7,19	0,54	5,04	138,45	1,447
25/05/2010	14,12	10,40	16,10	7,19	7,55	0,62	5,10	138,39	1,431
13/06/2010	14,17	10,44	16,22	7,26	8,01	0,65	5,03	138,18	1,426
24/06/2010	14,16	10,42	16,19	7,34	8,25	0,70	5,16	138,1	1,467
12/07/2010	14,24	10,56	16,41	7,63	8,62	0,75	5,44	137,67	1,486
25/07/2010	14,39	10,61	16,52	7,67	9,90	0,81	5,65	137,43	1,529
15/08/2010	14,50	10,99	16,72	7,79	9,18	1,11	5,96	136,92	1,627
25/08/2010	14,60	11,09	16,86	7,83	9,31	1,13	6,07	136,55	1,689
14/09/2010	14,71	11,13	17,51	7,91	9,51	1,12	6,24	135,51	1,712
26/09/2010	14,75	11,17	17,83	7,84	9,60	1,11	6,32	135,18	1,973
13/10/2010	14,88	11,25	17,85	7,82	9,71	1,18	6,23	135,43	1,967
27/10/2010	13,82	9,11	15,17	6,85	7,75	0,54	5,77	136,59	1,973
10/11/2010	13,97	9,59	14,49	5,86	5,86	0,70	3,75	138,16	2,192
24/11/2010	14,21	10,13	16,12	6,44	6,10	0,85	4,39	138,06	2,33
12/12/2010	14,15	10,22	16,10	6,80	6,25	0,90	4,48	137,69	2,255
26/12/2010	13,85	10,02	15,62	6,31	5,76	0,73	3,89	137,97	2,312
10/01/2011	13,83	9,86	15,10	6,14	5,65	0,73	3,74	138,12	2,186
23/01/2011	13,75	9,50	14,72	6,12	5,61	0,70	3,38	138,2	2,187
10/02/2011	13,67	9,65	14,17	5,75	5,53	0,58	3,20	138,86	2,075
24/02/2011	13,27	8,92	13,58	5,62	5,37	0,47	3,39	139,08	1,947
13/03/2011	13,65	9,86	14,53	5,24	5,59	0,61	3,15	138,44	1,857
24/03/2011	13,95	10,18	15,53	6,02	5,84	0,74	4,16	138,42	1,843
10/04/2011	14,17	10,36	15,95	6,74	6,12	0,85	4,85	138,32	1,729
24/04/2011	14,22	10,44	16,06	7,09	6,38	0,86	5,26	138,16	1,597
12/05/2011	13,25	10,41	16,01	7,10	6,35	0,72	4,86	138,34	1,595
26/05/2011	14,17	10,34	16,03	7,34	6,72	0,74	5,17	138,34	1,595
09/06/2011	14,20	10,35	16,13	7,43	7,09	0,71	5,26	138,25	1,577
26/06/2011	14,27	10,53	16,36	7,59	7,52	0,73	5,33	138,9	1,576
14/07/2011	14,25	10,77	16,54	7,71	7,95	0,76	5,56	137,4	1,568
24/07/2011	14,27	11,03	16,60	7,81	8,16	0,75	5,69	137,1	1,6
09/08/2011	14,22	10,93	16,78	7,86	8,44	0,84	5,83	136,62	1,689
23/08/2011	14,24	11,12	17,96	7,89	8,87	0,91	5,95	136,17	1,863
11/09/2011	14,27	11,21	17,57	7,92	8,95	0,95	6,09	135,6	1,978
25/09/2011	14,31	11,19	18,10	7,95	9,10	1,05	6,17	135,18	2,015
13/10/2011	14,32	10,53	18,42	7,91	9,30	1,12	6,18	134,55	2,07
26/10/2011	14,08	10,13	18,18	7,60	8,73	1,15	5,77	134,36	2,163
13/11/2011	13,54	10,29	16,67	7,06	7,42	1,22	4,99	134,88	2,272
24/11/2011	12,97	9,63	15,96	6,66	6,63	1,25	4,80	134,92	1,381
13/12/2011	13,31	10,31	16,32	6,80	7,33	1,40	4,51	134,65	1,412
22/12/2011	12,38	8,98	13,87	6,16	6,76	1,25	4,11	135,09	1,389
10/01/2012	12,75	10,09	15,82	6,08	6,80	1,22	3,90	136,35	1,481
24/01/2012	13,32	10,32	16,18	6,76	7,82	1,25	4,51	136,13	1,474
12/02/2012	11,60	9,24	10,73	5,05	5,12	0,38	2,87	139,10	1,798
26/02/2012	10,58	6,08	12,10	4,83	4,35	0,39	2,94	139,1	1,93
12/03/2012	10,52	9,45	13,88	5,15	5,49	0,39	3,18	138,65	1,985
25/03/2012	11,33	10,07	15,24	5,74	5,70	0,46	3,83	138,8	1,926
11/04/2012	11,84	10,14	15,38	6,24	5,87	0,46	3,84	138,94	1,85
28/04/2012	11,56	9,91	14,66	5,40	5,61	0,45	3,42	138,59	1,849
17/05/2012	12,14	10,30	15,75	6,45	5,99	0,58	4,89	138,44	1,844

**Annexe I Données piézométriques et débits de fuites observées dans les deux barrages**

27/05/2012	12,43	10,42	15,91	6,84	6,10	0,47	5,13	138,25	1,873
10/06/2012	12,54	10,56	16,14	7,21	6,31	0,49	5,31	137,89	1,869
25/06/2012	12,46	10,79	16,29	7,46	6,55	0,50	5,45	137,48	1,806
12/07/2012	12,47	10,94	16,49	7,66	6,86	0,50	5,61	136,92	1,823
22/07/2012	12,61	11,05	16,56	7,73	7,02	0,51	5,69	136,7	1,772
14/08/2012	12,72	11,14	16,75	7,82	7,43	0,88	5,52	135,9	1,851
28/08/2012	12,73	11,22	16,88	7,87	7,65	0,90	6,04	135,55	1,803
11/09/2012	11,94	11,32	16,54	7,65	7,75	1,12	5,82	135,42	1,757
24/09/2012	11,29	11,31	16,47	7,43	6,90	1,20	5,59	135,23	1,705
14/10/2012	10,99	9,93	16,69	7,51	6,15	0,87	5,76	135,82	1,716
25/10/2012	11,33	10,25	16,27	7,20	5,73	1,51	5,12	135,84	1,718
11/11/2012	10,53	9,99	15,66	6,64	5,54	1,58	4,31	135,85	1,763
26/11/2012	10,79	10,09	15,71	6,50	5,64	1,66	3,93	135,92	1,763
13/12/2012	10,20	9,73	14,76	5,88	5,53	1,66	3,42	136,51	1,787
25/12/2012	10,95	10,21	16,06	6,48	5,80	1,67	4,17	136,41	1,806
07/01/2013	11,12	10,27	16,08	6,92	6,21	2,06	4,63	136,42	1,824
22/01/2013	10,32	9,60	14,18	6,03	5,53	1,85	3,46	136,4	1,917
10/02/2013	10,16	8,52	11,33	5,01	5,04	0,40	2,79	139,2	2,167
24/02/2013	10,98	9,19	14,36	5,04	5,37	0,61	3,49	139,16	2,129
12/03/2013	11,23	9,81	14,67	5,10	5,57	1,60	3,53	138,98	2,056
24/03/2013	10,95	9,80	14,79	5,25	5,60	1,73	3,42	139,07	1,95
11/04/2013	10,74	10,12	15,62	6,21	5,95	1,98	4,72	139,03	1,891
23/04/2013	10,89	10,26	15,85	6,57	6,10	2,25	5,12	138,9	1,87
14/05/2013	10,77	10,32	15,97	6,95	6,47	2,34	5,36	138,79	1,781
23/05/2013	10,55	9,85	15,99	6,98	6,57	2,22	5,40	138,9	1,821
05/06/2013	10,98	10,31	16,02	7,05	6,60	1,57	5,04	138,69	1,814
24/06/2013	11,12	10,47	16,25	7,38	6,91	1,95	5,50	138,16	1,817
09/07/2013	11,10	10,56	16,38	7,55	7,24	1,93	5,81	137,74	1,803
21/07/2013	11,51	10,62	16,62	7,63	7,52	1,91	5,99	137,38	1,774
07/08/2013	11,13	10,95	16,78	7,74	7,87	1,78	6,12	136,84	1,731
25/08/2013	11,27	11,05	16,95	7,80	8,22	1,94	6,26	136,18	1,683
12/09/2013	12,33	11,01	17,26	7,87	8,54	2,01	6,27	135,86	1,703
25/09/2013	10,93	10,34	16,75	7,72	8,69	1,96	5,97	135,66	1,707
13/10/2013	11,19	11,49	16,87	7,67	8,89	2,19	5,84	135,24	1,723
27/10/2013	10,79	11,10	17,04	7,74	9,08	2,30	5,94	134,86	1,733
12/11/2013	10,48	10,28	16,51	7,58	9,02	2,39	5,77	134,83	1,871
21/11/2013	10,13	9,95	15,93	6,87	7,44	2,22	5,04	135,74	1,891
15/12/2013	9,98	9,97	15,74	5,88	5,60	1,73	4,02	138,45	2,06
24/12/2013	10,05	10,21	16,20	6,26	5,77	2,02	4,34	138,85	2,057
09/01/2014	9,98	10,08	16,06	6,50	5,69	2,04	4,16	138,43	2,069
23/01/2014	9,86	9,68	15,02	6,52	5,58	2,02	4,16	138,67	2,095
11/02/2014	9,83	9,73	15,05	5,70	5,53	1,64	3,40	139,10	1,874
18/02/2014	9,86	9,85	15,56	5,84	5,60	1,79	3,62	139,05	1,78
11/03/2014	9,96	9,37	13,56	5,37	5,39	1,48	2,84	139,15	2,036
25/03/2014	10,17	9,81	14,88	5,38	5,37	1,79	3,37	139,08	1,926
09/04/2014	10,17	9,83	14,94	5,47	5,61	1,90	3,42	139,08	1,902
21/04/2014	10,45	10,10	15,81	5,99	5,74	2,24	4,44	138,98	1,854
08/05/2014	10,62	10,29	16,13	6,74	5,99	2,36	5,23	138,74	1,859
21/05/2014	10,75	10,40	16,25	7,04	6,15	2,34	5,46	138,49	2,421
11/06/2014	10,64	10,50	16,41	7,46	6,51	2,42	5,83	138,06	1,916
23/06/2014	11,07	10,72	16,56	7,61	6,76	2,43	5,99	137,63	1,922
07/07/2014	10,94	11,02	16,67	7,71	7,10	2,46	6,12	137,13	1,897
21/07/2014	10,81	11,20	16,80	7,80	7,45	2,41	6,23	136,5	1,884

**Annexe I Données piézométriques et débits de fuites observées dans les deux barrages**

---

19/08/2014	11,41	11,24	17,06	7,89	8,13	2,49	6,44	135,25	1,876
26/08/2014	11,48	11,24	17,26	7,92	8,30	2,49	6,50	134,99	1,857
14/09/2014	11,15	11,32	17,86	7,96	8,64	2,15	6,50	134,3	1,847
28/09/2014	11,33	11,37	18,29	6,08	8,42	2,45	6,65	133,80	1,839
12/10/2014	11,22	11,23	18,40	7,99	8,17	2,16	6,35	133,46	1,838
27/10/2014	11,57	11,36	18,55	8,10	8,06	2,54	6,36	133,24	1,833

Annexe II

PLAN GENERALE DU BARRAGE DE Fontaine des Gazelles

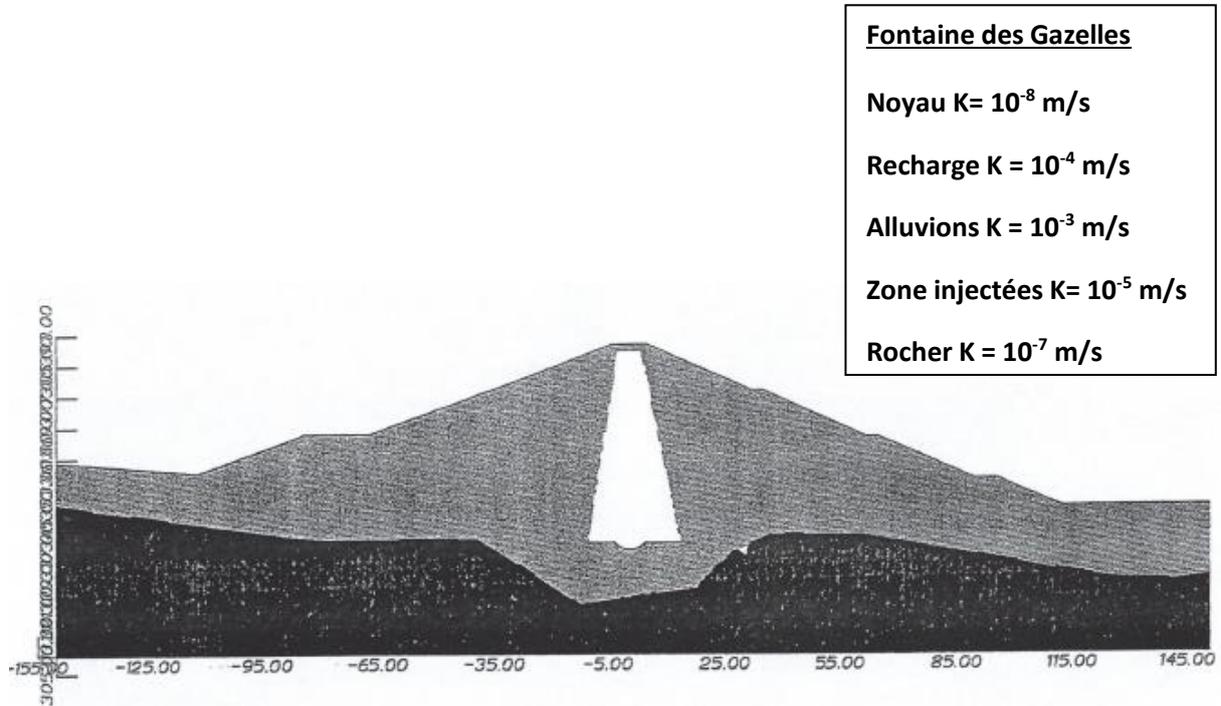


Figure II.1 schéma général du barrage Fontaine des Gazelles

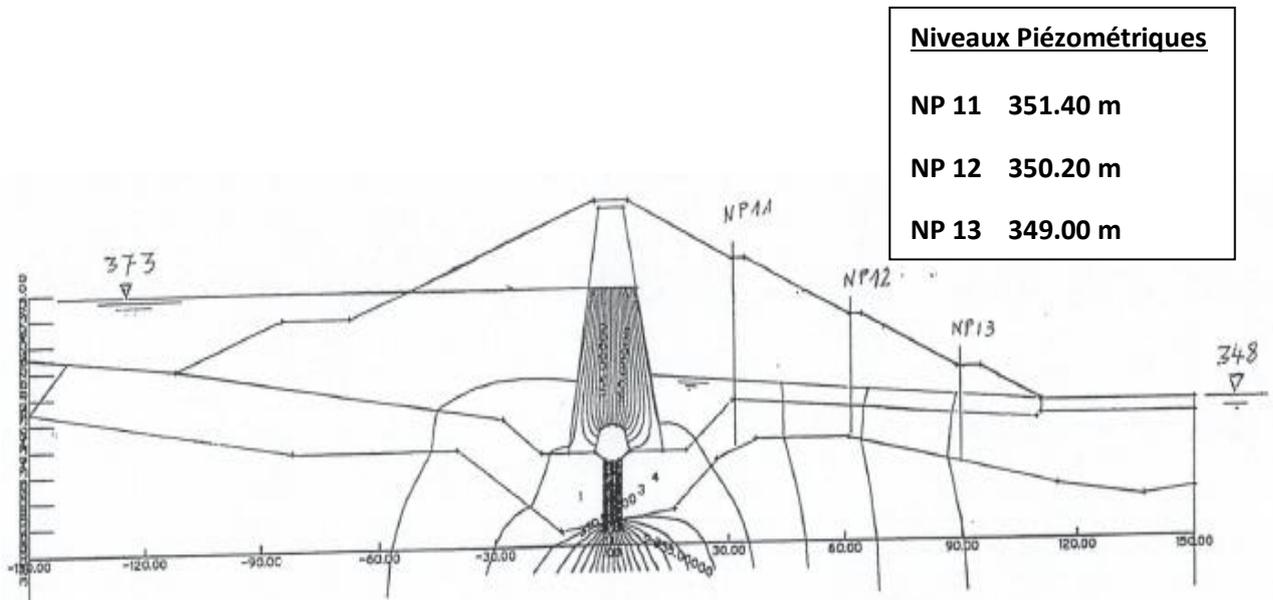


Figure II.2 niveaux piézométriques dans le barrage Fontaine des Gazelles

## II.2 Hydrologie

Superficie du bassin 1.666 km<sup>2</sup>

Longueur du Talwegs principale 82.4 km

Altitude 1.440 m a 360 m

Pluviométrie moyenne annuelle 380 mm

Apport moyen annuel 0,654 m<sup>3</sup>/s

Apport solide annuel 300.000 tonnes/ans

## II.3 Retenue

Capacité brute (Niv. 384) 55.491 million de m<sup>3</sup>

Capacité utile 48.490 million de m<sup>3</sup>

Volume annuel régularisable 14 million de m<sup>3</sup>

Cote de retenue normale 384 m

Cote de retenue minimum 368.7 m

Cote de retenue maximum 388 m

Cote de la crête 390 m

## II.4 Barrage

Type : remblai en alluvions compactés avec noyau en argile.

Niveau de crête : 390 m (+1 m max. contreflèche)

Hauteur au-dessus du fond de la vallée : 42.5 m

Largeur de la crête : 8.5 m

Longueur de la crête : 370 m

Pente talus amont et aval : 2.75/1 et 2.25/1

Nature des fondations : grés marnes

Risberme amont : Niveau 367 (crête batardeau)

Risberme aval : Niveau 355.42- 366- 378

### PLAN GENERALE DU BARRAGE D'El Agrem

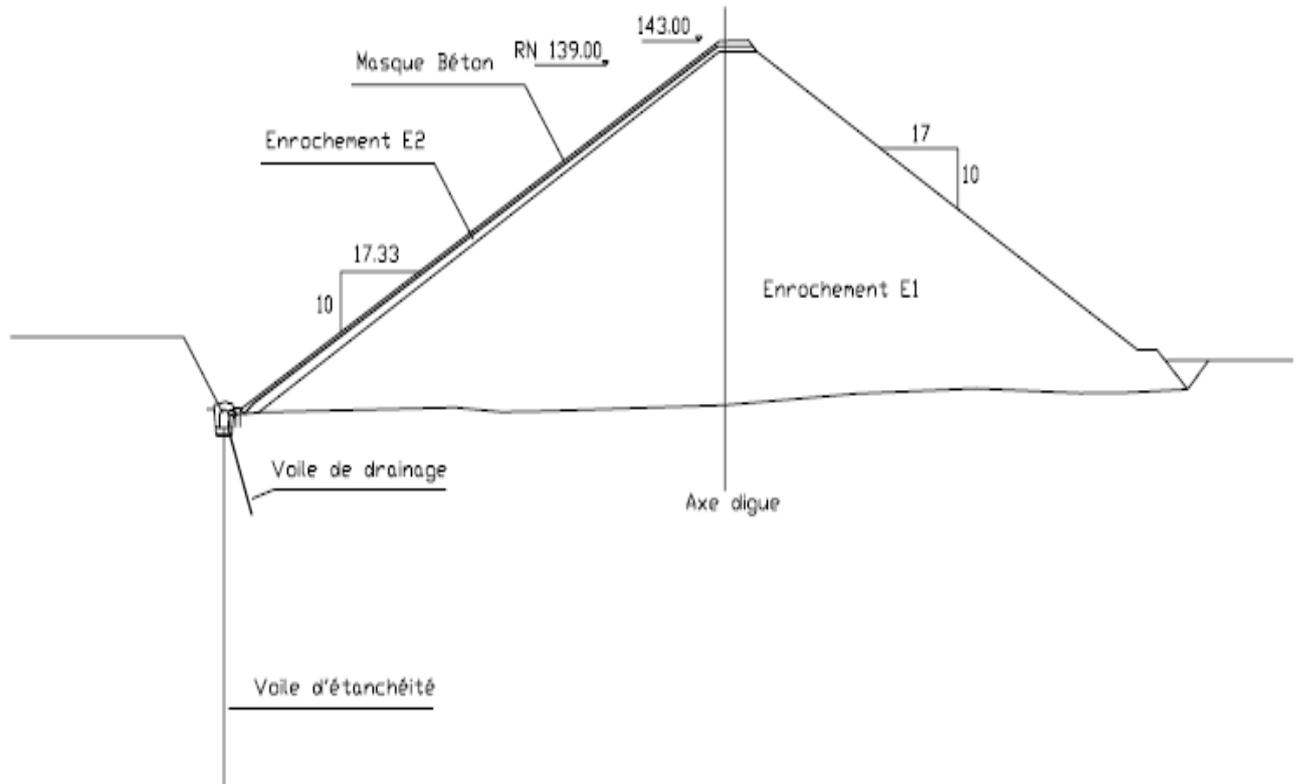
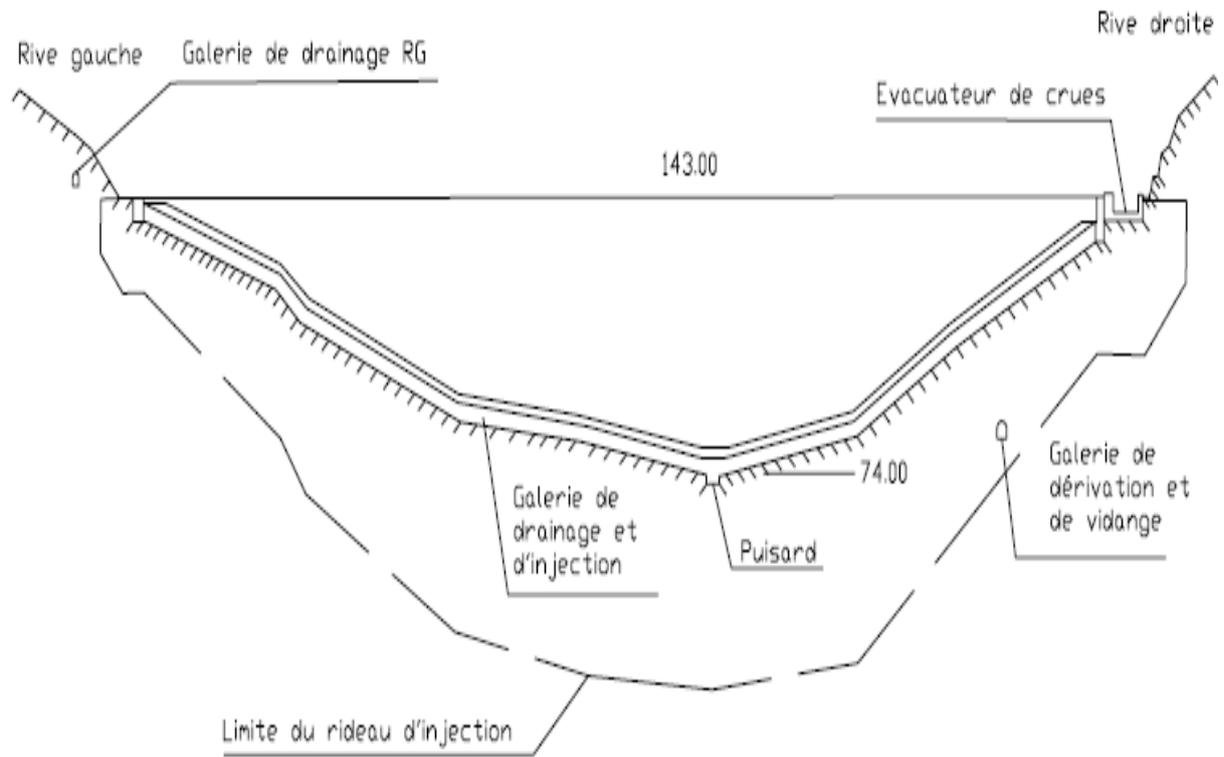


Figure II.3: Schéma général du barrage El-Agrem

## Annexe II schématisation et caractéristiques des deux barrages



**Figure II.4:** Vu générale des fondations du barrage El-Agrem



## Annexe II schématisation et caractéristiques des deux barrages

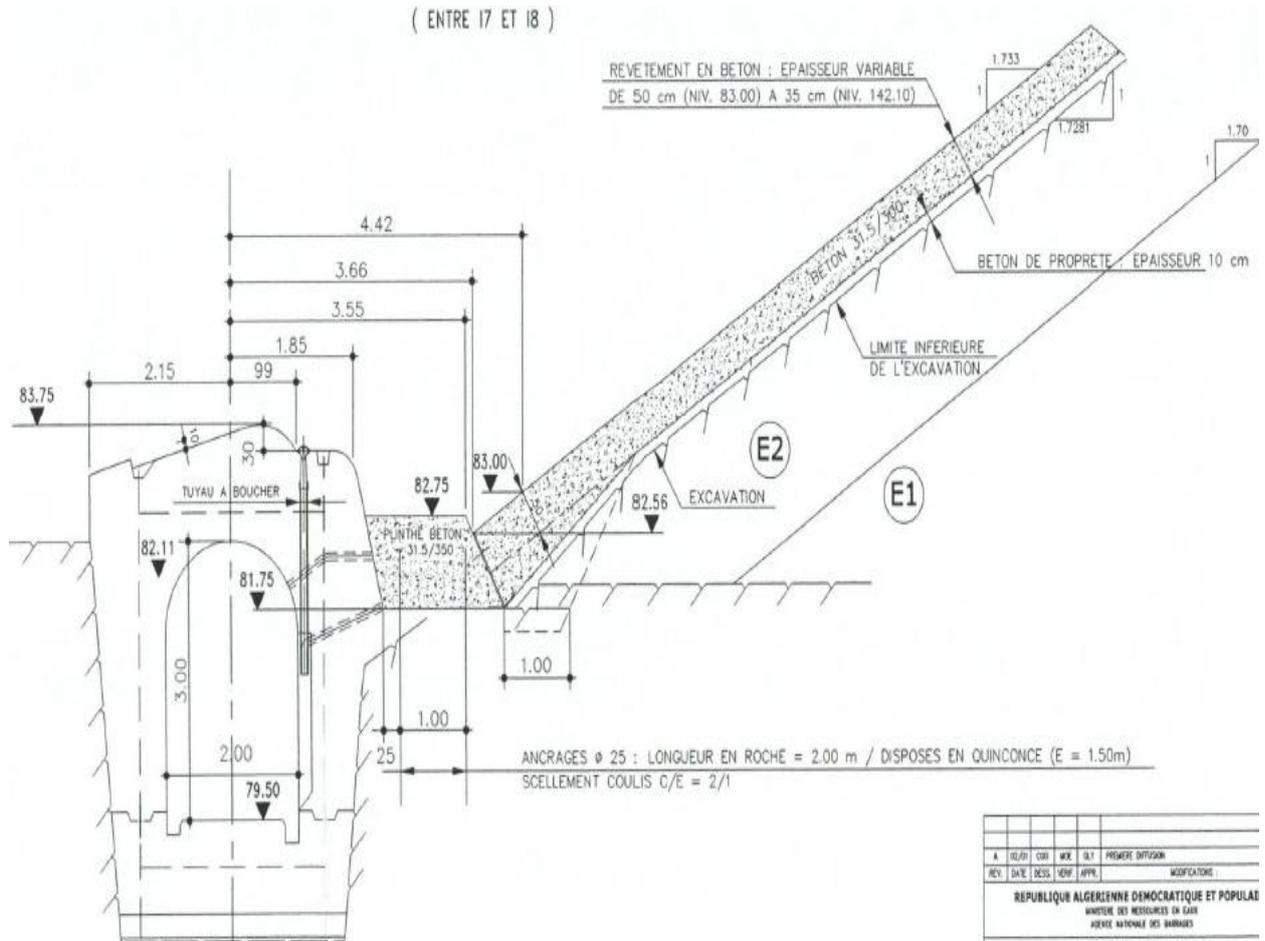


Figure II.6 : Raccordement entre galerie- Plinthe-Revêtement en béton

### II.6 Hydrologie

Superficie du bassin 39.5 km<sup>2</sup>

Longueur du Talwegs principale 82.4 km

Altitude 1.440 m a 360 m

Pluviométrie moyenne annuelle : 1.225 mm

Apport moyen annuel : 23 million de m<sup>3</sup>

### II.7 Retenue

Capacité brute (Niv. 139) 35.8 million de m<sup>3</sup>

Capacité utile 32.8 million de m<sup>3</sup>

Volume annuel régularisable 21.5 million de m<sup>3</sup>

Cote de retenue normale 139 m

Cote de retenue minimum 108.5 m

Cote de retenue maximum 141.5 m

## **II.8 Barrage**

Type : remblai en enrochement compactés avec masque d'étanchéité amont en béton

Niveau de crête : 143 m

Hauteur au-dessus du fond de la vallée : 60 m

Longueur de la crête : 395 m

Pente talus amont et aval : 1.7/1

Nature des fondations : Granite/marno-calcaires (marnes)

Galerie d'injection et de contrôle : 475 m de longueur

## Annexe III

### Dispositifs d'auscultation des infiltrations et des déformations dans un barrage en terre.

L'auscultation est effectuée par des instruments et des appareils de mesure, le contrôle et la surveillance visuelle du barrage doit être réalisé régulièrement par des ingénieurs spécialisés dans le domaine des barrages.

Les dispositifs d'auscultations ont pour but de contrôler le comportement des ouvrages annexes durant la construction et pendant la période d'exploitation.

#### III.1 Piézomètres ouverts

Les piézomètres sont installés dans les forages débouchant en crête de digue, dans le talus aval ainsi qu'à l'aval de la digue et sur le talus de l'évacuateur de crues. Ces piézomètres mesurent les niveaux d'eau dans les schistes, dans les remblais et dans les alluvions en place en fonction de leur zone crépinée. Ils permettent une mesure directe des niveaux d'eau et, par conséquent fournissent un bon moyen de contrôle du fonctionnement des cellules de mesures de pressions.



Figure III.1: Mesure piézométrique

#### III.2 Les drains

Les débits sont observés :

A chaque tube de drainage dans la galerie d'injection et dans les galeries latérales de drainage,

Dans les puisards de la galerie sous digue,

Sur les caniveaux d'évacuation des galeries de drainage,

En rive droite, à la jonction de la GDRD avec la galerie d'accès,

## Annexe III Dispositifs d'auscultations des infiltrations et des déformations dans un barrage en terre

---

En rive gauche, au débouché de la galerie RG.



**Figure III.2:** Fuite



**Figure III.3:** Drain

Le débit de fuite et de drain est mesuré à l'aide d'un seau gradué et un chronomètre.



**Figure III.4:** Mesure du débit

### III.3 Les manomètres

Ils sont destinés pour la mesure de pression manométrique ou la pression d'eau exercée sur les parois de la galerie.



Figure III.5: Le manomètre

### III.4 Les cellules de pression

Ces cellules comprennent :

Des cellules de mesures de pressions interstitielles ;

Des cellules de mesures de pressions totales ;

Des cellules piézométriques.

Les cellules de pressions interstitielles sont installées dans le noyau du corps de digue.

Elles ont été doublées par l'installation de cellules de mesures de pressions totales.

La digue est décomposée en plusieurs profils et chaque profil comporte plusieurs cellules de pression.



Figure III.6: Station de mesure N° 3

Chaque station de mesure comporte des boîtes répartiteurs des câbles des cellules.



**Figure III.7 :** Boites répartiteurs des câbles des cellules

- Les cellules de pressions interstitielles mesurent uniquement la pression de l'eau remplissant les pores du sol à proximité immédiate de l'appareil. Elles sont directement influencées par la surpression générée par le phénomène de consolidation des remblais.
- Les cellules de pressions totales intègrent la pression entre les grains (pression effective) et la pression des fluides remplissant les pores (pression interstitielles). Le bon fonctionnement de ces cellules est lié à l'adéquation des caractéristiques de l'appareil et du terrain.

### **III.5 Les barres vinchons**

Les vinchons permettent de suivre les mouvements des parois de la galerie suivant les différentes dimensions X Y et Z, on mesure la variation d'écartement de la fissure à l'aide d'un pied à coulisse.



**Figure III.8 :** Barre vinchon

### **III.6 Les tassomètres**

Les tassomètres sont utilisés pour mesurer les tassements qui se produisent dans le remblai durant sa construction, lors de la mise en eau du réservoir et pendant l'exploitation de l'aménagement.

Ce sont des tubes reliés à des anneaux en aimant, la distance entre deux anneaux est de 3 m. Le tassement est mesuré par rapport à l'affaissement de l'anneau.



**Figure III.9 : Tube tassométrique**