



Université de Batna 2 – Mostefa Ben Boulaïd
Faculté de Technologie
Département d'Hydraulique



Thèse

Préparée au sein du Laboratoire de Recherche en Hydraulique Appliquée

Présentée pour l'obtention du diplôme de :
Doctorat en Sciences en Hydraulique
Option : Sciences Hydrauliques

Sous le Thème :

**L'influence de l'interaction fluide-solide sur le
comportement sismique des barrages en terre**

Présentée par :

ZEROUAL Abdelatif

Devant le jury composé de :

M. LAHBARRI Nouredine	Prof.	Université de Batna 2	Président
M. FOURAR Ali	Prof.	Université de Batna 2	Rapporteur
M. KARECHE Toufik	Prof.	Université de Batna 2	Examineur
M. SEKIOU Fateh	M.C.A.	Université d'Oum El Bouaghi	Examineur
M. BERREKSI Ali	M.C.A.	Université de Bejaia	Examineur
M. MESSAMEH Abdelhamid	M.C.A.	Université de Biskra	Examineur

Année universitaire 2020/2021

DÉDICACES

Je dédicace cette thèse

À mes parents;

À mes frères et sœurs;

À ma petite famille;

Et à tous ceux qui me sont chers.

REMERCIEMENTS

Je voudrais tout d'abord remercier mon promoteur de thèse le Professeur A. Fourar pour m'avoir fait l'honneur de me permettre de travailler sous sa direction depuis le Magister et pendant ces années de thèse.

Je tiens aussi à remercier Monsieur Lahbarri Noureddine, Professeur à l'Université de Batna2, d'avoir accepté de présider le jury et également par la même occasion je tiens à remercier Messieurs: Karreche Toufik, Professeur à l'Université de Batna2, Sekiou Fateh, Maître de Conférences à l'Université d'Oum El Bouaghi; Berreksi Ali, Maître de Conférences à l'Université de Bijaia, et Messameh Abdelhamid, Maître de Conférences à l'Université de Biskra, pour avoir accepté d'examiner ce travail. Je les remercie très sincèrement.

Je tiens à exprimer ma gratitude à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de cette thèse, spécialement, je remercie chaleureusement Monsieur Djeddou Messaoud, Maître de conférences à l'université d'Oum El Bouaghi, pour sa précieuse collaboration.

Enfin, un grand merci s'adresse à ma petite famille, pour leur compréhension, sacrifices et soutien infaillible depuis tellement d'années.

RÉSUMÉ

L'évaluation de la réponse sismique des barrages en terre est un challenge réel auquel sont confrontés les chercheurs, en particulier, l'effet de l'interaction fluide-solide ou l'interaction hydromécanique sur le comportement de ces structures sous charges sismiques impliquant un potentiel de liquéfaction. Dans ce contexte, en plus des approches dynamiques conventionnelles (Pseudodynamiques et Dynamiques), cette thèse se veut une contribution à la modélisation du comportement sismique des barrages en terre par une nouvelle approche appartenant à l'intelligence artificielle (Les réseaux de neurones artificiels). À l'heure actuelle, l'application des réseaux de neurones artificiels aux problèmes de l'analyse sismique des barrages en terre est encore limitée. Cela est dû à la complexité des phénomènes régissant le comportement de ce type de barrages d'une part, et au manque de données nécessaires pour développer des modèles crédibles d'autre part.

Dans un premier temps nous exposons dans cette thèse une synthèse bibliographique sur le comportement sismique des barrages en terre. En plus des performances des barrages en terre et des approches d'analyse sismiques, un état des connaissances des modèles couplées et leurs applications pour l'analyse sismique des barrages en remblai est dressé. La deuxième partie porte sur la modélisation numérique de l'effet de l'interaction hydromécanique sur la réponse sismique des barrages en terre. Une étude d'un cas bien documentée est initiée sur le barrage Upper San Fernando. Cette étude a pour objet la validation des résultats concernant nos travaux à effectuer postérieurement. Des études comparatives sont également menées afin d'obtenir un meilleur aperçu de la réponse dynamique et de l'analyse des digues en terre. Ces dernières études fournissent un moyen d'évaluation de l'effet de l'interaction hydromécanique sur le comportement sismique des barrages en terre, impliquant la liquéfaction du massif de sol. Dans une troisième partie, les différents aspects de la technique des réseaux de neurones artificiels et son implémentation y sont décrits. Puis, la stabilité sismique des digues en terre par le biais de la technique des réseaux de neurones artificiels est examinée. Le but recherché dans cette partie étant donc, le développement de modèles prédictifs simples, directement exploitables, en combinant des méthodes numériques et des techniques de réseaux de neurones artificiels. Enfin, des modèles prédictifs de la réponse sismique des barrages en remblai et en particulier les tassements de crête par cette technique y sont aussi développés.

Mots clés : Comportement sismique, Barrages en terre, Liquéfaction, Interaction fluide-solide, Réseau de neurones artificiels.

ABSTRACT

The evaluation of the seismic response of earth dams is a real challenge for researchers, in particular, the effect of fluid-solid interaction or hydromechanical interaction on the behaviour of these structures under seismic loads involving liquefaction potential. In this context, in addition to conventional dynamic approaches (Pseudodynamics and Dynamics), this thesis aims to contribute to the modelling of the seismic behaviour of earth dams by a new approach belonging to artificial intelligence (Artificial Neural Networks). At present, the application of artificial neural networks to the problems of seismic analysis of earth dams is still limited. This is due to the complexity of the phenomena governing the behaviour of this type of dams on the one side, and to the lack of data necessary to develop credible models on the other.

In this thesis, we first present a bibliographical synthesis on the seismic behaviour of earth dams. In addition to the performances of earth dams and seismic analysis approaches, a state of knowledge of coupled models and their applications for the seismic analysis of embankment dams is presented. The second part deals with the numerical modelling of the effect of the hydromechanical interaction on the seismic response of earth dams. A well-documented case study is initiated on the Upper San Fernando Dam. The purpose of this study is to validate the results of our subsequent work. Comparative studies are also carried out in order to obtain a better insight into the dynamic response and analysis of earth dams. These latter studies provide a means of assessing the effect of the hydromechanical interaction on the seismic behaviour of earth dams, involving the liquefaction of the soil mass. In a third part, the different aspects of the artificial neural network technique and its implementation are described. Then, the seismic stability of earth dams using artificial neural network technique is examined. The aim of this section is to develop simple predictive models that can be directly used by combining numerical methods and artificial neural network techniques. Finally, predictive models of the seismic response of embankment dams and in particular the crest settlements by this technique are also developed.

Keywords: Seismic behavior, Earth dams, Liquefaction, Fluid-solid interaction, Artificial Neural Network (ANN).

ملخص

يمثل تقييم الاستجابة الزلزالية للسدود الترابية تحديًا حقيقيًا للباحثين. على وجه الخصوص، تأثير التفاعل سائل-صلب (التفاعل الهيدروميكانيكي) على سلوك هياكلها تحت الأحمال الزلزالية التي تنطوي على إمكانات التميع. في هذا السياق، بالإضافة إلى المناهج الديناميكية التقليدية، تقترح هذه الرسالة نمذجة السلوك الزلزالي للسدود الترابية من خلال نهج جديد ينتمي إلى الذكاء الاصطناعي (الشبكات العصبية الاصطناعية). في الوقت الحاضر، لا يزال تطبيق الشبكات العصبية الاصطناعية على مشاكل التحليل الزلزالي للسدود الترابية محدودًا. ويرجع ذلك من ناحية إلى تعقيد الظواهر التي تحكم سلوك هذا النوع من السدود، ومن ناحية أخرى إلى عدم وجود بيانات كافية لتطوير نماذج ذات مصداقية.

في هذه الأطروحة، نقدم أولاً بحثًا بيبليوغرافيًا عن السلوك الزلزالي للسدود الترابية. فبالإضافة إلى أداء السدود الترابية تحت تأثير الشحنات الزلزالية، حيث تم تقديم مختلف طرق التحليل الزلزالي بما في ذلك طريقة التحليل بالنماذج المقترنة. أما الجزء الثاني فيتناول النمذجة العددية لتأثير التفاعل الهيدروميكانيكي على الاستجابة الزلزالية للسدود الترابية. مرفقة بدراسة حالة موثقة تتمثل في سد سان فرناندو العلوي. الغرض من هذه الدراسة هو التحقق من صحة نتائج عملنا اللاحق. كما تم إجراء دراسات مقارنة من أجل الحصول على رؤية أفضل للاستجابة الديناميكية وتحليل السدود الترابية. توفر هذه الدراسات الأخيرة وسيلة لتقييم تأثير التفاعل الهيدروميكانيكي على السلوك الزلزالي للسدود الترابية، بما في ذلك الحالات المرفقة بتسهيل كتلة التربة. في الجزء الثالث، يتم وصف الجوانب المختلفة لتقنية الشبكة العصبية الاصطناعية وتنفيذها مرفقة بدراسات تخص الثبات الزلزالي للسدود الترابية باستخدام تقنية الشبكة العصبية الاصطناعية. الهدف من هذا القسم هو تطوير نماذج تنبؤ بسيطة يمكن استخدامها مباشرة من خلال الجمع بين الأساليب العددية وتقنيات الشبكات العصبية الاصطناعية. أخيرًا، تم أيضًا تطوير نماذج تنبؤ للاستجابة الزلزالية للسدود الترابية وعلى وجه الخصوص مستويات التسوية القصوى بواسطة هذه التقنية.

الكلمات المفتاحية: السلوك الزلزالي، السدود الترابية، التميع، التفاعل سائل-صلب، الشبكة العصبية الاصطناعية.

Table des matières

DÉDICACES	I
REMERCIEMENTS	II
RÉSUMÉ	III
ABSTRACT	IV
ملخص	V
TABLES DES MATIERES	VI
LISTE DES FIGURES	XI
LISTE DES TABLEAUX	XIV
PRINCIPALES NOTATIONS	XVI
 INTRODUCTION GENERALE	 1
CHAPITRE 1 : PERFORMANCE SISMIQUE DES BARRAGES EN REMBLAI	7
1.1. Introduction.....	7
1.2. Barrages en remblai	7
1.2.1. Barrages en terre.....	8
1.2.2. Barrages en enrochements	10
1.3. Evaluation de la performance des barrages en remblai sous l’action des séismes	11
1.3.1. Dommages sismiques liés aux phénomènes de liquéfaction.....	14
1.3.2. Dommages sismiques liés au phénomène de tassement	16
1.4. Conclusion	19
CHAPITRE 2 : APPROCHES D’ANALYSE SISMIQUE DES BARRAGES EN REMBLAI	21
2.1. Introduction.....	21
2.2. Approche pseudostatique (PS).....	21
2.3. Approche simplifiée (Méthodes pseudodynamiques)	23
2.3.1. Méthode de Newmark	23
2.3.2. Méthode de Seed et Makdisi	25
2.3.3. Autre méthodes simplifiées	26
2.3.4. Méthodes simplifiées avec un couplage hydromécanique	27
2.4. Calcul empirique des tassements sismiques	28
2.4.1. Méthode de Bureau (2012)	29
2.4.2. Méthode de Swaisgood (2003)	30

2.5. Approche dynamique (Méthodes numériques)	31
2.5.1. Modélisation dynamique complètement couplée	32
2.5.1.1. Formulation de l'interaction dynamique fluide-solide.....	32
2.5.1.2. Modélisation du comportement dynamique des barrages en terre	33
2.6. Approche de l'intelligence artificielle (IA)	37
2.6.1. Principe	38
2.6.2. Applications de l'approche IA.....	39
2.7. Conclusion	40
CHAPITRE 3 : MODELISATION NUMERIQUE	41
3.1. Introduction.....	41
3.2. Présentation du code de calcul PLAXIS.....	41
3.3. Modélisation dynamique par le code PLAXIS	41
3.3.1. Type d'élément finis	41
3.3.2. Amortissement de Rayleigh.....	42
3.3.3. Intégration temporelle	44
3.3.4. Pas de temps critique et Convergence du maillage	44
3.3.5. Conditions aux limites	45
3.3.6. Limites de champ libre et de base conforme	46
3.4. Modèles de comportement.....	47
3.4.1. Modèle HS (Hardening Soil).....	47
3.4.2. Modèle HS-Small (Hardening Soil Small, HS-Small).....	50
3.4.3. Modèle UBC3D-PLM	53
3.4.4. Modèle PM4Sand	60
3.5. Conclusion	64
CHAPITRE 4 : ANALYSE NUMERIQUE DU COMPORTEMENT SISMIQUE DES BARRAGES EN TERRE INDUIT PAR LA LIQUEFACTION : ETUDE COMPARATIVE	65
4.1. Introduction.....	65
4.2. Barrage Upper San Fernando	66
4.3. Objectif et méthodologie de l'analyse	69
4.4. Modélisation numérique	70
4.4.1. Signal sismique d'entrée	70
4.4.2. Modèles constitutifs et propriétés des matériaux	71
4.4.4. Génération de maillage et sélection des points représentatifs	74
4.4.5. Conditions aux limites	75
4.5. Résultats de la simulation numérique	76

4.5.1. Analyse statique	76
4.5.2. Analyse dynamique.....	77
4.5.2.1. Accélérations	77
4.5.2.2. Déformations.....	78
4.5.2.3. Analyse de la Liquéfaction	80
4.5.2.4. Comparaison des déplacements observés et simulés.....	86
4.6. Conclusion	88
CHAPITRE 5: MODELISATION PAR RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS	90
5.1. Introduction.....	90
5.2. Modèle de réseau de neurones	91
5.3. Modèle mathématique d'un réseau de neurones multicouches.....	92
5.4. Développement des réseaux de neurones artificiels	94
5.4.1. Architecture.....	94
5.4.2. Fonction d'activation.....	95
5.4.3. Division des données et prétraitement.....	95
5.4.4. Processus d'apprentissage (Entraînement).....	97
5.4.5. Optimisation.....	98
5.4.6. Généralisation	101
5.4.7. Modèle ANN de type Feed-forward Backpropagation (FBNN)	103
5.4.8. Critères de performance	103
5.5. Exploitation des ANN.....	106
5.5.1. Importance relative des variables d'entrée	106
5.5.1.1. Algorithme de Garson	106
5.5.1.2. Approche du poids de connexion.....	107
5.5. Conclusion	108
CHAPITRE 6 : MODELISATION ET PREDICTION DES FACTEURS DE SECURITES SISMIQUES DES DIGUES EN TERRE PAR UNE APPROCHE COUPLEE SRFEM-ANN	109
6.1. Introduction.....	109
6.2. Hypothèses des calculs et limites d'application	110
6.3. Construction de base de données.....	112
6.4. Modélisation numérique SR-FEM	114
6.5. Modélisation ANN	115
6.5.1. Critères de performance	117
6.6. Résultats et discussion	117
6.6.1. Sélection du FBNN optimal.....	118

6.6.2. Analyse des performances du FBNN	119
6.6.3. Analyse de sensibilité	125
6.6.4. Application du modèle développé	127
6.7. Conclusion	129
CHAPITRE 7 : MODELISATION ET PREDICTION DES COEFFICIENTS SISMQUES CRITIQUES DES DIGUES EN TERRE PAR UNE APPROCHE COUPLEE FELA-ANN	130
7.1. Introduction.....	130
7.2. Méthodologie de recherche.....	131
7.3. Modélisation numérique.....	132
7.3.1. Présentation du logiciel <i>OptumG2</i>	132
7.3.2. Théorie de l'analyse limite (LA)	132
7.3.3. Résultats de l'analyse numérique	133
7.4. Développement de modèles	134
7.4.1. Réseau de neurones artificiels	134
7.4.1.1. Base de données et normalisation	134
7.4.1.2. Modélisation neuronale	135
7.4.2. Modèles de régression multiple (MR)	136
7.5. Résultats et discussion	137
7.5.1. Analyse de sensibilité	139
7.5.3. Formulation explicite des modèles développés.....	140
7.5.4. Comparaison avec d'autres méthodes numériques	141
7.6. Conclusion	142
CHAPITRE 8 : MODELISATION ET PREDICTION DES TASSEMENTS INDUITS PAR SEISMES DANS LES BARRAGES EN REMBLAI PAR DES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS.....	143
8.1. Introduction.....	143
8.2. Travaux antérieurs.....	143
8.3. Procédures de recherche	145
8.4. Construction des bases de données.....	146
8.5. Développement des modèles prédictifs.....	149
8.5.1. Modélisation par La régression multiple (RM).....	149
8.5.2. Modélisation par les réseaux de neurones	149
8.5.2.1. Prétraitement des bases de données.....	150
8.5.2.2. Evaluation des performances de prédiction	150
8.6. Résultats et discussion	151
8.6.1. Architectures optimales des ANN	151

8.6.2. Comparaison de modèles développés	155
8.6.3. Analyse de l'importance des variables d'entrée	156
8.7. Comparaison des modèles développés avec autre méthodes.....	157
8.8. Conclusion	160
CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES.....	161
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....	165
ANNEXES	180

Liste des figures

Figure 1.1 : Types de sections de barrage en terre (USBR, 2012)	9
Figure 1.2 : Types de sections de barrage en enrochements (USBR, 2012).....	11
Figure 1.3 : Barrage Keddara : a- Vue en aval, b-Fissures observés à la crête lors du séisme de Boumerdas 2003 (Sêco e Pinto, 2015).....	13
Figure 1.4 : Rupture du barrage Fujinuma après le séisme de Tohoku 2011 (Harder et al., 2011).	13
Figure 1.5 : Vue du barrage de San Fernando après son effondrement partiel lors du tremblement de terre de Sylmar en 1971.....	14
Figure 2.1 : Illustration de l'approche d'analyse pseudo-statique (Pelecanos, 2013).	22
Figure 2.2 : Schéma illustrant le concept du bloc glissant de Newmark (Anderson et al. 2009).....	24
Figure 2.3 : Variation de l'accélération sismique le long de la hauteur des remblais (d'après Seed et Makdisi, 1978 ; extrait de Hydro-Québec, 2003).	25
Figure 2.4 : Calcul du déplacement en crête (d'après Seed et Makdisi, 1978, extrait de Hydro-Québec, 2003).....	26
Figure 2.5 : Estimations du tassement des crêtes des barrages en enrochement et des remblais de sable d'après l'indice de sévérité(ESI) des tremblements de terre (Roth et al., 1986).	30
Figure 2.6 : Graphique pour l'estimation des tassements en crête induits par séisme (Swaigood, 2003).	31
Figure 2.7 : Modélisation IA pilotée par les données.....	39
Figure 3.1 : Éléments finis utilisés dans l'analyse numérique, (a) Éléments triangulaire à 6 nœuds (b) Éléments triangulaire à 15 nœuds (PLAXIS, 2019).	42
Figure 3.2 : Amortissement de Rayleigh en fonction de la fréquence (Plaisant, 2013).....	43
Figure 3.3. (a) Limites du champ libre dans l'analyse dynamique (Itasca, 2007) ; (b) Éléments en champ libre (PLAXIS, 2019)	47
Figure 3.4 : Relation contrainte-déformation pour un essai triaxial drainé : (a) définition de E_{50} et E_{ur} ; (b) définition de E_{50ref} et E_{urref} (PLAXIS, 2019).....	49
Figure 3.5 : Courbe de réduction du module de cisaillement en fonction de la déformation (Atkinson et Salfors, 1991).....	50
Figure 3.6 : Résultats de la relation Hardin-Drnevich comparés aux données de test par Santos et Correia (2001) (PLAXIS, 2019).	51
Figure 3.7 : Courbe de réduction du module de cisaillement sécant et tangent (Plaxis, 2019)	52
Figure 3.8 : Règle de durcissement originale du modèle UBCSAND (PLAXIS, 2019).	55
Figure 3.9 : Représentation graphique de la règle d'écoulement de Rowe modifiée telle qu'utilisée dans le modèle UBC3D-PLM (PLAXIS, 2019)	56

Figure 3.10 : Introduction de deux surfaces de charges afin d'inclure la densification du sol, la transition en douceur dans la liquéfaction et le comportement post-liquéfaction (PLAXIS,2019).....	57
Figure 3.11 : Trajectoire de contrainte de cisaillement cyclique non drainée reproduite avec le modèle UBC3D-PLM pour un sable dense. La mobilité cyclique, la dégradation de la rigidité et la densification du sol sont indiquées sur le graphe (PLAXIS, 2019).	58
Figure 3.12 : (a) Schématisation des frontières de plasticité, d'état critique, de dilatance et de l'enveloppe limite dans l'espace q-p d'après Dafalias et Manzari (2004) ; (b) Schématisation de la ligne de dilatation pivotée ajoutée au modèle PM4Sand (Extrait de Boulanger et Ziotopolou, 2017).....	61
Figure 4.1 : Barrage USF dans le complexe du lac Van Norman (d'après Bardet et Davis, 1996).....	67
Figure 4.2 : (a) Vue en plan du barrage Upper San Fernando (Extrait de Huynh et al. 2006) ; (b) Coupe typique- Section B-B' - (Seed et al., 1973).....	68
Figure 4.3 : Schéma du barrage USF après le séisme de 1971 (Extrait de Ming et al., 2011 d'après Seed et al., 1975)	69
Figure 4.4 : Accélérogramme corrigé du barrage de Pacoima du séisme de San Fernando (1971) :(a) Accélération, (b) Amplitude de Fourier.....	71
Figure 4.5 : Piézomètres et variations de la pression interstitielle dues au séisme de San Fernando 1971 (d'après Seed et al., 1973).....	72
Figure 4.6 : Modélisation du barrage Upper San Fernando (différentes zones des matériaux constituant le barrage et sa fondation).....	73
Figure 4.7 : Nœuds choisis pendant l'analyse dynamique.....	75
Figure 4.8 : (a) Pressions interstitielles actives (P_{active}) ; (b) Charge hydraulique (h).....	76
Figure 4.9 : (a) Contraintes verticales effectives (σ'_y) ; (b) Contraintes de cisaillement (σ_{xy}).....	77
Figure 4.10 : Comparaison de l'accélération horizontale simulée par rapport à l'accélération horizontale d'entrée (HSS).	77
Figure 4.11 : Comparaison de l'accélération horizontale simulée par rapport à l'accélération horizontale d'entrée (UBC3D et PM4S).....	78
Figure 4.12 : Tracé de vecteurs de déplacement :(a) HSsmall, (b) UBC3D, (c) PM4S.	79
Figure 4.13 : Forme des surpressions interstitielles P_{excess} après tremblement de terre : (a) HSS ; (b) UBC3D ; (c) PM4S.	81
Figure 4.14 : Comparaison de la variation des surpressions interstitielles.....	82
Figure 4.15 : Contour du rapport de pression interstitielle R_u : (a) HSsmall ; (b) UBC3D ; (c) PM4S.	84
Figure 4.16 : Zones liquéfiées ($R_u > 0.7$) :(a) HSS; (b) UBC3D ; (c) PM4S.....	85
Figure 4.17 : Déplacements associés au tremblement de terre (Extrait de Wu, 2001 d'après Serff et al., 1976).....	86
Figure 4.18 : Forme des déplacements horizontaux et verticaux après tremblement de terre (HSS).	87
Figure 4.19 : Forme des déplacements horizontaux et verticaux après tremblement de terre (UBC3D).	87
Figure 4.20 : Forme des déplacements horizontaux et verticaux après tremblement de terre (PM4S)... ..	87
Figure 5.1 : Mise en correspondance neurone biologique-neurone artificiel (Touzet, 1992).	91
Figure 5.2 : Modèle mathématique d'un neurone artificiel.....	92

Figure 5.3: Représentation illustrant l'architecture d'un réseau de neurones comprenant trois couches (MLP).	93
Figure 5.4 : Présentation graphique du phénomène de sur-apprentissage (Durand, 2018).	98
Figure 5.5 : Algorithme d'apprentissage coincé dans un minimum local (Djeddou, 2014)	100
Figure 5.6 : Performances d'un modèle proposé avec deux phases (Apprentissage et Test) (Das 2013)	102
Figure 5.7 : Une exécution typique d'un ANN (MathWorks Inc., 2005).	102
Figure 5.8 : La perméabilité du sol observée par rapport à la perméabilité du sol prédite (a) pour 100 itérations, (b) pour 10 itérations (Das 2013).	103
Figure 6.1 : Barrage homogène avec différents types de drainage (USBR, 2012).	111
Figure 6.2 : Présentation schématique des paramètres géométriques d'une digue en terre homogène.	113
Figure 6.3 : Exemple de profil de déformation déviatorique équivalente utilisant GEO5-FEM.	115
Figure 6.4 : Organigramme de la méthodologie de recherche pour prédire FS des digues en terre.	116
Figure 6.5 : Architecture FBNN proposée (TP 11-21-4)	118
Figure 6.6 : Performance du modèle FBNN développé (11-21-4) pour la prédiction de $FS_{(Em)}$ et $FS_{(Em+EQ)}$	122
Figure 6.7 : Performance du modèle FBNN développé (11-21-4) pour la prédiction de $FS_{(F)}$ et $FS_{(F+EQ)}$	122
Figure 6.8 : Comparaison entre les valeurs calculées et les valeurs prédites ($FS_{(Em)}$)	123
Figure 6.9 : Comparaison entre les valeurs calculées et les valeurs prédites ($FS_{(Em+EQ)}$)	123
Figure 6.10 : Comparaison entre les valeurs calculées et les valeurs prédites ($FS_{(F)}$)	124
Figure 6.11 : Comparaison entre les valeurs calculées et les valeurs prédites ($FS_{(F+EQ)}$)	124
Figure 6.12 : Importance relative des différentes variables d'entrée par algorithme de Garson.	126
Figure 6.13 : Importance relative des différentes variables d'entrée par approche des poids de connexions.	127
Figure 7.1 : Schéma d'une digue en terre homogène :(a) Paramètres géométriques de la digue en terre avec drain horizontal sur fondation imperméable (m/n : pente amont / pente aval du barrage ; F_b : hauteur libre (Freeboard) ; b : largeur de la crête; hw : hauteur de l'eau en amont du barrage) ; (b) maillage adaptatif à l'aide du logiciel OptumG2.	133
Figure 7.2 : Exemple de résultats d'analyse pseudostatique à l'aide du logiciel OptumG2 : (a) Pression interstitielle (kPa) (b) Charge hydraulique (m)	134
Figure 7.3 : Comparaison des valeurs k_c prédites et observées (FBNN1)	137
Figure 7.4 : Valeurs de R des phases d'apprentissage, de validation, de test et de toutes les données pour les modèles optimaux :(a) FBNN1, (b) FBNN2.	138
Figure 7.5 : Meilleure performance de validation : (a) FBNN1, (b) FBNN2.	139
Figure 7.6 : Importance relative des différentes variables d'entrée (FBNN1).	140
Figure 8.1 : Comparaison des valeurs observées avec les valeurs prévues (FBNN1)	153
Figure 8.2 : Corrélation entre les valeurs observées et les valeurs prévues (FBNN1).	153
Figure 8.3 : Comparaison des valeurs observées avec les valeurs prévues (FBNN2)	154

Figure 8.4 : Corrélation entre les valeurs observées et les valeurs prévues (FBNN2).	154
Fig.8.5: Importance relative des variables d'entrée par approche des poids de connexions : (a) FBNN1; (b) FBNN2.	157

Liste des tableaux

Tableau 1.1 : Cas historiques de déplacements observés dans les barrages en remblai induits par des phénomènes de liquéfaction (Extrait de Singh et al., 2007 ; Singh et Debasis, 2009).....	15
Tableau 1.2 : Cas historiques des tassements de la crête observés dans les barrages en remblai induits par des tremblements de terre (Extrait de Singh et al., 2007 ; Singh et Debasis, 2009).	17
Tableau 2.1 : Différentes formules proposées par Newmark(1965) pour estimer les déplacements permanents.	24
Tableau 2.2 : Résumé des principaux modèles dynamiques simplifiés appliqués aux barrages en remblais.	26
Tableau 3.1. Les différents paramètres du modèle HS-Small (PLAXIS.2019).....	53
Tableau 3.2. Les paramètres d'entrée du modèle UBC3D-PLM (PLAXIS.2019)	59
Tableau 3.3 : Les paramètres d'entrée du modèle PM4Sand (Vilhar et al., 2018)	63
Tableau 4.1 : Programme des simulations de la réponse dynamique du barrage USF.....	70
Tableau 4.2 : Résumé des caractéristiques du tremblement de terre utilisé (Pacoima modifié).....	71
Tableau 4.3 : Propriétés des matériaux utilisées dans l'analyse statique et dynamique (HSS).	73
Tableau 4.4 : Paramètres primaires des modèles UBC3D-PLM et PM4Sand.....	74
Tableau 4.5 : Comparaison des résultats de déplacements (Observés vs Simulés).....	88
Tableau 5.1 : Fonctions d'activation typiques.....	95
Tableau 5.2 : Formules de normalisation/dénormalisation.....	96
Tableau 5.3 : Les caractéristiques des algorithmes de rétropropagation (Adopté d'après Bourouis et al., 2015).....	100
Tableau 5.4 : Principaux paramètres de performance.....	104
Tableau 6.1 : Variables d'entrée sélectionnées et de sorties obtenues utilisées pour développer le ANN.	113
Tableau 6.2 : Détails statistiques des variables d'entrée et de sorties.	114
Tableau 6.3 : Statistiques du modèle FBNN avec différents nombres dans la couche cachée.....	119
Tableau 6.4 : Paramètres de performance du modèle FBNN avec différents nombres dans la couche cachée.	120
Tableau 6.5 : Performance globale du modèle développé FBNN (11-21-4)	121
Tableau 6.6 : Importance relative des entrées par l'algorithme de Garson et l'approche des poids de connexions pour la prédiction de $FS_{(i)}$	126
Tableau 6.7 : Données d'entrée pour les nouveaux cas de vérification.	127
Tableau 6.8 : Performance du modèle FBNN sur un exemple de vérification rapporté dans la littérature.	128
Tableau 6.9 : Application du modèle FBNN développé pour prédire la stabilité de la digue en terre 'Oued El-Magroune'.	128
Tableau 7.1 : Statistiques récapitulatives des bases de données.	135
Tableau 7.2 : Paramètres des réseaux neuronaux utilisés dans cette étude.....	136

Tableau 7.3 : Statistiques et paramètres de performance des modèles optimaux.	137
Tableau 7.4 : Poids de connexion du modèle FBNN1.	139
Tableau 7. 5 : Importance relative des différentes variables d'entrée (FBNN1).....	140
Tableau 7.6 : Poids de connexion et biais du modèle FBNN2.	140
Tableau 7. 7 : Données d'entrée sélectionnées pour les nouveaux cas.....	141
Tableau 7.8 : Comparaison des résultats obtenus par différentes méthodes.	141
Tableau 8.1 : Description des bases de données utilisées dans étude.	147
Tableau 8.2 : Paramètres statistiques des bases de données utilisées dans cette étude.	148
Tableau 8.3 : Performance des modèles MR optimaux.	149
Tableau 8.4 : Valeurs des paramètres statistiques pour le modèle FBNN1 avec différents nombres dans la couche cachée.	152
Tableau 8.5 : Statistiques du modèle FBNN2 avec différents nombres dans la couche cachée.....	152
Tableau 8.6: Comparaison des résultats obtenus par les modèles prédictifs FBNN.....	155
Tableau 8.7 : Comparaison entre les meilleurs modèles prédictifs (ANN vs MLR).	155
Tableau 8.8 : Poids et biais de connexion associés au modèle FBNN1.	156
Tableau 8.9: Poids et biais de connexion associés au modèle FBNN2.	156
Tableau 8.10 : Importance relative des variables d'entrée par l'approche des poids de connexions pour la prédiction de ($\Delta h/H$).....	156
Tableau 8.11 : Données utilisée pour prédire le tassement relatif par les modèles ANN.	158
Tableau 8.12 : Comparaison des tassements maximums induits par séisme calculés par différentes approches.	159

PRINCIPALES NOTATIONS

Les principales notations sont décrites selon leur emploi dans la thèse actuelle. Cependant, certains symboles ne sont pas inclus dans cette liste mais sont définis dans le texte.

Symboles

a_c	Accélération critique (m/s ²)
a_{max}	Accélération maximale (m/s ²)
a_H	Accélération horizontale (m/s ²)
a_V	Accélération verticale (m/s ²)
c	Cohésion (kPa)
C_c	Indice de compression
$[C]$	Matrice d'amortissement
D	Amortissement ou encore Déplacement permanent
D_{max}	Déplacement maximal permanent (m)
dt	Intervalle de temps
E	Module d'élasticité ou encore matrice de raideur tangente
e	Indice des vides
E_i	Module initial
E_{50}^{ref}	Module sécant à 50% de déformation de référence
E_{oed}^{ref}	Module œdométrique à la pression de référence
E_{ur}^{ref}	Module de chargement – déchargement de référence
E_{oed}	Module œdométrique à la pression
E_t	Module tangent
E_{ur}	Module de chargement – déchargement
E_{50}	Module sécant à 50% de déformation
F_H	Force d'inertie horizontale agissant sur le bloc glissant
F_V	Force d'inertie verticale agissant sur le bloc glissant
$\{F(t)\}$	Vecteur de chargement variable
G	Module de cisaillement
G_{max}, G_0	Module de cisaillement maximal
G_{sec}	Module sécant
G_{tan}	Module tangent

g	Accélération gravitationnelle (9,81 m/s ⁻¹)
H	Hauteur du barrage
Δh	Tassement maximal en crête
I_a	Intensité d'Arias
K_0^{NC}	Valeur de K_0 normalement consolidé
K	Module de compressibilité du système squelette solide-fluide interstitiel
K_f	Module de compressibilité du fluide
K_s	Module de compressibilité du grain solide
$k_{avg}(t)$	Historique d'accélération moyenne
k_c, k_y	Coefficient d'accélération critique (<i>yield acceleration</i>)
k_D	Coefficient de perméabilité du fluide interstitiel
k_H	Coefficient pseudo-statique horizontal
k_V	Coefficient pseudo-statique vertical
k_{max}	Coefficient d'accélération maximale
$k_{max,g}$	Accélération moyenne maximale
$\bar{k}$	Coefficient de perméabilité dynamique
$[K]$	Matrice de rigidité
M_w	Magnitude du moment sismique
$[M]$	Matrice de masse
me	Taux de dépendance du module de compression élastique en fonction de la contrainte
n	Porosité
ne	Taux de dépendance du module de cisaillement élastique à la contrainte
np	Taux de dépendance du module de cisaillement plastique à la contrainte
N_{SPT}	Nombre de coups N mesurés au cours de l'essai SPT
$(N_1)_{60}$	Valeur SPT corrigée
P	Pression interstitielle
P_a	Pression atmosphérique
P_{ref}	Pression de référence
q	Contrainte déviatorique
q_f	Contrainte déviatorique à la rupture
R	Coefficient de corrélation
R^2	Coefficient de détermination
S_a	Accélération spectrale
T_0	Période propre
T_D	Période fondamentale du barrage

T_p	Période prédominante
v_{max}	Vitesse maximale
v_p	Vitesse des ondes de compression
v_s	Vitesse des ondes de cisaillement
U	Déplacement ou encore Déplacement absolu du fluide interstitiel
u	Déplacement du squelette du sol
$\{u(t)\}$	Vecteur de déplacement au temps t
$\{\dot{u}(t)\}$	Vecteur de vitesse au temps t
$\{\ddot{u}(t)\}$	Vecteur d'accélération au temps t
$\ddot{u}_{max}$	Accélération maximale en crête
W	Poids du bloc glissant
w	Déplacement du fluide interstitiel par rapport au squelette du sol
y	Profondeur relative du plan de rupture

Lettres grecques

α	Coefficient de Biot-coefficient de compressibilité
γ	Déformation de cisaillement ou encore poids volumique du sol
$\gamma_{0.7}$	Déformation de cisaillement pour laquelle $G/G_0=72,2\%$
Δu	Variation des pressions interstitielles
δ	Delta kronecker
ε	Déformation du squelette du sol
ε_v	Déformation volumique
ρ	Masse volumique totale
ρ_s	Masses volumique des grains solides
ρ_f	Masses volumiques du fluide
σ	contrainte totale
σ'	contrainte effective du squelette du sol
τ	Contrainte de cisaillement
τ_{cyc}	Contrainte de cisaillement cyclique
φ'	Angle de frottement effective
ξ	Rapport d'amortissement
ψ	Angle de dilatance

Abréviations

ANN	Réseau de neurones artificiels (<i>Artificial Neural Network</i>)
BP	Algorithme de rétropropagation du gradient (<i>Back-propagation</i>)
d	Indice d'accord (<i>Index of Agreement</i>)

<i>E</i>	Coefficient d'efficacité (<i>Coefficient of efficiency-Nash and Stufiks</i>)
<i>ESI</i>	Indice de sévérité (<i>Earthquake Severity Index</i>)
<i>FDM</i>	Méthode des différences finies (<i>Finite Difference Method</i>)
<i>FELA</i>	Analyse limite en éléments finis (<i>Finite Element Limit Analysis</i>)
<i>FEM</i>	Méthode des éléments finis (<i>Finite Element Method</i>)
<i>FS</i>	Coefficient de sécurité (<i>Factor of Safety</i>)
<i>HEA</i>	Accélération horizontale équivalente (<i>Horizontal Equivalent Acceleration</i>)
<i>MAE</i>	Erreur absolue moyenne (<i>Mean Absolute Error</i>)
<i>MSE</i>	Erreur quadratique moyenne (<i>Mean-Square Error</i>)
<i>OI</i>	Indice global de performance (<i>Overall Index of model performance</i>)
<i>PGA</i>	Accélération maximale du sol (<i>Peak ground acceleration</i>)
<i>RI</i>	Importance relative (<i>Relative Importance</i>)
<i>RMSE</i>	Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (<i>Root-Mean-Square Error</i>)
<i>SPT</i>	Essai de pénétration standard (<i>Standard Penetration Test</i>)

INTRODUCTION GENERALE

❖ Contexte général de la thèse

Les séismes constituent une forme de chargement agressive, surtout pour les ouvrages hydrauliques en remblai. La protection de ces ouvrages se trouve à l'intersection d'un triple problème des risques, hydraulique, géotechnique et sismique. Pour comprendre d'une part, les phénomènes déstabilisant engendrés par les infiltrations des eaux à travers le corps de ces ouvrages et leurs fondations, nous sommes tenus d'analyser les différentes conséquences dues aux différentes interactions fluide interstitielle-squelette solide. Pour analyser d'autre part, le comportement dynamique des sols à l'aide des méthodes numériques de manière appropriée, il convient de prendre en compte, à la fois la déformation de la matrice solide et l'écoulement des eaux, comme une réponse couplée. Cette approche est communément appelée approche dynamique couplée hydromécanique, ce qui conduit à des équations mixtes de déplacement et de pression, devant être résolus simultanément (*Fully coupled dynamic analysis*).

L'analyse du comportement des barrages en remblai sous sollicitation sismique est l'un des problèmes les plus importants associés à la conception initiale de ces constructions massives. L'évaluation des effets des pressions interstitielles dans ces types de barrage est considérée de nos jours, comme l'une des questions les plus complexes en géotechnique. De très nombreux cas de ruptures ou de déformations des barrages en terre sous l'effet des séismes ont été recensés dans les régions de forte sismicité. L'analyse de ces cas permet de mieux connaître les mécanismes de déplacements et de ruine de ces ouvrages. Outre, les nombreux cas de glissement et d'étalement latéral des barrages et de tassement de leurs crêtes, il existe un autre grand nombre de cas où les tremblements de terre ont entraîné la liquéfaction des matériaux dans les barrages et leurs fondations. De ce point de vue, pour mieux simuler numériquement le comportement sismique des barrages en terre, il faut considérer les différentes formes de l'interaction fluide-solide. Généralement, lorsqu'on parle de l'interaction fluide-solide concernant les barrages sous sollicitation sismique, on prend en compte les deux effets suivants:

1. L'effet des pressions interstitielles dans le corps du barrage, c.-à-d. l'interaction fluide interstitielle-squelette solide (p.ex., phénomène de liquéfaction lié à la génération de surpression interstitielle) ;
2. L'effet des pressions hydrodynamiques sur le parement amont des grands barrages, c.-à-d. l'interaction réservoir-barrage (IRB).

Concernant les pressions hydrodynamiques, il a été démontré, notamment par travaux (Hall et Chopra, 1982 ; Pelecanos et al. 2020 ;...), que leurs effets sur les barrages en terre soumis à des charges sismiques est infime.

Différentes approches ont été présentées pour la conception sismique des ouvrages hydrauliques en remblai, allant des méthodes simplifiées de type pseudostatiques et pseudodynamiques à des méthodes sophistiquées plus complexes impliquant des calculs non linéaires couplés. Les méthodes dynamiques simplifiées reposent sur de nombreuses simplifications, notamment celle de la géométrie, des résistances mécaniques constantes et l'absence de drainage. Les méthodes semi-couplées non linéaires pallient un grand nombre de limitations propres aux méthodes simplifiées en permettant, entre autres, la modélisation de la génération des pressions interstitielles. D'autre part, il existe aujourd'hui plusieurs propositions de méthodes d'analyse sismique couplée hydromécanique des milieux poreux totalement ou partiellement saturés (formulations: $u-p$; $u-w-p$;...). En fait, compte tenu de la complexité de la détermination des différents paramètres de calcul et des lois rhéologiques correspondantes, la plupart de ces méthodes couplées restent dans le domaine de la recherche, sans intégration effective dans la pratique actuelle de l'analyse sismique des ouvrages hydrauliques en terre.

Les accidents de barrages liés à des séismes sont exceptionnels. Le retour d'expérience, montrent que les accidents les plus importants concernent les ouvrages en terre. En particulier, ceux dus au phénomène de liquéfaction. La liquéfaction est un terme fréquemment utilisé pour décrire un type particulier de rupture des sols saturés lorsqu'ils sont soumis à une charge statique ou cyclique. L'interaction du sol et du fluide interstitiel sous une charge dynamique peut entraîner une augmentation de la pression interstitielle, ce qui entraîne un ramollissement du matériau et une perte de résistance au cisaillement. Dans les cas extrêmes, le sol perd toute sa résistance au cisaillement et s'effondre comme un liquide visqueux. Théoriquement, l'analyse quantitative de la liquéfaction ne peut être réalisée qu'en considérant l'interaction couplée du squelette du sol et du fluide interstitiel. Pour cela, il faut une formulation adaptée au comportement d'un milieu poreux et un modèle constitutif approprié.

Il existe plusieurs approches de modélisation du comportement d'un milieu poreux. En

général, on peut les classer comme des analyses découplées et couplées. Dans l'analyse découplée, la réponse du sol saturé est modélisée sans la prise en compte de l'effet de l'interaction sol-eau, puis la pression d'eau interstitielle est incluse séparément au moyen d'un modèle de génération de pression interstitielle. Dans l'analyse couplée, on utilise une formulation où toutes les inconnues sont calculées simultanément à chaque pas de temps. Il s'agit d'une représentation plus réaliste des phénomènes physiques que celle fournie par une formulation découplée.

La performance des barrages pendant la construction, la mise en eau et l'exploitation peut être raisonnablement bien évaluée puisque les méthodes utilisées pour les analyses statiques fournissent des résultats comparables aux mesures observées. Cependant, la réponse des barrages pendant l'activité sismique, bien qu'elle soit théoriquement étudiée plus ou moins amplement, elle reste encore loin d'être bien établie, car les modèles théoriques ne correspondent pas toujours au comportement observé. La réponse sismique des barrages en terre est assez compliquée et, par conséquent, des méthodes avancées d'analyse dynamique doivent être mise en œuvre afin de capter le comportement réel des barrages en terre dans des conditions sismiques. De telles méthodes et les modèles constitutifs avancés qui y sont associés, en dépit de leurs complexités, existent de nos jours, mais ils doivent être validés par rapport à des études de cas connus, afin que des résultats fiables et performants puissent être obtenus pour une analyse et une conception plus approfondies des barrages.

Les réseaux de neurones artificiels (ANN) ont été conçus comme de puissants outils de modélisation mathématique et numérique permettant d'interconnecter des ensembles de données complexes. La puissance de ces réseaux découle de leurs remarquables caractéristiques de traitement des données, principalement en ce qui concerne la non-linéarité, le parallélisme élevé, l'apprentissage et la capacité de généralisation. L'ingénierie sismique appliquée aux barrages peut généralement être considérée comme un domaine scientifique aléatoire en raison des incertitudes inévitables et des simplifications adoptées lors de la conception de tels ouvrages. Par conséquent, des prédictions relativement précises à l'aide des techniques avancées de l'Intelligence Artificielle (IA) peuvent être tolérées plutôt que de résoudre un problème de façon conventionnelle.

Les résultats antérieurs des modèles de prévision des réseaux de neurones artificiels (ANN) dans les différents domaines de l'ingénierie sont encourageants, donnant un espoir réaliste pour l'application pratique de ces modèles à la prévision de la réponse sismique des barrages en remblai. Dans ce contexte, les techniques de l'intelligence artificielle peuvent prédire rapidement le comportement sismique global des barrages (p. ex., déplacements permanents, tassements et montée des pressions interstitielles).

❖ **Buts et Objectifs de la thèse**

Les travaux de cette thèse ont pour but l'estimation particulière de l'effet hydromécanique (interaction eau interstitielle-squelette solide) sur le comportement sismique des barrages en remblai et la comparaison des résultats obtenus par différentes approches d'analyse sismique qui tient compte de cet effet pendant l'analyse dynamique. En plus, des méthodes numériques plus ou moins compliquées, basées sur des simplifications appropriées selon l'outil numérique disponible, les réseaux de neurones artificiels (ANN), sont l'une des techniques de l'intelligence artificielle (IA) les plus populaires, qui ouvrent des perspectives prometteuses du fait de leurs simplicités. Elles peuvent être utilisées pour prédire les principaux aspects du comportement réel de ces ouvrages, en se basant principalement, sur des observations historiques des cas de séismes.

Les principaux objectifs de cette thèse sont : (a) l'examen de l'état actuel des connaissances relatives à la performance sismique des barrages en terre et les approches d'analyse dynamique disponibles. Contribuer aussi, de façon méthodologique à la connaissance, à partir de la littérature, du rôle que peut jouer l'interaction hydromécanique (fluide-solide) et la façon dont elle est appliquée, en examinant en particulier l'effet de l'augmentation des pressions interstitielles sur la réponse sismique de ces ouvrages; (b) l'examen de l'effet de l'interaction (eau interstitielle-squelette solide) sur le comportement sismique des barrages en terre à travers la modélisation numérique des cas de barrages, afin d'établir et d'améliorer plus les connaissances actuelles sur le comportement des barrages en terre; (c) de développer les modèles de réseaux de neurones artificiels (ANN) pour prévoir certains aspects du comportement sismique des barrages en terre comme les déplacements permanents et la stabilité des barrages sous charges sismique.

❖ **Organisation et structure de la thèse**

La problématique de recherche traitée dans cette thèse est structurée en huit chapitres regroupés en trois parties ainsi qu'une introduction et une conclusion générales. La première partie (chapitres 1 et 2) contient une revue de la littérature consacrée à la réponse sismique des barrages en terre. La deuxième partie (chapitres 3 et 4) s'intéresse à la modélisation numérique de l'effet de l'interaction (fluide interstitielle-squelette solide) sur la réponse sismique des barrages en terre. La troisième partie (chapitres 5, 6, 7 et 8) est une contribution à la modélisation de la réponse sismique des barrages en remblai par les réseaux de neurones artificiels.

La première partie :

Le chapitre 1 présente un aperçu des renseignements relatifs au comportement sismique des barrages. Préalablement, une description des différents types de barrages en remblais est présentée. Ensuite, la performance sismique est détaillée à l'aide d'informations provenant des cas historiques, en se concentrant sur les phénomènes de la liquéfaction et du tassement de la crête induits par les séismes. Enfin, les effets des tremblements de terre sur les structures des barrages sont évalués et les conséquences d'un événement sismique sont précisées à l'aide d'informations provenant des cas historiques.

Le chapitre 2 décrit les différentes approches utilisées pour l'analyse sismique des barrages en terre. En plus des méthodes conventionnelles, l'approche se basant sur l'intelligence artificielle est présentée. Ce chapitre se compose de trois parties : (a) un aperçu des différentes approches conventionnelles d'analyse sismique des barrages en terre, (b) une description des méthodes numériques d'évaluation de la liquéfaction, (c) une description des approches de l'intelligence artificielle.

La deuxième partie :

Le chapitre 3 présente la théorie et la formulation mathématique et numérique nécessaires pour la modélisation du comportement sismique des barrages en terre par l'approche dynamique. Les principes du comportement des milieux poreux y sont formulés. L'outil numérique utilisé pendant les différentes simulations y est aussi présenté.

Le chapitre 4 présente une étude numérique afin de montrer l'effet de la liquéfaction sur la réponse sismique des barrages en terre, dans le contexte d'un cas historique connu et bien documenté (barrage Upper San Fernando). Les performances des analyses sismiques sont vérifiées après comparaison entre elles. Le code numérique qui est utilisé dans cette thèse pour établir une étude comparative est *PLAXIS.2D.AE.V20*. Le comportement dynamique du sol est représenté par trois modèles avancés avec des critères de comportement dynamique non linéaires (*HSsmall*, *UBC3D-PLM* et *PM4Sand*) pour modéliser le comportement à la liquéfaction.

La troisième partie

Le chapitre 5 décrit la modélisation par les réseaux de neurones artificiels (ANN) pour la prédiction et la prévision des variables en différents domaines appliqués aux barrages en terre. Des applications en termes de sélection des entrées, d'architecture des réseaux, d'algorithmes d'apprentissage et de sélection des paramètres d'entraînement dans différents types de réseaux neuronaux utilisés dans l'ingénierie des barrages sont également présentées.

Le chapitre 6 consiste à prédire la stabilité sismique des digues en terre homogènes. Une combinaison d'analyse numérique par la technique de réduction de la résistance basée sur la méthode des éléments finis SRFEM et d'un réseau de neurones artificiels (ANN) est adoptée afin de prévoir les facteurs de sécurité $FS_{(i)}$ des digues en terre homogènes dans des conditions de stabilité à long terme sous une charge pseudostatique.

Le chapitre 7 vise à prédire la valeur du coefficient sismique critique k_c . La prédiction de ce coefficient nécessite l'utilisation de simulations numériques par le logiciel *OptumG2* avec des gammes de variables identifiées pour construire une base de données représentative. Une combinaison d'analyse numérique par la méthode d'analyse limite en élément finis FELA avec ses bornes supérieure et inférieure et d'un réseau de neurones artificiels (ANN) est adoptée afin de prévoir les coefficients sismiques critiques des digues en terre homogènes soumises à une charge sismique.

Le chapitre 8 consiste à développer des modèles de réseaux de neurones artificiels pour prédire la déformation des barrages en remblai provoquée par les tremblements de terre. Ainsi, les ensembles de données provenant d'études de cas publiées sur la réponse des barrages en remblai, au cours des séismes passés, sont utilisés pour prévoir le tassement de la crête des barrages en remblai provoqué par les séismes. D'autre part, la justification des hypothèses et la validation des résultats des différentes approches d'analyse sismique des barrages en remblai sont peu mises en évidence dans la littérature. Pour cette raison, à travers ce chapitre, les résultats de calcul du tassement maximum de la crête de trois barrages bien sélectionnés comme des cas de comparaison par différentes approches sont présentés.

Enfin, des principaux résultats de ce travail de recherche et des travaux en cours et à venir à court terme font l'objet de la conclusion générale.

CHAPITRE 1 : PERFORMANCE SISMIQUE DES BARRAGES EN REMBLAI

1.1. Introduction

La vulnérabilité structurale des barrages et digues en remblai (terre et enrochement) à la susceptibilité aux effets de séisme n'est pas encore formellement établie en Algérie. Les publications spécialisées étaient peu nombreuses. Il est donc nécessaire de consulter la littérature internationale pour en savoir plus sur le comportement sismique de ces types de barrages. Les renseignements présentés dans ce chapitre sont extraits principalement de quatre sources : (a) les publications de la commission internationale des grands barrages (ICOLD) : ICOLD (1995), ICOLD (1999), etc..., (b) les rapports, les guides et les pratiques internationales : DGPR (2014), OFEN (2016), etc..., (c) les ouvrages sur le retour d'expérience post-sismique identifient les incidents les plus significatifs enregistrés sur les barrages en remblai : USCOLD (1992), USSD (2014), etc..., (d) les travaux et les publications académiques spécialisés contiennent quelques observations sur la performance sismique des barrages en remblai : Matsui et al., (2001), Fry (2004), Chen et al., (2014), Sêco e Pinto (2015), etc...

Ce chapitre est consacré essentiellement à une revue de la littérature spécialisée tout en s'attardant sur le comportement sismique des barrages en remblai. Il comporte trois sections principales présentant simultanément : (a) - les différents types de barrages en remblai et leurs fonctions, (b)- une récapitulation des observations des dommages produits dans les barrages en remblai par des séismes, en vue de mieux connaître les mécanismes de déformation et de rupture de ces ouvrages et (c)- les leçons tirées des cas de ruptures observées lors de séismes historiques.

1.2. Barrages en remblai

Les barrages en remblai sont construits en terre ou en un mélange de terre et d'enrochement. Ils représentent 70% des barrages dans le monde (CIGB)¹. Généralement, les barrages en remblai sont construits dans les zones où il y a beaucoup de terre et de roches disponibles. La conception et la

¹ (https://www.icold-cigb.org/FR/barrages/technologie_des_barrages.asp)

construction de barrages en remblai sont complexes en raison de la nature variable des conditions de fondation, de la gamme de propriétés des matériaux meubles utilisés, des procédés adoptés pour la conception et la construction des systèmes de filtres et de filtres/drains, et des techniques employées pour assurer l'étanchéité.

Les deux principaux types de barrages en remblai sont les barrages en terre et en enrochement.

1.2.1. Barrages en terre

Un barrage en terre est composé de sols appropriés obtenus à partir de zones d'emprunt ou d'excavation requises et compactés en couches par des moyens mécaniques après la préparation d'une fondation, la terre provenant de zones d'emprunt et d'excavations requises est transportée sur le site, déversée et étalée en couches de profondeur requise. L'un des avantages des barrages en terre est qu'ils peuvent être reposés sur des fondations de qualité médiocre, c'est-à-dire compressibles. Tandis que, l'inconvénient majeur est les infiltrations à travers leurs massifs.

La figure 1-1 présente quelques sections généralisées de barrages en terre montrant le zonage typique pour différents types et divers procédés pour contrôler l'infiltration. Lorsque pratiquement un seul matériau suffisamment étanche (argile, limon) est disponible en abondance, permettant d'obtenir après compactage, des conditions d'étanchéité et de stabilité satisfaisantes et que la hauteur du barrage est relativement faible, un barrage homogène avec drain interne peut être adopté tel qu'illustré à la figure 1-1a. Toutefois, ces barrages ont des pentes de talus plus grandes et, par conséquent, un plus grand volume de remblai. Le drain incliné sert à empêcher la pente en aval de devenir saturée et susceptible de provoquer une rupture des canalisations. Construit lorsque les matériaux d'emprunt locaux ne fournissent pas une quantité suffisante de matériaux imperméables.

Le barrage zoné contient un noyau en argile (qui assure l'étanchéité), épaulé par des recharges réalisées de matériaux plus perméables. Ce type possède au moins deux avantages sur le barrage homogène : (1) on contrôle mieux les écoulements qui percolent dans le corps du barrage et (2) les matériaux de recharge sont plus résistants que les matériaux argileux, on peut donc construire des talus plus raides. Un noyau vertical situé près du centre du barrage est préférable à un noyau incliné en amont parce que le premier fournit une pression de contact plus élevée entre le noyau et la fondation pour prévenir les fuites, une plus grande stabilité sous la charge sismique et un meilleur accès pour le contrôle des infiltrations. Un noyau incliné en amont permet de placer d'abord la partie aval du remblai, puis le noyau par la suite, ce qui réduit les risques de fracturation hydraulique. Cependant, pour les grands barrages dans les canyons à parois abruptes, la

considération primordiale est la topographie de la culée. L'objectif est d'adapter le noyau à la topographie de manière à éviter les divergences, les discontinuités topographiques abruptes et les défauts géologiques graves. Pour les barrages sur fondations perméables, comme le montrent les figures 1-1d à 1-1f, le contrôle de l'infiltration est nécessaire pour prévenir les pressions de soulèvement excessives et le passage des canalisations dans la fondation.

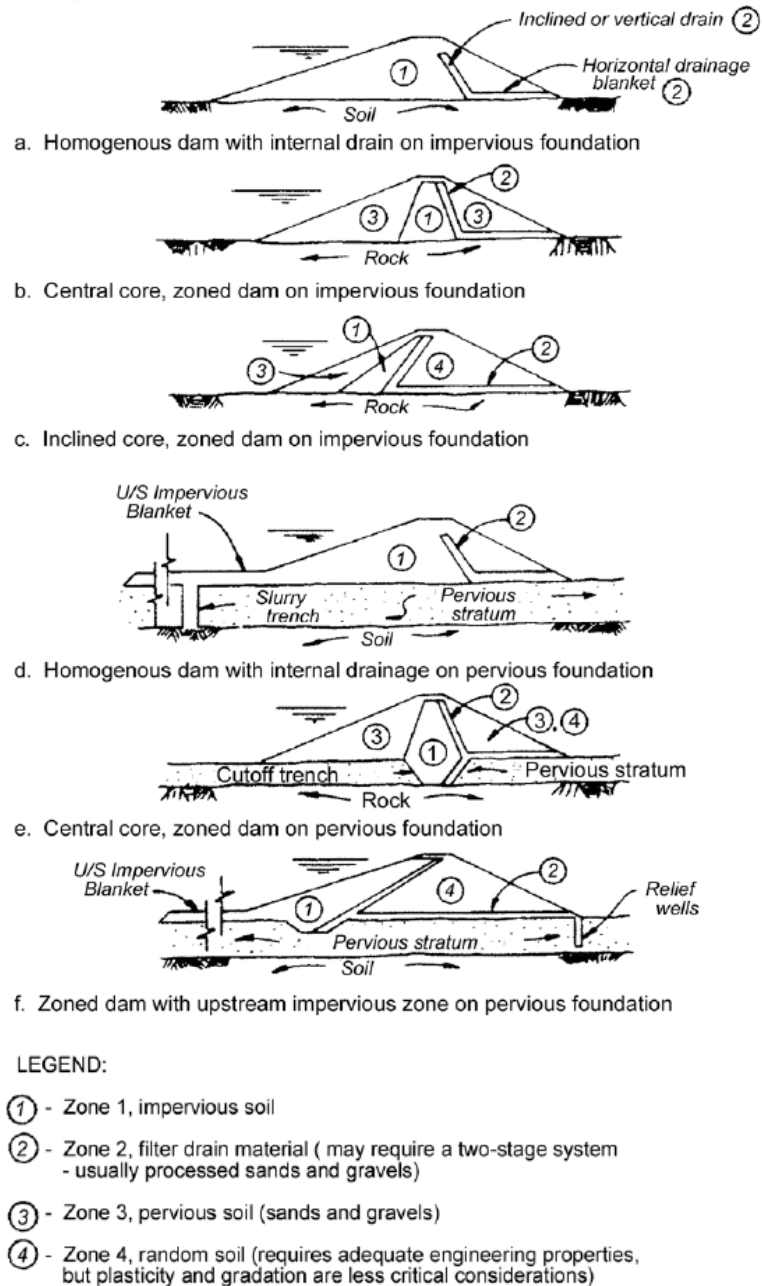


Figure 1.1 : Types de sections de barrage en terre (USBR, 2012)

1.2.2. Barrages en enrochements

Les deux fonctions d'un barrage en enrochement sont l'étanchéité d'une part, et la stabilité d'autre part. L'étanchéité est assurée soit par un noyau d'argile, soit par un masque étanche en béton ou autres matériaux. La stabilité est assurée par les enrochements et est donc fortement dépendante des caractéristiques mécaniques de ce matériaux. Les massifs d'enrochement n'étant pas étanches par eux-mêmes, un organe d'étanchéité doit être mis en place soit en parement amont soit en noyau.

Actuellement la tendance générale est de construire les barrages en enrochements compactés. Grâce au compactage, les tassements des enrochements de bonne qualité peuvent être réduits de 0.3 à 0.4% de la hauteur du barrage.

Trois sections généralisées de barrages en enrochement sont illustrées à la figure 1-2. Un barrage en enrochement est un barrage composé en grande partie de roches fragmentées avec un noyau imperméable. Le noyau est séparé des recharges rocheuses par une série de zones de transition constituées de matériaux bien classés. Une membrane de béton, d'asphalte ou de tôle d'acier sur la face amont devrait être envisagée à la place d'un noyau de terre imperméable seulement lorsqu'il n'y a pas suffisamment de matériau imperméable. Toutefois, ces membranes sont susceptibles de se rompre à la suite d'un tassement. Enfin le noyau en terres alluvionnaires de granulométrie étendue et soigneusement compactées ou en argile, a été de plus en plus employé pour construire des ouvrages "mixtes" en terre et enrochement.

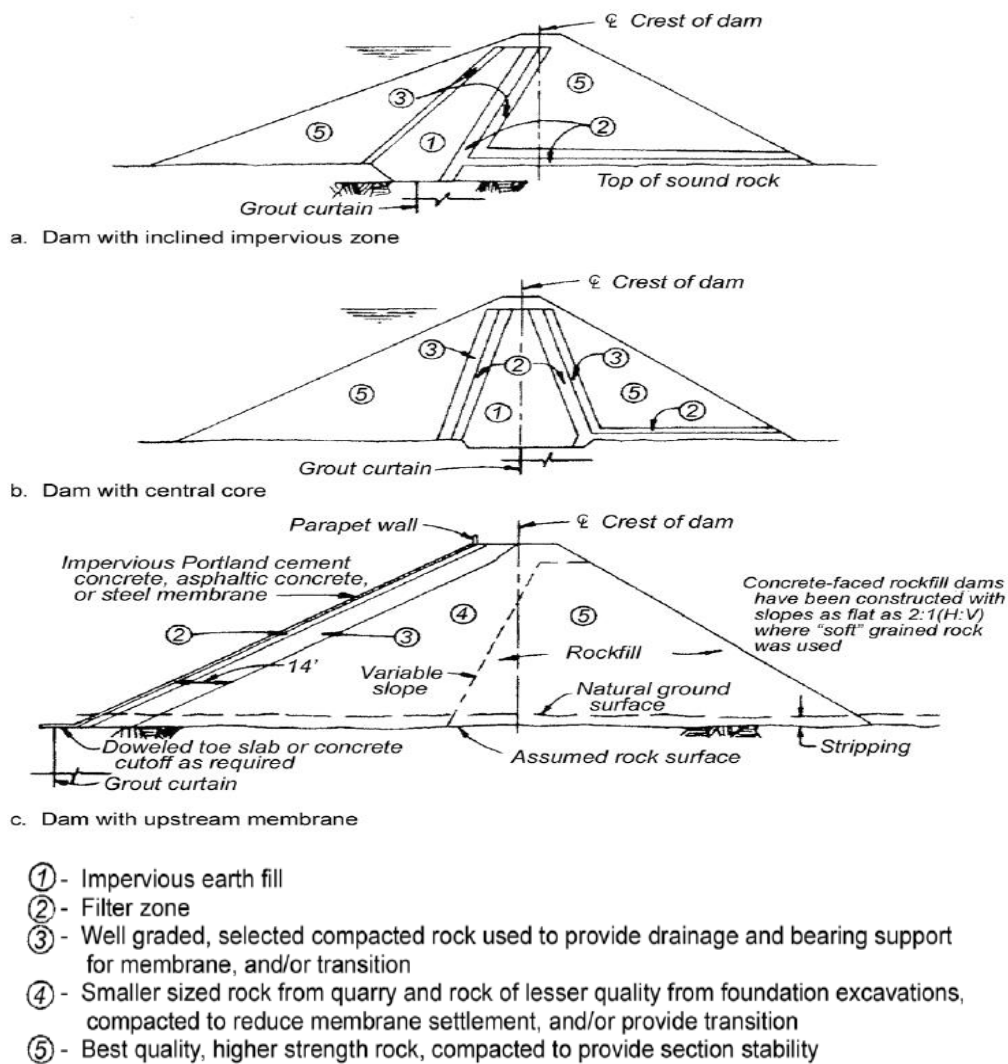


Figure 1.2 : Types de sections de barrage en enrochements (USBR, 2012).

1.3. Evaluation de la performance des barrages en remblai sous l'action des séismes

L'étude de la réponse des barrages hydrauliques en remblai ayant connu des séismes forts représente une importante source de renseignements utiles pour évaluer les zones vulnérables et les scénarios de rupture potentiels. Historiquement, peu de barrages ont été significativement endommagés par des tremblements de terre. Ces barrages étaient principalement des dépôts de stériles ou des remblais hydrauliques, ou des remblais relativement anciens, de petite taille et de conception peut-être inadéquate (USSD 2014, Loudière et al., 2014).

Plusieurs séismes montrent cette bonne tenue des grands barrages en remblai. On cite, à ce titre:

- lors du violent séisme de Chi-Chi à Taïwan, en 1999 de Magnitude selon l'échelle de Richter : entre 7,3 et 7,7, la majorité des barrages ne tassent pas plus de 0,1% de leur hauteur (Loudière et al., 2014).
- Le barrage en enrochement de Kaddara (H=106 m) frappé le 21 mai 2003 par le séisme de Boumerdes de magnitude de moment ($M_w=6,8$), à 30 km de l'épicentre, a subi de fortes accélérations. Le barrage a été conçu pour une accélération maximale du sol de 0,25 g, soit assez moins que l'accélération estimée au rocher de 0,34 g. Aucun dommage n'a été observé dans la galerie, seules une fissure longitudinale et trois fissures transversales ont été observées (Figure. 1.3) (Sêco e Pinto, 2015).
- Lors du violent séisme de Tokohu au Japon de magnitude ($M_w=9$), le 11 mars 2011, plusieurs dizaines de barrages en remblai ont subi de fortes accélérations, sans dommage pour la majorité d'entre eux, à l'exception du barrage de Fujinuma (Loudière et al., 2014).
- lors du séisme de Kobé, en 1995 ($a_{max}=0.82$ g ; $M_w=7,3$; Japon), Le remblai de Tokiwa (H=33,5 m), à 700 m de l'épicentre du séisme est seulement fissuré en crête.
- Sur l'île d'Honshu au Japon, pour les grands barrages, construits après 1953, aucun n'a été rompu depuis. Cependant, dans cette catégorie de barrage, seuls ceux construits avant 1918 ont été gravement touchés par les séismes et un seul a été détruit. (Fry, 2004).

D'autre part, malgré cette bonne tenue des barrages, on enregistre d'autre cas avec des dégâts importants. A ce titre, le barrage en enrochement à masque amont en béton (CFRD ; *Concrete Face Rockfill Dam*) de Zipingpu, de 156 m de hauteur et 663,7 m de longueur, est l'un des plus grands barrages CFRD de la Chine, secoué le 12 mai 2008 par le séisme de Wenchuan ($M_w=8,0$), à 17 km de l'épicentre, a subi de fortes accélérations. Le barrage a été construit de 2001 à 2006 et conçu pour une accélération maximale du sol de 0,26g (Houqun, 2008), soit beaucoup moins que l'accélération mesurée au rocher de 0,51 g. Pendant le tremblement de terre, le niveau du réservoir était bas, avec un volume stocké de 300 Mm³ pour une capacité totale de 1100 Mm³ (Sêco e Pinto, 2015). Les observations post-séismiques ont indiqué que le tassement maximum de la crête du barrage atteint 71,5 cm, le déplacement en crête a été de 18 cm vers l'aval et celui des deux rives de la vallée de 10,2 cm (Loudière et al., 2014). Aussi, comme on a cité auparavant, lors du séisme de Tohoku le 11 mars 2011 (Japon, magnitude 9), le barrage d'irrigation de Fujinuma, situé à 80 km du plan de rupture, s'est rompu peu de temps après les secousses, causant 8 victimes. Il s'agit d'un barrage en terre homogène, de 18,5 m de hauteur, construit de 1937 à 1949. Il était plein lors du séisme, et a subi des accélérations comprises dans une fourchette de 0,2 g à 0,7 g. Les témoins ont observé une submersion de la crête 20 à 25 minutes après la fin

du séisme, suivie rapidement de la rupture totale. Les causes exactes sont difficiles à déterminer, mais pourraient être une combinaison d'un tassement et d'un glissement des recharges, suivie d'une érosion externe après la submersion de la crête (Loudière et al., 2014).



Figure 1.3 : Barrage Keddara : a- Vue en aval, b-Fissures observés à la crête lors du séisme de Boumerdas 2003 (Sêco e Pinto, 2015).



Figure 1.4 : Rupture du barrage Fujinuma après le séisme de Tohoku 2011 (Harder et al., 2011).



Figure 1.5 : Vue du barrage de San Fernando après son effondrement partiel lors du tremblement de terre de Sylmar en 1971².

Il est intéressant d'examiner que les accidents de barrages en remblai liés à des séismes sont inhabituels. Outre la formation de fissures transversales et longitudinales, les dommages sismiques induits dans les barrages en remblai sont principalement liés aux phénomènes de liquéfaction et de tassement.

1.3.1. Dommages sismiques liés aux phénomènes de liquéfaction

Les barrages en remblai dans les régions sismiques sont très vulnérables à la liquéfaction, lorsqu'ils se trouvent sur des formations alluviales récentes en fond de vallée ou dans des estuaires (Loudière et al., 2014).

Lors du tremblement de terre de Bhuj en Inde en 2001, les fondations de plusieurs petits barrages se sont liquéfiées et leurs pentes en amont sont devenues instables, mais le séisme s'est produit pendant la saison sèche et les réservoirs étaient presque vides, de sorte qu'il n'y a pas eu de véritables brèches (Singh et al., 2005).

950 digues ont été endommagés sur les 24 000 de l'île de Awaji, dont deux rompus. La rupture du remblai d'Idenoshiri-Ike, de 5,5 m de hauteur et de 155 m de longueur, se fait après 7 secondes de séisme au moment où l'accélération du site est maximale, 0,45g. Les zones liquéfiées de la fondation aux pieds aval et amont causent une coulée vers l'aval dès qu'elles se rejoignent au centre (Fry, 2004).

Lors du séisme de ChiChi à Taiwan ($M_w=7,6$), la liquéfaction affecte majoritairement les

² (<https://www.nbclosangeles.com/news/earthquakes/1971-sylmar-san-fernando-earthquake-california/3104/>)

polders (ou prise) qui sont des étendues artificielles de terres gagnée sur l'eau, les dépôts alluviaux des anciens lits de rivière et les dépôts récents le long des berges. Le tassement et le déplacement de nombreuses levées dans ces zones ont atteint 1,5 et 2 m respectivement, sous des accélérations maximales atteignant jusqu'à 0,75 g. (Loudière et al., 2014).

Le tableau 1.1 ci-après, citent les cas historiques de déplacements observés dans les barrages en remblai induits par des phénomènes de liquéfaction.

Tableau 1.1 : Cas historiques de déplacements observés dans les barrages en remblai induits par des phénomènes de liquéfaction (Extrait de Singh et al., 2007 ; Singh et Debasis, 2009).

N°	Barrage	Séisme		Dist.Ep (km)	Déplacement Observé (m)		Référence
	Nom, Type*, Hauteur (m)	Date	Mw		D ^H _{Obs}	D ^V _{Obs}	
1	Lake Merced, 4, 12.5	22/03/57	5.3	5	25,900	6,660	Olson (2001)
2	Lower Van Norman, 7, 24.0	09/02/71	6.6	13	/	0,144	Chaney (1979)
3	Lower San Fernando, 6, 32.8	09/02/71	6.6	8	17,360	7,950	Seed et al. (1975)
4	Upper San Fernando, 6, 25.0	09/02/71	6.6	11	1,500	0,900	Seed et al. (1975)
5	Chonan, 4, 6.1	17/12/87	6.7	40	11,560	3,870	Ishihara et al. (1990)
6	Upper San Fernando, 6, 25.0	17/01/94	6.7	11	0,200	0,150	Bardet et Davis, (1996)
7	Nalband, 4, 4.0	12/07/88	6.8	28	2,000	3,000	Yegian et al. (1991)
8	Lower San Fernando, 6, 32.8	1/17/94	6.9	11	0,150	0,150	Bardet et Davis (1996)
9	Niteko Loer, 3, 12.0	17/01/95	6.9	4	0,000	2,000	Sitar (1995)
10	Niteko middle, 3, 10.0	17/01/95	6.9	4	22,000	2,700	Sitar (1995)
11	Niteko upper, 3, 10.0	17/01/95	6.9	4	22,000	2,700	Sitar (1995)
12	Torish Dike 1, 1, 5.2	17/01/95	6.9	40	3,500	3,000	Ozutsumi et al. (2002)
13	Torishima Dike 2, 1, 5.5	17/01/95	6.9	40	0,900	0,300	Ozutsumi et al. (2002)
14	Artichoke, , 2, 4.0	17/10/89	7.1	27	0,300	0,600	Miller et Roycroft (2004)
15	Idenoshiri-Ike, 5, 5.5	17/01/95	7.1	10	/	4,000	Uchida et al. (2001)
16	Industrial, 2, 8.0	17/10/89	7.1	18	0,001	0,400	Miller et Roycroft (2004)
17	Solfatara, 1, 5.0	18/05/40	7.1	19	11,000	2,000	Olson (2001)
18	South Levee, 2, 8.0	17/10/89	7.1	18	0,001	0,500	Miller et Roycroft (2004)
19	Sugatadani-Ike, /, 12.0	17/01/95	7.1	24	/	2,000	Uchida et al. (2001)
20	Waste water plant, 2, 4.5	17/10/89	7.1	23	0,001	0,020	Miller et Roycroft (2004)
21	Yumig, 4, 7.5	06/10/00	7.3	20	1,500	1,000	Matsuo (2000)
22	Hebgen, 7, 27.5	17/08/59	7.5	100	5,760	1,920	Seed et al. (1978)
23	Chang, 7, 15.5	26/01/01	7.6	13	6,070	2,640	Singh et al. (2005)
24	Fatehgadh, 7, 11.6	26/01/01	7.6	80	2,230	1,030	Singh et al. (2005)
25	Kaswati, 7, 12.	26/01/01	7.6	110	2,400	1,210	Singh et al. (2005)
26	Rudramata, 7, 27.6	26/01/01	7.6	80	4.33	0,830	Singh et al. (2005)
27	Sasoi, 7, 20.0	26/01/01	7.6	120	0.09	0,025	Krinitzsky and Hynes (2002)
28	Shivlakha, 7, 18.0	26/01/01	7.6	28	3,180	1,620	Singh et al. (2005)
29	Surajbari, 4, 8.0	26/01/01	7.6	40	1,000	0,300	EERI (2001)
30	Suvi, 7, 15.0	26/01/01	7.6	37	4,000	1,100	Singh et al. (2005)
31	Tapar, 7, 15.5	26/01/01	7.6	43	0,500	0,800	Singh et al. (2005)
32	Hachiro Gata, 4, 4.0	26/05/83	7.7	95	12,230	2,540	Olson (2001)
33	Kushiro Dike, 1, 6.4	15/01/93	7.8	19	3,000	2,000	Sasaki et al. (1995)

34	La Marquesa, 7, 10.0	03/03/85	7.8	45	7,900	2,050	De Alba et al. (1988)
35	La Palma, 7, 10.0	03/03/85	7.8	80	1,830	0,610	De Alba et al. (1988)
36	Niwa Ikumine, 7, 15.0	12/07/93	7.8	71	0,000	1,750	Tani (2000)
37	Route 272, 4, 7.5	15/01/93	7.8	20	26.60	5,250	Miura et al. (1995)
38	Shibecha Cho, 4, 9.5	15/01/93	7.8	40	30.7	9,260	Miura et al. (1995)
39	Shiribeshi Toshibetsu Dike 1, 1,	12/07/93	7.8	100	5,400	2,700	Ozutsumi et al. (2002)
40	Shiribeshi Toshibetsu Dike 2, 1,	12/07/93	7.8	100	2,400	1,260	Ozutsumi et al. (2002)
41	Shiribeshi Toshibetsu Dike 3, 1,	12/07/93	7.8	100	1,200	0,630	Ozutsumi et al. (2002)
42	Kodanuma, 4, 2.5	16/05/68	7.9	–	12,360	1,290	Mishima et Kimura (1970)
43	Metoki, 4, 5.0	05/16/68	7.9	180	32,000	5,000	Ishihara et al. (1990)
44	Tokachi Dike, 1, 6.0	27/09/03	8.1	125	3,650	2,000	Singh et Debasis (2009)
* Type de barrage: 1- Digue zoné, 2-Digue multizone, 3- Barrage en terre zoné, 4 - Remblai zoné, 5- Remblai hydraulique zoné, 6- Remblai hydraulique multizone, 7- Barrage multizone compacté.							

1.3.2. Dommages sismiques liés au phénomène de tassement

Mis à part les phénomènes de liquéfactions, les dégâts occasionnés aux barrages en remblai sont, la plupart du temps, limités à des fissurations et surtout à des tassements de la crête, d'autant plus importants que les barrages avaient été mal compactés à la construction (Loudière et al., 2014).

Dans ce qui suit, on cite quelques barrages qui ont été soumis à des sollicitations sismiques importantes et les conséquences ont été limitées, principalement, à des tassements maximum en crête. Un aperçu des cas ayant donné lieu à un tassement différentiel important, sous des sollicitations sismiques importantes.

- Le barrage en enrochement à noyau central en argile de Bikou, de 102 m de hauteur, est situé à 260 km de l'épicentre du séisme de Wenchuan. Il a subi une réplique d'une magnitude de 6,4 qui a occasionné un tassement de la crête de 242 mm et des fissures au sommet de talus. La tour de prise d'eau a été très endommagée.
- Le barrage en remblai à noyau central de Convento Viejo (H=38m), situé à 90 km de la zone de rupture d'après le séisme de Maule au Chili (2010, M=8,8), des accélérations horizontales de 0,38 g et verticales de 0,27 g ont été enregistrées au pied du barrage, et près de 0,5 g en crête. Les conséquences ont été limitées à des tassements maximum en crête de 279 mm (Loudière et al., 2014).

Le tableau 1.2 ci-après, cite les cas historiques des tassements de la crête observés dans les barrages en remblai engendrés par des tremblements de terre.

Tableau 1.2 : Cas historiques des tassements de la crête observés dans les barrages en remblai induits par des tremblements de terre (Extrait de Singh et al., 2007 ; Singh et Debasis, 2009).

N°	Barrage	Séisme		Dist.Ep (km)	Tassement (m)	Référence
	Nom, Type*, Hauteur (m)	Date	Mw			
1	Miho, 8, 95.0	14/04/81	4.5	13	0.0010	Iwashita et al. (1995)
2	Santa Flacia, 6, 72.0	08/04/76	4.6	14	0.0100	Abdel-Ghaffar et Scott (1979)
3	Oya, 8, 40.5	02/02/93	4.8	9	0.0010	Iwashita et al. (1995)
4	La Villita, 8, 60.0	11/10/75	4.9	52	0.0240	Elgamal et al. (1990)
5	Oya, 8, 40.5	08/02/93	4.9	37	0.0010	Iwashita et al. (1995)
6	Oya, 8, 40.5	07/06/94	4.9	40	0.0010	Iwashita et al. (1995)
7	Oya, 8, 40.5	08/12/93	5.0	42	0.0010	Iwashita et al. (1995)
8	Oya, 8, 40.5	19/02/93	5.0	28	0.0010	Iwashita et al. (1995)
9	Miho, 8, 95.0	05/08/90	5.1	24	0.0010	Iwashita et al. (1995)
10	Cogswell, 9, 8.50	28/06/91	5.6	4	0.0160	Boulanger et al. (1995)
11	Miho, 8, 95.0	02/02/92	5.7	73	0.0010	Iwashita et al. (1995)
12	El Infiernillo D/S, 8, 146.0	11/10/75	5.9	79	0.0400	Swaigood (2003)
13	Guldurek, 7, 68.0	06/06/00	5.9	19	0.0200	Ozutsumi et al., (2002)
14	La Villita, 8, 60.0	15/11/75	5.9	10	0.0240	Elgamal et al. (1990)
15	Cogswell, 9, 85.0	01/10/87	6.0	29	0.0010	Boulanger et al. (1995)
16	Mahgoan, 3, 16.9	22/05/97	6.0	38	0.0200	EERI (1997)
17	Matiyari, 3, 29.0	22/05/97	6.0	95	0.0100	EERI (1997)
18	Miho, 8, 95.0	08/08/83	6.0	12	0.0010	Iwashita et al. (1995)
19	Oroville, 7, 235.0	01/08/75	6.0	7	0.0070	Bureau et al. (1985)
20	Long Valley, 7, 38.4	27/05/80	6.1	16	0.0010	Lai et Seed (1980)
21	Anderson, 8, 71.6	24/04/84	6.2	16	0.0140	Bureau et al. (1985)
22	EJ Chesbro, 7, 29.0	24/04/84	6.2	22	0.0200	Swaigood (2003)
23	El Khattabi, 10, 27.5	24/02/04	6.4	21	0.0100	EERI (2004)
24	Kalpong, 9, 27.0	14/09/02	6.5	21	0.0010	Rai et Murty (2003)
25	Matahina, 8, 86.0	02/03/87	6.5	11	0.0990	Pender and Robertson (1987)
26	Oya, 8, 40.5	07/02/93	6.5	31	0.0010	Iwashita et al. (1995)
27	Miho, 8, 95.0	29/01/80	6.6	57	0.0010	Iwashita et al. (1995)
28	Miho, 8, 95.0	17/12/87	6.6	131	0.0010	Iwashita et al. (1995)
29	Santa Flacia, 6, 72.0	02/09/71	6.6	10	0.0200	Abdel-Ghaffar and Scott (1979)
30	Surgu, 8, 55.0	05/05/86	6.6	10	0.1500	Ozkan et al. (1996)
31	Lake Franklin, 5, 31.0	17/01/74	6.7	18	0.0500	Seed et al. (1978)
32	North Dike, /, 36.0	17/10/94	6.7	9	0.0300	Swaigood (2003)
33	Santa Flacia, 6, 65.0	17/01/94	6.7	33	0.0200	Swaigood (2003)
34	Asagawara regulatory, 7, 56.4	23/10/04	6.8	24	0.7000	Yasuda et al. (2005)
35	Chofukuji, 7, 27.2	23/10/04	6.8	21	0.0700	Yasuda et al.(2005)
36	Kashi, 7, 16.0	12/09/85	6.8	16	1.5000	Chonggang (1988)
37	Kawanishi, 7, 43.0	23/10/04	6.8	17	0.3000	Yasuda et al (2005)
38	Shin-Yamam., 8, 44.5	23/10/04	6.8	6	0.0200	Yasuda et al. (2005)
39	Tsuboyama, 7, 20.5	23/10/04	6.8	19	0.0700	Yasuda et al. (2005)
40	Yamam regulatory, 7, 27.2	23/10/04	6.8	7	0.5000	Yasuda et al. (2005)
41	Brea, 7, 27.4	17/10/94	6.9	67	0.0010	Abdel-Ghaffar and Scott (1979)
42	LA dam, 7, 47.3	17/01/74	6.9	7	0.0880	Seed et al. (1978)
43	Anderson, 8, 73.2	17/10/89	7.0	16	0.0410	Harder (1991)

44	Austrian, 7, 21.5	17/10/89	7.0	11	0.7890	Harder (1991)
45	Chabbot, 5, 43.3	17/10/89	7.0	60	0.0010	Singh et Debasis (2009)
46	EJ Chesbro, 7, 29.0	17/10/89	7.0	13	0.1130	Harder (1991)
47	Guadalupe, 7, 43.3	10/17/89	7.0	19	0.1950	Harder (1991)
48	Hawkins, 6, 22.0	17/10/89	7.0	34	0.0010	Harder (1991)
49	Lexington, 7, 62.5	17/10/89	7.0	10	0.2590	Harder (1991)
50	Miboro, 8, 131.0	19/08/61	7.0	16	0.0260	Bureau et al. (1985)
51	Mill Creek, 6, 23.2	17/10/89	7.0	29	0.0150	Harder (1991)
52	Newell, 8, 55.5	17/10/89	7.0	10	0.0110	Harder (1991)
53	O' Neil, 3, 21.3	17/10/89	7.0	59	0.0010	Harder (1991)
54	San Justo, 8, 41.0	17/10/89	7.0	27	0.0010	Harder (1991)
55	San Luis, 3, 93.0	17/10/89	7.0	54	0.0010	Harder (1991)
56	Vasona, 7, 10.4	17/10/89	7.0	9	0.0500	Harder (1991)
57	Cogoti D/S, 9, 85.0	28/03/65	7.1	153	0.0010	Arrau et al. (1985)
58	Ishibuchi, 9, 53.0	26/05/03	7.1	85	0.0010	Nagayama et al. (2004)
59	Kitayama, 7, 25.0	17/01/95	7.1	31	0.7500	Sakamoto et al. (2002)
60	Minoogawa, 8, 47.0	17/01/95	7.1	48	0.0010	Matsumoto et al. (1996)
61	Tokiwa, 7, 33.5	17/01/95	7.1	10	0.0010	Matsumoto et al. (1996)
62	El Infiernillo D/S, 8, 148.0	9/21/89	7.2	116	0.0650	Resendiz et al. (1982)
63	Bouquet Canyon, 5, 62.0	21/07/52	7.3	74	0.0010	Seed et al. (1978)
64	Buena Vista, 5, 6.0	21/07/52	7.3	32	0.6000	Seed et al. (1978)
65	Dry Canyon, 5, 22.0	21/07/52	7.3	72	0.0300	Seed et al. (1978)
66	El Infiernillo D/S, 8, 146.0	25/10/81	7.3	81	0.0600	Swaigood (2003)
67	Fairmont, 5, 40.0	21/07/52	7.3	36	0.0010	Seed et al. (1978)
68	Kanayatani, 10, 4.0	06/10/00	7.3	14	0.7500	Matsuo (2000)
69	La Villita, 8, 60.0	25/10/81	7.3	121	0.1140	Elgamal et al. (1990)
70	South Haiwee, 5, 25.0	21/07/52	7.3	151	0.0200	Swaigood (2003)
71	Tejon storage, 5, 11.0	21/07/52	7.3	9	0.0100	Seed et al. (1978)
72	Kashi, 7, 16.0	23/08/85	7.4	21	0.4000	Chonggang (1988)
73	Cogoti D/S, 9, 85.0	08/07/75	7.5	165	0.0010	Arrau et al. (1985)
74	El Infiernillo D/S, 8, 146.0	15/11/75	7.5	23	0.0200	Swaigood (2003)
75	La Villita, 8, 60.0	21/09/85	7.5	61	0.1200	Swaigood (2003)
76	Minase, 9, 67.0	16/06/64	7.5	145	0.0600	Swaigood (2003)
77	Demi 1, 7, 17.0	26/01/01	7.6	90	0.0500	Krinitzsky and Hynes (2002)
78	El Infiernillo D/S, 8, 148.0	14/03/79	7.6	110	0.0460	Resendiz et al. (1982)
79	El Infiernillo D/S, 8, 148.0	14/03/79	7.6	110	0.1280	Resendiz et al. (1982)
80	Kalaghoda, 7, 14.9	26/01/01	7.6	65	0.0250	Krinitzsky et Hynes (2002)
81	La Villita, 8, 60.0	14/03/79	7.6	11	0.0130	Elgamal et al. (1990)
82	Lake Temes, 3, 35.0	18/04/06	7.6	2	0.0100	Singh et al. (2007)
83	Piedmont, 3, 17.0	18/04/06	7.6	18	0.2000	Seed et al. (1978)
84	San Andreas, 3, 32.0	18/04/06	7.6	2	0.0010	Seed et al. (1978)
85	Upper crystal springs, 3, 25.0	18/04/06	7.6	2	0.0010	Singh et Debasis (2009)
86	Upper Howell, 3, 13.0	18/04/06	7.6	2	1.6000	Singh et Debasis (2009)
87	Cogoti D/S, 9, 85.0	08/03/85	7.7	280	0.0010	Arrau et al. (1985)
88	Baihe, 7, 66.0	28/07/76	7.8	150	2.5000	Lingyao et al. (1980)
89	Douhe, 4, 16.0	28/02/76	7.8	20	1.6400	Yan (1991)
90	Cogoti D/S, 9, 85.0	04/04/43	7.9	89	0.3500	Arrau et al. (1985)
91	Makubetsu, 7, 26.9	26/09/03	8.0	141	0.5000	Nagayama et al. (2004)

92	Takami, 8, 120.0	26/09/03	8.0	140	0.0010	Nagayama et al. (2004)
93	El Infiernillo D/S, 8, 146.0	19/09/85	8.1	76	0.1100	Swaigood (2003)
94	El Infiernillo D/S, 8, 148.0	19/09/89	8.1	113	0.0490	Swaigood (2003)
95	La Villita, 8, 60.0	19/09/85	8.1	58	0.3360	Elgamal et al. (1990)
96	Gongen, 8, 32.6	17/01/95	8.2	28	0.0010	Matsumoto et al. (1996)
97	Murayama, 7, 39.0	01/09/23	8.2	96	1.2000	Seed et al. (1978)
98	Muraya-kami, 7, 24.0	01/09/23	8.2	75	0.1800	Stroitel (1969)
99	Muraya-shino, 7, 30.0	01/09/23	8.2	85	0.0010	Stroitel (1969)
100	Ono, 7, 36.6	01/09/23	8.2	96	0.3050	Seed et al. (1978)
101	Chabbot, 5, 43.3	18/04/06	8.3	32	0.4500	Singh et Debasis (2009)
102	Otani-Ike, 7, 27.0	21/12/46	8.3	45	0.0010	Stroitel (1969)
* Type de barrage: 1- Digue zoné, 2-Digue multizone, 3- Barrage en terre zoné, 4 - Remblai zoné, 5- Remblai hydraulique zoné, 6- Remblai hydraulique multizone, 7- Barrage multizone compacté, 8- Barrage en enrochement multizone, 9- Barrage en enrochement à masque amont en béton, 10- Barrage en enrochement à masque amont en béton décomposé en granite ou gravier.						

En plus de ces deux phénomènes constatés, les autres effets éventuels des séismes sur les barrages en remblai sont les suivants (Gazetas, 1987 ; Loudière et al., 2014 ; Sêco e Pinto, 2015 ;...) :

- Les instabilités de pente, tels que, le glissement des parements amont ou aval dans des matériaux non cohésifs, mal compactés et saturés d'eau (remblais hydrauliques ou dépôts de stériles), sous l'effet de l'augmentation des sous-pressions, souvent après la fin du séisme ;
- Déplacements différentiels de diverses parties du barrage pouvant générer des fissures et donc des phénomènes d'érosion interne et de création de renards ;
- Déformations du barrage susceptibles de générer des fuites par fissuration d'un masque amont rigide ou des déversements sur la crête ;
- Ruptures de conduites rigides en charge dans le remblai avec des risques d'érosion des matériaux le long de la conduite et apparition de renards.

1.4. Conclusion

Un examen détaillé des expériences passées montre que les barrages en remblai se sont comportés de manière à la fois satisfaisante et peu performante lorsqu'ils ont été soumis à de forts mouvements sismiques. Leur performance est étroitement liée à la nature des matériaux utilisés pour la construction. Les barrages construits avec des matériaux argileux compactés sur des fondations en argile ou en roche ont plus ou moins résisté à des séismes extrêmement forts. En revanche, les anciens remblais construits sur des matériaux sableux ou sur des sables et limons insuffisamment compactés et les digues de retenue des résidus représentent presque tous les cas connus de rupture, par le fait de la liquéfaction de ces matériaux.

En résumé, les types et la performance sismique des barrages en remblai ont été présentés dans ce chapitre. Les principales approches de l'analyse sismique seront abordées dans le prochain chapitre.

CHAPITRE 2 : APPROCHES D'ANALYSE SISMIQUE

DES BARRAGES EN REMBLAI

2.1. Introduction

L'étude de la performance des barrages en remblais pendant des séismes de magnitude élevée permet de différencier deux types de comportements distincts, d'une part, celui associé à la présence de sols cohérents ou sols pulvérulents bien compactés, dont la génération limitée de pressions interstitielles ne réduit pratiquement pas la résistance statique et génère un déplacement permanent limité, d'autre part, celui associé à la présence de matériaux pulvérulents lâches ou moyennement compacts (sensibles à la liquéfaction), dont l'évolution rapide des pressions interstitielles réduit la résistance et génère des déplacements importants pouvant aller jusqu'à la rupture. En prenant en considération cette divergence et en suivant l'évolution des outils numériques, diverses approches ont été développées au fil des ans, allant de la simple méthode d'équilibre limite (pour faire l'analyse pseudostatique) à l'analyse dynamique couplée non linéaire sophistiquée, qui prend en compte les effets de l'interaction fluide interstitielle-squelette solide.

Ce chapitre décrit les différentes approches conventionnelles et innovantes en matière d'analyse sismique des barrages en remblai.

2.2. Approche pseudostatique (PS)

Les toutes premières méthodes d'analyse sismique portaient principalement sur la stabilité des barrages en terre, considérant le barrage comme un corps rigide et indéformable. La principale hypothèse retenue est que le seul mode de rupture possible est l'instabilité de la pente.

La méthode pseudostatique est encore largement utilisée dans la pratique pour vérifier la stabilité sismique des barrages en remblais. Cette méthode intègre l'effet de la sollicitation sismique transitoire dans une analyse de stabilité statique conventionnelle sous la forme d'une force statique inclinée ou horizontale, agissant dans la direction la plus critique. Cette force est appliquée au centre de gravité de la masse du sol, au-dessus de la surface de rupture potentielle considérée. Cette force est supposée égale au produit d'un coefficient sismique, k , et du poids du bloc glissant, W . Ainsi, pour l'exemple montré à la figure 2.1, on obtient les formules suivantes pour les deux composantes de la force d'inertie agissant sur le bloc glissant du barrage.

$$F_H = k_H W = \frac{a_H W}{g} = \alpha_H \frac{a_{\max}}{g} V \gamma \quad (2.1)$$

$$F_V = k_V W = \frac{a_V W}{g} = \alpha_V \frac{a_{\max}}{g} V \gamma \quad (2.2)$$

Où :

a_H et a_V sont respectivement les accélérations horizontale et verticale (m/s^2) ;

k_H et k_V sont respectivement les coefficients pseudo-statiques horizontal et vertical ;

α_H et α_V sont respectivement les coefficients sismiques adimensionnels ;

$a_{\max}$ est l'accélération sismique de pic (m/s^2) ;

V est le volume du bloc glissant de remblai (m^3) ;

γ est le poids volumique du matériau (kN/m^3).

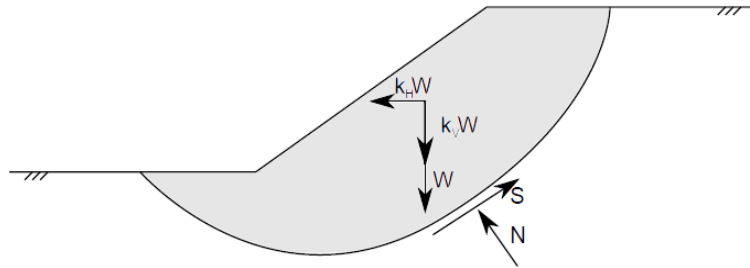


Figure 2.1 : Illustration de l'approche d'analyse pseudo-statique (Pelecanos, 2013).

L'application des forces constantes est certainement très peu représentative de l'effet d'une secousse sismique sur la stabilité d'une pente. Il s'ensuit que l'évaluation du coefficient sismique est un aspect contestable de l'utilisation de cette approche (Loudière et al., 2014).

La valeur critique du coefficient sismique, appelé aussi accélération limite k_y (*yield acceleration*), est le coefficient sismique qui amène un bloc glissant à la limite de l'équilibre, c'est-à-dire pour laquelle le coefficient de sécurité F_S est égal à 1 (à $F_S = 1$ est associée l'accélération critique k_c).

La méthode pseudostatique est toujours intéressante en raison de sa simplicité, bien qu'elle ne puisse actuellement pas évidemment prendre en compte de nombreux éléments impliqués dans les calculs dynamiques. L'analyse pseudostatique permet d'accéder aux déplacements permanents du barrage, en évaluant le coefficient pseudostatique critique, k_c , qui rompt l'équilibre (en l'absence de surpression interstitielle). La principale utilité du coefficient k_c est de donner accès aux déplacements permanents par des méthodes dynamiques simplifiées.

2.3. Approche simplifiée (Méthodes pseudodynamiques)

Il est courant qu'en cas de fort séisme, le coefficient de sécurité est généralement inférieur à 1 sans compromettre la durabilité et le fonctionnement du barrage. Par conséquent, le coefficient de sécurité n'est pas un argument de performance satisfait. Effectivement, la plupart des déplacements causés par les séismes n'ont concerné que la partie superficielle du barrage. Ces déplacements permanents apparaissent et s'accumulent dès le début du séisme, à chaque impulsion sismique dépassant l'accélération critique, a_c .

Dans l'analyse dynamique des barrages en remblai par les méthodes dynamiques simplifiées, deux comportements différents peuvent généralement être utilisés pour estimer les déplacements permanents qui peuvent se produire lors d'un tremblement de terre (Loudière et al., 2014). Ces deux comportements sont les suivants: comportement rigide-plastique avec glissement le long de la surface fissurée (Méthode des blocs rigides), ou un comportement plastifié par une déformabilité généralisée, (Méthodes des blocs flexibles).

2.3.1. Méthode de Newmark

Cette méthode peut être considérée comme un développement de la méthode pseudostatique, elle permet d'évaluer le déplacement d'une masse donnée de sol lors d'un tremblement de terre. La méthode originale (Newmark 1965) est appliquée au déplacement d'un bloc rigide sur un plan. Dans un premier temps, cette méthode permet de calculer l'accélération critique, a_c , qui provoque une rupture selon une surface de glissement dans le parement étudié. Le déplacement du bloc est obtenu par la double intégration de la partie de l'accélérogramme mesurée au centre du bloc pendant laquelle l'accélération critique a_c est dépassée (figure 2.2)

Dans la pratique, $a_c = k_c g$, où k_c est le coefficient pseudo-statique critique, estimé par l'approche pseudo-statique sur une masse d'un bloc rigide, correspondant à la masse définie par une surface de rupture lors d'une étude de stabilité en équilibre limite.

Après avoir étudié plusieurs cas de chargements sismiques pour différentes configurations de barrages, la procédure d'évaluation des déplacements permanents par la méthode Newmark comporte le processus suivant (Leboeuf, 1988) :

1. Evaluation de l'accélération critique a_c pour la surface de rupture potentielle considérée.
2. Evaluation de l'accélérogramme moyen de la masse au-dessus de la surface considérée.
3. Un calcul de la réponse dynamique de la structure est généralement réalisé à cette fin.
4. Estimation du déplacement le long de la surface considérée par double intégration des portions de l'accélérogramme dépassant l'accélération limite $a_c(k_y)$.

Cette procédé sous-estime les déplacements après séisme, lorsqu'ils ne sont pas causés par le cisaillement mais par la compressibilité des matériaux de remblai, et elle n'est acceptable que pour des matériaux dont la résistance n'est pas affectée par la sollicitation sismique. De plus, elle n'évalue pas l'amplification de l'accélération maximale a_{max} dans le barrage.

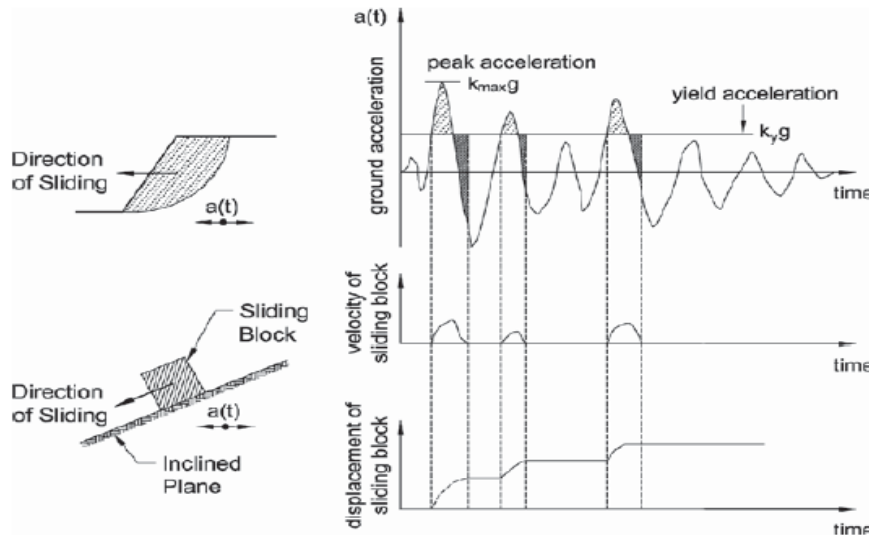


Figure 2.2 : Schéma illustrant le concept du bloc glissant de Newmark (Anderson et al. 2009).

Les différentes formules sous forme fonctionnelle proposées par Newmark (1965) sont citées dans le tableau ci-dessous.

Tableau 2.1 : Différentes formules proposées par Newmark(1965) pour estimer les déplacements permanents.

N°	Equation (Forme fonctionnelle)*
1	$D_{max} = 3 \frac{v_{max}^2}{a_{max}} \left(\frac{a_c}{a_{max}} \right)^{-1}$
2	$D_{max} = 0.5 \frac{v_{max}^2}{a_{max}} \left(\frac{a_c}{a_{max}} \right)^{-2}$
3	$D_{max} = 9.2 \frac{v_{max}^2}{a_{max}} \exp \left(-5.87 \frac{a_c}{a_{max}} \right)^{-2} \left(\frac{a_c}{a_{max}} \right)^{-0.49}$
* : Notation : D_{max} : déplacement maximal permanent dû au séisme; a_c : accélération critique (déterminée par le calcul pseudostatique); a_{max} : accélération maximale du sol (PGA) ; v_{max} : vitesse maximale au sol.	

2.3.2. Méthode de Seed et Makdisi

La méthode de Makdisi et Seed (1978) permet de compléter l'approche de Newmark en évaluant le mouvement vibratoire du talus (accélération maximale en crête $\ddot{u}_{max}$, période propre T_0). Le remblai n'est plus traité comme un bloc rigide, mais comme un corps élastique non linéaire. Le remblai est alors supposé être parfaitement plastique lorsque l'intégration des états de contraintes issus de la modélisation par éléments finis n'assure plus l'équilibre le long de la surface de glissement. La fondation est supposée être rigide (Loudière et al., 2014).

La démarche de cette méthode se déroule en trois étapes successives :

1. Recherche de l'accélération critique $k_c \cdot g$ de la masse considérée, dont la surface de glissement associée s'ouvre à une profondeur y au-dessous de la crête ;
2. Détermination de l'accélération maximale de crête $\ddot{u}_{max} \cdot g$ et de la période propre T_0 (s), afin d'évaluer l'accélération maximale à la profondeur y ;
3. Détermination du déplacement permanent le long de la surface de glissement considérée.

En pratique, le rapport $k_{max}/\ddot{u}_{max}$ est déduit de la courbe moyenne de l'abaque de la figure 2.3 en fonction du rapport y/h . Le déplacement permanent est ensuite déduit d'un second abaque indiqué sur la figure 2.4 qui présente le rapport U normé à $k_{max} \cdot g$.

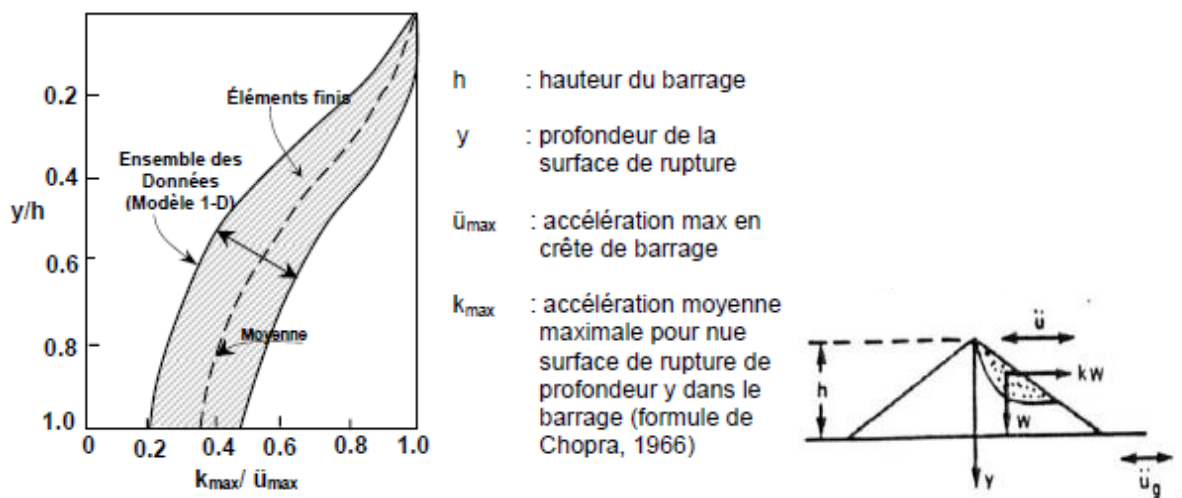


Figure 2.3 : Variation de l'accélération sismique le long de la hauteur des remblais (d'après Seed et Makdisi, 1978 ; extrait de Hydro-Québec, 2003).

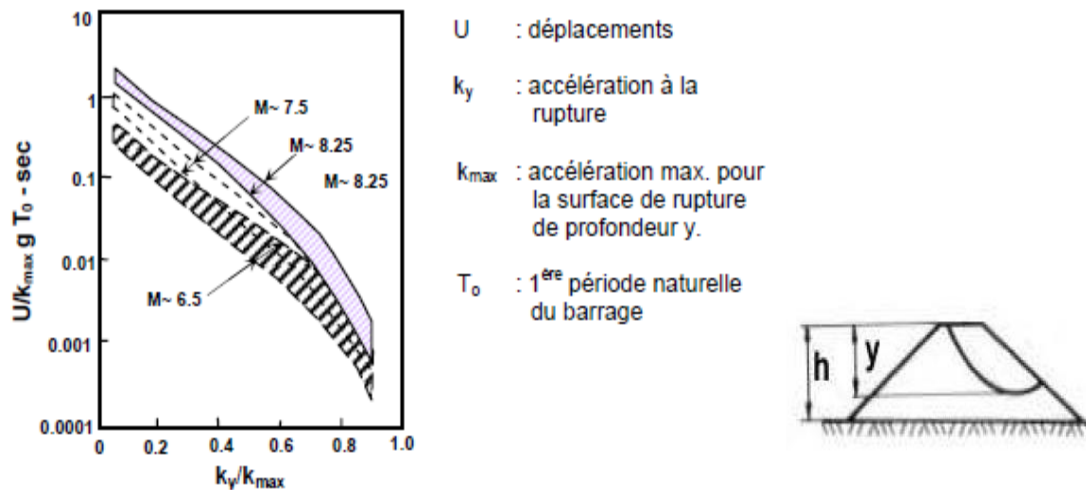


Figure 2.4 : Calcul du déplacement en crête (d'après Seed et Makdisi, 1978, extrait de Hydro-Québec, 2003).

2.3.3. Autre méthodes simplifiées

En plus des formules proposées par Newmark (1965) et Seed et Makdisi (1978) et suivre le rythme du développement d'outils numériques, d'autres approches simplifiées ont été développées par analyse statistique des bases de données obtenus numériquement. Ces formules ont été proposées pour simplifier ou modifier les méthodes originales par prendre en considération des comportements vibratoires plus complexes (comme la non-linéarité ou le couplage entre le glissement du bloc et sa déformation), pour estimer les déplacements permanents induits par un séisme (Durand, 2018).

Les principales formules sous forme fonctionnelle sont regroupées au tableau 2.2.

Tableau 2.2 : Résumé des principaux modèles dynamiques simplifiés appliqués aux barrages en remblais.

N°	Equation (Forme fonctionnelle)*	Références
1	$\log\left(\frac{D}{C a_{max} T_p^2}\right) = 0.85 - 3.91 \left(\frac{a_c}{a_{max}}\right)$	Sarma (1975)
2	$D = 35 \frac{v_{max}^2}{a_{max}} \exp\left(-6.91 \frac{a_c}{a_{max}}\right) \left(\frac{a_c}{a_{max}}\right)^{-0.38}$	Franklin et Chang (1977)
3	$\log(D(cm)) = 0.078 \left(\frac{a_c}{a_{max}}\right)^4 + 0.193 \left(\frac{a_c}{a_{max}}\right)^3 - 0.285 \left(\frac{a_c}{a_{max}}\right)^2 - 1.847 \left(\frac{a_c}{a_{max}}\right) + 0.804$	Hynes-Griffin et Franklin (1984)
4	$\log(D(cm)) = -0.116 \left(\frac{a_c}{a_{max}}\right)^4 - 0.702 \left(\frac{a_c}{a_{max}}\right)^3 - 1.733 \left(\frac{a_c}{a_{max}}\right)^2 - 2.854 \left(\frac{a_c}{a_{max}}\right) - 0.287$	Hynes-Griffin et Franklin (1984)
5	$\log(D) = 0.90 + \log\left[\left(1 - \frac{a_c}{a_{max}}\right)^{2.53} \left(\frac{a_c}{a_{max}}\right)^{-1.09}\right]$	Ambraseys et Menu (1988)
6	$\log\left(\frac{D}{N_{eq} a_{max} T_D^2}\right) = 0.22 - 10.12 \left(\frac{a_c}{a_{max}}\right) + 16.38 \left(\frac{a_c}{a_{max}}\right)^2 - 11.48 \left(\frac{a_c}{a_{max}}\right)^3$	Yegian et al. (1991)

7	$\ln(D(cm)) = (5.470 + 0.451(\ln(S_a(T=1s)) - 0.45) + 0.0186(\ln(S_a(T=1s)) - 0.45)^2 + 0.596(\ln(A_{RMS}) - 1.0) + 0.656 \ln\left(\frac{S_a(T=1s)}{a_{max}}\right) - 0.0716 \left(\ln\left(\frac{S_a(T=1s)}{a_{max}}\right)^2 + 0.802(\ln(Dur_{ac}) - 0.74) + 0.0763 (\ln(Dur_{ac}) - 0.74)^2 + \left(\frac{1}{(-0.581)(\ln(\frac{a_{max}}{a_c}) + 0.193)}\right))\right)$	Watson-Lamprey et Abrahamson (2006)
8	$\ln(D(cm)) = -0.22 - 2.83 \ln(k_c) - 0.333 \ln(k_c)^2 + 0.566 \ln(k_c) \ln(a_{max}) + 3.04 \ln(a_{max}) - 0.244 (\ln(a_{max}))^2 + 0.278 (M - 7)$	Bray et Travarasrou (2007)
9	$\ln(D(cm)) = -1.10 - 2.83 \ln(k_c) - 0.333 \ln(k_c)^2 + 0.566 \ln(k_c) \ln(S_a(1.5T_D)) + 3.04 \ln(S_a(1.5T_D)) - 0.244 (\ln(S_a(1.5T_D)))^2 + 1.50T_D + 0.278(M - 7)$	Bray et Travarasrou (2007)
10	$\log(D(cm)) = 0.215 + \log\left[\left(1 - \frac{a_c}{a_{max}}\right)^{2.341} \left(\frac{a_c}{a_{max}}\right)^{-1.438}\right]$	Jibson (2007)
11	$\log(D(cm)) = -2.710 + \log\left[\left(1 - \frac{a_c}{a_{max}}\right)^{2.335} \left(\frac{a_c}{a_{max}}\right)^{-1.478}\right] + 0.424M$	Jibson (2007)
12	$\log(D(cm)) = 2.401 \log I_a - 3.481 \log a_c - 3.230$	Jibson (2007)
13	$\log(D(cm)) = 0.561 \log I_a - 3.833 \log\left(\frac{a_c}{a_{max}}\right) - 1.474$	Jibson (2007)
14	$\ln(D(cm)) = 5.52 - 4.43 \left(\frac{a_c}{a_{max}}\right) - 20.93 \left(\frac{a_c}{a_{max}}\right)^2 + 42.61 \left(\frac{a_c}{a_{max}}\right)^3 - 28.74 \left(\frac{a_c}{a_{max}}\right)^4 + 0.72 \ln(a_{max})$	Saygili et Rathje (2008)
15	$\ln(D(cm)) = -1.56 - 4.58 \left(\frac{a_c}{a_{max}}\right) - 20.84 \left(\frac{a_c}{a_{max}}\right)^2 + 44.75 \left(\frac{a_c}{a_{max}}\right)^3 - 30.5 \left(\frac{a_c}{a_{max}}\right)^4 + 0.72 \ln(a_{max}) + 1.55 \ln(v_{max})$	Saygili et Rathje (2008)
16	$\ln\left(\frac{D}{T_1 I_a}\right) = -0.56 - 2.23 \frac{k_{cg}}{a_{max}} + \frac{S_a(1.5T_1)}{a_{max}} ; \text{ avec } T_1 = \frac{2\pi}{2.4} \frac{H}{\sqrt{G_0/\rho}}$	Veylon et al, (2017)
* Notations : D : déplacement maximal permanent dû au séisme; a_c : accélération critique; a_{max} : accélération maximale du sol; v_{max} : vitesse maximale au sol; ; I_a : intensité d'Arias; T_p : période prédominante; T_D : période fondamentale du barrage; S_a : accélération spectrale; T : période propre initiale; M : magnitude; k_c : coefficient pseudostatique critique; T_1 : période propre fondamentale ; G_0 : Module de cisaillement initial ; H : hauteur du barrage.		

2.3.4. Méthodes simplifiées avec un couplage hydromécanique

Dans un rapport présenté en 2018 par Veylon et ses collaborateurs (Veylon et al., 2018), une approche simplifiée permettant d'évaluer la performance sismique des barrages en remblai, avec un couplage entre les pressions interstitielles et les caractéristiques mécaniques a été présenté. Elle est appelée Fr-Jp, car elle est née de la collaboration entre les comités Français et Japonais, la méthode Fr-Jp, malgré son caractère simplifié, permet un calcul non linéaire, avec un couplage entre les pressions interstitielles et les caractéristiques mécaniques.

La méthodologie de cette méthode simplifiée consiste à déterminer l'accélération en tout point de l'ouvrage à partir d'une décomposition modale. Les modes propres peuvent être calculés par un modèle élastique linéaire, ou bien par des formules empiriques qui doivent intégrer le

caractère 3D de l'ouvrage. Le choix du nombre de modes varie, en phase de validation, de 1 à 20. La méthode permet ainsi de calculer l'accélération en n'importe quel point de l'ouvrage.

Le calcul est mène en explicite, avec une projection de l'équation de la dynamique sur les premiers modes propres du barrage.

Les étapes principales du calcul sont (Veylon et al., 2018):

- 1) Calcul des n premières périodes propres T_i du barrage : $T_i = A_i H / \sqrt{G/\rho}$;
- 2) Projection modale et calcul de l'accélération en crête du barrage :
 $A = \sum_i^n FP_i * OSC(T_i, \xi)$; avec $OSC(T_i, \xi)$ est la réponse temporelle d'un oscillateur simple à l'accélérogramme à la base et FP_i est le facteur de participation du i-ème mode (qui dépend principalement de la déformée du mode propre) ;
- 3) Calcul de la distorsion moyenne sur un cycle γ à partir du déplacement en crête U_c d'après la relation : $\gamma = U_c / H$;
- 4) Calcul de la déformation volumique sur un cycle à partir de la distorsion moyenne : $\Delta \varepsilon_v = C_1 \gamma \exp(-C_2 \varepsilon_v / \gamma)$;
- 5) Calcul de l'augmentation de la pression interstitielle : $\Delta u = K \Delta \varepsilon_v$;
- 6) Mise à jour du module de cisaillement en tenant compte de la distorsion moyenne et de l'augmentation de la pression interstitielle : $G = G(\gamma) \sqrt{1 - \Delta u / \sigma'_0}$;
- 7) Passage au pas de temps suivant et retour à l'étape n°1.

L'équilibre des volumes potentiellement instables est estime en calculant l'accélération moyenne du volume. Si cette accélération moyenne dépasse l'accélération critique $k_c g$, le glissement est calculé et ne s'arrête que si la vitesse moyenne du volume redevient égale à celle à la base du barrage. Le tassement en crête du barrage est finalement estime en faisant la somme du tassement volumique ε_v et de la projection du glissement sur l'axe vertical (Veylon et al., 2018).

2.4. Calcul empirique des tassements sismiques

Plusieurs études ont été réalisées afin de recenser plusieurs cas de barrages ayant subi des déformations permanentes en crête (Bureau et coll., 1987; Jansen, 1990; Swaisgood, 2003 ; Bureau 2012,...etc.). En utilisant les données disponibles sur les pics de déformation en crête, les caractéristiques des barrages et les événements sismiques, des formules empiriques ont été développées. Dans ce qui suit, on présente deux méthodes les plus utilisées pour évaluer des tassements sismiques, ces formules sont relativement récentes, du fait qu'elles sont basées sur des

histoires de cas de tassements en crête provoqués par un séisme et des données in-situ.

2.4.1. Méthode de Bureau (2012)

Partant de l'analyse du comportement sismique des barrages en enrochement, Bureau et al (1985) établissent une corrélation entre le tassement maximal observé en crête et la magnitude du séisme. Les auteurs ont ainsi établi un indice de sévérité, noté *ESI* (*Earthquake Severity Index*) qui caractérise le chargement sismique et qui est corrélé directement au tassement :

$$\Delta h/H = 3.10^{-4}(ESI) \quad ESI = a_{max} \cdot (M-4,5)^{1,5} \quad (2.3)$$

Avec :

$\Delta h/H$: tassement maximal en crête divisé par la hauteur du barrage en remblai;

M_w : magnitude de moment du séisme;

a_{max} : accélération maximale du substratum exprimée en g.

Le tassement prédit par cette formule est essentiellement basé sur des mesures de barrages en enrochement non compactés avec masques amont et de barrages compactés ou déversés avec noyau central en argile. Cette formule tient compte de la compressibilité, du tassement et du cisaillement.

Par ailleurs, le Bureau (2012) considère que la tenue au séisme des barrages en enrochements ou en terre bien compactée est correctement et suffisamment prédite avec les méthodes simplifiées, à condition qu'aucun matériau liquéfiable ne soit présent. Il considère que l'application simultanée des méthodes simplifiées précédentes et leur comparaison, pour mieux identifier les incertitudes, permet un jugement suffisamment fiable. Ainsi, le passage aux méthodes dynamiques couplées ne se justifie que par la présence de sols générant un risque d'instabilité par remontée de pression interstitielle. Enfin, nous rappelons que cette méthode a été développée principalement pour les barrages en enrochement, où l'angle de frottement est de 45° . Son adaptation aux barrages en terre nécessite un facteur de correction multiplicatif pris comme $1/\tan(\varphi')^2$ où φ' est l'angle de frottement moyen des matériaux de remblai (Loudière et al., 2014).

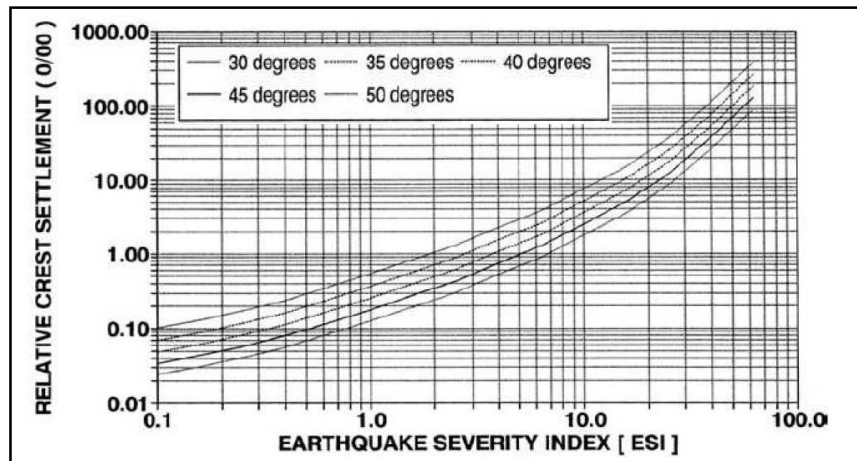


Figure 2.5 : Estimations du tassement des crêtes des barrages en enrochement et des remblais de sable d'après l'indice de sévérité(ESI) des tremblements de terre (Roth et al., 1986).

2.4.2. Méthode de Swaisgood (2003)

Swaisgood (2003) a évalué des tassements maximaux mesurés en crête induits par séismes par une analyse statistique des données recueillies de la performance sismique d'environ 69 cas documentés de barrages en remblai.

La corrélation entre le tassement relatif (rapport du tassement maximal en crête sur la hauteur totale de terrain meuble) et l'accélération maximale et la magnitude du séisme est donnée par la formule suivante :

$$\frac{\Delta h}{H} = \exp(6.07a_{max} + 0.57M_w + 8) \quad (2.4)$$

Où:

- $\Delta h/H$: tassement en crête divisé par la somme de la hauteur du remblai et de la fondation meuble (remblai et fondation) ;
- a_{max} : accélération maximale en g (PGA) ;
- M_w : magnitude.

Swaisgood (2003) estime que sa méthode capture presque exclusivement le tassement de compressibilité.

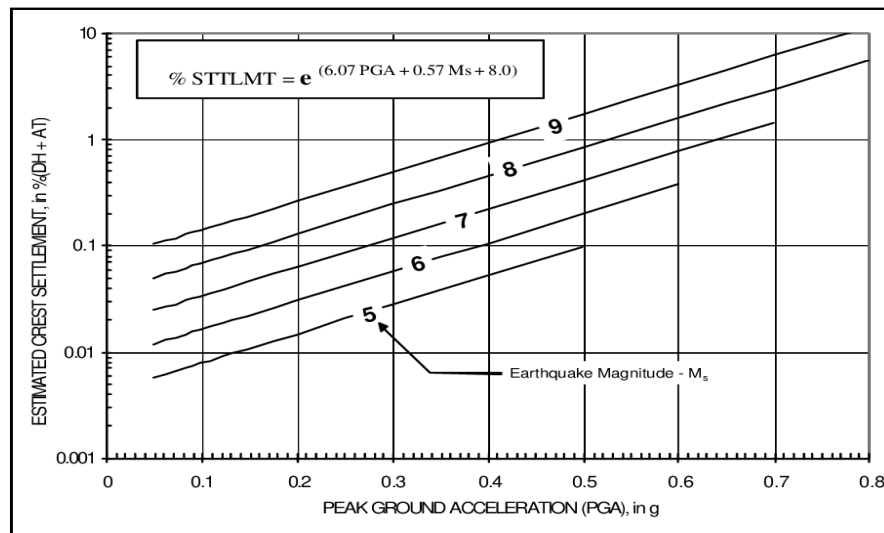


Figure 2.6 : Graphique pour l'estimation des tassements en crête induits par séisme (Swaisgood, 2003).

2.5. Approche dynamique (Méthodes numériques)

L'analyse sismique des barrages en remblai a évolué avec les techniques numériques disponibles : méthode des éléments finis (FEM), méthode des différences finies (FDM),....etc. Les premiers modèles se sont inspirés de l'analyse élastique linéaire par itération pour reproduire les fortes non-linéarités (modèle linéaire équivalent), puis sont apparues les modèles découplés, semi-couplés et enfin l'analyse dynamique totalement couplée hydraulique/mécanique (*Fully coupled dynamic analysis*).

En 1973, Seed et ses collaborateurs ont été les premiers à proposer une méthode pour analyser le risque de liquéfaction sismique. Cette méthode était fondée sur un nouveau concept : le modèle linéaire équivalent. Ce modèle reproduit l'augmentation de l'amortissement (D) et la diminution du module de cisaillement (G) avec la déformation (γ) par une approche itérative. Le calcul restitue les valeurs des contraintes maximales. Ces valeurs sont comparées au seuil de contrainte qui génère dans les essais de laboratoire une pression synonyme de liquéfaction appelée potentiel de déformation. Ce modèle ne fournit pas les déplacements qui sont les critères de performance les plus recherchés. De plus, les résultats requièrent une bonne expérience pour être interprétés (Loudière et al., 2014).

Des prévisions plus précises de la réponse des barrages en remblai sous chargement sismique nécessitent des analyses numériques capables de simuler le développement et la dissipation de l'excès de pression interstitielle avec le temps. Une telle situation est particulièrement complexe, car il a besoin de la résolution numériquement des problèmes complexes, comme l'interaction fluide-pore-squelette solide en tenant compte du comportement

non linéaire du matériau du sol et l'interaction du barrage avec la fondation. Les développements récents dans le domaine de la modélisation numérique permettent théoriquement faire face à ces problèmes complexes. En effet, le développement récent a permis la formulation des relations constitutives avancées qui peuvent décrire le comportement du sol sous des chemins complexes inclus chargement cyclique.

La brève description qui suit concerne une approche de modélisation dynamique, dans le cadre de scénarios d'excitation sismique induite par la liquéfaction valable pour la plupart des cas rencontrés dans le domaine des barrages en remblai.

2.5.1. Modélisation dynamique complètement couplée

Ce paragraphe traite de la formulation de l'interaction dynamique fluide interstitiel-matrice solide ainsi que de la modélisation du comportement dynamique des barrages en terre.

2.5.1.1. Formulation de l'interaction dynamique fluide-solide

Le sol complètement saturé est généralement idéalisé comme un milieu poreux saturé de fluide (milieu à deux phases) avec un squelette solide poreux déformable et saturé de fluide dans la structure poreuse solide. Contrairement aux milieux monophasiques, les milieux poreux saturés de fluide ont des propriétés macro-mécaniques beaucoup plus complexes en raison de l'interaction entre le squelette solide et le fluide poreux (le couplage fluide-solide), ce qui est particulièrement important dans les analyses dynamiques. C'est pourquoi, sur la base du modèle de consolidation quasi statique (Biot 1956a), Biot (1956b) a proposé à l'origine la théorie de la propagation des ondes dans les milieux poreux saturés, qui tient compte de l'inertie du squelette du sol et du fluide interstitiel. Dans sa conception, la matrice solide est considérée élastique linéaire et subit de petites déformations, tandis que l'écoulement du fluide engendré par la déformation du matériau est gouverné par la loi de Darcy.

Zienkiewicz et al. (1980) ont développé diverses approximations de la théorie de Biot pour la pratique de l'ingénierie, et ont également indiqué les limites correspondantes de ces approximations dans différents problèmes d'ingénierie tels que le problème de consolidation et le comportement non drainé. Plusieurs formulations représentatives sont présentées par Zienkiewicz et al. (1980) telles que : les formes $u-U-p$, $u-U$, $u-p$, $u-w$, où, u est le déplacement du squelette du sol, U est le déplacement absolu du fluide interstitiel, w est le déplacement du fluide interstitiel par rapport au squelette du sol, et p est la pression interstitielle, respectivement. Parmi ces différentes formulations, les équations formées en $u-p$ ont une formulation relativement plus simple et une efficacité de calcul plus élevée, en raison des avantages suivants : tout d'abord, les termes des équations $u-p$ formées impliquant l'accélération du fluide poreux par rapport au squelette du sol,

$\ddot{w}$, peuvent être négligés si le mouvement du fluide, $\dot{w}$, est relativement faible. Sur la base de cette hypothèse raisonnable, les équations formées en u-p peuvent être réécrites dans une formulation plus simple. Deuxièmement, les équations formées par u-p, consistant en un vecteur de déplacement inconnu, u, et un scalaire de pression de pore inconnu, p, ont moins de degrés de liberté que les formulations entièrement vectorisées (c'est-à-dire la forme u-U). Enfin, comme il s'agit de l'un des paramètres les plus importants de la dynamique des sols, la pression interstitielle p peut être obtenue directement à partir de la formulation u-p sans itérations. Par conséquent, les équations de la forme u-p sont plus appropriées et plus pratiques pour décrire les problèmes dynamiques des milieux poreux saturés.

2.5.1.2. Modélisation du comportement dynamique des barrages en terre

Pour les démonstrations suivantes, nous indiquons que la simplification essentielle réside dans le fait que les effets de l'accélération relative entre les phases fluide et solide sont négligés.

❖ Équations générales de gouvernance

La contrainte totale σ_{ij} est définie comme la force s'exerçant sur une section unité de l'ensemble biphasique. Si la pression du fluide est p , la contrainte effective σ'_{ij} est définie comme :

$$\sigma'_{ij} = \sigma_{ij} - \alpha \delta_{ij} p \quad (2.6)$$

où δ_{ij} est le symbole de Kronecker, et α est le coefficient de Biot qui dépend du type de matériau et qui est défini comme $\alpha = 1 - \frac{K_T}{K_s}$, K_T et K_s désignant respectivement le coefficient de compressibilité du milieu poreux et des particules solides.

La variation de la déformation $d\varepsilon_{ij}$ est liée à la variation des déplacements du_{ij} de la phase solide ainsi :

$$d\varepsilon_{ij} = \frac{(du_{i,j} + du_{j,i})}{2} \quad (2.7)$$

La décomposition de la contrainte totale en pression interstitielle et en contrainte effective est très utile, puisque le résultat des variations de la pression dp est simplement une compression globale des particules solides, provoquant un incrément de déformation élastique volumique $d\varepsilon_{ii}^p$ qui est insignifiant :

$$d\varepsilon_{ii}^p = -dp/K_s \quad d\varepsilon_{ii}^p = -\delta_{ij} dp/3K_s \quad (2.8)$$

Où K_s est le module de déformation volumique de la phase solide.

Ainsi, les phénomènes non linéaires, et bien sûr la rupture du matériau, sont liés à la contrainte effective σ'_{ij} . La formulation des lois de comportement peut les exprimer sous la forme suivante :

$$d\sigma'_{ij} = E_{ijkl}(d\varepsilon_{kl} - d\varepsilon_{kl}^0 - d\varepsilon_{kl}^p) \quad (2.9)$$

Dans cette formulation, la matrice de raideur tangente E_{ijkl} ainsi que la déformation initiale ε_{kl}^0 peuvent dépendre des valeurs des contraintes effectives et des déformations correspondantes, ainsi que de l'évolution antérieure de ces grandeurs.

Dans le cas des sols, la déformation provoquée par une variation de pression est négligeable par rapport aux déformations induites par les variations de la contrainte effective σ'_{ij} , nous pouvons donc négliger le terme ε_{kl}^p dans le calcul des barrages en terre. Par contre, pour l'enrochement, ces deux déformations peuvent être du même ordre, et il est donc important de retenir le terme ε_{kl}^p (Zienkiewicz, 1986).

La combinaison de toutes les sollicitations appliquées à chaque élément doit aboutir à un état d'équilibre. Il s'agit donc de satisfaire à la condition suivante :

$$\sigma_{ij,j} + \rho \ddot{u}_i - \rho b_i = 0 \quad (2.10)$$

Où b_i est la force volumique par unité de masse et ρ indique la densité du mélange total définie par $\rho = n\rho_w + (1-n)\rho_s$, ρ_w désignant la densité de l'eau, ρ_s la densité des particules solides et n la porosité.

La dernière relation à examiner concerne la continuité d'écoulement et les variations de volume du squelette. En intégrant la loi Darcy, le bilan massique de la phase fluide peut s'écrire :

$$\left(k_{ij} (p_{,j} + \rho_f \ddot{u}_j - \rho_f b_j) \right)_{,i} + \alpha \dot{\varepsilon}_{ii} + \frac{\dot{p}}{Q^*} = 0 \quad (2.11)$$

Où k_{ij} est le tenseur de la perméabilité dynamique du milieu (LT/M), b_j est le potentiel du champ de pesanteur g , ρ_f est la densité du fluide, ε_{ii} est la déformation volumétrique totale, et Q^* est défini comme $1/Q^* = n/K_f + (\alpha - n)/K_s$, K_f désignant le coefficient de compressibilité du fluide.

❖ Comportement non drainé

Si les phénomènes dynamiques sont si rapides qu'ils interdisent tout écoulement à travers le squelette de la matrice solide, ou si les coefficients de perméabilité sont très faibles, alors l'équation (2.11) devient :

$$\dot{\varepsilon}_{ii} + \dot{p} \frac{n}{K_f} = 0 \quad (2.12)$$

Cette relation montre comment calculer immédiatement les variations de pression induites par une déformation externe. On peut écrire :

$$dp = - \left(\frac{K_f}{n} \right) d\varepsilon_{ii} \quad (2.13)$$

L'équation (2.13) permet d'éliminer explicitement le terme de pression p . De même, avec les équations (2.6, 2.8, 2.9), on peut éliminer la contrainte effective σ'_{ij} pour obtenir directement les incréments de contrainte totale sous la forme:

$$d\sigma_{ij} = E_{ijkl} \left(d\varepsilon_{kl} - d\varepsilon_{kl}^0 - \delta_{ij} d\varepsilon_{kl} K_f / (3K_S n) \right) + \delta_{ij} d\varepsilon_{ij} K_f / n \quad (2.14)$$

On peut écrire l'équation (2.14) plus simplement :

$$d\sigma_{ij} = \bar{E}_{ijkl} d\varepsilon_{kl} - E_{ijkl} d\varepsilon_{kl}^0 \quad (2.15)$$

Où $\bar{E}$ est le module en comportement non drainé, que l'on peut mesurer directement.

La relation qui lie le module non drainé en contrainte totale et celui en contrainte effective est :

$$\bar{E}_{ijkl} = E_{ijkl} \left(1 + \delta_{ij} K_f / (3K_S n) \right) + \delta_{ij} K_f / n \quad (2.16)$$

La matrice de raideur tangente dépend généralement de l'histoire des contraintes et des déformations.

Nous avons examiné le comportement d'un matériau poreux soumis à une augmentation uniforme de contrainte lorsque le drainage est impossible. Revenons aux équations (2.13) et (2.14) pour examiner le comportement lorsque la contrainte totale reste constante malgré une contraction volumique uniforme du squelette ε_v^0 . On comprend que cette contraction provoque une augmentation de la pression interstitielle et, puisque $d\sigma = 0$, une diminution de la contrainte effective d'une quantité égale.

Dans les équations (2.13) et (2.14), on peut facilement éliminer $d\varepsilon$ pour trouver que la variation de la pression interstitielle devient :

$$dp \cong -K_T d\varepsilon_v^0 \quad (2.17)$$

Où K_T est le module de déformation volumique moyen correspondant à la matrice E.

❖ Discrétisation en éléments finis

Considérons maintenant les équations discrétisées qui interviennent dans un calcul par la méthode des éléments finis. Le problème du calcul de la réponse dynamique d'un ouvrage est formulé essentiellement par les relations (2.6 à 2.11).

Dans la méthode des éléments finis, ces variables de déplacement et de pression sont exprimées en fonction des paramètres nodaux et des fonctions d'interpolation N et $\bar{N}$. Ainsi, dans le domaine spatial, on peut écrire :

$$u = N_u \bar{u} \text{ et } p = N_p \bar{p} \quad (2.18)$$

Où $\bar{u}$ et $\bar{p}$ correspondent aux paramètres nodaux de ces variables.

A l'aide des techniques de pondération de Galerkin, chacune des équations peut être discrétisée. En prenant l'équation (2.10) et en éliminant la contrainte totale à l'aide de l'équation (2.6), nous pouvons écrire :

$$\int_{\Omega} B^T \sigma' d\Omega - Q\bar{p} + M\ddot{\bar{u}} + C\dot{\bar{u}} + F^{(1)} = 0 \quad (2.19)$$

Où la matrice de masse M , la matrice de couplage Q , et le vecteur de charge $F^{(1)}$ sont définis comme :

$$\begin{aligned} M &= \int_{\Omega} N_u^T \rho N_u d\Omega \\ Q &= \int_{\Omega} B^T \alpha m N_p d\Omega \\ F^{(1)} &= \int_{\Omega} N_u^T \rho b d\Omega + \int_{\Gamma_t} N_u^T \bar{t} d\Gamma \end{aligned}$$

Où B est la matrice reliant les incréments de contrainte et les déplacements et D est la matrice des propriétés matérielles du squelette solide. Dans les relations ci-dessus, Ω est le domaine des champs fluides et solides, Γ_t est la limite externe de la traction et m est défini comme $m = [1, 1, 0]^T$, $\bar{t}$ sont les efforts imposés aux limites. Le terme $C\dot{\bar{u}}$ est ajouté pour tenir compte de l'amortissement.

La relation (2.19) est complétée par (2.8) et (2.9) qui lient les variations de la contrainte effective aux incréments de déplacements, c'est-à dire :

$$d\sigma' = E (B d\bar{u} - d\varepsilon^0 + m \bar{N} d\bar{p} / (3K_s)) \quad (2.20)$$

Enfin ce système discrétisé est complété par la relation de continuité (2.11) sous la forme de Galerkin, c'est-à-dire :

$$Q\dot{\bar{u}} + H\bar{p} + G\dot{\bar{p}} - F^{(2)} = 0 \quad (2.21)$$

Dans la relation ci-dessus, les matrices concernées sont :

$$H = \int_{\Omega} \nabla N_p^T \bar{k} \nabla N_p d\Omega$$

$$G = \int_{\Omega} N_p^T \frac{1}{Q^*} N_p d\Omega$$

$$F^{(2)} = \int_{\Omega} N_p^T \nabla^T (k \rho_f b) d\Omega + \int N_p^T \bar{q} d\Gamma$$

où $\bar{q}$ sont les débits imposés aux limites.

Pour les problèmes linéaires, ce système d'équations discrétisées peut être réduit à une forme mieux connue:

$$M\ddot{\bar{u}} + C\dot{\bar{u}} + K\bar{u} - Q\bar{p} + F^{(1)} = 0 \quad (2.22)$$

$$H\bar{p} + G\dot{\bar{p}} + Q\dot{\bar{u}} + F^{(2)} = 0 \quad (2.23)$$

où $K = \int_{\Omega} B^T D B d\Omega$ est la matrice de rigidité.

De même, le comportement non drainé de l'équation (2.12) peut être discrétisé pour obtenir la relation algébrique monophasique :

$$\int_{\Omega} B^T \sigma d\Omega + M\ddot{\bar{u}} + C\dot{\bar{u}} + F = 0 \quad (2.24)$$

Avec

$$d\sigma = \bar{D} B d\bar{u} - D d\varepsilon^0 \quad (2.25)$$

Pour le problème linéaire, l'équation (3.24) peut être réécrite ainsi :

$$M\ddot{\bar{u}} + C\dot{\bar{u}} + K\bar{u} + F = 0 \quad (2.26)$$

Où la matrice de rigidité K correspond maintenant au comportement non drainé.

2.6. Approche de l'intelligence artificielle (IA)

L'évolution des analyses d'ingénierie computationnelle des barrages suit de près l'évolution des méthodes de calcul. Au début de l'ingénierie des barrages, des méthodes analytiques et la méthode de l'équilibre limite simple, couplées à l'expertise technique, ont été utilisées pour développer des modèles physiques des problèmes d'ingénierie appliqués aux barrages. Au fil des ans, les méthodes numériques sont utilisées pour des problèmes difficiles et complexes. Contrairement à d'autres

problèmes d'ingénierie, le succès des méthodes mentionnées ci-dessus dans l'évaluation de la réponse sismique des barrages en remblai est entravé par la difficulté d'obtenir des modèles constitutifs précis et la variabilité spatiale du sol, en particulier pour des questions complexes comme les problèmes de liquéfaction. Par conséquent, d'après les études de cas et les essais sur le terrain, les méthodes empiriques dérivées statistiquement et les méthodes semi-empiriques fondées sur des méthodes analytiques sont plus populaires dans de tels cas. Le succès de ces méthodes empiriques et semi-empiriques dépend dans une large mesure du modèle statistique/théorique choisi pour le système à analyser qui correspond aux données d'entrée-sortie, ainsi que des méthodes statistiques utilisées pour déterminer les paramètres du modèle (Das et Basudhar, 2006). Très souvent, il est difficile d'élaborer des modèles théoriques/statistiques en raison de la nature complexe du problème et de l'incertitude des paramètres de calculs. Il s'agit de situations où l'approche axée sur les données s'est avérée plus appropriée que l'approche axée sur le modèle (Das, 2013).

2.6.1. Principe

La philosophie de la modélisation par l'IA est similaire à celle d'un certain nombre de modèles statistiques conventionnels, en ce sens que tous deux tentent de saisir la relation entre un ensemble historique d'entrées de modèle et les sorties correspondantes (Shahin, 2013). Le principal intérêt des approches neuronales est qu'elles ne sont pas associées à une forme fonctionnelle a priori contrairement aux méthodes statiques classiques conduisant à un modèle de prédiction dont les sorties sont nécessairement une combinaison linéaire des paramètres d'entrée. La forme fonctionnelle reliant les sorties aux entrées d'un modèle obtenu par une approche neuronale peut par ailleurs permettre de simuler des comportements non-linéaires via les fonctions d'activation retenues (Dreyfus, 2005).

Pour mieux décrire cette différence, on cite cet exemple tiré de (Shahin et al., 2013). Dans un modèle statistique de régression linéaire, la fonction f peut être obtenue en modifiant la pente $\tan\alpha$ et en interceptant β de la ligne droite ($y = (\tan\alpha)x + \beta$), de sorte que l'erreur entre les sorties réelles et les sorties de la ligne droite sont minimisées. Le même principe est utilisé dans les modèles d'IA. L'IA peut former le modèle de régression linéaire simple en ayant une entrée et une sortie (figure 2.7). L'IA utilise les données disponibles pour établir une correspondance entre les entrées du système et les sorties correspondantes en utilisant des exemples d'apprentissage machine des entrées et sorties du modèle (apprentissage) afin de trouver la fonction $y=f(x)$ qui minimise l'erreur entre les sorties réelles et les sorties prévues par le modèle IA. Si la relation entre x et y est non linéaire, l'analyse de régression statistique ne peut être appliquée avec succès que s'il existe une connaissance préalable de la nature de la non-linéarité. Au contraire, cette

connaissance préalable de la nature de la non-linéarité n'est pas requise pour les modèles de l'IA.

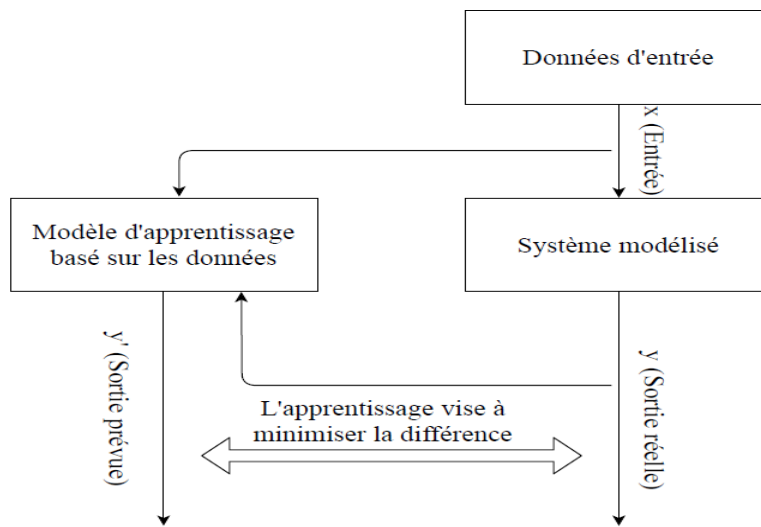


Figure 2.7 : Modélisation IA pilotée par les données.

2.6.2. Applications de l'approche IA

La prédiction du comportement sismique des barrages en remblai (des déplacements permanents, des tassements et des montées de la pression interstitielle,...) par le biais de modèles prédictives d'AI n'a pas été traité amplement, d'une part à cause du manque des données expérimentales, et d'autre part en raison de la complexité de l'analyse numériques concernant des phénomènes assez compliqués associés tels que la liquéfaction.

Récemment, de nombreux chercheurs ont utilisé la capacité d'apprentissage de l'intelligence artificielle (IA) dans la modélisation complexe multivariée en géomécanique (Adoko et al. 2013 ; Kayabasi et al. 2015 ; Alemdag et al. 2016 ;...). Sa pertinence en tant que technique alternative aux méthodes analytiques et numériques a été convenablement examinée. D'autre part, seulement quelques cas de recherches ont été effectués pour prédire des déformations permanents sismo-induites en se basant sur des données de cas historiques bien documentés de barrages en remblai (Barkhordari et Entezari 2015, Javdanian et al. 2018; Zeroual et al. 2018; Javdanian et Pradhan 2019,...). Barkhordari et Entezari (2015) ont été étudié le potentiel des réseaux de neurones artificiels (ANN) pour prédire la déformation des barrages en remblai induites par séismes. L'architecture ANN optimale a été trouvée pour avoir sept neurones dans la couche d'entrée, neuf et sept neurones dans deux couches cachées, et un neurone dans la couche de sortie. des ensembles de données d'observations provenant de plusieurs études de cas publiées sur la performance des barrages et des remblais en terre lors des tremblements de terre passés ont été utilisé afin de prédire les tassements de la crête des barrage en remblai causée par les séismes, une

analyse MLP (*Multi-Layer Perceptron*) a été utilisée. Un réseau neuronal de rétropropagation à quatre couches, avec une topologie (TP 7-9-7-1), a été trouvé comme étant optimal. Les résultats ont montré qu'un réseau neuronal bien formé pouvait prédire la déformation permanente des barrages en remblais provoquée par les séismes.

2.7. Conclusion

Ce chapitre a traité de l'analyse sismique des barrages. Tout d'abord, un examen des différentes méthodes disponibles d'analyse sismique des barrages a été présenté, expliquant leurs hypothèses et décrivant leurs potentiels et leurs limites. Ces méthodes se répartissent en trois grandes catégories : (a) les méthodes pseudostatiques pour évaluer la stabilité du barrage en terre, (b) les méthodes simplifiées qui calculent les déplacements permanents et (c) les méthodes numériques d'évaluation de la réponse dynamique de l'ensemble de la structure du barrage. Cependant, les techniques numériques avancées, telles que les méthode des éléments finis et différences finis, sont capables de satisfaire tous les objectifs de l'analyse : stabilité, déplacements et réponse dynamique. Ensuite, une brève description de l'évolution des méthodes numériques d'analyse appliquées aux barrages en remblai a été présentée. Les méthodes numériques ont été formulées afin de modéliser le comportement non linéaire des matériaux des barrages, qui ne peut être calculé de manière analytique. Diverses méthodes ont été développées au fil des ans, allant de l'analyse linéaire équivalente à l'analyse dynamique couplée non linéaire plus sophistiquée, qui prend en compte les effets de l'interaction fluide-solide. Enfin, en plus des approches conventionnelles ci-mentionnées une approche de l'intelligence artificielle est présentée.

Les analyses sismiques des ouvrages hydrauliques, en particulier pour les cas impliquant un potentiel de liquéfaction, sont lourdes et coûteuses. En effet, l'application des différentes approches dynamiques pour évaluer la réponse des barrages en remblai et leur comparaison, est recommandée pour pouvoir porter un jugement fondé sur des ouvrages aussi volumineux que les barrages en remblai. Cette application fera l'objet des chapitres suivants.

CHAPITRE 3 : MODELISATION NUMERIQUE

3.1. Introduction

La modélisation numérique des barrages en remblai, en particulier le comportement sismique des barrages en terre est un problème complexe. Il présente notamment des difficultés d'ordre numérique, ce qui nécessite un outil numérique bien adapté.

Ce chapitre est consacrée à la présentation du code de calcul par éléments finis *PLAXIS.2D.V20*. En particulier, les principaux aspects numériques de la modélisation dynamique, ainsi que les modèles constitutifs qui visent à simuler le comportement dynamique des matériaux sont présentés.

3.2. Présentation du code de calcul PLAXIS

PLAXIS est un progiciel d'éléments finis destiné à l'analyse bidimensionnelle ou tridimensionnelle de la déformation, de la stabilité, de la dynamique et de l'écoulement des eaux souterraines des ouvrages. De plus, PLAXIS permet de résoudre un large spectre de problèmes de géotechnique, en particulier grâce à la prise en compte de l'interaction sol-structure.

PLAXIS est équipé de fonctionnalités permettant de traiter des ouvrages complexes avec des modèles constitutifs avancés pour la simulation du comportement non linéaire, dépendant du temps, anisotropie des matériaux et en grands déplacements par la méthode lagrangienne actualisée. Aussi ces modèles tiennent également en compte de l'écoulement du fluide à travers les milieux modélisés et la génération de pressions interstitielles permettant d'effectuer des calculs en contraintes totales ou effectives.

Le manuel d'utilisation du code Plaxis (*CONNECT Edition V20*) présente une description détaillée du logiciel. Dans ce qui suit, Les principales caractéristiques du comportement dynamique des matériaux sont brièvement décrites.

3.3. Modélisation dynamique par le code PLAXIS

3.3.1. Type d'élément finis

Pour représenter un ouvrage géotechnique, PLAXIS 2D présente deux types d'éléments

triangulaire à 6 ou à 15 nœuds. Les éléments à 15 nœuds fournissent une interpolation du quatrième ordre pour les déplacements. L'intégration numérique comporte douze points de Gauss (Figure. 3.1-b). Pour les éléments à 6 nœuds, les fonctions d'interpolation sont du deuxième ordre. L'intégration numérique comporte ainsi trois points de Gauss (Figure. 3.1-a). Les éléments à 15 nœuds permettent d'obtenir des résultats plus précis, mais il génère évidemment des calculs plus conséquents.. De plus, le temps de calcul de ces éléments sera plus important. Les éléments structures et les interfaces sont compatibles avec le type d'éléments de sol sélectionné.

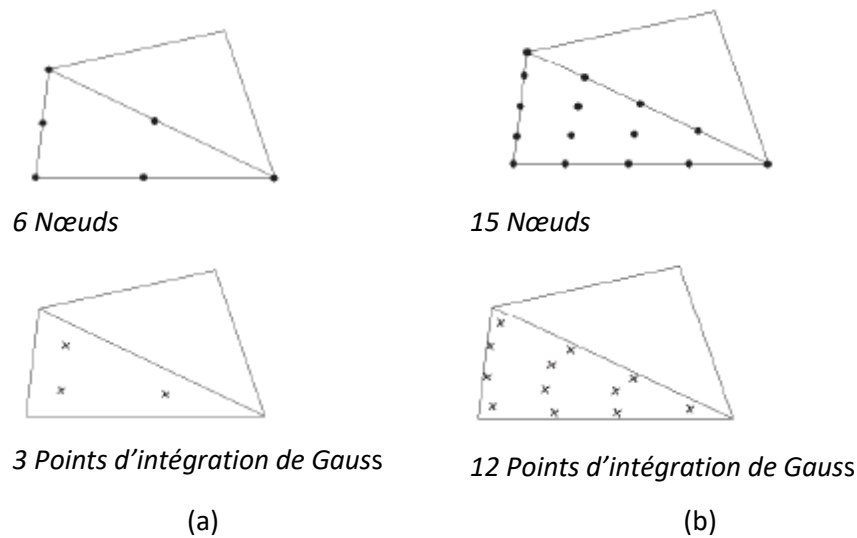


Figure 3.1 : Éléments finis utilisés dans l'analyse numérique, (a) Éléments triangulaire à 6 nœuds (b) Éléments triangulaire à 15 nœuds (PLAXIS, 2019).

3.3.2. Amortissement de Rayleigh

L'équation de base pour le mouvement en fonction du temps d'un volume sous l'influence d'une charge dynamique est donnée par l'équation générale suivante :

$$[M]\{\ddot{u}(t)\} + [C]\{\dot{u}(t)\} + [K]\{u(t)\} = \{F(t)\} \quad (3.1)$$

Où $[M]$ est la matrice de masse, $\{u(t)\}$ est le vecteur de déplacement au temps t , $[C]$ est la matrice d'amortissement, $[K]$ est la matrice de raideur (rigidité), $\{\ddot{u}(t)\}$ est le vecteur d'accélération au temps t , $\{\dot{u}(t)\}$ vecteur de vitesse au temps t et $\{F(t)\}$ est le vecteur de chargement variable dans le temps.

Cette théorie est décrite sur les bases de l'élasticité linéaire. Cependant, en principe, tous

les modèles de PLAXIS peuvent être utilisés pour l'analyse dynamique. Le comportement du sol peut être drainé ou non drainé. Dans ce dernier cas, la rigidité apparente de l'eau souterraine est ajoutée à la matrice de rigidité $[K]$. Dans la matrice $[M]$, la masse des matériaux (sol + eau) est prise en compte. La matrice $[C]$ représente l'amortissement des matériaux. En pratique, l'amortissement des matériaux est causé par le frottement ou par des déformations irréversibles (plasticité ou viscosité).

Dans les formulations par éléments finis (Eq 3.1), $[C]$ est souvent formulé en fonction des matrices de masse et de rigidité (Zienkiewicz et Taylor, 1991), comme suit :

$$\underline{\underline{C}} = \alpha_R \underline{\underline{M}} + \beta_R \underline{\underline{K}} \quad (3.2)$$

Le type d'amortissement décrit par l'équation (3.2) est connu sous le nom d'amortissement de Rayleigh. Cela limite la détermination de la matrice d'amortissement aux coefficients α_R et β_R . Ces deux scalaires sont reliés par la formule suivante :

$$\alpha_R + w^2 \beta_R = 2\xi w \quad (3.3)$$

avec ξ le rapport d'amortissement et w la vitesse radiale ($w = 2\pi f$, avec f une fréquence).

La figure 3.2 correspond à une courbe représentative de l'amortissement de Rayleigh en fonction de la fréquence.

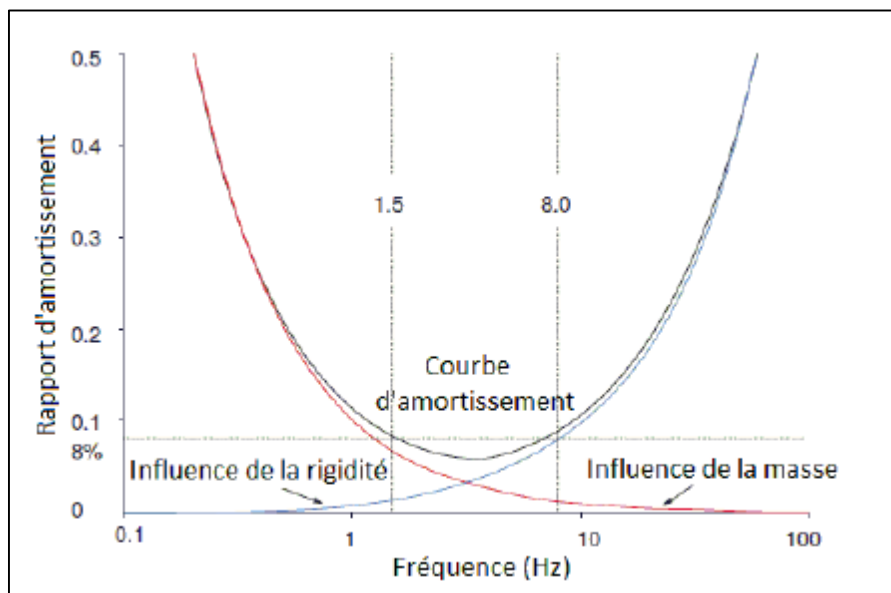


Figure 3.2 : Amortissement de Rayleigh en fonction de la fréquence (Plaisant, 2013)

3.3.3. Intégration temporelle

Dans la simulation numérique de la réponse dynamique des ouvrages, la formulation de l'intégration temporelle constitue un facteur important pour la stabilité et la précision du processus de calcul. L'intégration explicite et l'intégration implicite sont les deux schémas d'intégration temporelle les plus couramment utilisés. L'avantage de l'intégration explicite réside dans le fait qu'elle est relativement simple à formuler. Toutefois, l'inconvénient est que le processus de calcul n'est pas aussi robuste et qu'il impose de sérieuses limitations au pas de temps. La méthode implicite est plus compliquée, mais elle produit un processus de calcul plus fiable (plus stable) et généralement une solution plus précise (Sluys, 1992).

Le schéma d'intégration temporelle implicite de Newmark est une méthode fréquemment utilisée. Avec cette méthode, le déplacement et la vitesse dans le temps $t + \Delta t$ sont exprimés respectivement comme :

$$u^{t+\Delta t} = u^t + \dot{u}^t \Delta t + \left(\left(\frac{1}{2} - \alpha \right) \ddot{u}^t + \alpha \ddot{u}^{t+\Delta t} \right) \Delta t^2 \quad (3.4)$$

$$\dot{u}^{t+\Delta t} = \dot{u}^t + \left((1 - \beta) \ddot{u}^t + \beta \ddot{u}^{t+\Delta t} \right) \Delta t \quad (3.5)$$

Dans les équations ci-dessus, t est le pas de temps, α_N et β_N sont des constantes d'intégration, elles n'ont rien à voir avec les coefficients de l'amortissement de Rayleigh. Pour obtenir une solution stable, la condition suivante doit s'appliquer :

$$\beta \geq 0.5, \quad \alpha \geq \frac{1}{4} \left(\frac{1}{2} + \beta \right)^2 \quad (3.6)$$

3.3.4. Pas de temps critique et Convergence du maillage

Malgré les avantages de l'intégration implicite, le pas de temps utilisé dans le calcul est soumis à certaines limites. Si le pas de temps est trop important, la solution affichera des écarts importants et la réponse calculée ne sera pas fiable. Le pas de temps critique dépend de la fréquence maximale et de la finesse du maillage des éléments finis. L'équation utilisée pour un seul élément est :

$$\Delta t_{critical} = \frac{l_{min}}{V_s} \quad (3.7)$$

où l_{min} est la longueur minimale entre deux nœuds d'un élément et V_s est la vitesse de l'onde de cisaillement d'un élément. Dans un modèle à éléments finis, le pas de temps critique est égal à la valeur minimale de Δt selon l'équation (3.7) sur tous les éléments. De cette façon, le pas de temps est choisi pour garantir qu'une onde pendant une seule étape ne se déplace pas sur une distance

supérieure à la dimension minimale d'un élément.

Lors de l'analyse dynamique, il est important de s'assurer que la taille des éléments utilisés est suffisamment petite pour obtenir une réponse avec le moins d'erreurs et d'incertitudes possible. En effet, il est nécessaire de prendre en compte le juste équilibre entre le pas de temps choisi et la taille du maillage pour s'assurer que le modèle converge. Comme le montrent l'équation 3.8, ce critère dépend de la valeur de la vitesse des ondes de cisaillement.

$$\lambda = \frac{V_s}{f} \quad (3.8)$$

$$V_s = \sqrt{\frac{G}{\rho}} \quad (3.9)$$

avec V_s la vitesse des ondes de cisaillement, f la fréquence la plus élevée associée à une quantité d'énergie importante, G le module de cisaillement, et ρ la masse volumique.

3.3.5. Conditions aux limites

Dans le cas d'une analyse de déformation statique, des déplacements de limite prescrits sont introduits aux limites d'un modèle numérique d'éléments finis. Les frontières peuvent être totalement libres, ou les fixités (blocages) peuvent être appliquées dans une ou deux directions. En particulier, les limites verticales d'un maillage sont souvent des limites non physiques (synthétiques) qui ont été choisies de manière à ne pas influencer le comportement de déformation de la construction à modéliser. Pour les calculs dynamiques, les limites doivent en principe être beaucoup plus éloignées que pour les calculs statiques, car, dans le cas contraire, les ondes sismiques seront réfléchies, ce qui entraînera des déformations dans les résultats calculés. Cependant, le fait de situer les limites lointaines nécessite de nombreux éléments supplémentaires et donc beaucoup de mémoire et de temps de calcul supplémentaires.

Pour contrecarrer les réflexions et éviter les ondes parasites, diverses méthodes sont utilisées aux frontières, notamment (PLAXIS, 2019) :

- Utilisation d'éléments semi-infinis (éléments de frontière).
- Adaptation des propriétés matérielles des éléments à la limite (faible rigidité, haute viscosité).
- Utilisation de limites visqueuses (amortisseurs).
- Utilisation de limites à champ libre (*Free-field boundaries*) et de limites de base conformes (*Compliant base boundaries*).

Toutes ces méthodes ont leurs avantages et leurs inconvénients et dépendent des problèmes rencontrés. Pour la mise en œuvre des effets dynamiques dans PLAXIS, les limites visqueuses

(*viscous boundaries*) sont utilisées pour les problèmes où la source dynamique se trouve à l'intérieur du maillage et les limites de champ libre lorsque la source dynamique est appliquée comme condition limite (par exemple, les mouvements sismiques).

3.3.6. Limites de champ libre et de base conforme

Un élément de champ libre est constitué d'un élément unidimensionnel (dans les problèmes 2D) couplé à la grille principale par des mécanismes visqueux (*Viscous dashpots*) (figure 3.3).

Pour décrire la propagation des ondes à l'intérieur des éléments de champ libre, on utilise le même comportement mécanique que l'élément de sol adjacent dans le domaine principal.

Le mouvement en champ libre est transféré des éléments en champ libre au domaine principal en appliquant les forces équivalentes selon l'équation (3.10). Dans ces équations, l'effet d'une condition limite visqueuse est également considéré à la limite du domaine principal pour absorber les ondes sortantes des structures internes. Les composantes des contraintes normales et de cisaillement transférées de l'élément de champ libre au domaine principal, pour un amortisseur dans la direction x , sont :

$$\sigma_n = -C_1 \rho V_p (\dot{u}_x^m - \dot{u}_x^{ff}) \quad (3.10a)$$

$$\tau = -C_2 \rho V_s (\dot{u}_y^m - \dot{u}_y^{ff}) \quad (3.10b)$$

où ρ est la densité des matériaux, V_p et V_s sont la vitesse de l'onde de pression et la vitesse de l'onde de cisaillement respectivement, $\dot{u}^m$ et $\dot{u}^{ff}$ sont les vitesses des particules dans la grille principale et dans l'élément de champ libre respectivement, C_1 et C_2 sont des coefficients de relaxation pour modifier l'effet de l'absorption. Lorsque les ondes de pression ne frappent que la limite perpendiculaire, la relaxation est redondante ($C_1 = C_2 = 1$).

Des éléments en champ libre peuvent être attachés aux limites latérales du domaine principal. Si l'on considère le domaine de base, l'absorption et l'application de l'entrée dynamique peuvent se faire au même endroit au bas du modèle avec les limites de base conformes (Joyner et Chen, 1975). Les contraintes équivalentes dans une base conforme sont données par :

$$\sigma_n = -C_1 \rho V_p (\dot{u}_x^d - \dot{u}_x^u) \quad (3.11a)$$

$$\tau = -C_2 \rho V_s (\dot{u}_y^d - \dot{u}_y^u) \quad (3.12b)$$

où $\dot{u}^d$ et $\dot{u}^u$ sont les vitesses descendante et ascendante des particules, qui peuvent être considérées comme un déplacement dans l'élément de base conforme et le domaine principal, respectivement.

La base conforme fonctionne correctement si les coefficients de relaxation C_1 et C_2 sont égaux à 1. La réaction des points de tîret est multipliée par un facteur 2 puisque la moitié de l'entrée est absorbée par les points de tîret visqueux et l'autre moitié est transférée au domaine principal. C'est la différence entre la base conforme et les conditions limites en champ libre.

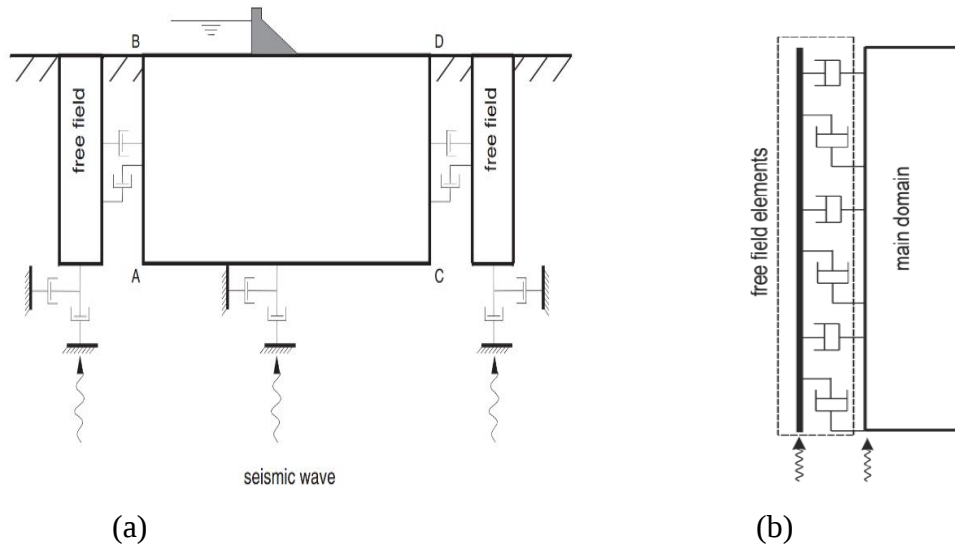


Figure 3.3. (a) Limites du champ libre dans l'analyse dynamique (Itasca, 2007) ; (b) Éléments en champ libre (PLAXIS, 2019)

3.4. Modèles de comportement

Des modèles de comportement avancés sont utilisés lors de la modélisation numérique du comportement dynamique des barrages en terre à l'aide du logiciel PLAXIS. Les principales caractéristiques de ces modèles sont brièvement décrites dans la partie suivante.

3.4.1. Modèle HS (Hardening Soil)

Le modèle de sol HS (*Hardening Soil*) appartient aux modèles à double écrouissage développé par Schanz et al. (1999) sur la base du modèle hyperbolique de Duncan et Chang (1970). Cependant, le modèle HS remplace de bien des façons le modèle hyperbolique: Premièrement en utilisant la théorie de la plasticité plutôt que la théorie de l'élasticité, deuxièmement en incluant la dilatation du sol et troisièmement en introduisant une limite de la déformation en cisaillement (*yield cap*).

Les principales caractéristiques du modèle HS et les paramètres d'entrée correspondants sont donnés ci-dessous (PLAXIS, 2019):

- Rigidité dépendant de la contrainte selon une loi de puissance (m) ;
- Déformation plastique due à la charge déviatrice primaire (E_{50}^{ref}) ;
- Déformation plastique due à la compression primaire (E_{oed}^{ref}) ;
- Déchargement / rechargement élastique (E_{ur}^{ref}) ;
- Défaillance selon le critère de rupture Mohr-Coulomb (c, φ et ψ).

❖ Relation hyperbolique pour le test triaxial standard drainé

L'idée de base pour la formulation de la relation contrainte-déformation est d'adopter la relation de Duncan et Chang (1970) entre les déformations axiales, ε_1 et la contrainte déviatorique, q . Cette relation s'écrit sous la forme :

$$-\varepsilon_1 = \frac{1}{E_i} \frac{q}{\left(1 - \frac{q}{q_a}\right)} \quad \text{pour : } q < q_f \quad (3.13)$$

avec q_a la valeur du déviateur des contraintes asymptotique à la rupture et q_f la valeur du déviateur des contraintes à la rupture (voir Figure 4.4.a).

Le module E_{50} sécant à 50% de déformation et le rapport R_f permettent de trouver la valeur du module initial grâce à l'équation 3.14 :

$$E_i = \frac{2.E_{50}}{2-R_f} \quad (3.14)$$

Le déviateur à la rupture peut être calculé par le critère de Coulomb :

$$q_f = (c \cdot \cot \varphi - \sigma'_3) \cdot \frac{2 \sin \varphi}{1 - \sin \varphi} \quad (3.15)$$

La rigidité du sol est décrite à l'aide de trois modules (raideurs) (Figure 3.4) :

- E_{50} : Module triaxial en chargement (plus précisément le module sécant à 50% de la déformation) ;
- E_{oed} : Module œdométrique ;
- E_{ur} : Module triaxial en déchargement-rechargement.

PLAXIS établit la valeur des modules en fonction de la pression de confinement imposée au matériau durant l'étude. Ces modules permettent de pouvoir ajuster la courbe hyperbolique contrainte – déformation d'un test triaxial standard drainé comme le montre la figure 3.4.a.

$$E_{50} = E_{50}^{ref} \left(\frac{c \cos \varphi - \sigma'_3 \sin \varphi}{c \cos \varphi + p^{ref} \sin \varphi} \right)^m \quad (3.16)$$

$$E_{oed} = E_{oed}^{ref} \left(\frac{c \cos \varphi - \frac{\sigma'_3}{K_0} \sin \varphi}{p^{ref} \sin \varphi + c \cot \varphi} \right)^m \quad (3.17)$$

$$E_{ur} = E_{ur}^{ref} \left(\frac{c \cos \varphi - \sigma'_3 \sin \varphi}{c \cos \varphi + p^{ref} \sin \varphi} \right)^m \quad (3.18)$$

Pour déterminer la valeur E_{oed}^{ref} et E_{ur}^{ref} à partir de E_{50}^{ref} , le manuel de PLAXIS suggère d'utiliser les équations suivantes.

$$E_{50}^{ref} = 1,25 E_{oed}^{ref} \quad (3.19)$$

$$E_{ur}^{ref} = 3 E_{50}^{ref} \quad (3.20)$$

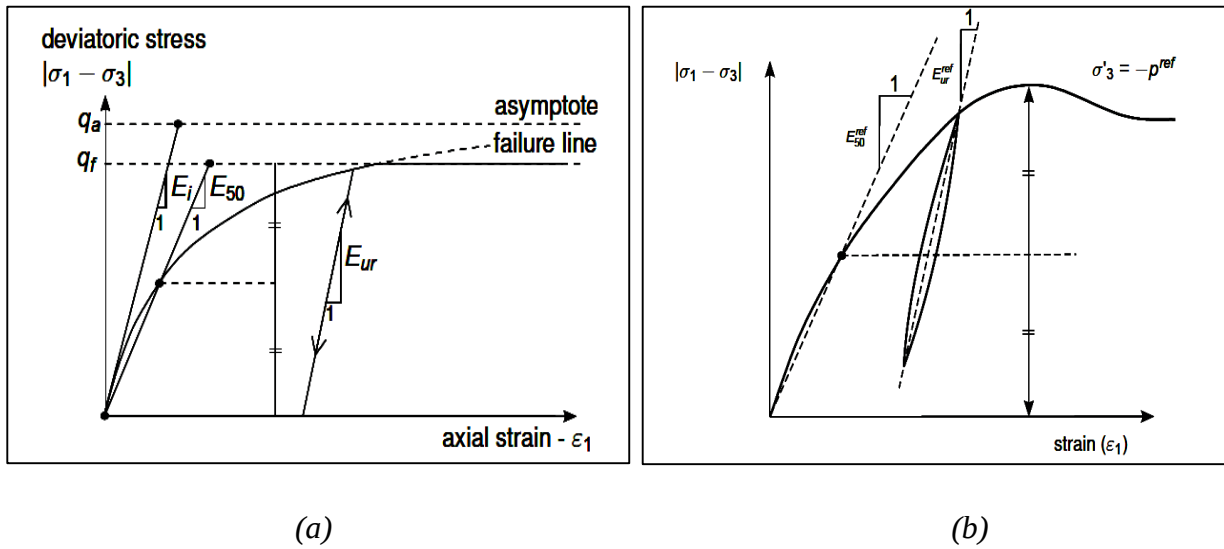


Figure 3.4 : Relation contrainte-déformation pour un essai triaxial drainé : (a) définition de E_{50} et E_{ur} ; (b) définition de E_{50}^{ref} et E_{ur}^{ref} (PLAXIS, 2019)

L'état limite de contraintes est affecté par la cohésion c , l'angle de frottement interne φ et l'angle de dilatance ψ . La surface de charge prise en compte pour le modèle HS (dans l'espace d'essai triaxial) est écrite de la manière suivante :

$$f = \bar{f} - \gamma^p \quad (3.22)$$

où $\bar{f}$ est une fonction des contraintes et le paramètre d'écrouissage γ^p est une fonction des déformations plastiques.

$$\bar{f} = \frac{2}{E_i} \frac{q}{1 - \frac{q}{q_a}} - \frac{2q}{E_{ur}} ; \quad \text{avec } E_i = \frac{2E_{50}}{2 - R_f} \quad (4.23)$$

$$\gamma^p = -(2\varepsilon_1^p - \varepsilon_v^p) \approx -2\varepsilon_1^p \quad (4.24)$$

3.4.2. Modèle HS-Small (Hardening Soil Small, HS-Small)

La loi de comportement HS-Small est fondée sur la loi constitutive avec écrouissage HS de PLAXIS à laquelle on a ajouté le comportement hystérétique du module de cisaillement. Elle prend en compte la réduction du module de cisaillement en fonction des déformations en cisaillement subies par le sol quand il est soumis à un chargement cyclique. (Figure 3.5).

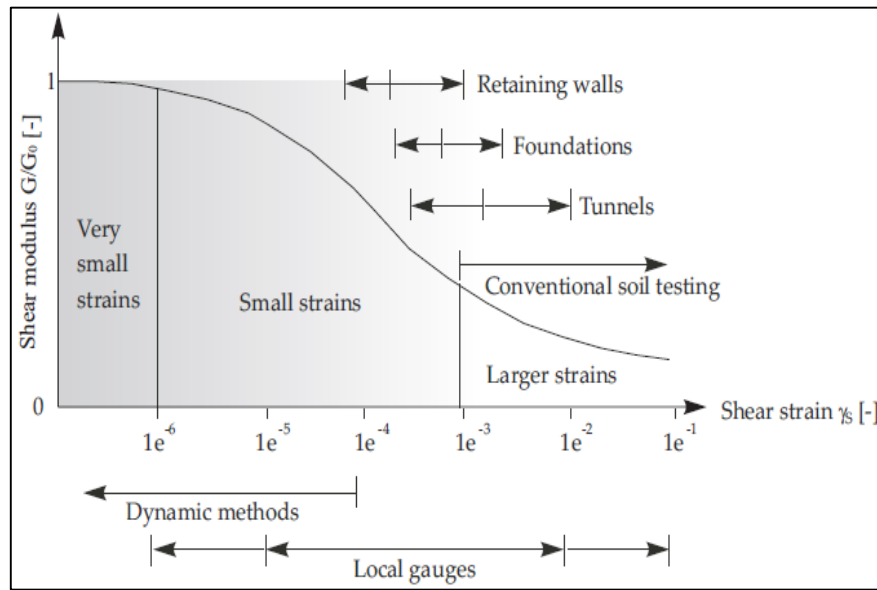


Figure 3.5 : Courbe de réduction du module de cisaillement en fonction de la déformation (Atkinson et Salfors, 1991)

Cette courbe est estimée à l'aide de l'équation 3.25 qui fut présentée par Hardin et Drnevich (1972a) et modifiée par Santos et Correia (2001) et en connaissant la valeur qui correspond à la déformation en cisaillement quand $\frac{G}{G_0} = 0,722$ (Figure 3.6).

$$\frac{G}{G_0} = \frac{1}{1 + 0,385 \left| \frac{\gamma}{\gamma_{0,7}} \right|} \quad (4.25)$$

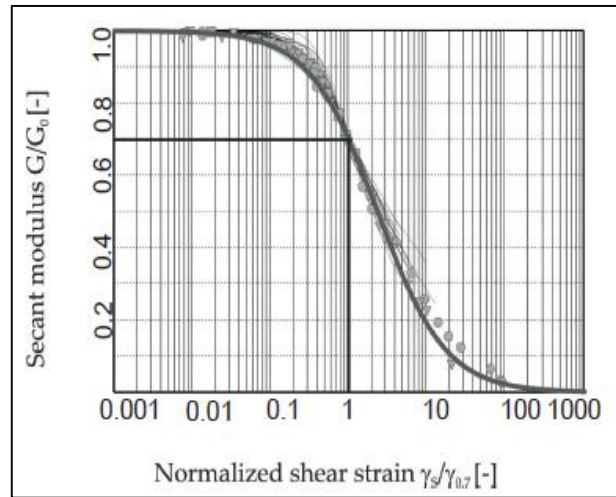


Figure 3.6 : Résultats de la relation Hardin-Drnevich comparés aux données de test par Santos et Correia (2001) (PLAXIS, 2019).

À cette équation est associée une limitation basse de la réduction du module de cisaillement, c.-à-d. que celui-ci ne peut être réduit que jusqu'à un certain pourcentage et qu'à partir d'une déformation en cisaillement (Eq. 3.26).

$$\gamma_{cut-off} = \frac{1}{0,385} \left(\sqrt{\frac{G_0}{G_{ur}}} - 1 \right) \gamma_{0,7} \quad (3.26)$$

où G_{ur} est le module de cisaillement de chargement-déchargement décrit par l'équation 3.27, tel que $G_t \geq G_{ur}$, avec G_t le module de cisaillement tangent (Eq. 3.28) .

$$G_{ur} = \frac{E_{ur}}{2(1+\nu_{ur})} \quad (3.27)$$

$$G_t = \frac{E_t}{2(1+\nu_{ur})} \quad (3.28)$$

Le module en cisaillement initial, G_0 , est calculé en tenant compte de la pression exercée à partir de la valeur du module de cisaillement à la pression de référence (Eq. 3.29)

$$G_0 = G_0^{ref} \left(\frac{c \cos \varphi - \sigma'_3 \sin \varphi}{c \cos \varphi + p^{ref} \sin \varphi} \right)^m \quad (3.29)$$

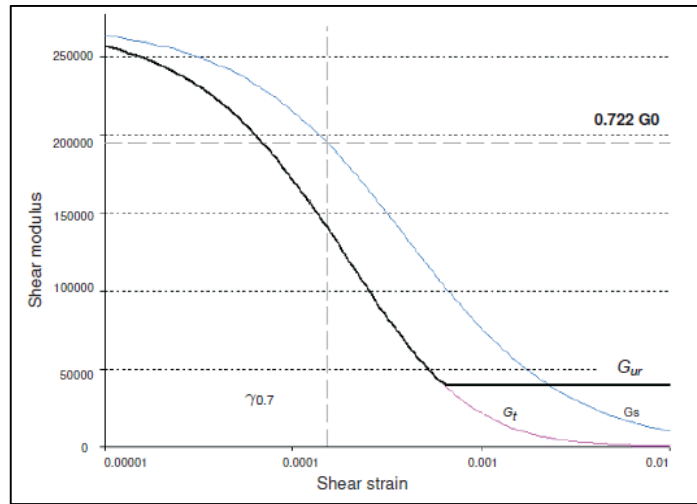


Figure 3.7 : Courbe de réduction du module de cisaillement sécant et tangent (Plaxis, 2019)

De plus, le modèle suggère une croissance de l'amortissement en fonction des déformations en cisaillement. À cette fin, le rapport d'amortissement est déterminé dans la mesure où la déformation en cisaillement reste inférieure à la déformation en cisaillement limite, $\gamma_{cut-off}$ (Eq. 3.26). Au-delà de cette déformation limite le rapport d'amortissement reste constant.

$$E_D = \frac{4G_0\gamma_{0.7}}{0.385} \left(2\gamma - \frac{\gamma}{1 + \frac{\gamma_{0.7}}{0.385\gamma}} - \frac{2\gamma_{0.7}}{0.385} \ln \left(1 + \frac{0.385\gamma}{\gamma_{0.7}} \right) \right) \quad (3.31)$$

$$E_s = \frac{G_0 V \gamma^2}{2 + \frac{0.385}{\gamma_{0.7}}} \quad (3.32)$$

avec E_D l'énergie dissipée dans le matériau, E_s l'énergie emmagasinée due aux déformations élastiques, G_0 le module de cisaillement au point considéré calculé à partir de l'équation 3.29, γ la déformation de cisaillement, $\gamma_{0.7}$ la déformation de cisaillement quand $\frac{G}{G_0} = 72,2\%$.

En outre, le modèle HS-Small tient en considération deux types de déformations plastiques : les déformations plastiques de cisaillement γ^p et les déformations plastiques volumiques ε_v^p . Ces deux formes de déformation sont mises en relation par l'équation suivante.

$$\varepsilon_v^p = \sin \psi_m \gamma^p \quad (3.33)$$

avec ψ_m l'angle de dilatation mobilisé qui dépend de l'angle de friction mobilisé.

❖ Paramètres du modèle HS-Small

Les différents paramètres du modèle HS-Small sont présentés dans le Tableau. 3.1.

Tableau 3.1. Les différents paramètres du modèle HS-Small (PLAXIS.2019)

Paramètre	Unité	Description	Observation
Paramètres de la rupture selon le critère de Mohr Coulomb			Paramètres communs (HS et HSSmall)
c	(kPa)	La cohésion	
φ	(°)	L’angle de frottement interne	
ψ	(°)	L’angle de dilatation	
Paramètres de rigidité			
E_{ref}^{50}	(kPa)	Le module sécant à 50% de déformation de référence	
E_{ref}^{oed}	(kPa)	Le module œdométrique à la pression de référence	
E_{ref}^{ur}	(kPa)	Le module de chargement – déchargement de référence	
m	-	L’exposant du niveau de contrainte en fonction de la rigidité	
Paramètres avancés			
ν_{ur}	-	Le coefficient de Poisson en chargement – déchargement	
P^{ref}	(kPa)	La pression de référence	Paramètres spécifique pour le modèle HS-Small
K_0^{nc}	-	La valeur K_0 normalement consolidé ; $K_0 = 1 - \sin\theta$	
R_f	-	Le rapport d’approchement de la rupture	
G_0^{ref}	(kPa)	Le module de cisaillement de référence	
$\gamma_{0.7}$	-	La valeur de la déformation de cisaillement tel que $G_S=0.722 * G_0$	

3.4.3. Modèle UBC3D-PLM

Le modèle UBC3D-PLM a été développé pour simuler le comportement dynamique des sols non cohésifs (sables et des sables limoneux), particulièrement, il est adapté à l'analyse des problèmes de génération de pression interstitielle en comportement non drainé et de liquéfaction (Tsegaye, 2010 ; Petalas et Galavi, 2013).

La formulation du modèle UBC3D-PLM est basée sur le modèle original UBCSAND (University of British Columbia SAND) introduit par Puebla et al., (1997) et Beaty et Byrne (1998). Le modèle original UBCSAND est un modèle 2D formulé dans le cadre de la théorie classique de la plasticité avec une règle de durcissement hyperbolique, basé sur le modèle original de Duncan-Chang.

La règle de durcissement relie l'angle de frottement mobilisé à la déformation de cisaillement plastique à une contrainte donnée. Le modèle UBCSAND contient une surface d'élasticité Mohr-Coulomb 2D et une fonction de potentiel plastique non associée correspondante.

La règle d'écoulement dans le modèle est basée sur la théorie de la dilatation sous

contrainte développée par Rowe (1962), linéarisée et simplifiée en fonction de considérations énergétiques.

La principale différence entre le modèle UBCSAND et le modèle UBC3D-PLM est la formulation 3D généralisée de ce dernier. Le modèle UBC3D-PLM utilise la condition de limite d'élasticité Mohr-Coulomb dans un espace de contrainte principale en 3D pour la charge primaire, et une surface de limite d'élasticité avec une règle de durcissement cinématique simplifiée pour la charge secondaire. De plus, une fonction de potentiel plastique non associée modifiée, basée sur le critère de Drucker-Prager, est utilisée pour la surface d'écoulement primaire, afin de maintenir l'hypothèse de coaxialité contrainte-déformation dans le plan déviatorique pour un trajet de contrainte partant de la ligne isotrope (Tsegaye, 2010).

Les principales caractéristiques du modèle UBC3D-PLM et les paramètres d'entrée correspondants sont donnés ci-dessous (PLAXIS, 2019) :

- Rigidité dépendante de la contrainte selon une loi de puissance ($k_B^{*e}, k_G^{*e}, me, ne, np$) ;
- Déformation plastique due à la charge déviatrice primaire (k_G^{*p}) ;
- Densification due au nombre de cycles lors du chargement secondaire (f_{dens}) ;
- Dégradation de la rigidité post-liquéfaction (f_{Epost}) ;
- Défaillance suivant le critère de rupture Mohr-Coulomb (φ_{cv}, φ_p et c).

Dans les prochaines étapes, les principaux éléments du modèle UBC3D-PLM seront présentés.

❖ Comportement élastoplastique

Le modèle UBC3D-PLM intègre une loi isotrope non linéaire pour le comportement élastique qui est définie en termes de module d'élasticité isostatique K (*bulk modulus*) et de module de cisaillement élastique G , qui sont définis par les équations suivantes :

$$K = k_B^{*e} P_{ref} \left(\frac{P'}{P_{ref}} \right)^{me} \quad (3.34)$$

$$G = k_G^{*e} P_{ref} \left(\frac{P'}{P_{ref}} \right)^{ne} \quad (3.35)$$

Où k_B^{*e} et k_G^{*e} sont les paramètres d'entrée du modèle UBC3D-PLM et représentent respectivement les facteurs de module et de cisaillement. P_{ref} est la pression de référence. Les facteurs me et ne sont des paramètres qui définissent le taux de dépendance de la raideur à la contrainte. Le comportement élastique pur avec G_{max} est prédit par le modèle pendant le processus de déchargement. Une fois que l'état de contrainte atteint la surface d'élasticité, le comportement plastique est pris en compte tant que le point de contrainte ne retourne pas immédiatement dans la

zone élastique.

❖ Règle de durcissement

La règle de durcissement telle que reformulée par Tsegaye (2010) dans le modèle UBC3D-PLM est donnée comme suit :

$$d\sin\varphi_{mob} = 1.5k_G^{*p} \left(\frac{p'}{p_{ref}} \right)^{np} \frac{p_{ref}}{p'} \left(1 - \frac{\sin\varphi_{mob}}{d\sin\varphi_p} R_f \right)^2 d\lambda \quad (3.36)$$

où $d\lambda$ est le multiplicateur de l'incrément de déformation plastique.

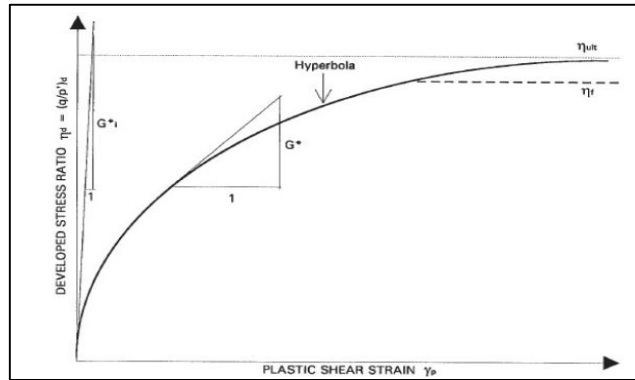


Figure 3.8 : Règle de durcissement originale du modèle UBCSAND (PLAXIS, 2019).

❖ Règle d'écoulement

La fonction de potentiel plastique spécifie la direction de la déformation plastique. Une règle d'écoulement non associée basée sur la fonction de potentiel plastique de Drucker-Prager est utilisée dans le modèle UBC3D-PLM (Tsegaye, 2010). La fonction de potentiel plastique g est formulée comme suit :

$$g = q - M(p' + c \cot\varphi_p) \quad (3.37)$$

$$M = \frac{6\sin\psi_m}{3-\sin\psi_m} \quad (3.38)$$

L'incrément de la contrainte volumique plastique $d\varepsilon_v^p$ est déterminé comme suit :

$$d\varepsilon_v^p = \sin\psi_m d\gamma^p \quad (3.39)$$

$$\sin\psi_m = \sin\varphi_m - \sin\varphi_{cv} \quad (3.40)$$

où, φ_{cv} est l'angle de frottement à volume constant.

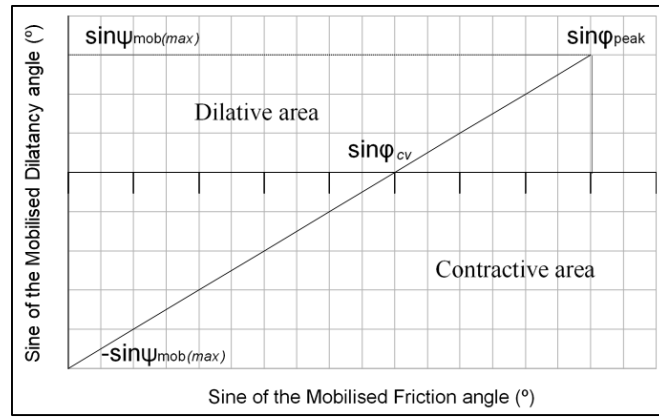


Figure 3.9 : Représentation graphique de la règle d'écoulement de Rowe modifiée telle qu'utilisée dans le modèle UBC3D-PLM (PLAXIS, 2019)

❖ Etat de charge pendant la liquéfaction

Le modèle UBC3D-PLM utilise deux surfaces de charges pour garantir une transition graduée vers l'état liquéfié du sol et pour permettre de distinguer la charge primaire de la charge secondaire (Figure 3.10). Le modèle UBC3D-PLM intègre une loi de densification à travers une surface de charge secondaire avec une règle de durcissement cinématique qui améliore la précision de l'évolution de la pression interstitielle excessive. Cette surface génère des déformations plastiques plus faibles que la surface d'élasticité primaire.

Le facteur de module de cisaillement plastique k_G^{*p} pendant la charge secondaire est fonction du nombre de cycles suivis pendant le processus de chargement. Une règle simple basée sur l'inversion des contraintes de la charge au déchargement et vice versa est utilisée pour définir le nombre des cycles. Cela conduit à une augmentation de la surpression interstitielle pendant le chargement cyclique non drainé avec un taux décroissant jusqu'à ce que l'état liquéfié soit approché. La modification du facteur de module de cisaillement plastique pendant le chargement secondaire est calculée comme suit :

$$k_{G,secondary}^{*p} = k_G^{*p} \left(4 + \frac{n_{rev}}{2} \right) hard f_{dens} \quad (3.41)$$

où k_G^{*p} est le facteur de module de cisaillement plastique d'entrée, $k_{G,secondary}^{*p}$ est le facteur de module de cisaillement plastique secondaire, n_{rev} est le nombre d'inversions de contrainte de cisaillement du chargement au déchargement ou vice versa, *hard* est un facteur qui corrige la règle de densification pour les sols meubles et f_{dens} est un multiplicateur pour ajuster la règle de densification.

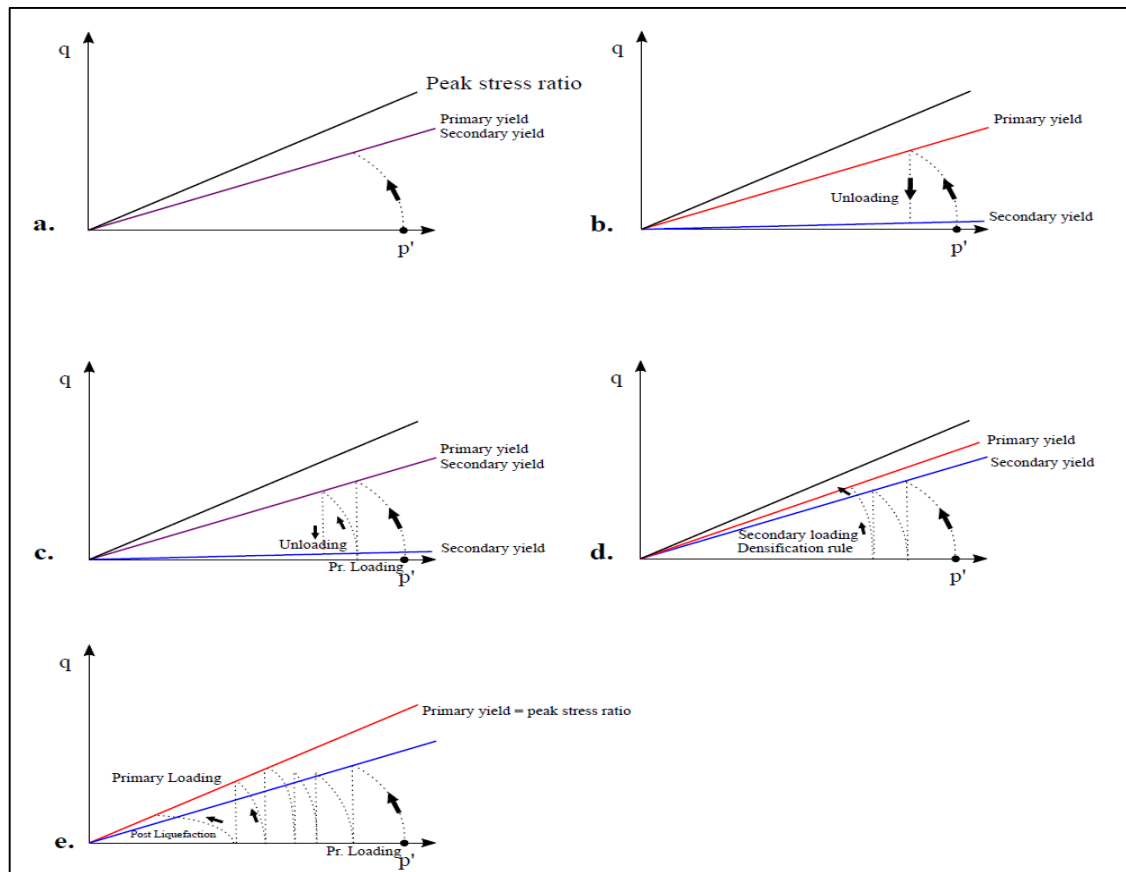


Figure 3.10 : Introduction de deux surfaces de charges afin d'inclure la densification du sol, la transition en douceur dans la liquéfaction et le comportement post-liquéfaction (PLAXIS,2019)

❖ Règle de post-liquéfaction et mobilité cyclique

Une question importante lors de la modélisation de la liquéfaction cyclique dans les sables est le phénomène de blocage volumétrique. L'évolution des contraintes volumétriques plastiques, une fois que la trajectoire de la contrainte atteint la surface d'écoulement définie par l'angle de frottement maximal, devient constante en raison de la formulation de la règle d'écoulement (Eq. 3.39). Dans ce cas, $\sin\phi_{mob}$ devient $\sin\phi_p$ et reste constant, ce qui signifie que $\sin\psi_m$ est également constant. Par conséquent, la dégradation de la rigidité des sols non cohésifs meubles due au comportement post-liquéfaction ainsi que des sols non cohésifs denses due à la mobilité cyclique ne peut être modélisée. Cette limitation est surmontée dans la formulation du modèle UBC3D-PLM avec l'équation qui diminue progressivement le module de cisaillement plastique en fonction de la déformation plastique déviatrice générée pendant la dilatation, en raison de la déconstruction du squelette du sol qui se produit pendant le comportement de dilatation. Ceci conduit à une diminution de la rigidité du sol pendant la phase de contraction qui suit la phase de déchargement. Ce comportement est présenté dans la figure (3.10) illustrant le processus de mobilité cyclique d'un sable dense. La dégradation de la rigidité susmentionnée est calculée

comme suit :

$$k_{G,post-liquefaction}^{*p} = k_G^{*p} E_{dil} \quad (4.42)$$

$$E_{dil} = \max(e^{-110\varepsilon_{dil}}; f_{Epost}) \quad (4.43)$$

où k_G^{*p} est le facteur de module de cisaillement plastique d'entrée, $k_{G,post-liquefaction}^{*p}$ est le facteur de module de cisaillement plastique pendant la liquéfaction, E_{dil} est l'accumulation de la contrainte plastique déviatrice qui est générée pendant la dilatation de l'élément du sol. La valeur minimale du terme E_{dil} dans l'équation mentionnée ci-dessus est limitée par le paramètre d'entrée f_{Epost} .

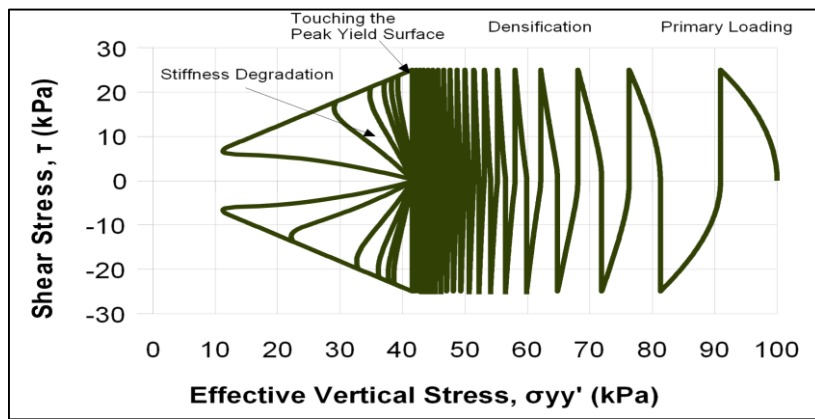


Figure 3.11 : Trajectoire de contrainte de cisailment cyclique non drainée reproduite avec le modèle UBC3D-PLM pour un sable dense. La mobilité cyclique, la dégradation de la rigidité et la densification du sol sont indiquées sur le graphe (PLAXIS, 2019).

❖ Paramètres du modèle UBC3D-PLM

Les paramètres d'entrée du modèle UBC3D-PLM sont résumés dans le tableau 3.3.

Tableau 3.2. Les paramètres d'entrée du modèle UBC3D-PLM (PLAXIS.2019)

Paramètre	Unité	Description	Evaluation	valeur par défaut
<i>Paramètres de rigidité</i>				
k_B^{*e}	(-)	Facteur de module d'élasticité	Ajustement de courbes	-
k_G^{*e}	(-)	Facteur de module de cisaillement élastique	Ajustement de courbes	-
k_G^{*p}	(-)	Facteur de module de cisaillement plastique	Ajustement de courbes	-
me	(-)	Taux de dépendance du module de compression élastique en fonction de la contrainte	Ajustement de courbes	0.5
ne	(-)	Taux de dépendance du module de cisaillement élastique à la contrainte	Ajustement de courbes	0.5
np	(-)	Taux de dépendance de la contrainte du module de cisaillement plastique	Ajustement de courbes	0.5
P_{ref}	[kN/m ²]	Pression de référence	Valeur standard	100
<i>Paramètres de résistance</i>				
φ_{cv}	(°)	Angle de frottement à volume constant	CD TxC ou DSS ⁽¹⁾	-
φ_p	(°)	Angle de frottement maximal	CD TxC ou DSS	-
c	[kN/m ²]	Cohésion [kN/m ²]	CD TxC ou DSS	0
σ_t	[kN/m ²]	Limite de tension et résistance à la traction	CD TxC ou DSS	0
<i>Paramètres avancés</i>				
R_f	(-)	Taux de rupture	Ajustement de courbes	0.9
$(N_1)_{60}$	(-)	Valeur SPT corrigée	Tests in situ (SPT)	-
f_{dens}	(-)	Facteur de densification	Ajustement de courbes	1
f_{Epost}	(-)	Facteur de post-liquéfaction	Ajustement de courbes	0.2-1
(1) : CD TxC : Essai triaxial drainé ; DSS : Essai de cisaillement simple (Direct Simple Shear Test).				

❖ Calibration du modèle UBC3D-PLM

Pour le calcul dynamique non drainé, le modèle UBC3D-PLM est utilisé pour de modéliser l'évolution des pressions interstitielles excessives dans les sols sableux et de saisir le début de la liquéfaction. Les paramètres du modèle sont basés sur les valeurs N_{SPT} .

Beaty & Byrne (2011) ont proposé un ensemble d'équations basées sur la valeur N_{SPT} normalisée, $(N_1)_{60}$ pour le calibrage générique initial du modèle UBCSAND 904aR. Makra (2013) a révisé les équations proposées et a mis en évidence les différences entre la formulation UBCSAND-2D et le modèle UBC3D-PLM, tel que mis en œuvre dans PLAXIS. Les équations proposées pour l'étalonnage initial générique sont les suivantes:

$$\phi_p = \phi_{cv} + \frac{(N_1)_{60}}{10} + \max\left(0; \frac{(N_1)_{60} - 15}{5}\right) \quad (3.44)$$

$$K_G^e = 21,7.20.(N_1)_{60}^{0,3333} \quad (3.45)$$

$$K_B^e = 0,7.K_G^e \quad (3.46)$$

$$K_G^p = K_G^e.(N_1)_{60}^2.0,003+100 \quad (3.47)$$

$$R_f = 1,1.(N_1)_{60}^{-0,15} \quad (3.48)$$

3.4.4. Modèle PM4Sand

PM4Sand (version 3.1) (Boulangier et Ziotopolou, 2017) est un autre modèle de plasticité qui a été utilisé pour simuler le comportement des sables en charge dynamique, y compris la génération de la pression interstitielle et la liquéfaction. Il s'agit d'un modèle très intéressant pour les applications pratiques en raison du petit nombre de paramètres à calibrer. Ils sont pour la plupart liés aux données habituellement disponibles dans la pratique de conception (DR, SPT, CPT, Vs,...).

❖ Frontières de plasticité, état critique, enveloppe limite et dilatance

PM4Sand est un modèle de plasticité du sable pour des applications de génie sismique. Il a été développé dans le cadre théorique présenté par Dafalias et Manzari (2004), avec une surface de plasticité contrôlée par un rapport de contrainte, compatible avec la notion d'état critique.

La surface de plasticité est représentée sur le plan q/p' des contraintes par un cône illustré en figure 3.12, q étant la contrainte déviatorique et p' la pression effective. La loi d'écoulement est non-associée et séparée en une composante déviatorique et une composante volumique.

Les déformations déviatoriques sont calculées via un module plastique basé sur la distance entre le rapport de contrainte q/p' courant et la surface limite. Une dilatance régit le rapport entre déformations volumiques et déviatoriques. Son signe est contrôlé par la distance à la surface de dilatance. L'accumulation des déformations est régie par un tenseur de microstructure, qui modifie les modules plastique et dilatance pour mieux prédire les déformations dues au chargement cyclique.

Un schéma des frontières de plasticité, d'état critique, de dilatance et de l'enveloppe limite dans l'espace $q-p$ d'après Dafalias et Manzari (2004) et la ligne de dilatation pivotée ajoutée au modèle PM4Sand, est présenté à la figure 3.12.

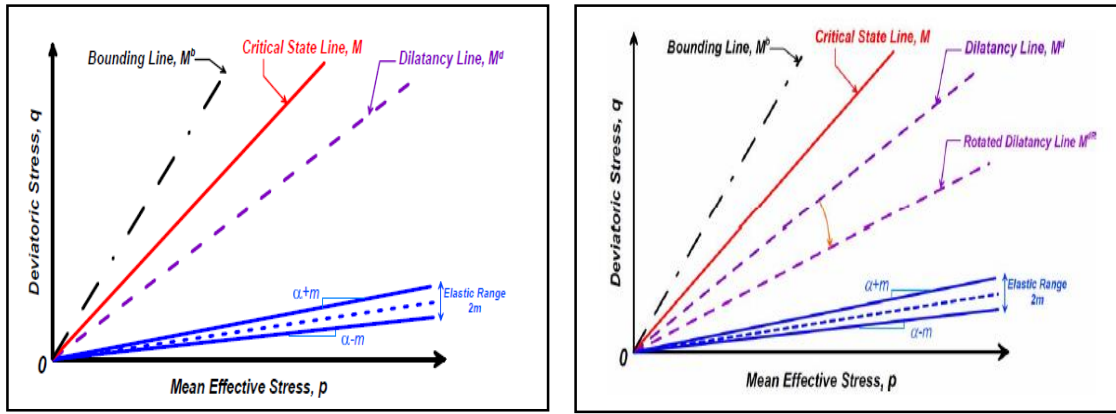


Figure 3.12 : (a) Schématisation des frontières de plasticité, d'état critique, de dilatance et de l'enveloppe limite dans l'espace q - p d'après Dafalias et Manzari (2004) ; (b) Schématisation de la ligne de dilatation pivotée ajoutée au modèle PM4Sand (Extrait de Boulanger et Ziotopolou, 2017).

Les frontières de plasticité, d'état critique, de dilatance et de l'enveloppe limite sont déterminées à l'aide des relations suivantes :

$$M = 2 \sin(\varphi_{cv}) \quad (3.49)$$

$$M^b = M \cdot \exp(-n^b \xi_R) \quad (3.50)$$

$$M^d = M \cdot \exp(n^d \xi_R) \quad (3.51)$$

Le modèle PM4Sand respecte les principes de la mécanique des sols à l'état critique proposés par Bolton (1986) au moyen de l'indice de paramètre d'état relatif ξ_R qui a été adapté en termes de différence entre la densité relative apparente D_R et la densité relative à l'état critique $D_{R,cs}$, comme suit :

$$\xi_R = D_{R,cs} - D_R \quad (3.52)$$

$$D_{R,cs} = \frac{R}{Q - \ln\left(100 \frac{P}{P_A}\right)} \quad (3.53)$$

❖ Paramètres principaux du modèle

Afin d'implémenter ce modèle de sol dans PLAXIS, PM4Sand a été défini comme un modèle UDSM (*user-defined soil models*) dans lequel seulement trois paramètres primaires sont destinés à définir le comportement du modèle, tandis que le reste des paramètres sont considérés comme des valeurs par défaut.

Ci-dessous sont présentés les paramètres primaires du modèle, dans lesquels il est précisé

comment ceux-ci peuvent être déterminés à partir d'essais en laboratoire et/ou au moyen des corrélations proposées.

- **Densité relative apparente (D_R)**

Ayant une influence significative sur toutes les phases de la formulation du modèle, cette variable primaire contrôle les réponses du modèle en matière de dilatation et de relation contrainte-déformation. La densité relative initiale définit si le matériau du sol aura un comportement contractif ou dilatatif et aussi à quel point le matériau du sol est proche de la phase de transformation, représentée par la surface de dilatation. En ce qui concerne la réponse contrainte-déformation, la densité relative initiale a un impact sur le module de cisaillement élastique G par le biais des effets du rapport de contrainte.

Dans le cas où le matériau du sol a été testé en laboratoire, la densité relative peut être déterminée à partir des indices de vide maximal et minimal (e_{max} et e_{min}) comme suit:

$$D_R = \frac{e_{max} - e}{e_{max} - e_{min}} \quad (3.54)$$

Cependant, en l'absence d'informations provenant d'essais en laboratoire, la densité relative initiale peut également être estimée sur la base des résistances à la pénétration CPT ou SPT, telle que la relation suivante utilisée par Idriss et Boulanger (2008):

$$D_R = \sqrt{\frac{(N_1)_{60}}{C_d}} \quad (3.55)$$

avec $C_d = 46$

Cette entrée est définie comme une fraction, et non comme un pourcentage.

- **Coefficient du module de cisaillement (G_0)**

Le coefficient du module de cisaillement contrôle le module de cisaillement aux petites déformations G_{max} . Il est principalement affecté par des facteurs environnementaux tels que la cimentation et le vieillissement (Boulanger & Ziotopoulou, 2015).

La valeur G_0 limite les incréments déviatoriques et volumétriques élastiques et doit être choisie pour correspondre aux vitesses d'ondes de cisaillement estimées ou mesurées selon la formule suivante ($G_{max} = \rho V_s^2$). De plus, G_0 peut être estimé sur la base de la corrélation modifiée entre la valeur SPT $(N_1)_{60}$ et V_{s1} .

La valeur de G_0 peut donc être calculée comme suit :

$$G_0 = \frac{G}{P_A} \sqrt{\frac{P_A}{P}} \quad (3.56)$$

ou,

$$G_0 = 167 \sqrt{(N_1)_{60} + 2.5} \quad (3.57)$$

- **Paramètre de vitesse de contraction (h_{po})**

Variable primaire qui ajuste les déformations volumétriques plastiques pendant la contraction. Pendant le calibrage du modèle, cette variable peut être ajustée pour obtenir un rapport de résistance cyclique cible (résistance à la liquéfaction) par rapport aux tests cycliques en laboratoire ou aux résistances à la pénétration des tests de sol in-situ. Ceci peut être réalisé en utilisant la fonction « *Soil Test* » (Essai cyclique DSS dans PLAXIS 2D).

- ❖ **Paramètres d'entrée du modèle PM4Sand**

Les paramètres d'entrée du modèle PM4Sand sont résumés dans le tableau 3.3.

Tableau 3.3 : Les paramètres d'entrée du modèle PM4Sand (Vilhar et al., 2018)

Paramètre	Unité	Description	valeur par défaut
<i>Paramètres d'entrée primaires</i>			
D_R	(-)	Densité relative apparente :	-
G_0	(-)	Coefficient du module de cisaillement	-
h_{po}	(-)	Paramètre de vitesse de contraction	-
<i>Paramètres d'entrée secondaires</i>			
P_A	[kN/m ²]	Pression atmosphérique	101.3
e_{max} et e_{min}	(-)	Indices de vides maximum et minimum : Les Indices de vides maximum et minimum affectent le calcul de la densité et la façon dont les déformations volumétriques se traduisent par des changements d'état relatif.	0.8 - 0.5
n^b	(-)	Paramètre de surface limite : Ce paramètre contrôle la vitesse à laquelle la surface limite s'approche de la surface d'état critique. Il contrôle la dilatation et donc aussi l'angle de friction effectif maximal. Pour la dilatance des états critiques ($D_R < D_{R,CS}$, $\xi_R > 0$), n^b est divisé par 4.	0.5
n^d	(-)	Paramètre de surface de dilatation : Ce paramètre contrôle le rapport de contrainte auquel la contraction passe à la dilatation, ce qui est souvent appelé la transformation de phase. Une valeur de 0,10 produit un angle de transformation de phase légèrement inférieur à φ_{cv} , ce qui est cohérent avec les données expérimentales. Pour un relâchement des états critiques ($D_R < D_{R,CS}$, $\xi_R > 0$), n^d est multiplié par 4.	0.1
φ_{cv}	(°)	Angle de frottement à volume constant	33

v	(-)	Coefficient de Poisson	0.3
Q et R	(-)	Paramètres de ligne d'état critique	10 - 1,5
PostShake	(-)	reconsolidation post-séisme.	0-1

3.5. Conclusion

Ce chapitre a permis de présenter l'outil de simulation numérique. Tout d'abord, un code de calcul *PLAXIS.2D* a été présenté. Ensuite, Les principaux aspects réservés pour la modélisation dynamique sont discutés. Enfin, les trois modèles constitutifs avancés *HSSmall*, *PM4Sand* et *UBC3D-PLM*, ont été décrits.

Dans la suite de ce chapitre, nous avons tenu aussi à présenter une analyse bidimensionnelle (2D) sur le cas historique du barrage *Upper San Fernando*. Les modèles rhéologiques *HSSmall*, *PM4Sand* et *UBC3D-PLM* ont été choisis à cet effet. L'accent est principalement mis sur la confrontation entre les résultats numériques et les mesures enregistrées sur le barrage.

CHAPITRE 4 : ANALYSE NUMERIQUE DU

COMPOTEMENT SISMIQUE DES BARRAGES EN

TERRE INDUIT PAR LA LIQUEFACTION : ETUDE

COMPARATIVE

4.1. Introduction

La réponse dynamique des barrages en terre sous charges sismiques impliquant un potentiel de liquéfaction est un défi dans le processus d'analyse et de conception de ce type d'ouvrages hydrauliques. Le choix des cas historiques de barrages ayant fait l'objet d'études assez abondantes pour la validation des modèles numériques, est une pratique très répandue dans l'analyse sismique des barrages en terre. La possibilité de reconstruire les sismogrammes au niveau du sol et de la crête du barrage, enregistrés durant les séismes, a permis de soumettre les modèles numériques aux séismes enregistrés et de comparer les résultats obtenus par l'analyse numérique avec les relevés observées sur le barrage.

Plusieurs barrages en terre ont connu des dégâts très sévères. C'est le cas notamment pour des barrages réalisés par remblayage hydraulique. La fragilité des digues hydrauliques est due au mode de construction de ces ouvrages, le transport de la terre fine par pompage et son stockage par sédimentation forment un remblai non compacté. Par ailleurs, la faible résistance au cisaillement de l'ouvrage est la cause d'un grand nombre de défaillances dues aux tremblements de terre. C'est la cause des dommages des barrages de San Fernando (Lower San Fernando dam; Upper San Fernando dam), lors du séisme de San Fernando le 9 février 1971.

Cette étude se focalise sur l'analyse dynamique du barrage Upper San Fernando (USF). Le but ici n'est pas de reproduire les même procédures, ni d'adopter nécessairement les conditions présentées pendant des études antérieures, mais pour illustrer plus généralement les effets de l'interaction hydromécanique dans le contexte d'un cas historique bien documenté (cas de liquéfaction). Les barrages de San Fernando ont fait l'objet de nombreuses recherches. Une grande partie des premières publications a été effectuée par le professeur H. B Seed et ses collaborateurs de l'université de Californie à Berkeley (Seed et al., 1975; Lee et al., 1975 ;..).

Dans notre étude, afin de montrer l'effet de la liquéfaction sur la réponse sismique des barrages en terre, les performances des analyses sismiques sont vérifiées par comparaison entre elles. Cela sera fait en analysant la réponse du barrage USF sous le séisme de San Fernando de 1971. Le code *PLAXIS.2D.AE.V20* est utilisé pour établir une étude comparative, tandis que le comportement du sol est représenté par le modèle avancé élastoplastique *HS Small* avec des critères de comportement dynamique non linéaires (l'amortissement de Rayleigh, l'amortissement d'hystérésis), et les modèles innovants *UBC3D-PLM* et *PM4Sand* pour modéliser le comportement à la liquéfaction, bien qu'il soit le comportement du matériau du corps du barrage (remblaiement hydraulique) qui sera le plus intéressant.

Ce chapitre mettra l'accent sur l'application et non sur la formulation de ces modèles. En effet, des analyses numériques ont été effectuées en respectant les différents critères présentés au Chapitre 3.

4.2. Barrage Upper San Fernando

Le barrage supérieur de San Fernando fait partie du complexe du lac Van Norman qui comprend des barrages, des réservoirs, des digues et des structures de déviation et de lutte contre les inondations (figure 4.1). Il est situé à 30 km au nord de Los Angeles, avant le séisme de San Fernando en 1971, le complexe était le principal centre de distribution d'eau pour la région environnante.

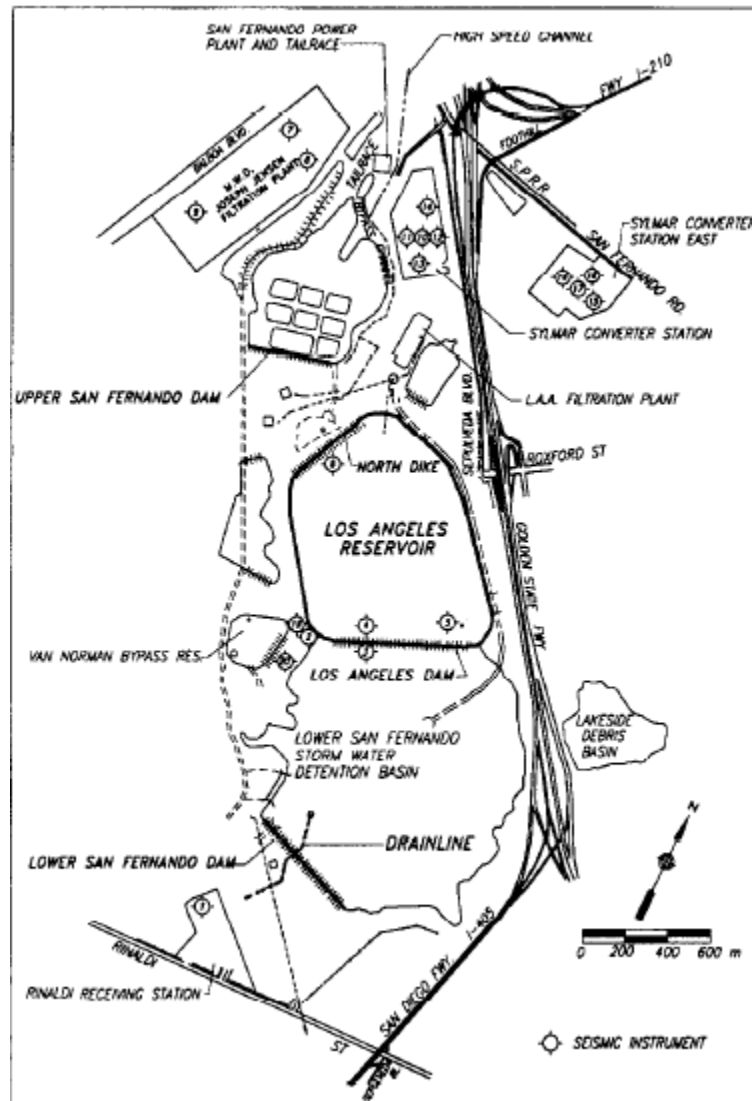


Figure 4.1 : Barrage USF dans le complexe du lac Van Norman (d'après Bardet et Davis, 1996)

Le barrage Upper San Fernando est un remblai d'environ 550 m de long et d'une hauteur totale d'environ 22 m, la capacité du réservoir du barrage est de 2,3 millions de mètres cubes, une coupe transversale simplifiée du barrage est présentée à la figure 4.2. Cette section transversale a été créée par Seed et al (1973) comme une section transversale représentative du barrage et a été utilisée par plusieurs chercheurs au fil des ans pour l'analyse de cette étude de cas (Seed et al., 1975 ; Wu, 2001 ; Beaty et Byrne, 2011 ; Makra, 2013 ; Chowdhury et al., 2018 ;...).

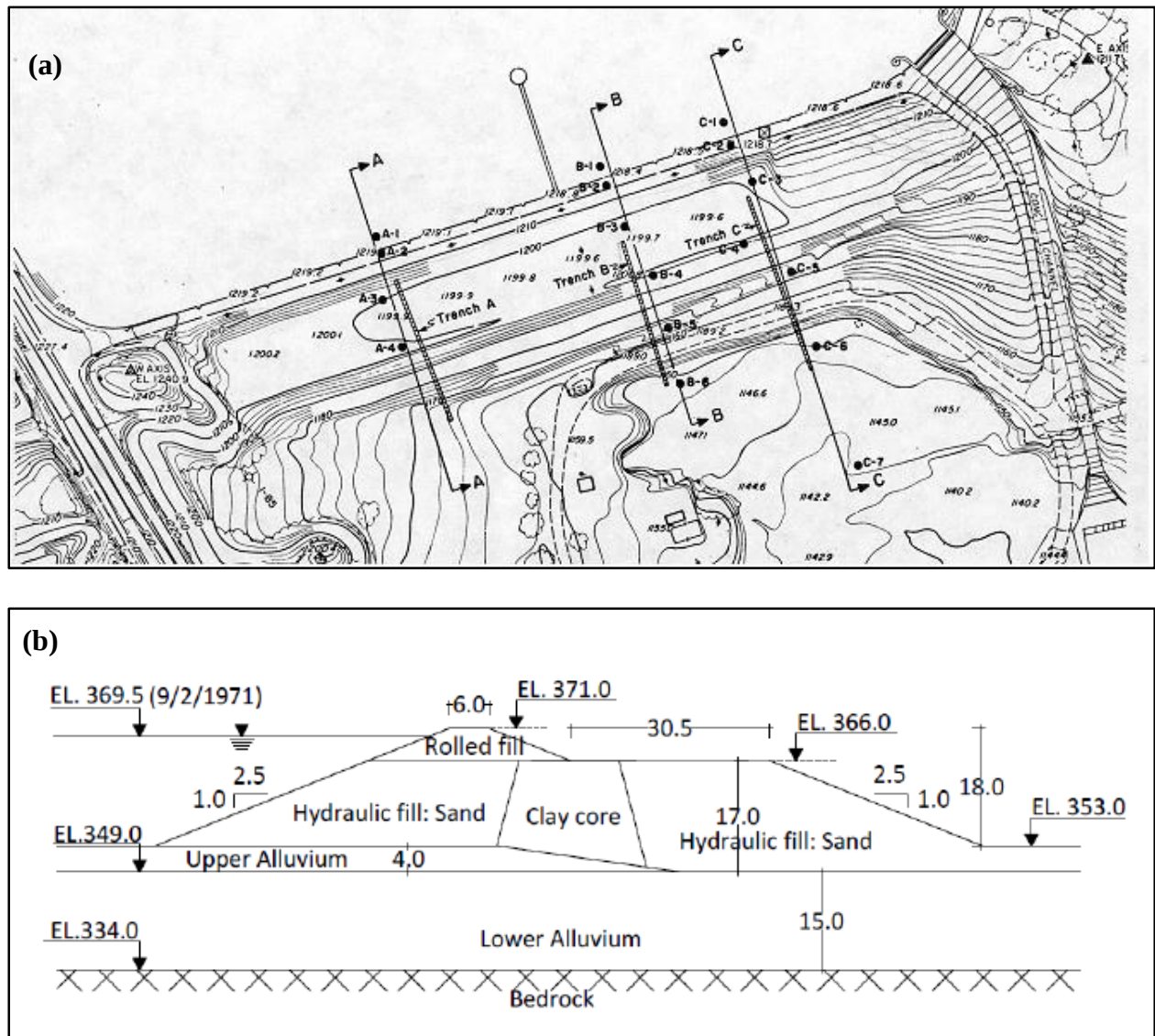


Figure 4.2 : (a) Vue en plan du barrage Upper San Fernando (Extrait de Huynh et al. 2006) ; (b) Coupe typique- Section B-B' (Seed et al., 1973).

En 1971, le complexe a subi un séisme dont l'épicentre était situé à 10 km du barrage avec une magnitude 6,6 et une accélération maximale $a_{\max}$ estimée entre 0,55 g et 0,65 g. Les sismographes installés sur le barrage ont permis d'enregistrer ce séisme, notamment à sa base et à sa crête. D'après le schéma de la figure 4.3 seule la partie supérieure du remblai roulé s'est déplacée du côté amont. Le déplacement le long de la surface de la berme est important. Ailleurs, les déplacements ont été principalement latéraux (Ming et al., 2011 ; Makra, 2013).

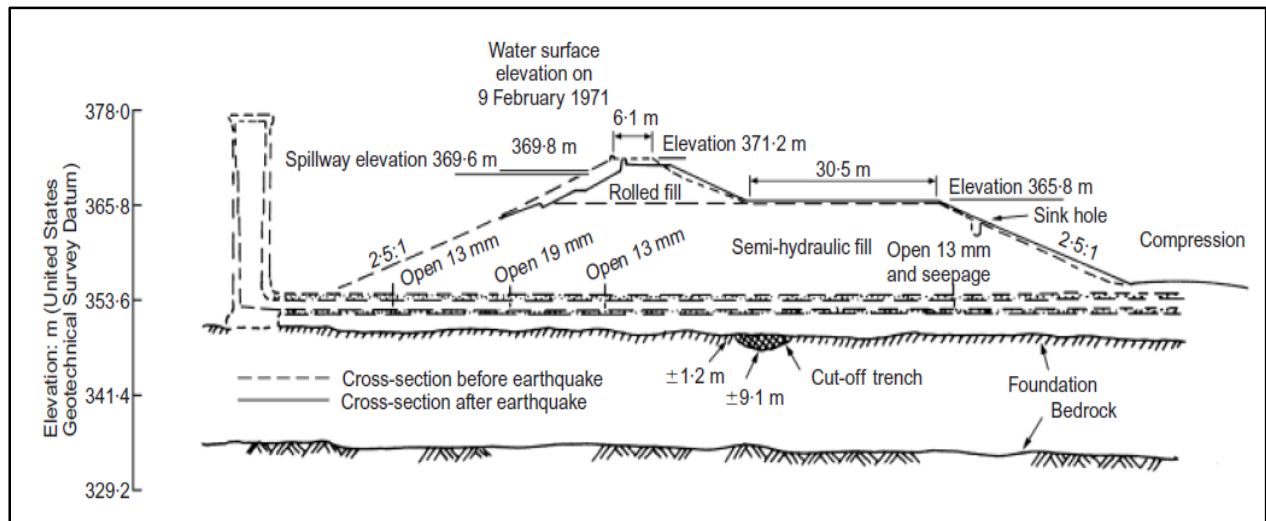


Figure 4.3 : Schéma du barrage USF après le séisme de 1971 (Extrait de Ming et al., 2011 d'après Seed et al., 1975)

4.3. Objectif et méthodologie de l'analyse

Ce chapitre concerne essentiellement la modélisation numérique de la réponse sismique des barrages en terre par une approche bidimensionnelle (2D). L'objectif principal est l'étude de l'effet de l'interaction hydromécanique sur le comportement sismique de ce type d'ouvrages hydrauliques. Ici, nous nous intéressons au phénomène de liquéfaction et nous nous polarisons de manière typique sur la performance des modèles d'évaluation de la liquéfaction.

Cette étude se concentre donc sur le cas du barrage supérieur de San Fernando (USF). Par ailleurs, cette étude n'est pas destinée à estimer la réponse exacte de ce barrage particulier mais plutôt d'illustrer plus généralement les effets de la liquéfaction dans le contexte d'un cas historique ayant fait l'objet d'un suivi continu. Aussi, de présenter un comportement plausible de celui-ci dans le but de valider à la fois l'utilisation des ressources numériques et des modèles utilisés lors d'une analyse dynamique des barrages en remblai induits par liquéfaction.

L'un des éléments clés de présenter l'effet de l'interaction hydromécanique sur le comportement sismique des barrages en terre est le choix du modèle constitutif. Plusieurs modèles différents sont disponibles pour évaluer les effets de la liquéfaction (Wang et Makdisi, 1999; Yang et al., 2003; Beaty et Byrne, 2011; Boulanger et Ziotopoulou, 2017 ;...) et chacun varie en fonction de la complexité de la formulation et de la facilité de calibrage (Montgomery et Abbaszadeh, 2015).

Dans cette étude, des analyses par éléments finis sont effectuées à l'aide du programme

PLAXIS.2D.AE.V20 pour analyser la réponse du barrage USF. Les lois de comportement *HSSmall*, *PM4Sand* et *UBC3D-PLM* ont été utilisés. L'objectif principal étant de comparer et de mettre à l'épreuve deux modèles constitutives relativement nouveaux et innovants de modélisation de la liquéfaction des barrages en terre sous sollicitation sismique. Les résultats obtenus par les simulations numériques ont ensuite été comparés à ceux mesurés (déformations, accélération et surpressions interstitielles).

Le Tableau 4.1 présente les simulations numériques de la réponse dynamique du barrage Upper San Fernando.

Tableau 4.1 : Programme des simulations de la réponse dynamique du barrage USF.

Simulation n	Modèle constitutif		Identification	Objectif
	Zone non liquéfiable	Zone liquéfiable ^(a)		
S1	HS-Small	HS-Small	HSS	comparaison et mettre à l'épreuve des modèles constitutives.
S2	HS-Small	UBC3D-PLM	UBC3D	
S3	HS-Small	PM4Sand	PM4S	
(a) Concernant les zones du barrage construites par remblaiement hydraulique.				

4.4. Modélisation numérique

Cette section a pour but d'exposer les paramètres d'entrée qui seront utilisés dans les simulations numériques bidimensionnelles du barrage Upper San Fernando, utilisant principalement le programme d'éléments finis *PLAXIS.2D.AE.V20*.

4.4.1. Signal sismique d'entrée

Pour étudier la réponse sismique du barrage USF, le système barrage-fondation est soumis aux accélérations provenant de l'accélérogramme corrigé du barrage de Pacoima (seed et al, 1975) mis à l'échelle pour une accélération maximale de 0,62g et considéré comme le mouvement représentatif du sol sur le site du barrage lors du séisme de San Fernando en 1971. Cet accélérogramme est couramment utilisé dans les analyses rétrospectives des barrages de San Fernando (Seed et al 1973 et 1975, Wu 2001, Beaty et Byrne 2011). Le spectre montre qu'il n'y a pas de fréquence prédominante, mais que les plus grandes amplitudes correspondent à des fréquences comprises entre 0.4 et 8.0 Hz (Figure 4.4).

L'accélérogramme d'entrée, le spectre d'amplitude de Fourier et le spectre de réponse sont présentés sur la figure 4.4 et leurs propriétés sont reportées dans le tableau 4.2.

Tableau 4.2 : Résumé des caractéristiques du tremblement de terre utilisé (Pacoima modifié).

Séisme	Durée (s)	PGA (g)	PGV (m/s)	PGD (m)	Fréquence principale (Hz)	Intensité d'Arias (m/s)	Magnitude
Pacoima modifié (Seed et al 1973)	20	0,65	0,71	2	4.5	4.0	6.6

Dans cette étude, le mouvement a été appliqué à la limite inférieure où l'on suppose qu'il s'agit du socle rocheux. De plus, un amortissement de Rayleigh de 2% appliqué à la fréquence principale du séisme choisi a été utilisé. Le pas de temps est pris égal à $\Delta t = 0.05$. La méthode de Newmark est utilisée, avec les valeurs des paramètres d'intégration : $\gamma = 0.5$ et $\beta = 0.25$, pour avoir la solution stable.

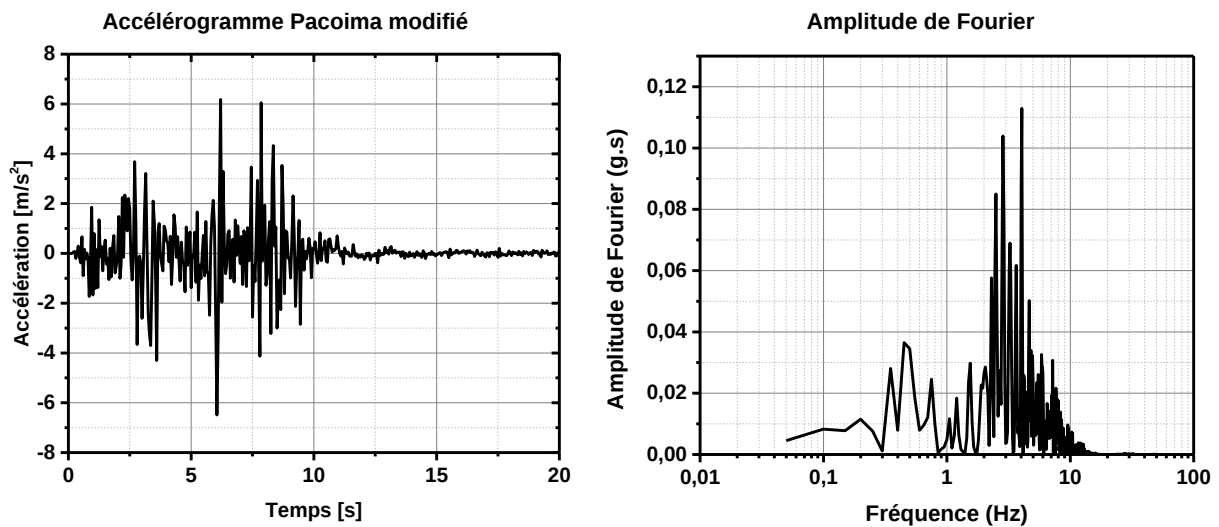


Figure 4.4 : Accélérogramme corrigé du barrage de Pacoima du séisme de San Fernando (1971) : (a) Accélération, (b) Amplitude de Fourier.

4.4.2. Modèles constitutifs et propriétés des matériaux

Le comportement dynamique des sols utilisés lors de cette étude a été modélisé à l'aide de plusieurs modèles. Plus précisément, en plus du modèle *HSSmall*, Les couches de remblaiement (HF) sont représentées par les modèles *UBC3D-PLM* (Beaty & Byrne, 2011) et *PM4Sand* (Boulanger et Ziotopoulou, 2017) qui permettent de simuler de manière assez réaliste le comportement dynamique des remblaiements (James, 2016), incluant la génération de pressions interstitielles en excès et la liquéfaction. Un modèle *HSSmall* a été utilisé pour les autres zones (RF, CC, UA, LA), et un modèle élastique linéaire a été attribué au roc servant de fondation

(Rock). Cette couche est requise dans le cadre de la définition de la base conforme établie par le code Plaxis (Figure 4.6).

Les modèles constitutifs avancés nécessitent certains paramètres spécifiques qui sont définies principalement à partir d'essais in situ ou d'essais au laboratoire. Dans cette étude, les propriétés dynamiques des matériaux pour le modèle *HSsmall* sont établies sur la base des renseignements obtenus à partir des données de la littérature (Beaty et Byrne, 2011; Makra, 2013). De plus, les propriétés dynamiques primaires pour les modèles *UBC3D-PLM* et *PM4Sand* ont été obtenues au moyen des formules de calibration (Makra, 2013 ; Laera et al., 2019). Pour les autres paramètres secondaires, on assigne des valeurs par défaut, ces paramètres sont détaillés dans les références des modèles (Beaty et Byrne, 2011 ; Boulanger et Ziotopoulou, 2017).

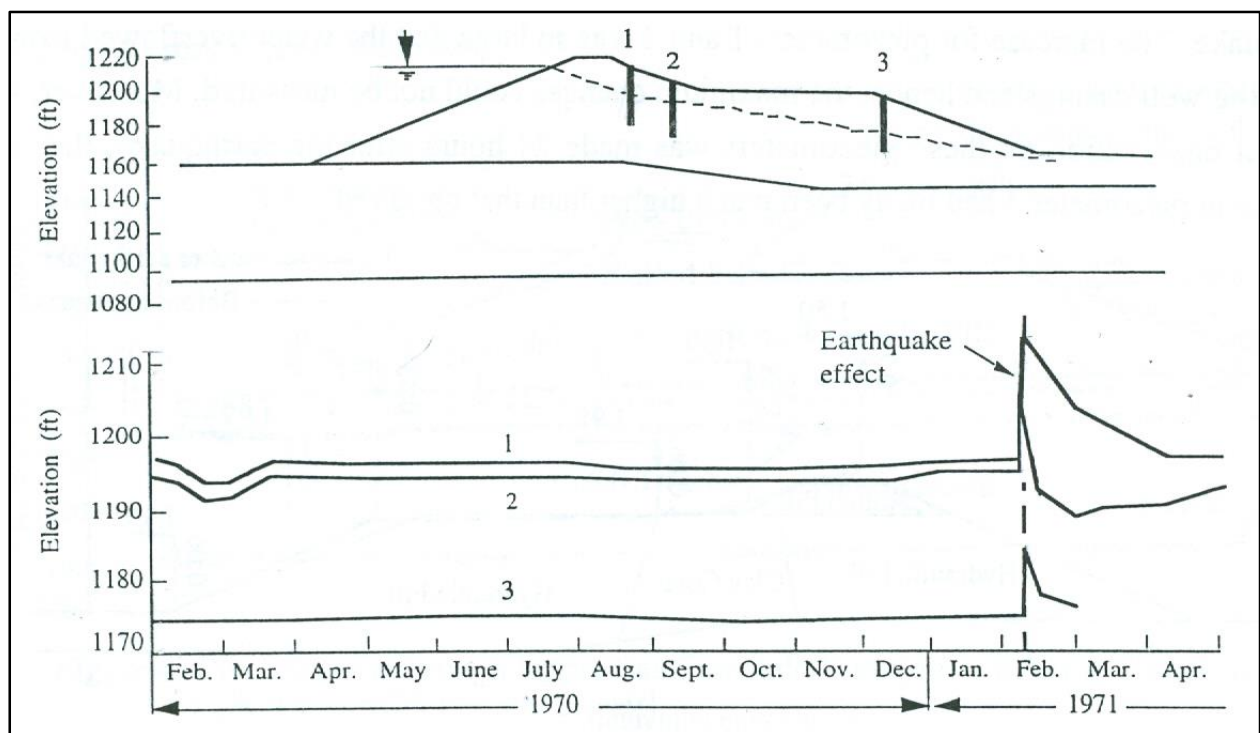


Figure 4.5 : Piézomètres et variations de la pression interstitielle dues au séisme de San Fernando 1971 (d'après Seed et al., 1973)

Les perméabilités hydrauliques de l'ensemble des matériaux ont été estimées à partir de Ming et al, (2011). De plus, le niveau de l'eau à l'intérieur du corps du barrage a été déterminé directement en définissant le niveau phréatique, sur la base des mesures des piézomètres qui existaient sur le barrage et de l'analyse des infiltrations effectuée par Beaty et Byrne (2011).

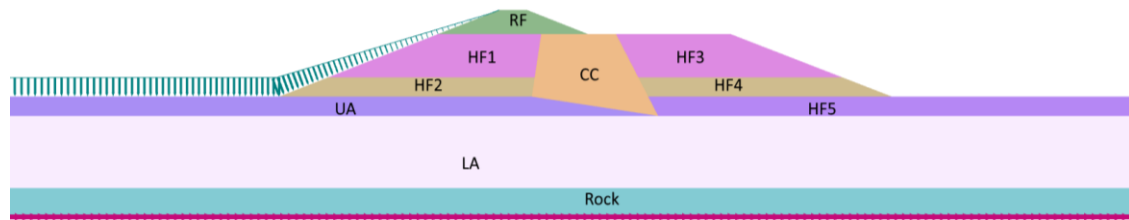


Figure 4.6 : Modélisation du barrage Upper San Fernando (différentes zones des matériaux constituant le barrage et sa fondation).

L'ensemble des paramètres utilisés lors des modélisations programmées sont résumés dans les tableaux 4.3-4.4.

Tableau 4.3 : Propriétés des matériaux utilisées dans l'analyse statique et dynamique (HSS).

Paramètres		Couche ^(a)					
		RF	CC	HF	UA	LA	Rock ^(b)
Analyse statique	Modèle	HS ^(c)					L.E
	Comportement	drainé					drainé
	γ_{unsat} (kN/m ³)	21,1	18,9	18,9	18,9	19	22
	γ_{sat} (kN/m ³)	22	19,2	19,2	19,2	20,7	22
	e	0,5	0,66	0,66	0,567	0,567	-
	c (kPa)	124,5	0	0	0	0	-
	ϕ (m°)	25	37	37	37	37	-
	E_{ref}^{50} (m)	16570	25450	25450	18760	46900	-
	$E_{\text{ref}}^{\text{oed}}$ (kPa)	16600	28980	28980	14950	37380	-
	$E_{\text{ref}}^{\text{ur}}$ (kPa)	49710	76350	76350	56280	140700	-
	m	0,8	0,5	0,5	0,5	0,5	-
	ν_{ur}	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2
	K_0^{nc}	0,6	0,4	0,4	0,4	0,4	-
	R_f	0,9	0,8	0,8	0,8	0,7	-
	k_h (m/s)	5E-6	5E-6	1E-4	1E-5	1E-5	7E-6
	k_v (m/s)	2E-6	2E-6	4E-5	4E-6	4E-6	7E-6
Analyse dynamique	Modèle	HS Small ^(d)					L.E
	Comportement	Non drainé					drainé
	G_0 (kPa)	112800	65100	74500	86800	238700	-
	$\gamma_{0.7}$	1E-04	1E-04	1E-04	1E-04	2E-04	-
	ν_{ur}	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1
	α_R	0.2513	0.2513	0.2513	0.2513	0.2513	0.6283
	β_R	1.415E-3	1.415E-3	1.415E-3	1.415E-3	1.415E-3	3.537E-3
(a) (RF) : Remblai roulé ; (CC) : Noyau argileux; (HF) : Remblayage hydraulique ; (UA) : Alluvions supérieur ; (LA) : Alluvions inférieur ; (Rock) : Rocher. (b) Propriétés du rocher : $E = 8000000$ kPa ; $V_s = 1273$ m/s. (c) Adoptée d'après : Beaty et Byrne, 2011; Ming et al, 2011 ; Makra, 2013. (d) Adoptée d'après : Makra, 2013.							

Tableau 4.4 : Paramètres primaires des modèles UBC3D-PLM et PM4Sand.

Paramètres		Couche liquéfiable ^(a)				
		HF1	HF2	HF3	HF4	HF5
Analyse dynamique	Modèle	UBC3D-PLM ^(b)				
	Comportement	Non drainé				
	$(N_1)_{60}$ ^(c)	10	14,5	10	14,5	13
	ϕ_{cv} (°)	35,5	35,5	35,5	35,5	35,5
	ϕ_p (°)	36,5	36,9	36,5	36,9	36,8
	k_G^e	934,3	1057	934,3	1057	1020
	k_B^e	654	740,2	654	740,2	713,7
	k_G^p	380,3	766,9	380,3	766,9	616,9
	R_f	0,8	0,7	0,8	0,7	0,8
	Modèle	PM4Sand ^(d)				
	Comportement	Non drainé				
	D_R (-)	0.47	0.56	0.47	0.56	0.53
	G_0 (-)	590.43	688.56	590.43	688.56	657.47
	h_{p0} (-)	0.36	0.41	0.36	0.41	0.39
(a) (HF1, HF3) : 7-14,5 m sous la crête ; (HF2, HF4) : 14,5-18,5 m sous la crête ; (HF5) : 18,5-21 m sous la crête. (b) Calibration du modèle d'après les formules proposées par Makra (2013). (c) D'après Beaty et Byrne (2011). (d) Calibration du modèle d'après les formules proposées par Laera et al., (2019).						

4.4.4. Génération de maillage et sélection des points représentatifs

Les éléments utilisés dans cette étude sont des éléments triangulaires à 15-nœuds. La longueur de l'onde est ici considérée comme la distance maximale entre deux points. Cette longueur sera estimée à partir des paramètres dynamiques du matériau, c'est-à-dire son module de cisaillement (cf. section 3.3.4). Pour calculer la longueur d'onde minimale, on a utilisé le module de cisaillement faible de tous les matériaux et on a considéré que la fréquence est égale à 4.5 Hz, qui est la fréquence maximale avec une amplitude significative, comme le montre la figure 4.4b.

En règle générale, la taille moyenne des éléments utilisés dans les analyses est 2,5 m environ, la maille a été rendue plus dense où se trouve le matériau liquéfiable, tel qu'indiqué sur la figure 4-7.

Après la définition des modèles numériques et avant l'exécution des calculs, certains points indicateurs sur le modèle sont sélectionnés pour la création ultérieure des différentes courbes de comparaison. Les points présélectionnés sur le modèle numérique sont indiqués par des lettres alphabétiques, et montrés sur la figure 4.7.

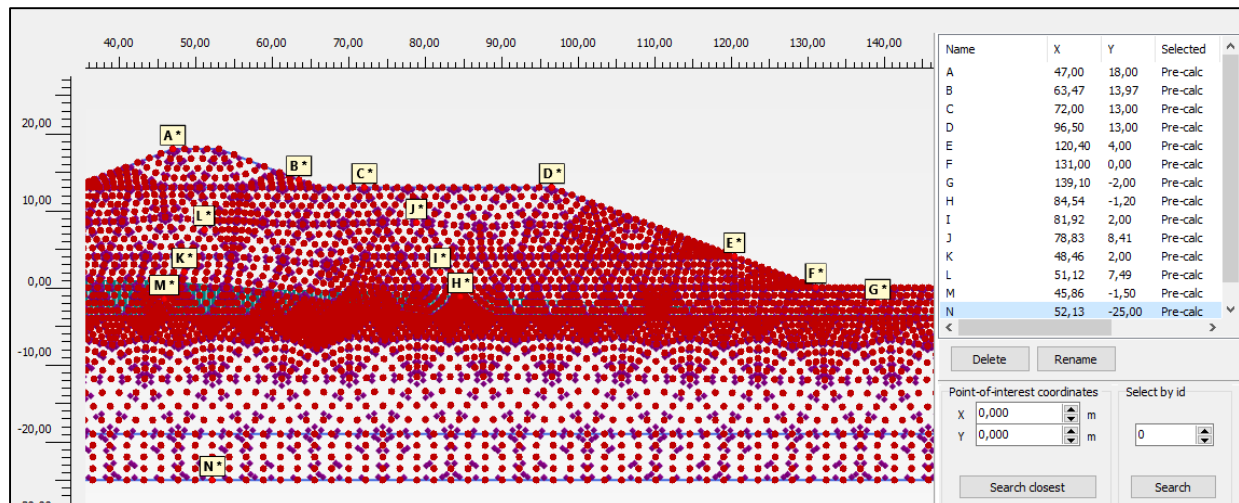


Figure 4.7 : Nœuds choisis pendant l'analyse dynamique.

4.4.5. Conditions aux limites

En général, dans les analyses dynamiques, l'effet des conditions aux frontières est plus fort que dans les analyses statiques, en raison de la réflexion des ondes sismiques sur la frontière. Le code *PLAXIS.AE.V20* permet d'ajuster ces conditions aux limites pour obtenir la meilleure absorption possible des ondes dans la fondation (cf. section 3.3.5). Ainsi, pour ce calcul, les limites latérales ont été placées de manière à ce que leur distance par rapport au barrage soit égale à la longueur du barrage, ce qui a été jugé adéquat pour minimiser leur effet sur le calcul.

Pour le calcul statique, en sélectionnant les blocages standards (*Standard fixities*) :

- Les lignes géométriques verticales limites sont bloquées horizontalement ($u_x = 0$).
- La ligne géométrique pour laquelle l'ordonnée y est égale à la plus petite ordonnée $y_{\min}$ du modèle est entièrement bloquée ($u_x = u_y = 0$).

Pour le calcul dynamique, ces conditions aux limites sont générées suivant les règles suivantes :

- Le mouvement d'entrée est appliqué au bas de la maille sous la forme d'accélération prescrites. Comme une partie du substratum rocheux a également été modélisée, le type de limite le plus approprié est de supposer une base conforme (*compliant base*).
- Les limites en champ libre (*free field*) ont été créées pour les lignes géométriques verticales limites.

4.5. Résultats de la simulation numérique

4.5.1. Analyse statique

Cette section présente les résultats de l'étude de la réponse statique du barrage Upper San Fernando en 2D sur *PLAXIS.2D.AE.V20*. Tout d'abord, des analyses statiques de déformation plane dans le domaine temporel sont effectuées pour modéliser le comportement du barrage avant le séisme. Initialement, les matériaux du corps du barrage sont temporairement désactivés du modèle. Ces matériaux seront activés après le calcul de l'état d'équilibre initial de la fondation qui est supposée totalement saturée par l'effet d'une nappe phréatique horizontale.

Les pressions actives de l'eau (P_{active}), la charge hydraulique (h), les contraintes de cisaillement (σ_{xy}) et les contraintes verticales effectives (σ'_{yy}) avant le tremblement de terre sont indiquées respectivement sur les figures 4.8-5.9.

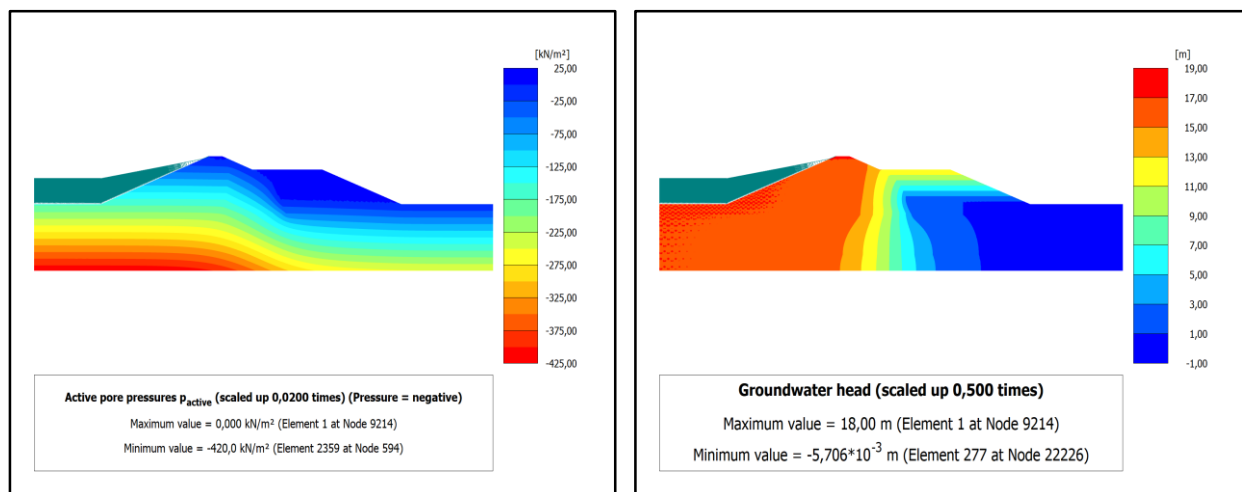


Figure 4.8 : (a) Pressions interstitielles actives (P_{active}) ; (b) Charge hydraulique (h).

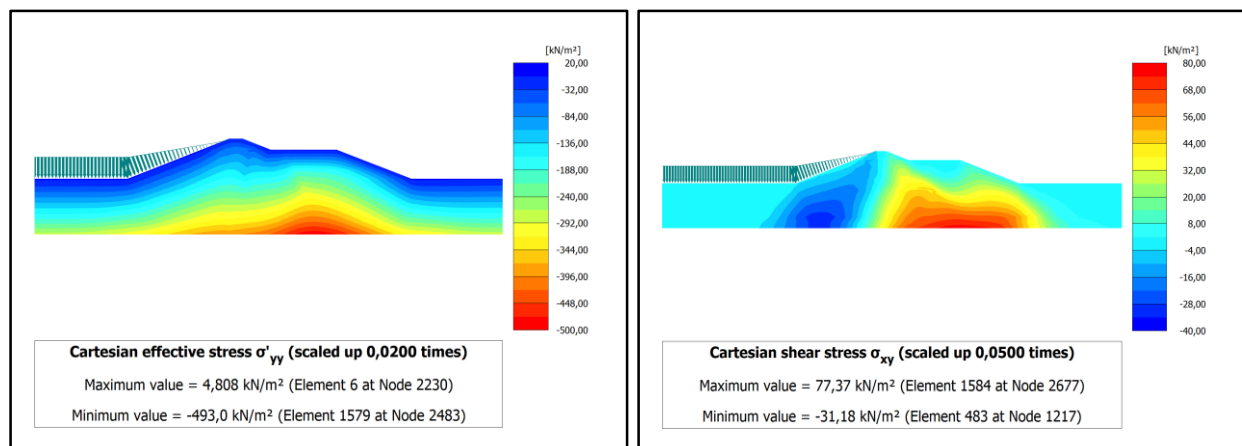


Figure 4.9 : (a) Contraintes verticales effectives (σ'_y); (b) Contraintes de cisaillement (σ_{xy}).

L'on remarque, d'après les courbes présentées, que la forme de ces courbes semble tout à fait réaliste et semblable à ceux obtenus par d'autres chercheurs (Beaty et Byrne, 2011; Makra 2013;....).

4.5.2. Analyse dynamique

Cette section présente les résultats de l'étude de la réponse dynamique du barrage Upper San Fernando en 2D sur *Plaxis.2d.V20*, en utilisant les trois modèles constitutifs *HSsmall*, *UBC3D-PLM* et *PM4Sand*. L'analyse dynamique a été effectuée en tenant compte des données d'entrées décrites précédemment. Les mêmes propriétés statiques des matériaux et les mêmes hypothèses initiales (amortissement, conditions aux limites, mouvement d'entrée) ont été utilisées pendant les trois simulations.

4.5.2.1. Accélération

La comparaison de l'accélération horizontale simulée par rapport à l'accélération horizontale d'entrée, obtenue par les deux simulations (*HSS*) et (*UBC3D*), est montrée dans les figures 4.10 et 4.11.

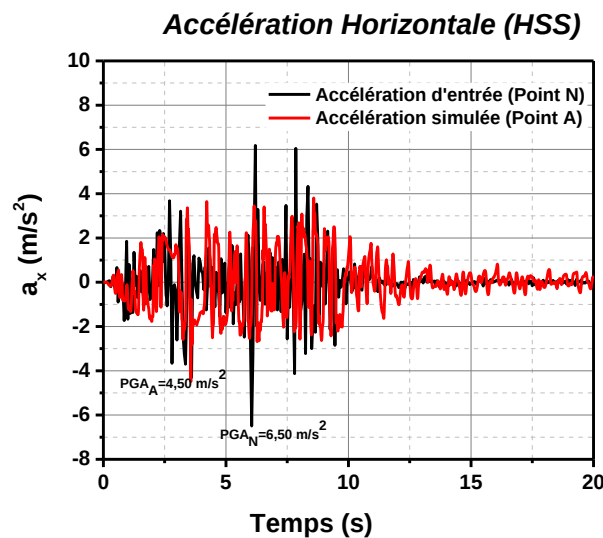


Figure 4.10 : Comparaison de l'accélération horizontale simulée par rapport à l'accélération horizontale d'entrée (HSS).

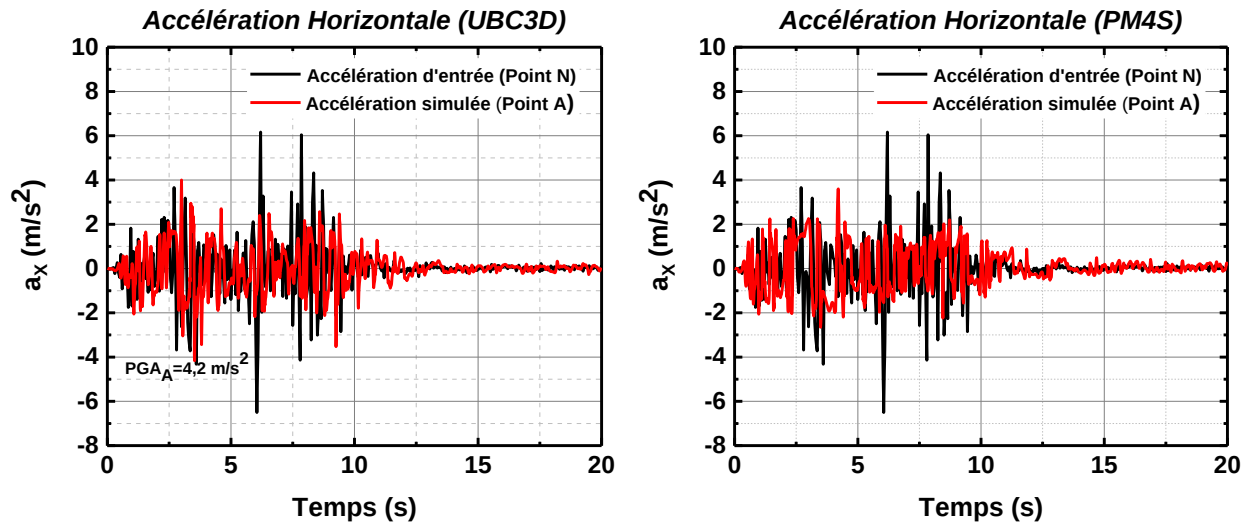


Figure 4.11 : Comparaison de l'accélération horizontale simulée par rapport à l'accélération horizontale d'entrée (UBC3D et PM4S).

On constate que la différence entre l'enregistrement à la crête et l'enregistrement d'entrée est minimale ($\frac{PGA_A}{PGA_N} = (0.6 - 0.7)$); ou PGA_A est l'accélération maximale calculée en crête et PGA_N est l'accélération maximale d'entrée). Il y a quelques pics d'enregistrement d'entrée, mais en dehors de ces pics la forme reflète plus ou moins l'enregistrement d'entrée. En d'autres termes, il n'y a pas d'amplification ou d'amortissement assez prononcés. Cela est conforme aux conclusions de Seed et al (1975).

4.5.2.2. Déformations

La Figure 4.12 montre le tracé de vecteurs de déplacement du système barrage-fondation à la fin de la sollicitation sismique. Les vecteurs montrent principalement le mouvement en aval du barrage, ce qui correspond généralement aux observations et mesures réelles de la réponse du barrage (Figure 4.3). Un mouvement prononcé de la recharge amont est également prévu. Cependant, les observations limitées faites après le tremblement de terre ne suggèrent pas de mouvements aussi importants de la recharge amont. Aussi, on prévoit que la crête s'affaisse presque verticalement avec peu de mouvement latéral, alors que les mesures réelles montrent que la crête se déplace considérablement vers l'aval (Figure 4.3).

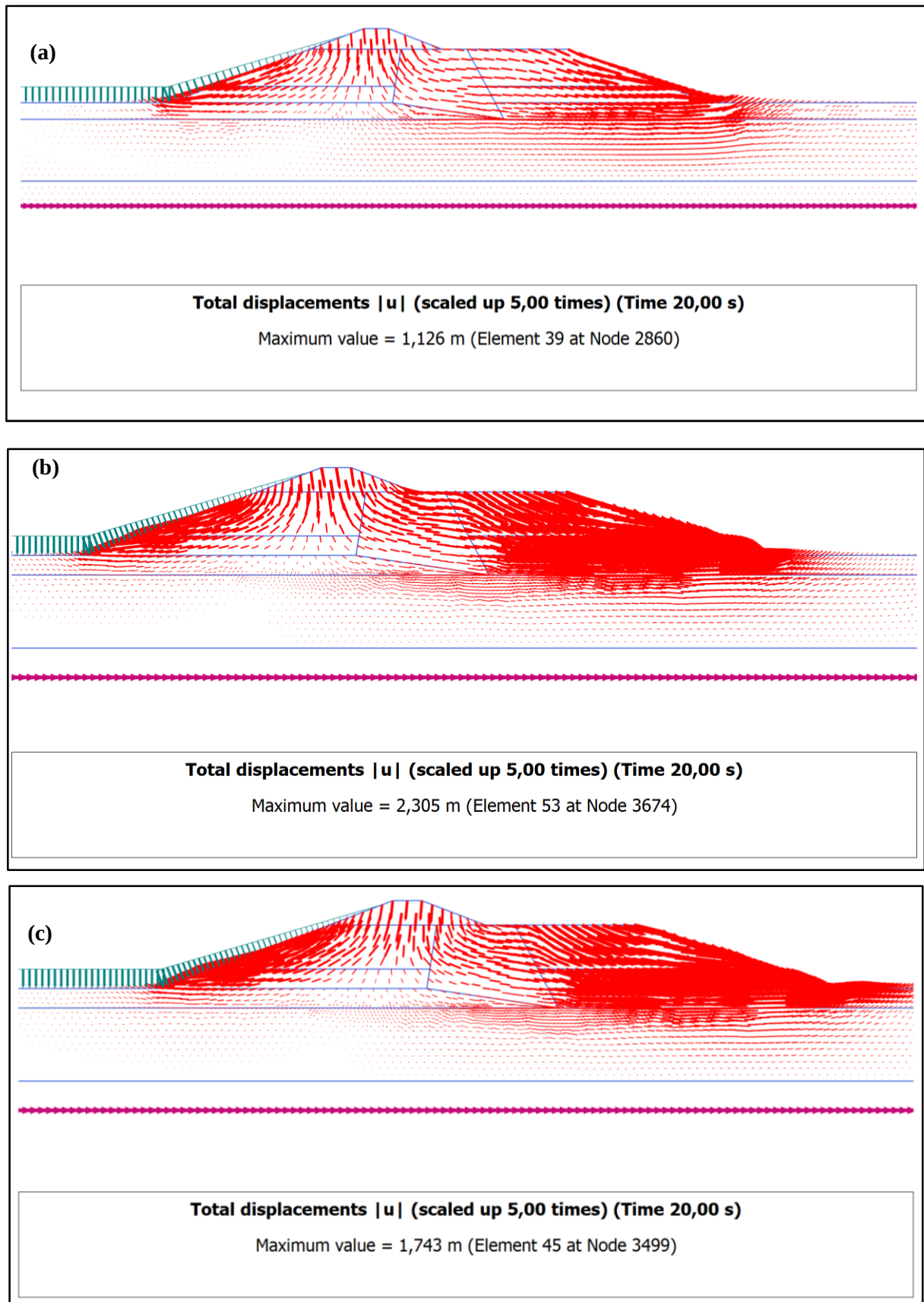


Figure 4.12 : Tracé de vecteurs de déplacement : (a) HSsmall, (b) UBC3D, (c) PM4S.

En général, les résultats obtenus par les simulations UBC3D et PM4S donnent une approximation plus au moins satisfaisante de ce qui a été observé dans la réalité, bien qu'ils soient conservateurs dans la prévision des déplacements sur la pente amont. Dans ce cas également, l'incapacité des modèles à simuler de manière réaliste l'effet du cisaillement statique affecte considérablement la précision des résultats, ce qui entraîne une plus grande déformation, en particulier sur la pente amont. Les mouvements le long de la partie aval semblent être bien prédits par la simulation UBC3D, bien qu'il faille noter que les simulations n'incluent pas les déformations dus à la consolidation postsismique.

4.5.2.3. Analyse de la Liquéfaction

a. Surpression interstitielle

La surpression interstitielle (P_{excess}) est une augmentation rapide des pressions interstitielles causée par l'application extrêmement rapide du chargement et du déchargement, qui ne peut être dissipée. L'accumulation d'une pression interstitielle excessive est un premier signe de liquéfaction. Selon la théorie de Biot sur la consolidation dynamique, ce phénomène devrait avoir lieu pendant la phase dynamique des calculs.

La figure 4.13 représente la forme des surpressions interstitielles (P_{excess}) à la fin du tremblement de terre.

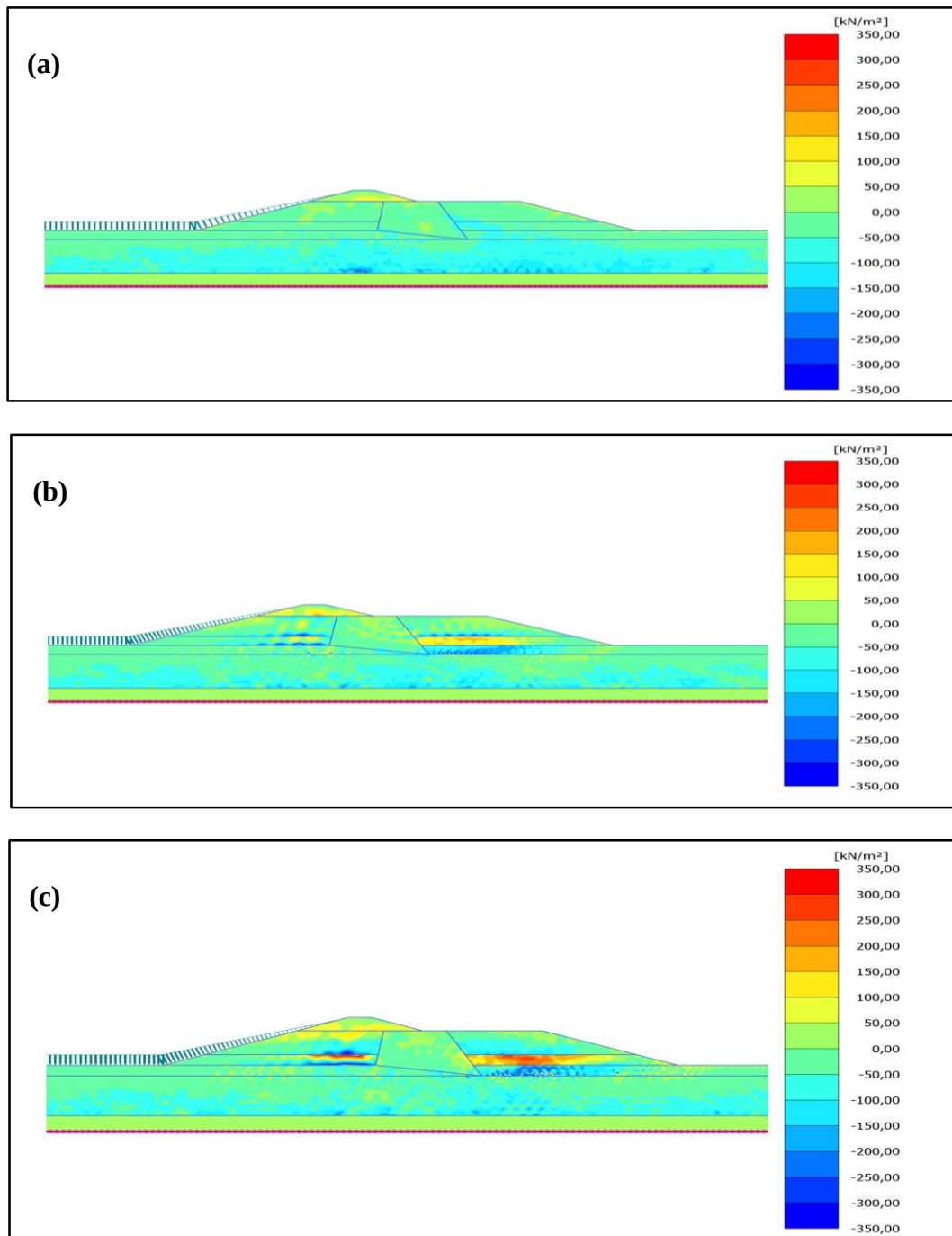


Figure 4.13 : Forme des surpressions interstitielles P_{excess} après tremblement de terre : (a) HSS ; (b) UBC3D ; (c) PM4S.

Comme le montre la figure 4-13, les simulations UBC3D et PM4S génèrent des surpressions interstitielles importantes induites par les séismes dans les matériaux de remplissage hydrauliques saturés des deux côtés du barrage (couches HF2, HF4 et HF5).

La figure 4.14 représente la comparaison de la variation de surpressions interstitielles calculées en différents points (H, M, L, J, I, K).

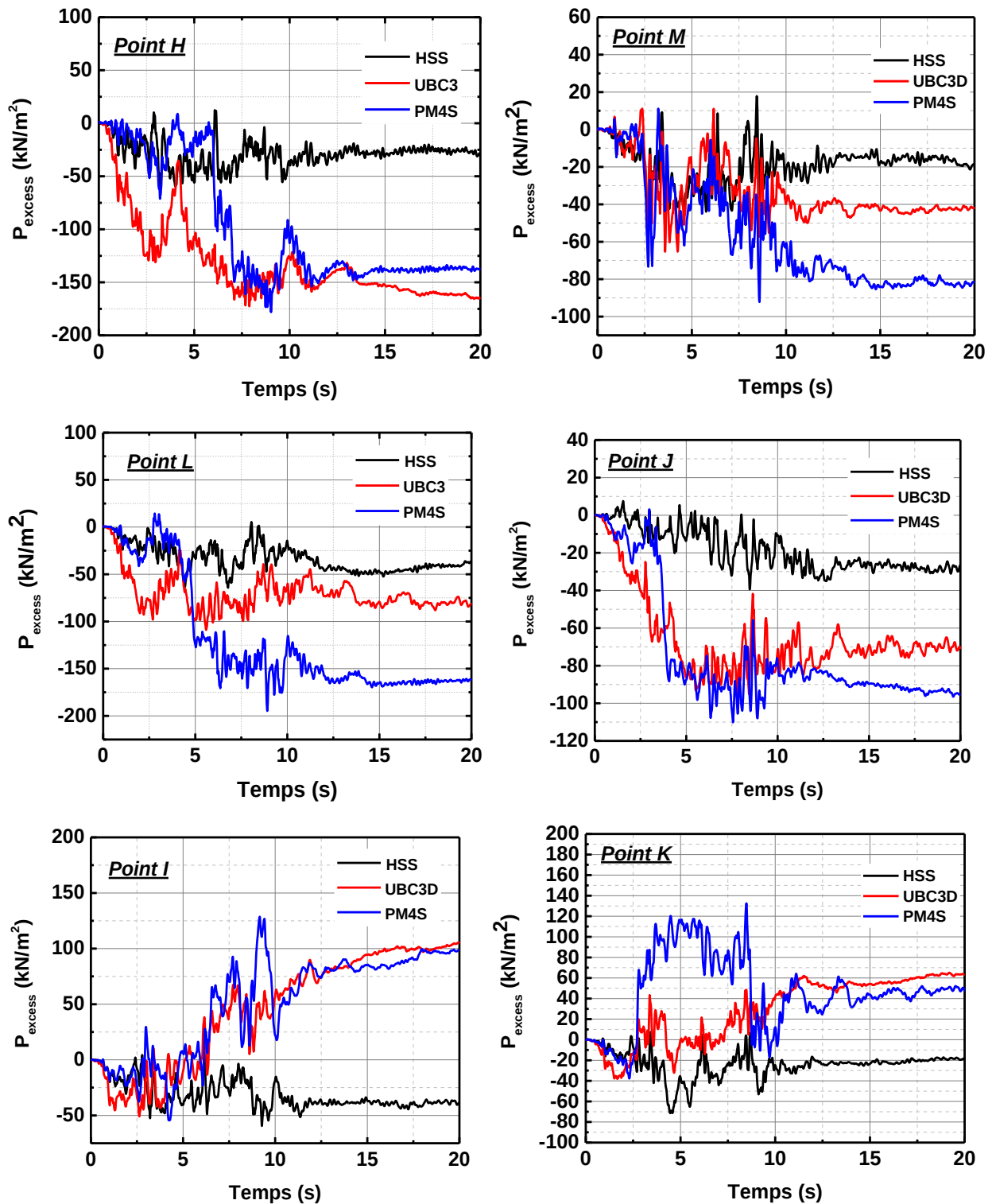


Figure 4.14 : Comparaison de la variation des surpressions interstitielles.

La comparaison de surpressions interstitielles simulées en différents points dans la zone de remblaiement du barrage, montre clairement que le modèle HSsmall est incapable de prédire suffisamment la croissance significative des pressions interstitielles dans les zones liquéfiées.

b. Rapport de pression interstitielle en excès

Afin d'étudier le potentiel de liquéfaction du système barrage-fondation, les contours du rapport de pression interstitielle en excès R_u sont tracés pour chaque modèle. Le potentiel de liquéfaction peut être exprimé au moyen du rapport de pression interstitielle en excès R_u , qui représente le rapport entre la pression interstitielle excessive et la contrainte verticale effective initiale à cette profondeur. Pour le modèle UBC3D-PLM, R_u est donné par :

$$R_u = 1 - \frac{\sigma'_v}{\sigma'_{v0}} \quad (4.1)$$

Où σ'_v est la contrainte verticale effective à la fin du calcul dynamique et σ'_{v0} est la contrainte verticale initiale effective avant le mouvement sismique. Lorsque R_u est égal à 1, la couche correspondante est dans un état complètement liquéfié. Dans cette étude, on considère que la liquéfaction se produit lorsque le rapport R_u est supérieur ou égale à 0.7 comme le suggère Beaty et Perlea (2011).

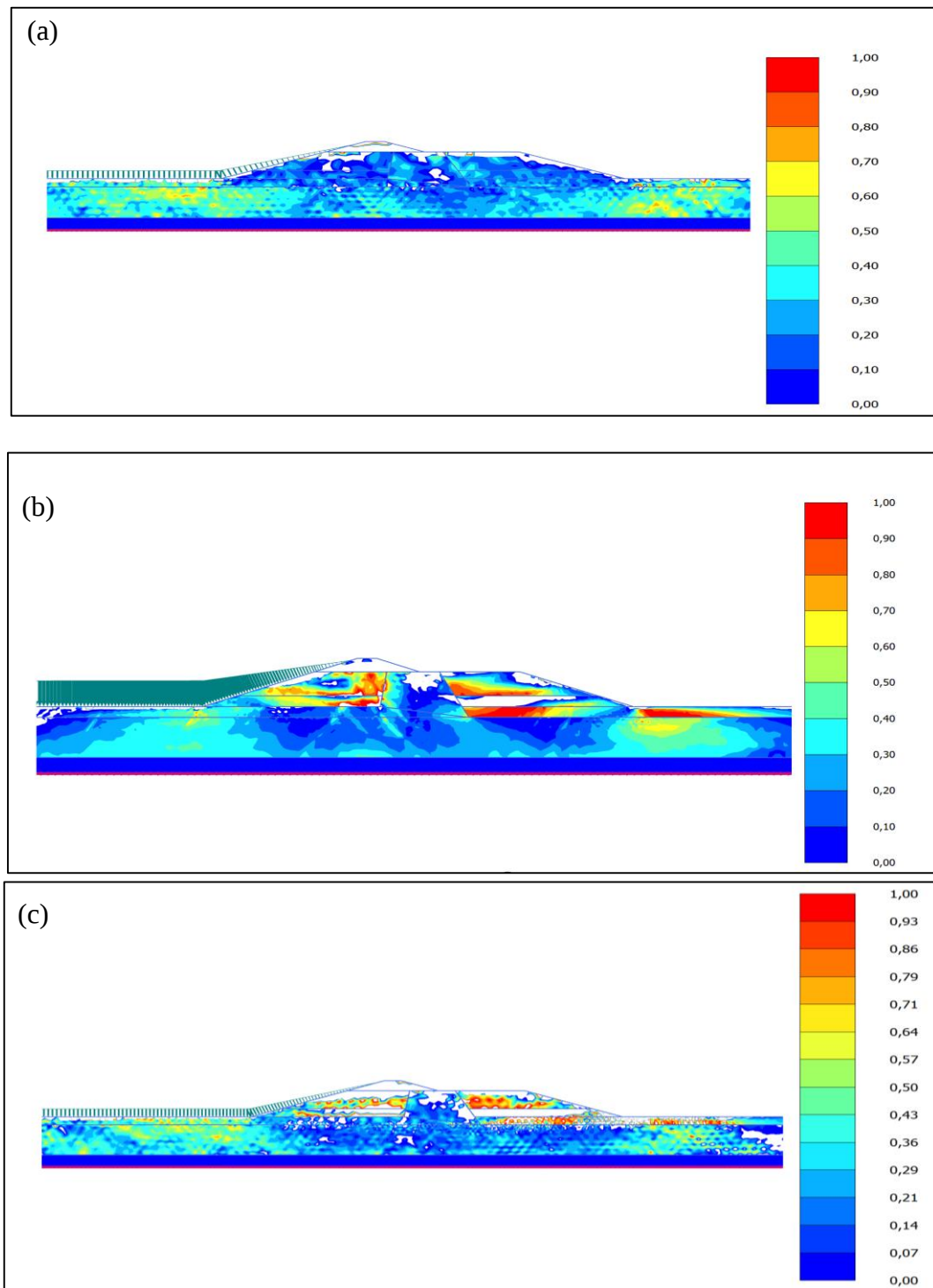


Figure 4.15 : Contour du rapport de pression interstitielle R_u : (a) *HSsmall* ; (b) *UBC3D* ; (c) *PM4S*.

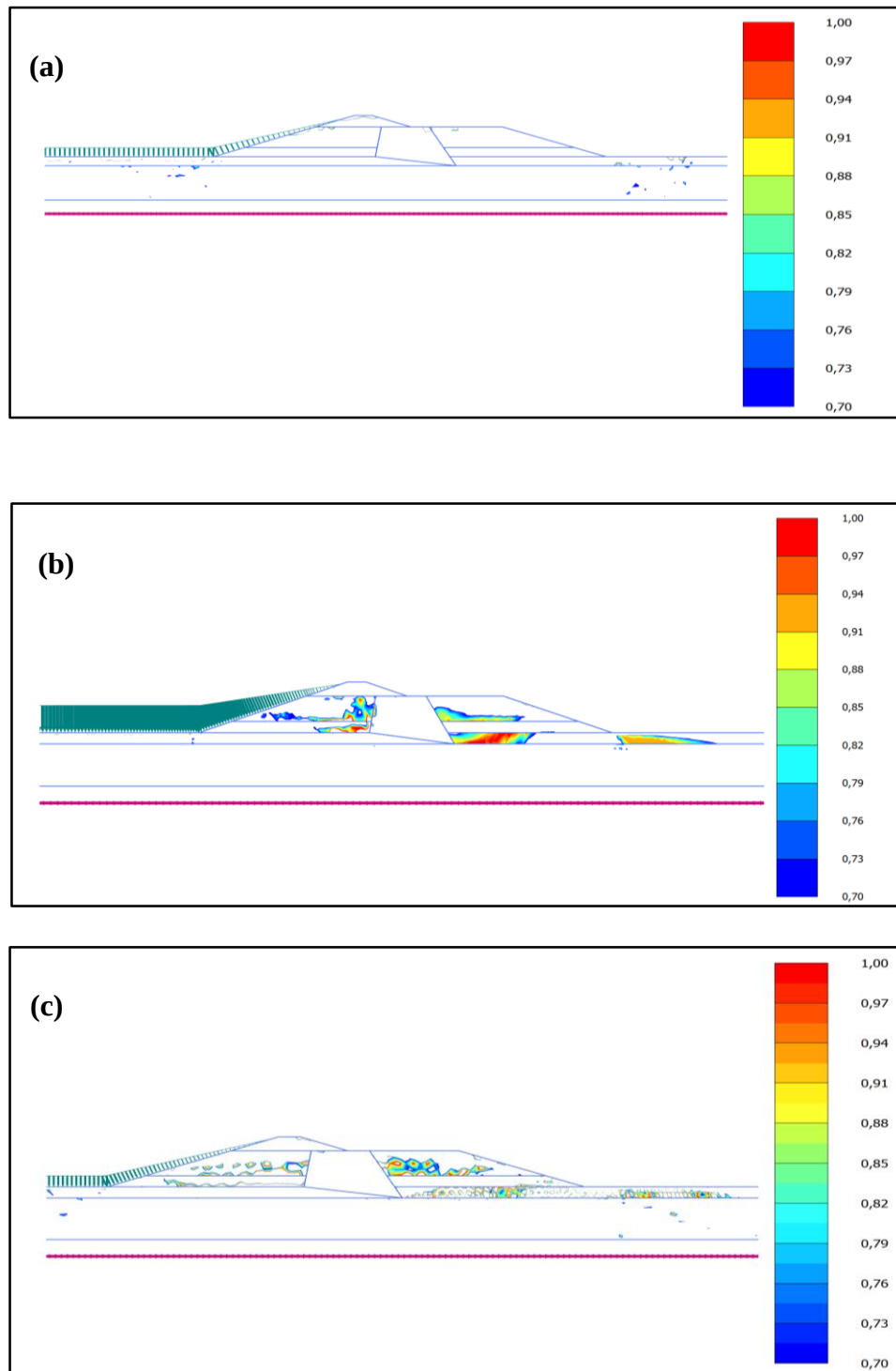


Figure 4.16 : Zones liquéfiées ($R_u > 0.7$) : (a) HSS; (b) UBC3D ; (c) PM4S.

La figure 4.16 montre les étendues des zones de forte surpression interstitielle. On prévoit qu'une partie du remplissage hydraulique saturé dans les recharges amont et aval se liquéfiera selon les simulations S2 et S3. Par conséquent, il est clair que la zone modélisé au moyen du critère *HSsmall* ne montre aucun signe de liquéfaction ($R_u < 0.7$).

4.5.2.4. Comparaison des déplacements observés et simulés

D'après Seed et ses collaborateurs (Seed et al., 1973), les déformations causées par le tremblement de terre ont été caractérisées par un déplacement général du corps du barrage vers l'aval. Le tassement de la crête était d'environ 0.8 m et le mouvement vers l'aval de 2 m, plusieurs fissures longitudinales ont été observées sur la face amont, s'étendant sur toute la longueur du barrage (figure 4.3).

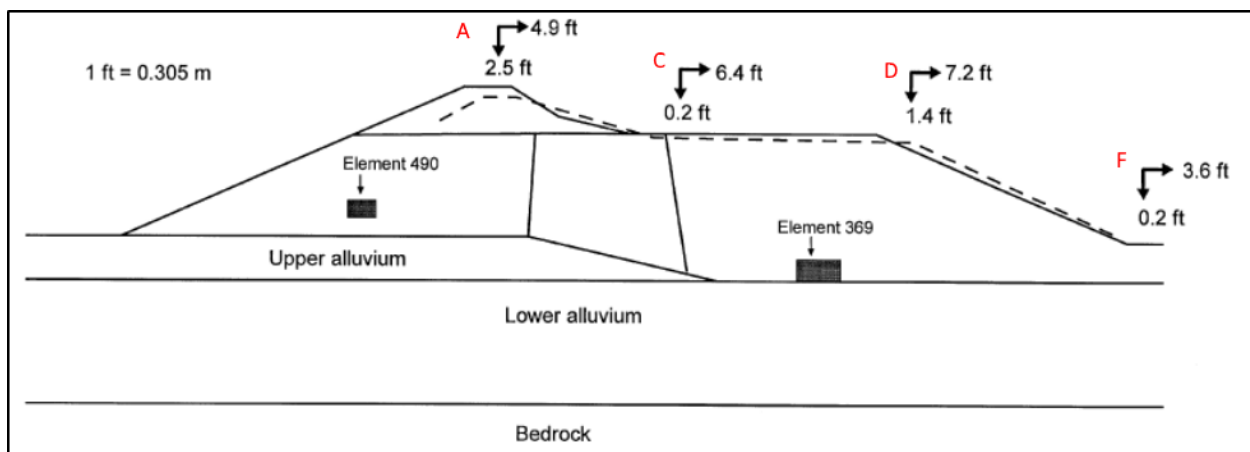


Figure 4.17 : Déplacements associés au tremblement de terre (Extrait de Wu, 2001 d'après Serff et al., 1976).

Les Figures 4.18 - 4.20 montrent respectivement les déplacements horizontaux et verticaux calculés dans le barrage à la fin du séisme. Comme les déplacements dans le modèle sont initialisés, seules les déformations sismiques induites sont montrés dans les résultats obtenus.

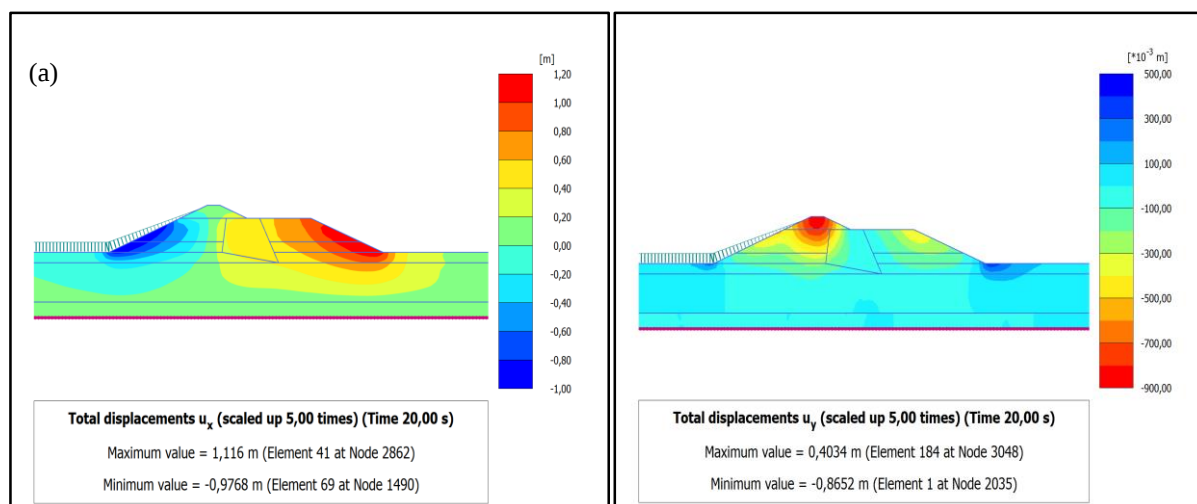


Figure 4.18 : Forme des déplacements horizontaux et verticaux après tremblement de terre (HSS).

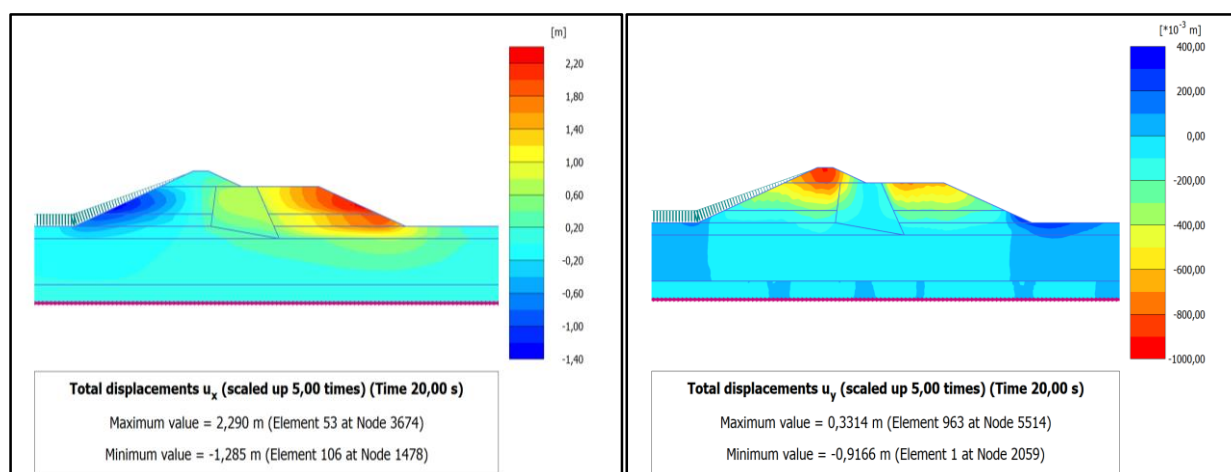


Figure 4.19 : Forme des déplacements horizontaux et verticaux après tremblement de terre (UBC3D).

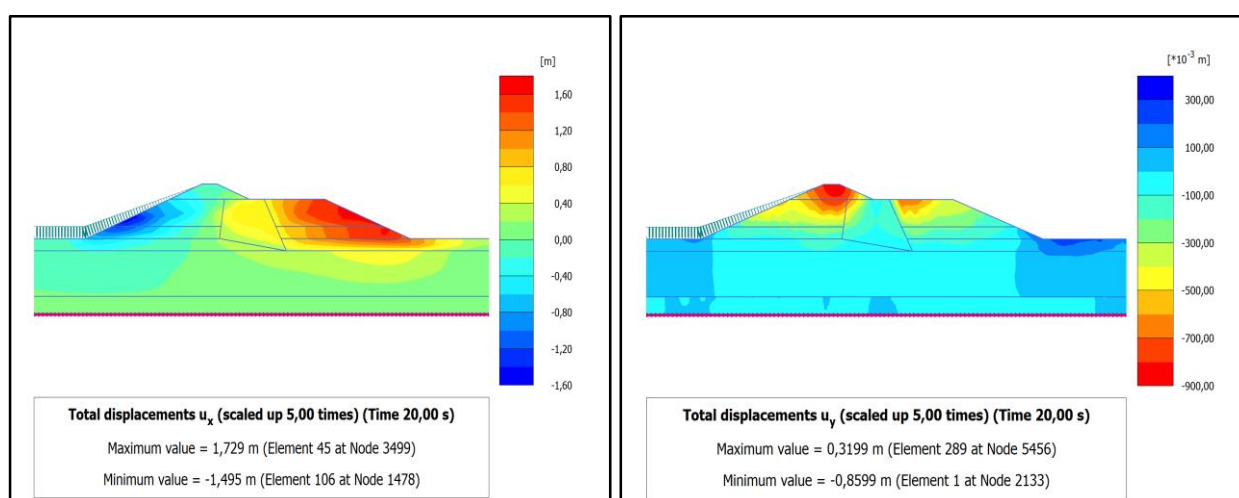


Figure 4.20 : Forme des déplacements horizontaux et verticaux après tremblement de terre (PM4S).

Le Tableau 4.5 suivant met en évidence la comparaison entre les résultats observés et ceux calculés numériquement.

Tableau 4.5 : Comparaison des résultats de déplacements (Observés vs Simulés)

Déplacement (m)			Point			
			A	C	D	F
Observé		Horizontal	1,50	1,95	2,20	1,10
		Vertical	0,76	0,10	0,43	0,10
Calculé	HSS	Horizontal	0,08	0,54	0,88	1,02
		Vertical	0,83	0,07	0,44	-0,32
	UBC3D	Horizontal	0,20	0,80	2,10	1,20
		Vertical	1,00	0,08	0,55	-0,30
	PM4S	Horizontal	0,05	0,65	1,50	1,22
		Vertical	0,85	0,13	0,36	-0,18
	UBC3D*	Horizontal	-0,30	0,50	1,80	1,00
		Vertical	1,00	0,10	0,90	-0,3

** D'après Makra (2013).*

Les conclusions suivantes sont tirées de l'analyse des résultats présentés au Tableau 4.5 :

- En général, pour les tassements, les résultats obtenus par les trois simulations donnent une approximation satisfaisante de ce qui a été observé dans la réalité.
- Les différences entre les déformations observées et les déformations simulées sont celles observées de manière plus manifeste au niveau des déplacements horizontaux. En grande partie, pour le modèle UBC3D, les valeurs des déplacements horizontaux simulés de la partie aval sont en accord plus ou moins acceptable avec la réponse observée.
- Les trois modélisations semblent surestimer les déplacements de la partie amont, ce qui affecte à la fois les mouvements latéraux et verticaux prévus à la crête.
- Les déplacements horizontaux le long de la pente aval du barrage sont nettement sous prévus par la simulation HSS.

4.6. Conclusion

Ce chapitre qui a pour intérêt de démontrer l'effet de l'interaction hydromécanique sur le comportement sismique des barrages en terre à travers l'étude de cas du barrage supérieur de San Fernando. A travers l'étude comparative menée, en utilisant trois modèles constitutifs *HSsmall*, *UBC3D-PLM* et *PM4Sand*, les paramètres qui impactent le plus la réponse sismique du barrage USF y sont démontrés. Les résultats sont évalués en termes des accélérations, des déformations,

des surpressions interstitielles et des taux de liquéfaction. Ces résultats sont comparés aux résultats observés.

Pour les simulations numériques effectuées dans ce chapitre, les conclusions suivantes peuvent être extraites:

- Dans le contenu général de l'analyse sismique des barrages en terre par l'approche dynamique non linéaire, les relations constitutives sont celles qui influencent le plus les résultats. Dans les cas extrêmes, elles ne permettent pas de reconnaître une défaillance potentielle (par exemple, cas de liquéfaction).
- La complexité du phénomène de liquéfaction nous oblige à prendre un soin particulier dans l'interprétation des résultats et leur utilisation dans la conception.
- les modèles UBC3D-PLM et PM4Sand se sont avérés capables de saisir avec succès les caractéristiques de la liquéfaction des sols dans le cas des remblais de terre.
- Les calculs effectués ont confirmé que la relation constitutive HSsmall n'est pas en mesure de modéliser correctement le phénomène de liquéfaction (Elle est incapable de démontrer convenablement l'augmentation des surpressions interstitielles induites par l'excitation sismique).

CHAPITRE 5: MODELISATION PAR RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

5.1. Introduction

Le comportement sismique des barrages en remblai est complexe, incertain, et pas encore entièrement compris. Ce fait n'a pas encouragé les praticiens à appliquer les techniques de l'intelligence artificielle à la prédiction de la réponse sismique des barrages en terre. Simultanément, les techniques de l'intelligence artificielle sont largement utilisées en génie hydraulique, dans de nombreux domaines appliqués aux barrages en remblai tels que la géotechnique, la géophysique, et l'hydrologie. Parmi toutes les techniques intelligentes, les réseaux de neurones artificiels, ou *Artificial Neural Network (ANN)* en anglais, semble avoir le maximum d'impact dans les domaines mentionnés auparavant, ce qui est évident par le nombre important de publications réalisées dans la littérature (Das, 2013 ; shahin, 2013 ; Moayedi et al., 2020 ; ...).

Les réseaux de neurones Artificiels (ANN) sont une pratique d'intelligence artificielle relativement nouvelle. Dans la plupart des cas, un ANN est un système adaptatif qui modifie sa structure en fonction des données externes ou internes qui circulent dans le réseau pendant la phase d'apprentissage. Ils constituent, entre autre, une alternative attirante aux statistiques classiques pour le traitement des données.

Ce chapitre fait tout d'abord une représentation sur le fondement de la modélisation neuronale. Cela est suivi de quelques explications sur la méthodologie de développement d'un réseau de neurones artificiel (ANN). Les concepts de base sont ainsi introduits. Par la suite, nous présentons les réseaux de neurones de type Feed-forward Back-propagation (FBNN) les plus courants dans différentes branches de génie géotechnique en particulier et l'ingénierie appliquée aux barrages en remblai en générale. La comparaison de diverses architectures neuronales nous permettra de justifier le choix du type de réseau de neurones que nous avons utilisé pour nos applications. On présente par la suite plusieurs méthodes d'optimisation permettant d'améliorer les performances du réseau de neurones. On indique alors les algorithmes qui nous semblent les plus appropriés compte tenu de nos applications. Enfin, on détaille les règles d'ajustement qui sont appropriées au type de réseau sélectionné et qui font partie de notre objectif de produire des

modèles de prévision des principaux aspects du comportement sismique des barrages en remblai et de leur stabilité.

5.2. Modèle de réseau de neurones

Les réseaux de neurones artificiels étaient, à l'origine, une tentative de modélisation mathématique des systèmes nerveux, initiée depuis 1943 par Warren McCulloch et Walter Pitts (McCulloch et Pitts, 1943). On peut dire que les réseaux de neurones artificiels (ANN) sont des modèles mathématiques et informatiques dont l'inspiration originelle était fondée sur des modèles qui tentent de mimer le modèle des cellules du cerveau humain. Ils sont capables, d'une part, de générer de vastes espaces fonctionnels, souples et partiellement structurés, et d'autre part, ils fournissent des informations d'entrée au raisonnement logique formel.

L'unité minimale d'un ANN repose sur un neurone artificiel (formel). Il s'agit d'une unité de traitement simple, qui reçoit et traite les signaux d'autres neurones par son chemin d'entrée, appelé dendrite. Au niveau du corps cellulaire, le neurone analyse et traite ces signaux en les sommant. Si le signal combiné est suffisamment fort, il génère le signal de sortie vers son chemin de sortie, appelé axone, qui se divise et se connecte aux chemins d'entrée des autres neurones par une jonction appelée synapse (Figure 5.1). La quantité de signal transféré dépend de la force synaptique de la jonction, qui est de nature chimique. Cette force synaptique est modifiée au cours du processus d'apprentissage du cerveau ; elle peut donc être considérée comme une unité de mémoire de chaque interconnexion.

On pourra résumer les principales concordances par les modélisations suivantes:

- Les synapses sont modélisées par des poids des connexions;
- Le corps cellulaire est modélisé par la fonction d'activation (transfert) ;
- L'axone est modélisé par l'élément de sortie.

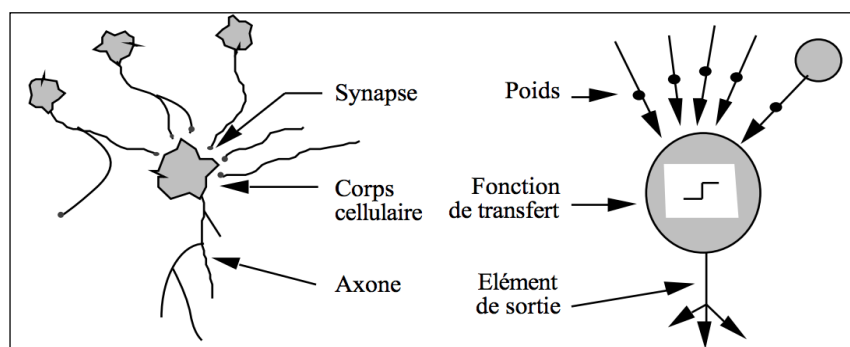


Figure 5.1 : Mise en correspondance neurone biologique-neurone artificiel (Touzet, 1992).

La modélisation neuronale consiste à mettre en œuvre un système de réseau de neurones sous un aspect non pas biologique mais artificiel.

5.3. Modèle mathématique d'un réseau de neurones multicouches

Le neurone artificiel est une fonction mathématique bornée et pouvant être linéaire ou non linéaire. Il est essentiellement constitué d'un intégrateur qui effectue la somme pondérée de ses entrées. Pour incorporer la non-linéarité dans la relation entrées-sortie, les entrées sont passées à travers une couche de fonction d'activation f_h , qui produit la sortie du neurone de la couche cachée

$$v_j = \sum_{l=1}^{N_i} w_{jl}x_l + b_{j0} \quad (5.1)$$

$$y_j = f_h(v_j) = f_h\left[\sum_{l=1}^{N_i} w_{jl}x_l + b_{j0}\right] \quad (5.2)$$

La figure 5.2 explique de manière schématique la fonction associée au neurone j . En particulier, les caractéristiques suivantes sont définies :

- Les poids synaptiques w_{jl} attribuées à chaque variable d'entrée x_i (i prenant les valeurs : 1, 2, ..., N_i); ou N_i est le nombre des entrées.
- Le biais ou seuil d'activation b_{j0} , correspondant au poids d'une entrée additionnelle x_0 prenant la valeur de 1 ;
- La fonction d'activation $\varphi(\cdot)$, transformant la combinaison linéaire (Σ) des entrées pondérées en un signal de sortie y_j ($j=1,2,\dots,N_h$). ou N_h est le nombre des unités cachées.

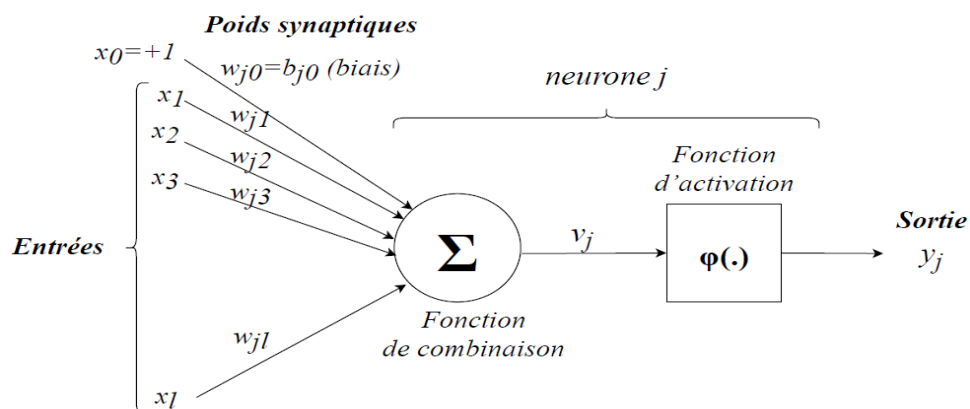


Figure 5.2 : Modèle mathématique d'un neurone artificiel.

Un réseau de neurones artificiels est l'association de plusieurs neurones. Les sorties des unités cachées passent par une autre couche de neurones, et sont introduits dans une autre fonction d'activation f_o pour produire une sortie y_k :

$$v_k = \sum_{j=1}^{N_h} w_{kj} v_j + b_{k0} = \sum_{j=1}^{N_h} w_{kj} f_h \left[\sum_{l=1}^{N_i} w_{jl} x_l + b_{j0} \right] + b_{k0} \quad (5.3)$$

$$y_k = f_o(v_k) = f_o \left[\sum_{j=1}^{N_h} w_{kj} f_h \left[\sum_{l=1}^{N_i} w_{jl} x_l + b_{j0} \right] + b_{k0} \right] \quad (5.4)$$

Il continue de cette façon, en fonction du nombre de couches cachées et enfin de la couche de sortie.

Pour les structures multicouches les plus simples, trois couches sont considérées, comme schématisé sur la figure 5.3. L'architecture présentée se compose:

- d'une couche d'entrée, contenant l'ensemble des paramètres d'entrée utilisés pour décrire l'évolution des grandeurs d'intérêt (cible), le nombre de paramètres d'entrée est noté N_I ;
- d'une couche de sortie, contenant autant de neurones que de sorties du modèle recherchées, le nombre de neurones sur la couche de sortie est noté N_O , chaque neurone est associée à une fonction d'activation f_o , un biais b_{k0} , des poids synaptiques w_{kj} ;
- d'une couche cachée, située entre la couche d'entrée et la couche de sortie permettant de transformer les données d'entrée avant qu'elles n'atteignent la couche de sortie, le nombre de neurones sur la couche cachée est noté N_h et chaque neurone de cette couche est associé à une fonction d'activation f_h , un biais b_{j0} et des poids synaptiques w_{jl} .

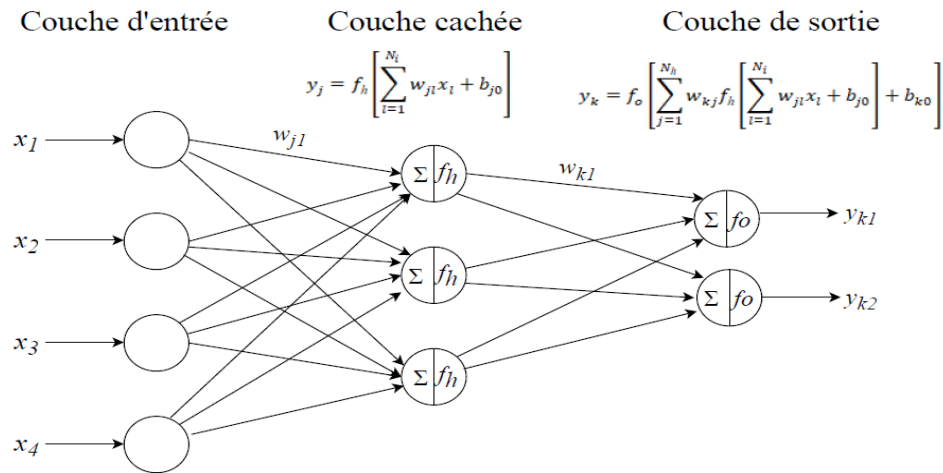


Figure 5.3: Représentation illustrant l'architecture d'un réseau de neurones comprenant trois couches (MLP).

La figure 5.3 montre l'architecture typique d'un réseau de neurones MLP (*Multi-Layer perceptron*) comprenant trois couches, avec quatre neurones de couche d'entrée, trois neurones de couche cachée et deux neurones de couche de sortie, il s'agit d'une architecture (4-3-2).

5.4. Développement des réseaux de neurones artificiels

5.4.1. Architecture

Généralement, selon les différences architecturales, les ANN peuvent être classés en réseaux neuronaux à rétropropagation (BPNN), en réseaux d'apprentissage catégorique (non supervisés) (Réseaux auto-organisés: les cartes auto-organisées de Kohonen (SOMs)), et les réseaux neuronaux probabilistes (PNNs) (Hagan et al., 2002). Les BPNN sont mieux adaptés aux problèmes de prédiction, tandis que les ANN d'apprentissage catégorique sont généralement utilisées pour les problèmes de classification. La propagation arrière (BP) (en anglais "back propagation") utilise les lois de descente de gradient, les réseaux d'apprentissage catégorique, utilisent les lois d'apprentissage de Kohonen et le réseau neuronal probabiliste (PNN) utilise à la fois les lois de Kohonen et les lois d'apprentissage probabilistes (Das, 2013).

En générale, pour les BPNNs, Il y'a essentiellement deux types de topologies, à savoir réseau de neurones directe ou par alimentation avant (Feedforward) et le réseau de neurones récurrent (RNN) (Bishop, 1995). Dans le réseau par alimentation avant, les nœuds d'une couche ne sont connectés qu'aux nœuds de la couche suivante. Cependant, dans les réseaux récurrents, les nœuds d'une couche peuvent être connectés aux nœuds de la couche suivante, de la couche précédente ou de la même couche.

La détermination d'une architecture appropriée (géométrie) est l'une des tâches les plus importantes et les plus difficiles dans le processus de développement des modèles ANN. Une fois le type de réseau est sélectionné, il est nécessaire de déterminer la géométrie optimale du réseau. La géométrie du réseau détermine le nombre de poids synaptiques et leur disposition. Cela se fait généralement en fixant le nombre de couches cachées et en choisissant le nombre de nœuds dans chacune de ces couches (Das 2013).

Maier et Dandy (2000) notent que, les petits réseaux ont généralement une meilleure capacité de généralisation que les grands réseaux, les petits réseaux nécessitent moins d'espace de stockage, ont une vitesse de traitement plus élevée, peuvent être mis en œuvre plus facilement et facilitent l'extraction des règles. Cependant, la surface d'erreur des petits réseaux est plus compliquée et contient plus de minima locaux.

Dans les applications d'ingénierie, les ANN avec une seule couche cachée ont généralement été adoptés (Das 2013). Dans cette étude, nous aborderons uniquement la méthodologie de développement des réseaux de neurones artificiels limitée aux perceptrons multicouches (MLP) spécifiques pour la régression et la classification supervisée.

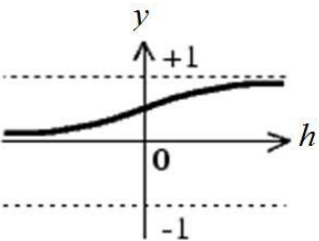
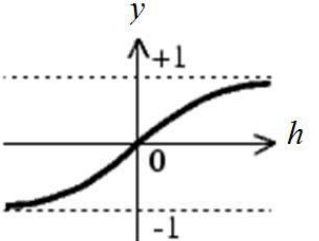
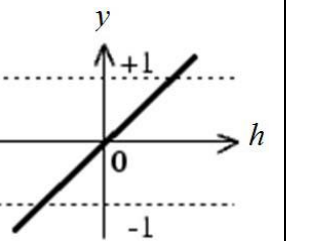
5.4.2. Fonction d'activation

La fonction d'activation présente la relation qui connecte l'ensemble des potentiels d'activation et décision du neurone. Lors de la conception des réseaux de neurones artificiels, la fonction d'activation initiale est appliquée à chacune des couches du réseau.

Plusieurs fonctions d'activation peuvent être utilisées (Heaviside, Sinusoïde, Gaussienne,...). Généralement, la sélection d'une fonction d'activation plutôt qu'une autre est empirique (Essai et erreur), soit en s'inspirant de travaux antérieurs issus de la littérature scientifique. Pour l'apprentissage de rétro-propagation, les fonctions d'activation doivent être différentiables, et ça aide si la fonction est limitée, les fonctions sigmoïdes telles que la logistique (logsig), et la tangente hyperbolique (tansig) sont les choix les plus courants. Pour la plupart des réseaux, la fonction d'activation la plus couramment utilisée dans les modèle ANN à base Perceptron Multicouche (MLP) est les fonctions d'activation sigmoïde et donne généralement de bons résultats (Kamruzzaman et Aziz, 2002 ; Piekniewski et Tybicki, 2004).

Le tableau 5.1 donne les fonctions d'activation qui seront utilisées dans nos travaux ultérieurs.

Tableau 5.1 : Fonctions d'activation typiques.

Fonction	Logistique Sigmoïde (Logsig)	Tangente Hyperbolique (Tansig)	Linéaire (Purelin)
Graph			
Equation	$y(h) = \frac{1}{1 + e^{-h}}$	$y(h) = \frac{e^h - e^{-h}}{e^h + e^{-h}}$	$y(h) = h$

5.4.3. Division des données et prétraitement

Pour étudier la généralisation de l'application des modèles de réseaux de neurones, il est pratique courante de diviser les données en deux sous-ensembles : un ensemble d'apprentissage et un ensemble de test indépendant. Cependant, selon le nombre de points de données, un ensemble de données peut être utilisé comme ensemble de validation pour éviter le surajustement (Shahin et

al., 2002, Das 2013). Il est également essentiel que les ensembles d'apprentissage, de test et de validation soient représentatifs de la même population (ensemble de données). Les ANN ne sont généralement pas utilisés pour extrapoler, c'est-à-dire qu'ils ne sont pas utilisés pour trouver les corrélations des valeurs de données en dehors de l'intervalle de valeurs pour laquelle ils ont été formés.

En générale, les données sont divisées arbitrairement en deux/trois sous-ensembles. Toutefois, on divise les points de données de telle sorte que les paramètres statistiques comme la moyenne, l'écart-type, les valeurs maximales et minimales des paramètres d'entrée sont cohérents pour les différents sous-ensembles (apprentissage, test et validation). Une fois que les données ont été divisées en ensembles d'apprentissage, de test et/ou de validation, il est important de prétraiter les données sous une forme appropriée avant d'appliquer les ANN. Le prétraitement permet d'éviter les différences dimensionnelles des différents paramètres d'entrée.

Les variables (entrées/sorties) doivent être mises à l'échelle de manière à correspondre aux limites de la fonction d'activation utilisée dans la couche de sortie. Comme décrit précédemment, les fonctions d'activation couramment utilisées sont la fonction logistique sigmoïde (logsig) et la fonction hyperbolique tangente sigmoïde (tansig). On peut voir que logsig est compris entre [0,1], et tansig est compris entre [-1, 1]. Il est donc recommandé soit de normaliser les données dans [-1, 1] pour la fonction d'activation tansig et dans l'intervalle [0, 1] pour l'utilisation de la fonction d'activation logsig. La mise à l'échelle n'est pas strictement nécessaire, si la fonction de transfert dans la couche de sortie n'est pas limitée (linéaire). Toutefois, il est recommandé de procéder à une mise à l'échelle uniforme pour une application efficace des ANN.

Pour nos développements ultérieurs, nous utiliserons les relations de normalisation / dénormalisation citées au suivantes :

Tableau 5.2 : Formules de normalisation/dénormalisation.

Fonction d'activation	Equation de normalisation	Equation de dénormalisation
logsig	$X_{iN} = \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$	$X_i = X_{iN} (X_{max} - X_{min}) + X_{min}$
tansig	$X_{iN} = 2 \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} - 1$	$X_i = \frac{1}{2} (X_{iN} + 1) (X_{max} - X_{min}) + X_{min}$
Notation: X_i sont les valeurs d'entrée et de sortie originales; X_{iN} sont les valeurs normalisées de l'entrée et de la sortie; X_{min} sont les valeurs d'entrée minimales originales; X_{max} sont les valeurs d'entrée et de sortie maximales originales.		

5.4.4. Processus d'apprentissage (Entraînement)

Les poids sont des paramètres ajustables du réseau et sont déterminés à partir d'un ensemble de données avec des entrées connues et des sorties correspondantes par le processus d'apprentissage. Le processus d'apprentissage dans les ANN est désigné la capacité du réseau à apprendre de son environnement et à améliorer ses performances.

Les techniques d'apprentissage peuvent être divisées en deux grandes catégories : l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé. Dans le cas d'un apprentissage supervisé, les poids sont ajustés pour faire correspondre la sortie du réseau à la sortie connue (cible). Cependant, dans le cas d'un apprentissage non supervisé, le rendement est inconnu et les poids sont ajustés en fonction d'un autre critère, connu sous le nom de règle d'apprentissage de Kohonen (Hagan et al., 2002).

Ainsi, dans le cas de l'apprentissage supervisé, l'objectif est de minimiser la somme des carrés de la variable

$$E(W_h, W_o) = \sum_{l=1}^{N_s} \sum_{k=1}^{N_o} (\hat{y}_{lk} - y_{lk})^2 \quad (5.5)$$

Où N_s est le nombre d'échantillons ; N_o est le nombre de sorties ; W_h et W_o sont les poids de la couche cachée et de la couche de sortie, respectivement ; et $\hat{y}_{lk}$ est la sortie prévue des entrées x .

L'algorithme le plus couramment utilisé pour ce processus est connu comme l'algorithme de rétropropagation. Dans l'apprentissage basé sur un algorithme de rétropropagation, les poids de connexion sont choisis aléatoirement. Sur la base des valeurs de poids initiales, l'algorithme tente de minimiser la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (Eq. 5.5) ci-dessus.

Dans chaque étape d'apprentissage suivante, l'ensemble initial de vecteurs de poids est ajusté vers la direction de la diminution maximale de E , qui est mise à l'échelle par un lambda de taux d'apprentissage (λ).

Mathématiquement, un poids est

$$w_n = w_{(n-1)} - \lambda \left(\frac{\partial E}{\partial w_1}, \frac{\partial E}{\partial w_2}, \dots, \frac{\partial E}{\partial w_n} \right) \quad (5.7)$$

Une propriété utile de la fonction sigmoïde est que

$$\frac{df(x)}{dx} = f(x)[1 - f(x)] \quad (5.8)$$

Cela signifie que la dérivée (gradient) de la fonction sigmoïde peut être calculée en appliquant un simple opérateur de multiplication et de soustraction. Cette propriété simplifie le calcul de nouveaux poids à partir des valeurs aléatoires initiales.

La plupart des applications d'apprentissage supervisé utilisent la rétropropagation. Cependant, lorsque le nombre de couches, le nombre de variables et les points de données augmentent, le temps d'apprentissage a tendance à ralentir pendant l'apprentissage du réseau neuronal. Le temps d'apprentissage augmente avec l'ampleur du problème. Encore une fois, comme il s'agit d'un algorithme basé sur le gradient, il peut atteindre un minimum local en espace de poids. Ces problèmes de rétropropagation ont été résolus en augmentant la taille des pas (taux d'apprentissage) pour augmenter la vitesse de l'algorithme, et en utilisant un facteur de moment pour éviter les minima locaux.

L'autre méthode pour augmenter l'efficacité d'apprentissage du réseau consiste à utiliser diverses techniques d'optimisation de second ordre, principalement une méthode de Newton modifiée comme la méthode de Davidon Fletcher Powell, Fletcher Reeve, Goldfarb Shanno, et Levenberg Marquardt (LM) (Hagan et al., 2002).

D'autres techniques, telles que la méthode d'optimisation des moindres carrés et la technique d'optimisation restreinte, ont été utilisées pour améliorer le problème fondamental de la rétropropagation.

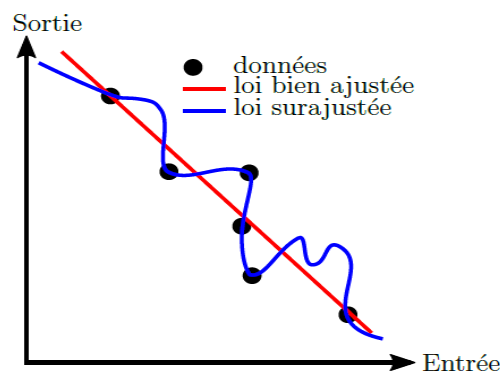


Figure 5.4 : Présentation graphique du phénomène de sur-apprentissage (Durand, 2018).

5.4.5. Optimisation

Le processus général d'apprentissage des ANN est une optimisation non linéaire d'une fonction d'erreur, et la terminologie utilisée pour la décrire a été empruntée aux sciences électriques. C'est l'équivalent de la phase d'estimation des paramètres dans les modèles statistiques conventionnels, dans laquelle les paramètres (poids et biais dans ANN) sont obtenus en minimisant la fonction d'erreur.

L'erreur associée aux poids et à la fonction sigmoïde est une optimisation hautement non linéaire avec de nombreux minima locaux (Shahin et al., 2002). La figure 5.5 présente une description typique des minima locaux, où le point B est le minimum local et/ou A est le minimum

réel.

L'objectif est de trouver une solution globale d'optimisation hautement non linéaire. Comme nous l'avons vu plus haut, la surface d'erreur d'un réseau plus petit, est plus complexe et contient plus de minima locaux. La fonction d'erreur, E , qui est le plus communément utilisée est la fonction MSE.

Des méthodes d'optimisation locales et globales sont utilisées pour trouver les vecteurs de poids. Les méthodes d'optimisation locales sont généralement des algorithmes basés sur des gradients de premier et de second ordre. Les méthodes du premier ordre sont basées sur la descente de gradient, tandis que les modèles du second ordre sont basés en partie sur la méthode de Newton. Dans les deux cas, des techniques itératives sont utilisées pour minimiser la fonction d'erreur. L'algorithme de descente le plus ferme, connu sous le nom d'algorithme de descente de gradient. L'algorithme LM est l'autre optimisation utilisée dans la mise en œuvre des ANN, car le processus d'apprentissage est très rapide par rapport à l'algorithme de descente en gradient (Das et Basudhar, 2006 ; Juang et Elton, 1997).

L'algorithme LM peut être considéré comme un hybride entre l'algorithme classique de Newton et l'algorithme de descente le plus ferme. Lorsqu'il est éloigné d'un minimum local, le comportement de l'algorithme est similaire à celui des méthodes de descente les plus fermes ; cependant, à proximité d'un minimum local, il a un taux de convergence du second ordre.

Comme les caractéristiques de la méthode traditionnelle d'optimisation non linéaire basée sur la programmation dépendent d'abord des points, les résultats obtenus à l'aide de l'algorithme de rétropropagation sont sensibles aux conditions initiales (c'est-à-dire le vecteur poids) (Shahin et al., 2002). Généralement, les poids sont initialisés de façon aléatoire avec des limites supérieure et inférieure adéquates (XL , XU). Si la portée est trop faible, cela peut gêner l'entraînement. D'un autre côté, si l'écart est trop grand, cela peut ralentir l'apprentissage et entraîner l'arrêt de l'entraînement à des niveaux sous-optimaux.

L'augmentation de la taille des pas du vecteur poids est contrôlée par le taux d'apprentissage. Généralement, le taux d'apprentissage est maintenu fixe pendant l'apprentissage et les taux d'apprentissage optimaux sont déterminés par essais et erreurs.

L'itération de BPNN a été encore augmentée avec l'introduction du terme moment (*momentum*), qui réduit l'oscillation de la valeur de l'erreur et augmente la vitesse de la convergence. La combinaison appropriée de la vitesse d'apprentissage et du facteur de moment donne le vecteur de poids optimal pendant l'entraînement.

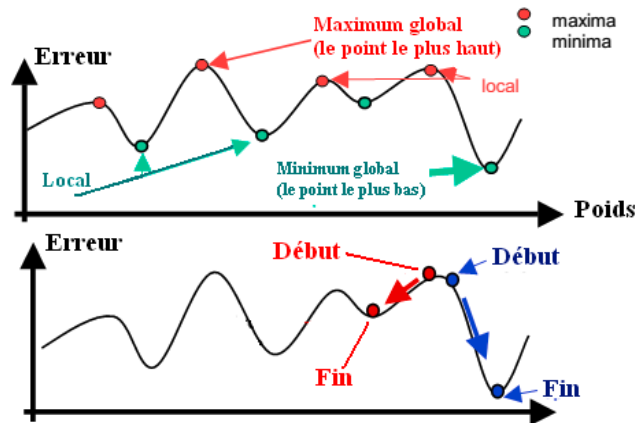


Figure 5.5 : Algorithme d'apprentissage coincé dans un minimum local (Djeddou, 2014)

Tableau 5.3 : Les caractéristiques des algorithmes de rétropropagation (Adopté d'après Bourouis et al., 2015).

Algorithme		Avantages et inconvénients
Levenberg-Marquardt	TRAINLM	C'est l'algorithme d'apprentissage le plus rapide pour les réseaux de taille modéré. Il a la caractérisation de réduction de mémoire pour l'utilisation quand l'échantillon d'apprentissage est grand.
BFGS quasi-Newton	TRAINBFG	Exige le stockage d'une approximation de la matrice Hessienne et nécessite plus de calcul à chaque itération que les algorithmes de gradients conjugués, mais possède une convergence plus rapide.
Rétropropagation Résilient	TRAINRP	Simple algorithme avec convergence rapide l'apprentissage en mode batch et nécessite de stockage minimale.
Scaled Conjugate Gradient	TRAINSCG	Le seul algorithme de gradients conjugués qui n'exige aucune recherche de ligne. Très bon algorithme d'apprentissage en général
Conjugate Gradient with Powell/Beale Restarts	TRAINCGB	Les exigences de stockage pour l'algorithme de Powell-Beale (six vecteurs) sont légèrement plus importantes que pour Polak-Ribière (quatre vecteurs).
Fletcher-Powell Conjugate Gradient	TRAINCGF	Possède la plus petite mémoire de stockage.
Polak-Ribière Conjugate Gradient	TRAINCGP	Nécessite une mémoire de stockage légèrement plus grande que traincgf. Convergence plus rapide sur quelques problèmes.
Variable Learning Rate Backpropagation	TRAINGDV	Descente du gradient avec inertie et taux d'apprentissage variable.
One Step Secant	TRAINOSS	Cet algorithme exige moins de stockage et calcul par époque que l'algorithme BFGS. On peut considérer cela un compromis entre des algorithmes de quasi-Newton complets et des algorithmes de gradients conjugués.

5.4.6. Généralisation

Le but de l'apprentissage est de minimiser la fonction d'erreur pour obtenir les vecteurs de poids optimisés. Cependant, lorsqu'il s'agit de données bruyantes, le fait de les réduire au-delà d'un certain point peut conduire à un surapprentissage. Le surapprentissage est signalé sous le nom d'erreur importante dans le réseau lorsque de nouvelles données sont présentées au réseau formé. Le surapprentissage se produit généralement lorsque les points de données de l'ensemble d'apprentissage sont rares, mais l'erreur dans le réseau est une valeur très faible.

Das (2013) cite certaines des règles sont fondées sur le concept que le nombre de poids ne doit pas dépasser le nombre d'échantillons d'apprentissage (Rogers et Dowla, 1994), tandis que d'autres sont fondées sur la règle que le rapport du nombre d'échantillons d'entraînement au nombre de poids de connexion doit être de 2 pour 1 (Masters, 1993) ou 10 pour 1 (Maier et Dandy, 2000). Amari et ses collaborateurs (1997) suggèrent que le surajustement ne se produit pas si le nombre d'échantillons d'apprentissage est au moins 30 fois supérieur au nombre de paramètres libres. Plus un réseau compte de poids synaptiques, plus il est complexe et est associé à un grand nombre de degrés de liberté. Le nombre de poids synaptiques N_w dans le cas d'un perceptron multicouche (MLP) est donné par :

$$N_w = (I + 1) * H + (H + 1) * O \quad (5.9)$$

Où H est le nombre de neurones dans la couche cachée, I est le nombre d'entrées, et O est le nombre de sorties.

Le réseau doit être tout aussi efficace pour les nouvelles données pendant les phases de test et validation, ce qu'on appelle la généralisation. La généralisation est l'aspect le plus important pour une mise en œuvre réussie d'ANN. Il existe différentes méthodes de généralisation, comme l'arrêt anticipé ou la validation croisée (Basheer, 2001 ; Shahin et al., 2002). Dans le cas de critères d'arrêt anticipé, l'erreur dans l'ensemble de validation/test est surveillée pendant le processus d'entraînement. L'erreur de validation diminue normalement pendant la phase initiale de l'entraînement, tout comme l'erreur de réglage de l'entraînement. Cependant, lorsque le réseau commence à surajuster les données, l'erreur sur l'ensemble de validation commence généralement à augmenter. Lorsque l'erreur de validation augmente pour un nombre spécifié d'itérations, l'entraînement est arrêté et les poids et biais au minimum de l'erreur de validation sont renvoyés.

Das (2013) a discuté des critères d'arrêt anticipé à l'aide d'un exemple, illustré à la figure 5.6, tout en développant le modèle ANN pour prédire la conductivité hydraulique des argiles. On peut constater qu'à mesure que le nombre d'itérations augmente, le nombre d'erreurs diminue pendant l'entraînement ; mais pour les données de l'ensemble de test, il y a d'abord une diminution

des erreurs jusqu'à certaines itérations, et ensuite, l'erreur continue à augmenter ou reste constante. La corrélation entre les valeurs prévues et observées de la perméabilité du sol pour les données d'entraînement et d'essai avec 100 itérations est illustrée à la figure 5.8. a. On constate que la valeur du coefficient de corrélation (R) pour les données d'entraînement est de 1,0, alors qu'elle est de 0,756 pour les données de test. Cela montre une faible généralisation du modèle pour les données en dehors de l'ensemble d'entraînement. La figure 5.8.b montre l'accord entre la valeur de perméabilité prévue et la valeur de perméabilité observée lorsque l'entraînement du réseau est arrêté après 10 itérations. Bien qu'il y ait eu une diminution de la valeur de R (0,962) pour l'ensemble d'apprentissage, les résultats de la phase de test ($R = 0,914$) suggèrent que le modèle ANN pouvait être généralisé. C'est ce qu'on appelle les critères d'arrêt anticipé, c'est-à-dire que l'apprentissage est interrompu lorsque l'erreur de phase de test augmente, bien que les erreurs pendant la phase d'apprentissage puissent continuer à diminuer.

Dans la validation croisée, un ensemble de tests indépendants est utilisé pour évaluer la performance du modèle à différents stades de l'apprentissage. Les données disponibles doivent être divisées en trois sous-ensembles : un ensemble d'apprentissage, un ensemble de test et un ensemble de validation, qui est très consommateur de données.

Une mauvaise validation peut également être due à l'architecture du réseau, à l'absence d'un prétraitement inadéquat des données et à la normalisation de la formation et de la validation des données.

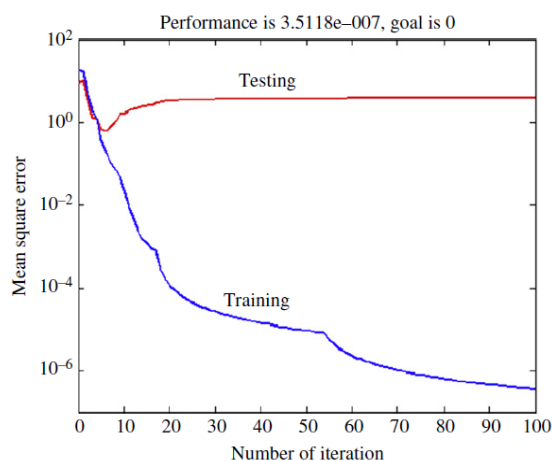


Figure 5.6 : Performances d'un modèle proposé avec deux phases (Apprentissage et Test) (Das 2013)

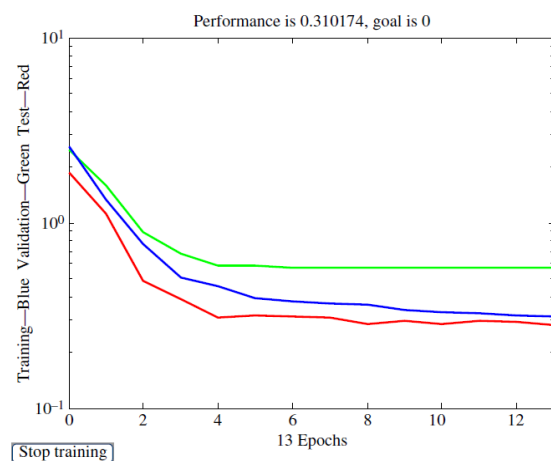


Figure 5.7 : Une exécution typique d'un ANN (MathWorks Inc., 2005).

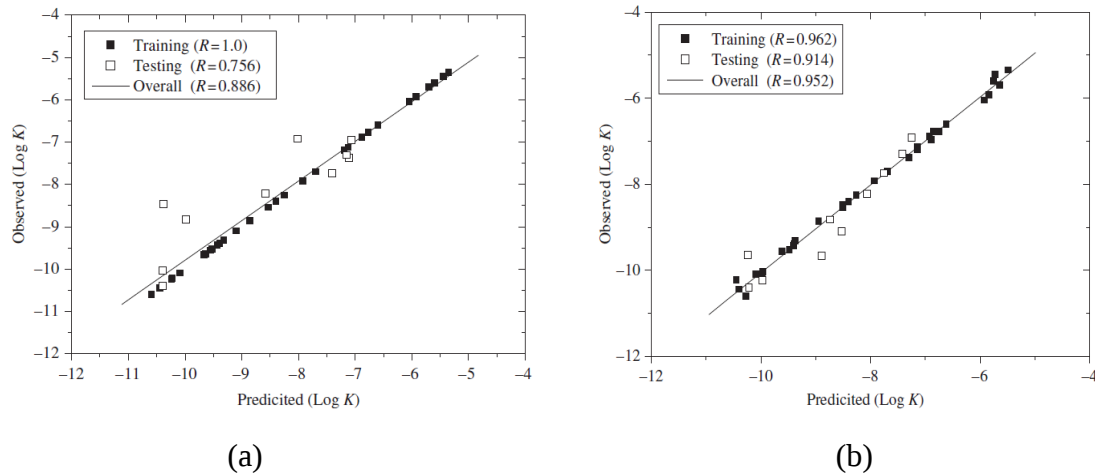


Figure 5.8 : La perméabilité du sol observée par rapport à la perméabilité du sol prédite (a) pour 100 itérations, (b) pour 10 itérations (Das 2013).

5.4.7. Modèle ANN de type Feed-forward Backpropagation (FBNN)

Dans le modèle FBNN, le surajustement est dû à des valeurs non limitées de poids (paramètres) pendant la minimisation de la fonction d'erreur, MSE. L'autre méthode, appelée régularisation, dans laquelle la fonction de performance est modifiée par l'ajout d'un terme qui se compose de la MSE de poids et de biais, comme illustré ici:

$$MSEREG = \lambda MSE + (1 + \lambda)MSW \quad (5.10)$$

Où MSE est l'erreur quadratique moyenne du réseau, λ est le rapport de performance, et

$$MSW = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n w_j^2 \quad (5.11)$$

Cette fonction de performance fera en sorte que le réseau aura des poids et des biais plus faibles, ce qui rendra les réseaux moins susceptibles d'être surajusté. Le paramètre de régularisation optimal λ est déterminé par le biais du Framework bayésien (Demuth et Beale, 2000) parce que la faible valeur de λ ne correspond pas adéquatement aux données d'apprentissage et que la valeur élevée de λ peut entraîner un surajustement. Le nombre de paramètres du réseau (poids et biais) est utilisé efficacement par le réseau et peut être déterminé par l'algorithme ci-dessus. La combinaison ci-dessus fonctionne mieux lorsque les entrées et les cibles sont mises à l'échelle dans la plage [-1,1] (Demuth et al., 2000).

5.4.8. Critères de performance

L'acceptabilité et l'efficacité des ANN sont comparées en termes des indicateurs de performances. En fait, La méthodologie utilisée pour estimer la performance de l'architecture des réseaux de

neurones artificiels comprend l'obtention des mesures statistiques minimales d'erreur entre les valeurs observées (mesurées) et prévues.

Pour nos développements postérieurs (Chapitres 6, 7 et 8), Les principaux critères d'évaluation statistique qui peuvent être employés pour mesurer les performances des ANN, pour des jeux de données particuliers, sont résumés dans le tableau 5.4.

Tableau 5.4 : Principaux paramètres de performance.

Paramètre	Equation*
Coefficient de corrélation (Correlation coefficient)	$r = \frac{\sum_{i=1}^N (x_{o,i} - \bar{x}_{o,i}) (x_{p,i} - \bar{x}_{p,i})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_{o,i} - \bar{x}_{o,i})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (x_{p,i} - \bar{x}_{p,i})^2}}$
Coefficient de détermination (Coefficient of determination)	$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (x_{p,i} - x_{o,i})^2}{\sum_{i=1}^N (x_{o,i} - \bar{x}_o)^2}$
Erreur quadratique moyenne (Mean-Square Error)	$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N (x_{p,i} - x_{o,i})^2}{N}$
Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (Root-Mean-Square Error)	$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_{p,i} - x_{o,i})^2}{N}}$
Erreur moyenne absolue (Mean Absolute Error)	$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{p,i} - x_{o,i} $
Coefficient d'efficacité (Coefficient of efficiency -Nash and Sutcliffe)	$E = 1.0 - \frac{\sum_{i=1}^N (x_{o,i} - x_{p,i})^2}{\sum_{i=1}^N (x_{o,i} - \bar{x}_o)^2}$
Indice d' accord (Index of Agreement)	$d = 1.0 - \frac{\sum_{i=1}^N (x_{o,i} - x_{p,i})^2}{\sum_{i=1}^N (x_{p,i} - \bar{x}_o + x_{o,i} - \bar{x}_o)^2}$
Indice global de performance (Overall Index of model performance)	$OI = \frac{1}{2} \left(1 - \left(\frac{RMSE}{x_{o,max} - x_{o,min}} \right) + E \right)$
*Notation : $x_{o,i}$ = valeur observée; $x_{p,i}$ = valeur prédite; N = nombre d'observations; $x_{o,max}$ = valeur maximale observée; $x_{o,min}$ = valeur observée minimum; $\bar{x}_o$ = valeurs moyennes observées; $\bar{x}_p$ = valeurs moyennes prédites .	

La corrélation entre les sorties du modèle et les valeurs cibles est évaluée à l'aide du coefficient de corrélation (r). Lorsque $|r|$ est proche de 1, cela indique que les sorties du modèle et les valeurs cibles sont bien corrélées. Le coefficient de détermination R^2 ($R^2 = r^2$) décrit la proportion de la variance totale dans les données observées qui peut être expliquée par le modèle. R^2 est limité dans la mesure où il normalise les différences entre les moyennes et les variances observées et prédites puisqu'il n'évalue que la relation linéaire entre les variables. En effet, certains points d'influence peuvent particulièrement augmenter la valeur du coefficient de détermination, ce qui peut parfois laisser penser que les prédictions sont assez précises. Le coefficient de corrélation optimal est atteint lorsque sa valeur est égale à 1 (Legates et McCabe, 1999).

MSE et MAE sont parmi les meilleures mesures globales de la performance des modèles, (Willmott et al., 1985). MSE caractérise la précision du réseau. Il s'agit du paramètre statistique que l'algorithme d'apprentissage cherche à minimiser. Tandis que, MAE donne une meilleure idée de la qualité de prédiction. Par contre, il n'est pas possible de savoir si le modèle a tendance à sous ou sur-estimer les prédictions (dunand, 2018). Il convient de noter que MAE est moins sensible aux valeurs extrêmes que MSE. Ainsi, MAE et MSE sont des mesures de l'écart entre la valeur prédite et la valeur observée (Ruiz-Aguilar et al., 2014).

La RMSE ($RMSE = \sqrt{MSE}$) correspond à l'écart-type des différences entre les valeurs calculées par le réseau et les valeurs cibles sur la base de données d'apprentissage, indiquant ainsi dans quelle mesure la prédiction sous ou sur-estime les prédictions. Legates et McCabe (1999) ont mentionné que la RMSE a l'avantage d'exprimer l'erreur dans les mêmes unités que la variable, fournissant ainsi plus d'informations sur l'efficacité du modèle. Plus la RMSE est faible, plus la précision de la prédiction est élevée.

Le coefficient d'efficacité (E) de l'estimation non biaisée (Nash et Sutcliffe, 1970) est utilisé comme un meilleur moyen de comparer les modèles ANN (Das et Basudhar, 2008). Le coefficient d'efficacité est utilisé pour fournir une évaluation de la performance globale du modèle, mais il est également sensible aux différences dans les moyennes et les variances observées et prévues et insensible à la taille de l'ensemble de données. Le coefficient d'efficacité varie de $-\infty$ à 1.0, plus E est proche de 1, meilleure est la prédiction.

L'OI combine les indicateurs RMSE et E pour vérifier la performance des modèles mathématiques. Une valeur d'IO de un pour un modèle signifie une concordance parfaite entre les données observées et prévues (Alazba et al., 2012).

L'indice de concordance (d) développé par Willmott (1981), a cherché à surmonter l'insensibilité des mesures basées sur la corrélation aux différences dans les moyennes et les variances observées et simulées par le modèle en développant l'indice de concordance. L'indice de concordance varie de 0,0 à 1,0, des valeurs plus élevées indiquant une meilleure concordance entre le modèle et l'observation. L'indice de concordance représente une nette amélioration par rapport au coefficient de détermination, mais il est également insensible aux valeurs extrêmes, en raison du carré des différences.

Théoriquement, le meilleur modèle ANN a été sélectionné sur la base des plus petites valeurs de MSE, MAE, RMSE,... et des valeurs les plus élevées de R^2 , E, d, OI,... En fait, il est possible d'utiliser des indices de performance séparément, pour examiner l'exactitude des modèles ; cependant, l'un de ces indices n'est pas supérieur aux autres. Pour cette raison, ces indices peuvent être combinés et utilisés ensemble pour comparer les performances des modèles développés

(Yesiloglu-Gultekin 2013). Par conséquent, un nouvel indice de performance (IP) est établi à cette fin comme suit :

$$IP = [(R^2 + E + d + OI) - (RMSE + MAE + MSE)] \quad (5.12)$$

Comme nous l'avons mentionné précédemment, R^2 , E , d , OI , $RMSE$ et MAE ont leurs propres valeurs de fiabilité à utiliser pour vérifier la précision des modèles. Si l'on considère la combinaison qui est présentée ici (Equ. 5.12), le modèle ayant la valeur IP la plus élevée devrait être le plus fiable et le plus précis (Yagiz et al., 2012).

5.5. Exploitation des ANN

ANN est considéré comme un système de boîte noire, incapable d'expliquer la relation d'entrée-sortie et l'interprétation de ses poids. Cependant, plusieurs tentatives ont été faites pour expliquer les poids à exprimer en termes d'équation de modèle (Goh et al., 2005, Das et Basudhar, 2008, Cevik et al., 2011). Les poids formés du modèle ANN ont également été utilisés pour effectuer des analyses de sensibilité afin de trouver la relation entre les entrées et les sorties.

5.5.1. Importance relative des variables d'entrée

Il n'est pas seulement essentiel de prédire les variables cibles (sorties) mais aussi de voir quelle est l'importance de chacun des variables indépendants (entrées). Cet aspect des ANN est important, car les méthodes classiques de régression ne permettent pas d'évaluer cette variabilité liée à chaque variable.

Comme nous l'avons vu précédemment, la généralisation du modèle ANN dépend du rapport entre le nombre de données d'apprentissage et le nombre de paramètres ANN, et les paramètres ANN dépendent du nombre de variables d'entrée. Ainsi, avec des données limitées, il est nécessaire d'identifier les variables d'entrée appropriées pour les ANN afin d'accroître la généralisation du modèle. Cependant, comme le ANN est une approche axée sur les données plutôt qu'une approche statistique, les entrées importantes sont sélectionnées en fonction des performances des modèles ANN ou par analyse de sensibilité à l'aide de l'algorithme de Garson (Garson, 1991) et de l'approche du poids de connexion (Olden et al., 2004).

5.5.1.1. Algorithme de Garson

Garson (1991) a proposé une méthode de partitionnement des poids de réseaux de neurones développé pour déterminer l'importance relative de chaque variable d'entrée (input) dans le réseau qui a été modifiée et utilisée par Goh (1995), Shahin et al (2002), et Das (2005) et d'autres

chercheurs. Les poids d'entrées- cachées et cachées- sorties sont partitionnés, et les valeurs absolues des poids sont prises pour sélectionner les variables d'entrée importantes.

L'importance relative (IR) des variables d'entrée par Algorithme de Garson a été calculée par la formule suivante:

$$(RI)_j(\%) = \frac{\sum_{m=1}^{Nh} \left(\left(\frac{|w_{jm}^{ih}|}{\sum_{k=1}^{Ni} |w_{km}^{ih}|} \right) \times |w_{mn}^{ho}| \right)}{\sum_{k=1}^{Ni} \left\{ \sum_{m=1}^{Nh} \left(\frac{|w_{km}^{ih}|}{\sum_{k=1}^{Ni} |w_{km}^{ih}|} \right) \times |w_{mn}^{ho}| \right\}} \times 100 \quad (5.13)$$

Où w est le poids de connexion, Ni et Nh sont respectivement le nombre de neurones d'entrée et de neurones cachés, les indices " k ", " m " et " n " désignent respectivement les neurones d'entrée, cachés et de sortie, et les exposants " i ", " h " et " o " désignent respectivement les couches d'entrée, cachée et de sortie.

5.5.1.2. Approche du poids de connexion

L'algorithme de Garson (Garson, 1991) utilise les valeurs absolues des poids de connexion pour calculer la contribution des variables comme décrit ci-dessus. Il ne fournit donc pas d'information sur l'effet des variables d'entrée en termes de relation directe ou inverse avec la sortie. Olden et ses collaborateurs (2004) ont présenté une approche par poids de connexion dans laquelle les valeurs réelles des poids d'entrées- cachées et cachées- sorties sont prises en compte. La méthode du poids de la connexion additionne le produit du poids de la connexion entre le neurone d'entrée et les neurones cachés par le poids de la connexion entre les neurones cachés et les neurones de sortie pour tous les paramètres d'entrée. Plus la somme des poids de connexion est élevée, plus le paramètre associé à ce neurone d'entrée est important. L'importance relative du paramètre d'entrée i est déterminée par la formule suivante:

L'importance relative (RI) des variables d'entrée par l'approche des poids de connexion est calculée par la formule suivante:

$$RI_j(\%) = \sum_{m=1}^{Nh} \left(\frac{w_{km}^{ih}}{\sum_{k=1}^{Ni} w_{km}^{ih}} \right) \cdot w_{mn}^{ho} \quad (5.12)$$

Où w est le poids de connexion, Ni et Nh sont respectivement le nombre de neurones d'entrée et de neurones cachés, les indices " k ", " m " et " n " désignent respectivement les neurones d'entrée, cachés et de sortie, et les exposants " i ", " h " et " o " désignent respectivement les couches d'entrée,

cachée et de sortie.

5.5. Conclusion

En ingénierie, le Réseau de Neurones Artificiels (ANN) a surtout été utilisé comme modèle de prédiction, particulièrement lorsqu'il est difficile de trouver une solution analytique précise ou lorsque cette solution demande beaucoup d'efforts et de temps.

Ce chapitre a pour but de passer en revue les propriétés principales de la modélisation par des réseaux de neurones artificiels ANN que nous utiliserons dans les chapitres suivants. Nous avons introduit les définitions essentielles aux réseaux neuronaux, notamment l'architecture d'un réseau de neurones à perceptron multicouche (MLP), et la mise en œuvre de la modélisation neuronale à savoir : prétraitement des données, l'optimisation de la structure et la validation du modèle et enfin l'exploitation des ANN (l'importance relative des variables d'entrée).

L'un des aspects les plus importants de l'application des ANN est la généralisation, c'est-à-dire la performance du modèle avec un nouvel ensemble de données. Ce sujet a fait l'objet d'une discussion approfondie dans le présent chapitre, de même que les équations du modèle de prédiction fondées sur les poids et les biais, et les approches de poids de connexion pour trouver la relation entre les variables d'entrées et de sortie. Ce chapitre explique que le système ANN ne doit pas être considéré comme un système de boîte noire et que les professionnels peuvent utiliser les équations de modèle développées par ANN.

Bien que le ANN soit utilisé comme méthode statistique alternative, sa capacité de prédiction est décrite en termes de coefficient de corrélation entre les valeurs prévues et observées et le RMSE. Toutefois, dans le présent chapitre, nous avons insisté sur la nécessité d'établir d'autres critères de performance statistique.

L'utilisation des réseaux de neurones artificiels pour le développement des modèles prédictifs de la réponse sismique des barrages en remblai fera l'objet des chapitres suivants de cette thèse.

CHAPITRE 6 : MODELISATION ET PREDICTION DES FACTEURS DE SECURITES SISMIQUES DES DIGUES EN TERRE PAR UNE APPROCHE COUPLEE SRFEM- ANN

6.1. Introduction

En considérant le grand nombre de petits barrages, qui représente généralement plus de 90 % du nombre total des barrages. Ainsi, les digues représentent la très grande majorité des petits barrages (ICOLD, 2016). Pour assurer la sécurité de ce type de barrages, il est nécessaire d'étudier leur stabilité dans les différentes situations critiques telles que la fin de construction, la stabilité à long terme et la vidange rapide. La conception actuelle des digues en terre dépend pratiquement des caractéristiques des barrages existants (ICOLD, 2016). L'approche neuronale en tant qu'outil de calcul puissant et flexible peut renforcer cette démarche et bien contribuer à la conception des digues en terre.

Par convention, selon une approche déterministe, la stabilité des barrages en terre peut être évaluée à l'aide de méthodes d'équilibre limite (MEL) ou de méthodes numériques (MN). De nombreuses méthodes d'analyse fondées sur l'hypothèse de l'équilibre limite sont couramment utilisées dans l'analyse de stabilité des pentes, la plupart d'entre elles sont basées sur la technique des tranches (surface de glissement circulaire ou polygonale). Le découpage en tranches a été étendu à des méthodes pratiques avec diverses utilisations statiques et pseudo-statiques (Bishop, 1955 ; Sarma, 1975 ;etc.). Bien que, grâce aux progrès de la capacité de calcul, les méthodes numériques comme la technique de réduction de résistance au cisaillement (SR) avec méthode des éléments finis (FEM) ou méthode des différences finies (FDM) ont été développées pour simuler la stabilité des pentes en utilisant le calcul haute performance, sans avoir besoin de simplifier le problème comme dans la méthode d'équilibre limite. Les modélisations par les méthodes numériques permettent d'étudier l'effet de nombreux phénomènes sur la stabilité des pentes. Par conséquent, il est nécessaire de définir des lois de comportement mécanique et des propriétés hydrauliques pour tous les matériaux de barrage, et ne sont donc pas aussi populaires que la MEL

dans la pratique de l'ingénierie.

De nombreuses techniques ont été formulées pour évaluer la stabilité sismique des pentes (Jibson, 2011). L'analyse pseudo-statique (PS) a été la première où les modèles d'action sismique en tant que forces permanentes du corps ont été ajoutés au reste des charges de l'analyse statique (cf. Section 2.2). Bien que des méthodes d'analyse plus avancées soient actuellement disponibles sous forme d'analyse numérique dynamique (Tsompanakis et al., 2009). Les méthodes sismiques sophistiquées se limitent généralement à l'analyse des barrages importants et ne sont pas adaptées à l'évaluation préliminaire de la stabilité sismique des petites barrages en terre (ICOLD 2016 ; Luu et al., 2016).

L'objectif de ce chapitre est de valider la modélisation par la méthode des réseaux de neurones artificiels ANN à travers la prévision rapide du facteur de sécurité FS des digues en terre homogènes dans des conditions de stabilité à long terme avec une charge statique ou sismique.

6.2. Hypothèses des calculs et limites d'application

- Pour la construction d'une base de données représentative, on suppose un petit barrage en terre homogène ($H \leq 20$ m) sur une fondation relativement imperméable sans ou avec un système de drainage en aval (Figure 6.1). L'évaluation de la stabilité à long terme est divisée en quatre mesures. Dans les 1^{ère} et 2^{ème} mesures, la digue sous condition de réservoir vide avec et sans charge sismique est évalué ($FS_{(Em)}$ et $FS_{(Em+EQ)}$), dans les 3^{ème} et 4^{ème} mesures, la digue sous condition d'un réservoir plein avec et sans charge sismique est évalué ($FS_{(F)}$ et $FS_{(F+EQ)}$). Les deux premières mesures sont considérées principalement pour des cas spéciaux de remblais (digues de protection contre les crues, etc.).
- Les pressions interstitielles pour les analyses d'infiltration en régime permanent sont définies à l'aide d'une nappe phréatique en spécifiant les coordonnées d'une surface phréatique selon la solution analytique proposée par Casagrande (1937). On a supposé que le coefficient de perméabilité est isotrope. L'effet de la pression négative de l'eau interstitielle au-dessus de la nappe phréatique doit être ignoré. En outre, les $FS_{(F+EQ)}$ et $FS_{(F)}$ ont été évalués uniquement pour la pente aval (US Army Corps of Engineers 2003).
- On suppose que la pente a atteint un équilibre consolidé et a été évaluée en utilisant des valeurs de résistance au cisaillement non drainé qui reflètent les conditions à long terme (Duncan et al., 2014). En plus, le modèle constitutif de Mohr-Coulomb (MC) a été choisi pour être utilisé avec une règle d'écoulement de plasticité non associée ($\psi = 0$).

- Une analyse pseudostatique a été effectuée pour l'accélération sismique horizontale et verticale ($a_h = k_h.g$; $a_v = \pm \alpha a_h$). En outre, dans les cas où une accélération sismique verticale a_v a été appliquée, le FS calculé uniquement pour a_v a été appliquée vers le bas car il s'est avéré que c'était l'hypothèse la plus conservatrice.
- Le modèle ANN développé ne devrait pas être appliqué aux cas où il pourrait y avoir une perte de résistance du sol sous charge sismique (Loukidis et al., 2003 ; Dancun et al., 2014 ;....).

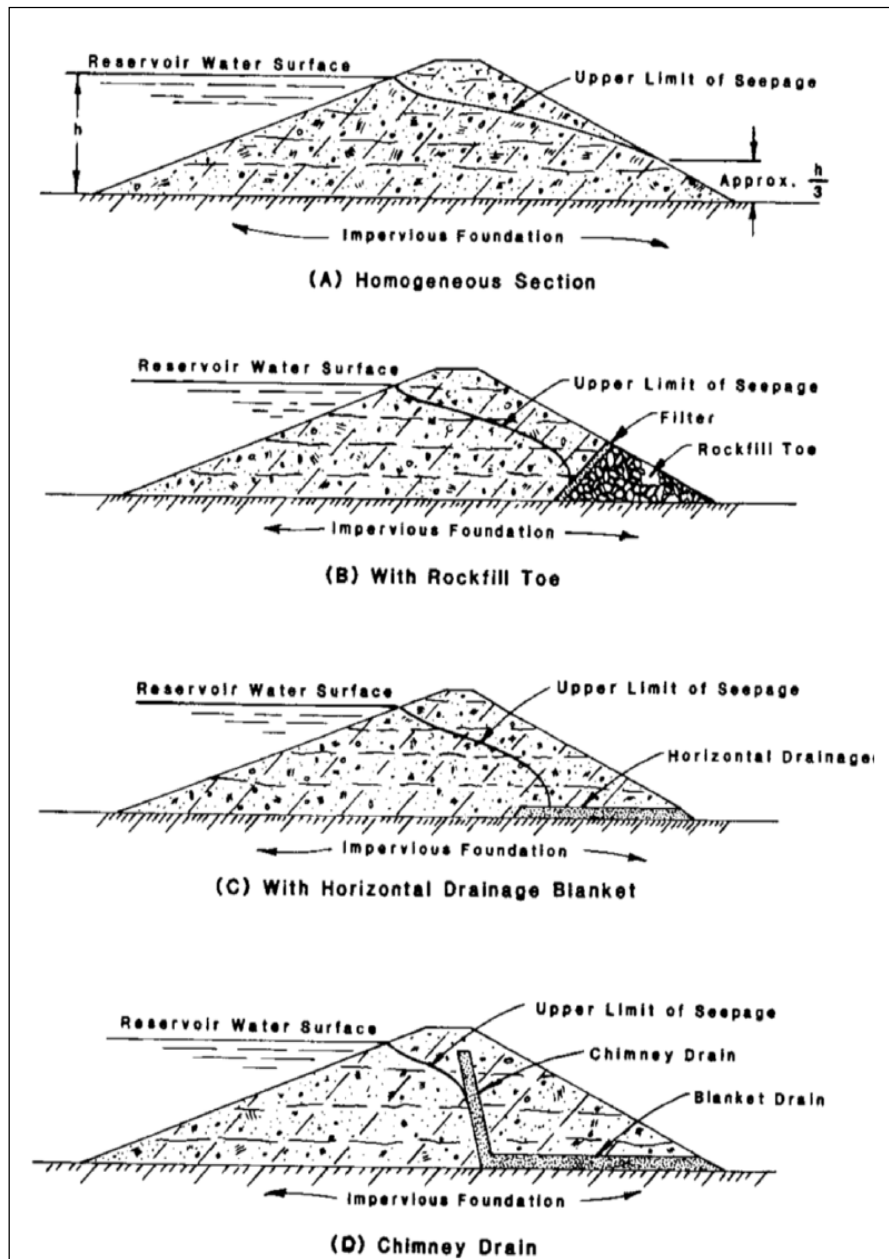


Figure 6.1 : Barrage homogène avec différents types de drainage (USBR, 2012).

6.3. Construction de base de données

L'analyse de stabilité d'une digue en terre homogène avec un système de drainage par la méthode des éléments finis MEF dans le cas d'une retenue pleine sous une sollicitation sismique doit identifier différents paramètres pouvant être classés en différents groupes : paramètres géométriques (m, n, b, H, h_w, F_b, L), paramètres de propriétés des matériaux ($\gamma, \gamma_{sat}, E, \nu, \dots$), paramètres de résistance au cisaillement (c', ϕ', ψ), paramètres d'écoulement ($K_h, K_v, n, \dots$) et paramètres d'excitation sismiques (k_h, k_v).

Dans un premier temps, le coefficient de sécurité est formulé en fonction des paramètres ci-dessus comme suit:

$$FS = f(m, n, H, h_w, F_b, b, L, c', \phi', \psi, \gamma, \gamma_{sat}, K_h, K_v, n, E, \nu, k_h, k_v) \quad (6.1)$$

De nombreuses recherches sur la stabilité effectuées par la MEF ont permis d'identifier divers paramètres influant sur la stabilité des pentes, et il a été constaté que la stabilité des pentes par la MEF n'est généralement pas sensible au module d'élasticité (E) et au coefficient de Poisson (ν), le choix de ces paramètres n'est pas critique dans l'analyse (Griffiths et Lane, 1999 ; Cheng et al., 2007 ; ...). De plus, pour réduire l'énorme quantité de valeurs de la base de données, la perméabilité, la porosité et d'autres paramètres hydrauliques peuvent être expliquées par un seul variable (L), représente la longueur horizontale du système de drainage en aval.

Enfin, dans cette étude, les coefficients de sécurité $FS_{(i)}$ d'une digue en terre homogène peuvent être fonction de ces paramètres:

$$FS_{(F + EQ)} = f(m, n, H, h_w, b, L, \gamma, c', \phi', k_h, k_v) \quad (6.2)$$

$$FS_{(F)} = f(m, n, H, h_w, b, L, \gamma, c', \phi') \quad (6.3)$$

$$FS_{(Em + EQ)} = f(m, n, H, b, \gamma, c', \phi', k_h, k_v) \quad (6.4)$$

$$FS_{(Em)} = f(m, n, H, b, \gamma, c', \phi') \quad (6.5)$$

Afin de construire un modèle ANN général, les entrées ont été mises sous des formes non dimensionnelles pour éliminer l'effet d'échelle (Tableau 6.1). Cela se fait de la manière suivante:

- Avec la gamme de chaque limitation de variable adimensionnelle. Ces limites ont été décidées en fonction des limites de la pratique de conception des petits barrages en terre (USBR 2003 ; Chahar 2004 ; ...).
- Avec les paramètres géométriques indiqués à la figure 6.2 en divisant chacun d'eux sur H . H est également divisé sur la largeur totale de la base du barrage B .
- Les propriétés des matériaux sont également modifiées en quantités sans dimension en divisant chacune d'elles par ses valeurs admissibles respectives.

Bien que les valeurs admissibles soient maintenues constantes, les différents paramètres ont varié au cours des analyses de stabilité des pentes. Les facteurs de sécurité $FS_{(i)}$ peuvent être écrits en fonction des entrées adimensionnelles comme suit :

$$FS_{(F+EQ)} = f(b_1/H, b_2/H, b/H, h_w/H, L_2/H, H/B, \gamma/\gamma_{sat}, c'/C'_f, \phi'/\phi'_f, a_h/g, a_v/g) \quad (6.6)$$

$$FS_{(F)} = f(b_1/H, b_2/H, b/H, h_w/H, L_2/H, H/B, \gamma/\gamma_{sat}, c'/C'_f, \phi'/\phi'_f, 0, 0) \quad (6.7)$$

$$FS_{(Em+EQ)} = f(b_1/H, b_2/H, b/H, 0, 0, H/B, \gamma/\gamma_{sat}, c'/C'_f, \phi'/\phi'_f, a_h/g, a_v/g) \quad (6.8)$$

$$FS_{(Em)} = f(b_1/H, b_2/H, b/H, 0, 0, H/B, \gamma/\gamma_{sat}, c'/C'_f, \phi'/\phi'_f, 0, 0) \quad (6.9)$$

La représentation schématique des paramètres géométriques d'un barrage en terre homogène avec drain horizontal est illustrée à la figure 6.2.

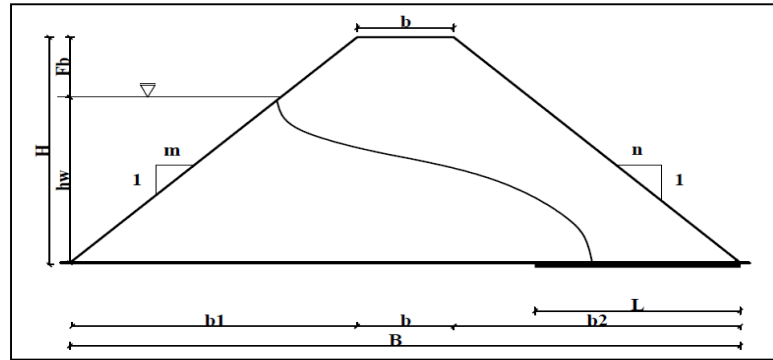


Figure 6.2 : Présentation schématique des paramètres géométriques d'une digue en terre homogène.

Tableau 6.1 : Variables d'entrée sélectionnées et de sorties obtenues utilisées pour développer le ANN.

Variables d'entrée	b/H	b ₁ /H	b ₂ /H	H/B	γ/γ_f	c'/C' _f	ϕ'/ϕ'_f	L/H	h _w /H	a _h /g	a _v /g
Variables de sorties	FS _(Em) : Coefficient de sécurité sous condition d'une retenue vide sans séisme (h _w = 0, L = 0; a _h = a _v = 0)										
	FS _(Em+EQ) : Coefficient de sécurité sous condition d'une retenue vide avec séisme (h _w = 0; L = 0)										
	FS _(F) : Coefficient de sécurité sous condition d'une retenue pleine avec écoulement permanent sans séisme (a _h = a _v = 0)										
	FS _(F+EQ) : Coefficient de sécurité sous condition d'une retenue pleine avec écoulement permanent avec séisme										

Le tableau 6.2 montre les valeurs des intervalles de paramètres et les paramètres statistiques des variables adimensionnelles qui ont été adoptés pour construire la base de données.

Tableau 6.2 : Détails statistiques des variables d'entrée et de sorties.

Paramètre		Intervalle	Variable D'entrée	Valeurs					
				Max	Moy	Min	Std.dev	Kurtosis	Coeffi. d'asymétrie
Entrées	b (m)	3 - 12	b/H	0,9	0,378	0,15	0,215	-0,504	0,712
	m (-)	2,5 - 3,5	b1/H	3,5	3,001	2,5	0,501	-2,012	-0,006
	n (-)	2 - 3	b2/H	2,5	2,260	2	0,250	-2,004	-0,088
	H (m)	5-20	H/B	0,215	0,179	0,145	0,019	-1,006	0,248
	γ (kN / m3)	15,2 à 21	γ/γ_{sat}	1	0,887	0,724	0,099	-2,012	0,006
	c' (KPa)	5-50	c' / c'_f	1	0,633	0,1	0,443	-1,626	-0,619
	ϕ' (°)	10-40	ϕ' / ϕ'_f	1	0,575	0,25	0,372	-2,011	-0,029
	L (m)	0 - 50	L / H	2	0,758	0	0,555	-1,820	0,156
	h_w (m)	0-18	h_w / H	0,9	0,869	0	0,031	-0,306	-0,059
	k_h (-)	0 à 0,3	a_h / g	0,3	0,188	0	0,099	-1,435	0,757
	k_v (-)	0 à 0,15	a_v / g	0,15	0,094	0	0,050	-1,435	0,757
Sorties	/	/	$FS_{(Em)}$	5,4	2,558	0,48	1,509	-0,998	-0,006
	/	/	$FS_{(Em + EQ)}$	4,37	1,733	0,25	1,089	-0,474	0,187
	/	/	$FS_{(F)}$	5,11	2,201	0,25	1,350	-1,000	0,008
	/	/	$FS_{(F + EQ)}$	3,87	1,363	0	0,962	-0,356	0,231

De plus, dans cette étude, les valeurs des paramètres admissibles, du module d'élasticité et du coefficient de Poisson ont été supposées avoir des valeurs constantes ($c'_f = 50$ kPa and $\phi'_f = 40^\circ$; $\gamma_{sat} = 21$ kN/m³; $E=100$ MPa and $\nu=0.3$).

6.4. Modélisation numérique SR-FEM

Dans l'analyse de stabilité des pentes par la technique de réduction de la résistance (ϕ - c reduction) basée sur la méthode des éléments finis (SRFEM; *Strength Reduction Finite Element Method*), le programme réduit les paramètres de résistance d'origine (c , ϕ) jusqu'à la rupture. Il en résulte un coefficient de sécurité qui correspond aux méthodes classiques d'équilibre limite.

Mathématiquement, le coefficient de sécurité est exprimé comme suit :

$$FS = \frac{\tan \phi^{orig}}{\tan \phi^{failure}} = \frac{c^{orig}}{c^{failure}} \quad (6.10)$$

Où: φ^{orig} et c^{orig} sont les valeurs originales de l'angle de frottement interne et de la cohésion. $\varphi^{failure}$ et $c^{failure}$ sont les valeurs de l'angle de frottement interne et de la cohésion à la rupture.

Le coefficient de sécurité FS, qui est équivalent au facteur de réduction de résistance (SRF).

Les paramètres de résistance au cisaillement peuvent s'écrire comme suit :

$$\begin{cases} c' = \frac{c}{SRF} \\ \varphi' = \tan^{-1}\left(\frac{\tan \varphi}{SRF}\right) \end{cases} \quad (6.11)$$

Dans cette étude, l'analyse de la stabilité des talus a été réalisée à l'aide du logiciel GEO5 (2017) présenté par Fine spol. s.r.o. Le programme *GEO5-FEM* basé sur la méthode des éléments finis a été utilisé pour la simulation de la stabilité des talus des digues en terre homogènes avec ou sans un système de drainage. Une analyse de déformation plane 2D élasto-plastiques avec un critère de rupture de Mohr-Coulomb a été supposée avec des éléments triangulaires de 6 nœuds. Les conditions aux limites standards ont été générées automatiquement.

GEO5-FEM effectue une recherche systématique de la valeur du coefficient de sécurité qui causera la rupture de la pente. La figure 6.3 montre un exemple de profil de déformation déviatorique équivalente cumulée (surface de glissement).

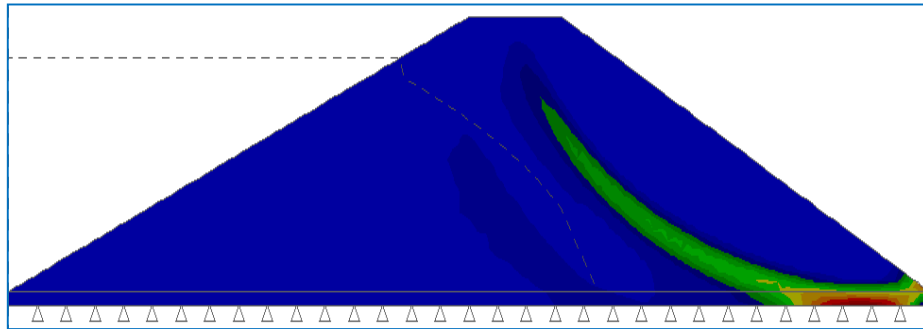


Figure 6.3 : Exemple de profil de déformation déviatorique équivalente utilisant GEO5-FEM.

6.5. Modélisation ANN

Dans cette étude, un réseau de neurone artificiel de type Feed-forward back-propagation (FBNN) est développé pour prédire le FS des digues en terre homogènes sous chargement pseudostatique.

Tous les modèles développés dans le présent travail sont mis en œuvre en utilisant le logiciel Matlab (2017b), un logiciel de la société MathWorks (USA) qui permet de développer et

d'exécuter des applications utilisant la technique des réseaux de neurones artificiels.

Le schéma pratique pour développer les prédicteurs neuronaux est décrit à la figure 6.4.

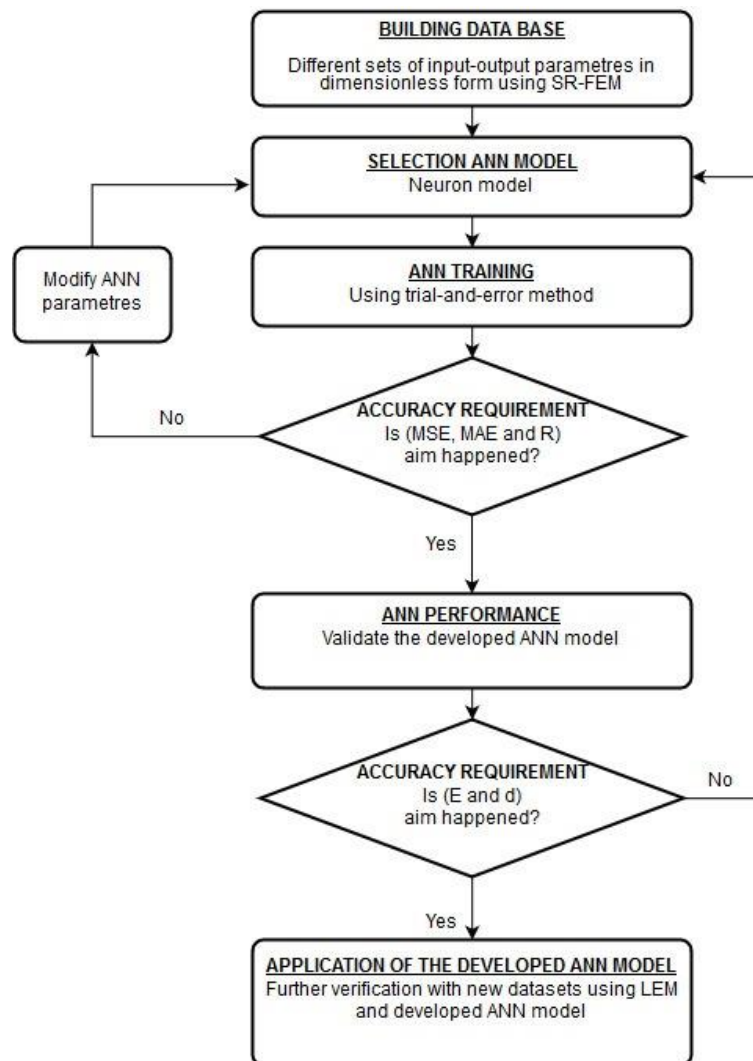


Figure 6.4 : Organigramme de la méthodologie de recherche pour prédire FS des digues en terre.

Dans cette étude de recherche, le modèle FBNN a été utilisé avec trois couches de nœuds : une couche d'entrée avec onze paramètres adimensionnels, une couche cachée et une couche de sortie composée de quatre nœuds liés au $FS_{(i)}$ (Figure 6.5). Par conséquent, pour la mise en valeur d'un modèle FBNN avec une meilleure forme des éléments qui composent son architecture, notre sélection de choix de modélisation a été faite comme suit:

1. Un ensemble de données aléatoire ($343 \times 4 = 1372$ points de données), d'où 70% des données ont été utilisées pour étudier l'algorithme d'apprentissage ($240 \times 4 = 960$) et le reste a été utilisé également pour les phases de test et de validation (15% pour le test, $52 \times 4 = 208$ points de données et 15% pour la validation, $51 \times 4 = 204$ points de données).

2. La fonction de transfert linéaire (purelin) pour le neurone de sortie a été choisie parce qu'elle convient aux cibles à valeur continue (Sarle, 2002), et la fonction de transfert tan-sigmoïde a été adoptée comme la meilleure fonction d'activation des neurones de la couche cachée (Özkan 2003).
3. L'algorithme de formation d'optimisation utilisé était le Levenberg-Marquardt (ML).
4. La fonction de performance utilisée pour la formation repose sur des mesures statistiques minimales d'erreur entre les coefficients de sécurité calculés par la technique ϕ -*c reduction* (FS_{FEM}) et des prédictions des RNA (FS_{ANN}).
5. Le processus de formation a été activé pour atteindre un objectif de performance de 10^{-7} pour les époques de formation maximale de 1000.
6. Le taux d'apprentissage obtenu était 0.001. La valeur de ce paramètre a été adoptée après avoir effectué plusieurs séries d'essais et d'erreurs.
7. La modification du nombre de nœuds dans la couche cachée a déterminé le nombre optimal de nœuds. Préliminaire avec un minimum de 7 ($\sqrt{n_{inp} \times n_{out}}$), avec n_{inp} nombre d'entrées, et n_{out} nombre de sorties (Masters 1993), puis augmentation de la taille jusqu'à 23 ($2 \times n_{inp} + 1$), en ajoutant 1 nœud chaque fois (Hecht-Nielsen, 1990).
8. Lorsque la valeur minimale de MSE pour l'ensemble de données de validation croisée est atteinte, le processus de formation du modèle ANN a été arrêté (Sousa et al., 2007).

6.5.1. Critères de performance

La méthodologie utilisée pour estimer la performance de l'architecture des FBNN comprend l'obtention des mesures statistiques minimales d'erreur entre les valeurs calculées (FS_{FEM}) et prédites (FS_{ANN}). Pour quantifier l'accord entre les valeurs calculées et prédites, nous avons utilisé cinq mesures statistiques : coefficient de corrélation (R) ; erreur absolue moyenne (MAE) ; erreur moyenne carrée (MSE) ; indice d'accord (d) ; coefficient d'efficacité (E).

Le meilleur modèle ANN a été sélectionné sur la base des plus petites valeurs MSE et MAE et des valeurs E, R et d les plus élevées.

6.6. Résultats et discussion

6.6.1. Sélection du FBNN optimal

Les résultats de la performance statistique du modèle FBNN avec différents nombres de neurones dans la couche cachée sont présentés au Tableau 6.3. La technique d'essai et d'erreur basée sur les mesures statistiques a été utilisée pour déterminer le neurone optimal dans la couche cachée. Pour optimiser l'architecture ANN, les essais ont commencé en utilisant 7 neurones dans la couche cachée comme point de départ initial et examiné jusqu'à 23 neurones. Comme le montre la première ligne du tableau 6.3, les valeurs de MSE pour $FS_{(Em)}$, $FS_{(Em+EQ)}$ étaient de 0,0123, pour $FS_{(F)}$ de 0,0160 et de 0,0223 pour $FS_{(F+EQ)}$. La valeur de R estimée à 0,9947 montre une grande similitude entre les valeurs observées et prévues lors de la phase d'apprentissage.

L'augmentation des neurones dans la couche cachée a donné une claire et une nette amélioration de la performance du modèle ANN. On peut noter que d'arriver à la topologie 11-21-4, les valeurs les plus basses de MSE sont obtenues, 0,0093 pour $FS_{(Em)}$, 0,0126 pour $FS_{(F)}$, et 0,0128 pour $FS_{(F + EQ)}$. Pour cette même topologie, les valeurs les plus basses sont obtenues de MAE. En revanche, la valeur la plus élevée du coefficient de corrélation (R) pendant la phase d'apprentissage indique que le processus d'entraînement des modèles prédictifs est réussi. La valeur de R est 0,9978, ce qui signifie que cette topologie est la plus fiable. Par conséquent, l'architecture la plus appropriée est 11-21-4 (en gras dans le tableau 6.3), car elle donne la meilleure prédiction avec l'erreur la plus faible (MSE et MAE minimum ; et le R maximum).

La meilleure architecture du modèle FBNN développé est illustrée schématiquement dans la figure 6.5.

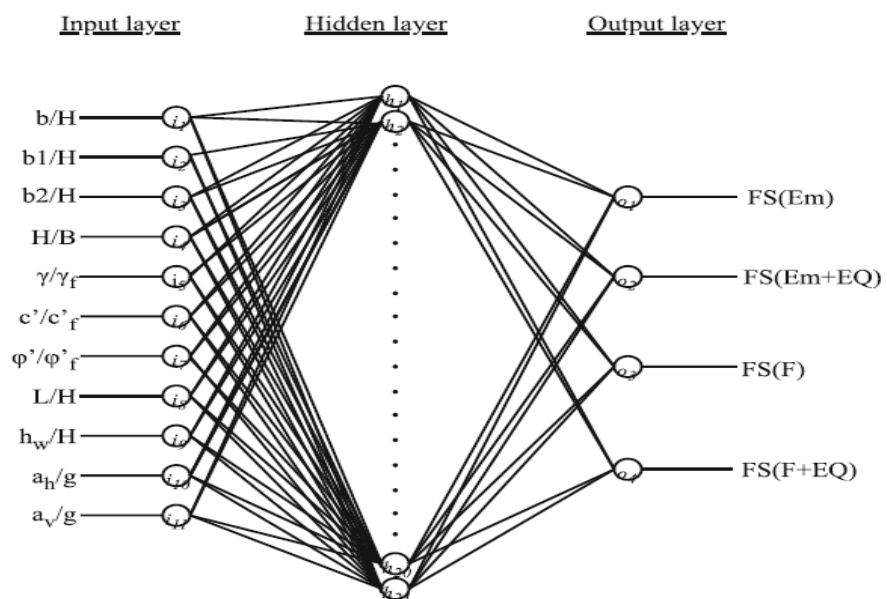


Figure 6.5 : Architecture FBNN proposée (TP 11-21-4)

Tableau 6.3 : Statistiques du modèle FBNN avec différents nombres dans la couche cachée.

N.C.C (11-j-4)*	R	MSE				MAE			
		FS _(Em)	FS _(E+EQ)	FS _(F)	FS _(F+EQ)	FS _(Em)	FS _(E+EQ)	FS _(F)	FS _(F+EQ)
11-7-4	0,9947	0,0123	0,0123	0,0160	0,0223	0,0710	0,0704	0,0839	0,0965
11-8-4	0,9959	0,0161	0,0103	0,0181	0,0212	0,0691	0,0579	0,0842	0,0887
11-9-4	0,9959	0,0149	0,0112	0,0179	0,0213	0,0769	0,0698	0,0843	0,0921
11-10-4	0,9963	0,0125	0,0102	0,0166	0,0197	0,0742	0,0606	0,0853	0,0856
11-11-4	0,9965	0,0109	0,0104	0,0148	0,0161	0,0595	0,0632	0,0825	0,0856
11-12-4	0,9973	0,0118	0,0048	0,0136	0,0187	0,0597	0,0441	0,0753	0,0804
11-13-4	0,9959	0,0120	0,0104	0,0145	0,0180	0,0706	0,0562	0,0804	0,0864
11-14-4	0,9973	0,0100	0,0075	0,0137	0,0174	0,0605	0,0476	0,0761	0,0795
11-15-4	0,9958	0,0115	0,0111	0,0167	0,0187	0,0700	0,0621	0,0874	0,0894
11-16-4	0,9975	0,0123	0,0042	0,0167	0,0181	0,0668	0,0478	0,0848	0,0780
11-17-4	0,9969	0,0127	0,0112	0,0158	0,0160	0,0590	0,0644	0,0761	0,0816
11-18-4	0,9974	0,0116	0,0069	0,0159	0,0180	0,0636	0,0508	0,0824	0,0840
11-19-4	0,9971	0,0126	0,0080	0,0155	0,0183	0,0667	0,0567	0,0809	0,0788
11-20-4	0,9973	0,0124	0,0084	0,0148	0,0143	0,0711	0,0561	0,0823	0,0787
11-21-4	0,9978	0,0093	0,0079	0,0126	0,0128	0,0588	0,0563	0,0740	0,0681
11-22-4	0,9962	0,0114	0,0096	0,0152	0,0167	0,0721	0,0669	0,0891	0,0869
11-23-4	0,9965	0,0129	0,0088	0,0138	0,0165	0,0740	0,0551	0,0801	0,0845
* le gras fait référence au meilleur modèle									

6.6.2. Analyse des performances du FBNN

Pour renforcer ce choix, une étude des paramètres de performance a été effectuée pour confirmer le choix du modèle optimal 11-21-4. Les paramètres de performance des modèles ANN sont donnés dans le tableau 6.4. Ce tableau indique que le modèle ANN a donné d'excellents résultats, prédisant des résultats avec une très faible erreur. Le niveau de performance présent dans ce modèle est acceptable pour prédire les valeurs de $FS_{(i)}$.

Tableau 6.4 : Paramètres de performance du modèle FBNN avec différents nombres dans la couche cachée.

N.C.C (11-j-4)*	E				d			
	$FS_{(Em)}$	$FS_{(Em+EQ)}$	$FS_{(F)}$	$FS_{(F+EQ)}$	$FS_{(Em)}$	$FS_{(Em+EQ)}$	$FS_{(F)}$	$FS_{(F+EQ)}$
11-7-4	0,9941	0,9889	0,9903	0,9735	0,9985	0,9972	0,9976	0,9933
11-8-4	0,9923	0,9906	0,9890	0,9748	0,9980	0,9976	0,9972	0,9936
11-9-4	0,9929	0,9898	0,9891	0,9747	0,9982	0,9974	0,9973	0,9936
11-10-4	0,9940	0,9907	0,9899	0,9767	0,9985	0,9977	0,9974	0,9941
11-11-4	0,9948	0,9906	0,9910	0,9809	0,9987	0,9976	0,9977	0,9952
11-12-4	0,9944	0,9957	0,9917	0,9778	0,9986	0,9989	0,9979	0,9944
11-13-4	0,9943	0,9905	0,9911	0,9787	0,9986	0,9976	0,9978	0,9946
11-14-4	0,9952	0,9932	0,9917	0,9794	0,9988	0,9983	0,9979	0,9948
11-15-4	0,9945	0,9899	0,9898	0,9778	0,9986	0,9974	0,9974	0,9942
11-16-4	0,9941	0,9962	0,9898	0,9785	0,9985	0,9990	0,9974	0,9945
11-17-4	0,9939	0,9898	0,9904	0,9810	0,9985	0,9974	0,9976	0,9952
11-18-4	0,9945	0,9938	0,9903	0,9787	0,9986	0,9984	0,9975	0,9947
11-19-4	0,9940	0,9927	0,9906	0,9783	0,9985	0,9982	0,9976	0,9945
11-20-4	0,9941	0,9923	0,9910	0,9830	0,9985	0,9981	0,9977	0,9957
11-21-4	0,9956	0,9929	0,9924	0,9848	0,9989	0,9982	0,9981	0,9962
11-22-4	0,9946	0,9912	0,9908	0,9802	0,9986	0,9978	0,9977	0,9950
11-23-4	0,9938	0,9920	0,9916	0,9804	0,9984	0,9980	0,9979	0,9950
* le gras fait référence au meilleur modèle								

L'analyse du coefficient d'efficacité (E) du modèle prédictif 11-21-4 montre que trois facteurs de sécurité parmi les quatre facteurs ont les meilleures valeurs, à savoir 0,9956 pour $FS_{(Em)}$, 0,9924 pour $FS_{(F)}$, et 0,9848 pour $FS_{(F+EQ)}$. Pour $FS_{(Em+EQ)}$, une valeur très satisfaisante de 0,9929 est obtenue. La valeur élevée de l'indice d'accord (respectivement 0,9989 pour $FS_{(Em)}$, 0,9982 pour $FS_{(Em+EQ)}$, 0,9981 pour $FS_{(F)}$ et 0,9962 pour $FS_{(F+E)}$) donne l'impression que le modèle est bien plus performant.

La performance globale des modèles ANN a été évaluée à l'aide des analyses statistiques, comme le montre le tableau 6.5.

Tableau 6.5 : Performance globale du modèle développé FBNN (11-21-4)

Performance	Dataset	FS _(Em)	FS _(Em + EQ)	FS _(F)	FS _(F + EQ)
R	Apprentissage	0,9981	0,9958	0,9961	0,9931
	Test	0,9921	0,9969	0,9904	0,9784
	Validation	0,9939	0,9980	0,9950	0,9435
MSE	Apprentissage	0,00912356	0,01072206	0,01294047	0,01369838
	Test	0,01372876	0,00315325	0,00945855	0,01270658
	Validation	0,01287763	0,00291948	0,00810033	0,06908845
MAE	Apprentissage	0,06057473	0,04662966	0,07430474	0,05847598
	Test	0,0750015	0,04537218	0,06564191	0,07111637
	Validation	0,06914934	0,04255761	0,06155004	0,10960905
E	Apprentissage	0,99631166	0,99168883	0,99236881	0,98616065
	Test	0,98406413	0,99359809	0,97989019	0,95601146
	Validation	0,98784886	0,99592783	0,98992649	0,89013817
d	Apprentissage	0,99906672	0,99788444	0,99806561	0,99648976
	Test	0,99591692	0,99836893	0,99475255	0,98858103
	Validation	0,99689956	0,99900074	0,99744527	0,97303976

Une comparaison des valeurs de $FS_{(i)}$ calculées à partir du logiciel *GEO5-FEM* avec les valeurs de $FS_{(i)}$ prédites à partir du modèle FBNN développé (11-21-4) est illustrée aux figures 6.6-6.7, pour les ensembles d'apprentissage et de test, respectivement. La comparaison de ces chiffres révèle que les valeurs prévues par le modèle développé correspondent parfaitement aux valeurs calculées, car leurs valeurs de R sont très proches de l'unité. Les performances élevées de l'étape d'apprentissage indiquent que le processus de formation du modèle prédictif optimal est réussi. La phase de test révèle que la capacité de généralisation du modèle FBNN est très satisfaisante. Par conséquent, la cohérence entre les valeurs prévues et calculées démontre la fiabilité du modèle FBNN développé pour prédire le FS comme le montrent les figures 6.8-6.11.

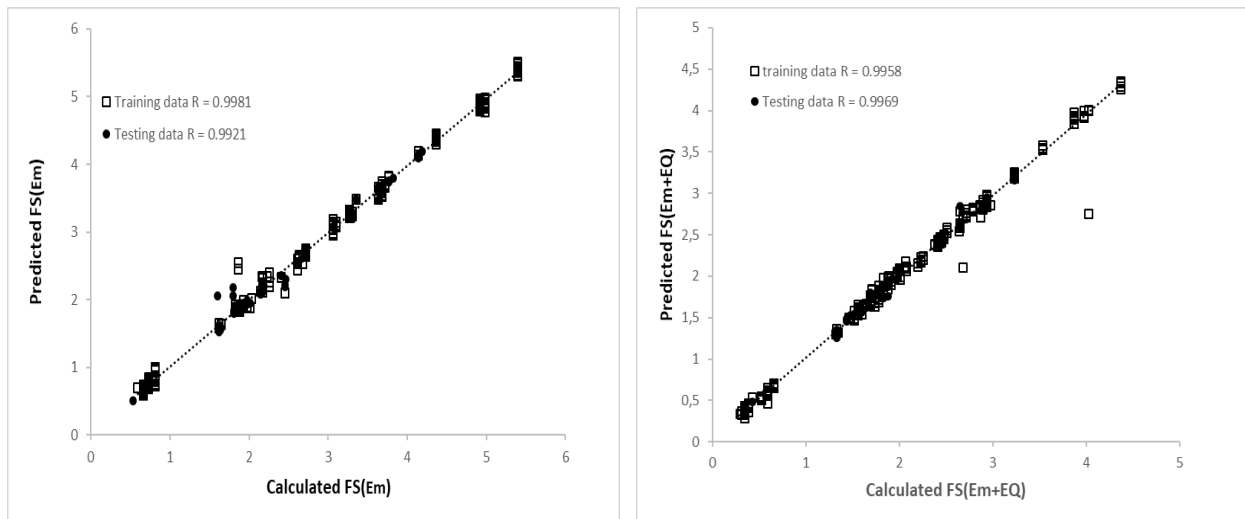


Figure 6.6 : Performance du modèle FBNN développé (11-21-4) pour la prédiction de $FS(Em)$ et $FS(Em+EQ)$.

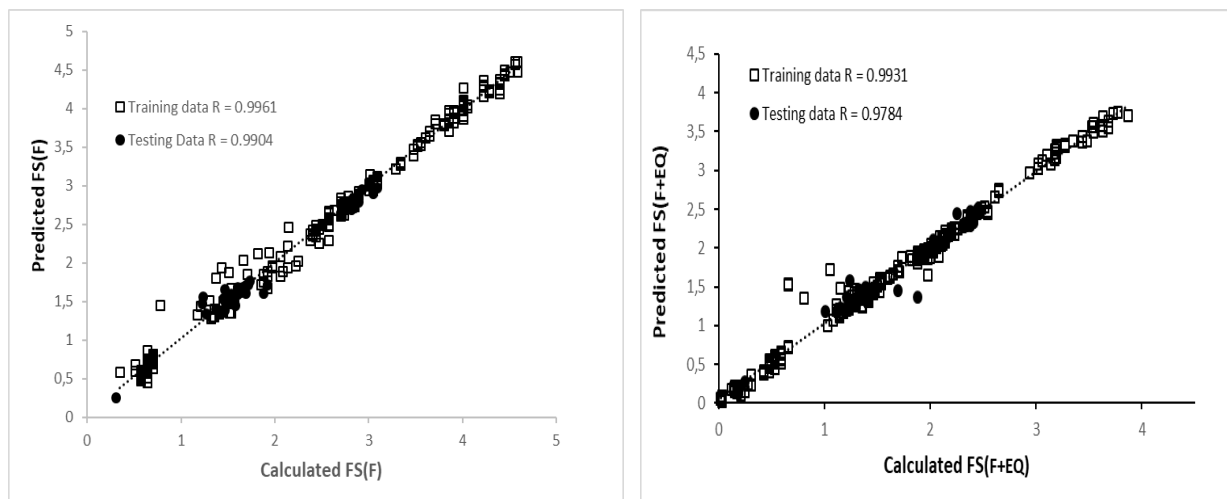
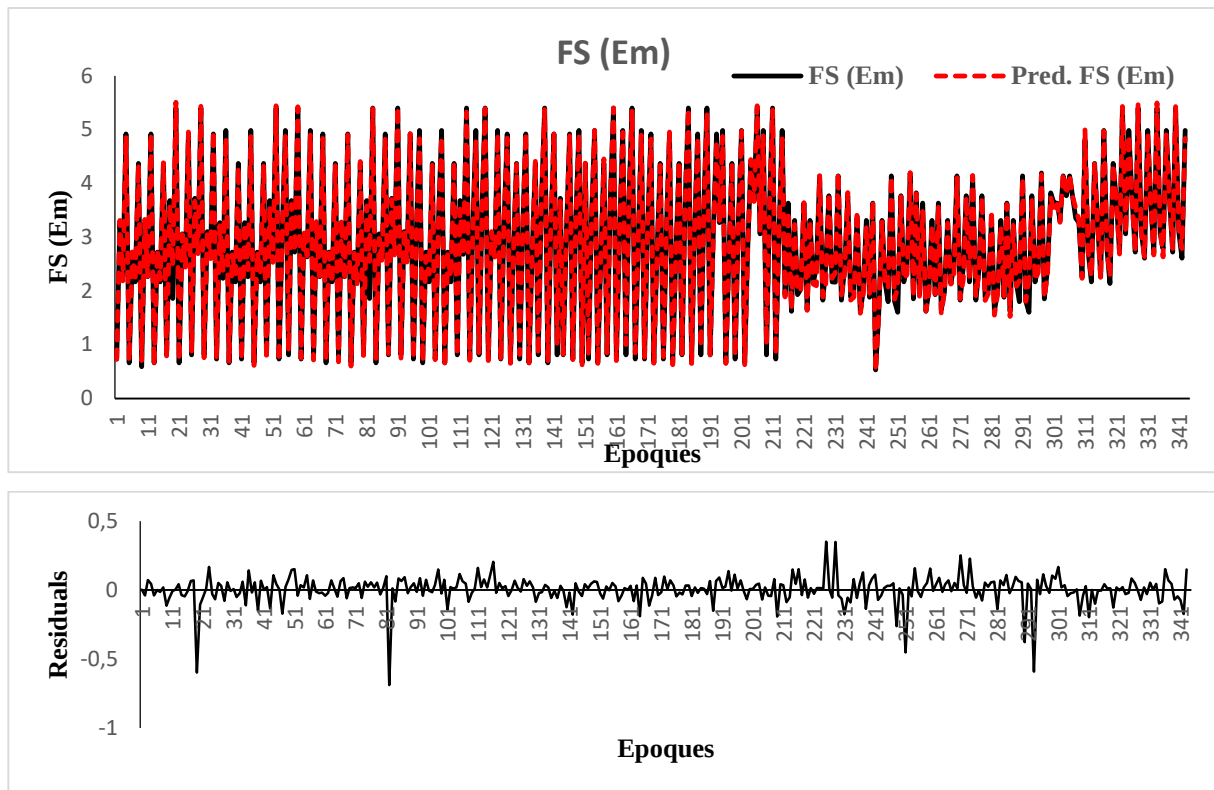
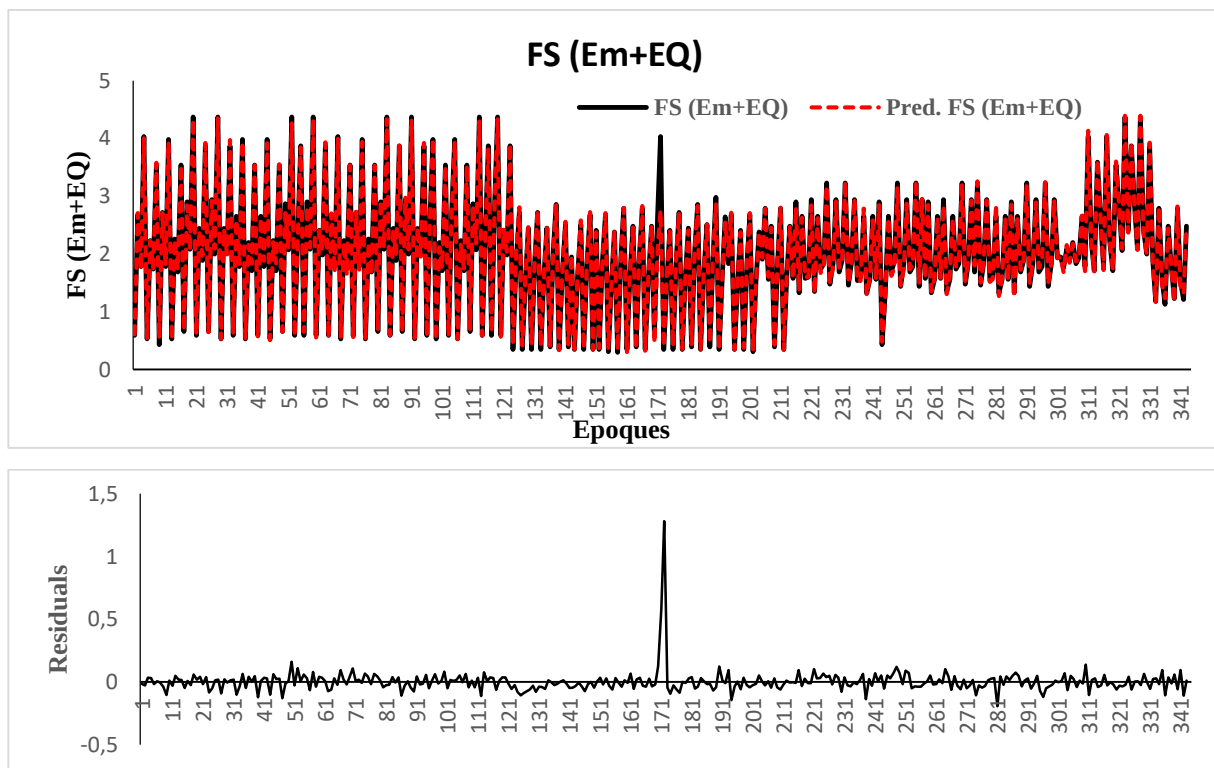
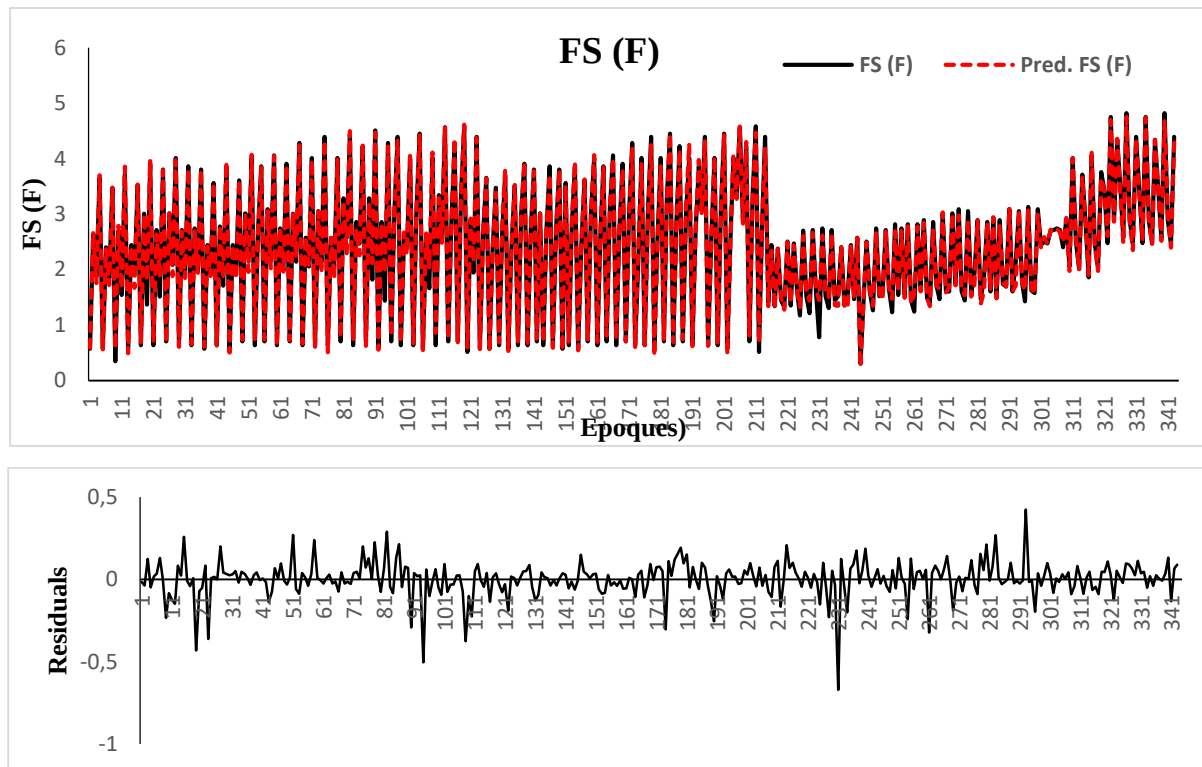
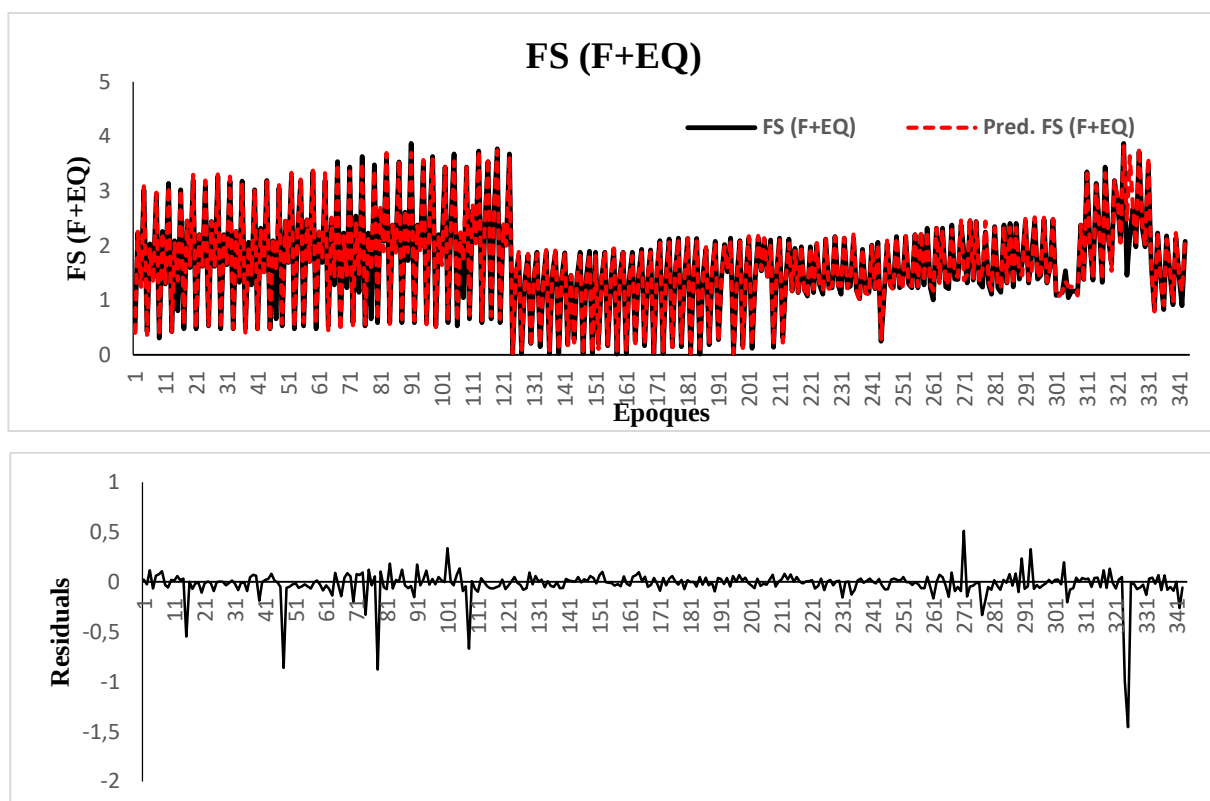


Figure 6.7 : Performance du modèle FBNN développé (11-21-4) pour la prédiction de $FS(F)$ et $FS(F+EQ)$.

Figure 6.8 : Comparaison entre les valeurs calculées et les valeurs prédites ($FS_{(Em)}$)Figure 6.9 : Comparaison entre les valeurs calculées et les valeurs prédites ($FS_{(Em+EQ)}$).

Figure 6.10 : Comparaison entre les valeurs calculées et les valeurs prédites ($FS_{(F)}$).Figure 6.11 : Comparaison entre les valeurs calculées et les valeurs prédites ($FS_{(F+EQ)}$).

Un test-t apparié, qui est un test statistique, a été utilisé avec la moyenne de la différence entre les observations d'un ensemble et les observations correspondantes de l'autre ensemble. Un test-t apparié est effectué pour déterminer s'il existe une différence significative entre deux observations. L'hypothèse nulle est la parité de la moyenne de variance entre les comparaisons (Ceylan et al. 2010). L'hypothèse nulle peut être rejetée, c'est-à-dire que la moyenne de la différence entre les comparaisons est significativement différente si la valeur p est inférieure au niveau de signification choisi (Ceylan et al. 2010). Un niveau de signification de 0,05 est utilisé pour tous les tests-t appariés (Ceylan et al. 2010). Ainsi, $p > 0,05$ signifie qu'il n'y a pas de différence significative et $p < 0,05$ signifie qu'il y a une différence significative (Tüysüz 2010). Dans cette étude, un test-t apparié a été réalisé en utilisant le progiciel XLSTAT pour rechercher une différence statistiquement significative entre les valeurs de FS calculées et prédites. La valeur p était de 0,9738 pour $FS_{(Em)}$, 0,9744 pour $FS_{(Em+EQ)}$, 0,1448 pour $FS_{(F)}$, et 0,7530 pour $FS_{(F+EQ)}$, ce qui indique qu'aucune différence significative dans les valeurs de FS n'a été observée entre les valeurs calculées et prédites.

6.6.3. Analyse de sensibilité

Afin d'examiner la compétence descriptive du modèle FBNN développé, nous avons appliqué à la fois l'algorithme de Garson (1991) et l'approche du poids de connexion (Olden et al. 2004) pour déterminer l'influence des variables d'entrée sur la stabilité prévue ($FS_{(i)}$) des digues en terre (cf. Section 5.5.1)

Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau 6.6 suivant:

Tableau 6.6 : Importance relative des entrées par l'algorithme de Garson et l'approche des poids de connexions pour la prédiction de $FS_{(i)}$.

Variables d'entrée	Algorithme de Garson (%)		Approche du poids de connexion	
	Importance relative (%)	Classement des entrées selon l'importance relative	Valeurs de S_i	Classement des entrées selon l'importance relative
b / H	7,78	9	-0,31	5
b_1 / H	9,34	6	-0,22	6
b_2 / H	8,10	8	0,10	10
H / B	12,11	2	-0,36	4
γ / γ_f	6,15	10	0,11	9
c' / c'_f	12,40	1	0,74	3
ϕ' / ϕ'_f	9,38	5	0,14	8
L / H	4,46	11	0,01	11
h_w / H	11,53	3	0,79	2
a_h / g	9,91	4	0,15	7
a_v / g	8,84	7	-1,21	1

Dans l'algorithme de Garson, (c'/c'_f) est le paramètre d'entrée le plus important, suivi par (H/B) , (h_w/H) , (a_h/g) et (ϕ' / ϕ'_f) . On peut également constater que, selon la méthode décrite dans Olden et al (2004), (a_v/g) est le paramètre d'entrée le plus important, suivi par (h_w/H) , (c' / c'_f) , (H/B) et (b/H) . On peut donc conclure que l'approche des poids de connexion présente l'avantage supplémentaire de connaître l'effet positif ou négatif de l'entrée sur la sortie. Cependant, en utilisant l'approche du poids de connexion, on peut voir que la stabilité augmente par l'augmentation de (h_w/H) avec une valeur S_j positive (0,79) et diminue par (a_v/g) avec une valeur S_j négative (-1,21).

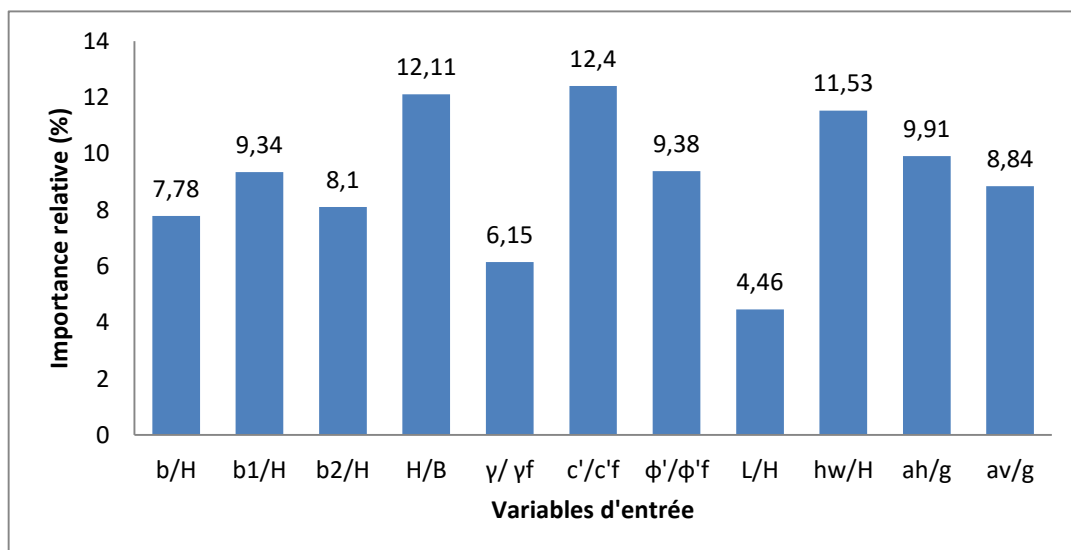


Figure 6.12 : Importance relative des différentes variables d'entrée par algorithme de Garson.

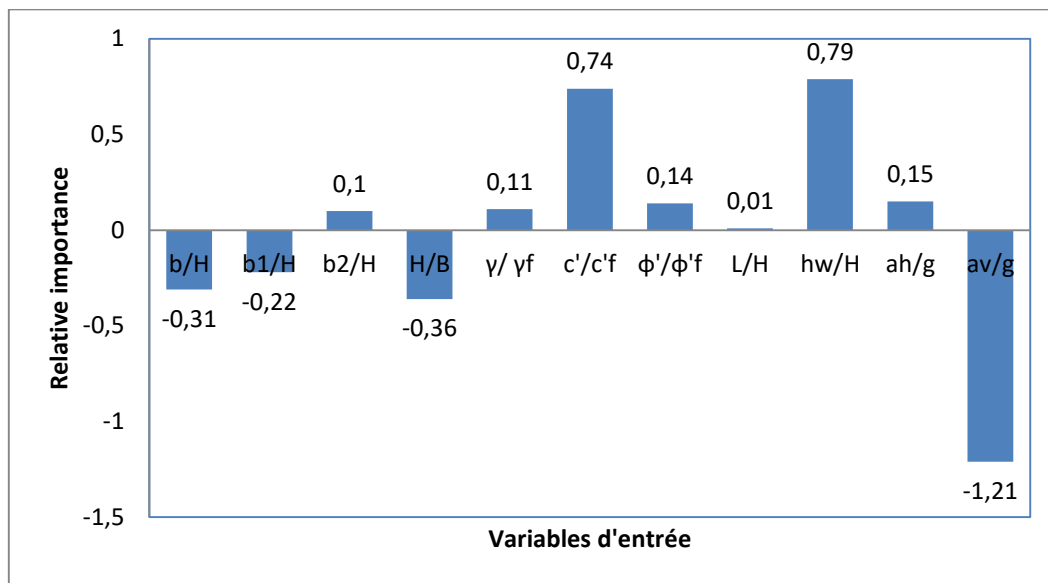


Figure 6.13 : Importance relative des différentes variables d'entrée par approche des poids de connexions.

6.6.4. Application du modèle développé

Pour une vérification plus approfondie, de nouveaux ensembles de données sur les barrages en terre avec des paramètres d'entrée qui n'existent pas dans la base de données sur la stabilité des pentes ont été étudiés en utilisant le modèle FBNN (11-21-4) développé. Les résultats prévus ont été comparés aux résultats obtenus à partir de différents calculs de stabilité des pentes des barrages en terre. L'analyse de l'équilibre limite a été effectuée à l'aide du logiciel *GEO5-Slope Stability* (2017). Les $FS_{(i)}$ ont été calculés selon la méthode de Bishop, la méthode de Fellenius / Petterson, la méthode de Spencer et la méthode de solution explicite ITF (*Imbalance Thrust Force*). Les détails de ces méthodes peuvent être trouvés dans divers ouvrages de référence (Petterson, 1955 ; Bishop, 1955 ; Spencer, 1967 ; Duncan, 1996 ...etc.).

Le tableau 6.7 présente les nouvelles variables d'entrée sélectionnées pour chacun des deux cas utilisés.

Tableau 6.7 : Données d'entrée pour les nouveaux cas de vérification.

Variables d'entrée	b / H	b1 / H	b2 / H	H / B	γ / γ_f	c' / c'_f	ϕ' / ϕ'_f	L / H	h_w / H	a_h / g	a_v / g
Cas 1	0,375	2,5	2,5	0,1882	0,7627	0,0958	0,75	0	0,8333	0	0
Cas 2	0,4	3	2,5	0,171	0,965	0,148	0,628	1,967	0,813	0,1	0,05

En particulier, le premier cas d'étude concerne la prédiction du coefficient de sécurité $FS_{(F)}$ a été choisie à partir de la littérature (Duncan et al., 2014). Dans cet exemple, un calcul de stabilité des pentes a été effectué pour un remblai homogène sans système de drainage en aval soumis à un écoulement permanent sous chargement statique par le procédé de Spencer avec des surfaces de glissement circulaire.

Le tableau 6.8 montre la performance du modèle FBNN sur un exemple de vérification choisi de Duncan et al. (2014).

Tableau 6.8 : Performance du modèle FBNN sur un exemple de vérification rapporté dans la littérature.

Cas	FS (i)	LEM*			LEM GEO5-Slope Stability				FBNN	Erreur Relatif (%)
		UTEXAS	SLIDE	SLOP/W	Bishop	Fellenius / Petterson	Spencer	ITFM		
1	$FS_{(F)}$	1.24	1.22	1.22	1,27	1,20	1,27	1.22	1.35	12.5
* Procédure de Spencer avec surfaces de glissement circulaire (d'après Duncan et al., 2014).										

La deuxième vérification représente l'utilisation du modèle FBNN développé pour l'étude de cas d'une digue en terre. A cet effet, le petit barrage en terre homogène "Oued El-Magroune" considéré pour l'évaluation de deux coefficients de sécurité ($FS_{(F)}$ et $FS_{(F+EQ)}$). Le site du barrage est situé à environ 4 km au sud-ouest de la commune de M'rahna, dans la wilaya de Souk Ahras. Le site reconnu est d'un point de vue géologique et géotechnique favorable à la construction d'un barrage en terre homogène³. Les valeurs adimensionnelles et les résultats sont présentés dans les tableaux 6.7 et 6.9 successivement (cas 2).

Tableau 6.9 : Application du modèle FBNN développé pour prédire la stabilité de la digue en terre 'Oued El-Magroune'.

Cas	FS _(i)	MEL GEO5-Slope Stability				FBNN	Erreur Relative (%) *
		Bishop	Fellenius / Petterson	Spencer	ITFM		
2	$FS_{(F)}$	1,58	1,40	1,58	1,57	1,422	-10,00
	$FS_{(F+EQ)}$	1,34	1,27	1,34	1,34	1,342	5,67
* Le gras se réfère à la valeur donne l'erreur relative max.							

³ Les documents topographiques, géologiques et géotechniques de la Subdivision des ressources en eau de la wilaya de Souk Ahras.

6.7. Conclusion

Dans ce chapitre, en vue de démontrer et de valider les capacités de modélisation de la méthode ANN, des modèles de réseaux de neurones artificiels pour la prédiction des facteurs de sécurité sismiques des digues en terre par une approche couplée SRFEM-ANN ont été développés.

Les facteurs de sécurité des digues homogènes dans des conditions de stabilité à long terme avec des charges statiques et pseudo-statiques ont été prédits par un modèle FBNN [$FS_{(F)}$, $FS_{(F+EQ)}$, $FS_{(Em)}$ et $FS_{(Em+EQ)}$]. La prédiction de ces facteurs de sécurité nécessite l'utilisation des intervalles de variables identifiés pour construire une base de données représentative. Pour un ensemble spécifique de variables indépendantes, le modèle FBNN (TP11-21-4) développé s'est avéré capable d'estimer les facteurs de sécurité avec précision. La gamme de coefficient de corrélation des facteurs de sécurité $FS_{(i)}$ est de (94,35% à 99,82%). L'analyse de sensibilité a été appliquée pour l'identification et le classement des paramètres d'entrée les plus importants, $c'/c'f$ (12,40%) et H/B (12,11%) se sont avérés être les paramètres adimensionnels d'entrée les plus importants, selon la méthode de Garson. On peut également constater que, selon l'approche du poids de connexion, a_w/g (-1,21) et hw/H (0,79) sont les paramètres d'entrée adimensionnels les plus importants. La comparaison des résultats de deux cas sélectionnés de telle manière qui n'existent pas dans la base de données utilisée pour créer le modèle FBNN (TP11-21-4) développé avec des résultats correspondants à ces cas en utilisant différents calculs, nous fait croire en la capacité de ce modèle à donner des résultats précis.

CHAPITRE 7 : MODELISATION ET PREDICTION DES COEFFICIENTS SISMIQUES CRITIQUES DES DIGUES EN TERRE PAR UNE APPROCHE COUPLEE FELA- ANN

7.1. Introduction

Le coefficient sismique critique k_c est un paramètre important pour décider de la sécurité sismique d'un barrage en terre. En pratique, la stabilité des digues en terre sous chargement sismique est généralement évaluée en appliquant l'approche pseudostatique (PS) qui est, en l'occurrence, pratique lorsque les coefficients sismiques critiques (k_c) peuvent être estimés. En outre, avec ces coefficients, les déformations permanentes des barrages en terre peuvent être déterminées en appliquant les procédures dynamiques simplifiées de type Newmark (cf. Section 2.3).

En fait, le coefficient k_c est calculé comme le quotient de l'accélération sismique horizontale, a_h , à l'accélération de la gravité ($k_c = a_h/g$), l'état critique correspondant à un facteur de sécurité (FS), est égal à l'unité (Loukidis et al., 2003). Cependant, cette procédure itérative demande beaucoup d'efforts et de temps (Tsai et Chien, 2016).

Dans l'analyse de la stabilité des digues en terre, l'évaluation du facteur de sécurité FS et du coefficient sismique k_c est souvent effectuée à l'aide soit des procédés conventionnelles (méthodes de calcul en équilibre limite, méthodes de calcul à la rupture), soit des méthodes numériques (technique de réduction de la résistance au cisaillement). Par conséquent, différentes techniques ont donc été proposées pour déterminer le coefficient sismique critique k_c [formulation de la limite supérieure (Leshchinsky et San, 1994) ; formulation variationnelle de l'équilibre limite et technique de réduction de la résistance (Baker et al., 2006).) ; la méthode d'équilibre limite et les critères d'acceptabilité des contraintes [Tan et Sarma, 2008] ;...etc.)]. En particulier, il n'y a pas de formulation précise pour le choix du coefficient pseudostatique pour la conception des digues en terre avec des conditions particulières comme l'anisotropie des infiltrations ($K_h \neq K_v$).

L'analyse limite en éléments finis (FELA : *Finit Element Limit Analysis*) qui est une approche alternative, offre des résultats de meilleure qualité que les méthodes conventionnelles

(Zhou et al., 2018). Ainsi, la méthode FELA est une puissante combinaison d'un outil mathématique et numérique avec une grande capacités de discrétisation par les éléments finis pour la simulation de sols, de charges et de conditions limites complexes et des théorèmes plastiques liés pour établir la charge limite exacte avec des solutions de bornes supérieure et inférieure (Keawsawasvong et Ukritchon, 2017).

Dans cette étude de recherche, il nous parut très opportun d'adopter une approche consistant à coupler la méthode numérique de l'Analyse limites en éléments finis (FELA) et le réseau de neurones artificiel (ANN) afin de prévoir les coefficients sismiques critiques (k_c) des digues en terre homogènes soumises à des charges sismiques pseudo-statiques. Pour y parvenir, les résultats de k_c obtenus par le logiciel *OptumG2* ont été utilisés dans le développement des modèles ANN.

Le but de cette étude étant donc, de développer des modèles neuronaux afin d'avoir une prévision rapide du coefficient sismique critique k_c des digues en terre homogènes (Figure 7.1) sous condition d'une retenue pleine avec un écoulement permanent anisotrope ($K_h \neq K_v$).

7.2. Méthodologie de recherche

La méthodologie proposée dans cette étude pour développer des modèles neuronaux comprend les étapes suivantes :

- 1) Construction de deux bases de données représentatives D1 et D2 à l'aide du logiciel *OptumG2* (2017). Les variables d'entrée de la première base de données (D1) contiennent les différents paramètres influençant la valeur du k_c des digues en terre : Largeur de base du barrage (B), Hauteur du barrage (H), longueur du drain horizontal ou drain tapis (L), poids spécifique du sol du barrage (γ), cohésion effective (c'), angle de frottement effectif (ϕ'), perméabilité horizontale (K_h), et perméabilité verticale (K_v). Tandis que la seconde base de données (D2) présente les données d'entrée sous une forme adimensionnelle (ϕ/Hc , K_v/K_h , $\tan\phi$, L/B).
- 2) Développer des relations directes entre les ensembles sélectionnés de variables d'entrée et de sortie en utilisant soit la régression multiple (MR1 et MR2), soit la méthode des réseaux de neurones à rétro-propagation (FBNN1, FBNN2).
- 3) Exploitation de modèles développés : analyse de sensibilité (FBNN1), équation mathématique (FBNN2).

- 4) La précision des modèles développés est comparée avec les méthodes existantes pour l'estimation de k_c pour certains nouveaux cas avec des valeurs d'entrée qui n'existent pas dans la base de données construite à l'étape (1) que nous avons présenté ci-dessus.

7.3. Modélisation numérique

7.3.1. Présentation du logiciel *OptumG2*

OptumG2 est un logiciel commercial d'analyse limite en éléments finis (FELA) développé à l'Université de Newcastle en Australie par l'équipe de Kristian Krabbenhoft et basé sur les développements de Krabbenhoft et Damilke (2003), Krabbenhoft et al. (2005), Lyamin et al. (2005), Souloumiac et al. (2009) et Souloumiac et al. (2010).

OptumG2 utilise la méthode de réduction de la résistance au cisaillement, ainsi que la théorie de l'analyse limite (détermination des bornes inférieure et supérieure qui encadrent la charge ultime) pour effectuer des calculs de stabilité des ouvrages en remblai.

La théorie de l'analyse limite avec des solutions inférieures et supérieures rigoureuses permet une évaluation rapide de la stabilité des pentes sans avoir à effectuer une analyse élastoplastique exhaustive. Elle fournit deux bornes, l'une inférieure (déterminée par l'approche statique par l'intérieur) et l'autre supérieure (déterminée par l'approche cinématique par l'extérieur). Dans chacune de ces deux approches, des multiplicateurs de charges sont appliqués puis amplifiés jusqu'à atteindre un état de rupture franche. Le facteur de sécurité correspondant à chacune d'elles est défini par le multiplicateur de charges par lequel les charges appliquées doivent être amplifiées pour provoquer l'effondrement du talus (Seddiki, 2020).

7.3.2. Théorie de l'analyse limite (LA)

La théorie de l'analyse limite consiste à encadrer la force exacte qui va produire une rupture dans un système donné en s'appuyant sur l'équilibre mécanique et la résistance maximale des matériaux, décrite par le critère de Coulomb. Pour cela deux approches ont été développées, l'approche cinématique, appelée aussi approche « externe » qui consiste à rechercher la plus petite borne supérieure de la force pour laquelle une rupture se produit (Cubas et al., 2008) et l'approche statique, appelée aussi approche interne, qui consiste à rechercher la plus grande force pour laquelle il existe un champ de contrainte vérifiant les conditions aux limites du modèle, le critère de Coulomb et la charge appliquée (Souloumiac et al., 2009; Souloumiac et al., 2010). Les deux approches doivent aboutir à la même valeur de force et donc au même résultat. Pratiquement

l'approche cinématique devra être utilisée lorsque l'on souhaite calculer un champ de déplacement (ou de vitesse) et l'approche statique devra être utilisée lorsque l'on souhaite calculer un champ de contrainte (Caër, 2016).

7.3.3. Résultats de l'analyse numérique

Dans la présente étude, le logiciel d'analyse limite en éléments finis, *OptumG2* (Krabbenhoft et al., 2017), a été utilisé pour déterminer avec précision les coefficients sismiques critiques des digues en terre homogènes. Le logiciel *OptumG2* a été appliqué efficacement pour résoudre divers problèmes en géotechnique (Khatri et al., 2017).

Dans ce qui suit, une digue en terre homogène sur fondation imperméable avec les paramètres géométriques montrés à la figure 7.1-a est prospectée. Le modèle numérique d'une digue en terre homogène dans *OptumG2* est illustré dans la figure 7.1-b. Un raffinement de maillage automatiquement adaptatif avec 2 000 éléments et 3 étapes d'adaptabilité a été utilisé dans les analyses des limites supérieure et inférieure. Le maillage était composé de six éléments triangulaires de déformation plane de second ordre à nœuds. Les conditions aux limites de ce problème sont définies comme suit : les limites gauches du problème ne peuvent se déplacer que dans le sens vertical, tandis que la limite inférieure du modèle est fixée dans les deux sens. Un modèle constitutif élastoplastique suivant le critère de Mohr-Coulomb a été attribué au sol.

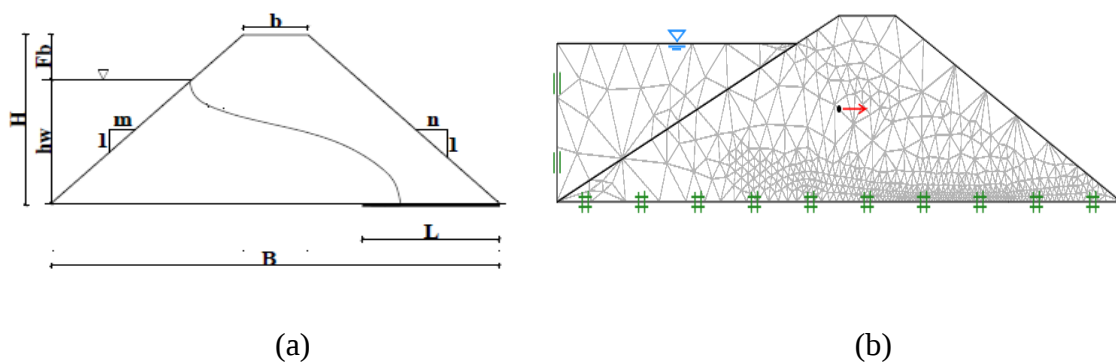


Figure 7.1 : Schéma d'une digue en terre homogène :(a) Paramètres géométriques de la digue en terre avec drain horizontal sur fondation imperméable (m/n : pente amont / pente aval du barrage ; Fb : hauteur libre (Freeboard) ; b : largeur de la crête; hw : hauteur de l'eau en amont du barrage) ; (b) maillage adaptatif à l'aide du logiciel *OptumG2*.

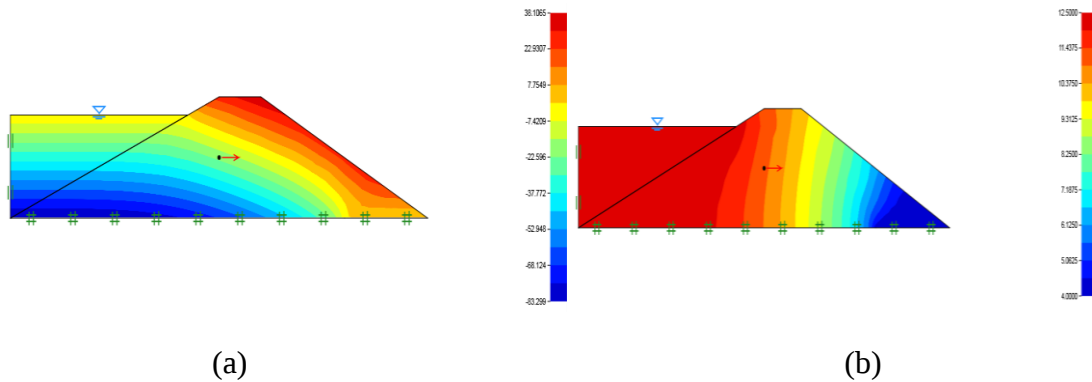


Figure 7.2 : Exemple de résultats d'analyse pseudostatique à l'aide du logiciel OptumG2 : (a) Pression interstitielle (kPa) (b) Charge hydraulique (m)

7.4. Développement de modèles

Les détails de développement des modèles de régression multiple (MR) et de réseaux de neurones artificiels ANN pour la prédiction du k_c des digues en terre homogène ont été discutés ci-dessous.

7.4.1. Réseau de neurones artificiels

7.4.1.1. Base de données et normalisation

L'évaluation de k_c des digues en terre avec drain horizontal par la technique FELA dans le cas d'un réservoir plein sous une charge pseudostatique nécessite d'identifier un certain nombre de paramètres. Ces paramètres peuvent être classés en trois groupes, premièrement, les paramètres géométriques (B , H , L), deuxièmement, les paramètres géotechniques (γ , c' , ϕ') et troisièmement les paramètres d'écoulement (K_h , K_v).

Un ensemble de données de 306 cas différents de plus de huit variables indépendantes en entrée et une variable dépendante k_c en sortie a été construit par le logiciel *OptumG2*, puis a été utilisé pour produire un réseau de neurones artificiels de type FBNN. Ainsi, k_c est la valeur moyenne de la limite supérieure et de la limite inférieure du coefficient sismique critique.

Le tableau 7.1 présente les statistiques générales pour chaque variable de l'ensemble de données des coefficients sismiques critiques.

Tableau 7.1 : Statistiques récapitulatives des bases de données.

Base de données	Variable	Max	Min	Mean	St.dv
D1	B (m)	142	50	86,23	27,77
	L (m)	40	0	17,57	11,82
	H (m)	20	10	14,98	4,14
	γ (kN/m ³)	21	15	17,23	1,99
	c (kPa)	50	5	22,66	16,21
	ϕ (°)	50	10	29,90	10,55
	Kh (m/jour)	0,1	0,001	0,06	0,05
	Kv (m/jour)	0,1	E-5	0,04	0,04
	kc	0,701	0	0,25	0,16
D2	γ/Hc	0,38	0,02	0,12	0,12
	Kv/Kh	1	0,01	0,40	0,40
	$\tan \phi$	1,19	0,18	0,60	0,25
	L/B	0,41	0	0,21	0,13
	kc	0,701	0	0,25	0,16

Pour le FBNN1, avant d'appliquer le modèle, les valeurs d'entrée et de sortie doivent être normalisées, car la plupart des algorithmes d'apprentissage sont sensibles à la dimension des données. Dans la présente étude, l'ensemble des données a été mis à l'échelle de manière à les limiter dans l'intervalle [-1,1] en utilisant la formule de normalisation min-max suivante :

$$X_{normalized} = \frac{2(X_i - X_{i,min})}{(X_{i,max} - X_{i,min})} - 1 \quad (i=1,2, \dots, N) \quad (7.1)$$

Où $X_{normalized}$ et X_i représentent respectivement la valeur normalisée et la valeur réelle. $X_{i,min}$ et $X_{i,max}$ représentent les valeurs minimale et maximale de l'attribut X_i .

7.4.1.2. Modélisation neuronale

Dans cette étude, la modélisation neuronale a été développée à l'aide du logiciel Matlab (2017b). Ainsi, pour une meilleure forme des éléments qui encadrent l'architecture ANN avec ses développements, notre sélection des éléments de modélisation a été faite comme suit :

- Un ensemble de données aléatoires a été réparti en trois ensembles, qui sont : un ensemble d'apprentissage, un ensemble de test et un ensemble de validation. Ainsi, afin d'étudier le processus d'entraînement, 70% (214/306) des données ont été utilisées, tandis que le reste (30%) a été utilisé à parts égales pour les étapes de test et de validation (46/306 ; 46/306).

- La fonction de transfert linéaire purelin pour le neurone de sortie a été choisie car elle est adaptée aux cibles à valeur continue (Haykin, 1999).
- la technique d'essai et d'erreur basée sur les mesures statistiques a été utilisée pour déterminer les neurones optimaux dans la couche cachée afin d'optimiser l'architecture ANN.

Les principaux paramètres utilisés dans cette étude sont mentionnés dans le tableau 7.2.

Tableau 7.2 : Paramètres des réseaux neuronaux utilisés dans cette étude.

Paramètres	FBNN1	FBNN2
Typologie du réseau	Feed forward	
Modèle d'apprentissage	Back propagation	
Algorithme d'apprentissage	Levenberg-Marquardt	
Nombre de couches cachées	1	
Normalisation	[-1, 1]	/
Fonction d'activation	hyperbolic tangent (Tansig)	Logistique (Logsig)
Évaluation des performances	R ² , RMSE, MAE	
Topologie du réseau	8-j-1/j=4,...,18.	3-j-1/j=2,...,9.

La méthodologie appliquée pour estimer la performance des modèles neuronaux comprend l'obtention des mesures statistiques minimales d'erreur entre les valeurs calculées et prédites. Par conséquent, le meilleur modèle neuronal a été sélectionné sur la base des valeurs les plus basses de (RMSE, MAE) et les plus hautes de R².

7.4.2. Modèles de régression multiple (MR)

La régression multiple (RM) est une technique statistique qui examine les relations de cause à effet entre les variables dépendantes et indépendantes (Şahin et al., 2013). Les données utilisées lors de l'élaboration des modèles ANN ont été utilisées dans le développement des modèles MR.

Les deux modèles développés RM1 et RM2 ont révélé les corrélations suivantes:

$$kc = -0.293 + 0.002B + 0.004L - 0.014H + 0.008c + 0.008\varphi + 0.007\gamma - 0.306K_h + 0.169K_v \quad (7.2)$$

$$kc = 0.083 - 0.931 \frac{\gamma}{Hc} - 0.026 \frac{K_v}{K_h} + 0.365 \tan\varphi + 0.329 \frac{L}{B} \quad (7.3)$$

7.5. Résultats et discussion

Dans cette étude, la performance globale des modèles développés a été évaluée en utilisant les analyses statistiques des valeurs k_c prédites et calculées. Les résultats de la performance statistique des modèles FBNN optimaux avec les meilleures géométries sont présentés dans le tableau 7.3. Comme on le voit, pour FBNN1, les valeurs R^2 sont très proches de un tandis que les valeurs MSE et MAE sont proches de zéro, ce qui indique un excellent accord entre les résultats de l'évaluation et les résultats prévus de k_c . On peut également noter que les valeurs prévues de k_c des modèles FBNN2 et MR1 sont en bon accord avec les valeurs de k_c observés, puisque leur coefficient de détermination est supérieur à 0.8 ($R^2 > 0.8$).

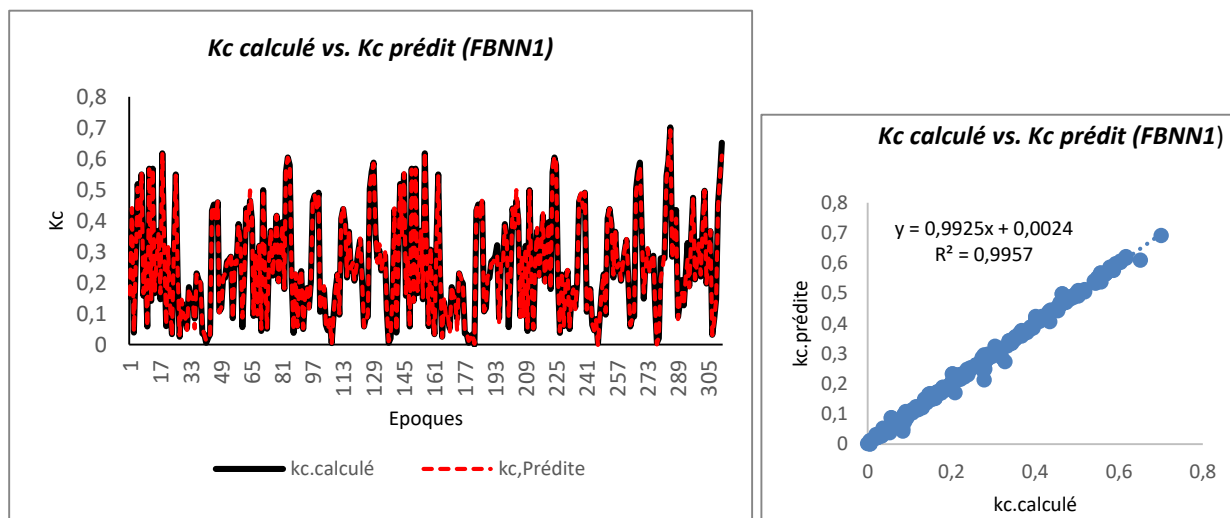


Figure 7.3 : Comparaison des valeurs k_c prédites et observées (FBNN1).

Tableau 7.3 : Statistiques et paramètres de performance des modèles optimaux.

Modèle optimal	Set	R^2	RMSE	MAE
FBNN1 (8-14-1)	Apprentissage	0,999	0,0412	0,0025
	Validation	0,987	0,0591	0,0048
	Test	0,993	0,0707	0,0084
MR1	Toutes les données	0,817	0,0697	0,0548
FBNN2 (4-4-1)	Apprentissage	0,836	0,0648	0,0364
	Validation	0,873	0,0656	0,0283
	Test	0,810	0,0728	0,0554
MR2	Toutes les données	0,650	0,0964	0,0736

La figure 7.4 montre que les valeurs prévues par les modèles FBNN développés correspondent parfaitement aux valeurs calculées. Les performances élevées de la phase d'entraînement, de la phase de test et de la phase de validation indiquent que le processus d'apprentissage du modèle prédictif optimal est performant, d'où une valeur R supérieure à 0,899 pour l'ensemble de la réponse pour les deux modèles. On peut évidemment noter que le modèle FBNN1 développé présente des performances de prédiction plus élevées que le modèle FBNN2, de même pour les modèles RM. De ce point de vue, les modèles FBNN développés présentent des performances de prédiction plus élevées que les modèles MR, ce qui démontre l'efficacité de l'approche ANN.

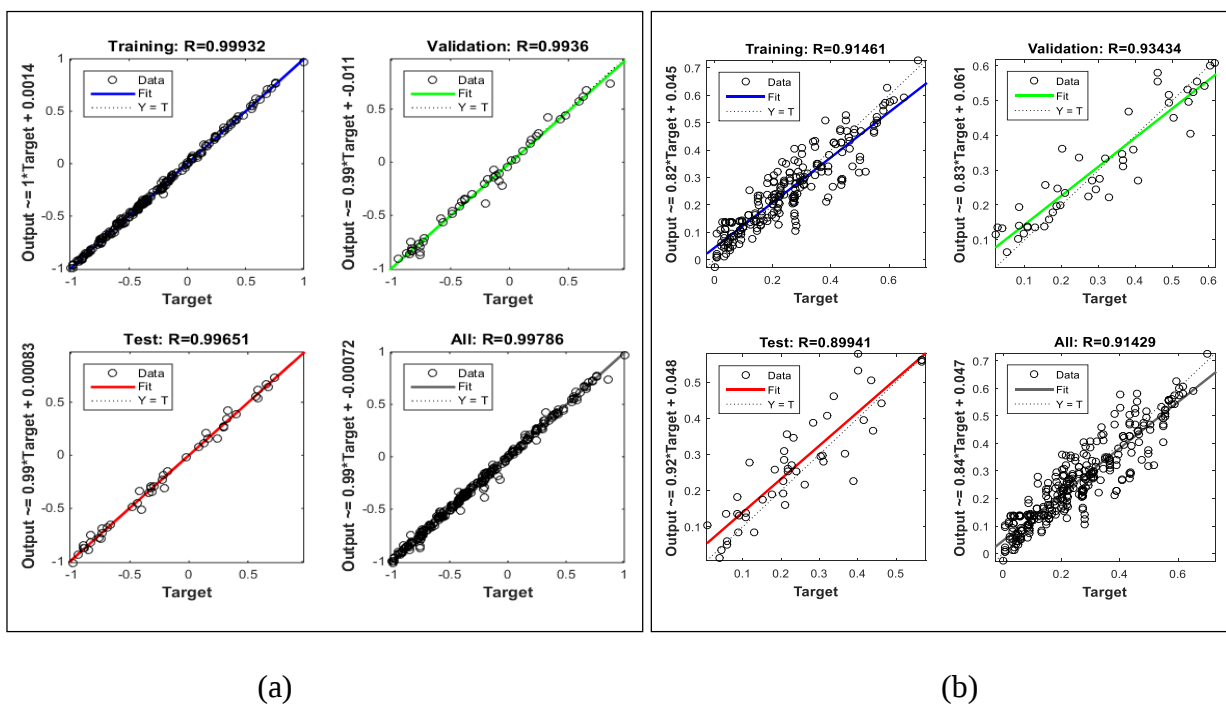
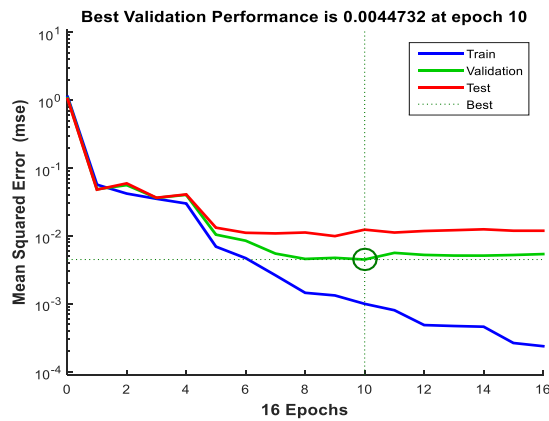
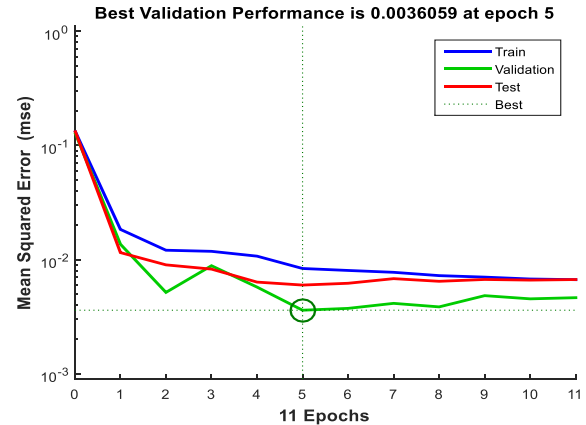


Figure 7.4 : Valeurs de R des phases d'apprentissage, de validation, de test et de toutes les données pour les modèles optimaux :(a) FBNN1, (b) FBNN2.

Un graphique des performances du réseau à différentes époques est présenté à la figure. 7. 5. Selon cette courbe, les modèles FBNN sont traités parce que le MSE du réseau commençant par une valeur élevée et diminuant jusqu'à une valeur inférieure, la formation a été arrêtée après 10 et 5 époques, successivement, où la meilleure performance de validation se produit. Cette figure montre également que l'erreur de l'ensemble de test et l'erreur de l'ensemble de validation ont des caractéristiques similaires et qu'il ne semble pas y avoir eu de surapprentissage significative.



(a)



(b)

Figure 7.5 : Meilleure performance de validation : (a) FBNN1, (b) FBNN2.

7.5.1. Analyse de sensibilité

Dans cette étude, l'importance relative des différentes variables d'entrées peut être évaluée en examinant les poids de connexion à l'aide de l'algorithme de Garson (1991).

Tableau 7.4 : Poids de connexion du modèle FBNN1.

Neurone	w1								w2
	Neurones d'entrée								Sortie
	B	L	H	γ	c	φ	Kh	Kv	kc
1	0,450	0,253	1,584	-0,312	-0,163	0,142	0,154	0,084	0,780
2	-0,194	-0,419	-0,459	0,027	0,182	2,870	0,412	-0,668	0,342
3	0,241	0,513	-0,263	-0,924	-0,334	1,260	-0,062	-0,380	0,355
4	-0,337	-0,231	-0,875	2,030	0,759	-1,466	0,347	0,158	0,320
5	-0,335	-0,983	-0,335	-0,052	1,611	1,189	-0,063	0,747	-0,237
6	-0,628	-1,037	-1,488	2,063	-1,445	1,286	-0,917	-1,951	0,124
7	-0,195	0,159	0,385	-0,096	-2,747	-1,377	0,022	-0,006	0,451
8	0,067	0,156	0,232	-0,267	-2,563	-0,431	-0,590	0,463	-0,671
9	-0,630	1,027	0,459	-0,282	-2,017	1,350	-1,262	-2,421	0,177
10	0,142	0,124	0,102	2,113	0,301	1,580	1,556	0,666	0,082
11	0,673	1,225	0,972	0,409	-0,520	-1,170	0,040	-1,194	0,036
12	0,026	-0,129	-0,648	-0,667	0,893	0,256	1,004	0,912	0,362
13	-0,023	0,039	-0,152	-0,159	1,652	1,048	-0,216	0,432	0,859
14	-0,030	0,137	1,731	-0,441	1,439	0,460	1,401	-0,138	-0,345

Les résultats de l'importance relative des variables d'entrées pour les modèles FBNN1 sont présentés dans le tableau 7.5.

Tableau 7. 5 : Importance relative des différentes variables d'entrée (FBNN1).

Variable d'entrée	B	L	H	γ	c	φ	K_h	K_v
Importance relative	3,188	4,395	17,435	6,110	9,360	29,398	14,603	15,510

Les résultats indiquent que les paramètres φ , H , K_v , K_h , et c sont les paramètres les plus importants affectant k_c . Les résultats montrent également que B , L et γ ont moins d'effet sur k_c .

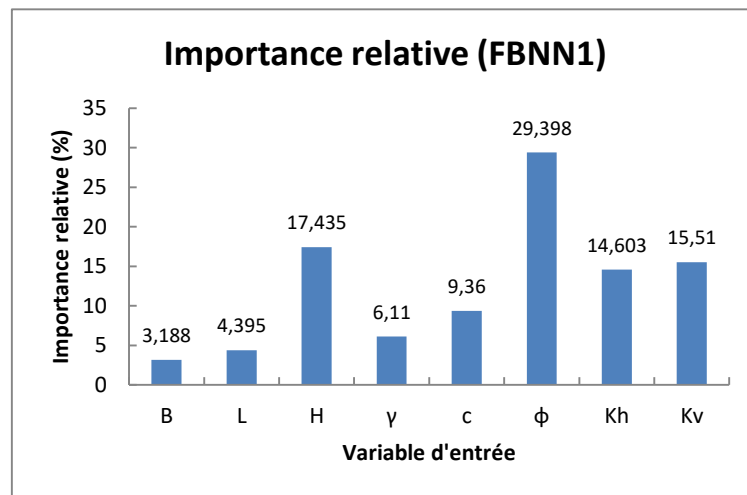


Figure 7.6 : Importance relative des différentes variables d'entrée (FBNN1).

Tableau 7.6 : Poids de connexion et biais du modèle FBNN2.

Neurone	w1				w2	Biais	
	Neurones d'entrée				Sortie		
	γ/Hc	K_v/K_h	$\tan \varphi$	L/B	k_c	b_{hk}	b_0
1	2,3123	-1,6702	0,43082	0,39334	-0,47731	-2,4001	-0.32977
2	-1,8787	0,25268	-1,3399	-0,60174	-0,50553	1,716	
3	1,0478	1,8986	-2,7067	-0,36643	-2,7263	0,28588	
4	4,2262	-0,61591	0,67505	4,0793	3,1077	-0,51371	

7.5.3. Formulation explicite des modèles développés

L'équation mathématique de base reliant les variables indépendantes et la valeur du coefficient sismique critique k_c basée sur le réseau neuronal formé peut être écrite sous cette forme:

$$k_c = f_{logsig}\{b_0 + \sum_{k=1}^h [w_k * f_{logsig}(b_{hk} + \sum_{i=1}^m w_{ik} X_i)]\} \quad (7.4)$$

Ainsi, pour le modèle FBNN2, une telle équation pour prédire le coefficient sismique critique (k_c) a été établie en utilisant les valeurs des poids et des biais indiqués dans le tableau 7.

6 selon les expressions suivantes :

$$\begin{cases} A1 = 2,3123 \left(\frac{\gamma}{H_c}\right) + -1,6702 \left(\frac{K_v}{K_h}\right) + 0,43082 (\tan \varphi) + 0,39334 \left(\frac{1}{b}\right) - 2,4001 \\ A2 = -1,8787 \left(\frac{\gamma}{H_c}\right) + 0,25268 \left(\frac{K_v}{K_h}\right) - 1,3399 (\tan \varphi) - 0,60174 \left(\frac{1}{b}\right) + 1,716 \\ A3 = 1,0478 \left(\frac{\gamma}{H_c}\right) + 1,8986 \left(\frac{K_v}{K_h}\right) - 2,7067 (\tan \varphi) - 0,36643 \left(\frac{1}{b}\right) + 0,28588 \\ A4 = 4,2262 \left(\frac{\gamma}{H_c}\right) - 0,61591 \left(\frac{K_v}{K_h}\right) + 0,67505 (\tan \varphi) + 4,0793 \left(\frac{1}{b}\right) - 0,51371 \end{cases} \quad (7.5)$$

$$\begin{cases} B_1 = -0,47731 \cdot \left(\frac{1}{1+e^{-A1}}\right) \\ B_2 = -0,50553 \cdot \left(\frac{1}{1+e^{-A2}}\right) \\ B_3 = -2,7263 \cdot \left(\frac{1}{1+e^{-A3}}\right) \\ B_4 = -2,7263 \cdot \left(\frac{1}{1+e^{-A4}}\right) \end{cases} \quad (7.6)$$

$$k_c = \frac{1}{1+e^{-(-0,32977 + B_1 + B_2 + B_3 + B_4)}} \quad (7.7)$$

7.5.4. Comparaison avec d'autres méthodes numériques

Nous avons choisi arbitrairement à cette fin, trois digues avec des valeurs d'entrée qui ne sont pas semblables aux valeurs adoptées dans la base de données (Tableau 7.7).

Tableau 7. 7 : Données d'entrée sélectionnées pour les nouveaux cas

Cas	Variable d'entrée							
	B	L	H	c	φ	γ	kh	kv
1	98	30	20	5	25	17	0,1	0,1
2	102	0	20	25	40	19	0,1	0,02
3	142	40	20	10	20	15	0,001	0,0002

Le tableau 7.8 montre les résultats obtenus des calculs en plasticité par la méthode "φ-c reduction"(GEO5) et les modèles développés (MR1, ANN1) pour les nouveaux cas et leur comparaison avec ceux obtenues par analyse limite en éléments finis FELA -bornes supérieure et inférieure-(OptumG2).

Tableau 7.8 : Comparaison des résultats obtenus par différentes méthodes.

Cas	OptumG2 (Référence)	GEO5FEM	Erreur relative (%)	FBNN1	Erreur relative (%)	MR1	Erreur relative (%)
1	0,0925	0,00	89,19	0,1026	-10.92	0,0883	4.45
2	0,355	0,35	0,17	0,3057	13.89	0,2568	27.66
3	0,146	0,1	31.51	0,1731	-18.56	0,2157	-47.76

On remarque que Le modèle FBNN1 a montré des prédictions acceptables.

7.6. Conclusion

Dans ce chapitre, pareillement, en vue de démontrer et de valider les capacités de modélisation de la méthode ANN, des modèles de réseaux de neurones artificiels pour la prédiction des coefficients sismiques critiques des digues en terre par une approche couplée FELA-ANN ont été développés. La prédiction de ces coefficients nécessite l'utilisation des simulations numériques par le logiciel *OptumG2* avec des gammes de variables identifiées pour construire une base de données représentative. Pour un ensemble spécifique de variables indépendantes, les modèles FBNN1 (TP 8-14-1) et FBNN2 (TP 4-4-1) s'avérèrent capables d'estimer la valeur de k_c avec précision. L'erreur estimée est très faible, ce qui indique que l'approche est applicable avec précision et rapidité par rapport à d'autres techniques (méthodes conventionnelles et numériques). En outre, les résultats de l'analyse de sensibilité ont montré que l'angle de frottement (ϕ) est le paramètre le plus important affectant la valeur du coefficient k_c avec une importance relative de 29,40 %.

En conclusion, les modèles développés peuvent être utilisés comme une pratique alternative appropriée à la place des approches conventionnelles.

Dans le chapitre suivant, on s'efforcera d'exploiter les caractéristiques typiques des réseaux de neurones artificiels (simplicité, rapidité, ..) pour prédire des tassements en crête induits par séismes dans les barrages en remblai.

CHAPITRE 8 : MODELISATION ET PREDICTION DES

TASSEMENTS INDUITS PAR SEISMES DANS LES

BARRAGES EN REMBLAI PAR DES RESEAUX DE

NEURONES ARTIFICIELS

8.1. Introduction

En raison des incertitudes associées aux méthodes conventionnelles de modélisation du comportement sismique des barrages en terre et d'évaluation des déformations survenues, des nouvelles approches avancées sont nécessaires. Ces approches avancées sont basées sur l'utilisation des techniques d'intelligence artificielle (IA). L'une de ces techniques est les réseaux de neurones artificiels (ANN) qui sont utilisés comme de puissantes techniques de modélisation mathématique et numérique permettant d'interconnecter des ensembles de données complexes.

L'objectif principal de ce chapitre est de contribuer au développement des modèles ANN pouvant prédire le tassement de crête des barrages en remblai provoqué par le séisme à partir des résultats d'observation in situ de cas historiques bien documentés. Le deuxième objectif est de déterminer l'importance des variables d'entrée sur la réponse sismique des barrages en remblai et de préciser les variables qui représentent le mieux cette réponse. Le troisième objectif est de voir l'effet de la liquéfaction sur la réponse sismique des barrages en remblai à travers une comparaison des résultats obtenues par les modèles neuronaux développés dans ce chapitre avec ceux obtenus des simulations numériques et des prédictions par différentes méthodes dynamiques simplifiées.

8.2. Travaux antérieurs

Il a été établi dans plusieurs références sur les études sismiques des barrages que, les dommages et les déformations permanentes pouvant être engendrés par un séisme sont généralement estimés en considérant deux mécanismes distincts, soient les tassements en crêtes ou les déplacements volumiques, soient les glissements le long des pentes ou les déplacements déviatoriques (Loudière et al., 2014). Pratiquement, ces déformations sont évaluées en utilisant soit des techniques simplifiées soit des méthodes numériques.

Comme nous l'avons évoqué dans le chapitre 2 de la première partie de ce travail, les procédures simplifiées sont largement utilisées dans la pratique (1978; Hynes-Griffin et Franklin, 1984; Swaisgood, 2003; Jibson, 2007; Saygili et Rathje, 2008; Jenson et Bureau 2012;...etc.). Elles modélisent rapidement, et avec peu de données d'entrée, les déformations permanentes maximales des barrages. Ces méthodes s'appliquent lorsque le système barrage-fondation ne perd rien de sa résistance lors du séisme, en même temps que l'effet du couplage hydromécanique est négligeable (remontée des pressions interstitielles).

Des études ont été réalisées afin de recenser des cas de barrages ayant subi des déformations permanentes en crête induites par un séisme (Singh et al, 2007 ; Singh et Debasis, 2009 ;....etc.). Aussi, en utilisant ces données disponibles sur les pics de déformation en crête, les caractéristiques des barrages et les événements sismiques, des modèles basant sur l'approche d'intelligence artificielle (AI) ont été développés. Dans cette section, un aperçu sur les quelques travaux utilisant l'intelligence artificielle en générale, et l'approche neuronale en particulier, pour l'estimation de déformations permanentes dans les barrages en remblai sous chargements sismiques est présenté.

En 2018 Javdanian et ses collaborateurs, ont présenté les résultats de l'application de deux techniques basées sur la régression pour prévoir le tassement de la crête des barrages en remblai sous une sollicitation sismique : Régression à vecteurs de support (SVR, *Support Vector Regression* en anglais) et Régression linéaire multiple (MLR, *Multiple Linear Regression*). Une gamme de données réelles sur le tassement de la crête des barrages en remblai ayant été induit par le séisme a été utilisée. Bien que les deux modèles offrent une précision acceptable dans l'estimation du tassement de la crête des barrages en remblai sous l'effet d'un tremblement de terre, le modèle basé sur la SVR a une précision plus élevée (SVR: $R^2=0.989$, $MAE=0.011$, $RMSE=0.028$; MLR: $R^2=0.898$, $MAE=1.746$, $RMSE=2.305$). Enfin, la précision des modèles proposés a été comparée à la relation de Swaisgood pour l'estimation du tassement de la crête des barrages en remblai conséquence du séisme.

Zeroual et al., (2018) ont étudié l'application des réseaux de neurones artificiels pour prédire le tassement induit dans les barrages en enrochement par les séismes (Δh_{EQ}). Un ensemble de données d'observations provenant de 47 études de cas publiées sur la performance des barrages en enrochement lors des tremblements de terre passés ont été utilisées afin de prédire le tassement de ce genre de barrages en remblai. Les réseaux à fonctions de base radiales (*RBF, Radial Basis Function*) ont été utilisés. Un réseau de neurones rétropropagation à trois couches avec une topologie (RBF 9-19-1), a été trouvé comme étant optimal. Les résultats ont montré qu'un réseau neuronal de base radiale bien formé pouvait prédire le tassement sismo-induit des barrages en enrochement avec une précision très acceptable ($R^2=0,989$, $RMSE=0,004260$ et $E=0,989736$).

Javdanian et Pradhan (2019) ont présenté une étude se focalisant sur la prévision des déformations des pentes des barrages en terre sous l'effet des sollicitations sismiques (D_{ave}). Une base de données contient 103 cas réels de déformation de barrages en remblai dus à des tremblements de terre a été utilisée pour développer deux modèles neuronaux, notamment les réseaux de neurones à action directe (FBNN) et les réseaux de neurones à fonctions de base radiales (RBFNN). Deux modèles ont été développés pour prédire les déformations des pentes des barrages en terre causées par le séisme. La magnitude des tremblements de terre (M_w), le rapport d'accélération (a_y/a_{max}) et le rapport de période fondamentale (T_d/T_p) ont été considérés comme des facteurs déterminants ayant concouru à la déformation des barrages en terre (*Input variables*). La comparaison des résultats obtenus et ceux enregistrés a montré une précision raisonnable des deux modèles (FBNN: $R = 0.906$, $RMSE = 2.543$, $MAPE = 1.167$, $SI = 0.690$, $Bias = 0.186$) et (RBFNN : $R = 0.782$, $RMSE = 2.814$, $MAPE = 1.471$, $SI = 0.764$, $Bias = 0.584$). Enfin, la précision des modèles développés a été évaluée par rapport à certaines relations et modèles conventionnels conçus pour estimer les déformations sismiques des barrages en terre (Makdisi et Seed, 1978; Hynes-Griffin et Franklin, 1984; Ambraseys et Menu, 1988; Jibson 2007; Saygili et Rathje, 2008).

Dans le même contexte que l'étude précitée de Javdanian et Pradhan (2019), et avec la même base de donnée, Cai et al., (2020) ont utilisé deux autre techniques d'AI pour prédire la valeur de D_{ave} , à savoir, la méthode de traitement des données par groupe (GMDH, *Group Method of Data Handling*) et la régression multivariée par spline adaptative (MARS). Les résultats ont été acceptables pour les deux modèles (GMDH : $R^2(appr) = 0.8489$, $R^2(test) = 0.8459$) et (MARS: $R^2(appr) = 0.8905$, $RMSE(appr) = 0,5070$, $R^2(test) = 0,8956$, $RMSE(test) = 0,4653$).

8.3. Procédures de recherche

Les étapes suivantes sont effectuées dans cette étude pour développer les modèles ANN :

- 1) Construire deux bases de données représentatives différentes, D1 (150 observations historiques y compris les cas de liquéfaction) et D2 (109 observations à l'élimination des cas de tassement dus à la liquéfaction) (Voir l'annexe A) pour différents cas, c'est-à-dire différents ensembles de variables entrées-sorties (Sets) en utilisant des cas recueillis qui couvrent des barrages dont les comportements ont été entièrement documentés après des séismes bien enregistrés (Singh et Debasis, 2009).
- 2) Établir des relations directes entre les ensembles sélectionnés de variables d'entrée et des variables de sortie obtenues à l'aide des modèles neuronaux (ANN1 et ANN2). Pour mieux

situer les performances des ANN, deux modèles de régression multiple, méthode de référence dans le domaine de la régression, sont également développés (RM1 et RM2).

- 3) Performance des modèles développés à l'aide de certains indices de performance prédictive (IP).
- 4) Exploitation des modèles ANN développés : Importance relative des variables d'entrée.
- 5) Comparaison avec d'autres approches: pour ce faire, des cas de barrages différents documentés sont sélectionnés (barrage Fujinuma, barrage Upper San Fernando, barrage Kaddara). L'exactitude des modèles développés est comparée d'une part aux résultats des simulations numériques, d'autre part, avec les résultats obtenus par l'application de certaines méthodes dynamiques simplifiées adéquates.

8.4. Construction des bases de données

Un modèle ANN basé sur un apprentissage élaboré est capable d'adopter la compréhension physique entre les variables et peut générer des résultats plus efficaces que les techniques de prédiction conventionnelles. L'exigence la plus importante pour évaluer la réponse sismique des barrages en remblai, en utilisant l'intelligence artificielle est d'avoir une base de données consistante, fiable et incluant les variables les plus significatives dans le problème. Il est important de bien comprendre les variables d'entrée et de sortie à partir d'une analyse statistique des données avant la modélisation du ANN, ce qui peut faciliter la conception d'un réseau efficace.

Singh et Debasis (2009) ont rassemblé et classé 152 cas publiés de la réponse sismique des barrages en remblai, dans différentes parties du monde. Ces données couvrent les barrages dont leurs réponses sismiques ont été entièrement documentées, après des séismes bien enregistrés. De plus, ces données contiennent des cas publiés d'une grande variété d'ouvrages en remblai telles que des barrages en terre et des barrages en enrochement.

Dans cette étude, les bases de données construites ont été principalement exprimées en termes de type de barrage (DT), des caractéristiques géométriques de barrage (H), des caractéristiques de la sollicitation sismique (M_w , a_{max} , T_p) et, des caractéristiques géotechniques (a_y , T_d). Où les paramètres DT, H, M_w , a_{max} , T_p , a_y et T_d représentent respectivement le type de barrage, la hauteur du barrage, la magnitude du séisme, l'accélération maximale horizontale du séisme, la période sismique prédominante, l'accélération critique et la période fondamentale du barrage. Les valeurs des paramètres de base (inputs), ont été utilisées sous forme adimensionnelle (DT , M_w , a_y/a_{max} , T_d/T_p) pour prédire le tassement relative de la crête des barrages en remblai soumis aux séismes $\Delta h/H$ (Tableau 8.1).

Une procédure de sélection des ensembles de données (sets) a été effectuée pour diviser les données à utiliser dans les deux phases d'apprentissage et de test de manière à ce que les paramètres statistiques des deux catégories restent aussi proches que possible (Masters 1993). Pour les bases de données de petite taille (tel que le cas dans cette étude), Il est recommandé de partager l'ensemble des données en deux sous-ensemble. Le premier sous-ensemble servira lors de la construction du modèle ANN à l'apprentissage, il représentera 70% de l'ensemble des données (set d'apprentissage). Le deuxième sous-ensemble qui représente les 30% restante de l'ensemble des données aura pour mission d'effectuer le test de validation (set de test).

Tableau 8.1 : Description des bases de données utilisées dans étude.

Base de données	Variable d'entrée (Input)	Variable de sortie (Output)	Remarque
D1	Type de barrage (DT) Taux d'accélération critique (a_y / a_{max}) Taux de période fondamentale (T_d / T_p) Magnitude du séisme (M_w)	Tassement relatif ($\Delta h / H$)	151 observations historiques
D2	Type de barrage (DT) Taux d'accélération critique (a_y / a_{max}) Taux de période fondamentale (T_d / T_p) Magnitude du séisme (M_w)	Tassement relatif ($\Delta h / H$)	109 observations historiques excepté les cas enregistré avec liquéfaction

Les paramètres statistiques détaillés, des variables d'entrée (c.-à-d. DT , M_w , a_y/a_{max} , T_D/T_P) et des variables de sortie (c.-à-d. $\Delta h / H$) pour la phase d'apprentissage (entraînement) et la phase de test (validation) sont présentés au tableau 8.2.

Tableau 8.2 : Paramètres statistiques des bases de données utilisées dans cette étude.

Base de données	Variable	Set	Min	Max	Moy	Std.Dv
D1	$D.T$	Apprentissage	1	12	6,895	2,214
		Test	1	13	5,222	2,762
	$H (m)$	Apprentissage	2,5	235	42,324	40,353
		Test	4,5	235	31,716	39,946
	M_w	Apprentissage	4,5	8,3	7,023	0,828
		Test	4,6	8,3	7,051	0,856
	$a_{max} (g)$	Apprentissage	0,004	0,9	0,284	0,211
		Test	0,005	0,8	0,303	0,213
	$T_P (s)$	Apprentissage	0,25	0,96	0,378	0,131
		Test	0,25	0,7	0,364	0,117
	$T_D (s)$	Apprentissage	0,05	2,74	0,582	0,439
		Test	0,05	2,74	0,465	0,459
	$a_y (g)$	Apprentissage	0	0,55	0,163	0,111
		Test	0	0,5	0,158	0,112
	$\Delta h (m)$	Apprentissage	0,001	32	1,324	3,770
		Test	0,001	9,26	0,845	1,660
	T_D/T_P	Apprentissage	0,133	4,938	1,757	1,213
		Test	0,117	10,960	1,484	1,739
	a_y/a_{max}	Apprentissage	0,000	50,000	2,266	6,139
		Test	0,000	40,000	2,383	7,222
	$\Delta h / H$	Apprentissage	0,000	1,359	0,113	0,251
		Test	0,000	0,975	0,106	0,208
D2	$D.T$	Apprentissage	3	10	7,211	1,586
		Test	1	13	6,121	2,534
	$H (m)$	Apprentissage	4	148	58,728	40,411
		Test	4,6	235	40,627	43,763
	M_w	Apprentissage	4,5	8,3	7,012	0,816
		Test	4,6	8,3	6,773	1,024
	$a_{max} (g)$	Apprentissage	0,01	0,9	0,254	0,212
		Test	0,004	0,8	0,262	0,232
	$T_P (s)$	Apprentissage	0,25	0,96	0,393	0,144
		Test	0,25	0,63	0,335	0,099
	$T_D (s)$	Apprentissage	0,05	1,58	0,765	0,415
		Test	0,05	2,74	0,573	0,490
	$a_y (g)$	Apprentissage	0,04	0,55	0,198	0,097
		Test	0,01	0,46	0,180	0,096
	$\Delta h (m)$	Apprentissage	0,001	2,5	0,204	0,423
		Test	0,001	2	0,259	0,525
	T_D/T_P	Apprentissage	0,156	4,938	2,094	1,228
		Test	0,1167	10,96	1,914	1,873
	a_y/a_{max}	Apprentissage	2,134	3,978	19,121	4,143
		Test	5,426	11,901	7,452	2,818
	$\Delta h / H$	Apprentissage	0,0002	0,41	0,040	0,071
		Test	0,0003	0,63	0,095	0,146

8.5. Développement des modèles prédictifs

Deux bases de données ont été construites. Par conséquent, ces bases de données ont été utilisées pour développer quatre modèles prédictifs (ANN1, ANN2, MR1 et MR2). On veut tout d'abord analyser le comportement de la régression multiple (MR), méthode de référence dans le domaine de la régression. Puis, on pourra mieux situer les performances des ANN. Les détails de l'élaboration de ces modèles ont été discutés ci-dessous.

8.5.1. Modélisation par La régression multiple (RM)

Les mêmes bases de données utilisées lors de l'élaboration des modèles ANN ont été utilisées dans le développement des modèles de régression multiple MR.

La synthèse de la régression multiple pour les deux modèles développés MR1 et MR2 est résumée dans le tableau suivant :

Tableau 8.3 : Performance des modèles MR optimaux.

Modèle	Equation mathématique	R ²	RMSE
MLR1	$\ln\left(\frac{\Delta h}{H}\right) = -7.66885 - 0.09141 (DT) - 0.39772 \ln\left(\frac{a_y}{a_{max}}\right) - 1.70869 \ln\left(\frac{T_d}{T_p}\right) + 0.29602 M_w$	0,607	2,28024
MLR2	$\ln\left(\frac{\Delta h}{H}\right) = -7.87675 - 0.09464 (DT) - 0.25101 \ln\left(\frac{a_y}{a_{max}}\right) - 1.97761 \ln\left(\frac{T_d}{T_p}\right) + 0.35861 M_w$	0,508	2.07260

8.5.2. Modélisation par les réseaux de neurones

Dans cette étude, nous avons testé deux modèles (FBNN1, FBNN2) ayant des configurations différentes, pour chaque modèle nous avons retenu la meilleure configuration, c'est-à-dire le nombre optimum de neurones dans l'unique couche cachée qui donne les meilleures performances. Toutes les configurations ont été entraînées et testées sur les mêmes ensembles de données.

Le réseau FBNN utilisé est un réseau à trois couches, avec une fonction de transfert hyperbolic tangent (Tansig) dans la couche cachée et une fonction de transfert linéaire (Purelin) dans la couche de sortie. Un ensemble de test dont la dimension a été fixée à 30 % de l'ensemble des données est utilisé afin d'éviter le sur-apprentissage. L'apprentissage est arrêté lorsque l'erreur sur l'ensemble de test commence à croître. Le processus d'apprentissage a été activé pour atteindre un objectif de performance de 10^{-7} pour un nombre maximal d'époques de 1000. Le taux d'apprentissage adopté était de 0,001. La fonction de performance utilisée pour l'apprentissage est

basée sur les erreurs quadratiques moyennes (MSE) entre les sorties observées et les prévisions du réseau. Une faible erreur quadratique moyenne au cours de l'apprentissage suggère que la construction du réseau est de bonne qualité.

Les modèles FBNN ont été développés en utilisant l'environnement de programmation Matlab (2017b).

8.5.2.1. Prétraitement des bases de données

L'algorithme d'apprentissage fonctionne mieux lorsque toutes les données sont mises à l'échelle dans la même plage. Dans la présente étude, les valeurs d'entrée et de sortie sont mises à l'échelle de -1 à 1 à l'aide de l'équation suivante :

$$V_{normalized} = \frac{2(V-V_{min})}{(V_{max}-V_{min})} - 1 \quad (8.2)$$

Où V_{min} et V_{max} sont les valeurs minimale et maximale du paramètre correspondant, $V_{normalized}$ est la valeur mise à l'échelle du paramètre.

Les bases de données ont été divisées en deux ensembles, à savoir l'ensemble d'apprentissage et l'ensemble de test. L'ensemble d'apprentissage comprend 70 % des données (106 points de données pour D1 et 76 points de données pour D2), tandis que 30 % des données (45 points de données pour D1 et 33 points de données pour D2) ont été pris en compte pour l'ensemble de test.

8.5.2.2. Evaluation des performances de prédiction

Dans cette étude, Pour évaluer la performance prédictive des modèles ANN, des intervalles de prédiction incluant le coefficient de corrélation (R), La racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE), L'erreur moyenne absolue (MAE), le coefficient d'efficacité (E), l'indice d'accord (d) et l'indice global de performance (OI) sont calculés pour chaque modèle prédictif.

Afin de justifier l'exactitude des modèles ANN développés, des indices de performance cités ci-dessus sont calculés pour chaque modèle (Tableau 8.4 et 8.5). En plus, un indice de performance (IP) est établi à cette fin comme suit :

$$IP = [(R + E + d + OI) - (RMSE + MAE)] \quad (8.3)$$

Comme nous l'avons mentionné précédemment R , E , d , OI , $RMSE$ et MAE ont leurs propres valeurs de fiabilité à utiliser pour vérifier la précision des modèles. Théoriquement, la valeur IP des excellents modèles de prévision est égale à 4 comme prévu. Si l'on considère les indices des équations individuelles et combinées qui sont présentés ici, le modèle ayant la valeur IP la plus

élevée devrait être le plus fiable et le plus précis (Yagiz et al., 2012).

Les valeurs IP calculés pour chaque modèle sont également mentionnées dans les Tableau 8.4 et 8.5.

8.6. Résultats et discussion

8.6.1. Architectures optimales des ANN

La détermination du nombre approprié de couches cachées et du nombre de nœuds cachés (NCC) est l'une des tâches les plus critiques dans la conception des ANN. L'approche d'essai et d'erreur a été effectuée pour trouver le nombre optimal de neurones dans la couche cachée des modèles. Le modèle a été déterminé en variant le nombre de neurones, en commençant par un minimum de $(\sqrt{N_{\text{inp}} \times N_{\text{out}}})$, avec N_{inp} nombre d'entrées, et N_{out} nombre de sorties (Masters, 1993), puis en augmentant la taille du réseau, en ajoutant 1 neurone chaque fois. Il convient de noter que $(2 \times N_{\text{inp}} + 1)$ est la limite supérieure du nombre de neurones de la couche cachée nécessaires pour cartographier toute fonction continue (Hecht-Nielsen, 1990).

Afin d'évaluer les performances des modèles développés, des corrélations croisées entre les valeurs observées et les valeurs prévues sont utilisées.

Les tableaux 8.4 et 8.5 présentent les valeurs des paramètres statistiques obtenues, avec différents nombres dans la couche cachée.

Tableau 8.4 : Valeurs des paramètres statistiques pour le modèle FBNN1 avec différents nombres dans la couche cachée.

Géométrie*	R	RMSE	MAE	E	d	IO	IP
4-2-1	0,871	0,04105	0,01407	0,759	0,936	0,834	3,345
4-3-1	0,866	0,04183	0,02225	0,749	0,914	0,829	3,294
4-4-1	0,938	0,02902	0,00988	0,879	0,970	0,908	3,656
4-5-1	0,919	0,03299	0,01725	0,844	0,953	0,886	3,552
4-6-1	0,896	0,03711	0,01566	0,803	0,943	0,860	3,449
4-7-1	0,876	0,04023	0,02077	0,768	0,933	0,840	3,356
4-8-1	0,877	0,04012	0,00799	0,769	0,944	0,840	3,383
4-9-1	0,849	0,04413	0,0202	0,721	0,915	0,812	3,232

* le gras fait référence au meilleur modèle.

Tableau 8.5 : Statistiques du modèle FBNN2 avec différents nombres dans la couche cachée.

Géométrie*	R	RMSE	MAE	E	d	IO	IP
4-2-1	0,844	0,00491	0,00225	0,712	0,906	0,817	3,272
4-3-1	0,954	0,00273	0,00139	0,911	0,975	0,934	3,770
4-4-1	0,914	0,00371	0,00134	0,836	0,945	0,888	3,578
4-5-1	0,904	0,00391	0,00144	0,817	0,957	0,877	3,551
4-6-1	0,879	0,00430	0,00175	0,775	0,926	0,853	3,426
4-7-1	0,845	0,00489	0,00217	0,714	0,907	0,818	3,278
4-8-1	0,840	0,00497	0,00158	0,705	0,912	0,813	3,263
4-9-1	0,874	0,00440	0,00180	0,765	0,932	0,847	3,411

* le gras fait référence au meilleur modèle.

Les résultats des tableaux ci-dessus montrent donc que pendant la phase d'apprentissage, les valeurs prédites sont assez proches des valeurs observées, car leurs valeurs R sont supérieures à 0,8 (Smith, 1986).

La comparaison entre les valeurs observées et prévues du tassement relatif ($\Delta h/H$) est illustrée aux figures 8.1-8.4 pour l'ensemble des données.

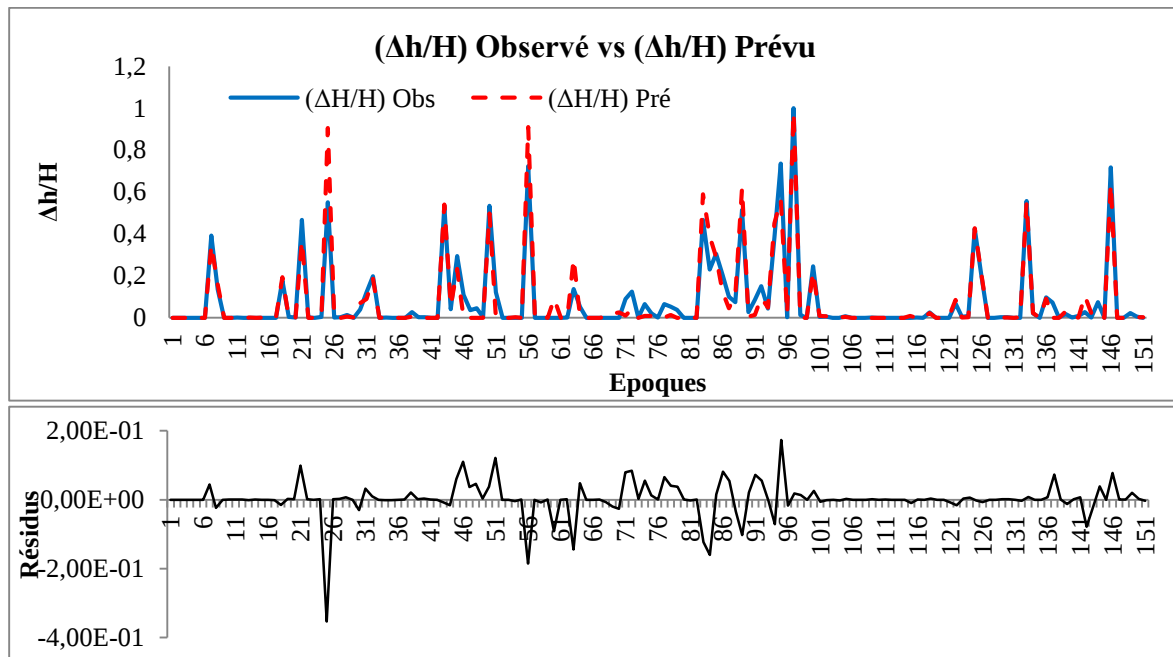


Figure 8.1 : Comparaison des valeurs observées avec les valeurs prévues (FBNN1).

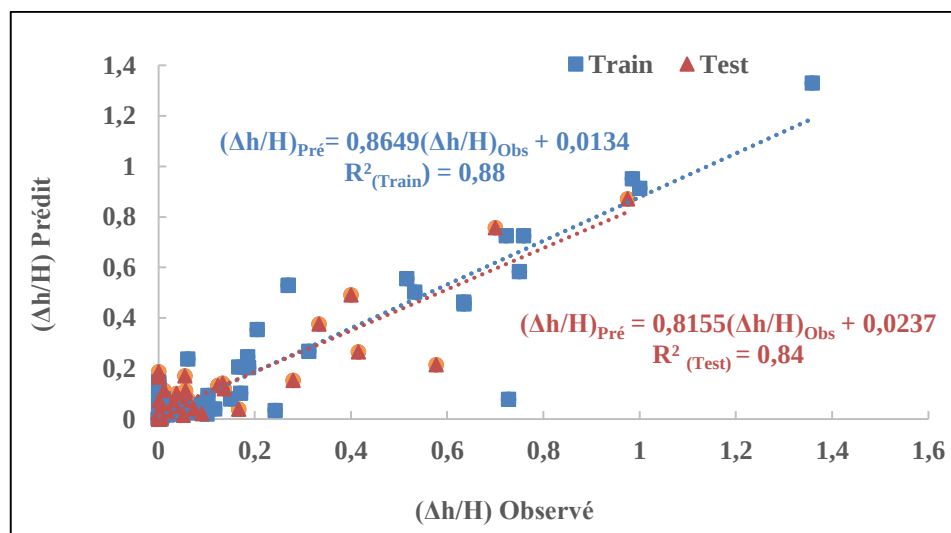


Figure 8.2 : Corrélation entre les valeurs observées et les valeurs prévues (FBNN1).

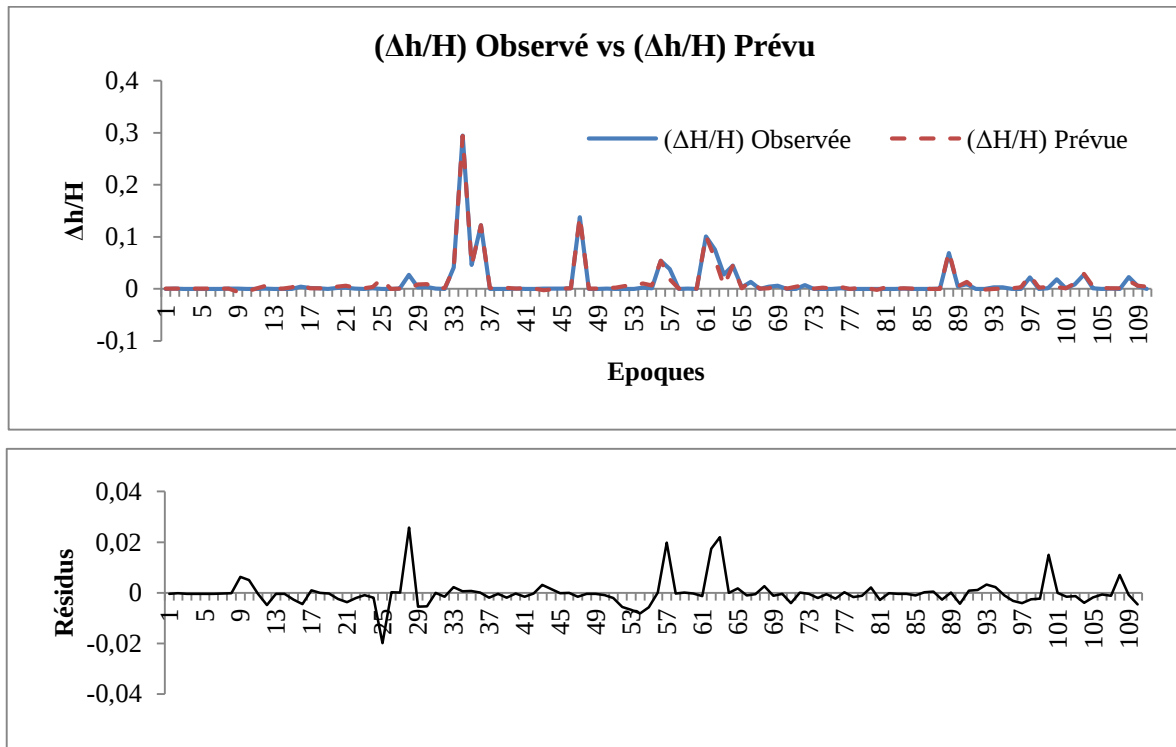


Figure 8.3 : Comparaison des valeurs observées avec les valeurs prévues (FBNN2).

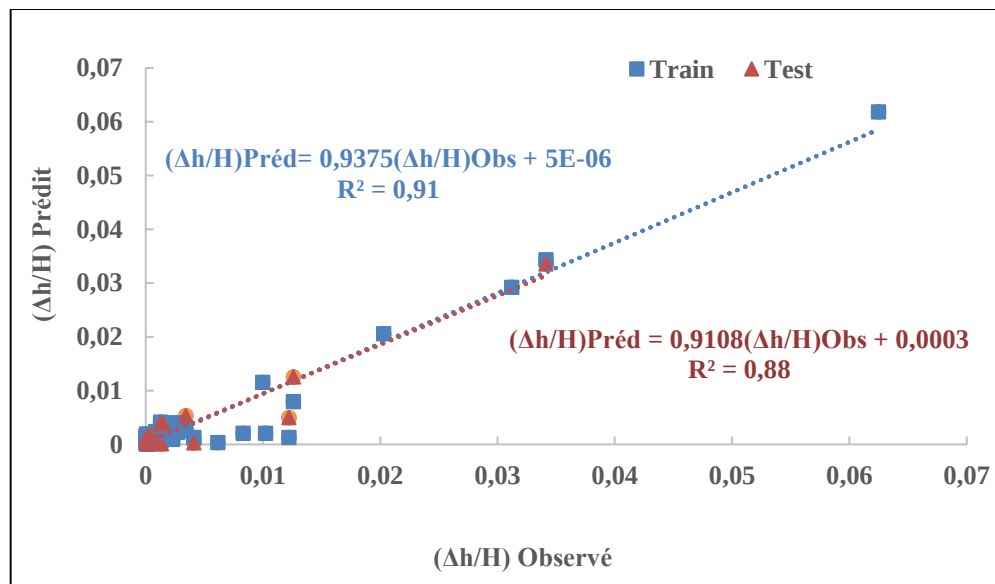


Figure 8.4 : Corrélation entre les valeurs observées et les valeurs prévues (FBNN2).

La comparaison révèle que les valeurs prévues sont proches des valeurs observées. Cet accord démontre la fiabilité des modèles ANN développés pour prédire le tassement relatif de la crête sous séisme ($\Delta h/H$) pour les barrages en remblai.

8.6.2. Comparaison de modèles développés

Les résultats de performance des modèles neuronaux développés sont rassemblés et confrontés entre eux dans le tableau 8.6.

Tableau 8.6: Comparaison des résultats obtenus par les modèles prédictifs FBNN.

Modèle	Set	R	RMSE	MAE	E	d	IO	ΣPI
FBNN1	Apprentissage	0,938	0,02902	0,00988	0,879	0,970	0,908	7,208
	Test	0,919	0,03299	0,01725	0,844	0,953	0,885	
FBNN2	Apprentissage	0,954	0,02746	0,00139	0,911	0,975	0,934	7,414
	Test	0,939	0,02865	0,00219	0,882	0,970	0,909	

Le tableau 8.6 indique que les deux modèles neuronaux développés ont donné des résultats proches, en prédisant des résultats à faible erreur. De plus, les performances de la phase d'apprentissage indiquent que le processus d'entraînement des modèles prédictifs optimaux est réussi. La phase de test révèle que la capacité de généralisation des modèles développés est très satisfaisante.

Enfin, Le tableau 8.7 présente les performances des modèles développés (ANN et MLR).

Tableau 8.7 : Comparaison entre les meilleurs modèles prédictifs (ANN vs MLR).

Modèle	Set	R ²	RMSE
FBNN1 (4-4-1)	Apprentissage	0,882	0,02902
	Test	0,837	0,03299
MLR1	Toutes les données	0,607	2,28024
FBNN2 (4-3-1)	Apprentissage	0,910	0,02746
	Test	0,884	0,02865
MLR2	Toutes les données	0,508	2,07260

D'après les résultats obtenus, il est conclu que la précision du modèle ANN est nettement meilleure que celle des modèles MR, et que le problème en cause a une non-linéarité élevée. En fait, la supériorité du ANN augmente à mesure que la dimensionnalité et/ou la non-linéarité du problème augmente.

8.6.3. Analyse de l'importance des variables d'entrée

Afin d'examiner la compétence descriptive des modèle ANN développés, nous avons appliqué l'approche du poids de connexion (Olden et al., 2004) pour déterminer l'influence des variables d'entrée sur la valeur du tassement de crête sous séisme.

Les poids et biais individuels des modèles FBNN1 et FBNN2 sont présentés aux tableaux 8.8 et 8.9, respectivement.

Tableau 8.8 : Poids et biais de connexion associés au modèle FBNN1.

Neuron	W1				W2	biais	
	Variable d'entrée				Sortie		
	DT	a_y/a_{max}	T_d/T_p	M_w	$\Delta h/H$	b_{hk}	b_0
1	-0,1928	0,3712	-0,1545	0,0939	-0,1928	-4,1870	0,3594
2	0,1208	0,2500	0,2050	-0,2976	0,1208	2,0935	
3	-0,0982	0,2868	-0,2845	-0,1865	-0,0982	0,0000	
4	0,1959	0,2400	0,2773	0,1865	0,1959	-2,0935	

Tableau 8.9: Poids et biais de connexion associés au modèle FBNN2.

Neuron	W1				W2	biais	
	Variable d'entrée				Sortie		
	DT	a_y/a_{max}	T_d/T_p	M_w	$\Delta h/H$	b_{hk}	b_0
1	2,669	-2,480	-1,661	-1,223	0,594	-4,187	-0,499
2	0,786	-2,208	-2,032	2,813	0,717	-2,094	
3	3,951	-0,059	-1,250	-0,594	-0,146	0,000	

Le tableau 8.10 présente les résultats obtenus.

Tableau 8.10 : Importance relative des variables d'entrée par l'approche des poids de connexions pour la prédiction de $(\Delta h/H)$.

Variables d'entrée	FBNN1			FBNN2		
	Valeurs de S_i	Classement Des variables d'entrée	Importance Relative (%)	Valeurs de S_i	Classement Des variables d'entrée	Importance Relative (%)
DT	-0,216	2	28,09	1,674	4	29,44
a_y/a_{max}	0,769	1	100	-5,687	1	100
T_d/T_p	0,192	3	24,97	-3,546	2	63,25
M_w	-0,115	4	14,95	3,497	3	61,49

L'approche des poids de connexion présente l'avantage de connaître l'effet positif ou négatif des variables d'entrée sur la sortie. Cependant, pour le model FBNN1, on peut voir que le tassement de la crête sous séisme augmente par l'accroissement de la valeur (M_w et DT) avec des valeurs S_j positive et diminue par (a_y/a_{max}) et (T_d/T_p) avec des valeurs S_j négative. La figure 8.5 présente l'importance relative des variables d'entrée en pourcentage.

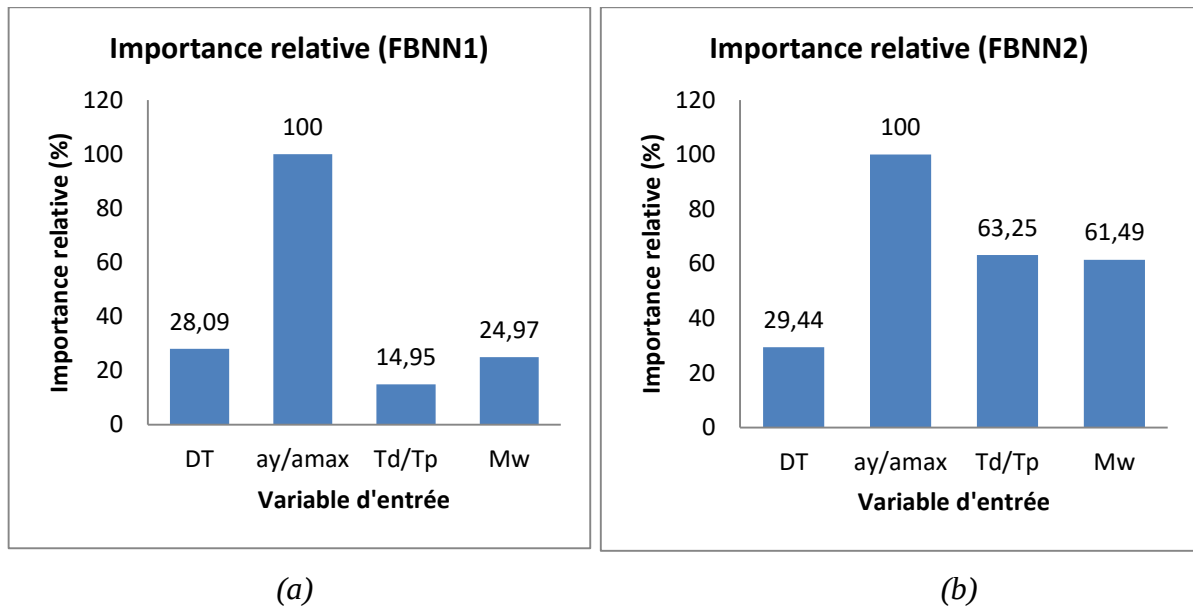


Fig.8.5: Importance relative des variables d'entrée par approche des poids de connexions : (a) FBNN1; (b) FBNN2.

On peut constater que, pour les deux modèles développés, (a_y/a_{max}) est le paramètre d'entrée le plus important. Ce qui conforme bien avec des études précédentes (Singh et Debasis, 2009; Javdanian et Pradhan, 2019 ;...).

8.7. Comparaison des modèles développés avec autre méthodes

La justification des hypothèses et la validation des résultats de toutes les approches d'analyse sismique des barrages en remblai sont peu mises en évidence dans la littérature. Pour ce faire, On propose dans cette partie d'appliquer et de comparer les résultats de calculs par les modèles développés aux différentes approches d'analyses dynamiques les plus connues.

Cette section décrit des études de cas de barrage bien documentés tirés de la littérature (avec le phénomène de liquéfaction: barrage Fujinuma et barrage Upper San Fernando), en plus du barrage Kaddara, et qui sont principalement choisi pour valider et comparer les modèles

développés des réseaux de neurones artificiels mentionné ci-dessus, avec les principales méthodes d'analyse sismique citées auparavant (Chapitre 2).

Les procédures utilisées pour estimer les nouveaux paramètres (T_p , T_d et a_y) sont conformes à ceux utilisées par Singh et Debasis (2009). Aussi, Les résultats par ANN de chaque cas sont également obtenus à l'aide du programme MATLAB.

Le tableau 8.11 montre les variables d'entrée sélectionnées pour chacun des trois cas utilisés.

Tableau 8.11 : Données utilisée pour prédire le tassement relatif par les modèles ANN.

N°	Barrage	Dis.Epi* (km)	Date du séisme	Variable d'entrée							Sortie	Référence
				DT	H (m)	M_w	a_{max} (g)	T_p (s)	T_d (s)	a_y (g)	Δh_{obs} (cm)	
1	Fujinuma (barrage en terre)	80	séisme de Tohoku le 11/03/2011	3	18.5	9	0.31	0.32	0.24	0.01	160	Charatpangoon (2014) Veylon et al. (2018)
2	Upper San Fernando (barrage en terre)	11	séisme de San Fernando le 02/09/71	6	25	6,6	0,45	0,32	0,38	0,13	90	Singh et Debasis (2009)
3	Kaddara (barrage en terre- enrochement)	20	séisme de Boumerdas le 21/05/2003	8	106	6,8	0,23	0,32	1,35	0,30	02	Louadj et al. (2009)
* Dis.Epi : Distance épiscopale.												

Les résultats des tassements des trois barrages par différentes méthodes sont rassemblés et confrontés entre eux dans le tableau 8.12.

Tableau 8.12 : Comparaison des tassements maximums induits par séisme calculés par différentes approches.

Barrage	Méthode simplifiée		Simulation numérique (2-D)			ANN	
	Bureau (2012)	Swaigood (2003)	PLAXIS	FLAC	ABAQUS	FBNN1	FBNN2
Upper San Fernando	/	/	83 ⁽¹⁾	88 ⁽²⁾	/	115,84	/
ER (%)*	/	/	7-,78	-2,22	/	28,72	/
Fujinuma	3,10	7,57	/	/	110 ⁽³⁾	145,56	/
ER (%)	-98,06	-95,27	/	/	-31,25	-9,38	
Keddara	12,35	7,62	/	12 ⁽⁴⁾	/	14,52	9,20
ER (%)	517,5	281	/	500	/	626	360
$ER = \frac{\Delta h_p - \Delta h_o}{\Delta h_o} \cdot 100$ * : ER=Erreur Relative ; , ou : Δh_p est le tassement prédit et Δh_o est le tassement observé. (1) Cette étude (Chapitre 5). (2) d'après Beaty et Byrne (2011). (3) d'après Abbas et al. (2012). (4) d'après Louadj et al. (2018).							

Comme le montre les résultats du tableau 8.12, d'après les calculs conventionnels, en dehors des remblais sensibles à la liquéfaction (cas du barrage Keddara), les différentes méthodes offrent des résultats assez proches. Par contre, pour les cas impliquant la liquéfaction, seules les méthodes numériques qui prennent en considération l'effet de l'interaction hydromécanique peuvent donner des résultats acceptables. En particulier, la complexité comportementale des barrages en terre sous des sollicitations sismiques, en cas impliquant la liquéfaction, peut avoir pour effet que les méthodes simplifiées ne reflètent pas tous les facteurs contribuant à la réponse de ce type de barrages.

D'autre part, La confrontation des résultats de calculs issus des modèles de réseaux de neurones artificiels développés dans ce chapitre (FBNN1, FBNN2) aux observations in situ ont montré une assez bonne adéquation. Ces résultats pourraient être encore améliorés avec des bases de données plus représentatives et plus pertinentes.

8.8. Conclusion

Généralement, les études sismiques sont lourdes et onéreuses. En effet, l'application des différentes approches dynamique pour évaluer la réponse des barrages en remblai et leur comparaison, est recommandée pour porter un jugement fondé sur des ouvrages aussi volumineux que les barrages en remblai.

Suivant les études effectuées dans ce chapitre, l'utilisation de l'approche de réseaux de neurones artificiels (ANN) pour modéliser la relation complexe entre les paramètres de la sollicitation sismique, d'une part et les principales propriétés hydrauliques et géotechniques des barrages d'autre part pourraient devenir parmi les méthodes les plus utilisées pour prédire le comportement sismique des barrages en remblai.

Également, à travers cette étude, on peut tirer les points suivants :

- En dehors des cas de barrages sensibles à la liquéfaction, les modèles ANN de type FB (Feed-forward Back-propagation) estiment assez bien les tassements relatifs maximums sous séisme dans les barrages en remblai.
- Les comparaisons effectuées entre les méthodes numériques et les ANN, révèlent que ces dernières peuvent donner des approximations encourageantes. dans la mesure que la simulation numérique de la liquéfaction nécessite d'utiliser des approches plus complexes.
- Confirmer l'inaptitude des méthodes simplifiées conventionnelles à prédire les déplacements permanents des barrages sensible à la liquéfaction.

Enfin, l'adoption de méthodes de calcul avancées (IA) peut certainement constituer une étape efficace vers l'atténuation de l'incertitude concernant l'estimation du comportement sismique des barrages en terre sous l'effet des sollicitations sismiques.

CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

À l'issue de cette thèse, ce chapitre résume les résultats auxquels nous sommes parvenus, il décrit les différentes recommandations pour la poursuite des recherches.

❖ Rappel du contexte et des objectifs

Comme décrit dans l'introduction générale de cette thèse, les principaux objectifs de cette recherche étaient (a) d'examiner l'état actuel des connaissances relatives au comportement sismique des barrages en terre et les différentes approches d'analyse disponibles (conventionnelles et innovantes), afin d'établir et d'améliorer encore les connaissances actuelles et (b) de montrer l'effet de l'interaction hydromécanique (fluide interstitielle-matrice solide) sur le comportement sismique des barrages en terre à travers l'analyse dynamique des cas de barrages en terre impliquant la liquéfaction (c) de contribuer au développement de modèles d'intelligence artificielle pour la prédiction des principaux aspects de la réponse sismique des barrages en terre (déplacements permanents, stabilité). D'autre part, de comparer et valider les résultats obtenus par différentes approches. Les trois objectifs de la recherche, tels qu'ils ont été décrits dans l'introduction de la thèse, ont été présentés dans les chapitres précédents.

Le premier objectif, qui consistait à passer en revue la littérature disponible et à présenter les principales informations trouvées concernant la performance et l'analyse des barrages en terre, a été présenté dans les chapitres 1 et 2. Le second objectif, qui était d'établir une méthodologie pour modéliser l'interaction hydromécanique et d'explorer ses effets sur le comportement sismique des barrages en terre, a été présenté dans les chapitres 3 et 4. Enfin, le troisième objectif, qui était de contribuer à la prévision du comportement des barrages en terre en utilisant un réseau de neurones artificiels combiné à des résultats numériques et de terrain pour évaluer les effets de différentes approches de modélisation, a été présenté dans les chapitres 6, 7 et 8.

❖ Résumé des conclusions

➤ Simulation numérique du barrage Upper San Fernando

Nous avons étudié, dans cette partie, l'effet de la liquéfaction sur la réponse sismique des barrages en terre, pour illustrer plus généralement les effets de l'interaction hydromécanique fluide interstitielle-squelette solide, dans le contexte d'un cas historique bien documenté (Barrage Upper

San Fernando). Les principales conclusions de cette recherche sont les suivantes:

- La complexité du phénomène de liquéfaction nous oblige à prendre un soin particulier dans l'interprétation des résultats et leur utilisation dans la conception.
- Les calculs effectués ont confirmé que les relations constitutives UBC3D-PLM et PM4Sand sont capables de simuler la liquéfaction et de construire les principaux mécanismes de ce phénomène.
- Dans le contenu plus général de l'analyse sismique des barrages en terre, non seulement la théorie des équations directrices mais aussi la relation constitutive influencent le plus les résultats et, dans les cas extrêmes, ne permettent pas de reconnaître une défaillance potentielle (par exemple, cas de liquéfaction).

➤ **Modélisation et prédiction de la stabilité sismique des digues en terre par approche couplée MN-ANN**

Dans cette partie de ce travail, nous avons adopté une approche consistant à coupler les méthodes numériques de l'analyse par éléments finis (*SRFEM*, *FELA*) et le réseau de neurones artificiel (ANN) afin de prédire la stabilité sismique des digues en terre homogènes soumises à des charges sismiques de type pseudo-statiques (*FS*, *kc*). Pour y parvenir, les résultats de *FS* et *kc* obtenus par des simulations numériques ont été utilisés dans le développement des modèles neuronaux.

L'étude relative à l'application des ANN pour modéliser et prédire les facteurs de sécurités sismiques *FS* des digues en terre a permis de tirer les conclusions suivantes :

- La prédiction des facteurs de sécurité nécessite l'utilisation des intervalles de variables identifiés pour construire une base de données représentative. Pour un ensemble spécifique de variables indépendantes, le modèle FBNN (TP11-21-4) développé s'est avéré capable d'estimer les facteurs de sécurité avec précision.
- La gamme de coefficient de corrélation des facteurs de sécurité *FS(i)* est de (94,35% à 99,82%). L'erreur estimée est très faible, ce qui indique que l'approche est applicable avec précision et rapidité par rapport à d'autres techniques (méthodes conventionnelles et numériques).

L'étude relative à l'application des ANN pour modéliser et prédire le coefficient sismique critique *kc* des digues en terre a permis de tirer les conclusions suivantes :

Les principales conclusions de l'étude relative à l'application des ANN pour modéliser et prédire le coefficient sismique critique *kc* des digues en terre sont les suivantes :

- Pour un ensemble spécifique de variables indépendantes, les modèles (TP 8-14-1) et (TP 4-4-1) s'avèrent capables d'estimer la valeur de k_c avec précision.
- Les résultats de l'analyse de sensibilité ont montré que l'angle de frottement (ϕ) est le paramètre le plus important affectant la valeur du coefficient k_c avec une importance relative de 29,40 %.
- les modèles ANN développés peuvent être utilisés comme une pratique alternative appropriée à la place des approches conventionnelles.

➤ **Modélisation neuronale de déformations permanentes induites par séisme**

L'objectif principal de cette partie est de contribuer au développement des modèles ANN pouvant prédire le tassement de crête des barrages en remblai provoqué par le séisme à partir des résultats d'observation in situ de cas historiques de barrages bien documentés. D'autre objectif est de valider les différentes approches d'évaluation de la réponse sismique des barrages en remblai à travers une comparaison des résultats obtenues par les modèles neuronaux développés dans ce chapitre avec ceux obtenus des simulations numériques, et des prédictions par différentes méthodes dynamiques simplifiées convenables.

Les travaux de cette partie ont permis de tirer les conclusions suivantes :

- Les modèles ANN de type FB (Feed-forward Back-propagation) développés estiment relativement bien les tassements relatifs maximums sous séisme dans les barrages en remblai. Ces tassements peuvent être prédits à partir des variables initiaux simples à déterminer tels que le type de barrage (DT), la hauteur du barrage (H), l'accélération critique (a_y), l'accélération horizontale maximale du séisme (a_{max}), la période fondamentale du barrage (T_D), la période prédominante du barrage (T_P) et la magnitude du séisme (M_w).
- Les comparaisons effectuées entre les méthodes de régressions multiples (RM) et les réseaux de neurones artificiels (ANN), révèlent la supériorité des modèles neuronaux.
- L'utilisation de la technique neuronale s'avère intéressante quand le nombre d'observations et le nombre des variables d'entrée prises en compte sont convenables.
- Les résultats de l'analyse de sensibilité ont montré que le taux d'accélération (a_y/a_{max}) est le paramètres d'entrée le plus important.
- Les modèles neuronaux développés ont été appliqués à des cas de barrages différents ayant fait l'objet de travaux antérieurs et validée par rapport à des résultats observés (barrage Upper San Fernando, barrage Fijunima, barrage Keddera). Cette validation révèle que ces modèles développés peuvent donner des approximations satisfaisantes.

❖ Perspectives

Sur la base des résultats de ce travail, ce qui suit est recommandé :

➤ **Modélisation numérique de l'effet de la liquéfaction**

On propose de faire les comparaisons suivantes

- Comparaison 2D vs. 3D (UBC3D-PLM, PM4Sand).
- Comparaison les résultats obtenus avec d'autres modèle : Formulation Finn-Byrne, Wang2D, Roth,...
- Comparaison : Analyse couplés biphasique (sol saturé) vs. Analyse couplés multiphasique (sol non saturé).
- Utiliser les relations de résistance résiduelle post-liquéfaction.

➤ **Modélisation et prédiction de la stabilité sismique**

- En appliquant la même technique adoptée dans cette recherche avec sélection des variables appropriées pour prédire la stabilité sismique (FS, kc) pour d'autres types de barrages en remblai.
- Pour le cas général des barrages en terre, on peut utiliser une méthode d'analyse dynamique sophistiquée (p.ex., analyse dynamique couplée) on prend en considération le système retenue-barrage-fondation et leurs interactions.

➤ **Modélisation et prédiction des déplacements sismo-induits**

En appliquant la même technique adoptée dans cette recherche avec des améliorations suivantes :

- Renforcer les bases de données par ajouter d'autre cas de déplacements sismo-induits, afin d'augmenter la représentativité des bases de données.
- Concevoir des bases de données plus homogènes selon des critères bien déterminés, par exemple, selon la technique de construction (anciens barrages, barrages modernes,...), type de barrages (petit barrages, barrage en terre, barrages en enrochements,...), afin de limiter l'intervalle de prédiction.
- Utiliser d'autres techniques d'intelligence artificielle (p.ex., Reseaux neuroflous, Algorithme génétique,...etc.)

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1]. Abbas, M., Takada, S., & Sepand, S. (2012). Fujinuma dam performance during 2011 Tohoku Earthquake, Japan and Failure Mechanism by FEM. In Lisboa: The 15th World Conference on Earthquake Engineering (15 WCEE).
- [2]. Adoko, A. C., Gokceoglu, C., Wu, L., & Zuo, Q. J. (2013). Knowledge-based and data-driven fuzzy modeling for rockburst prediction. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 61, 86-95.
- [3]. Alazba, A. A., Mattar, M. A., ElNesr, M. N., & Amin, M. T. (2012). Field assessment of friction head loss and friction correction factor equations. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 138(2), 166-176.
- [4]. Alemdag, S., Gurocak, Z., Cevik, A., Cabalar, A. F., & Gokceoglu, C. (2016). Modeling deformation modulus of a stratified sedimentary rock mass using neural network, fuzzy inference and genetic programming. *Engineering Geology*, 203, 70-82.
- [5]. Amari, S. I., Chen, T. P., & Cichocki, A. (1997). Stability analysis of learning algorithms for blind source separation. *Neural Networks*, 10(8), 1345-1351.
- [6]. Arrau, L., Ibarra, I., & Noguera, G. (1985). Performance of Cogoti dam under seismic loading. In *Concrete face rockfill dams—Design, construction, and performance* (pp. 1-14). ASCE.
- [7]. Baker, R., Shukha, R., Operstein, V., & Frydman, S. (2006). Stability charts for pseudo-static slope stability analysis. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 26(9), 813-823.
- [8]. Bardet, J. P., & Davis, C. A. (1996). Performance of San Fernando dams during 1994 Northridge earthquake. *Journal of geotechnical engineering*, 122(7), 554-564. DOI: 10.1061/(ASCE)0733-9410(1996)122:7(554).
- [9]. Barkhordari, K., & Entezari Zarch, H. (2015). Prediction of permanent earthquake-induced deformation in earth dams and embankments using artificial neural networks. *Civil engineering infrastructures journal*, 48(2), 271-283.
- [10]. Basheer, I. A. (2001). Empirical modeling of the compaction curve of cohesive soils. *Canadian Geotechnical Journal*, 38(1), 29-45.

-
- [11]. Beaty, M. H., & Byrne, P. M. (2011). UBCSAND constitutive model version 904aR. Documentation report. UBCSAND model on Itasca UDM.
- [12]. Beaty, M., & Byrne, P. M. (1998). An Effective Stress Model for Predicting Liquefaction Behaviour of Sand. In *Geotechnical Earthquake Engineering and Soil Dynamics III* (pp. 766-777). ASCE.
- [13]. Biot, M. A. (1941). General theory of three-dimensional consolidation. *Journal of applied physics*, 12(2), 155-164.
- [14]. Biot, M. A. (1962). Mechanics of deformation and acoustic propagation in porous media. *Journal of applied physics*, 33(4), 1482-1498.
- [15]. Bishop, A. W. (1955). The use of the slip circle in the stability analysis of slopes. *Geotechnique*, 5(1), 7-17.
- [16]. Bolton, M. D. (1986). The strength and dilatancy of sands. *Geotechnique*, 36(1), 65-78.
- [17]. Boulanger, R. W., & Ziotopoulou, K. (2017). PM4Sand (version 3.1): A sand plasticity model for earthquake engineering applications. Rep. No. UCD/CGM-17/01. Davis, CA: Center for Geotechnical Modeling, Dept. of Civil and Environmental Engineering, Univ. of California.
- [18]. Boulanger, R. W., Bray, J. D., Merry, S. M., & Mejia, L. H. (1995). Three-dimensional dynamic response analyses of Cogswell Dam. *Canadian geotechnical journal*, 32(3), 452-464. DOI: 10.1139/t95-048.
- [19]. Bourouis, M. M. E. A., Zadjajoui, A., & Djedid, A. (2015, May). Prédiction de l'indice CBR par une approche neuronale. 33èmes Rencontres de l'AUGC, ISABTP/UPPA, Anglet.
- [20]. Bureau, G., Volpe, R. L., Roth, W. H., & Udaka, T. (1985). Seismic analysis of concrete face rockfill dams. In *Concrete face rockfill dams—Design, construction, and performance* (pp. 479-508). ASCE.
- [21]. Caër, T. (2016). Interprétation structurale et équilibre mécanique: Le calcul à la rupture appliqué aux chaînes d'avant-pays. Cas du Jura. Thèse de doctorat, Cergy-Pontoise.
- [22]. Cai, M., Koopialipour, M., Armaghani, D. J., et Thai Pham, B. (2020). Evaluating Slope Deformation of Earth Dams Due to Earthquake Shaking Using MARS and GMDH Techniques. *Applied Sciences*, 10(4), 1486.
- [23]. Cevik, A. (2011). Modeling strength enhancement of FRP confined concrete cylinders using soft computing. *Expert Systems with Applications*, 38(5), 5662-5673.

-
- [24]. Cevik, A., Sezer, E. A., Cabalar, A. F., & Gokceoglu, C. (2011). Modeling of the uniaxial compressive strength of some clay-bearing rocks using neural network. *Applied Soft Computing*, 11(2), 2587-2594.
- [25]. Chaney, R. C. (1979). Earthquake induced deformations in earth dams. In *Proc. 2nd US Natl. Conf. on Earthq. Engng* (pp. 633-642).
- [26]. Chen, G., Jin, D., Mao, J., Gao, H., Wang, Z., Jing, L., ... & Li, X. (2014). Seismic damage and behavior analysis of earth dams during the 2008 Wenchuan earthquake, China. *Engineering geology*, 180, 99-129.
- [27]. Choobbasti, A. J., Farrokhzad, F., & Barari, A. (2009). Prediction of slope stability using artificial neural network (case study: Noabad, Mazandaran, Iran). *Arabian journal of geosciences*, 2(4), 311-319.
- [28]. Chowdhury, K. H. (2018). Evaluation of the State of Practice Regarding Nonlinear Seismic Deformation Analyses of Embankment Dams Subject to Soil Liquefaction Based on Case Histories (Doctoral dissertation, UC Berkeley).
- [29]. Chowdhury, K., Seed, R. B., Dreger, D. S., Perlea, V., Beaty, M., Ma, F., & Wang, Z. L. (2018). Re-Evaluation of the Performance of the Upper San Fernando Dam: A Liquefaction-Induced Moderate Deformation Case History. In *Geotechnical Earthquake Engineering and Soil Dynamics V: Liquefaction Triggering, Consequences, and Mitigation* (pp. 518-534). Reston, VA: American Society of Civil Engineers.
- [30]. Cubas, N., Leroy, Y. M., & Maillot, B. (2008). Prediction of thrusting sequences in accretionary wedges. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 113(B12).
- [31]. Das, S. K. (2013). Artificial neural networks in geotechnical engineering: modeling and application issues. In *Metaheuristics in water, geotechnical and transport engineering* (pp. 231-270).
- [32]. Das, S. K., & Basudhar, P. K. (2006). Undrained lateral load capacity of piles in clay using artificial neural network. *Computers and Geotechnics*, 33(8), 454-459.
- [33]. Das, S. K., & Basudhar, P. K. (2008). Prediction of residual friction angle of clays using artificial neural network. *Engineering Geology*, 100(3-4), 142-145.
- [34]. Das, S.K., Basudhar, P.K. (2005). Prediction of coefficient of lateral earth pressure using artificial neural networks. *Electron. J. Geotech. Eng.* 10, 1.
- [35]. De Alba, P. A., Seed, H. B., Retamal, E., & Seed, R. B. (1988). Analyses of dam failures in 1985 Chilean earthquake. *Journal of Geotechnical Engineering*, 114(12), 1414-1434. DOI: 10.1061/(ASCE)0733-9410(1988)114:12(1414).
-

-
- [36]. Demuth, H., & Beale, M. (2000). Neural network toolbox user's guide.
- [37]. Demuth, H., Beale, M., & Hagan, M. (2000). *Neural network toolbox: for use with MATLAB: user's guide: version 5*. MathWorks.
- [38]. Djeddou, M. (2014). Pr vision du taux d' chec avec les r seaux neurones artificiels dans une station de traitement des eaux r siduelles. Th se de doctorat, Universit  Mohamed Khider Biskra.
- [39]. Dreyfus, G. (2005). Neural networks: methodology and applications. Springer Science & Business Media.
- [40]. Duncan, J. M., & Chang, C. Y. (1970). Nonlinear analysis of stress and strain in soils. *Journal of Soil Mechanics & Foundations Div.*
- [41]. Durand, C. (2018). Stabilit  des digues sous chargement sismique: vers une nouvelle g n ration de m thodes simplifi es. Th se de doctorat, universit  Grenoble Alpes.
- [42]. Earthquake Engineering Research Institute, 2001. The Republic Day (Bhuj) earthquake of Kachchh and active faults, Gujarat, western India. Reconnaissance report. EERI, Oakland, CA, USA.
- [43]. Earthquake Engineering Research Institute, 2004. Preliminary observation on the Al Hoceima Morocco earthquake of 24 February, 2004. Special report. EERI, Oakland, CA, USA.
- [44]. Ebid, A. M. (2020). 35 Years of (AI) in Geotechnical Engineering: State of the Art. *Geotechnical and Geological Engineering*, 1-54. <https://doi.org/10.1007/s10706-020-01536-7>.
- [45]. Elgamal, A. W. M., Scott, R. F., Succarieh, M. F., & Yan, L. (1990). La Villita dam response during five earthquakes including permanent deformation. *Journal of Geotechnical Engineering*, 116(10), 1443-1462. DOI:10.1061/(ASCE)0733-9410(1990)116:10(1443).
- [46]. Erzin, Y., & Cetin, T. (2014). The prediction of the critical factor of safety of homogeneous finite slopes subjected to earthquake forces using neural networks and multiple regressions. *Geomechanics and Engineering*, 6(1), 1-15.
- [47]. Erzin, Y., Nikooy, M., Nikooz, M., & Cetin, T. (2016). The use of self-organizing feature map networks for the prediction of the critical factor of safety of an artificial slope. *Neural Network World*, 26(5), 461.
- [48]. Fattahi, H. (2017). Prediction of slope stability using adaptive neuro-fuzzy inference system based on clustering methods. *Journal of Mining and Environment*, 8(2), 163-177.

-
- [49]. Fry, J. J. (2004). Evaluation de la stabilité sismique des digues. http://www.barrages-cfbr.eu/IMG/pdf/2004__colloque_technique_12_session_1_fry_stabilite_sismique.pdf
- [50]. Garson, D. G. (1991). Interpreting neural network connection weights. *Artif. Intell. Expert.* 6 (4), 46-51.
- [51]. Gazetas, G. (1987). Seismic response of earth dams: some recent developments. *Soil dynamics and earthquake engineering*, 6(1), 2-47.
- [52]. Goh, A. T. (1995). Back-propagation neural networks for modeling complex systems. *Artificial intelligence in engineering*, 9(3), 143-151.
- [53]. Goh, A. T., Kulhawy, F. H., & Chua, C. G. (2005). Bayesian neural network analysis of undrained side resistance of drilled shafts. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, 131(1), 84-93.
- [54]. Gordan, B., Armaghani, D. J., Hajihassani, M., & Monjezi, M. (2016). Prediction of seismic slope stability through combination of particle swarm optimization and neural network. *Engineering with Computers*, 32(1), 85-97.
- [55]. Hagan, M.T., Demuth, H. B., Beale, M., (2002). *Neural Network Design*. Thomson Learning, Singapore.
- [56]. Harder Jr, L. F. (1991). Performance of earth dams during the Loma Prieta earthquake. US Geological Survey Professional Paper, 1552: 3-26.
- [57]. Harder, L. F., Kelson, K. I., Kishida, T., & Kayen, R. (2011). Preliminary observations of the Fujinuma Dam failure following the March 11, 2011 Tohoku offshore earthquake, Japan. *Geotechnical Extreme Events Reconnaissance Report No. GEER-25. e, 2011*, 1-29.
- [58]. Hardin, B. O., & Drnevich, V. P. (1972). Shear modulus and damping in soils: design equations and curves. *Journal of Soil Mechanics & Foundations Div*, 98.
- [59]. Haykin, S. (1994). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. New York: Macmillan College Publishing Company.
- [60]. Haykin, S. (1999). Recent developments in the core of digital signal processing: Adaptive filters. *IEEE Signal Processing Magazine*, 16(1), 20-22.
- [61]. Hecht-Nielsen, R. (1990). Neurocomputer applications. In *Neural computers* (pp. 445-453). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [62]. Hoang, N. D., & Bui, D. T. (2017). Slope stability evaluation using radial basis function neural network, least squares support vector machines, and extreme learning machine. In *Handbook of Neural Computation* (pp. 333-344). Academic Press.

-
- [63]. Houqun, C. (2008). Consideration of dam safety after Wenchuan earthquake in China. In Paper of “China Day”, 14th World Conference on Earthquake Engineering, Beijing, China, October (pp. 12-17).
- [64]. Huynh, P., Schultz, M., & Lam, W. (2006). Reevaluation of the seismic performance of upper san fernando dam using undrained shear strength.
- [65]. ICOLD (1995). Dam failures, statistical analysis. Bulletin 99.
- [66]. ICOLD (1999). Seismic observation of dams, guidelines and case studies. Bulletin 113.
- [67]. Ishihara, K., Okusa, S., Oyagi, N., & Ischuk, A. (1990). Liquefaction-induced flow slide in the collapsible loess deposit in Soviet Tajik. *Soils and foundations*, 30(4), 73-89.
- [68]. Ishihara, K., Yasuda, S., & Yoshida, Y. (1990). Liquefaction-induced flow failure of embankments and residual strength of silty sands. *Soils and Foundations*, 30(3), 69-80. DOI:10.3208/sandf1972.30.3_69.
- [69]. ITASCA. (2007). Manual FLAC Version 7.0, ITASCA Company.
- [70]. Iwashita, T., Yasuda, N., Nakamura, A., Takeda, O., & Matsumoto, N. (1995). Dynamic analysis of rockfill dams considering frequency dependent characteristics of radiation damping ratio. In *Proceeding of the 1st International Conference on Earthquake Geotech. Engineering* (pp. 511-516).
- [71]. Jain, S. K., Murty, C. V. R., Arlekar, J. N., Sinha, R., Goyal, A., & Jain, C. K. (1997). Some observations on engineering aspects of the Jabalpur earthquake of 22 May 1997. *EERI special earthquake report, EERI newsletter*, 32(2), 1-18.
- [72]. Javdanian, H., & Pradhan, B. (2019). Assessment of earthquake-induced slope deformation of earth dams using soft computing techniques. *Landslides*, 16(1), 91-103.
- [73]. Jibson, R. W. (2007). Regression models for estimating coseismic landslide displacement. *Engineering geology*, 91(2-4), 209-218.
- [74]. Jibson, R. W. (2011). Methods for assessing the stability of slopes during earthquakes—A retrospective. *Engineering Geology*, 122(1-2), 43-50.
- [75]. Joyner, W. B., & Chen, A. T. (1975). Calculation of nonlinear ground response in earthquakes. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 65(5), 1315-1336.
- [76]. Juang, C. H., & Elton, D. J. (1997). Predicting collapse potential of soils with neural networks. *Transportation research record*, 1582(1), 22-28.
- [77]. Kamruzzaman, J., & Aziz, S. M. (2002, May). A note on activation function in multilayer feedforward learning. In *Proceedings of the 2002 International Joint Conference on Neural Networks. IJCNN'02 (Cat. No. 02CH37290)* (Vol. 1, pp. 519-523). IEEE.
-

-
- [78]. Keawsawasvong, S., & Ukritchon, B. (2017). Stability of unsupported conical excavations in non-homogeneous clays. *Computers and Geotechnics*, 81, 125-136.
- [79]. Khatri, V. N., Kumar, J., & Akhtar, S. (2017). Bearing capacity of foundations with inclusion of dense sand layer over loose sand strata. *International Journal of Geomechanics*, 17(10).
- [80]. Krabbenhoft, (2017). Optum G2 Theory. Optum Computational Engineering.
- [81]. Krabbenhoft, K., & Damkilde, L. (2003). A general non-linear optimization algorithm for lower bound limit analysis. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, 56(2), 165-184.
- [82]. Krabbenhoft, K., Lyamin, A., & Krabbenhoft, J. (2017). OptumG2: Theory, Optum Computational Engineering. Available on: www.optumce.com.
- [83]. Krinitzsky, E. L., & Hynes, M. E. (2002). The Bhuj, India, earthquake: lessons learned for earthquake safety of dams on alluvium. *Engineering Geology*, 66(3-4), 163-196. DOI: 10.1016/S0013-7952(02)00049-2.
- [84]. Laera, A., Vilhar, G., Brasile, S., & Brinkgreve, R. B. J. (2019). Evaluation of relative density effects on liquefiable sands using PM4Sand model. In 7th International Conference on Earthquake Geotechnical Engineering.
- [85]. Lai, S. S., & Seed, H. B. (1985). *Dynamic Response of Long Valley Dam in the Mammoth Lake Earthquake Series of May 25-27, 1980* (No. 142304). College of Engineering, University of California.
- [86]. Lee, K.L., Seed, H.B., Idriss, I.M., and Makadisi, F.I. (1975). Properties of Soil in the San Fernando Hydraulic Fill Dams. ASCE, Journal of the Geotechnical Engineering Division, GT8, 801-821.
- [87]. Legates, D. R., & McCabe Jr, G. J. (1999). Evaluating the use of “goodness-of-fit” measures in hydrologic and hydroclimatic model validation. *Water resources research*, 35(1), 233-241.
- [88]. Leshchinsky, D., & San, K. C. (1994). Pseudostatic seismic stability of slopes: Design charts. *Journal of Geotechnical Engineering*, 120(9), 1514-1532.
- [89]. Lingyao, L., L. Kueifen and B. Dongping, (1980). Earthquake damage of Baihe earth dam and liquefaction characteristics of sand and gravel materials. *Proceeding of the 7th World Conference on Earthquake Engineering*, Istanbul, pp: 171-178.

- [90]. Louadj, S., Vincens, E., Bahar, R., et Laouami, N. (2009). Identification of Keddara dam behavior during Boumerdes earthquake on May 21, 2003. *International Journal of Geotechnical Engineering*, 3(1), 117-132.
- [91]. Loudière, D., Hoonakker, M., & Le Delliou, P. (2014). Risque sismique et sécurité des ouvrages hydrauliques. 315p (Rapport rédigé à la demande du MEDDTL-DGPR).
- [92]. Loukidis D, Bandini P, Salgado R (2003) Stability of seismically loaded slopes using limit analysis. *Geotechnique* 53(5): 463–479.
- [93]. Luu, L. H., Veylon, G., Mercklé, S., Carvajal, C., & Bard, P. Y. (2016). A simplified method for estimating seismic performance of small homogeneous earth dams. In *International Symposium Qualification of Dynamic Analyses of Dams and their Equipment and of Probabilistic Assessment of Seismic Hazard in Europe*.
- [94]. Lyamin, A. V., Sloan, S. W., Krabbenhøft, K., & Hjaiaj, M. (2005). Lower bound limit analysis with adaptive remeshing. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, 63(14), 1961-1974.
- [95]. Maier, H. R., & Dandy, G. C. (2000). Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: a review of modelling issues and applications. *Environmental modelling & software*, 15(1), 101-124.
- [96]. Makdisi, F. I., & Seed, H. B. (1978). Simplified procedure for estimating dam and embankment earthquake-induced deformations. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, 104(Proceeding).
- [97]. Manouchehrian, A., Gholamnejad, J., & Sharifzadeh, M. (2014). Development of a model for analysis of slope stability for circular mode failure using genetic algorithm. *Environmental Earth Sciences*, 71(3), 1267-1277.
- [98]. Masters, T. (1993). Practical neural network recipes in C++. Academic Press Inc. San Diego CA USA.
- [99]. Matsumoto, N., Nakamura, A., Sasaki, T., & Iwashita, T. (1996). Effects on dams. *Soils and foundations*, 36(Special), 273-281.
- [100]. Matsuo, O. (2000). Report on the Western Tottori Prefecture earthquake of October 6. In *33rd Tech. Rep. of US-Japan Natural Resources Development Program, Japan*.
- [101]. McCulloch, W. S., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics*, 5(4), 115-133.

- [102]. Miller, E. A., & Roycroft, G. A. (2004). Seismic performance and deformation of levees: four case studies. *Journal of geotechnical and geoenvironmental engineering*, 130(4), 344-354. DOI: 10.1061/(ASCE)1090-0241(2004)130:4(344).
- [103]. Mishima, S., & Kimura, H. (1970). Characteristics of landslides and embankment failures during the Tokachioki earthquake. *Soils and Foundations*, 10(2), 39-51.
- [104]. Miura, K., Yoshida, N., & Wakamatsu, K. (1995). Damage to fill embankment during the 1993 Kushiro-oki earthquake. *Proceedings of IS-Tokyo*, 95, 1057-1062.
- [105]. Moayedi, H., Mosallanezhad, M., Rashid, A. S. A., Jusoh, W. A. W., & Muazu, M. A. (2020). A systematic review and meta-analysis of artificial neural network application in geotechnical engineering: theory and applications. *Neural Computing and Applications*, 32, 495–518. <https://doi.org/10.1007/s00521-019-04109-9>.
- [106]. Montgomery, J., & Abbaszadeh, S. (2015). Comparison of two constitutive models for simulating the effects of liquefaction on embankment dams. In *Perspectives on earthquake geotechnical engineering* (pp. 247-283). Springer, Cham.
- [107]. Nagayama, I., Yamaguchi, Y., Sasaki, T., Nakamura, A., Kawasaki, H., & Hirayama, D. (2004). Damage to Dams due to Three Large Earthquakes Occurred in 2003, in Japan. In *36th Joint Meeting Panel on Wind and Seismic Effects*.
- [108]. Nash, J. E., & Sutcliffe, J. V. (1970). River flow forecasting through conceptual models part I—A discussion of principles. *Journal of hydrology*, 10(3), 282-290.
- [109]. Newmark, N. M. (1965). Effects of earthquakes on dams and embankments. *Geotechnique*, 15(2), 139-160.
- [110]. Newsgroup comp. Ai.Neural-Nets. Available online: <ftp://ftp.sas.com/pub/neural/FAQ.html>.
- [111]. Olden, J. D., Joy, M. K., & Death, R. G. (2004). An accurate comparison of methods for quantifying variable importance in artificial neural networks using simulated data. *Ecological modelling*, 178(3-4), 389-397.
- [112]. Olson, S. M. (2002). Liquefaction analysis of level and sloping ground using field case histories and penetration resistance. *Mid-America Earthquake Center CD Release 02-02*.
- [113]. Özkan, M. Y., Erdik, M., Tuncer, M. A., & Yilmaz, C. (1996). An evaluation of Sürgü dam response during 5 May 1986 earthquake. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 15(1), 1-10.

-
- [114]. Ozutsumi, O., Sawada, S., Iai, S., Takeshima, Y., Sugiyama, W., & Shimazu, T. (2002). Effective stress analyses of liquefaction-induced deformation in river dikes. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 22(9-12), 1075-1082.
- [115]. Pelecanos, L. (2013). Seismic response and analysis of earth dams. Thèse de doctorat, Imperial College London.
- [116]. Pelecanos, L., Kontoe, S., & Zdravković, L. (2020). The effects of dam–reservoir interaction on the nonlinear seismic response of earth dams. *Journal of Earthquake Engineering*, 24(6), 1034-1056.
- [117]. Petalas, A., & Galavi, V. (2013). Plaxis Liquefaction Model UBC3DPLM. Plaxis Report.
- [118]. Piekiewicz, F., & Rybicki, L. (2004, July). Visual comparison of performance for different activation functions in MLP networks. In *2004 IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IEEE Cat. No. 04CH37541)* (Vol. 4, pp. 2947-2952). IEEE.
- [119]. Plaisant, A. (2013). Analyse numérique du comportement sismique d'un barrage en enrochement avec un noyau en béton bitumineux. Thèse de doctorat, École Polytechnique de Montréal.
- [120]. Portugal Quevedo, H. (2019). Seismic liquefaction analysis of a critical facility with PM4Sand in Plaxis.
- [121]. Puebla, H., Byrne, P. M., & Phillips, R. (1997). Analysis of CANLEX liquefaction embankments: prototype and centrifuge models. *Canadian Geotechnical Journal*, 34(5), 641-657.
- [122]. Rai, D. C., & Murty, C. V. R. (2003). North Andaman (Diglipur) earthquake of 14 September 2002. *Reconnaissance Report, Department of Civil Engineering, Indian Institute of Technology Kanpur*.
- [123]. Resendiz, D., Romo, M. P., & Moreno, E. (1982). El infiernillo and la villita dams: Seismic behavior. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, 108(1), 109-131.
- [124]. Rogers, L. L., & Dowla, F. U. (1994). Optimization of groundwater remediation using artificial neural networks with parallel solute transport modeling. *Water Resources Research*, 30(2), 457-481.
- [125]. Rowe, P. W. (1962). The stress-dilatancy relation for static equilibrium of an assembly of particles in contact. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A. Mathematical and Physical Sciences*, 269(1339), 500-527.
-

-
- [126]. Sakellariou, M. G., & Ferentinou, M. D. (2005). A study of slope stability prediction using neural networks. *Geotechnical & Geological Engineering*, 23(4), 419.
- [127]. Samui, P. (2008). Slope stability analysis: a support vector machine approach. *Environmental Geology*, 56(2), 255.
- [128]. Sarma, S.K. (1975). Seismic stability of earth dams and embankments. *Geotechnique*, 25(4), 743-761.
- [129]. Sasaki, Y., Tamura, K., Yamamoto, M., & Ohbayashi, J. (1995). Soil improvement work for river embankment damaged by the 1993 Kushiro-Oki earthquake. In *Proc., 1st Int. Conf. on Earthquake Geotechnical Engineering* (Vol. 1, pp. 43-48). Rotterdam, The Netherlands: Balkema.
- [130]. Schanz, T., Vermeer, P. A., & Bonnier, P. G. (1999). The hardening soil model: formulation and verification. *Beyond 2000 in computational geotechnics*, 281-296.
- [131]. Sêco e Pinto, P. S. (2015). Lessons learned from dams behavior under earthquakes. In *Perspectives on Earthquake Geotechnical Engineering* (pp. 187-246). Springer, Cham.
- [132]. Seddiki, A. (2020). Prise en compte de l'action sismique dans les études de stabilité et de renforcement des pentes. Thèse de doctorat, Université mohamed boudiaf-M'sila.
- [133]. Seed, H. B. (1973). Analysis of the slides in the San Fernando dams during the earthquake of Feb. 9, 1971. 73(2). *College of Engineering*, University of California.
- [134]. Seed, H. B. (1979). Considerations in the earthquake-resistant design of earth and rockfill dams. *Geotechnique*, 29(3), 215-263. <https://doi.org/10.1680/geot.1979.29.3.215>.
- [135]. Seed, H. B., Lee, K. L., Idriss, I. M., & Makdisi, F. I. (1973). Analysis of the slides in the San Fernando Dams during the earthquake of Feb. 9, 1971, Report No. EERC 73-2. *Earthquake Engineering Research Center, University of California, Berkeley*, 150.
- [136]. Seed, H.B., Idriss, I.M., Lee, K.L. and Makadisi, F.I. (1975). Dynamic Analysis of the Slide in the Lower San Fernando Dam during the Earthquake of February 9, 1971 – ASCE, J of the Geotechnical Engineering Division, GT9, 889-911.
- [137]. Seed, H.B., Lee, K.L., Idriss, I.M. and Makadisi, F.I. (1975). The Slides in the San Fernando Dams during the Earthquake of February 9, 1971. ASCE, *Journal of the Geotechnical Engineering*, Division, GT7, 651-688.
- [138]. Seed, H.B., Makdisi, F. I., & De Alba, P. (1978). Performance of earthen dams during earthquakes. *J. Geotech. Eng.*, 104: 967-994.

- [139]. Shahin, M. A. (2013). Artificial Intelligence in Geotechnical Engineering. *Metaheuristics in Water, Geotechnical and Transport Engineering*, 169–204. doi:10.1016/b978-0-12-398296-4.00008-.
- [140]. Shahin, M. A., Maier, H. R., & Jaksa, M. B. (2002). Predicting settlement of shallow foundations using neural networks. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, 128(9), 785-793.
- [141]. Singh, R., & Debasis, R. (2009). Estimation of earthquake-induced crest settlements of embankments. *American Journal of Engineering and Applied Sciences*, 2(3), 515-525.
- [142]. Singh, R., Roy, D., & Das, D. (2007). A correlation for permanent earthquake-induced deformation of earth embankments. *Engineering Geology*, 90(3-4), 174-185.
- [143]. Singh, R., Roy, D., & Jain, S. K. (2005). Analysis of earth dams affected by the 2001 Bhuj Earthquake. *Engineering geology*, 80(3-4), 282-291.
- [144]. Sluys, L. (1992). Wave propagation, localisation and dispersion in softening solids. Thèse de doctorat, Université de technologie de Delft.
- [145]. Smith, G. N. (1986). Probability and statistics in civil engineering. Collins Professional and Technical Books, 244.
- [146]. Souloumiac, P., Krabbenhøft, K., Leroy, Y. M., & Maillot, B. (2010). Failure in accretionary wedges with the maximum strength theorem: numerical algorithm and 2D validation. *Computational Geosciences*, 14(4), 793-811.
- [147]. Souloumiac, P., Leroy, Y. M., Maillot, B., & Krabbenhøft, K. (2009). Predicting stress distributions in fold-and-thrust belts and accretionary wedges by optimization. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 114(B9).
- [148]. Sousa, S. I. V., Martins, F. G., Alvim-Ferraz, M. C. M., & Pereira, M. C. (2007). Multiple linear regression and artificial neural networks based on principal components to predict ozone concentrations. *Environmental Modelling & Software*, 22(1), 97-103.
- [149]. Stroitel, G. (1969). Design and investigation of seismically stable dams in Japan. *Power Technol. Eng.(Formerly Hydrotech. Construct.)*, 3, 946-955.
- [150]. Suman, S., Khan, S. Z., Das, S. K., & Chand, S. K. (2016). Slope stability analysis using artificial intelligence techniques. *Natural Hazards*, 84(2), 727-748.
- [151]. Swaisgood, J. R. (2003). Embankment dam deformations caused by earthquakes. In *Pacific conference on earthquake engineering* (p. 014).
- [152]. Taiebat, M., Jeremic, B., & Dafalias, Y. F. (2010). Prediction of seismically induced voids and pore fluid volume/pressure redistribution in geotechnical earthquake engineering. In

- Proceedings of Sixty Third Canadian Geotechnical Conference & Sixth Canadian Permafrost Conference* (pp. 233-237).
- [153]. Tan, D., & Sarma, S. K. (2008). Finite element verification of an enhanced limit equilibrium method for slope analysis. *Geotechnique*, 58(6), 481-488.
- [154]. Tani, S. (2000). Behavior of large fill dams during earthquake and earthquake damage. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 20(1-4), 223-229.
- [155]. Toloza Barría, P. (2018). Liquefaction Modelling using the PM4Sand Soil Constitutive Model in PLAXIS 2D.
- [156]. Tsai, C. C., & Chien, Y. C. (2016). A general model for predicting the earthquake-induced displacements of shallow and deep slope failures. *Engineering Geology*, 206, 50-59.
- [157]. Tsai, C. C., & Chien, Y. C. (2016). A simple procedure to directly estimate yield acceleration for seismic slope stability assessment. *Japanese Geotechnical Society Special Publication*, 2(25), 915-919.
- [158]. Tsegaye, A. (2010). Plaxis liquefaction model. External report. PLAXIS knowledge base: www.plaxis.nl.
- [159]. Tsompanakis, Y., Lagaros, N. D., Psarropoulos, P. N., & Georgopoulos, E. C. (2009). Simulating the seismic response of embankments via artificial neural networks. *Advances in Engineering Software*, 40(8), 640-651.
- [160]. Tziolas, A. (2019). Evaluation of the PM4Sand Constitutive Model for the Prediction of Earthquake-Induced & Static Liquefaction in Hydraulic Fills.
- [161]. Uchida, K., Torii, T., Tsujino, S., Ando, S., Higasio, K., & Yamamoto, T. (2001). A study on failure mechanism of embankment dams for irrigation damaged by the 1995 Hyogoken-Nanbu earthquake. *Proceeding of the 4th International Conference on Recent Advances in Geotech. Earthquake Engineering*.
- [162]. United States Bureau of Reclamation (USBR). (2003). Design of small dams. Oxford & IBH, New Delhi.
- [163]. USCOLD. (1992). Observed performance of dams during earthquakes. Volume I, United States Committee on Large Dams.
- [164]. USSD. (2014). Observed performance of dams during earthquakes. Volume III, USSD Committee on Earthquakes. United States Society on Dams.
- [165]. Vecchiotti, A., Cecconi, M., Russo, G., & Pane, V. (2019). Seismic Vulnerability of a Rockfill Dam through Different Displacement-based Approaches. *Journal of Earthquake Engineering*, 1-27. <https://doi.org/10.1080/13632469.2019.1662346>.

- [166]. Veylon, G. (2017). Modélisation numérique du mécanisme de liquéfaction des sols: application aux ouvrages hydrauliques. Thèse de doctorat, université Grenoble Alpes.
- [167]. Veylon, G., Jellouli, M., Fry, J. J., Boutonnier, L., Kteich, Z., Durand, C., ... & Luu, L. H. (2018). Nouvelles approches simplifiées pour l'évaluation de la performance sismique des barrages en remblai. commission internationale des grandes barrages, (Q. 101 – R. 31), 525-547.
- [168]. Vilhar, G., Laera, A., Foria, F., Gupta, A., & Brinkgreve, R. B. (2018). Implementation, Validation, and Application of PM4Sand Model in PLAXIS. In *Geotechnical Earthquake Engineering and Soil Dynamics V: Numerical Modeling and Soil Structure Interaction* (pp. 200-211). Reston, VA: American Society of Civil Engineers.
- [169]. Vilhar, G., Brinkgreve, R. & Zampich, L. (2018). Plaxis the PM4Sand model 2018. Plaxis bv, Delft.
- [170]. Willmott, C. J. (1981). On the validation of models. *Physical geography*, 2(2), 184-194.
- [171]. Willmott, C. J., Ackleson, S. G., Davis, R. E., Feddema, J. J., Klink, K. M., Legates, D. R., ... & Rowe, C. M. (1985). Statistics for the evaluation and comparison of models. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 90(C5), 8995-9005.
- [172]. Wu, G. (2001). Earthquake-induced deformation analyses of the Upper San Fernando Dam under the 1971 San Fernando earthquake. *Canadian geotechnical journal*, 38(1), 1-15.
- [173]. Yagiz, S., Sezer, E. A., & Gokceoglu, C. (2012). Artificial neural networks and nonlinear regression techniques to assess the influence of slake durability cycles on the prediction of uniaxial compressive strength and modulus of elasticity for carbonate rocks. *International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics*, 36(14), 1636-1650.
- [174]. Yamanaka, H., & Chimoto, K. (2018). Variability of shallow soil amplification from surface-wave inversion using the Markov-chain Monte Carlo method. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 107, 141-151.
- [175]. Yan, L. (1992). Seismic deformation analysis of earth dams: a simplified method. Thèse de doctorat, California Institute of Technology.
- [176]. Yasuda, N., Kondo, M., Sano, T., Yoshioka, H., Yamaguchi, Y., Sasaki, T., & Tomita, M. (2005). Effect of the mid Niigata prefecture earthquake in 2004 on dams. In *37th Joint Meeting, Panel on Wind & Seismic Effects, US Japan Natural Resources Development Program, Tech. Rep* (pp. 1-16).

-
- [177]. Yegian, M. K., Marciano, E. A., & Ghahraman, V. G. (1991). Earthquake-induced permanent deformations: probabilistic approach. *Journal of Geotechnical Engineering*, 117(1), 35-50.
 - [178]. Yesiloglu-Gultekin, N., Gokceoglu, C., & Sezer, E. A. (2013). Prediction of uniaxial compressive strength of granitic rocks by various nonlinear tools and comparison of their performances. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 62, 113-122.
 - [179]. Zeroual, A., Djeddou, M., & Fourar, A. (2018). Artificial neural network application for the Prediction of earthquake-induced crest settlement in rockfill dams. *First International Conference on Dams*, ICD Biskra, Algeria.
 - [180]. Zeroual, A., Fourar, A., & Djeddou, M. (2019). Critical seismic coefficients of homogeneous earth dams prediction by a FELA-ANN approach. *Journal of Applied Mathematics and Computational Mechanics*, 18(3), 5-16. DOI: 10.17512/jamcm.2019.3.01.
 - [181]. Zeroual, A., Fourar, A., et Djeddou, M. (2019). Predictive modeling of static and seismic stability of small homogeneous earth dams using artificial neural network. *Arabian Journal of Geosciences*, 12(2), 16. DOI: 10.1007/s12517-018-4162-6.
 - [182]. Zhou, H., Liu, H., Wang, L., & Kong, G. (2018). Finite element limit analysis of ultimate lateral pressure of XCC pile in undrained clay. *Computers and Geotechnics*, 95, 240-246.
 - [183]. Zienkiewicz, O. C. (1986). Earthquake analysis procedures for dams: State of the art (No. 52). *Commission Internationale des Grands Barrages*.
 - [184]. Zienkiewicz, O. C., & Shiomi, T. (1984). Dynamic behaviour of saturated porous media; the generalized Biot formulation and its numerical solution. *International journal for numerical and analytical methods in geomechanics*, 8(1), 71-96.
 - [185]. Zienkiewicz, O. C., & Taylor, R. L. (1991). The Finite Element Method: Dynamics and Non-linearity. Solid and Fluid Mechanics. McGraw-Hill.
 - [186]. Zienkiewicz, O. C., Chan, A. H. C., Pastor, M., Paul, D. K., & Shiomi, T. (1990). Static and dynamic behaviour of soils: a rational approach to quantitative solutions. I. Fully saturated problems. *Proceedings of the Royal Society of London. A. Mathematical and Physical Sciences*, 429(1877), 285-309.

ANNEXES

ANNEXE A : Détails des bases de données (Chapitre 8)

ANNEXE B : Résultats de la régression multiple MLR (Chapitre 8)

ANNEXE C : Procédure de calcul de l'importance des variables d'entrée par algorithme de Garson (Chapitre 7)

ANNEXE D : Exemple d'un Code MATLAB pour le développement des modèles de réseaux de neurones artificiels (FBNN)

ANNEXE (A)

Détails des bases de données (Chapitre 8)

Les tableaux 1, 2 montrent les variables d'entrée et de sortie des bases de données D1 et D2.

Tableau 1 : Détails de la base de données D1.

N°	D.T ⁽¹⁾	a _y /a _{max}	T _d /T _p	M _w	ΔH /H ⁽²⁾	N°	D.T ⁽¹⁾	a _y /a _{max}	T _d /T _p	M _w	ΔH /H ⁽²⁾
1	8	1,308	3,375	7	0,00056	77	11	0,000	1,480	5,5	0,18500
2	8	0,659	3,375	6,2	0,00020	78	4	0,000	0,438	7,9	1,00000
3	2	0,849	0,250	7,1	0,15000	79	8	1,533	4,469	7	0,00020
4	7	0,362	2,469	7	0,03670	80	8	7,667	3,697	6,6	0,00001
5	7	0,667	1,656	6,8	0,01241	81	8	7,667	3,813	4,5	0,00001
6	7	0,300	1,712	7,8	0,03788	82	8	1,533	4,880	6	0,00001
7	5	1,333	1,350	7,3	0,00002	83	8	23,000	2,033	6,6	0,00001
8	7	1,316	1,689	6,9	0,00004	84	8	7,667	4,880	5,1	0,00001
9	5	0,533	1,406	7,3	0,10000	85	8	23,000	3,813	5,7	0,00001
10	5	0,211	3,094	8,3	0,01039	86	6	0,500	0,938	7	0,00065
11	5	1,200	3,094	7	0,00002	87	9	1,750	0,935	7,5	0,00090
12	7	0,100	0,781	7,6	0,17032	88	8	3,500	1,677	7,1	0,00002
13	7	0,900	1,188	6,8	0,00257	89	12	0,000	1,313	7	0,75833
14	4	0,083	0,344	6,7	0,63443	90	12	0,000	1,313	7	0,72273
15	9	1,474	1,383	7,9	0,00412	91	7	0,363	0,867	8,2	0,03077
16	9	7,000	1,509	7,1	0,00001	92	7	0,175	0,867	8,2	0,00750
17	9	5,600	1,456	7,5	0,00001	93	7	0,138	0,867	8,2	0,00003
18	9	9,333	0,865	7,7	0,00001	94	4	0,000	0,750	6,8	0,75000
19	9	2,167	2,760	6	0,00001	95	8	0,581	2,344	7	0,00020
20	9	0,577	2,760	5,6	0,00188	96	3	0,175	0,656	6,9	0,16667
21	7	1,300	0,418	7,6	0,00294	97	3	0,100	0,531	6,9	0,27000
22	4	0,378	0,733	7,8	0,10250	98	3	0,100	0,531	6,9	0,27000
23	5	1,000	2,321	7,3	0,00136	99	7	0,250	0,639	7,8	0,11667
24	12	0,000	1,531	7,2	0,98462	100	3	0,256	1,406	6,7	0,00083
25	8	2,391	2,873	7,6	0,00031	101	3	1,546	1,121	7	0,00005
26	8	1,000	4,647	5,9	0,00027	102	7	0,338	0,867	8,2	0,00833
27	8	1,000	4,938	7,5	0,00014	103	8	50,000	1,962	5	0,00002
28	8	0,826	2,873	7,6	0,00086	104	8	20,000	2,040	5	0,00002
29	8	1,000	4,647	7,3	0,00041	105	5	7,600	1,400	6,7	0,00161
30	8	0,846	2,981	8,1	0,00075	106	8	10,000	2,040	4,8	0,00002
31	8	0,650	2,257	8,1	0,00033	107	8	2,857	1,821	6,5	0,00002
32	8	1,083	2,821	7,2	0,00044	108	8	28,571	2,040	4,9	0,00002
33	10	0,720	1,480	6,4	0,00036	109	8	40,000	2,040	4,9	0,00002
34	7	0,778	1,156	6,2	0,00069	110	7	1,909	10,960	6	0,00003
35	7	0,349	1,438	7	0,00390	111	7	0,188	2,031	8,3	0,00004
36	5	0,611	1,688	7,3	0,00003	112	3	0,400	1,500	7,6	0,01176
37	7	0,233	0,509	7,6	0,08879	113	4	0,000	0,325	7,8	0,70000
38	8	4,182	1,250	8,2	0,00003	114	7	0,233	0,509	7,6	0,03007

39	7	0,442	2,125	7	0,00450	115	3	0,138	1,500	7,6	0,00003
40	7	2,077	3,370	5,9	0,00029	116	8	1,039	1,594	7	0,00002
41	4	0,000	0,133	7,7	0,63500	117	3	1,500	4,000	7	0,00001
42	6	1,304	0,469	7	0,00005	118	6	0,944	3,280	6,7	0,00031
43	7	0,314	0,723	7,5	0,06982	119	6	0,909	3,120	6,6	0,00028
44	12	0,000	0,233	7,9	1,35870	120	6	1,000	3,120	4,6	0,00014
45	5	0,250	2,031	7,1	0,72727	121	7	1,500	0,429	7,6	0,00125
46	2	1,061	0,375	7,1	0,05000	122	4	0,000	0,400	7,8	0,97474
47	9	1,037	1,500	7,1	0,00002	123	8	0,655	1,750	6,8	0,00045
48	7	0,967	0,383	7,6	0,00168	124	1	0,222	0,150	7,8	0,41538
49	9	1,000	1,296	6,5	0,00004	125	1	0,444	0,117	7,8	0,28000
50	10	0,364	0,156	7,3	0,18750	126	1	0,667	0,117	7,8	0,13696
51	7	0,560	0,781	7,4	0,02500	127	7	0,511	0,813	7,6	0,09000
52	7	0,280	0,833	6,8	0,09375	128	13	0,485	0,594	7	0,05607
53	7	0,536	0,550	7,6	0,10083	129	1	0,030	0,156	7,1	0,40000
54	7	1,000	1,844	6,8	0,00698	130	5	1,375	1,185	7,3	0,00080
55	7	0,500	1,063	7,1	0,03000	131	2	0,879	0,375	7,1	0,06250
56	4	0,000	0,185	7,9	0,51600	132	5	0,870	1,929	7,1	0,16667
57	1	0,200	0,344	7,8	0,31250	133	4	0,286	0,375	7,6	0,03750
58	7	0,030	0,275	7,8	0,20500	134	8	0,714	2,250	6,6	0,00273
59	7	0,109	0,316	7,8	0,06100	135	7	0,214	0,750	7,6	0,07333
60	8	2,500	3,760	5,9	0,00040	136	8	1,121	2,620	8	0,00001
61	8	1,333	3,482	4,9	0,00040	137	7	0,800	0,656	7,6	0,05161
62	8	3,000	1,709	7,6	0,00022	138	5	0,317	1,607	7,3	0,00091
63	8	1,177	1,567	7,3	0,00190	139	1	0,150	0,129	8,1	0,33333
64	8	0,833	1,958	8,1	0,00560	140	7	1,000	1,531	7,1	0,00003
65	8	5,000	2,938	7,5	0,00200	141	1	0,227	0,469	6,9	0,57692
66	4	0,000	0,844	5,3	0,53280	142	1	0,318	0,438	6,9	0,05455
67	3	0,286	1,500	7,6	0,00029	143	7	1,000	0,906	6,8	0,00341
68	7	0,289	2,406	7	0,00414	144	3	0,100	1,500	7,6	0,00004
69	7	1,150	2,080	6,1	0,00003	145	3	0,225	1,500	7,6	0,12308
70	7	0,317	1,407	6,6	0,00600	146	6	0,289	1,188	6,6	0,03600
71	6	0,000	1,778	6,6	0,24238	147	6	0,344	1,704	6,7	0,00600
72	7	0,349	1,875	6,9	0,00186	148	7	1,150	0,594	7	0,00481
73	3	0,580	2,080	6	0,00118	149	2	1,515	0,250	7,1	0,00444
74	7	0,720	0,840	8	0,01859	150	7	0,182	1,188	6,8	0,01838
75	8	0,708	3,857	6,5	0,00115	151	4	0,233	0,406	7,3	0,13333
76	3	0,600	1,815	6	0,00034	/	/	/	/	/	/

Tableau 2 : Détails de la base de données D2.

N°	D.T ⁽¹⁾	a _y /a _{max}	T _d /T _p	M _w	ΔH /H ⁽²⁾	N°	D.T ⁽¹⁾	a _y /a _{max}	T _d /T _p	M _w	ΔH /H ⁽²⁾
1	8	1,308	3,375	7	0,0051	56	3	0,5800	2,0800	6	0,0067
2	8	0,659	3,375	6,2	0,0018	57	7	0,7200	0,8400	8	0,0714
3	7	0,362	2,469	7	0,1127	58	8	0,7083	3,8571	6,5	0,0124
4	7	0,667	1,656	6,8	0,1000	59	3	0,6000	1,8148	6	0,0033
5	7	0,300	1,712	7,8	0,3571	60	8	1,5333	4,4688	7	0,0033
6	5	1,333	1,350	7,3	0,0002	61	8	7,6667	3,6970	6,6	0,0001
7	7	1,316	1,689	6,9	0,0001	62	8	7,6667	3,8125	4,5	0,0001
8	5	0,211	3,094	8,3	0,0900	63	8	1,5333	4,8800	6	0,0001
9	5	1,200	3,094	7	0,0002	64	8	23,0000	2,0333	6,6	0,0001
10	7	0,900	1,188	6,8	0,0100	65	8	7,6667	4,8800	5,1	0,0001
11	9	1,474	1,383	7,9	0,0389	66	8	23,0000	3,8125	5,7	0,0001
12	9	7,000	1,509	7,1	0,0001	67	6	0,5000	0,9375	7	0,0025
13	9	5,600	1,456	7,5	0,0001	68	9	1,7500	0,9351	7,5	0,0067
14	9	9,333	0,865	7,7	0,0001	69	8	3,5000	1,6765	7,1	0,0001
15	9	2,167	2,760	6	0,0001	70	7	0,3625	0,8667	8,2	0,1714
16	9	0,577	2,760	5,6	0,0018	71	7	0,1750	0,8667	8,2	0,0257
17	7	1,300	0,418	7,6	0,0071	72	7	0,1375	0,8667	8,2	0,0001
18	4	0,378	0,733	7,8	0,4100	73	8	0,5814	2,3438	7	0,0014
19	5	1,000	2,321	7,3	0,0060	74	3	0,2558	1,4063	6,7	0,0100
20	8	2,391	2,873	7,6	0,0058	75	3	1,5455	1,1212	7	0,0003
21	8	1,000	4,647	5,9	0,0050	76	7	0,3375	0,8667	8,2	0,0436
22	8	1,000	4,938	7,5	0,0025	77	5	7,6	1,4	6,7	0,00161
23	8	0,826	2,873	7,6	0,0160	78	8	50,0000	1,9615	5	0,0001
24	8	1,000	4,647	7,3	0,0075	79	8	20,0000	2,0400	5	0,0001
25	8	0,846	2,981	8,1	0,0138	80	8	10,0000	2,0400	4,8	0,0001
26	8	0,650	2,257	8,1	0,0061	81	8	2,8571	1,8214	6,5	0,0001
27	8	1,083	2,821	7,2	0,0081	82	8	28,5714	2,0400	4,9	0,0001
28	10	0,720	1,480	6,4	0,0010	83	8	40,0000	2,0400	4,9	0,0001
29	7	0,778	1,156	6,2	0,0029	84	7	1,9091	10,9600	6	0,0010
30	7	0,349	1,438	7	0,0161	85	7	0,1875	2,0313	8,3	0,0001
31	5	0,611	1,688	7,3	0,0002	86	3	0,4000	1,5000	7,6	0,0667
32	8	4,182	1,250	8,2	0,0001	87	3	0,1375	1,5000	7,6	0,0003
33	7	0,442	2,125	7	0,0279	88	8	1,0385	1,5938	7	0,0001
34	7	2,077	3,370	5,9	0,0029	89	3	1,5000	4,0000	7	0,0003
35	6	1,304	0,469	7	0,0002	90	6	0,9444	3,2800	6,7	0,0033
36	9	1,037	1,500	7,1	0,0001	91	6	0,9091	3,1200	6,6	0,0033
37	7	0,967	0,383	7,6	0,0036	92	6	1,0000	3,1200	4,6	0,0017
38	9	1,000	1,296	6,5	0,0001	93	7	1,5000	0,4286	7,6	0,0036
39	10	0,364	0,156	7,3	0,0750	94	8	0,6545	1,7500	6,8	0,0025
40	7	0,560	0,781	7,4	0,0571	95	1	0,6667	0,1167	7,8	0,6300
41	7	0,280	0,833	6,8	0,2143	96	13	0,4848	0,5938	7	0,0462
42	7	1,000	1,844	6,8	0,0429	97	1	0,0303	0,1563	7,1	0,4000
43	7	0,500	1,063	7,1	0,1071	98	5	1,3750	1,1852	7,3	0,0040
44	7	0,109	0,316	7,8	0,0871	99	2	0,8788	0,3750	7,1	0,2500

45	8	2,500	3,760	5,9	0,0030	100	5	0,8696	1,9286	7,1	0,4000
46	8	1,333	3,482	4,9	0,0030	101	4	0,2857	0,3750	7,6	0,0750
47	8	3,000	1,709	7,6	0,0016	102	8	0,7143	2,2500	6,6	0,0188
48	8	1,177	1,567	7,3	0,0143	103	7	0,2143	0,7500	7,6	0,1571
49	8	0,833	1,958	8,1	0,0420	104	8	1,1212	2,6200	8	0,0001
50	8	5,000	2,938	7,5	0,0150	105	7	0,8000	0,6563	7,6	0,1143
51	3	0,286	1,500	7,6	0,0033	106	5	0,3167	1,6071	7,3	0,0020
52	7	0,289	2,406	7	0,0370	107	7	1,0000	1,5313	7,1	0,0001
53	7	1,150	2,080	6,1	0,0001	108	7	1,0000	0,9063	6,8	0,0100
54	7	0,317	1,407	6,6	0,0206	109	3	0,1000	1,5000	7,6	0,0003
55	7	0,349	1,875	6,9	0,0126	110	7	1,1500	0,5938	7	0,0071

ANNEXE (B)

Résultats de la régression multiple MLR (Chapitre 8)

Tableau 1 : Résultats de la régression multiple du taux de tassement sismique de la crête des barrages en remblai (MR1).

Paramètre	Estimation	S.E.	t-valeur	p-valeur
Intercepte	-7.66885	2.29475	-3.34192	0.00117
DT	-0.09141	0.09688	-0.94351	0.34767
ln (ay/amax)	-0.39772	0.05620	-7.07748	0.00000
ln (Td/Tp)	-1.70869	0.30351	-5.62975	0.00000
M _w	0.29602	0.31038	0.95372	0.34250

Tableau 2 : Résultats de la régression multiple du taux de tassement sismique de la crête des barrages en remblai (MR2)

Paramètre	Estimation	S.E.	t-valeur	p-valeur
Intercepte	-6.44495	2.35638	-2.73511	0.00785
DT	0.17130	0.13140	1.30361	0.19652
ln (ay/amax)	-1.12665	0.24484	-4.60157	0.00002
Ln (Td/Tp)	-1.66859	0.33704	-4.95071	0.00000
M _w	-0.20622	0.32641	-0.63178	0.52953

ANNEXE (C)

Procédure de calcul de l'importance des variables d'entrée par algorithme de Garson **(Chapitre 7)**

La démarche de calcul de l'importance des variables d'entrée par l'algorithme de Garson se fait selon les étapes suivantes :

- Matrice contenant les poids de connexion des neurones entrée- cachée –sortie (Tableau 1).
- Contribution de chaque neurone d'entrée à la sortie via chaque neurone caché calculée comme le produit de la connexion des neurones entrée- cachée et de la connexion des neurones cachée- sortie (Tableau 2).
- La contribution relative de chaque neurone d'entrée au signal de sortie de chaque neurone caché, et la somme des contributions des neurones d'entrée (Tableau 3).
- Importance relative pour chaque variable d'entrée (Tableau 4).

Tableau 1 : Matrice des poids de connexions absolus.

Neuron	W1								W2
	Variable d'entrée								Sortie
	B	L	H	γ	c	ϕ	kh	kv	kc
1	0,44950	0,25335	1,58350	0,31189	0,16314	0,14233	0,15395	0,08365	0,78005
2	0,19408	0,41944	0,45854	0,02697	0,18243	2,87020	0,41174	0,66778	0,34154
3	0,24064	0,51298	0,26319	0,92411	0,33385	1,25980	0,06165	0,38018	0,35464
4	0,33696	0,23149	0,87535	2,02960	0,75914	1,46550	0,34742	0,15761	0,32028
5	0,33513	0,98344	0,33531	0,05173	1,61130	1,18940	0,06343	0,74697	0,23739
6	0,62828	1,03720	1,48750	2,06320	1,44470	1,28630	0,91704	1,95140	0,12439
7	0,19516	0,15895	0,38486	0,09576	2,74710	1,37660	0,02234	0,00582	0,45100
8	0,06695	0,15609	0,23243	0,26679	2,56280	0,43147	0,58966	0,46290	0,67117
9	0,62953	1,02710	0,45857	0,28192	2,01680	1,34970	1,26150	2,42140	0,17712
10	0,14198	0,12390	0,10178	2,11320	0,30080	1,58010	1,55570	0,66597	0,08203
11	0,67298	1,22530	0,97204	0,40926	0,51963	1,16980	0,03978	1,19360	0,03562
12	0,02553	0,12895	0,64826	0,66682	0,89320	0,25625	1,00360	0,91226	0,36231
13	0,02321	0,03879	0,15205	0,15884	1,65240	1,04780	0,21602	0,43166	0,85893
14	0,02969	0,13674	1,73060	0,44051	1,43860	0,46024	1,40120	0,13842	0,34494

Tableau 2 : Matrice résultante du produit des poids de connexions.

Neurone	Variables d'entrée								Sortie
	B	L	H	γ	c	ϕ	kh	kv	kc
1	0,35063	0,19763	1,23521	0,35063	0,19763	0,11102	0,12009	0,06525	2,62809
2	0,06629	0,14326	0,15661	0,06629	0,14326	0,98029	0,14063	0,22807	1,92468
3	0,08534	0,18192	0,09334	0,08534	0,18192	0,44678	0,02186	0,13483	1,23133
4	0,10792	0,07414	0,28036	0,10792	0,07414	0,46937	0,11127	0,05048	1,27560
5	0,07956	0,23346	0,07960	0,07956	0,23346	0,28235	0,01506	0,17732	1,18036
6	0,07815	0,12902	0,18503	0,07815	0,12902	0,16000	0,11407	0,24273	1,11618
7	0,08802	0,07169	0,17357	0,08802	0,07169	0,62085	0,01008	0,00262	1,12652
8	0,04494	0,10476	0,15600	0,04494	0,10476	0,28959	0,39576	0,31068	1,45144
9	0,11150	0,18192	0,08122	0,11150	0,18192	0,23906	0,22344	0,42888	1,55944
10	0,01165	0,01016	0,00835	0,01165	0,01016	0,12961	0,12761	0,05463	0,36382
11	0,02397	0,04364	0,03462	0,02397	0,04364	0,04166	0,00142	0,04251	0,25542
12	0,00925	0,04672	0,23487	0,00925	0,04672	0,09284	0,36361	0,33052	1,13379
13	0,01994	0,03332	0,13060	0,01994	0,03332	0,89999	0,18555	0,37077	1,69341
14	0,01024	0,04717	0,59695	0,01024	0,04717	0,15876	0,48333	0,04775	1,40160

Tableau 3 : Matrice résultante de la somme du produit des poids de connexion.

Neuro ne	B	L	H	γ	c	ϕ	Kh	Kv	
1	0,13341	0,07519	0,47000	0,13341	0,07519	0,04224	0,04569	0,02482	
2	0,02522	0,05450	0,08136	0,03444	0,07443	0,50932	0,07306	0,11849	
3	0,03247	0,06922	0,07580	0,06930	0,14774	0,36283	0,01775	0,10949	
4	0,04106	0,02821	0,21978	0,08460	0,05812	0,36795	0,08723	0,03957	
5	0,03027	0,08883	0,06743	0,06740	0,19778	0,23920	0,01275	0,15022	
6	0,02973	0,04909	0,16577	0,07001	0,11558	0,14334	0,10219	0,21746	
7	0,03349	0,02727	0,15407	0,07813	0,06363	0,55111	0,00894	0,00232	
8	0,01709	0,03986	0,10747	0,03096	0,07217	0,19951	0,27266	0,21405	
9	0,04242	0,06922	0,05208	0,07150	0,11665	0,15329	0,14328	0,27502	
10	0,00443	0,00386	0,02294	0,03201	0,02793	0,35625	0,35075	0,15015	
11	0,00912	0,01660	0,13553	0,09383	0,17085	0,16311	0,00554	0,16643	
12	0,00352	0,01777	0,20715	0,00815	0,04120	0,08188	0,32070	0,29151	
13	0,00758	0,01267	0,07712	0,01177	0,01967	0,53146	0,10956	0,21894	
14	0,00389	0,01794	0,42590	0,00730	0,03365	0,11326	0,34484	0,03406	
Si	0,41375	0,57029	2,26247	0,79286	1,21466	3,81484	1,89500	2,01261	12,97650

Tableau 4 : Importance relative des variables d'entrée.

Variables d'entrée	B	L	H	γ	C	ϕ	kh	kv
IR(%)	3,188	4,395	17,435	6,110	9,360	29,398	14,603	15,510

ANNEXE (D)

Exemple d'un Code MATLAB pour le développement des modèles de réseaux de neurones artificiels (FBNN)

```
% This script assumes these variables are defined:
% Entrée - input data.
% Sortie - target data.
x = Entrée;
t = Sortie';
% Choose a Training Function
% For a list of all training functions type: help nntrain
% 'trainlm' is usually fastest.
% 'trainbr' takes longer but may be better for challenging problems.
% 'trainscg' uses less memory. NFOOTL falls back to this in low memory
situations.
trainFcn = 'trainscg'; % Scaled conjugate gradient backpropagation
% Create a Fitting Network
hiddenLayerSize = 7;
net = fitnet(hiddenLayerSize,trainFcn);
net.trainParam.min_grad=1e-10;
net.trainParam.max_fail=100;
% Choose Input and Output Pre/Post-Processing Functions
% For a list of all processing functions type: help nnprocess
net.input.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};
net.output.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};
% Setup Division of Data for Training, Validation, Testing
% For a list of all data division functions type: help nndivide
net.divideFcn = 'dividerand'; % Divide data randomly
net.divideMode = 'sample'; % Divide up every sample
net.divideParam.trainRatio = 70/100;
net.divideParam.valRatio = 15/100;
net.divideParam.testRatio = 15/100;
% Choose a Performance Function
% For a list of all performance functions type: help nnperformance
```

```

net.performFcn = 'mse'; % Mean squared error %
Choose Plot Functions
% For a list of all plot functions type: help nnplot
net.plotFcns = {'plotperform','plottrainstate','ploterrhist', ...
'plotregression', 'plotfit'};
% Train the Network
nnNum=10000;
for i=1:nnNum
fprintf('Training %d/%d\n', i, nnNum);
[net,tr] = train(net,x,t);
end
% Test the Network
y = net(x);
e = gsubtract(t,y);
performance = perform(net,t,y)
% Recalculate Training, Validation and Test Performance
trainTargets = t .* tr.trainMask{1};
valTargets = t .* tr.valMask{1};
testTargets = t .* tr.testMask{1};
trainPerformance = perform(net,trainTargets,y)
valPerformance = perform(net,valTargets,y)
testPerformance = perform(net,testTargets,y)
% View the Network
view(net)
% Plots
% Uncomment these lines to enable various plots.
figure, plotperform(tr)
%figure, plottrainstate(tr)
%figure, plotfit(net,x,t)
figure, plotregression(t,y)
figure, ploterrhist(e)
% Deployment
% Change the (false) values to (true) to enable the following code blocks.
if (false)
% Generate MATLAB function for neural network for application deployment
% in MATLAB scripts or with MATLAB Compiler and Builder tools, or simply
% to examine the calculations your trained neural network performs. 159

genFunction(net,'myNeuralNetworkFunction');
y = myNeuralNetworkFunction(x);
end
if (false)
% Generate a matrix-only MATLAB function for neural network code
% generation with MATLAB Coder tools.
genFunction(net,'myNeuralNetworkFunction','MatrixOnly','yes');
y = myNeuralNetworkFunction(x);
end
if (false)
% Generate a Simulink diagram for simulation or deployment with.
% Simulink Coder tools.
gensim(net);
end

```

```
% Solve an Input-Output Fitting problem with a Neural Network
% Script generated by Neural Fitting app
% Created 07-Aug-2020 21:23:12
%
% This script assumes these variables are defined:
%
%   entree - input data.
%   sortie - target data.

x = entree;
t = sortie;

% Choose a Training Function
% For a list of all training functions type: help nntrain
% 'trainlm' is usually fastest.
% 'trainbr' takes longer but may be better for challenging problems.
% 'trainscg' uses less memory. Suitable in low memory situations.
trainFcn = 'trainscg'; % Scaled conjugate gradient backpropagation.

% Create a Fitting Network
hiddenLayerSize = 4;
net = fitnet(hiddenLayerSize,trainFcn);
net.trainParam.min_grad=1e-10;
net.trainParam.max_fail=100;
% Choose Input and Output Pre/Post-Processing Functions
% For a list of all processing functions type: help nnprocess
net.input.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};
net.output.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};

% Setup Division of Data for Training, Validation, Testing
% For a list of all data division functions type: help nndivide
net.divideFcn = 'dividerand'; % Divide data randomly
net.divideMode = 'sample'; % Divide up every sample
net.divideParam.trainRatio = 70/100;
net.divideParam.valRatio = 15/100;
net.divideParam.testRatio = 15/100;

% Choose a Performance Function
% For a list of all performance functions type: help nnperformance
net.performFcn = 'mse'; % Mean Squared Error

% Choose Plot Functions
% For a list of all plot functions type: help nnplot
net.plotFcns = {'plotperform','plottrainstate','ploterrhist', ...
    'plotregression', 'plotfit'};

% Train the Network
[net,tr] = train(net,x,t);

% Test the Network
y = net(x);
```

```
e = gsubtract(t,y);
performance = perform(net,t,y)

% Recalculate Training, Validation and Test Performance
trainTargets = t .* tr.trainMask{1};
valTargets = t .* tr.valMask{1};
testTargets = t .* tr.testMask{1};
trainPerformance = perform(net,trainTargets,y)
valPerformance = perform(net,valTargets,y)
testPerformance = perform(net,testTargets,y)

% View the Network
view(net)

% Plots
% Uncomment these lines to enable various plots.
%figure, plotperform(tr)
%figure, plottrainstate(tr)
%figure, ploterrhist(e)
%figure, plotregression(t,y)
%figure, plotfit(net,x,t)

% Deployment
% Change the (false) values to (true) to enable the following code blocks.
% See the help for each generation function for more information.
if (false)
    % Generate MATLAB function for neural network for application
    % deployment in MATLAB scripts or with MATLAB Compiler and Builder
    % tools, or simply to examine the calculations your trained neural
    % network performs.
    genFunction(net,'myNeuralNetworkFunction');
    y = myNeuralNetworkFunction(x);
end
if (false)
    % Generate a matrix-only MATLAB function for neural network code
    % generation with MATLAB Coder tools.
    genFunction(net,'myNeuralNetworkFunction','MatrixOnly','yes');
    y = myNeuralNetworkFunction(x);
end
if (false)
    % Generate a Simulink diagram for simulation or deployment with.
    % Simulink Coder tools.
    gensim(net);
end
```

Liste des publications et des conférences internationales réalisées pendant la thèse

- 1) Zeroual, A., Fourar, A., & Djeddou, M. (2019). Predictive modeling of static and seismic stability of small homogeneous earth dams using artificial neural network. *Arabian Journal of Geosciences*, 12(2), 16. DOI: 10.1007/s12517-018-4162-6.
- 2) Zeroual, A., Fourar, A., & Djeddou, M. (2019). Critical seismic coefficients of homogeneous earth dams prediction by a FELA-ANN approach. *Journal of Applied Mathematics and Computational Mechanics*, 18(3), 5-16. DOI: 10.17512/jamcm.2019.3.01.
- 3) Djeddou M., Zeroual A., Fourar A. (2018). An Artificial Neural Network Model for Predicting Safety Factor of a Homogenous Earth Dam. In: Kallel A., Ksibi M., Ben Dhia H., Khélifi N. (eds) Recent Advances in Environmental Science from the Euro-Mediterranean and Surrounding Regions. EMCEI 2017. Advances in Science, Technology & Innovation (IEREK Interdisciplinary Series for Sustainable Development). Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-70548-4_542
- 4) Zeroual, A., Djeddou, M., & Fourar, A. (2018). Artificial neural network application for the Prediction of earthquake-induced crest settlement in rockfill dams. *First International Conference on Dams*, ICD Biskra, Algeria.
- 5) Zeroual, A., Djeddou, M., & Fourar, A. (2019). A comparative assessment of the earthquake-related settlement in embankment dams using Artificial Neural Networks and Multivariate Adaptive Regression Splines. *2nd Conference of the Arabian Journal of Geosciences* (2CAJG), Sousse, Tunisia.
- 6) Zeroual A., Djeddou M., Fourar A. (2021). Prediction of Earthquake-Induced Liquefaction State in Embankment Dams Using Back-Propagation Neural Network. In: Ksibi M. et al. (eds) Recent Advances in Environmental Science from the Euro-Mediterranean and Surrounding Regions (2nd Edition). EMCEI 2019. Environmental Science and Engineering. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-51210-1_321