

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

Université
Aboubekr Belkaïd
Tlemcen



جامعة
أبو بكر بلقايد

FACULTE DE TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT DE GENIE CIVIL

Laboratoire Risk Assesment and Management "RISAM"

THESE DE DOCTORAT EN GENIE CIVIL
Option : Sols et Structures

Présentée par :

Fatima AYAD

Thème

Analyse fiabiliste du potentiel de liquéfaction des sols

Soutenue le 27 novembre 2014 devant le jury composé de :

Pr M.A. ALLAL	Président	UABB – Tlemcen
Pr A. BEKKOUCHE	Directeur de thèse	UABB – Tlemcen
Dr Y. HOUMADI	Co-directeur de thèse	CU – Ain Témouchent
Pr A. BOUHERAOUA	Examineur	UMM – Tizi Ouzzou
Pr B. MEKERTA	Examineur	ENP – Oran
Dr S.M. AISSA MAMOUNE	Examineur	CU – Ain Témouchent

Remerciements

Avant tout, je remercie Dieu de m'avoir aidée à réaliser ce travail.

Je tiens à exprimer ma très profonde gratitude à mes directeurs de thèse Pr BEKKOUCHE Abdelmalek et Dr HOUMADI Youcef, qui n'ont ménagé aucun effort pour me prendre en charge pour la réalisation de ce travail. Leur gentillesse, leurs connaissances, leurs conseils, le temps qui m'ont dispensé, et leur grande disponibilité dont ils ont fait preuve ; m'ont énormément facilité ma tâche.

Je remercie Pr ALLAL Mohammed Amine qui a accepté la présidence du jury.

J'adresse mes très sincères remerciements au Pr MEKERTA Belqacem, Pr BOUHERAOUA Ali et Dr AISSA MAMOUNE Sidi Mohammed pour m'avoir fait l'honneur en acceptant d'examiner ce travail.

Je remercie aussi tous ceux et celles qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce travail

Résumé

Le présent travail présente une analyse déterministe et probabiliste du potentiel de liquéfaction des sols. Pour des raisons d'incertitude des paramètres sismiques et des paramètres de sol, la méthode probabiliste a été largement utilisée pour l'estimation de la probabilité de la liquéfaction. Dans un premier temps les paramètres incertains sont modélisés par des variables aléatoires normales et log-normales. Une étude paramétrique des coefficients de variation des variables aléatoires a montré que le nombre de coups $N_{1.60}$ de l'essai SPT est le paramètre qui a la plus grande influence sur la probabilité de liquéfaction.

Dans l'analyse probabiliste avancée, les paramètres incertains des sols sont modélisés par des champs aléatoires pour prendre en compte la variabilité spatiale des propriétés du sol. Le paramètre incertain choisi est le module de cisaillement. Dans ce cas, la méthode de simulation de Monte Carlo (MCS) et la méthode par Subset ont été utilisées et les moments statistiques de la réponse du sol ont été étudiés. Le modèle déterministe utilisé est le modèle de Finn implémenté dans le logiciel de différences finies Flac 3D. Les résultats déterministes montrent l'influence de l'angle de frottement et de l'angle de dilatance sur le rapport de la pression interstitielle. Une étude paramétrique a montré que la distance d'autocorrélation a une faible influence sur la probabilité de liquéfaction. Tandis que le coefficient de variation du module de cisaillement a un impact considérable.

Pour minimiser le nombre des paramètres incertains, la méthode de surface de réponse stochastique par collocation (CSRSM) a été utilisée. Cette dernière permet de calculer rigoureusement l'impact de chaque variable aléatoire sur la variabilité de la réponse du système en utilisant la méthode de sensibilité globale basée sur les indices de Sobol. Cette méthode permet aussi de minimiser le nombre d'appel du modèle déterministe numérique en le remplaçant par un méta-modèle et ce qui réduit le temps de calcul.

Mots de passe

Liquéfaction, probabilité, SPT, Monte Carlo, Subset simulation, CSRSM, variable aléatoire, champ aléatoire, barrage.

ملخص

يتضمن هذا العمل تحليلاً قطعياً واحتمالياً لكمون التميع. ولأسباب تتعلق بالارتباط في الوسائط، فإن الطريقة الاحتمالية أكثر استخداماً في تقدير احتمال التميع. لقد تم في بادئ الأمر نمذجة الوسائط غير الدقيقة بمتغيرات عشوائية، ولوغرتمية طبيعية. تبين الدراسة الوسيطة لمعامل التغير للمتغير العشوائي أن عدد الطرقات في التجربة SPT هو الأكثر تأثيراً في احتمالية التميع.

في التحليل الاحتمالي المتقدم، تتم نمذجة الوسائط غير الدقيقة للتربة بنموذج الحقل العشوائي وذلك للأخذ بعين الاعتبار التغيرات في خصائص التربة. إن الوسيط غير الدقيق الذي تم اختياره هو معامل القص، وقد تم في هذه الحالة استخدام طريقة مونت كارلو والطريقة الفرعية. أما بالنسبة للنموذج القطعي، فقد تم استخدام طريقة الفروق النهائية المستعمل في برنامج Flac 3D. تبين نتائج الطريقة القطعية أثر كل من زاوية الاحتكاك، وزاوية الانساع على نسبة الضغط الفراغي، كما بينت دراسة وسيطة أن تأثير مسافة الارتباط الذاتي ضعيف، بينما أثر معامل القص معتبر.

من أجل خفض عدد الوسائط غير الدقيقة، فإنه قد تم استخدام طريقة "مساحة الاستجابة العشوائية بالحلول"، حيث تسمح هذه الأخيرة بحساب دقيق لأثر كل متغير عشوائي على تقلبات استجابة النظام باستخدام معامل صوبل. إن هذه الطريقة تسمح بخفض عدد الاستدعاءات للنموذج القطعي الرقمي، وذلك من خلال استبدال النموذج التعريفي، حيث يتم تقليص مدة الحساب.

الكلمات المفتاحية :

التميع، الاحتمال، SPT، مونت كارلو، المحاكات الفرعية، المتغير العشوائي، الحقل العشوائي، السد

Abstract

This work presents a deterministic and probabilistic analysis of the liquefaction potential. For the reason of parameter's uncertainties, the probabilistic method has been widely used to estimate the probability of liquefaction. Earlier, uncertain parameters have been modeled by normal random variables and log-normal. A parametric study of the coefficient of variation of the random variables shows that the number of strikes in SPT experiment is the parameter which is most influential on the probability of liquefaction.

In advanced probabilistic analysis, uncertain soil parameters are modeled by random fields to take in account the special variability of soil properties. The taken uncertain parameter is the shear module. In this case the Monte Carlo method (MCS) and Subset method have been used. The deterministic model we have chosen is Finn model which is implemented in the finite differences software Flac 3D. Deterministic results show the impact of the friction angle and the dilation angle on the interstitial pressure ratio. A parametric study has shown that the autocorrelation distance has less impact on the probability of liquefaction while the shear module has significant impact.

To minimize the number of uncertain parameters, the Collocation Stochastic response surface method has been used. It allows to calculate accurately the impact of every random variable on the variability of the response of the system, using the global sensitivity based on Sobol indices. This method allows to minimize the number of call of the numeric deterministic model by replacing it with a meta-model, where computation time is reduced.

Key words:

Liquefaction, probability, SPT, Monte Carlo, Subset simulation, CSRSM, random variable, random field, dam.

Table des matières

Chapitre 1: Etat de l'art sur les incertitudes en géotechnique	17
1.1. Introduction	17
1.2. Les incertitudes des paramètres géotechniques.....	18
1.2.1. Variabilité naturelle	18
1.2.2. Erreur de mesure	22
1.2.3. Incertitudes des modèles	24
1.3. Les approches de représentation des incertitudes	26
1.3.1. Théorie des ensembles classiques	26
1.3.2. Théorie de probabilité	26
1.3.3. Théorie des ensembles flous	26
1.3.4. Théorie de la mesure floue.....	26
1.3.5. Théorie des ensembles approximatifs.....	27
1.4. La variabilité spatiale du sol.....	27
1.4.1. L'analyse de régression.....	27
1.4.2. Théorie du champ aléatoire.....	29
1.4.3. La géostatistique	32
1.5. Caractéristiques de la variabilité spatiale des propriétés de sol	33
1.5.1. La résistance au cisaillement	33
1.5.2. L'échelle de fluctuation	35
1.5.3. Le module d'Young et le coefficient de Poisson.....	36
1.6. Effet de l'hétérogénéité du sol sur le potentiel de liquéfaction.....	36
1.7. Conclusion.....	37
Chapitre 2: Phénomène de liquéfaction des sols	38
2.1. Introduction	38
2.2. Définition de la liquéfaction.....	38
2.2.1. Flux de liquéfaction	39

2.2.2.	La mobilité cyclique	39
2.3.	Initiation de la liquéfaction	40
2.3.1.	Chargement monotone	40
2.3.2.	Chargement cyclique	43
2.4.	Facteurs influençant la résistance à la liquéfaction des sols	45
2.4.1.	La nature de sol	45
2.4.2.	État du sol et des contraintes	46
2.4.3.	Degré de saturation	47
2.4.4.	Nature de la sollicitation sismique	48
2.5.	Evaluation du potentiel de liquéfaction	48
2.5.1.	Méthode de contraintes cycliques	48
2.5.2.	Méthode de déformations	56
2.5.3.	L'approche énergétique	57
2.6.	Conclusion	59
Chapitre 3: Analyse probabiliste du potentiel de liquéfaction des sols		61
3.1.	Introduction	61
3.2.	Estimation des incertitudes des variables aléatoires	62
3.2.1.	Les incertitudes des paramètres de la résistance cyclique	62
3.2.2.	Les incertitudes des paramètres de la contrainte cyclique	63
3.3.	Initiation du phénomène de liquéfaction par l'approche probabiliste	65
3.3.1.	La fonction d'état limite	65
3.3.2.	Covariance entre les variables aléatoires	67
3.3.3.	Calcul de la probabilité de la liquéfaction	67
3.4.	Etude de cas de liquéfaction	70
3.4.1.	Analyse déterministe	70
3.4.2.	Étude probabiliste	71
3.5.	Étude de sensibilité	74
3.5.1.	Effet des coefficients de variation des paramètres de la résistance cyclique (CRR)	74
3.5.2.	Effet du COV(F_c)	76

3.5.3. Effet des coefficients de variation des paramètres du rapport de la contrainte cyclique.....	77
3.6. Validation des résultats probabilistes.....	78
3.7. Comparaison entre différentes méthodes fiabilistes.....	81
Chapitre 4 :Analyse probabiliste du tassement induit par la liquéfaction des sols	85
4.1. Introduction	85
4.2. Les méthodes semi-empiriques de calcul du tassement post-cyclique par reconsolidation	86
4.2.1. Tokimatsu et Seed (1984)	86
4.2.2. Ishihara et Yoshimine (1992).....	87
4.2.3. Wu et Seed (2004)	88
4.2.4. La méthode de Cetin et al. (2009).....	88
4.3. Application de la méthode de Cetin et al. (2009) pour le calcul du tassement volumétrique.....	92
4.4. Effet du coefficient de variation de $N_{1,60}$ sur le tassement	94
4.5. Ajustement du tassement selon une loi de distribution empirique.....	95
4.6. Effet des incertitudes du modèle sur le tassement.....	97
4.7. Probabilité de dépassement	98
4.8. Conclusion.....	99
Chapitre 5 :Analyse probabiliste du potentiel de liquéfaction dans un environnement aléatoire.....	100
5.1. Introduction	100
5.2. Méthode de simulation par subset.....	101
5.3. Génération des pressions interstitielles	102
5.3.1. Modèle Finn et Martin	103
5.3.2. Génération de pressions interstitielles	103
5.3.3. Modèle de Byrne.....	103
5.4. Initialisation du modèle sur FLAC 3D	104
5.5. Amortissements local, hystérétique et de Rayleigh	105
5.6. Modèle déterministe.....	106
5.7. Modèle probabiliste.....	107
5.7.1. La méthode de discrétisation Karhunen-Loève	108

5.7.2.	Fonction de performance	110
5.8.	Résultats déterministes	110
5.8.1.	Effet du nombre de coups ($N_{1.60}$) sur le rapport de la pression interstitielle....	111
5.8.2.	Effet de l'amplitude du séisme sur le rapport de la pression interstitielle	112
5.8.3.	Effet de l'angle de dilatance	113
5.8.4.	Etude de l'épaisseur de la couche liquéfiable	114
5.8.5.	Étude de l'emplacement de la couche d'argile	116
5.9.	Analyse probabiliste	117
5.9.1.	Choix du nombre de réalisation par niveau de la simulation par Subset (SS) .	118
5.9.2.	Réalisation du champ aléatoire du module de cisaillement	120
5.9.3.	Effet de la distance d'autocorrélation	121
5.9.4.	Effet du coefficient de variation du module de cisaillement sur la probabilité de liquéfaction	123
5.9.5.	Effet des conditions de l'emplacement de la couche d'argile sur la PDF de la réponse du sol	124
5.9.6.	Effet de l'épaisseur de la couche de sable sur la PDF de la réponse du sol....	125
5.9.7.	Effet de l'angle de dilatance sur les PDF de la réponse du sol	126
5.9.8.	Approximations de la densité de probabilité du rapport de la pression interstitielle des simulations de Monte Carlo	127
5.10.	Influence de la loi probabiliste des propriétés du sol	129
5.11.	Conclusion	129
Chapitre 6 :Analyse probabiliste d'un barrage en terre		131
6.1.	Introduction	131
6.2.	Analyse de sensibilité globale	132
6.2.1.	Méthodes basées sur la régression	132
6.2.2.	Méthodes basées sur la variance	133
6.3.	Méthode de surface de réponse stochastique par collocation (CSRSM)	133
6.3.1.	Extension chaos polynômiale (Polynôme chaos extension PCE).....	134
6.3.2.	Points de collocation	134
6.3.3.	Indices de Sobol	135
6.4.	Modèle déterministe	136
6.4.1.	Modèle numérique	137
6.4.2.	Chargement dynamique	138

6.4.3. Les conditions aux limites	139
6.5. Résultats déterministes	140
6.6. Résultats probabilistes.....	141
6.6.1. Analyse de sensibilité en utilisant trois variables aléatoires	142
6.6.2. Analyse de sensibilité en utilisant quatre variables aléatoires	149
6.6.3. Analyse de sensibilité en utilisant cinq variables aléatoires	155
6.7. Conclusion.....	156
Conclusion générale.....	158

Liste des figures

Figure 1.1. Types des incertitudes des propriétés du sol (Kulhawy, 1992).....	18
Figure 1.2. Variabilité spatiale des propriétés du sol (Phoon et Kulhawy, 1999)	19
Figure 1.3. Estimation de l'échelle de fluctuation verticale	21
Figure 1.4. Exemple des coefficients de corrélation (Harr, 1987).....	28
Figure 1.5. Les différents types de champs aléatoires : (a) la série aléatoire, (b) le processus de treillis, (c) le processus temps-espace, (d) la partition aléatoire de l'espace, (e) le modèle aléatoire des points (Vanmarcke, 1983).....	31
Figure 1.6. Exemple de la non-stationnarité des données (Jaksa, 1995)	31
Figure 1.7. Coefficient de variation (COV) de la variabilité intrinsèque de la résistance au cisaillement non drainée (S_u) du sol en fonction de sa moyenne (S_u), (Phoon et Kulhawy, 1999).....	34
Figure 1.8. Coefficient de variation, COV, de la résistance au cisaillement non drainée du sol en fonction de la moyenne de cette résistance (Cherubini et al. 1993).....	34
Figure 2.1. Comparaison entre essais drainé et non drainé consolidé isotropiquement d'un sol lâche (d'après Casagrande, 1975 et Castro, 1969 ; cité par Holtz et Kovacks, 1991)	41
Figure 2.2. Résultats typiques d'un essai triaxial sur un sable lâche saturé, en conditions non drainées : a) courbe contrainte déformation ; b) cheminement des contraintes effectives ; c) surpression interstitielle en fonction de la déformation axiale ; d) diagramme d'état critique (Kramer, 1996)	42
Figure 2.3. Chemins de contraintes pour cinq échantillons isotropiquement consolidés soumis à des pressions de confinements différentes et ayant le même indice de vide initial, en conditions drainées et sous chargement monotone (Kramer, 1996).....	43
Figure 2.4 . Initiation de la liquéfaction lors d'un chargement statique et cyclique : a) courbes contrainte-déformation; b) cheminement des contraintes (Kramer, 1996).....	44
Figure 2.5. Fuseau granulométrique présentant les sols susceptibles à la liquéfaction (Pépin, 2010)	46
Figure 2.6. Relation schématisée entre la contrainte cyclique maximale et le nombre de cycles nécessaires pour causer la rupture par mobilité cyclique avec l'influence de la contrainte de confinement (figure adaptée de Holtz et Kovacks, 1991).....	47
Figure 2.7. Procédure pour détermination de la contrainte de cisaillement maximale, (τ_{max}) _r (Seed et Idriss, 1982)	51
Figure 2.8. Facteur de réduction de la profondeur r_d en fonction de la profondeur (Andrus et Stokoe, 2000)	51
Figure 2.10. Relation entre le rapport de la pression interstitielle et le facteur de sécurité, Idriss et Boulanger (2008).....	56

Figure 2.11. Mesure du rapport de la pression interstitielle après 10 cycles de chargement (Kramer, 1996).....	57
Figure 3.1. Distribution des paramètres de sol	70
Figure 3.2. Distribution du facteur de sécurité	71
Figure 3.3. Variation de la probabilité de liquéfaction en fonction du nombre de simulations de Monte Carlo.....	72
Figure 3.4. Variation du coefficient de variation de la probabilité de liquéfaction en fonction du nombre de simulations de Monte Carlo	72
Figure 3.5. Probabilité de liquéfaction calculée par différents modèles.....	74
Figure 3.6. Effet du coefficient de variation du nombre de coup N1.60 sur la probabilité de liquéfaction.....	75
Figure 3.7. Effet du coefficient de variation du pourcentage des fines sur la probabilité de liquéfaction	76
Figure 3.8. Effet du coefficient de variation des paramètres sismiques sur la probabilité de liquéfaction	77
Figure 3.9. Influence des coefficients de variation des paramètres sismiques sur la probabilité de liquéfaction	78
Figure 3.10. La fonction de densité de probabilité de CRR et CSR à z=3m.....	79
Figure 3.11. Variation de la fonction de densité de probabilité en fonction du facteur de sécurité	80
Figure 3.12. Variation de la fonction cumulative en fonction du facteur de sécurité	81
Figure 4.1. Graphe pour estimer le tassement de la surface du sol du sable propre (reproduit par Kramer 1996, développé à l'origine par Tokimatsu et Seed 1984.)	86
Figure 4.2. Estimation du tassement de sol du sable propre en fonction du facteur de sécurité à la liquéfaction FS (Ishihara and Yoshimine 1992).....	87
Figure 4.3. Estimation de la déformation volumétrique cyclique (Wu and Seed 2004).....	88
Figure 4.4. Organigramme de la méthode probabiliste pour le calcul du tassement volumétrique.....	91
Figure 4.5. Distribution de N1.60 et CSR du sol étudié	93
Figure 4.6. Distribution de DF, la déformation et le tassement de chaque couche de sol.....	93
Figure 4.7. Effet du COV(N1.60) sur la PDF du tassement total du sol.....	94
Figure 4.8. Approximations de la densité de probabilité du tassement des simulations de Monte Carlo.....	95
Figure 4.9. Ajustement de la fonction cumulative du tassement par une loi normale	96
Figure 4.10. Ajustement de la fonction cumulative du tassement par une loi log-normale	96
Figure 4.11. Comparaison entre la PDF du tassement sans incertitude du modèle et avec incertitude du modèle	97
Figure 4.12. Probabilité de dépassement d'un certain seuil de tassement.....	98
Figure 5.1. Ensemble des événements de défaillance dans la méthode subset simulation (Song et al. 2008)	102
Figure 5.2. Variation du taux d'amortissement critique normalisée avec une fréquence angulaire (Itasca, 2006).....	106
Figure 5.3. Profil du sol étudié	107
Figure 5.4. Maillage du sol	110

Figure 5.5. Variation du rapport de la pression interstitielle à chaque profondeur et à $t=2s$, $6s$ et $10s$	111
Figure 5.6. Influence du nombre de coups SPT (N1)60 sur le rapport de la pression interstitielle	112
Figure 5.7. Influence de l'amplitude de l'onde sismique sur le rapport de la pression interstitielle	112
Figure 5.8. Influence de l'angle de dilatance sur le rapport de la pression interstitielle à $z=2.5m$	114
Figure 5.9. Représentation des quatre cas étudiés des nombres de couches de sable	115
Figure 5.10. Influence de l'épaisseur de la couche de sable sur le rapport de la pression interstitielle pour	115
Figure 5.11. Les trois cas étudiés de l'emplacement des couches d'argile	116
Figure 5.12. Influence de l'emplacement de la couche d'argile sur le rapport de la pression interstitielle	116
Figure 5.13. Evolution des valeurs propres en fonction des modes propres	117
Figure 5.14. Variation de l'erreur moyenne de variation en fonction du nombre de termes Karhunen-Loève.....	118
Figure 5.15. Comparaison entre la probabilité de liquéfaction obtenue dans chaque niveau de la simulation par Subset et celle calculée par la simulation de Monte Carlo	120
Figure 5.16. Réalisations du champ aléatoire pour différents $COV(G)$: 15%, 30% et 45% .	121
Figure 5.17. Effet de la distance d'autocorrélation sur la probabilité de la liquéfaction.....	122
Figure 5.18. Effet du coefficient de variation sur la probabilité de la liquéfaction.....	123
Figure 5.19. Effet de l'emplacement de la couche d'argile sur la PDF du rapport de la pression interstitielle.....	124
Figure 5.20. Effet de l'épaisseur de la couche de sable sur la PDF de la réponse du sol	125
Figure 5.21. Effet de l'angle de dilatance sur la PDF de la réponse du sol.....	126
Figure 5.22. Approximations de la densité de probabilité du rapport de la pression interstitielle des simulations de Monte Carlo.....	127
Figure 5.23. Approximations de la fonction de répartition du rapport de la pression interstitielle des simulations de Monte Carlo par une loi normale.....	128
Figure 5.24. Approximations de la fonction de répartition du rapport de la pression interstitielle des simulations de Monte Carlo par une loi log-normale.....	128
Figure 6.1. Géométrie du barrage	137
Figure 6.2. Enregistrement du séisme de Boumerdès (2003).....	138
Figure 6.3. Spectre de Fourier de la vitesse du séisme.....	139
Figure 6.4. Maillage du barrage	139
Figure 6.5. Distribution de la pression interstitielle dans le barrage	140
Figure 6.6. Variation des trois réponses du barrage en fonction du temps.....	141
Figure 6.7. Effet du coefficient de corrélation entre les paramètres de cisaillement sur les réponses du barrage	143
Figure 6.8. Effet du coefficient de variation de la cohésion sur les PDF des réponses du barrage	146
Figure 6.9. Effet du coefficient de variation de l'angle de frottement sur le rapport de la pression interstitielle.....	148

Figure 6.10. Effet du coefficient de corrélation entre le module de cisaillement et de compressibilité sur le PDF du rapport de la pression interstitielle..... 150

Figure 6.11. Effet du COV(G) sur les PDF des réponses du barrage..... 152

Figure 6.12. Effet du COV(K) sur les PDF des réponses du barrage..... 155

Liste des tableaux

Tableau 1.1. Coefficient de variation des propriétés du sol (Harr, 1987)	20
Tableau 1.2. Les fonctions d'autocorrélations théoriques utilisées pour déterminer l'échelle de fluctuation (Jaksa, 1995)	22
Tableau 1.3. Fonctions d'autocorrélations, distances de corrélations et échelles de fluctuations données par différents Auteurs (Jaksa, 1995)	25
Tableau 1.4. Fonctions d'autocorrélations, distances de corrélations et échelles de fluctuations données par différents Auteurs (Jaksa, 1995)	25
Tableau 1.5. Coefficient de variation de référence de la cohésion	35
Tableau 1.6. Valeurs du coefficient de variation du module d'Young	36
Tableau 2.1. Formulé des critères chinois proposés par Seed et Idriss (1971)	45
Tableau 2.2. Facteurs de correction du nombre de coups N de l'essai SPT	53
Tableau 3.1. Valeurs des coefficients de variation des paramètres de la résistance et la contrainte cyclique	65
Tableau 3.2. Classes du potentiel de liquéfaction des sols (Juang et al. 2012).....	76
Tableau 3.3. Caractéristiques du sol	79
Tableau 3.4. Effet du coefficient de variation du nombre de coups N _{1.60} sur la probabilité de liquéfaction.....	81
Tableau 3.5. Paramètres du modèle logistique (Hwang et al. 2004)	82
Tableau 3.6. Résultats de comparaison entre trois méthodes de calcul de la probabilité de liquéfaction.....	83
Tableau 4.1. Effet du COV(N _{1.60}) sur les moments statistiques du tassement total du sol....	94
Tableau 4.2. Mesure de dommages et de tassement approximative (Ishihara et Yoshimine, 1992).	98
Tableau 5.1. Propriétés du sol étudié.....	106
Tableau 5.2. Corrélation entre la résistance à la pénétration et les propriétés du sol (Peck et al, 1973 cité par Look, 2007)	111
Tableau 5.3. Evolution de la fonction de performance avec les différents niveaux de la simulation par Subset en fonction du nombre de simulations (N _s) pour chaque niveau.....	119
Tableau 5.4. La probabilité de liquéfaction et son coefficient de variation en fonction du nombre de simulation par niveau	119
Tableau 5.5. Effet de la distance d'autocorrélation sur la réponse sur sol	122
Tableau 5.6. Effet de l'emplacement de la couche d'argile sur les moments statistiques du rapport de la pression interstitielle	124

Tableau 5.7. Effet du nombre de couches de sable sur les moments statistiques du rapport de la pression interstitielle.....	125
Tableau 5.8. Effet de l'angle de dilatance sur les moments statistiques du rapport de la pression interstitielle.....	126
Tableau 5.9. Influence de la loi probabiliste sur la probabilité de liquéfaction et son coefficient de variation.....	129
Tableau 6.1. Propriétés de la fondation et de la digue du barrage.....	137
Tableau 6.2. Les coefficients de variation de référence des variables aléatoires.....	142
Tableau 6.3. Effet du coefficient de corrélation entre les paramètres du cisaillement sur les moments statistiques des réponses du barrage.....	144
Tableau 6.4. Effet du COV(C) sur les moments statistiques des réponses du barrage.....	145
Tableau 6.5 Effet du COV(C) sur les indices de Sobol des réponses du barrage.....	145
Tableau 6.6. Effet du COV(C) sur la probabilité de liquéfaction.....	146
Tableau 6.7. Effet du COV(fi) sur les moments statistiques des réponses du barrage.....	147
Tableau 6.8. Effet du COV(fi) sur les indices de Sobol.....	148
Tableau 6.9. Effet du COV(fi) sur la probabilité de liquéfaction.....	149
Tableau 6.10. Effet du coefficient de corrélation entre le module de cisaillement et le module de compressibilité sur les moments statistiques des réponses du sol.....	150
Tableau 6.11. Effet du COV(G) sur les moments statistiques des trois réponses.....	151
Tableau 6.12. Effet du COV(G) sur la probabilité de liquéfaction.....	152
Tableau 6.13. Effet du COV(G) sur les indices de Sobol.....	153
Tableau 6.14. Effet du COV(K) sur les moments statistique des réponses du barrage.....	153
Tableau 6.15. Effet du COV(K) sur les indices de Sobol des réponses du barrage.....	154
Tableau 6.16. Effet du coefficient de variation du module de compressibilité sur la probabilité de liquéfaction.....	154
Tableau 6.17. Indices de Sobol des variables aléatoires.....	156

Introduction générale

Traditionnellement, la plupart des analyses géotechniques sont basées sur des approches déterministes. Ces approches considèrent des valeurs représentatives pour les différents paramètres de conception. Ces valeurs sont généralement les moyennes obtenues à partir d'essais in-situ ou au laboratoire. Dans telles approches, un coefficient de sécurité global est appliqué pour tenir compte des incertitudes des paramètres de sols et de chargement. Le choix de ce facteur est basé sur le jugement de l'ingénieur sur la base de son expérience.

Au cours des dernières années, beaucoup d'efforts ont été versés pour la mise en place de méthodes plus fiables et efficaces fondées sur des approches probabilistes (simplifiées et avancées). Ces approches permettent de considérer la propagation des incertitudes des paramètres d'entrée (paramètres du sol et / ou de chargement) dans les réponses du système (contrainte, déplacement, le facteur de sécurité, etc.). Pour les méthodes probabilistes simplifiées, les différents paramètres incertains sont modélisés par des variables aléatoires définies par leurs fonctions de densité de probabilité (PDF). Cependant, pour l'analyse probabiliste avancée, certaines propriétés de sol sont modélisées par des champs aléatoires caractérisés non seulement par leurs PDF, mais aussi par leurs fonctions d'autocorrélation qui représentent le degré de dépendance de deux valeurs d'un paramètre incertain donné à deux différents emplacements. Ces méthodes permettent de prendre en compte la variabilité spatiale des paramètres du sol.

Les modèles déterministes qui proposent des prédictions plus fiables sont les modèles numériques de type éléments finis ou différences finies. Ils présentent l'avantage de modéliser très finement la géométrie souvent complexe des projets, et sont capables de prendre en compte des modèles de comportement complexes pour le sol.

Les méthodes les plus simples et les plus robustes pour évaluer la propagation d'incertitude sont : la méthode de Monte-Carlo et la méthode de simulation par Subset. Celles-ci consistent à effectuer un grand nombre des tirages aléatoires des variables d'entrée du modèle et à évaluer la ou les réponses du modèle pour chaque tirage, ainsi effectuer des traitements statistiques sur ces réponses.

L'objectif de ce travail est d'étudier l'effet de la variabilité des paramètres de sols couplés aux paramètres sismiques sur le potentiel de liquéfaction de sol.

Le premier chapitre présente une recherche bibliographique dont les différentes classes des incertitudes que l'on peut rencontrer en géotechnique ainsi leur modélisation mathématique et les méthodes d'identification de ces incertitudes ont été synthétisées.

Les notions fondamentales du phénomène de liquéfaction des sols et les différentes méthodes d'évaluation de ce phénomène ont fait l'objet du deuxième chapitre.

Le troisième chapitre présente la méthode probabiliste pour l'évaluation de la probabilité de liquéfaction. On commence par l'explication des coefficients de variation (COV) des variables aléatoire de la fonction de performance. La méthode de Seed et Idriss (1971) a été utilisée pour la définition de la contrainte et la résistance à la liquéfaction. Des d'application sont présentés pour illustrer cette méthodologie qui utilise la simulation de Monte Carlo pour la génération de la fonction de densité de probabilité (PDF) de chaque variable aléatoire.

Le quatrième chapitre présente une méthode d'évaluation du tassement induit par la liquéfaction en utilisant l'essai SPT. Par simple procédure, la probabilité de dépassement d'un certain seuil de tassement, a été estimée.

Dans le cinquième chapitre, la variabilité spatiale des propriétés du sol a été prise en compte en modélisant les paramètres incertains par des champs aléatoires caractérisés par des fonctions de densité de probabilité (PDF) et la fonction d'autocorrélation. Une étude probabiliste en utilisant la méthode de simulation par Subset et la simulation de Monte Carlo ont été appliquées à un problème numérique de liquéfaction de sol en 1D.

Dans le dernier chapitre, la méthode probabiliste dite méthode de surface de réponse stochastique par collocation (CSRSSM) a été appliquées au problème de liquéfaction dans un barrage en terre, après modélisation des paramètres de sol sous forme de variables aléatoires log-normales. La méthode CSRSSM a été utilisée en particulier, car elle permet l'estimation de la propagation d'incertitude pour un coût calculatoire très réduit. Cette méthode est présentée, et appliquée au modèle numérique du barrage en 2D en utilisant le programme Flac3D.

La thèse se termine par une conclusion générale des principaux résultats obtenus par cette étude.

Chapitre 1 : Etat de l'art sur les incertitudes en géotechnique

1.1. Introduction

Les approches déterministes ont longtemps été utilisées dans l'analyse et la conception des structures géotechniques. Ces approches définissent les paramètres du sol par des valeurs constantes. Dans ces approches, les incertitudes des paramètres du sol sont prises en compte par une manière approximative en utilisant un coefficient de sécurité global. Ce facteur est basé sur le jugement de l'ingénieur. Au cours des dernières années, beaucoup d'efforts ont été ciblés sur des analyses plus rationnelles fondées sur des approches probabilistes. Deux approches probabilistes peuvent être trouvées dans la littérature : approche simplifiée et avancée. Dans les approches probabilistes simplifiées, les paramètres incertains sont modélisés comme des variables aléatoires définies par leurs fonctions de densité de probabilité (PDF) ou seulement par leurs moments statistiques (la moyenne et l'écart-type). Dans cette approche, le sol est considéré (au cours de chaque simulation) comme un matériau homogène ayant la même valeur du paramètre incertain dans le tout le domaine d'étude. Cependant, dans la nature, les paramètres du sol (paramètres de résistance au cisaillement, propriétés élastiques, etc) varient dans l'espace à la fois dans le sens horizontal et vertical en raison du processus de dépôt. Ceci conduit à la nécessité de modéliser les paramètres du sol (au cours de chaque simulation) en tant que champs aléatoires caractérisés non seulement par leur fonction PDF, mais aussi par leurs fonctions d'autocorrélation.

Pour cela le présent chapitre traite deux principaux éléments : les incertitudes et la variabilité spatiale des paramètres géotechniques.

1.2. Les incertitudes des paramètres géotechniques

Les incertitudes en géotechnique peuvent être classées en : incertitudes aléatoires et incertitudes épistémiques (Nadim, 2007).

Les incertitudes épistémiques résultent d'un manque d'information. Ces incertitudes peuvent être réduites en se procurant des informations supplémentaires sur la propriété incertaine. Ce type d'incertitude épistémique comprend l'incertitude de mesure, et l'incertitude du modèle. Une troisième incertitude peut être incluse dans ce type d'incertitudes nommée incertitude statistique qui est due à des informations limitées telles que le nombre limité d'observations.

Les incertitudes aléatoires représentent les variabilités naturelles d'une propriété (variabilité spatiale et temporelle). Pour ces incertitudes, aucune information supplémentaire ne peut les réduire mais elle peut permettre une meilleure identification de ces incertitudes.

Kulhawy (1992) considèrent que la variabilité naturelle du sol, l'erreur de mesure et l'incertitude des modèles sont les principales sources d'incertitudes en géotechnique (Figure 1.1).

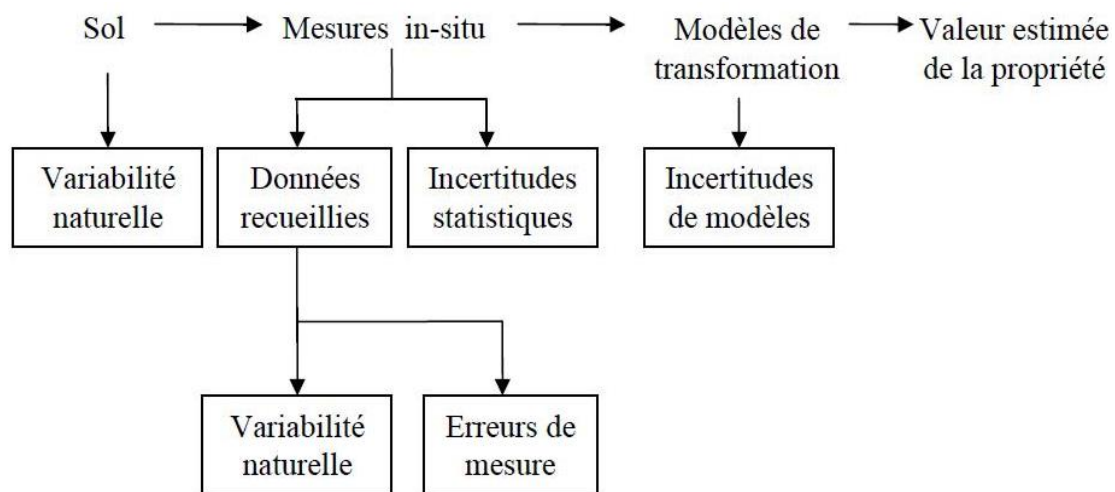


Figure 1.1. Types des incertitudes des propriétés du sol (Kulhawy, 1992)

1.2.1. Variabilité naturelle

La variabilité d'une propriété d'un sol est due aux conditions naturelles qui ont mené sa création. Les processus géologiques de création des sols et des roches laissent facilement comprendre que l'on rencontre des matériaux de natures minéralogiques et mécaniques différentes en fonction du lieu et du moment de dépôt. Des différences de conditions

moins grossières, régionalisées, voire locales, affectent les sols étudiés en géotechnique ; elles sont rarement connues mais leur conséquence directe est la variabilité spatiale des caractéristiques géotechniques.

La variabilité naturelle des propriétés du sol peut être représentée par le profil d'un sondage pénétrométrique (Phoon et Kulhawy 1999) (Figure 1.2).

La variabilité des propriétés du sol peut être caractérisée par plusieurs paramètres statistiques (Vanmarcke, 1977; Phoon et Kulhawy, 1996; Phoon et Kulhawy, 1999). Les paramètres les plus importants sont la fonction de tendance centrale, le coefficient de variation (COV), et la distance d'autocorrélation.

1.2.1.1. La fonction de tendance

La variation spatiale de la propriété du sol avec la profondeur z peut être décomposée en une fonction de tendance $t(z)$, et une fonction de fluctuation $w(z)$ (Figure 1.2).

$$\xi(z) = t(z) + w(z) \quad (1.1)$$

$w(z)$: représente la variation aléatoire de la propriété autour de la fonction de tendance

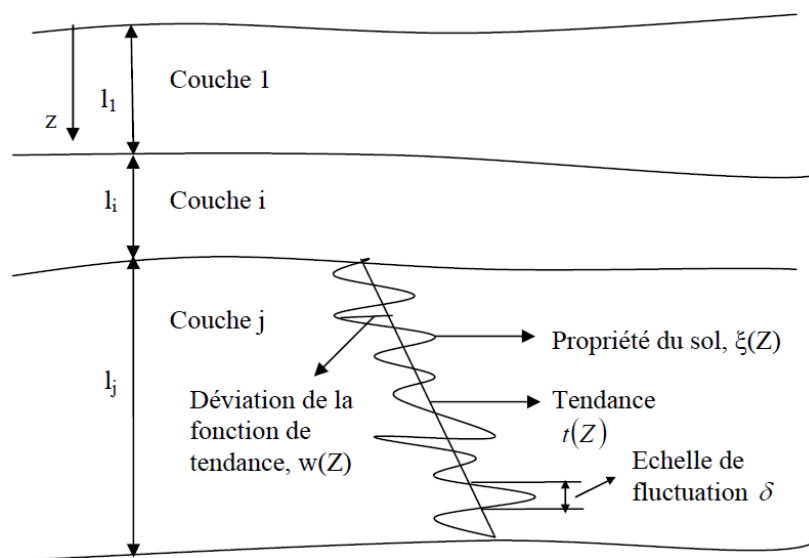


Figure 1.2. Variabilité spatiale des propriétés du sol (Phoon et Kulhawy, 1999)

1.2.1.2. Le coefficient de variation

L'écart-type de la propriété du sol est évalué par (Phoon et Kulhawy, 1999)

$$SD_w = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n [w(z_i)]^2} \quad (1.2)$$

Où n est le nombre des points de mesure

Une représentation plus rigoureuse peut être obtenue en normalisant SD_w par la fonction de tendance t. Ce rapport est nommé coefficient de variation COV et il est défini comme suit :

$$COV = \frac{SD_w}{t} \quad (1.3)$$

Harr (1987) a rassemblé dans un tableau une synthèse des valeurs typiques du COV des propriétés du sol (Tableau 1.1).

Tableau 1.1. Coefficient de variation des propriétés du sol (Harr, 1987)

Paramètres	Coefficient de variation %	Auteurs
Porosité	10	Schultze (1972)
Densité	2	Padilla et Vanmarcke (1974)
Teneur en eau (argile limoneux)	20	Padilla and Vanmarcke (1974)
Teneur en eau (argile)	13	Fredlund et Dahlman (1972)
Degré de saturation	10	Fredlund and Dahlman (1972)
Facteur de compressibilité	16	Padilla and Vanmarcke (1974)
Pression de préconsolidation	19	Padilla and Vanmarcke (1974)
Indice de compression (argile)	30	Fredlund and Dahlman (1972)
Indice de compression (argile sableux)	26	Lumb (1966)
Essai de pénétration standard (SPT)	26	Schultze (1972)
Essai de pénétration de cône (CPT)	37	Schultze (1972)
Angle de frottement (gravier)	7	Schultze (1972)
Angle de frottement (sable)	12	Schultze (1972)

1.2.1.3. Détermination de la distance d'autocorrélation

Padilla et Vanmarcke (1974) ont défini une propriété qui exprime l'importance de la variabilité spatiale. C'est la distance d'autocorrélation ou bien échelle de fluctuation δ_v .

En effet, la notion d'autocorrélation signifie que les valeurs de la propriété à des emplacements proches ne sont pas indépendantes.

Il existe plusieurs méthodes l'estimation de l'échelle de fluctuation verticale dont la méthode simple mais approximative est donnée par Vanmarcke (1977) comme suit :

$$\delta_v \approx 0.8\bar{d} \quad (1.4)$$

Avec d est la valeur moyenne des distances limitées par les intersections de la fonction de tendance avec la fonction $\xi(z)$ de la propriété du sol (Figure 1.3).

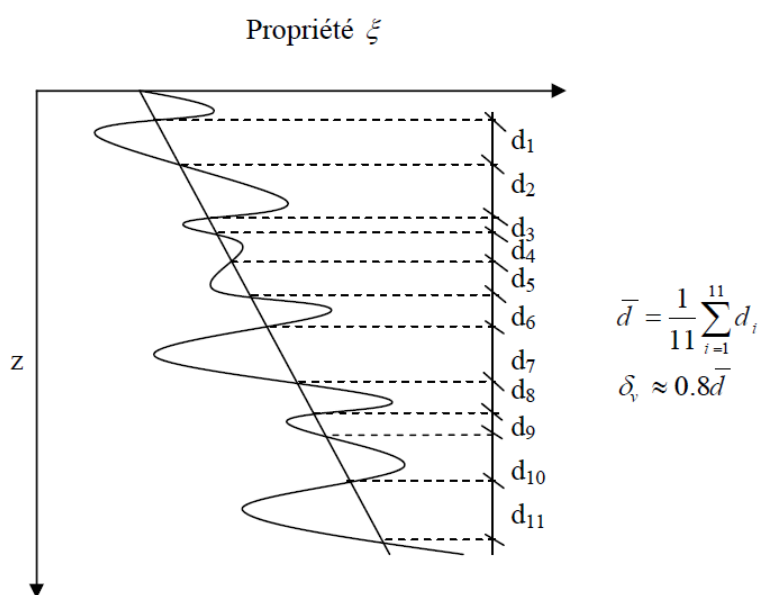


Figure 1.3. Estimation de l'échelle de fluctuation verticale

1.2.1.4. Estimation de l'échelle de fluctuation

Il existe plusieurs façons pour représenter le caractère stochastique des propriétés du sol en utilisant soit :

- la fonction de variance,
- la fonction d'autocorrélation
- en utilisant les approximations par la distance moyenne entre deux intersections successives avec sa moyenne

En géotechnique c'est la fonction d'autocorrélation qui reste la plus utilisée car elle représente d'une manière simple et explicite la variabilité du sol. La distance d'autocorrélation est définie comme la distance nécessaire pour que la fonction de corrélation $\rho(\tau)$ décroisse de 1 à e^{-1} .

Vanmarcke (1983) et Li et al (1987) (cité par Jaksa, 1995) ont proposé plusieurs fonctions d'autocorrélation, elles sont figurées sur le Tableau 1.2.

Tableau 1.2. Les fonctions d'autocorrélations théoriques utilisées pour déterminer l'échelle de fluctuation (Jaksa, 1995)

Model	Fonction d'autocorrélation	Distance d'autocorrélation
Modèle triangulaire	$\rho(\tau) = \begin{cases} 1 - \frac{ \tau }{a} & \text{si } \tau \leq a \\ 0 & \text{si } \tau \geq a \end{cases}$	a
Modèle exponentiel simple, Autorégressive premier ordre	$\rho(\tau) = e^{- \tau /b}$	2b
Modèle Exponentiel carré, ou Gaussien	$\rho(\tau) = e^{-(\tau /c)^2}$	$\sqrt{\pi} \cdot c$
Autorégressive second ordre	$\rho(\tau) = e^{- \tau /c} \left(1 + \frac{ \tau }{d} \right)$	4d

τ : représente la distance qui sépare deux points du sol entre lesquels on cherche à déterminer la corrélation.

Jaksa (1995) a rassemblé dans un tableau une synthèse des fonctions d'autocorrélations, des distances de corrélations et des échelles de fluctuations données par différents auteurs (Tableau 1.3).

1.2.2. Erreur de mesure

Quand on prend en considération les erreurs de mesure, la variabilité spatiale des propriétés du sol peut être représentée par (DeGroot et Beacher, 1993) :

$$\xi(z) = t(z) + w(z) + e(z) \quad (1.5)$$

Où $e(z)$ est le résiduel dû aux erreurs de mesures au laboratoire ou in-situ. Cette erreur peut être divisée en erreur d'enquête et erreur de mesure.

1.2.2.1. Erreurs d'observation

(a) *Erreur de mesure e_{mes}*

L'erreur de mesure proprement dite est directement liée à l'appareillage et à l'opérateur. Bien que la métrologie ait fait beaucoup de progrès, que les procédures et techniques de mesure soient normalisées, il existera toujours une dispersion de l'erreur, même très faible. Cette dispersion est aléatoire, et principalement liée à l'imprécision de l'appareil. On la nomme généralement bruit de mesure. La technique de mesure peut également induire un biais dans la mesure : par exemple, l'augmentation de la résistance en pointe d'un essai pénétrométrique peut être liée à l'augmentation du frottement latéral du train de tige. L'erreur systématique de mesure est due à une modification de l'appareil de mesure : par exemple, pour un pressiomètre, elle correspond au vieillissement de la sonde essai après essai. Se pose également la question de la reproductibilité de la mesure : ou comment tester deux matériaux exactement identiques ? En considérant que l'appareillage est parfait, les conditions de sa mise en œuvre ne sont jamais totalement identiques, et donc les résultats jamais strictement identiques. Il y a enfin l'erreur d'opérateur, liée au « coup de main » de la personne réalisant l'essai, qui fait qu'il peut exister des différences d'un laboratoire ou bureau de mesure à un autre.

(b) *Erreur de représentativité e_{rep}*

Les grandeurs mesurées sont des déplacements, des longueurs, des masses ou encore des températures. L'erreur de représentativité est liée à la transformation de la mesure physique pour obtenir la grandeur de la propriété recherchée.

(c) *Erreur de l'instant e_{inst}*

Cette erreur provient de la variation de la propriété entre le moment où elle est mesurée et le moment où le matériau testé est sollicité. On peut ainsi citer la variation de la teneur en eau d'un sol qui peut varier en fonction des conditions climatiques, de son transport éventuel, de son remaniement...

1.2.2.2. Erreur d'enquête

(a) *Erreur d'enquête*

Au sens strict, cette erreur est liée à une mauvaise conduite des reconnaissances géotechniques. On peut citer comme exemple le cas d'une zone d'investigation insuffisante au regard de l'ouvrage projeté : zone d'ancrage des clous d'un mur de soutènement non investiguée, profondeur de sondage insuffisante pour caractériser le sol sollicité par une fondation, etc...

(b) Erreur d'échantillonnage

Cette erreur (pas toujours considérée comme telle) est due au fait que, dans la pratique, les mesures réalisées ne représentent qu'un échantillon de la population, mais on ne peut pas tester l'ensemble d'un sol pour espérer en avoir une image parfaite.

Revient ici la question de la représentativité de l'ensemble des mesures pour caractériser une population infinie. Cette question est traduite dans la notion de volume élémentaire représentatif (VER) : en fonction de l'échelle à laquelle on se place, l'échantillon étudié présente-t-il un volume de matériau pouvant être considéré comme homogène ? (Boissier et al.2005).

1.2.3.Incertitudes des modèles

Les mesures des essais géotechniques ne sont pas directement utilisables dans la modélisation des ouvrages. Un modèle de transformation est nécessaire pour convertir les mesures des essais en des valeurs des propriétés du sol que l'ingénieur pourra utiliser dans ses modèles de calcul. Comme toute représentation, une modélisation nécessite une simplification de la situation concrète (réduction de la complexité, diminution du nombre de variables et de paramètres,...). Cette simplification introduit des erreurs car les modèles de transformation utilisent des procédures de lissage empiriques.

Au-delà de la représentativité d'un modèle de comportement ou de transformation, et donc de sa capacité à représenter la réalité, il existe un facteur qui engendre une erreur de modélisation : l'outil et son utilisation par le modélisateur. On prendra ici l'exemple de l'utilisation de logiciels et des choix qui doivent être faits. Un premier choix porte sur la méthode de résolution (éléments finis, différences finies, éléments distincts...) qui est guidé par le type de problème à résoudre. Il y a ensuite le choix du modèle conceptuel (mécanique, hydraulique, thermique,...) et du modèle rhéologique (élasticité, Mohr-Coulomb,...). Enfin, et c'est là que les différences les plus notables vont apparaître, les choix de modélisation sont directement dépendants du modélisateur. Il décide de la manière dont il va représenter l'ouvrage (2D, 3D, géométries,...), le milieu environnant (stratigraphie, conditions aux limites, état de contraintes...), les paramètres de résolution (maillage, critère de convergence,...), les sollicitations, etc. Des erreurs peuvent donc résulter de son expérience ou de sa plus ou moins bonne connaissance des conditions locales.

Tableau 1.3. Fonctions d'autocorrélations, distances de corrélations et échelles de fluctuations données par différents Auteurs (Jaksa, 1995)

Type de sol	Paramètres Géotechnique	Direction H : Horizontale V : Verticale	Type d'essai *	Fonction de Autocorrélation ρ_z	Distance de Corrélation Dc (m)	Echelle de Fluctuation θ (m)	Intervalle de prélèvement ∇_{z0} (m)	Auteurs (Cités par Jaksa, 1995)
Schiste De Patte d'ours	Limite Liquidité, W_L	H	-	$0,605_z K_1(1.44)_z$	≈ 0	≈ 0	0.15	Lumb (1974)
Argile marine, Hong Kong	Index Properties	V	-	$e^{-1.23z}$	0.8	1.6	0.3	
	Cohésion non drainé C_u	V	TUC	$e^{-0.33z}$	3.0	6.0	0.3	
Argile molle organique limoneuse, California	Teneur en eau, w	V	-	$e^{-0.66z}$	1.5	3.0	1.5	Diaz Padilla et Vanmarke (1974)
	Indice des vides, e	V	-	$e^{-0.66z}$	1.5	3.0	1.5	
	Pression de consolidation, σ'_p	V	-	$e^{-3.3z}$	0.3	0.6	1.5	
H			$e^{-0.011z}$	90	180	90		
Argile de Chicago	C_u	V		$e^{-0.234z}$	4.3	8.6	?	Wu (1974)
Schiste De Patte d'ours	Limite Liquidité, W_L	H	-	$0.445z K_1(1.131)z$	≈ 0	≈ 0	0.15	Lumb (1975)
Massif de sable fin sec	Subgrade Modulus	H	PLT	$e^{-6.1z}$	0.16	0.33	0.1	
Argile molle, Louisiana	Poids volumique humide γ_h	V	-	?	1.2	?	?	Vanmarke et Fuleihan (1975)
Sable propre, Florida	Résistance de Pointe q_c	V	CPT	$e^{-0.9z}$	1.1	2.22	0.2	Alonso and Krized (1975)
	Frottement latéral f_s	V	CPT	$e^{-1.6z}$	0.6	1.25	0.2	
Argile	q_c	V	CPT	$e^{-1.91z} \cos(2.62z)$	0.5	?	0.05	
Sol mol limoneux gras des cotes de la mer d'Ariake, Japan	Teneur en eau, w	?	-	$e^{-1.16z} \cos(0.3z)$	6.3	?	0.5	
	Limite Liquidité, W_L	?	-	$e^{-0.23z} \cos(0.31z)$	4.3	?	0.5	
	Indice des vides, e	?	-	$e^{-1.191z} \cos(0.31z)$	5.2	?	0.5	
	Poids volumique humide, γ_h	?	-	$e^{-0.253z} \cos(0.41z)$	4.0	?	0.5	

TUC : Essai de compression simple

PLT : Essai de chargement de plaque

CPT : Essai de pénétration de cône

1.3. Les approches de représentation des incertitudes

Différentes approches pour représenter l'incertitude dans le cadre de différents domaines d'application sont présentées par Isukapalli (1999).

1.3.1. Théorie des ensembles classiques

L'incertitude est exprimée par des ensembles d'alternatives mutuellement exclusifs dans les situations où une alternative est désirée. Cela inclut des incertitudes diagnostiques, prédictives et retrodictives.

1.3.2. Théorie de probabilité

L'incertitude est exprimée en termes d'une mesure sur des sous-ensembles d'un ensemble universel d'alternative (événements). La mesure de l'incertitude est une fonction qui, selon la situation, attribue un numéro entre 0 et 1 pour chaque sous-ensemble. Ce nombre, appelé probabilité du sous-ensemble, exprime la probabilité que l'alternative souhaitée est unique dans ce sous-ensemble.

1.3.3. Théorie des ensembles flous

Les ensembles flous, semblables aux ensembles classiques, sont capables d'exprimer la non-spécificité. En outre, ils sont également capables d'exprimer l'imprécision. L'imprécision est différente de la non-spécificité dans le sens que l'imprécision se dégage de l'imprécision des définitions, en particulier les définitions des termes linguistiques. Dans les ensembles flous, l'adhésion n'est pas une question d'affirmation ou de négation, mais plutôt une question de degré.

1.3.4. Théorie de la mesure floue

Cette théorie considère un certain nombre de classes spéciales de mesures, dont chacune est caractérisée par une propriété particulière. Certaines des mesures utilisées dans cette théorie sont des mesures de plausibilité, et les mesures de probabilité classique. La théorie de la mesure floue et la théorie des ensembles flous diffèrent de manière significative: dans la théorie des ensembles flous, les conditions de l'appartenance d'un élément dans un ensemble sont vagues, alors que dans la théorie de la mesure floue, les conditions sont précises, mais les informations sur un élément sont insuffisantes pour déterminer si elles satisfont à ces conditions.

1.3.5. Théorie des ensembles approximatifs

Un ensemble approximatif est une représentation imprécise d'un ensemble net en termes de deux sous-ensembles, une approximation inférieure et approximation supérieure.

1.4. La variabilité spatiale du sol

Avant d'examiner la variation spatiale du sol, il est nécessaire de présenter les outils mathématiques utilisés pour traiter cette variabilité.

Pour présenter la variabilité spatiale des propriétés géotechniques du sol, il serait préférable d'assigner une fonction $Y(x)$. Cependant, cela est rarement possible parce que la variabilité est souvent erratique, et par conséquent complexe, avec beaucoup de discontinuités et d'anisotropie.

En conséquent, la recherche de la variabilité spatiale s'est concerné sur un nombre limité de techniques statistiques pour quantifier, modéliser, et estimer cette variabilité. Ceux-ci incluent : la régression, la théorie du champ aléatoire et la géostatistique (Jaksa 1995).

1.4.1.L'analyse de régression

Pour connaître la relation qui existe entre deux variables aléatoires X et Y on les présente sous forme d'un nuage de points. Ce dernier est quantifié en utilisant la covariance et le coefficient de corrélation.

1.4.1.1. La covariance

Les variances des caractères expriment la dispersion de chaque série ; la covariance qualifie la dispersion du nuage de points autour du centre de gravité dans l'espace à deux dimensions. La covariance de deux caractères X et Y est défini par :

$$C_{XY} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y}) \quad (1.6)$$

Avec \bar{X} et \bar{Y} la moyenne des X et des Y respectivement

n : nombre de points de données

1.4.1.2. Coefficient de corrélation

Étudier la corrélation entre deux ou plusieurs variables aléatoires ou statistiques, c'est étudier l'intensité de la liaison qui peut exister entre ces variables. La liaison recherchée est une relation affine. Dans le cas de deux variables, il s'agit de la régression linéaire. Une mesure de cette corrélation est obtenue par le calcul du coefficient de corrélation linéaire (noté R ou ρ). Ce coefficient est égal au rapport de leur covariance et du produit non nul de leurs écarts type:

$$R = \frac{C_{XY}}{\sigma_X \sigma_Y} \quad (1.7)$$

Le coefficient de corrélation peut prendre les valeurs zéro, positif ou négatif. Il est compris entre -1 et 1.

Si $R = 1$, les données sont parfaitement alignées sur une droite de pente positive ;

Si $R = 0$, les données ne sont pas corrélées ;

Si $R = -1$, les données sont parfaitement alignées sur une droite de pente négative.

Smith (1981) propose les approximations suivantes pour des valeurs de R entre 0 et 1.

Si $|R| \geq 0.8$ Il existe une forte corrélation entre X et Y, on peut les considérer complètement dépendants

Si $0.2 \leq |R| \leq 0.8$ Il existe une corrélation entre X et Y

Si $|R| \leq 0.2$ Il existe une faible corrélation entre X et Y, et on peut les considérer indépendantes.

La Figure 1.4 présente les représentations des différentes valeurs que peut prendre le coefficient de corrélation.

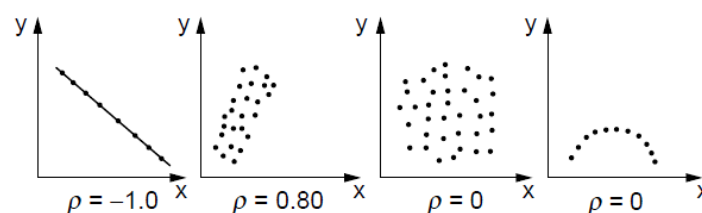


Figure 1.4. Exemple des coefficients de corrélation (Harr, 1987)

On utilise aussi le coefficient de détermination R^2 , qui est le carré du coefficient de corrélation, et qui donne le poids du coefficient de corrélation. Sa valeur représente la « quantité » de variance qui est exprimée par l'utilisation d'un modèle de régression.

Pour analyser les propriétés d'un sol, on fait l'hypothèse que la relation cherchée est linéaire. La régression linéaire ajuste la liaison entre deux variables X et Y par une droite

$$Y = aX + b \quad (1.8)$$

Où a et b sont des coefficients.

Il faut que l'erreur que l'on commet en représentant la liaison entre les variables par une droite soit la plus petite possible. Le critère formel le plus souvent utilisé, mais pas le seul possible, est de minimiser la somme de toutes les erreurs effectivement commises au carré. On parle alors d'ajustement selon la méthode des moindres carrés ordinaires. La droite résultante de cet ajustement s'appelle une droite de régression. La droite de régression linéaire, aussi appelée droite des moindres carrés, minimise donc la somme des carrés des écarts :

$$\sum_{i=1}^n [Y_i - (aX_i + b)]^2 = \text{minimum}$$

1.4.2. Théorie du champ aléatoire

La théorie du champ aléatoire, utilisée en géotechnique (Vanmarcke, 1977, 1983, Jaksa, 1995), est une extension à n dimensions de l'analyse classique de la série chronologique. Un exemple géotechnique de la série chronologique est la mesure de la résistance à la pénétration au cône qc avec la profondeur par l'essai CPT.

En d'autres termes, un champ aléatoire peut être perçu comme une famille paramétrique de variables aléatoires $X(t)$, où $t = (t_1, t_2, \dots, t_n)$ est une localisation de coordonnées (t_1, t_2, \dots, t_n) dans l'espace des paramètres (Benjamin et al, 1970). Il est à noter que le champ aléatoire peut être continu ou discret par rapport à chaque paramètre t_1, t_2, \dots, t_n et que d'autre part on parle d'état continu ou discret d'un champ stochastique selon que la variable aléatoire définie pour un ensemble fixé de paramètres soit continue ou pas.

Vanmarcke (1987), a donné plusieurs appellations au champ aléatoire selon les localisations des points d'observations (Figure 1.5)

- Série aléatoire si les observations sont faites à des points discrets sur un axe de temps (Figure 1.5 (a)) ;

-un processus de treillis si les observations sont faites aux nœuds ou aux emplacements du treillis dans l'espace (Figure 1.5 (b)) ;

-une fonction aléatoire continue si les observations sont faites à tous les points le long d'un ou plusieurs axes de coordonnées spatiales et/ou l'axe de temps (Figure 1.5 (c)) ;

-une division aléatoire de l'espace si une variable aléatoire discrète est observée à chaque point dans l'espace (Figure 1.5 (d)) ;

-un processus de point aléatoire si les points sont situés dans un modèle aléatoire dans l'espace (Figure 1.5(e)).

La théorie des champs aléatoire est importante pour deux raisons : d'abord, elle fournit des résultats statistiques puissants qui peuvent être utilisés pour tirer des inférences à partir des observations de champ et prévoir des stratégies d'échantillonnage spatiales ; deuxièmement, elle fournit un moyen pour incorporer la variation spatiale dans des modèles de fiabilité.

1.4.2.1. La stationnarité

L'application de la théorie du champ aléatoire est simplifiée si les données sont stationnaires, c'est-à-dire, les lois probabilistes qui régissent la série doivent être indépendantes de l'endroit des échantillons. Brockwell et al. (1987) cité par Jaksa (1995), ont défini trois conditions pour que les données soit stationnaires :

- la moyenne m , est constante avec la distance, c'est-à-dire, aucune tendance ou dérive n'existe dans les données ;
- la variance est constante avec la distance ;
- il n'y a aucune variation saisonnière ;
- il n'y a aucune fluctuation irrégulière.

Dans la pratique, on définit la stationnarité d'ordre deux si tous les moments sont invariants par translation ; mais comme cela ne peut être vérifié avec un nombre limité de données expérimentales, on vérifie seulement que les deux premiers moments (moyenne et variance) sont invariants par translation. On parle alors de stationnarité faible.

Un exemple de non stationnarité des données, la mesure par l'essai CPT, est présenté sur la Figure 1.6. Sur la figure le niveau indiqué par la tendance quadratique et la variance sont en fonction de la profondeur.

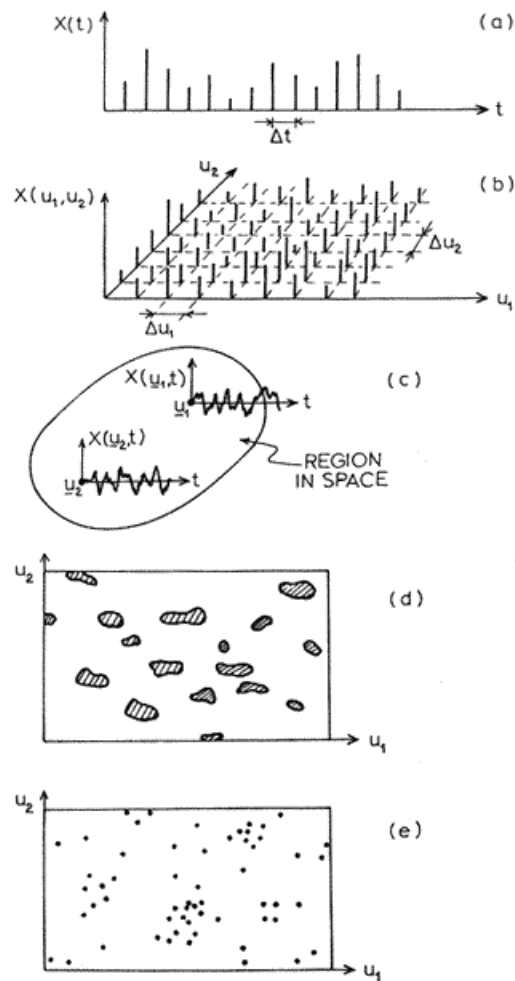


Figure 1.5. Les différents types de champs aléatoires : (a) la série aléatoire, (b) le processus de treillis, (c) le processus temps-espace, (d) la partition aléatoire de l'espace, (e) le modèle aléatoire des points (Vanmarcke, 1983)

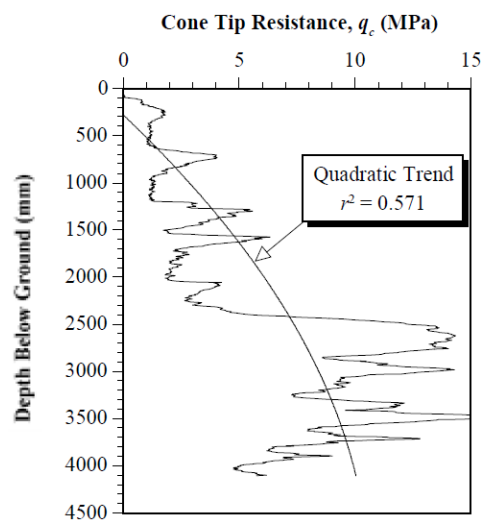


Figure 1.6. Exemple de la non-stationnarité des données (Jaksa, 1995)

1.4.2.2. Ergodicité

L'ergodicité signifie que les propriétés probabilistes d'un processus aléatoire (champ) peuvent être complètement estimées à partir de l'observation d'une seule réalisation de ce processus.

La signification de l'ergodicité pour les champs étudiés en géotechnique est moins claire, et n'a pas été largement discutée dans la littérature.

Christakos (1992) cité par Phoon (2008) a indiqué que, dans des situations pratiques, c'est difficile ou impossible de vérifier l'ergodicité pour les champs spatiaux.

1.4.2.3. La non-stationnarité

Un champ non stationnaire est statistiquement hétérogène. Il peut être hétérogène dans un certain nombre de cas. Dans le cas le plus simple, la moyenne peut être une fonction de la distance, par exemple, s'il y a une tendance spatiale qui n'a pas été enlevée. Dans un cas plus complexe, la fonction de variance ou d'autocovariance peut varier dans l'espace. Selon le cas où le champ aléatoire est non stationnaire, une transformation des variables peut parfois convertir un champ non stationnaire en champ stationnaire ou presque stationnaire.

1.4.3. La géostatistique

La géostatistique étudie les problèmes posés par les variables régionalisées, c'est-à-dire des variables caractérisant ou résultant des phénomènes naturels. Par exemple la teneur en minerai, la pluviométrie ou l'épaisseur d'une couche géologique.

Une variable régionalisée (VR) présente un double caractère :

-*Erratique* : la variable peut varier considérablement d'un point à un autre de l'espace du fait de la complexité du phénomène physique concerné ;

-*Régionalisé* : bien que variable dans l'espace, les valeurs numériques ne sont pas indépendantes de leur localisation. Elles sont corrélées spatialement.

Une des mesures statistiques de base de la géostatistique est le variogramme ou le semivariogramme, qui est employé pour exprimer le taux de changement d'une variable régionalisée le long d'une orientation spécifique.

1.5. Caractéristiques de la variabilité spatiale des propriétés de sol

Phoon et Kulhawy (1999) ont proposé quelques "directives approximatives" pour des types d'incertitude des propriétés géotechniques. Ils ont utilisé un champ aléatoire homogène pour représenter la variabilité intrinsèque du sol. Il a été montré que la variabilité calculée à partir des essais réalisés au laboratoire est inférieure à celle calculée à partir des essais in-situ. Ceci est dû au bon contrôle des mesures prises au laboratoire et à la qualité des équipements de mesures du laboratoire qui est meilleure que celle des appareils utilisés pour des essais in-situ.

Ils ont estimé des coefficients de variation, COV, dus à la variabilité intrinsèque et des COV dus à l'erreur de mesure.

1.5.1. La résistance au cisaillement

1.5.1.1. La cohésion

Pour la cohésion, C_u , des dépôts argileux de sol, ils ont trouvé une chaîne typique de COV qui varie entre 10% et 55%, résultant seulement de la variabilité spatiale intrinsèque de la résistance du sol. Cette marge a été obtenue à partir d'une étude étendue des données des essais de pénétration à cône (CPT), des essais de cisaillement au scissomètre (VST : Vane Shear Test), et des essais au laboratoire, qui ont inclus : des essais de compressibilité libre (UC) ; des essais de cisaillement triaxiale non consolidés non drainés (UU) ; et des essais de cisaillement triaxiale consolidés isotrope non drainés (CIUC). La Figure 1.7 montre des marges de COV de la variabilité intrinsèque des essais au laboratoire.

Le COV de la résistance au cisaillement non drainé dû aux erreurs de mesure (l'appareillage, les procédures de l'opérateur, et les effets des essais aléatoires) se situe entre environ 5% à 45% pour les essais in-situ et 5% à 40% pour des essais au laboratoire).

Cherubini et al. (1993) ont rassemblé les valeurs du coefficient de variation de la résistance au cisaillement non drainée du sol. Ils ont trouvé une fourchette très large de 12% à 45%. La Figure 1.8 montre les valeurs rapportées du coefficient de variation COV de la résistance de cisaillement non drainée en fonction de la moyenne de cette résistance.

Cherubini et son équipe ont trouvé que la variabilité diminue quand la résistance non drainée du sol augmente ; ainsi, ils ont recommandé une fourchette de COV entre 12% à 45% pour un sol raide.

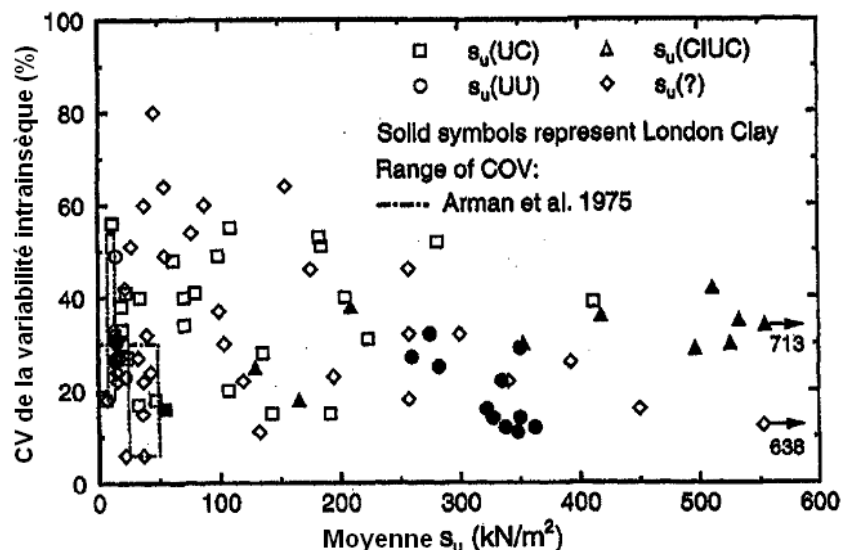


Figure 1.7. Coefficient de variation (COV) de la variabilité intrinsèque de la résistance au cisaillement non drainée (S_u) du sol en fonction de sa moyenne (S_u), (Phoon et Kulhawy, 1999).

Soulie et al. (1990) ont étudié la structure de la variabilité spatiale de la résistance au cisaillement non drainée dans un gisement d'argile (région de compartiment de James du Québec). La valeur de COV de la résistance au cisaillement non drainée de ce gisement était environ 22% et elle a été déterminée en utilisant une série d'essais au scissomètre.

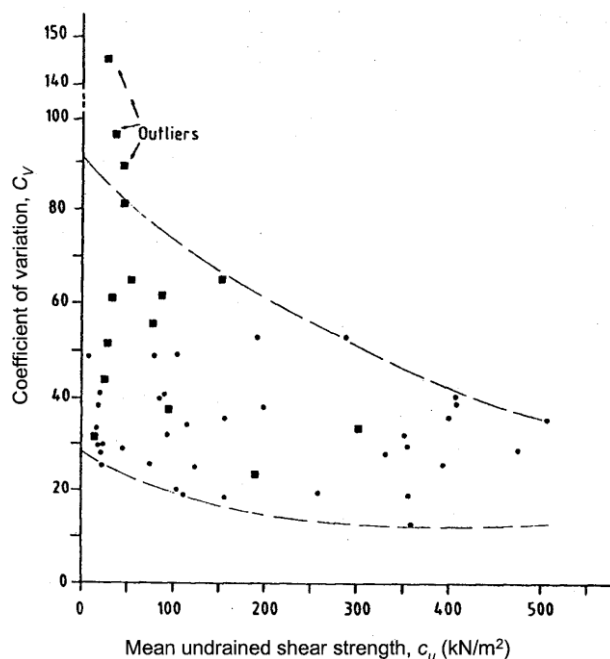


Figure 1.8. Coefficient de variation, COV, de la résistance au cisaillement non drainée du sol en fonction de la moyenne de cette résistance (Cherubini et al. 1993)

Le Tableau 1.5 présente les valeurs du coefficient de variation de la cohésion données dans la littérature par différents auteurs.

Tableau 1.5. Coefficient de variation de référence de la cohésion

Auteurs	COV (%)
Lumb (1972), Fredlund et Dahlman (1972)	30 - 50 (test UC) 60 - 85 (argile extrêmement variable)
Morse (1972)	30 - 50 (test UC)
Fredlund et Dahlman (1972)	30 - 50 (test UC)
Lee et al. (1983)	20 - 50 (Argiles) 25 - 30 (Sables)
Ejezie et Harrop-Williams (1984)	28 - 96
Cherubini et al. (1993)	12 - 145 12 - 45 (Argile moyenne a forte)
Lacasse et Nadim (1996)	5 -20 (argile – essai triaxial) 10 - 30 (Limon argileux)
Phoon et Kulhawy (1999)	10 - 55
Duncan (2000)	13 - 40
Meyerhoff (1951)	20 - 60

En conclusion, une fourchette de COV entre 10% à 40% a été suggérée pour la variabilité intrinsèque de la résistance au cisaillement non drainée des dépôts argileux raides. Pour les sols mous fortement variables, cette variabilité peut atteindre à une limite supérieure possible de COV = 80%. Ces plages sont impliquées pour la variabilité inhérente du sol ; les valeurs mesurées de la résistance au cisaillement non drainée peuvent avoir une variation plus élevée due aux erreurs de mesure.

1.5.1.2. L'angle de frottement interne

Pour l'angle de frottement interne, un intervalle du coefficient de variation plus restreint que celui de la cohésion a été proposé dans la littérature. Pour la plupart des sols, la valeur moyenne de l'angle de frottement interne effectif se situe typiquement entre 20° et 40°. A l'intérieur de cette fourchette, le coefficient de variation proposé par Phoon et Kulhawy (1999) est entre 5% et 15%.

1.5.2.L'échelle de fluctuation

Les plages des échelles de fluctuation pour la résistance au cisaillement non drainée ont été estimées à la fois au laboratoire et avec les essais pratiques (Phoon et Kulhawy, 1999). Dans la direction verticale, des échelles de fluctuation verticale, δ_v , varient de 0.5m à 6.0m (la plupart du temps entre le 1m et 2m), et dans la direction horizontale, les échelles

de fluctuation horizontale, δ_h , varient entre 40m et 60m. Lacasse et Nadim (1996) ont donné des valeurs des distances de corrélation obtenues par de divers auteurs basés sur des essais de pénétration à cône. Les valeurs se sont étendues entre le 1m et 3m dans la direction verticale et entre 5m et 38m dans la direction horizontale. La recherche suggère que l'échelle de fluctuation évaluée dépende de l'intervalle de prélèvement (par exemple DeGroot et Baecher 1993 ; Fenton, 1999). Cette question est particulièrement importante pour la direction horizontale, où un nombre suffisant de mesures étroitement alignées sont rarement disponible. Par exemple, basé sur une telle mesure étroitement alignée, Popescu (1995) a trouvé une échelle horizontale de fluctuation environ de 12m pour un dépôt de sable, et Przewlocki (2005) a trouvé une échelle horizontale de fluctuation de 5m pour un dépôt argileux. Soulie et al. (1990) ont trouvé une distances d'autocorrélation varie de 7m à 30m dans la direction horizontale et 3m dans la direction verticale pour un sol argileux. Chiasson et al. (1995) a estimé une distance d'autocorrélation de 2m pour un gisement d'argile dans la direction verticale.

1.5.3. Le module d'Young et le coefficient de Poisson

Les sols à faibles caractéristiques élastiques présentent une variabilité importante de leurs propriétés élastiques (Bauer et Pula 2000).

Le Tableau 1.6 présente quelques valeurs du coefficient de variation du module d'Young.

Tableau 1.6. Valeurs du coefficient de variation du module d'Young

Auteurs	COV (%)
Baecher et Christian (2003)	2 – 42
Nour et al. (2002)	40 – 50
Phoon et Kulhawy (1999)	30
Bauer et Pula (2000)	15

Concernant le coefficient de Poisson ν , il n'existe pas des informations suffisantes sur son coefficient de variation. Quelques auteurs suggèrent que la variabilité de ce paramètre peut être négligée dans le calcul du tassement des sols élastiques. D'autres proposent un intervalle de variabilité très restreint.

1.6. Effet de l'hétérogénéité du sol sur le potentiel de liquéfaction

Popescu (1995) a étudié les effets de la variabilité spatiale de sol sur la liquéfaction. Il a conclu que la pression interstitielle induite dynamiquement est fortement affectée par la variabilité spatiale des propriétés de sol. Il a conclu que la variation de la pression

interstitielle est fortement affectée par la distribution de probabilité des paramètres de sol et, plus spécifiquement, par la pente gauche de la distribution, correspondant à la présence des poches lâches dans les dépôts de sol.

1.7. Conclusion

Une étude bibliographique a été présentée dans ce chapitre. En premier lieu les différentes classes des incertitudes que l'on peut rencontrer en géotechnique ont été exposées ainsi que leur modélisation mathématique et les méthodes d'identification de ces incertitudes. Les intervalles des valeurs des paramètres statistiques des propriétés du sol présentés dans la littérature ont été rappelés ici. Pour le coefficient de variation de la cohésion du sol, un intervalle entre 10% et 40% a été suggéré par les auteurs. Cependant, pour l'angle de frottement interne, un intervalle plus restreint entre 5% et 15% a été proposé. Concernant les propriétés élastiques du sol, le coefficient de variation du module d'Young varie entre 2% et 50%. Une synthèse des différentes fonctions d'autocorrélation a été présentée ainsi les distances d'autocorrélation et les échelles de fluctuations de référence de différents paramètres de sols ont été regroupées. Dans la dernière partie l'influence de l'hétérogénéité des paramètres de sol sur le potentiel de la liquéfaction a été exposée.

Chapitre 2: Phénomène de liquéfaction des sols

2.1. Introduction

Le phénomène de liquéfaction des sols saturés, généralement sableux, sous l'action de sollicitations rapides (séismes, chocs, raz de marée, etc.), est à l'origine d'une brusque instabilité de ces derniers qui en s'écoulant sous l'effet de la pesanteur peuvent provoquer des dommages irréparables aux ouvrages et structures situés à proximité.

La littérature géotechnique traite plusieurs exemples de dégâts majeurs clairement attribuables à la liquéfaction de massifs de sable et à leur propagation. En se limitant par exemple au cas des ruptures par liquéfaction d'origine sismique, dont les effets sont les plus spectaculaires, on peut notamment citer dès 1964 le séisme de Niigata au Japon (Seed et Idriss, 1967) ou celui d'Alaska (1968), qui ont motivé de nombreuses recherches à cette époque tant aux Etats-Unis qu'au Japon, dans le domaine de la liquéfaction des sables, ainsi les séismes de Nihonkai-Chubu (1983) et Kobe (1995) au Japon, Loma Prieta en Californie (1989), Luzon aux Philippines (1990), ou encore Izmit en Turquie (1999), et Boumerdes (2003).

Ce chapitre est consacré à la description du phénomène de liquéfaction des sols et les facteurs qui peuvent l'influencer. Les méthodes d'évaluation du potentiel de liquéfaction seront ensuite abordées.

2.2. Définition de la liquéfaction

Le terme liquéfaction, à l'origine inventée par Mogami et Kubo (1953), a été historiquement employé en conjonction qu'une série de phénomènes qui comportent des déformations provoquées par des perturbations monotoniques ou transitives des sols pulvérulents saturés dans des conditions non drainées.

La génération des pressions excessives sous des conditions de chargement non drainées est une caractéristique de tous les phénomènes de liquéfaction. La tendance de densification des sols secs non cohérents sous le chargement statique et cyclique est bien connue. Quand des sols non cohérents sont saturés, cependant, le chargement rapide se produit dans des conditions non drainées, ainsi la tendance pour la densification cause d'augmenter les pressions interstitielles et à diminuer les contraintes effectives. Les phénomènes de liquéfaction qui résultent de ce processus peuvent être divisés en deux groupes principaux : liquéfaction d'écoulement et mobilité cyclique.

La liquéfaction d'écoulement et la mobilité cyclique sont très importantes, et n'importe quelle évaluation des risques de liquéfaction devrait soigneusement considérer tous les deux. Dans la nature, la liquéfaction d'écoulement se produit beaucoup moins fréquemment que la mobilité cyclique mais ses effets sont habituellement bien plus graves. La mobilité cyclique, d'une part, peut se produire sous une gamme beaucoup plus large des états de sol et d'emplacement que la liquéfaction d'écoulement.

2.2.1. Flux de liquéfaction

La liquéfaction d'écoulement peut se produire quand la contrainte de cisaillement exigée pour l'équilibre statique d'une masse de sol (contrainte de cisaillement statique) est plus grande que la résistance au cisaillement du sol dans son état liquéfié (Kramer, 1995). Les contraintes cycliques peuvent simplement apporter le sol à un état instable auquel ses baisses de résistance permettent aux contraintes statiques de produire l'échec d'écoulement. Des échecs de liquéfaction d'écoulement sont caractérisés par la nature soudaine de leur origine, de la vitesse avec laquelle ils se développent, et de la grande distance au-dessus de laquelle les matériaux liquéfiés se déplacent souvent.

2.2.2. La mobilité cyclique

La mobilité cyclique est un autre phénomène qui peut également produire de grandes déformations permanentes pendant la secousse sismique. Contrairement à la liquéfaction d'écoulement, la mobilité cyclique se produit quand la résistance au cisaillement statique est moins que la résistance au cisaillement du sol liquéfié. Les déformations produites par des échecs de mobilité cycliques se développent incrémentalement pendant la secousse sismique.

Contrairement à la liquéfaction d'écoulement, les déformations produites par mobilité cyclique sont conduites par des efforts de cisaillement cycliques et statiques. Ces déformations, nommées propagation latérale, peuvent se produire sur la terre en pente ou sur la terre pratiquement plate à côté des eaux superficielles.

2.3. Initiation de la liquéfaction

Comme défini précédemment, la liquéfaction est un phénomène qui peut être la conséquence du chargement monotone ou cyclique d'un sol lâche dans des conditions non drainées. Son initiation est développée distinctement pour les chargements monotones et cycliques, cette démarche étant justifiée par le fait que la contrainte critique nécessaire pour initier le phénomène ne sera pas atteinte de la même manière selon qu'il s'agisse de l'un ou l'autre type de sollicitation.

2.3.1. Chargement monotone

La différence de comportement entre les situations drainées et non drainées d'un sol lâche est présentée sur la Figure 2.1. La situation A correspond à un sol lâche drainé alors que la situation B correspond au comportement du même sol en condition non drainée.

Cette figure indique que dans le cas drainé, la contrainte déviatorique σ_d appliquée au sol lâche augmente jusqu'à atteindre un plateau alors que dans le cas non drainé, σ_d augmente jusqu'à atteindre un maximum à partir duquel le sol devient instable, conduisant une baisse de résistance et à une augmentation rapide de la déformation axiale.

Cette notion importante est reprise à la Figure 2.2 à partir de laquelle il est possible d'introduire la définition de l'initiation de la liquéfaction. Elle présente le comportement d'un sable lâche saturé lors d'un essai triaxial conventionnel en conditions non drainées.

Avant de pouvoir discuter des résultats présentés sur cette figure, une définition des systèmes d'axes utilisés est nécessaire. Les paramètres de contrôle dont cette figure fait référence sont les suivants :

$$q = \frac{\sigma_d}{2} = \frac{\sigma'_1 - \sigma'_3}{2} \quad \text{Contrainte déviatorique divisée par 2}$$

$$p' = \frac{\sigma'_1 + \sigma'_3}{2} \quad \text{Moyenne des contraintes principales effectives}$$

e : indice des vides

u : pression interstitielle

ε_a : déformation axiale

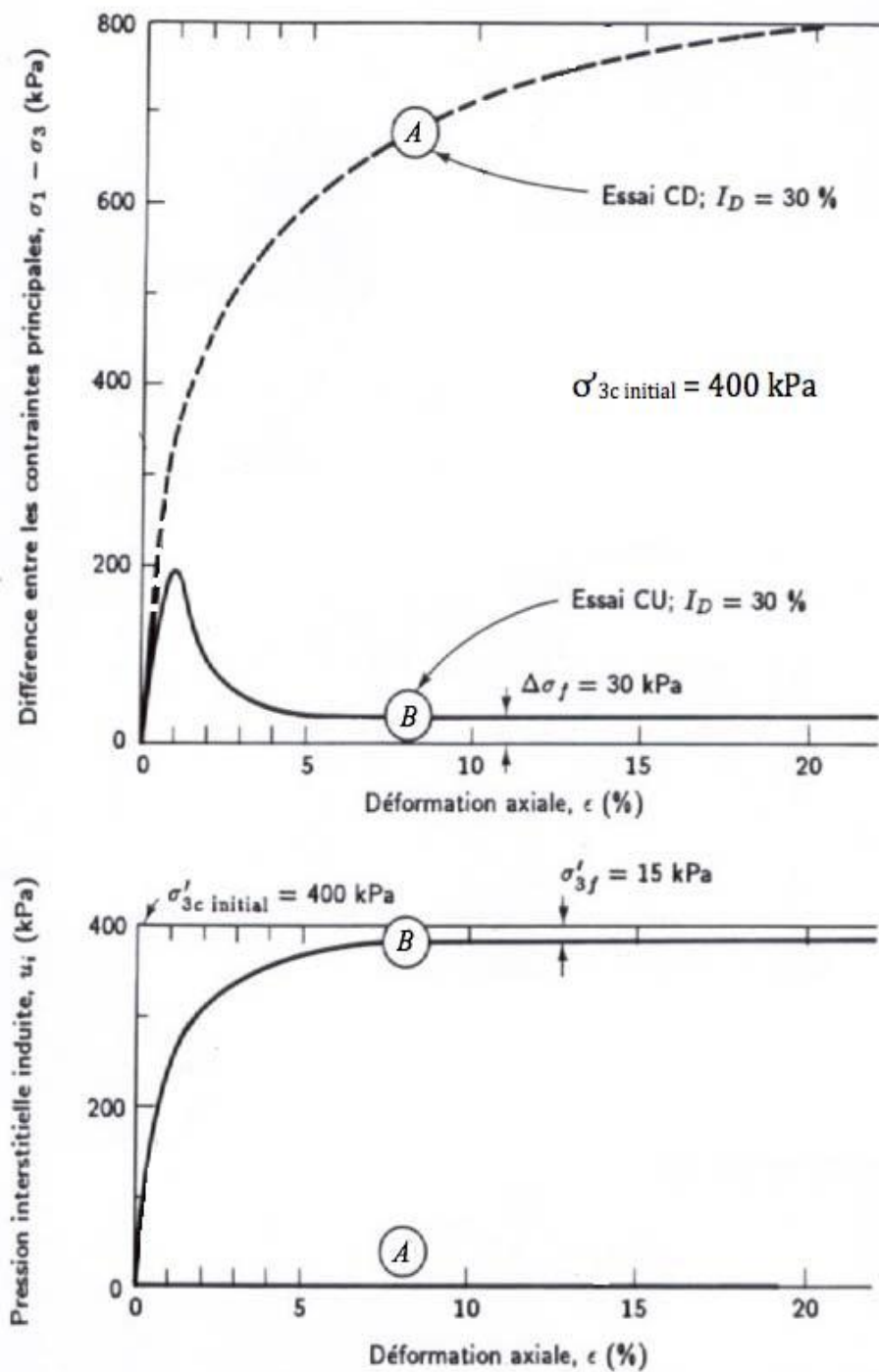


Figure 2.1. Comparaison entre essais drainé et non drainé consolidé isotropiquement d'un sol lâche (d'après Casagrande, 1975 et Castro, 1969 ; cité par Holtz et Kovacks, 1991)

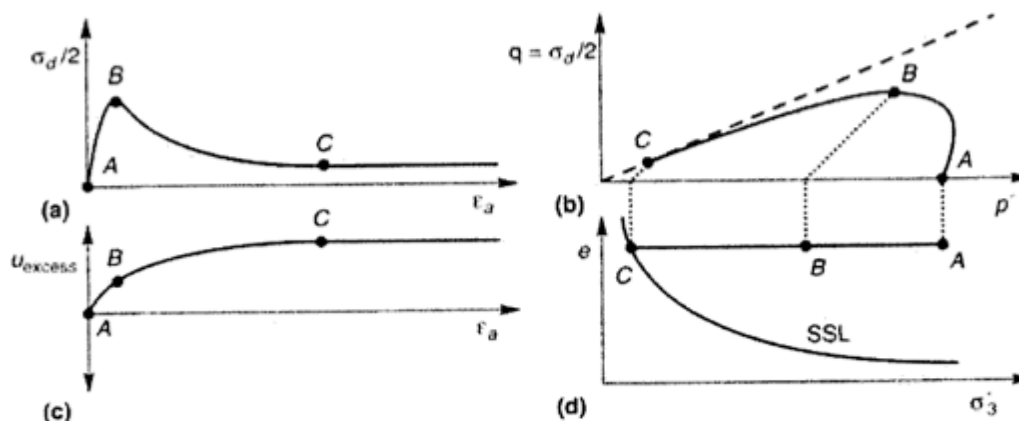


Figure 2.2. Résultats typiques d'un essai triaxial sur un sable lâche saturé, en conditions non drainées : a) courbe contrainte déformation ; b) cheminement des contraintes effectives ; c) surpression interstitielle en fonction de la déformation axiale ; d) diagramme d'état critique (Kramer, 1996)

Lors du chargement axial, le comportement contractant du sol lâche a pour effet d'engendrer la génération de surpressions interstitielles u_{excess} tel que représentée à la Figure 2.2 (c).

Pour sa part, la contrainte déviatorique augmente jusqu'à atteindre un maximum au point B, stade auquel les pressions interstitielles en excès et les déformations sont encore à des niveaux assez faibles. A cet instant, le sol devient instable et une augmentation rapide de la déformation axiale a lieu due à une diminution de résistance, conduisant le sol de l'état B vers l'état C sur la Figure 2.2.

Dès que le sol atteint le point C, le taux de déformation devient constant conformément à la courbe d'état critique. Les surpressions interstitielles ont alors atteint leur maximum.

L'initiation de la liquéfaction pour le cas d'un chargement monotone peut donc être considérée comme étant le moment où le volume de sol atteint le point B sur la Figure 2.2. Devenant instable, le sol est conduit vers des déformations excessives dues à une chute de résistance causée par l'augmentation des pressions interstitielles.

La Figure 2.3 présente l'étude de cinq échantillons de sol aux indices de densité relative ID identiques mais sous des contraintes de confinement différentes. Ils sont désignés par les lettres A et B (comportement dense) et par les lettres C, D et E (comportement lâche). Les différents points définissant l'initiation de la liquéfaction des sols lâches sous chargement monotone permettent d'établir la ligne d'initiation à la liquéfaction (ou Flow

Liquéfaction Surface FLS). Il s'agit d'une droite tronquée à l'origine et de pente ψ_L dans le plan (p' - q).

Tant que le chemin de contrainte au sein d'un sol lâche est situé sous cette droite de pente ψ_L , le sol est dans un état stable. Une fois atteinte, le sol devient instable et rejoint le point d'état critique sur la courbe d'état critique suite à l'initiation du phénomène de liquéfaction. Pour leur part, les sols denses atteignent le point d'état critique de manière stable, les conduisant à la rupture.

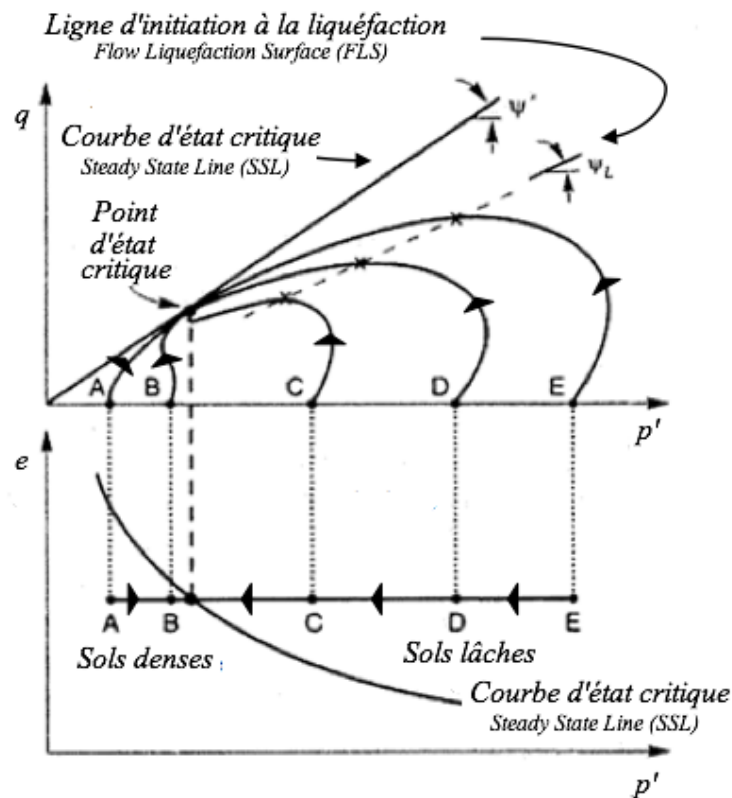


Figure 2.3. Chemins de contraintes pour cinq échantillons isotropiquement consolidés soumis à des pressions de confinements différentes et ayant le même indice de vide initial, en conditions drainées et sous chargement monotone (Kramer, 1996)

2.3.2. Chargement cyclique

La Figure 2.4 montre le comportement schématisé de deux échantillons identiques formés d'un sable saturé et lâche, consolidé anisotropiquement (point A) et chargé dans des conditions non drainées. Un des échantillons est soumis à un chargement statique (points A-B-C) et l'autre à un chargement cyclique (points A-D-C). La Figure 2.4a montre l'évolution des contraintes déviatoriques en fonction de la déformation et la Figure 2.4b montre les cheminements des contraintes effectives pour les deux types de chargement.

La Figure 2.4b montre aussi la ligne d'initiation de la liquéfaction (FLS) qui représente la limite entre un sol stable et instable lorsque celui-ci est soumis à un chargement statique. Il n'a toutefois pas été démontré que la liquéfaction survient exactement sur la ligne FLS lorsque le sol est soumis à un chargement cyclique (Kramer, 1996).

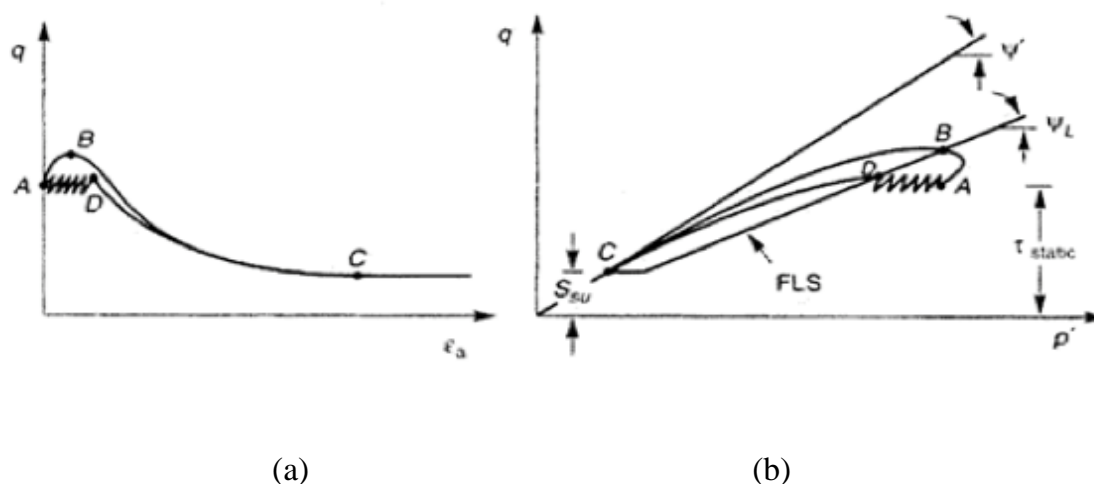


Figure 2.4 . Initiation de la liquéfaction lors d'un chargement statique et cyclique : a) courbes contrainte-déformation; b) cheminement des contraintes (Kramer, 1996)

Sur cette figure, le sol est soumis à une contrainte déviatorique statique ($\tau_{static} = q$ au point A) avant le début du chargement sous déformation contrôlée. La valeur de S_{su} représente la résistance du sol à l'état stationnaire. Le chargement statique est associé à l'addition de la contrainte déviatorique à la contrainte statique initiale (passant du point A au point B). Le chargement dynamique présente ici une alternance de chargements-déchargements centré sur cette contrainte statique initiale (passant du point A au point D). Dans ce dernier cas, les pressions interstitielles se développent sous l'effet des oscillations jusqu'à ce que les contraintes atteignent la FLS (point D). Une fois cette ligne atteinte, la liquéfaction est initiée et des déformations majeures peuvent se produire sans l'ajout supplémentaire de chargement. Si le chargement cyclique continu après que le sol ait atteint la FLS des surpressions interstitielles additionnelles peuvent se développer jusqu'à ce que les contraintes effectives deviennent pratiquement nulles. On note aussi, à la Figure 2.4a, que lors d'un chargement cyclique, les contraintes oscillent jusqu'à atteindre un point critique (D) à une valeur de « q » inférieure à celle atteinte par chargement statique ($q_D < q_B$).

2.4. Facteurs influençant la résistance à la liquéfaction des sols

De nombreux facteurs peuvent avoir une influence sur la résistance à la liquéfaction des sols, qu'ils soient de nature physique ou plus globalement liés à l'environnement. Jusqu'à présent, nous avons pu constater que l'indice de densité ID ainsi que le type de chargement jouaient un rôle dans la réponse du sol. Cette section présente un aperçu des facteurs influençant le potentiel à la liquéfaction des sols.

2.4.1. La nature de sol

La première étape de l'analyse et de l'évaluation de la liquéfaction est la détermination des couches de sol potentiellement liquéfiables à un site donné. Pour cela, les critères chinois ont été largement utilisés dans la pratique pendant plus de deux décennies. Ces critères ont été modifiés et formulés par Seed et Idriss (1971), comme indiqué dans le Tableau 2.1. Plus tard, d'autres modifications ont été appliquées à ces critères par Andrews et Martin (2000) pour les définitions de limon et d'argile.

Tableau 2.1 : Formulé des critères chinois proposés par Seed et Idriss (1971)

Sols potentiellement liquéfiables	
Contenu des particules fines (<0.005mm)	$\leq 15\%$
Limite de liquidité (LL)	$\leq 35\%$

En plus de ces critères, la granulométrie a des effets significatifs sur la résistance à la liquéfaction d'un sol. Un échantillon présentant une granulométrie peu étalée aura en effet un indice des vides souvent élevé augmentant le potentiel à la liquéfaction. Dans le cas de sols à granulométrie étalée, les grains fins occupent l'espace entre les grains plus grossiers ce qui permet d'obtenir une structure plus stable et plus résistante. Une détermination rapide du risque à la liquéfaction d'un sol est possible en comparant sa courbe granulométrique avec la Figure 2.5. Cette dernière indique un fuseau de granulométrie de sols naturels susceptibles à la liquéfaction tel que proposé par Hunt (1986).

La forme des grains joue également un rôle important, les sols présentant des grains à forte angularité étant plus résistants aux sollicitations que dans le cas de particules sphériques pouvant se déplacer plus facilement les unes par rapport aux autres. En effet, Vaid et al. (1990) ont mené différents tests de cisaillement cyclique simple sur des échantillons de sable afin d'évaluer l'effet de l'angularité des particules. D'après leurs résultats, il apparaît que la résistance à la liquéfaction des sables angulaires à un niveau faible de contrainte effective de confinement (moins de 200 kPa) est plus élevée que celle

des sables sphériques, pour une densité relative identiques. Lorsque la contrainte de confinement est augmentée (entre 200 kPa et 800 kPa), les sables sphériques peuvent être plus résistants que les sables angulaires suivant la densité relative.

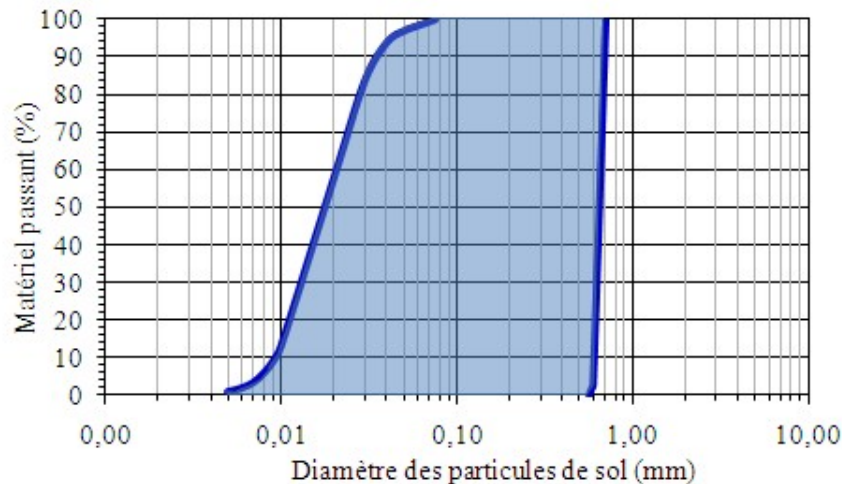


Figure 2.5. Fuseau granulométrique présentant les sols susceptibles à la liquéfaction (Pépin, 2010)

2.4.2. État du sol et des contraintes

Plus la contrainte de confinement est importante, plus la résistance du sol à la liquéfaction sera élevée. Cette influence peut être perçue à l'aide de la Figure 2.6 qui permet de visualiser l'influence de l'indice de densité (ID) et de la contrainte de confinement (σ'_{3c}) sur la rupture d'un sable saturé soumis à un chargement cyclique non drainé. Cette figure montre le nombre de cycles nécessaire afin d'amener le sol à la rupture (par mobilité cyclique) en fonction de la contrainte déviatorique maximale appliquée. La figure montre que l'augmentation de l'indice de densité (ID) augmente la résistance du sable au chargement cyclique. Sur cette figure, il est aussi possible d'observer que le nombre de cycles nécessaire afin d'atteindre la rupture serait influencé par la contrainte de confinement (σ'_{3c}).

Ce comportement est également vérifié dans les études de Vaid et al. (1985) dans lesquelles l'influence de la pression de confinement a été étudiée à l'aide de tests cycliques de cisaillement simple.

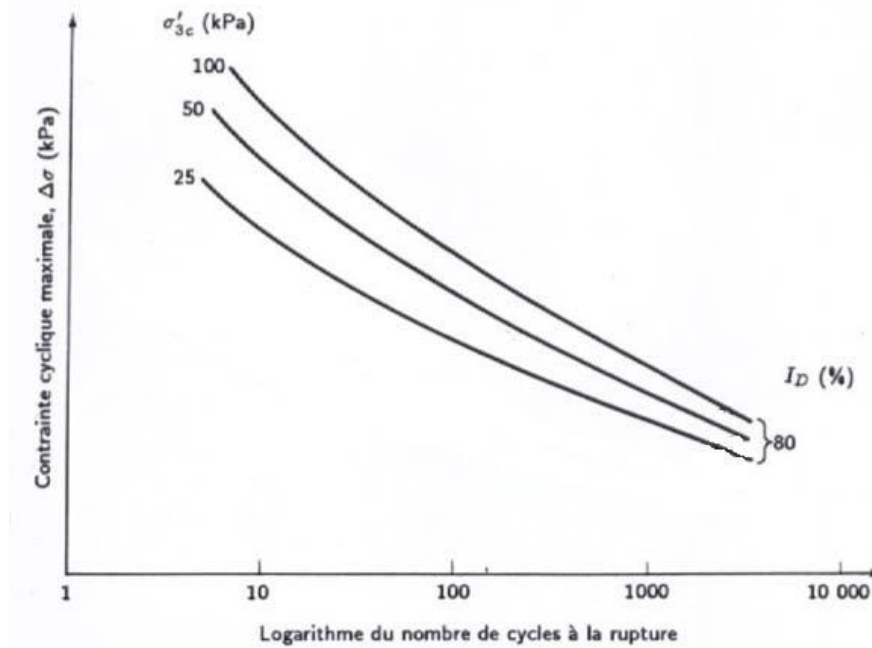


Figure 2.6. Relation schématisée entre la contrainte cyclique maximale et le nombre de cycles nécessaires pour causer la rupture par mobilité cyclique avec l'influence de la contrainte de confinement (figure adaptée de Holtz et Kovacks, 1991)

Les valeurs du coefficient des terres au repos $K_0 = \frac{\sigma'_h}{\sigma'_v}$ ainsi que le rapport de

surconsolidation $OCR = \frac{\sigma'_{v \max}}{\sigma'_{v0}}$ ont également un impact (Pepin, 2010). Pour une

contrainte cyclique donnée, une augmentation de la valeur du K_0 ou du OCR augmente le nombre de cycles nécessaire pour entraîner la rupture de l'échantillon (Holtz et Kovacks, 1991). Cela s'explique par le fait qu'une augmentation du coefficient des terres au repos K_0 correspond à une augmentation de la contrainte de confinement σ'_{3c} tandis que pour une élévation de l'OCR, la densité augmentera.

2.4.3. Degré de saturation

Pour initier la liquéfaction, le sol ne doit pas forcément être dans des conditions de saturation complète. Le degré de saturation est toutefois un autre paramètre important. La différence entre deux sols saturés respectivement à 100% et 95% est loin d'être négligeable, la résistance à la liquéfaction pouvant être supérieure de 15 à 20% dans le second cas (Xia et Hu, 1991). Le développement de la succion dans le cas d'un échantillon moins saturé pourrait être à l'origine de cette augmentation de résistance, induisant une cohésion apparente au sein de l'échantillon (James, 2009).

Le degré de saturation d'un échantillon peut être déterminé expérimentalement à l'aide du coefficient de Skempton \bar{B} qui vise à caractériser la réponse du sol sur lequel une contrainte isotrope est appliquée. Une valeur de \bar{B} proche de l'unité indique une bonne saturation, l'effet de la contrainte appliquée étant directement relié à la réponse du sol. Yang et al. (2004) ont traité de nombreux résultats provenant d'études sur le degré de saturation et ont conclu que la résistance à la liquéfaction était significativement augmentée lors de la diminution du coefficient de Skempton \bar{B} .

2.4.4. Nature de la sollicitation sismique

La magnitude, l'accélération sismique, la durée, le nombre de cycles et la fréquence d'oscillation du séisme sont des facteurs qui influencent l'impact qu'aura le séisme sur les matériaux environnants. De plus, le type de sol se trouvant sur la roche-mère peut affecter le signal sismique qui peut s'amplifier ou s'atténuer. L'interaction entre le signal sismique et le sol en place est appelée l'effet de site.

2.5. Evaluation du potentiel de liquéfaction

Plusieurs méthodes ont été proposées pour l'évaluation du potentiel de liquéfaction et peuvent être divisées en trois catégories : méthodes des contraintes (Seed et Idriss (1971)), méthode de déformation (Dobry et al, 1982) et méthode énergétiques (Law et al 1990). Ces trois méthodes peuvent être implémentées en approche déterministe et probabiliste. La méthode déterministe pour l'évaluation du potentiel de liquéfaction donne la réponse oui ou non si le sol est liquéfiable ou non. L'approche probabiliste évalue la liquéfaction en termes de probabilité d'occurrence. L'avantage majeur des approches probabilistes, c'est que les incertitudes associées aux paramètres du sol sont quantifiées.

2.5.1. Méthode de contraintes cycliques

La méthode des contraintes pour évaluer le potentiel de liquéfaction, initiée par Seed et Idriss (1967), a été largement utilisée (par exemple, Seed et Idriss 1971, Shibata 1981, Tokimatsu et Yoshimi 1983, Seed et al. 1985, Youd et al. 2001, Cetin et al. 2004, Idriss et Boulanger 2004, Lenz et Baise 2007, Jafarian et al. 2013, Ayad et al. 2014 et Ahmadi et Paydar 2014). L'idée de base, telle qu'adoptée par de nombreux chercheurs, est de comparer les rapports des contraintes cycliques (CSR) avec les rapports de résistance cyclique (CRR) du sol.

2.5.1.1. Le rapport de la contrainte cyclique (Cyclic Stress Ratio), CSR.

La contraintes de cisaillement développée à la profondeur du sol h à l'instant t due à la propagation verticale des ondes de cisaillement peut être calculée comme suite :

$$\tau(t)_{rigide} = \frac{\gamma \cdot h}{g} a(t) \quad (2.1)$$

Si la masse de sol au-dessus de la profondeur h est supposé rigide, $a(t)$ est l'accélération à la surface du sol à l'instant t , γ est le poids volumique du sol, et g est l'accélération de la pesanteur.

En raison du fait que le sol se comporte comme un corps déformable, comme le montre la Figure 2.7, la contrainte de cisaillement réelle développée sera inférieure à celle prévue par l'équation 2.1 pour une valeur donnée de l'accélération à la surface du sol, $a(t)$. Un facteur de réduction des contraintes, r_d , doit être incorporé dans l'équation.

Pour calculer le facteur r_d plusieurs modèles ont été proposés, Lia et Whithman (1986) ont proposés les relations suivantes :

$$\begin{aligned} r_d &= 1 - 0.00765 \cdot d \quad \text{pour } d < 9.15m \\ r_d &= 1.174 - 0.0267 \cdot d \quad \text{pour } 9.15m < d \leq 20m \end{aligned} \quad (2.2)$$

Avec d est la profondeur du sol en mètre.

Ces équations donnent une valeur moyenne de r_d et sont présentées sur la Figure 2.8 avec l'intervalle des valeurs proposées par Seed et Idriss (pour les premiers 15m de profondeur).

Comme alternative pour l'équation (2.2), Blake (1999) propose une seule équation pour le calcul de r_d :

$$r_d = \frac{1 - 0.4113 \times Z^{0.5} + 0.04052 \times Z + 0.001753 \times Z^{1.5}}{1 - .4177 \times Z^{0.5} + 0.05729 \times Z - 0.006205 \times Z^{1.5} + 0.001210 \times Z^2} \quad (2.3)$$

Au japon, r_d est simplement pris égal à : $r_d = 1 - 0.0015Z$

Les facteurs influençant r_d à considérer dans les petits projets sont la profondeur et les valeurs moyennes obtenues par les équations proposées. En général, la méthode simplifiée n'est pas vérifiée pour des profondeurs supérieures à 15m. C'est ainsi que pour

des projets importants, les valeurs de r_d sont à discuter. La réévaluation des données et de leur interprétation ont amené Idriss (1999) à proposer les expressions suivantes :

$$r_d = \exp(\alpha(z) + \beta(z)M_w) \quad (2.4)$$

Avec :

$$\alpha(z) = -1.012 - 1.126 \sin\left(\frac{z}{11.73} + 5.133\right) \quad (2.5)$$

$$\beta(z) = 0.106 + 0.118 \sin\left(\frac{z}{11.28} + 5.142\right)$$

Un système de calcul de la moyenne pondérée est nécessaire pour convertir les formes irrégulières de l'histoire temps des contraintes de cisaillement sismiques en série équivalente plus simple des contraintes cycles uniformes. En pondération appropriée des cycles de contraintes individuelles fondées sur des données d'essais en laboratoire, il a été constaté que l'amplitude raisonnable à choisir pour la «moyenne» ou de contrainte uniforme équivalent, τ_{av} , est d'environ 65% de la contrainte de cisaillement maximale τ_{max} ,

$$\tau_{av} \approx 0.65 \cdot \frac{\gamma \cdot h}{g} \cdot a_{max} \cdot r_d \quad (2.6)$$

Où a_{max} est l'accélération maximale à la surface du sol. Une variété de méthodes de normalisation peut être ensuite utilisée pour convertir les série irréguliers des cycles contraintes de cisaillement cycliques à un nombre "équivalent" de cycles uniformes avec une amplitude τ_{av} .

Le rapport de contrainte cyclique, CSR, telle que proposée par Seed et Idriss (1971), est définie comme la contrainte de cisaillement cyclique moyenne, τ_{av} , développée sur une surface horizontale des couches de sol dues à la propagation verticale des ondes de cisaillement normalisée par la contrainte initiale verticale effective, σ'_v , pour incorporer l'augmentation de la résistance au cisaillement due à l'augmentation de la contrainte effective.

$$CSR = \frac{\tau_{av}}{\sigma'_v} = 0.65 \cdot \frac{a_{max}}{g} \cdot \frac{\sigma_v}{\sigma'_v} \cdot r_d \quad (2.7)$$

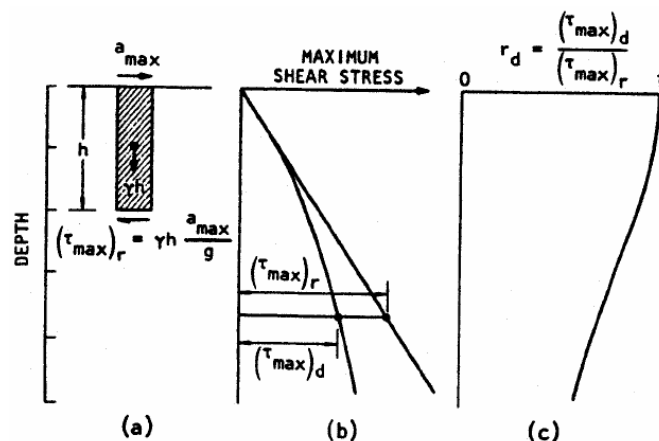


Figure 2.7. Procédure pour détermination de la contrainte de cisaillement maximale, $(\tau_{max})_r$ (Seed et Idriss, 1982)

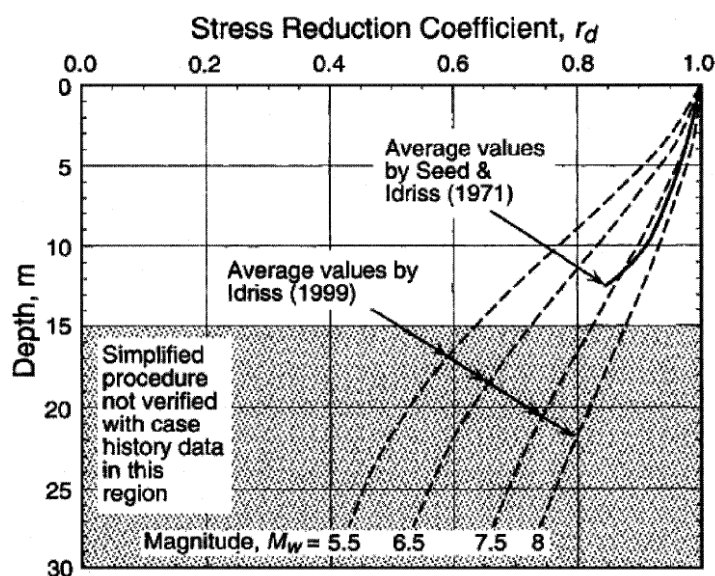


Figure 2.8. Facteur de réduction de la profondeur r_d en fonction de la profondeur (Andrus et Stokoe, 2000)

Pour incorporer l'effet de la magnitude des secousses sismiques (la durée du séisme ou le nombre de cycles), un facteur de correction de la magnitude va être ajouté dans l'équation suivante :

$$CSR_{7.5} = \frac{\tau_{av}}{\sigma'_v} = 0.65 \cdot \frac{a_{max}}{g} \cdot \frac{\sigma_v}{\sigma'_v} \cdot \frac{r_d}{MSF} \quad (2.8)$$

Le facteur de correction de la magnitude est une fonction de la magnitude du séisme et il est exprimé par Youd et al (2001) par :

$$MSF = \left(\frac{M_w}{7.5} \right)^{-2.56} \quad (2.9)$$

Il convient de noter que différentes formules de MSF et r_d ont été proposées par de nombreux chercheurs (par exemple, Youd et al. 2001; Idriss et Boulanger, 2006; Cetin et al. 2004).

2.5.1.2. Essai de pénétration standard (SPT) (Standard Penetration Test)

L'essai de pénétration standard est l'essai le plus utilisé. Il consiste à déterminer le nombre de coup N nécessaire à l'enfoncement d'un carottier d'une profondeur de 30 cm, tout en prélevant des échantillons remaniés indicatifs des différentes couches traversées. Cette méthode fait intervenir l'indice de pénétration standard normalisé $N_{1.60cs}$ où la notation indicielle associée à la valeur de N a la signification suivante.

I : indique une valeur normalisée pour une charge d'une atmosphère (100 kPa),

60 : indique une valeur normalisée pour une efficacité de 60% de l'énergie totale fournie par le mouton,

cs : indique une valeur normalisée pour un sable propre (clean sand), soit sans particules fines.

Ces conditions ne sont quasiment jamais rencontrées dans la réalité et il faut donc appliquer des facteurs de corrections appropriés. Dans le cas d'un sable propre, l'indice de pénétration standard $N_{1.60}$ peut être déterminé comme suit (Youd et al, 2001),

$$N_{1.60} = N \cdot C_N \cdot C_R \cdot C_S \cdot C_B \cdot C_E \quad (2.10)$$

où N : nombre de coup réellement nécessaires mesurés à l'enfoncement,

C_N : facteur de correction pour la contrainte de confinement effective (selon la profondeur),

C_E : facteur de correction pour l'énergie transmise par le mouton,

C_B : facteur de correction pour le diamètre du trou de forage,

C_R : facteur de correction pour la longueur des tiges (profondeur du trou),

C_S : facteur de correction par rapport à la méthode d'échantillonnage.

Ces différents facteurs de correction dépendent de différents paramètres et sont présentés dans Youd et al. (2001). Les valeurs proposées pour les termes de correction sont résumées sur le Tableau 2.2.

S'il y a présence de particules fines, la correction suivante doit également être apportée

(Youd et al. 2001).

$$N_{1.60cs} = \alpha + \beta \cdot N_{1.60} \quad (2.11)$$

Les coefficients α et β sont fonction de pourcentage de particules fines en masse (ou Fines Content – FC) correspondant au passant du tamis #200. Ils prennent les valeurs suivantes selon les cas (Youd et al. 2001),

$$\begin{cases} \alpha = 0 \\ \beta = 1 \end{cases} \quad \text{pour } FC \leq 5\% \\ \begin{cases} \alpha = \exp(1.76 - (190/FC^2)) \\ \beta = (0.99 + (FC^{1.5}/1000)) \end{cases} \quad \text{pour } 5\% < FC < 35\% \\ \begin{cases} \alpha = 5 \\ \beta = 1.5 \end{cases} \quad \text{pour } FC \geq 35\% \end{cases} \quad (2.12)$$

Tableau 2.2. Facteurs de correction du nombre de coups N de l'essai SPT

Facteur	Terme	Equipement	Correction
Contrainte de sols sus-jacents	CN		$(P_a / \sigma'_v)^{0.5}$
Rapport d'énergie	CE	Mouton de sécurité Mouton en Donut	0.60-1.17 0.45-1
Diamètre de forage	CB	65-115mm	1.00
		150 mm	1.05
		200mm	1.15
Longueur des tiges	CR	3-4 m	0.75
		4-6 m	0.85
		6-10 m	0.95
		10-30 m	1.0
		>30m	<1.0
Méthode du carottage	CS	Carottage standard	1.0
		Carottage sans revêtement	1.15-1.30

2.5.1.3. Résistance à la liquéfaction

La capacité d'un élément de sol à résister à la liquéfaction peut être estimée par le rapport de résistance cyclique (Cyclic Resistance Ratio, CRR). Ce dernier s'exprime par le quotient entre la résistance moyenne au cisaillement du volume de sol et la contrainte verticale effective initiale. Il peut être calculé de différentes façons suivant le type de test utilisé.

La valeur du CRR d'un sol fait intervenir le facteur de correction de magnitude (MSF) et la contrainte effective de confinement (qui est exprimée par le facteur K_σ). Les méthodes présentées plus loin établissent toutes des CRR formulés pour un séisme de magnitude 7.5. Pour pouvoir comparer CSR et CRR, il est nécessaire qu'ils soient exprimés pour une même magnitude. Seed et Idriss (1971) ont développé le facteur de correction de magnitude MSF reliant le CRR d'une secousse de magnitude M à celui d'une secousse de magnitude 7.5 (et inversement), pour une contrainte $\sigma'_{v0} = 1 \text{ atm}$, tel qu'exprimé par les expressions suivantes :

$$CRR_{M, \sigma'_{v0}} = CRR_{M=7.5, \sigma'_{v0}=1} \cdot MSF \cdot K_\sigma \quad (2.13)$$

$$CRR_{M=7.5, \sigma'_{v0}=1} = \frac{CRR_{M, \sigma'_{v0}}}{MSF \cdot K_\sigma} \quad (2.14)$$

2.5.1.4. Facteurs de corrections selon le poids des terres et les contraintes de cisaillement initiales

L'état des contraintes joue un rôle important sur la résistance à la liquéfaction d'un volume de sol. L'augmentation de résistance engendrée par une plus grande contrainte de confinement serait indépendante des corrections appliquées sur les résultats des différents essais réalisés sur terrain. Pour pouvoir utiliser la méthode dans le cas de contraintes de confinement élevées, Youd et al. (2001) proposent d'utiliser la méthode de Hynes et Olsen (1999) qui corrige la résistance à la liquéfaction des sables et sables limoneux à l'aide de l'expression suivante :

$$K_\sigma = \left(\frac{\sigma'_{v0}}{P_a} \right)^{f-1} \quad (2.15)$$

Où K_σ : facteur de correction du au poids des terres appliqué au $CRR_{7.5}$

σ'_{v0} : contrainte effective verticale initiale [kPa],

P_a : pression atmosphérique (100 kPa),

f : est un exposant dépendant de la densité relative du sol, tel que :

Pour $40\% \leq D_r \leq 60\%$ $0.7 \leq f \leq 0.8$

Pour $60\% \leq D_r \leq 80\%$, $0.6 \leq f \leq 0.7$

2.5.1.5. Corrélation déclenchement de la liquéfaction

La corrélation entre le rapport de résistance cyclique (CRR) ajusté à une magnitude $M=7.5$ et une contrainte $\sigma'_v = 1atm$ et la valeur de l'équivalent de sable propre $(N_{1.60CS})$ pour les sols pulvérulents, peut être déterminée à l'aide de l'expression suivante (Youd et al. 2001) :

$$CRR_{M=7.5} = \frac{1}{34 - (N_1)_{60cs}} + \frac{(N_1)_{60cs}}{135} + \frac{50}{(10 \cdot (N_1)_{60cs} + 45)^2} - \frac{1}{200} \quad (2.16)$$

Idriss et Boulanger (2004, 2008), ont développé une autre relation exprimée par :

$$CRR_{M=7.5, \sigma'_v=1atm} = \exp \left(\frac{(N_1)_{60cs}}{14.1} + \left(\frac{(N_1)_{60cs}}{126} \right)^2 - \left(\frac{(N_1)_{60cs}}{23.6} \right)^3 + \left(\frac{(N_1)_{60cs}}{25.4} \right)^4 - 2.8 \right) \quad (2.17)$$

2.5.1.6. Facteur de sécurité

Le facteur de sécurité (FS) par rapport à la liquéfaction est fonction des différents paramètres abordés ci-dessus. Il s'exprime de la façon suivante (Youd et al. 2001) :

$$FS = \frac{CRR_{7.5}}{CSR} \cdot MSF \cdot K_\sigma \quad (2.18)$$

Une valeur de FS supérieure à l'unité indiquerait que le sol n'est pas susceptible à la liquéfaction. Lorsque FS est inférieur à 1, plus la valeur est faible, plus le risque sera important. Lorsqu'il est très proche de l'unité, la génération des pressions interstitielles sera importante lors d'un séisme mais les risques peuvent être limités et la liquéfaction peut ne pas se développer. Cette situation impose la réalisation d'études plus poussées pour permettre d'identifier les risques avérés.

Pour le cas d'étude sur sable et gravier, Idriss et Boulanger (2008) proposent des relations entre le facteur de sécurité à la liquéfaction (FS_{liq}) et le rapport des surpressions interstitielles ru telles que présentées sur la Figure 2.9. On constate que, dans le cas du

sable, un facteur de sécurité égale à l'unité peut déjà être obtenu pour des valeurs de r_u légèrement supérieures à 0,6.

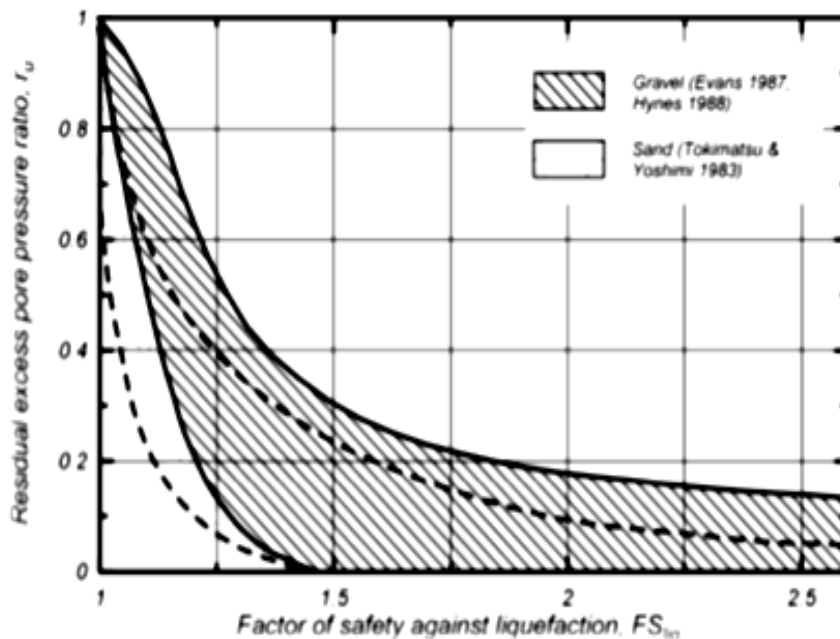


Figure 2.9. Relation entre le rapport de la pression interstitielle et le facteur de sécurité, Idriss et Boulanger (2008)

2.5.2. Méthode de déformations

L'approche basée sur la déformation cyclique a été développée par Dobry et al. (1982). Dans cette méthode les déformations de cisaillement plutôt que les contraintes de cisaillement sont utilisées pour caractériser les charges sismiques. L'approche de déformation est basée sur le module de cisaillement, (G), du massif de sol qui intègre déjà la densité relative et d'autres paramètres qui déterminent la résistance de liquéfaction. La déformation de cisaillement induite a été montrée pour être un meilleur paramètre par rapport à la contrainte de cisaillement pour définir l'accumulation de l'excès de pression interstitielle des sables saturés pendant le chargement cyclique non drainée comme représenté sur la Figure 2.10. La figure montre clairement que la surpression interstitielle est principalement une fonction de déformations de cisaillement induites et le nombre de cycles de chargement.

Dobry et al. (1982) ont proposé une méthode simplifiée pour l'estimation de l'amplitude de la déformation cyclique uniforme par:

$$\gamma_{cyc} = 0.65 \frac{a_{max}}{g} \frac{\sigma_v \cdot r_d}{G(\gamma_{cyc})} \quad (2.19)$$

Avec $G(\gamma_{cyc})$ est le module de cisaillement du sol à $\gamma = \gamma_{cyc}$. L'estimation de $G(\gamma_{cyc})$ doit être effectuée de manière itérative à partir des mesures des profils de G_{max} et les courbes appropriées de réduction de module (par exemple, Sun et al. 1988). Sur le terrain, le module de cisaillement à petites déformations, G_{max} , peut être directement mesurée par des techniques géophysiques.

Pour estimer le potentiel de liquéfaction en utilisant l'approche de déformations cycliques, la déformation en cisaillement cyclique induite, γ_{cyc} , ainsi que le nombre équivalent de cycles déterminés à partir de la magnitude du séisme, sont utilisés pour l'estimation du rapport de la pression interstitielle.

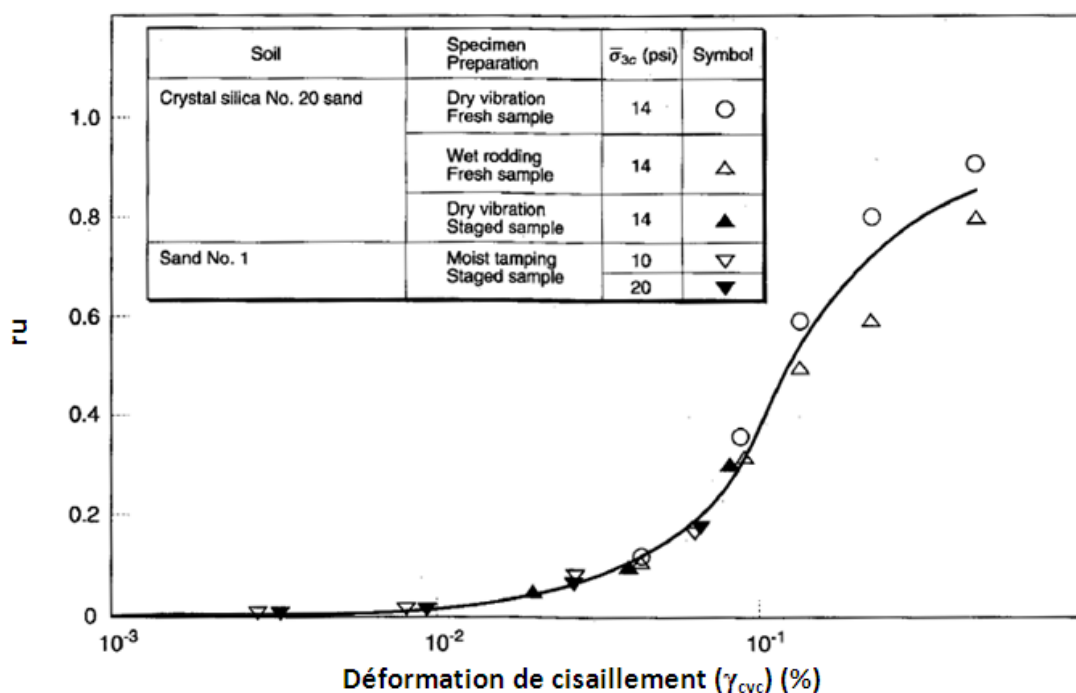


Figure 2.10. Mesure du rapport de la pression interstitielle après 10 cycles de chargement (Kramer, 1996)

2.5.3. L'approche énergétique

L'approche énergétique est basée sur la dissipation de l'énergie sismique. Durant le séisme, une large quantité de l'énergie est libérée et se propage à partir de l'hypocentre sous différentes formes d'ondes sismiques : ondes de volume, ondes de surface et onde de cisaillement. Une quantité de cette énergie sismique se dissipe dans le massif de sol provoquant une augmentation de la pression interstitielle.

L'utilisation de l'énergie dissipée pour la mesure de la résistance de liquéfaction offre un nombre d'avantages (Kramer 1996) : elle regroupe la contrainte cyclique et la résistance cyclique ; elle peut être liée à la nature stochastique des mouvements sismique; c'est une quantité scalaire et peut être liée à des paramètres fondamentaux du séisme.

Law et al. (1990) ont constaté qu'il existe une seule relation entre l'énergie dissipée pendant le chargement cyclique et l'excès de la pression interstitielle qui provoque la liquéfaction. Cette relation est de la forme :

$$\frac{\Delta u}{\sigma'_{v0}} = \alpha W_N^\beta \quad (2.20)$$

Avec W_N : c'est un terme sans dimension qui représente l'énergie dissipée par unité de volume.

α et β : constantes déterminées expérimentalement à partir des essais au laboratoire.

Davis et Berril (1982) ont démontré le potentiel de liquéfaction en utilisant l'énergie qui relie le comportement de liquéfaction avec les paramètres fondamentaux du séisme tel que la magnitude et la distance. L'expression de l'excès de la pression interstitielle a été développée par la relation suivante :

$$\Delta u = \frac{450}{R^2 N_1^2 \sqrt{\sigma'_{v0}}} 10^{1.5M} \quad (2.21)$$

Avec R : est la distance hypocentrale en mètre

N_1 : est la résistance SPT corrigée pour une contrainte effective de 96 kPa.

La liquéfaction est définie ici par la condition que la pression interstitielle égale à la contrainte effective initiale $\left(\frac{\Delta u}{\sigma'_{v0}} = 1\right)$. Exprimé en termes d'énergie, la liquéfaction est définie par l'expression :

$$\frac{10^{1.5M}}{2.28 \cdot 10^{-10} N_1^{11.5} R^{4.3}} \geq 1 \quad (2.22)$$

Avec R est la distance hypocentrale en kilomètre.

2.6. Conclusion

Dans ce chapitre, un aperçu sur des études antérieures et les définitions et l'initiation de la liquéfaction ont été présentés ainsi les procédures d'évaluation de ce phénomène ont été discutées. Les principales conclusions tirées de ce chapitre sont les suivantes :

Pour évaluer le risque de liquéfaction d'un sol, les ingénieurs ont recours de plus en plus aux méthodes classiques basées sur les essais in situ tels que les essais : SPT, CPT.

Ces méthodes qui se reposent sur le calcul d'un facteur de sécurité (rapport de CRR sur CSR) supposent en général des conditions de saturation de sol. Certaines limitations imposent des incertitudes sur leur utilisation. Pour cela on a recours à la méthode probabiliste dans le chapitre 3 pour voir les incertitudes influençant sur la liquéfaction, ainsi les introduire dans les calculs de la probabilité de liquéfaction.

Chapitre 3: Analyse probabiliste du potentiel de liquéfaction des sols

3.1. Introduction

Les modèles déterministes disponibles dans la littérature géotechnique pour l'estimation de la résistance cyclique des sols à la liquéfaction sont généralement des corrélations semi-empiriques, telles qu'elles dérivent des observations du comportement des propriétés géotechniques in-situ ou au laboratoire, et les corrélations théoriques entre les valeurs mesurées et les paramètres numériques représentatifs de la charge sismique et la force cyclique. Dans le chapitre 1, la question de la précision et l'exactitude de la mesure in situ et au laboratoire des propriétés des sols a été abordée. Le caractère incertain des valeurs numériques des paramètres utilisés dans les méthodes de l'ingénierie et des modèles ont été mis en évidence.

Lorsque les paramètres incertains sont utilisés dans un modèle déterministe, les incertitudes se propagent en raison de leur interaction. Par conséquent, les résultats du modèle seront également affectés par l'incertitude. Les modèles, d'ailleurs, sont toujours une approximation théorique, semi-empirique ou empirique du comportement réel. L'incertitude dans les quantités de sortie du modèle dépendent donc de: (a) les incertitudes des paramètres d'entrée, (b) le degré auquel le modèle représente effectivement le phénomène qu'il vise à décrire, et (c) la corrélation entre les variables.

Le présent chapitre explique les différentes sources d'incertitudes des paramètres qui influencent la résistance et la contrainte cyclique à la liquéfaction. La méthode de Seed et Idriss (1971) a été utilisée pour caractériser le comportement du sol ainsi que la définition de l'état de liquéfaction dans le modèle déterministe par le facteur de sécurité a été abordée.

Pour l'étude probabiliste la simulation Monte Carlo (Zhang et al 2012, Elkateb (2003), Johari et Khodaparast (2013), Yazdi et al (2012), Uyanık et al (2013)) a été utilisée pour calculer la fonction de densité de probabilité des différentes variables aléatoires et pour calculer la probabilité de liquéfaction de sol définie par une fonction de performance. Une étude de sensibilité du potentiel de liquéfaction basée sur le coefficient de variation a été effectuée pour voir l'influence de chaque variable aléatoire sur la réponse du sol. Ce chapitre est terminé par une conclusion qui regroupe les différents résultats obtenus.

3.2. Estimation des incertitudes des variables aléatoires

Le modèle de la liquéfaction du sol utilisé c'est le modèle de Seed et Idriss (1971). Ce modèle regroupe des paramètres du rapport de la résistance cyclique, et les paramètres du rapport de la contrainte cyclique.

3.2.1. Les incertitudes des paramètres de la résistance cyclique

Les variables qui forment la résistance cyclique sont : le nombre de coups $N_{1,60}$ de l'essai SPT et le pourcentage des fines.

3.2.1.1. Estimation des incertitudes des facteurs qui influent sur $N_{1,60}$

Les incertitudes dans l'estimation d'une valeur représentative de la résistance à la liquéfaction des sols potentiellement liquéfiables peuvent survenir en raison de la variabilité spatiale des caractéristiques du sol dans la gamme de profondeur d'intérêt. De même, les facteurs de correction empiriques «imparfaits», qui sont utilisés pour corriger les effets de différentes méthodes et combinaisons d'équipements utilisés dans les essais de pénétration standard peuvent être des sources d'erreurs.

En raison des incertitudes relativement faibles liées à des facteurs de correction de procédure, ils ont été traités comme exacts, et les efforts se sont concentrés sur la quantification des incertitudes dans les estimations des valeurs moyennes représentant les valeurs de l'essai SPT.

Hilldale (1971), Harr (1987) et Phoon et Kulhawy (1996 et 1999), ont analysé les erreurs de mesures probables dans différents types des essais in-situ incluant l'essai SPT, et ils ont reporté un coefficient de variation du nombre de coups $N_{1,60}$ entre 15 et 45%.

3.2.1.2.L'estimation des incertitudes liées au contenu des fines, FC

Une méthode similaire à celle suivie dans l'estimation d'une valeur représentant l'essai SPT a été suivie pour intégrer l'incertitude des estimations moyennes de la teneur en fines. Après avoir déterminé le stratum le plus critique, la moyenne et l'écart type des valeurs de teneur en fines obtenues dans le stratum critique ont été calculés et adopté comme valeurs représentatives. S'il y a un seul résultat de test de contenu de fine disponible à partir de la profondeur de l'intérêt, un coefficient de variation de 20% est attribué pour représenter l'incertitude des estimations.

3.2.2. Les incertitudes des paramètres de la contrainte cyclique

Dans cette partie les incertitudes liées aux paramètres du rapport de la contrainte cyclique ont été estimées. Ces paramètres peuvent être divisés en paramètres sismiques (la magnitude du séisme et l'accélération maximale à la surface du sol) et les paramètres du sol (la contrainte totale et la contrainte effective).

3.2.2.1.La magnitude de moment

L'incertitude dans la magnitude de moment d'un événement sismique dérive essentiellement des inversions non-unique des enregistrements des séismogrammes à de diverses stations, et diminue avec l'augmentation de la magnitude due à l'évaluation moins incertaine des paramètres sismologiques pour de grands tremblements de terre. En supposant que la grandeur est documentée en termes de magnitude de moment, en raison des incertitudes dans les estimations des dimensions de la rupture de la faille, et la rigidité du matériau fracturé etc., la magnitude de moment documentée elle-même peut ne pas être exacte. Les études antérieures (par exemple Chen et Juang 2000) ont utilisé la valeur fixe de 0.05 pour le coefficient de variation pour M_w . Moss (2003) a proposé l'approximation suivante pour la variance de M_w :

$$\sigma_{M_w}^2 \cong 0.5 - 0.45 \log M_w \quad (3.1)$$

3.2.2.2.Accélération maximale du sol

L'estimation de l'accélération maximale du sol (a_{\max}), sur les sites exige la connaissance de la sismicité (magnitude, mécanisme de source, effets de directivité, etc.) et des caractéristiques de réponse du site et de ses sols (géologique et géotechnique).

Plusieurs études (Chen & Juang 2000) ont proposé une valeur constante de 0,20 pour le coefficient de variation de a_{\max}/g . Cette valeur a été assumée comme une moyenne approximative des valeurs rapportées dans les bases de données d'anciens cas étudiés.

Moss (2003), a attribué des coefficients de variation à a_{\max} , sur la base de la fiabilité de l'estimation de secousse pour chaque cas particulier de base de données. Les valeurs variaient donc de 0,10 (pour les sites avec des stations de forts mouvements à moins de 100 m du site) à 0,50 (pour les estimations moins fiables basées sur les relations d'atténuation).

3.2.2.3. La contrainte totale verticale

L'estimation de la contrainte totale verticale à la profondeur de l'intérêt est sujette à des erreurs dues à des estimations inexactes du poids unitaire des couches de sol et les estimations inexactes de la profondeur d'intérêts (le stratum «critique»). Le poids unitaire des sols peut être estimé en effectuant un test simple au laboratoire ou en utilisant les corrélations disponibles ou des approximations. Dans la littérature géotechnique (par exemple Juang et al. 1999), les coefficients de variation pour la contrainte totale verticale in situ σ_v ont été estimée d'être constant à 0.10. Une distribution normale a été aussi estimée pour σ_v .

3.2.2.4. La contrainte effective

En plus de l'incertitude des estimations moyennes des poids unitaires des sols, l'estimation inexacte de la profondeur de la nappe phréatique influe sur la précision des estimations des contraintes effectives verticales. Dans la littérature, aucune étude fiable n'a été proposée pour représenter l'incertitude des estimations de la profondeur de la surface phréatique. Toutefois, sur la base des avis d'experts la procédure simple suivante a été développée par Cetin (2000) :

- 1- S'il y a plusieurs sondages disponibles montrant une profondeur constante de la nappe phréatique, et les sondages sont forés à une période de temps raisonnable avant ou après le séisme (c'est à dire les conditions d'eau souterraine n'ont pas été changées de manière significative), $\sigma_{hw} \leq 30.48\text{cm}$, où σ_{hw} est l'écart type de la profondeur de la nappe phréatique.
- 2- Pour tous les autres cas $\sigma_{hw} > 30.48\text{cm}$, sur la base de cas par cas

Dans la littérature géotechnique (par exemple Juang et al. 1999), les coefficients de variations des contraintes effectives verticales σ'_v ont été prises pour être constant à 0.15. Une distribution normale a été proposé pour σ'_v .

Pour l'estimation à partir du coefficient de variation on peut se référer au Tableau 3.1 qui regroupe les coefficients de variation des toutes les variables aléatoires utilisées dans ce chapitre

Tableau 3.1. Valeurs des coefficients de variation des paramètres de la résistance et la contrainte cyclique

Variable aléatoire	COV	Références	Loi adoptée	Références
$N_{1.60}$	0.1 - 0.40	Harr (1987) ; Gutierrez et al (2003) ; Phoon et Kulhaway (1999)	Normal	Salloum (2008)
FC	0.15- 0.45 0.05 – 0.35	Jones et al 2002 Gutierrez et al (2003)		
σ'_v	0.1- 0.2	Salloum (2008)	Normal	Salloum (2008)
σ	0.05 – 0.20	Juang et al (1999)	Normal	Salloum (2008)
a_{max}	0.1 – 0.2	Juang et al (1999)	Lognormal	S.K. Jha, K. Suzuki (2009)
M_w	0.05 – 0.10	Juang et al (1999)	Normal	Salloum (2008)

3.3. Initiation du phénomène de liquéfaction par l'approche probabiliste

Des corrélations probabilistes pour le déclenchement de la liquéfaction des sables et sables limoneux basée sur les essais SPT et CPT ont été développés par un certain nombre de chercheurs, y compris Christian et Swiger (1975), Liao et al. (1988), Youd et Noble (1997), Toprak et al. (1999), Juang et al. (2002), Cetin et al. (2002) Cetin et Idriss (2004), et Moss et al. (2006). Par exemple, les relations basées sur l'essai SPT proposés par Toprak et al. (1999) et Cetin et al (2002) représentent l'incertitude totale dans l'évaluation des cas des bases de données historique, c'est à dire, il inclut l'incertitude dans la relation de déclenchement (incertitude du modèle) et l'incertitude dans les valeurs de ($N_{1.60}$) et de la CSR déterminées pour tous les cas historiques ('incertitude des mesures ou des paramètres). La relation de Cetin et al. (2002) Cetin et Idriss (2004) a été développé par Idriss et Boulanger (2010) en utilisant une approche statistique qui a permis une comptabilité distincte entre les incertitudes de modèle et les incertitudes de mesure.

3.3.1. La fonction d'état limite

Le modèle de la fonction d'état limite (g) est défini par la différence entre les valeurs du $CRR_{M=7.5, \sigma'=1atm}$ et $CSR_{M=7.5, \sigma'=1atm}$ par :

$$g(x_1, x_2, \dots, x_n) = CRR - CSR \quad (3.2)$$

Où (x_1, x_2, \dots, x_n) sont les variables d'entrée nécessaires pour la détermination de la CSR et CRR. Chaque variable d'entrée est supposée suivre une distribution log-normale ou normale, ce qui a été montré pour fournir un meilleur ajustement des paramètres géotechniques mesurés. La liquéfaction est supposée avoir eu lieu si $g \leq 0$ et ne pas avoir lieu si $g > 0$. Le $CRR_{M=7.5, \sigma'=\text{atm}}$ a été estimée dans ce chapitre en utilisant la formule de Youd et al. (2001) (eq 2.17)

Dans le modèle du CSR (eq 2.8), la variable r_d est fonction de la profondeur (z) et n'est pas considérée comme une variable aléatoire (puisque le CSR est évalué pour un sol à un z donné), bien qu'il soit reconnu que l'incertitude existe dans le modèle de r_d . Comme indiqué précédemment, l'incertitude du modèle associé au modèle de CSR et de ses composants tels que r_d et MSF sera prise en compte dans le modèle de CRR. La variable MSF est une fonction de M_w , ainsi, M_w est considéré comme une variable aléatoire. Les autres variables du modèle du CSR : σ_v , σ_v' , et a_{\max} , sont également considérés comme des variables aléatoires.

Dans le modèle CRR, les variables de base comprennent $N_{1.60}$, et le pourcentage de fines (FC). Ainsi, la fonction d'état limite sera constituée par six variables aléatoires et elle est définie par :

$$g(X) = CRR - CSR = g(N_{1.60}, FC, \sigma_v, \sigma_v', a_{\max}, M_w) \quad (3.3)$$

À cette fin, il serait intéressant d'étudier l'effet de l'incertitude des paramètres sur la probabilité de rupture calculée. L'analyse de fiabilité en utilisant les COV pour les 6 variables d'entrée décrit précédemment est désigné ici comme analyse de base, car il sert d'être une référence pour d'autres analyses.

Comme indiqué précédemment, l'effet de l'incertitude associée au modèle CSR est réalisé dans le modèle CRR, et donc, quand l'incertitude du modèle est explicitement prise en compte, la fonction d'état limite peut être exprimée comme suit:

$$g(X) = c_1 \cdot CRR - CSR = g(c_1, N_{1.60}, FC, \sigma_v, \sigma_v', a_{\max}, M_w) \quad (3.4)$$

Avec ' c_1 ' est une variable aléatoire représentant l'incertitude du modèle. Dans la présente étude, c_1 est supposé suivre une distribution log-normale. Avec l'hypothèse d'une distribution log-normale, l'incertitude du modèle doit être caractérisée par une moyenne et un COV.

3.3.2. Covariance entre les variables aléatoires

Quand il s'agit de plus d'une variable aléatoire, l'incertitude dans une peut être associée à des incertitudes dans l'autre. En d'autre terme, certaines incertitudes ne sont pas indépendantes. Les dépendances entre les événements ou entre les incertitudes dans l'estimation peuvent être critiques à obtenir des résultats numériques appropriés dans l'analyse de fiabilité. (Beacher et Christian 2003).

La mesure la plus utilisée pour représenter la dépendance entre les quantités incertaine est le coefficient de corrélation. Ce coefficient mesure le degré auquel une quantité incertaine varie linéairement avec une autre quantité incertaine. Dans cette étude, les coefficients de corrélation déterminés par Juang et al. (2008) ont été utilisés. Ces coefficients ont été estimés sur la base d'une analyse de corrélation des données réelles dans les bases de données.

	$N_{1.60}$	Fc	σ'_v	σ_v	a_{\max}	M_w
$N_{1.60}$	1	0	0.3	0.3	0	0
Fc	0	1	0	0	0	0
σ'_v	0.3	0	1	0.9	0	0
σ_v	0.3	0	0.9	1	0	0
a_{\max}	0	0	0	0	1	0.9
M_w	0	0	0	0	0.9	1

3.3.3. Calcul de la probabilité de la liquéfaction

Différentes techniques permettent d'estimer la probabilité de rupture. Elle peut être déterminée par des méthodes directes de simulation ou par l'intermédiaire de l'indice de fiabilité.

Les trois voies principales de calcul de la probabilité de ruine P_f sont :

- Calcul par l'intermédiaire de l'indice de fiabilité β . Les méthodes FORM et SORM sont utilisées pour permettre d'évaluer β .
- Technique de simulation directe par la méthode de Monte Carlo (MCS). Cette méthode est la plus précise mais elle est très coûteuse. Le calcul d'une probabilité de ruine approchée P_f se fait en mesurant le nombre d'échantillon (composé de N tirages de variables de base) des réalisations situées à l'intérieur du domaine de rupture sur le nombre total des réalisations. Notons qu'en faisant tendre le nombre d'échantillons vers l'infini, la probabilité de défaillance approchée P_f tend vers la probabilité de défaillance réelle P_f .

- Échantillonnage par tirage d'importance (Importance Sampling, IS), elle permet de cibler les tirages des variables de base X_i autour du point de conception. Cela permet de réaliser de meilleures approximations de P_f pour des échantillons de taille limitée.

3.3.3.1.Méthode de simulation de Monte Carlo

Elle consiste à effectuer un grand nombre de simulations N_s (tirages) des variables aléatoires du problème étudié. Pour chaque simulation, la fonction d'état limite est calculée et l'on dénombre les simulations conduisant à la défaillance de la structure N_{sf} . La probabilité de rupture (P_f) est alors estimée par le rapport entre le nombre de simulations conduisant à la rupture N_{sf} et le nombre total de tirages N_s , soit :

$$\tilde{P}_f = \frac{N_{sf}}{N_s} \approx P_f \quad (3.5)$$

Cet estimateur de la probabilité de rupture peut être écrit aussi comme suit :

$$\tilde{P}_f = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} I(x_i) \quad (3.6)$$

$$P_f = \int I(x) f(x) dx \quad (3.7)$$

Avec $I(x_i)$ est une fonction indicatrice définie par :

$$I(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } G(x) \leq 0 \\ 0 & \text{si } G(x) > 0 \end{cases} \quad (3.8)$$

La moyenne de l'échantillon converge vers la vraie moyenne, P_f , quand le nombre de simulations augmente. On peut estimer la précision de la méthode de simulation Monte Carlo par calculer le coefficient de variation de la probabilité de rupture par :

$$COV(\tilde{P}_f) = \sqrt{\frac{1-P_f}{N_s \cdot P_f}} \quad (3.9)$$

Ce coefficient de variation est inversement proportionnel à N_s . Ceci implique que la taille de l'échantillon N_s dans la méthode MCS est très importante afin d'obtenir une estimation suffisamment fiable de P_f .

Pour un coefficient de variation cible de la probabilité de rupture $COV(P_f)$, le nombre minimum requis d'échantillons N_s peut être calculée à partir de l'équation suivante

$$N_s > \frac{1}{COV^2(P_f)} \times \left(\frac{1}{P_f - 1} \right) \quad (3.10)$$

L'avantage de cette méthode est qu'elle n'impose aucune condition de continuité ni de dérivabilité de la fonction d'état. Cette méthode permet en plus d'estimer la précision de la valeur de la probabilité de défaillance obtenue. Toutefois, elle conduit à des temps de calcul très élevés dès qu'il s'agit d'évaluer de faibles probabilités avec une précision raisonnable.

La méthode MCS a les caractéristiques suivantes :

Généralités : MCS est complètement générale, et s'applique à toute distribution des variables aléatoires de base, y compris les variables aléatoires discrètes.

Précision : Pour l'échantillon de taille $N \rightarrow \infty$, la probabilité estimée converge vers le résultat exact.

Efficacité : En règle générale, le temps augmente linéairement avec environ $1/P_f$.

Plusieurs méthodes proposent d'améliorer la méthode de Monte Carlo, comme la "Méthode de simulation directionnelle". Elle utilise les propriétés de symétrie rotationnelle de l'espace des variables gaussiennes centrées réduites (standardisées). Dans cet espace, les variables sont représentées par des lois de Gauss centrées en 0 et d'écart-type 1. La transformation de Rosenbloom est utilisée pour effectuer un changement du repère transformant l'espace des variables physiques (lois de distributions quelconques) en un espace de variables gaussiennes centrées réduites. Cet espace est ensuite divisé en un certain nombre de directions caractérisées par un vecteur unitaire à partir de l'origine du repère. La probabilité de défaillance du système est évaluée par un traitement statistique des valeurs des probabilités de défaillance calculées sur les différentes directions. Comme la méthode de Monte Carlo, cette méthode n'impose aucune propriété particulière de la fonction d'état limite et permet d'évaluer sans biais la probabilité de défaillance du composant. Elle offre l'avantage d'être plus performante que cette dernière en termes de coûts de calculs.

3.4. Etude de cas de liquéfaction

L'exemple traité pour une analyse déterministe et probabiliste du potentiel de liquéfaction pour une magnitude $M_w=7.5$ et une accélération $a_{max}=0.2g$ est pris d'un site à Hyogoken-Nambu (Kobe) après un séisme de magnitude $M=6.9$ survenu le 16 janvier 1995 (Idriss et Boulanger, 2010). Les différents paramètres du sol sont représentés sur la Figure 3.1. Le niveau de la nappe phréatique est à 1.8m.

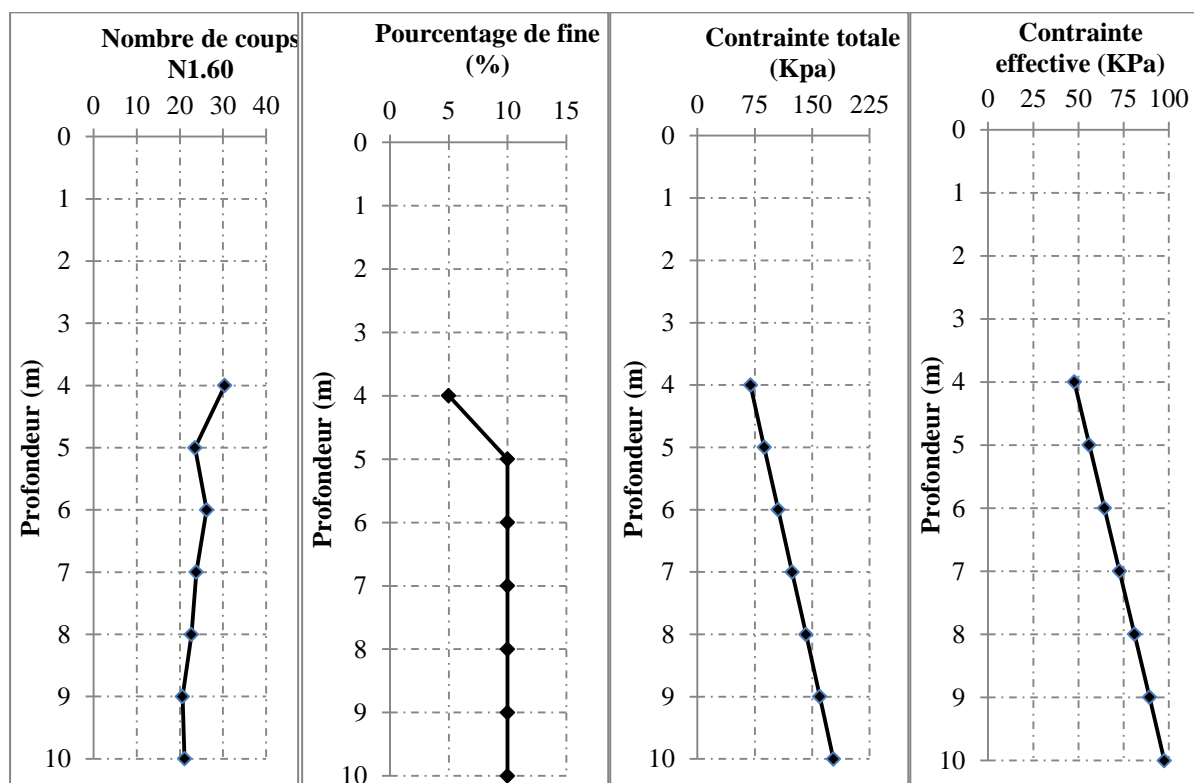


Figure 3.1. Distribution des paramètres de sol

3.4.1. Analyse déterministe

Dans l'étude déterministe de la liquéfaction, le facteur de sécurité, $F_s=CRR/CSR$, a été calculé pour chaque profondeur. Le sol est supposé être liquéfiable si le facteur de sécurité $F_s < 1$, et il est non liquéfiable si $F_s > 1$.

La distribution du facteur de sécurité vis à vis la liquéfaction pour chaque profondeur est représenté sur la Figure 3.2.

On remarque d'après les résultats que le facteur de sécurité diminue en augmentant la profondeur du sol et il est toujours supérieur à 1. Cela signifie que le sol n'est pas susceptible à la liquéfaction dans chaque profondeur. Mais à cause des différentes sources

d'incertitude, une étude fiabiliste a été élaborée pour calculer avec précision la probabilité de liquéfaction de sol en tenant en compte les incertitudes.

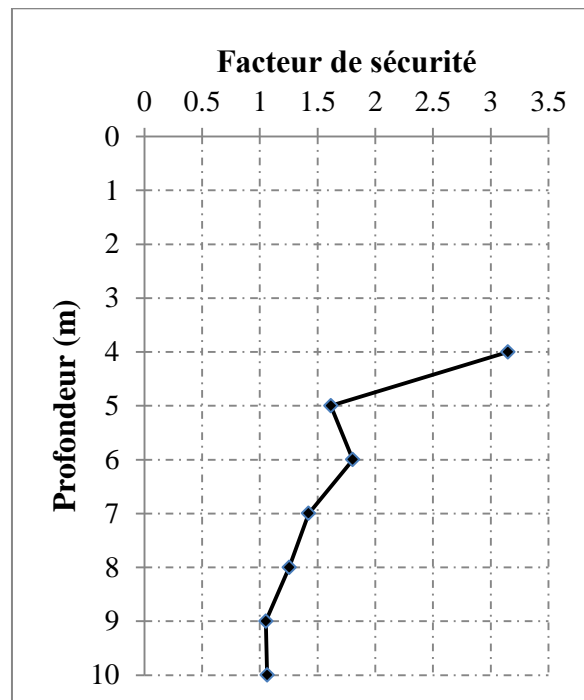


Figure 3.2.Distribution du facteur de sécurité

3.4.2. Étude probabiliste

L'analyse probabiliste vise à introduire les incertitudes des variables aléatoires qui forment la fonction d'état limite. Chaque variable aléatoire, a été définie par une moyenne et un écart type ou un coefficient de variation et une distribution probabiliste normale ou log-normale.

3.4.2.1.Méthode de calcul de la probabilité de liquéfaction

Pour le calcul de la probabilité de liquéfaction, la méthode de Monte Carlo a été utilisée. A cette fin il faut choisir un nombre des simulations nécessaire pour la convergence. Les Figure 3.3 et la Figure 3.4 représentent l'estimation de la probabilité de liquéfaction et son coefficient de variation respectivement en fonction du nombre de simulations et cela à la profondeur de 9m.

Les résultats probabilistes obtenus montrent qu'un nombre de simulation de 5000 est suffisant pour calculer la probabilité de liquéfaction puisqu'il conduit à une convergence et un coefficient de variation inférieur à 2%. Ce nombre de simulations a été utilisé pour calculer la probabilité de liquéfaction à toutes les profondeurs et pour l'étude de sensibilité qui sera effectuée.

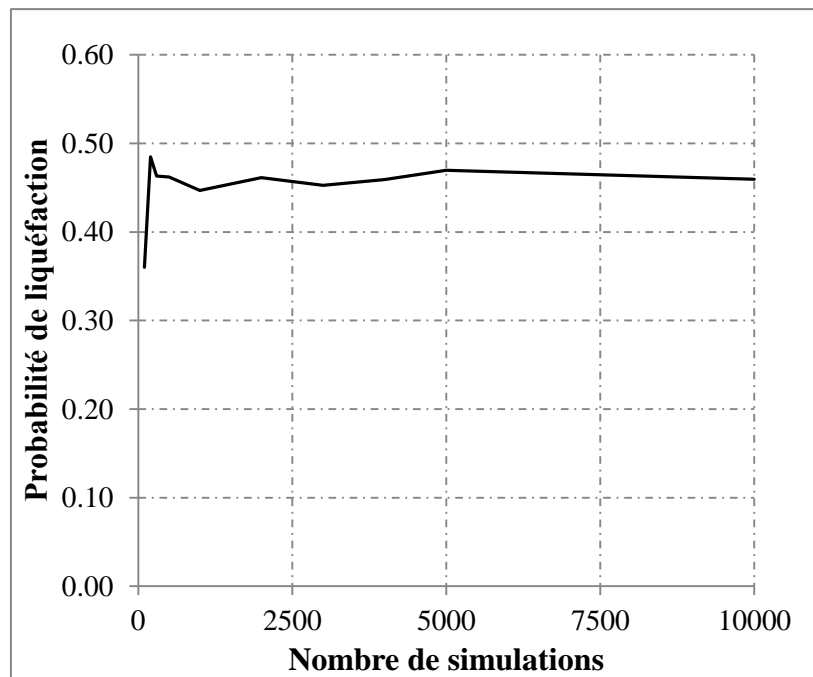


Figure 3.3. Variation de la probabilité de liquéfaction en fonction du nombre de simulations de Monte Carlo

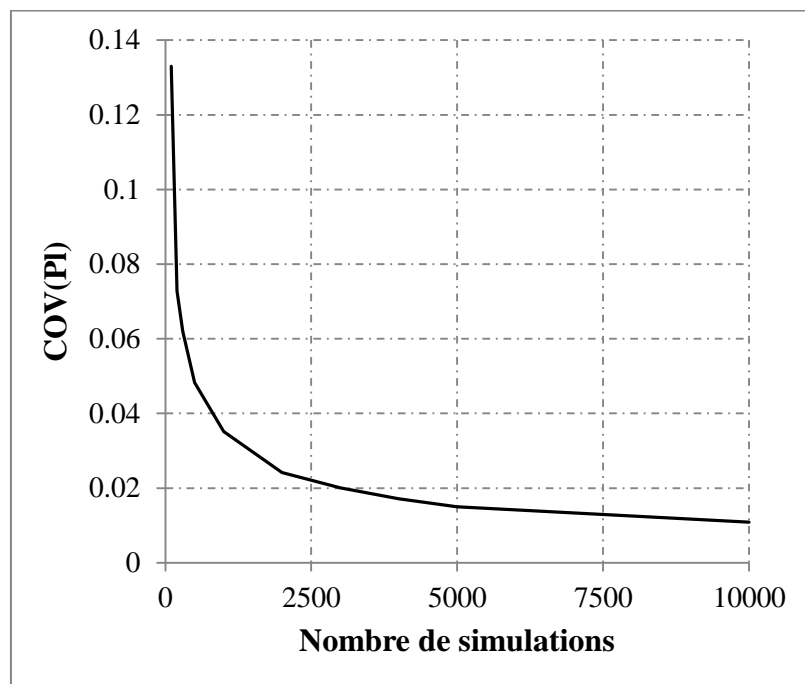


Figure 3.4. Variation du coefficient de variation de la probabilité de liquéfaction en fonction du nombre de simulations de Monte Carlo

Dans cette étude, les incertitudes des paramètres sismiques (a_{\max} et M_w) et les incertitudes des paramètres du sol ont été prises en considération. On peut ajouter à ces incertitudes l'incertitude du modèle.

3.4.2.2. Estimation de la probabilité de liquéfaction

Une estimation préliminaire de la moyenne de la probabilité peut être obtenue à partir de modèles empiriques (Juang et al. 2008). En utilisant la procédure développée par Juang et al. (2002) la relation entre le facteur de sécurité déterminé par la méthode fondée sur l'essai SPT et la probabilité de liquéfaction est représenté par la relation suivante :

$$P_L = \frac{1}{1 + \left(\frac{FS}{1.05}\right)^{3.8}} \quad (3.11)$$

Cette équation est utilisée seulement pour une estimation préliminaire de la probabilité de liquéfaction dans l'absence des informations sur les incertitudes des paramètres.

Dans la présente étude, la probabilité de liquéfaction estimée par la relation de Juang et al. (2002) a été comparée par un calcul fiabiliste prenant en compte en premier lieu les incertitudes des différentes variables aléatoires constituant la fonction de performance puis en prenant en compte l'incertitude du modèle .

Dans l'étude fiabiliste basée sur la fonction de performance, les incertitudes des paramètres et les incertitudes du modèle sont considérées avec les coefficients de corrélation entre chaque variable et les autres variables. Cependant, on suppose qu'il n'y a aucune corrélation entre le facteur du modèle 'c₁' et les autres variables aléatoires de la fonction d'état limite. Cette supposition est supportée par Phoon et Kuhawy (2005) qui ont trouvé que le facteur du modèle est légèrement corrélé avec les variables d'entrée.

Les résultats obtenus en utilisant la méthode de Juang et al. (2002) et la méthode de Monte Carlo pour les deux modèles sont représentés sur la Figure 3.5. Il faut noter que les résultats avec erreur de modèle sont obtenus pour une moyenne du facteur de modèle comme celle proposée par Juang et al. (2008) et qui est défini par : $\mu_{c_1} = 0.96$.

A partir de cette étude, il a été montré que l'estimation de Juang et al. (2002) est valable seulement pour un facteur de sécurité inférieur à 1.5, puisque pour les deux profondeurs (z=4m et z=6m) ces résultats sont très éloignés des résultats fiabilistes. Pour cela, il faut toujours faire une étude fiabiliste qui prend en compte les incertitudes des différents paramètres de la fonction de performance si ces incertitudes sont importantes.

La probabilité de liquéfaction (P_l) calculée en prenant en compte les incertitudes des variables aléatoires et la (P_l) en prenant en compte les incertitudes du modèle sont

proches, mais reste toujours à constater que P_l en prenant en compte les erreurs du modèle est plus grande que (P_l) sans prendre en compte ces erreurs.

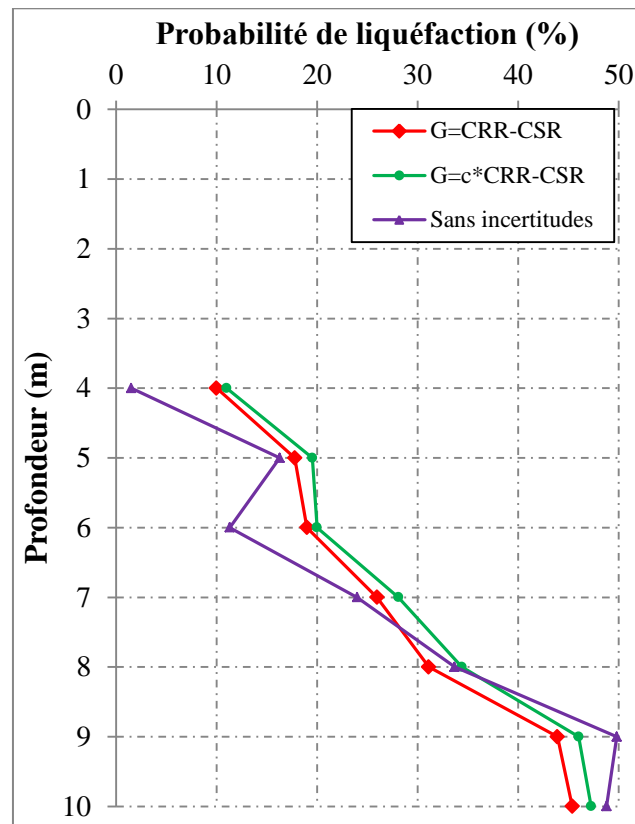


Figure 3.5. Probabilité de liquéfaction calculée par différents modèles

3.5. Étude de sensibilité

Cette partie présente une étude de sensibilité basée sur le coefficient de variation pour voir l'effet du COV de chaque variable aléatoire sur la réponse du sol.

A cette fin, le coefficient de variation de chaque paramètre de la fonction de performance a été varié en prenant en compte les COV théoriques cités sur le Tableau 3.1. Cela signifie que le coefficient de variation de chaque variable aléatoire de la fonction de performance a été augmenté et diminué par 50% par rapport à sa valeur de référence.

3.5.1. Effet des coefficients de variation des paramètres de la résistance cyclique (CRR)

Cette section présente les influences des coefficients de variation des paramètres de la résistance cyclique sur la probabilité de liquéfaction du sol étudié à chaque profondeur.

3.5.1.1. Effet du $COV(N_{1.60})$

La Figure 3.6 montre l'effet du $COV(N_{1.60})$ sur la probabilité de la liquéfaction pour trois valeurs choisies : ($COV(N_{1.60})=12.5\%$, $COV(N_{1.60})=25\%$ et $COV(N_{1.60})=37.5\%$). Elle indique que l'augmentation du $COV(N_{1.60})$ de 12.5% à 25% augmente la probabilité de liquéfaction de 10 à 15%, et l'augmentation du $COV(N_{1.60})$ de 25 à 39.5% augmente la probabilité de liquéfaction de 10%. Si on prend la limite de la liquéfaction une probabilité de $PI = 35\%$, on trouve que pour le premier cas ($COV(N_{1.60})=12.5\%$) deux profondeurs seulement sont liquéfiables (9 et 10m). Pour le deuxième cas ($COV(N_{1.60})=25\%$) 3 couches sont liquéfiables (8, 9 et 10m), et pour le troisième cas ($COV(N_{1.60})=37.5\%$) presque toutes les couches sont liquéfiables.

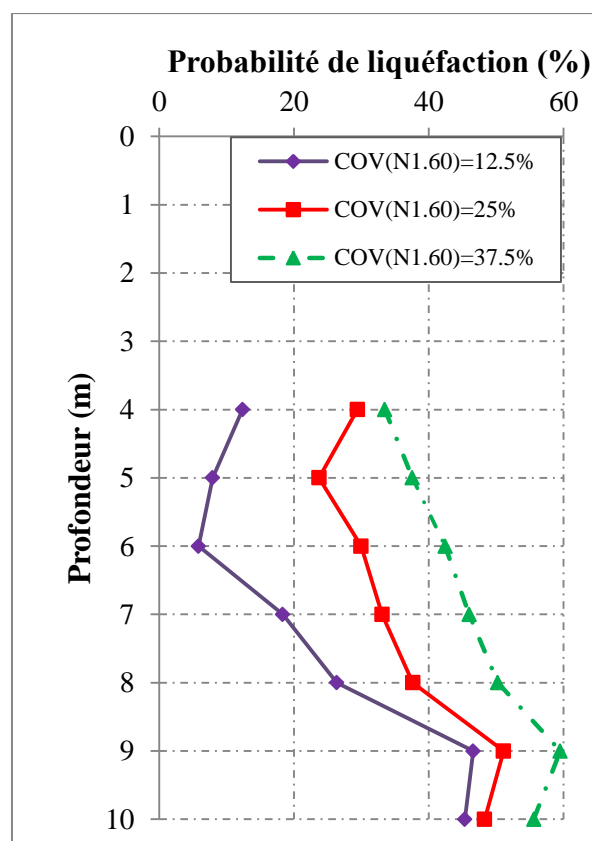


Figure 3.6. Effet du coefficient de variation du nombre de coups $N_{1.60}$ sur la probabilité de liquéfaction

Cette figure montre aussi que l'effet du $COV(N_{1.60})$ diminue en augmentant la profondeur. Ce résultat est expliqué par la diminution du facteur de sécurité FS en fonction de la profondeur dans l'étude déterministe.

Il existe plusieurs critères probabilistes des limites de la liquéfaction et non liquéfaction. Le Tableau 3.2 présente la classification du potentiel de liquéfaction proposé par Juang et al. (2012).

Tableau 3.2. Classes du potentiel de liquéfaction des sols (Juang et al. 2012)

Probabilité	Classe	Description (Probabilité de liquéfaction)
$0.85 < P_l < 1$	5	Presque certain qu'il va se liquéfier
$0.65 < P_l < 0.85$	4	Liquéfaction très probable
$0.35 < P_l < 0.65$	3	Liquéfaction et non-liquéfaction également susceptible
$0.15 < P_l < 0.35$	2	liquéfaction peu probable
$0 < P_l < 0.15$	1	Presque certain que le sol ne sera pas liquéfié

3.5.2. Effet du COV(Fc)

La Figure 3.7 montre l'influence du coefficient de variation du pourcentage des fines sur la probabilité de liquéfaction pour trois cas étudié (COV(Fc)=5%, COV(Fc)=20%, et COV(Fc)=35%).

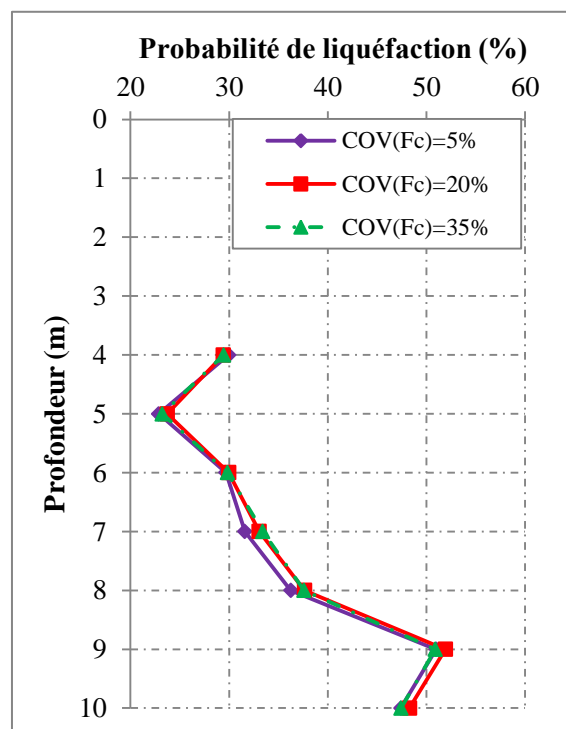


Figure 3.7. Effet du coefficient de variation du pourcentage des fines sur la probabilité de liquéfaction

Les résultats obtenus montrent que pour une augmentation du COV(FC) de 5% à 35% la probabilité de liquéfaction reste presque constante. Ce résultat est expliqué par une légère variation de la fonction de densité de probabilité (PDF) du facteur de sécurité.

3.5.3. Effet des coefficients de variation des paramètres du rapport de la contrainte cyclique

Les paramètres étudiés sont les paramètres sismiques (M_w et a_{max}) et les paramètres du sol

3.5.3.1. Effet du COV (M_w et a_{max})

La Figure 3.8 représente l'effet des coefficients de variation des paramètres sismiques sur la probabilité de liquéfaction de sol pour trois cas étudiés et à chaque profondeur de sol. Cette figure montre que l'effet du coefficient de variation de la magnitude M_w et l'accélération maximale a_{max} est moins important que le coefficient de variation du nombre de coups $N_{1.60}$. Pour l'accélération a_{max} une augmentation du COV (a_{max}) entre 8 et 40% augmente la probabilité de liquéfaction entre 2 et 5% et pour la magnitude M_w , une augmentation du COV(M_w) entre 5 et 10% augmente la probabilité de liquéfaction à moins de 2%.

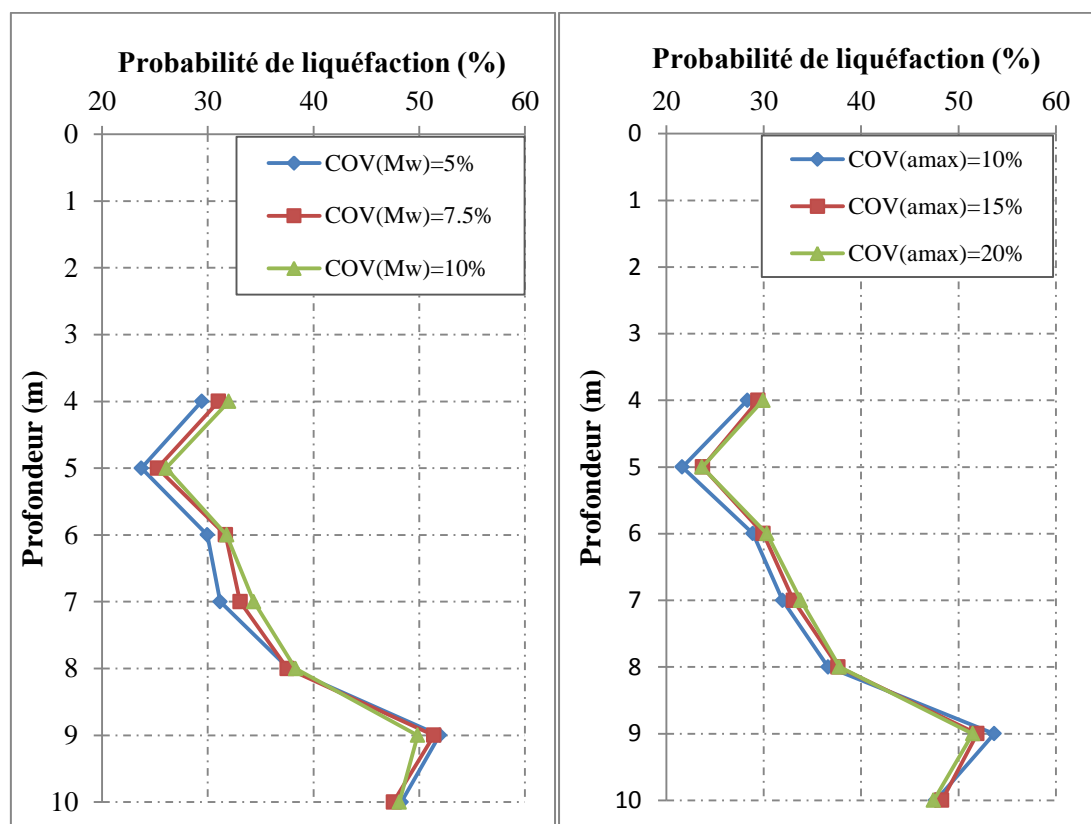


Figure 3.8. Effet du coefficient de variation des paramètres sismiques sur la probabilité de liquéfaction

3.5.3.2. Effet du Coefficient de variation de la contrainte totale et la contrainte effective

La Figure 3.9 représente l'effet de l'augmentation du coefficient de variation pour trois cas étudiés sur la probabilité de liquéfaction. On remarque très bien, que le coefficient de variation de la contrainte de totale verticale effective a un impact négligeable. Pour cela, pour une étude fiabiliste du potentiel de la liquéfaction des sols, on peut définir ces deux paramètres par des valeurs moyennes seulement sans prendre en considération ses variations spatiales.

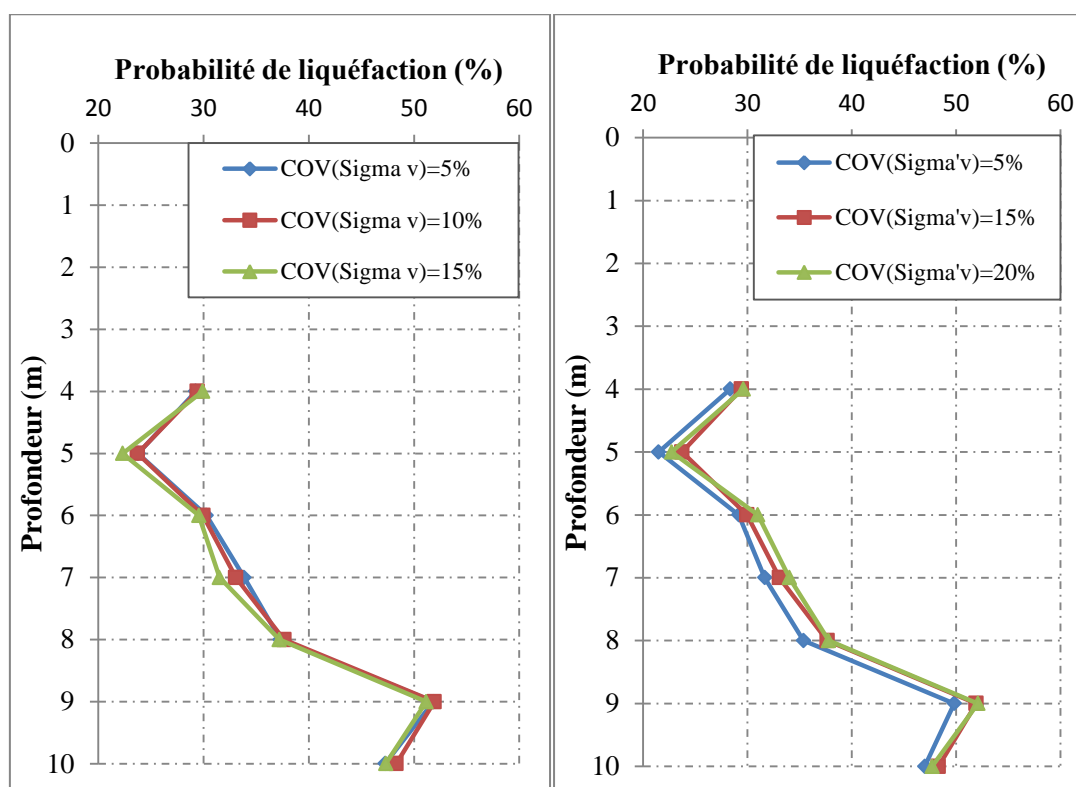


Figure 3.9. Influence des coefficients de variation des paramètres sismiques sur la probabilité de liquéfaction

3.6. Validation des résultats probabilistes

Pour confirmer les résultats obtenus dans l'exemple étudié auparavant, un deuxième exemple a été traité. Les données sont prises d'un site de la région côtière dont le séisme de Tangshan (27 juillet 1976) est l'un des points de liquéfaction avec une magnitude $M=7.6$ et un pourcentage des particules fine $5\% \leq FC \leq 15\%$. Les sondages SPT ont été réalisés en quatre profondeurs du sol et les différentes caractéristiques du sol sont représentées sur le Tableau 3.3. L'étude déterministe montre que trois profondeurs du sol sont susceptibles d'être liquéfiées puisque le facteur de sécurité calculé en ces points est

inférieur à un. Cette étude montre aussi que le seul point de non-liquéfaction est à 5m de profondeur.

Tableau 3.3. Caractéristiques du sol

Profondeur (m)	GWT (m)	σ_v (kPa)	σ'_v (kPa)	$N_{1.60}$	FC	FS
3	1.1	58	39	9.7	12	0.875724
4	1.1	78	49	9.9	12	0.780418
5	1.1	97	59	15.8	12	1.046562
6	1.1	117	69	11.5	12	0.748708

La Figure 3.10 représente la fonction de densité de probabilité (PDF) de CSR et de CRR estimée pour une couche de sol à une profondeur de 3 m dont les valeurs des coefficients de variation des différentes variables aléatoires sont des valeurs de référence. Pour obtenir la PDF du CSR, les paramètres a_{max} et M_w , ont été définis par une loi normale. De la même façon, pour obtenir la PDF du CRR, les paramètres $N_{1.60}$ et FC ont aussi été définis par des variables aléatoires normales.

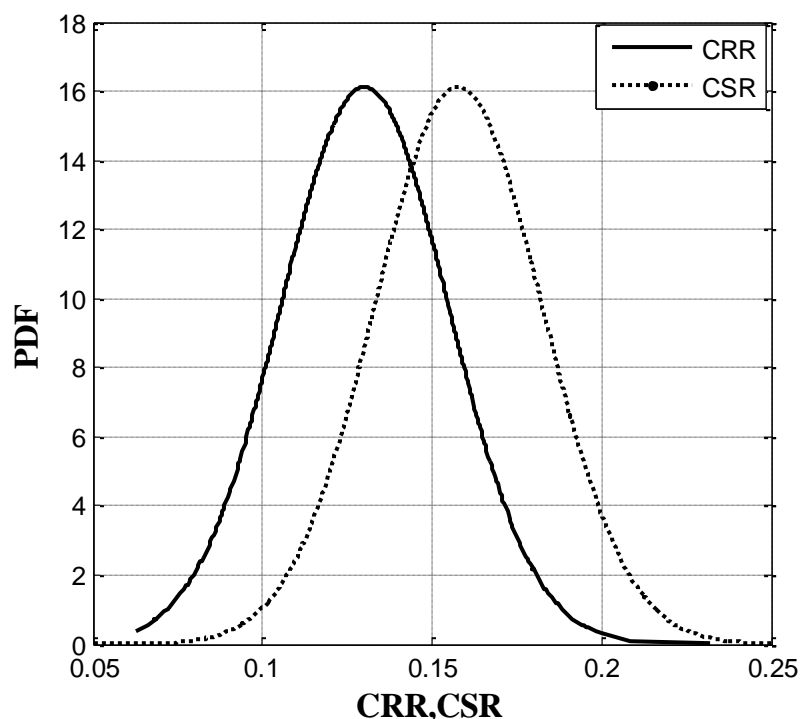


Figure 3.10. La fonction de densité de probabilité de CRR et CSR à $z=3m$

La Figure 3.11 représente la PDF du facteur de sécurité à une profondeur de 3 m pour les trois cas ($COV(N_{1.60})=12.5\%$, $COV(N_{1.60})=25\%$ et $COV(N_{1.60})=37.5\%$). Pour obtenir le

PDF du facteur de sécurité, a_{\max} , M_w , $N_{1.60}$ et FC ont été considérées comme des variables aléatoires normales et d'autres paramètres ont été traités de façon déterministe en utilisant les conclusions tirées de l'exemple traité auparavant. La probabilité de liquéfaction peut être trouvée à partir de la zone où le coefficient de sécurité est inférieur ou égal à un. Cela est représenté sur la Figure 3.11 par la fonction de densité de probabilité et par la fonction cumulative (Figure 3.12). Ces deux figures montrent que l'augmentation du coefficient de variation du nombre de coups de 12.5 à 37.5% diminue la probabilité de liquéfaction. Cela est justifié par une augmentation de la résistance au cisaillement.

Pour confirmer ces résultats, la probabilité de liquéfaction a été estimée pour les quatre profondeurs du sol (Tableau 3.4). Les résultats trouvés montrent que pour un facteur de sécurité inférieur à 1, l'augmentation du coefficient de variation des variables aléatoires, diminue la probabilité de liquéfaction ($z=3\text{m}$, $z=4\text{m}$ et $z=6\text{m}$). Pour un facteur de sécurité supérieur à 1 ($z=5\text{m}$), l'augmentation du coefficient de variation, augmente la probabilité de liquéfaction. Ces conclusions sont identiques avec celles publiées par Jha et Suzuki (2009).

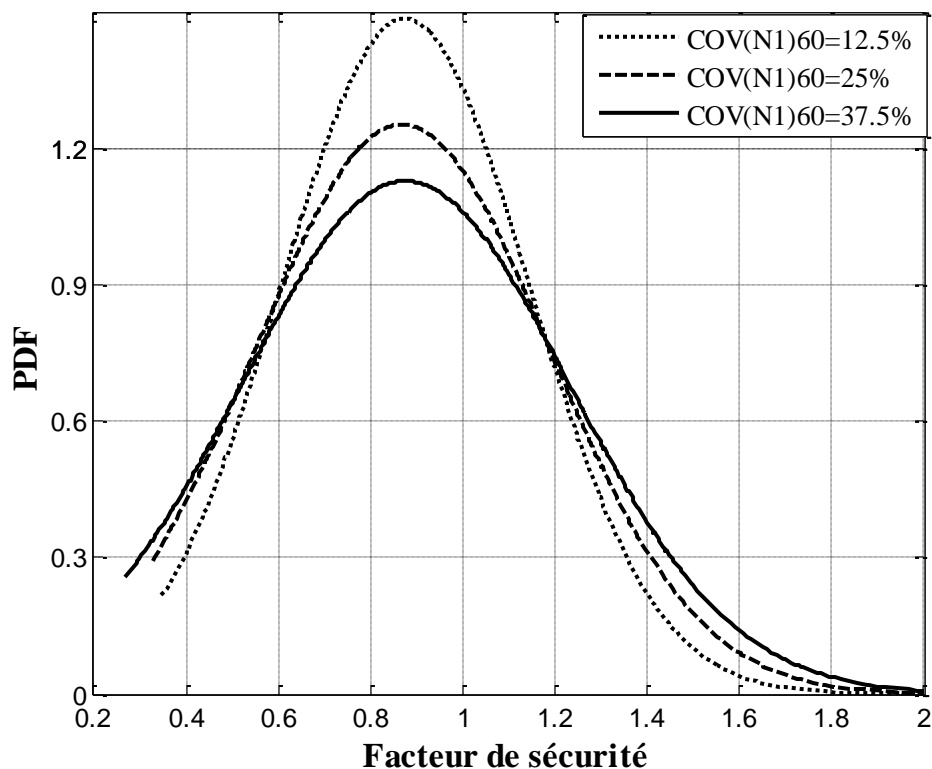


Figure 3.11. Variation de la fonction de densité de probabilité en fonction du facteur de sécurité

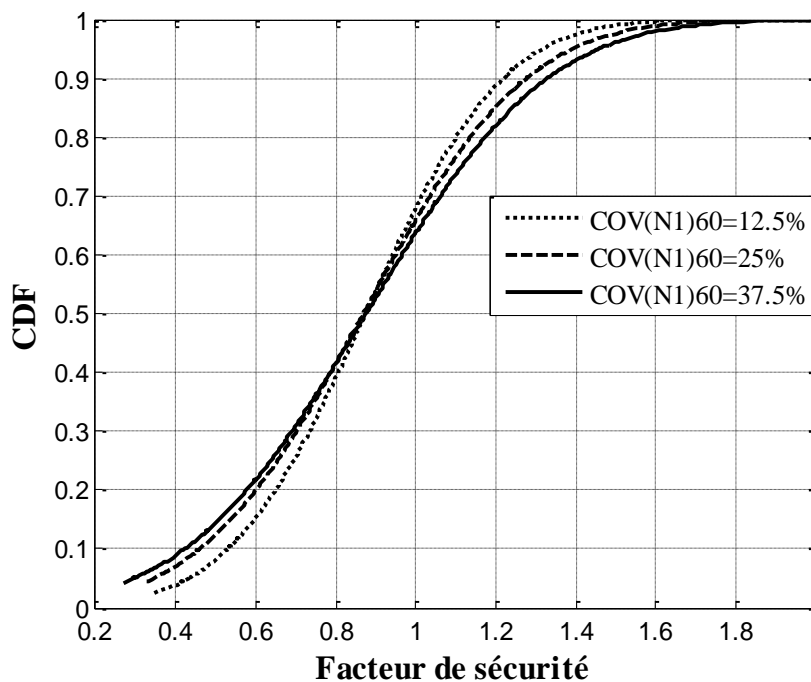


Figure 3.12. Variation de la fonction cumulative en fonction du facteur de sécurité

Tableau 3.4. Effet du coefficient de variation du nombre de coups $N_{1,60}$ sur la probabilité de liquéfaction

Profondeur (m)	Probabilité de liquéfaction		
	COV($N_{1,60}$)=10%	COV($N_{1,60}$)=25%	COV($N_{1,60}$)=40%
3	72.42%	71.01%	68%
4	85.19%	82.14%	78.71%
5	48.67%	49.01%	49.93%
6	88.02%	84.17%	79.00%

3.7. Comparaison entre différentes méthodes fiabilistes

Afin de valider les résultats des études probabilistes de liquéfaction estimées par la méthode de Monte Carlo, des exemples de données des essais SPT étudiés par Bagheripour et al. (2012) ont été traités. Le site d'étude est situé à Babolsar située à l'est de $52^{\circ} 39'$ longitude et au nord de $36^{\circ} 43'$ latitude et est situé sur la côte sud de la mer Caspienne. Des failles très actives existent autour de la ville. Les profondeurs des sondages variées de 15 à 40 m alors que le niveau de la nappe phréatique dans la région, varié dans la gamme de 0,5 à 3 m. La profondeur moyenne des essais in situ était

d'environ 20 m. Cet exemple comprend 13 cas étudiés du sondage SPT dont la probabilité de liquéfaction a été calculée par deux méthodes (méthode basée sur l'algorithme génétique et méthode de Huang et al. 2004). Dans tous les cas étudiés, le modèle déterministe de liquéfaction utilise le modèle de Seed et Idriss (1971) pour calculer le rapport de la résistance cyclique et le rapport de la contrainte cyclique ainsi le facteur de sécurité.

L'approche de Hwang et al. (2004) est basée sur la méthode de régression pour l'estimation de la probabilité de liquéfaction en utilisant la relation suivante et qui est basée sur des données des cas de liquéfaction et de non-liquéfaction pendant le séisme de Chi-chi : (le lecteur peut se référer à Hwang et al. 2004 pour plus de détails).

$$P_L = \frac{1}{1 + \exp\left(-\left(\beta_0 + \beta_1(N_1)_{60} + \beta_2(N_1)_{60}^2 + \beta_3 \ln(CSR)\right)\right)} \quad (3.12)$$

$\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3$ sont des paramètres de régression montrés sur le tableau

Tableau 3.5. Paramètres du modèle logistique (Hwang et al. 2004)

Paramètres	β_0	β_1	β_2	β_3
Résultats de régression	10.4	-0.2283	-0.001927	3.8

Bagheripour et al 2012 ont estimé la probabilité de liquéfaction en utilisant la relation entre les paramètres sismiques et la résistance du sol. Cette méthode commence par calculer l'indice de fiabilité et puis déterminer la probabilité de liquéfaction, CRR, CSR et FS. La probabilité de liquéfaction est estimée par la relation suivante :

$$P_L = \frac{1}{1 + \exp\left(-\left(13.5285 + 0.3562(N_1)_{60cs} + 4.6116 \ln(CSR)\right)\right)} \quad (3.13)$$

Les résultats obtenus sont représentés sur le Tableau 3.6 et montrent une très bonne correspondance entre les deux relations et la méthode de Monte Carlo utilisée dans ce chapitre. Il démontre en outre que la méthode de Monte Carlo a une bonne précision et en harmonie avec les deux modèles.

Tableau 3.6. Résultats de comparaison entre trois méthodes de calcul de la probabilité de liquéfaction

Cas	Z (m)	σ_v (kPa)	σ'_v (kPa)	$N_{1.60cs}$	CRR	CSR	Fs	pf Genetic	pf huang	Pf MCS
1	4	80	60	7	0.09	0.19	0.45	97	92	98.82
2	4	7.82	6.59	12	0.13	0.17	0.77	77	66	68.12
3	6	11.82	8.59	20	0.21	0.2	1.09	26	26	37.08
4	7	14	9	8	0.1	0.22	0.43	96	94	99.7
5	3.5	7.04	5.04	17	0.18	0.2	0.87	54	46	41.96
6	3	4.53	3.33	21	0.22	0.2	1.11	23	20	14.8
7	4.5	7.05	4.35	5	0.07	0.24	0.31	99	98	99.95
8	12	23.37	12.85	18	0.19	0.23	0.82	56	52	75.9
9	4	7.8	6.35	12	0.13	0.18	0.72	82	70	69.84
10	6.5	13	9.5	14	0.15	0.2	0.78	76	67	77.18
11	3	6	4.5	13	0.14	0.2	0.71	81	73	61.28
12	11	22	14	9	0.11	0.21	0.52	94	91	99.54
13	5	10	7.5	19	0.21	0.19	1.08	27	28	37.2

3.5 Conclusions

L'objectif fondamental de cette étude était d'étudier l'effet des incertitudes des paramètres de la fonction de performance sur la probabilité de liquéfaction des sols (PI). Les résultats ont montré que la variabilité dans le facteur de sécurité a un impact significatif sur la variabilité de la probabilité de liquéfaction et donc la prise en compte de l'incertitude des paramètres pour l'évaluation des risques de liquéfaction semble très importante. L'étude fiabiliste du potentiel de liquéfaction de sol, a montré que le problème de liquéfaction est probabiliste plus que déterministe à cause des différentes sources d'incertitudes. Les incertitudes traitées, sont les incertitudes dues à la variabilité naturelle des paramètres de la fonction de performance et les incertitudes du modèle. Les différents paramètres utilisés de l'essai SPT ont été modélisées par des variables aléatoires, la méthode de simulation de Monte Carlo a été utilisée pour calculer la probabilité de liquéfaction.

Les résultats obtenus montrent que les erreurs dans l'estimation des paramètres de la résistance et de la contrainte ($N_{1,60}$, FC, CSR) et l'incertitude du modèle sont les principales sources d'incertitude pour l'estimation du risque de liquéfaction.

Une étude de sensibilité basée sur le coefficient de variation a été présentée, les résultats trouvés montrent que les paramètres qui ont le plus d'influence sur la probabilité de liquéfaction sont : le nombre de coup $N_{1,60}$, la magnitude du séisme M_w et l'accélération maximale en surface a_{max} . Par contre, il a été montré que le coefficient de variation de la contrainte totale et effective et le pourcentage en fines n'ont pas d'influence sur la probabilité de liquéfaction. Pour cela on peut définir ces trois paramètres seulement par la moyenne.

L'augmentation de la probabilité de liquéfaction en augmentant le coefficient de variation du nombre de coup $N_{1,60}$, la magnitude et l'accélération maximale, montre que la probabilité de liquéfaction est linéaire en terme de ces variables.

L'objectif de la dernière application traitée était de valider la méthode fiabiliste utilisée avec deux autres méthodes de régression pour l'estimation de la probabilité de liquéfaction. Les résultats obtenus montrent une très bonne correspondance entre cette étude et les études de Hwang et al. 2004 et les études de Bagheripour 2012.

Chapitre 4 : Analyse probabiliste du tassement induit par la liquéfaction des sols

4.1. Introduction

Dans la littérature il existe deux approches disponibles pour prédire les tassements post-cyclique par reconsolidation (Cetin et al. 2009) : la première méthode est basée sur des analyses numériques en éléments ou différence finis (Martin et al. 1975; Seed et al. 1976; Booker et al. 1976; Finn et al. 1977; Liyanathirana et Poulos, 2002). La deuxième méthode est basée sur des modèles semi-empiriques développées sur la base des essais in-situ ou au laboratoire. A ce sujet on peut citer les travaux de plusieurs chercheurs : Lee et Albaisa, 1974 ; Tokimatsu et Seed, 1984; Ishihara et Yoshimine 1992 ; Shamoto et al. 1998 ; Zhang et al. 2002; Wu et Seed 2004; Tsukamoto et al. 2004, et Juang et al. 2013. En raison de difficultés dans la détermination des paramètres d'entrée du modèle nécessaires à la simulation numérique, les modèles semi-empiriques continuent d'être les plus utilisés pour l'évaluation du tassement volumétrique de reconsolidation (Cetin et al. 2009). Toutefois, même le meilleur de ces modèles ne peut pas prédire avec précision les tassements volumétriques post-cyclique par reconsolidation (Cetin et al. 2002; Bilge et Cetin (2007), Yi (2010), Hayati et Moss (2011)).

Dans ce chapitre la méthode semi-empirique proposée par Cetin et al. 2009 a été utilisée pour estimer le tassement post-cyclique par reconsolidation. A cet effet, les données des sondages SPT du site Gaiko au Japon ont été utilisées. Les paramètres de la fonction de performance sont modélisés par des variables aléatoires normales ou log-normales.

Ce chapitre est organisé de la façon suivante : en premier lieu, les différentes méthodes semi-empiriques existantes dans la littérature ont été exposées, ensuite la méthode de Cetin et al. (2009) a été appliquée pour estimer le tassement volumétrique par reconsolidation. Une étude paramétrique a été effectuée pour voir l'effet du coefficient de variation du nombre de coups $N_{1,60}$ sur les moments statistiques du tassement et l'effet de

l'erreur du modèle sur la fonction de densité de probabilité du tassement. Ce chapitre se termine par une analyse probabiliste de dépassement d'un certain niveau de tassement et une conclusion.

4.2. Les méthodes semi-empiriques de calcul du tassement post-cyclique par reconsolidation

Les méthodes semi-empiriques existantes sont multiples, mais ce chapitre présente seulement les méthodes les plus utilisés de Tokimatsu et Seed, 1984 ; Ishihara et Yoshimine, 1992 ; Shamoto et al. 1998, Wu et Seed 2004 et enfin la méthode la plus récente de Cetin et al. 2009 utilisée dans le présent travail.

4.2.1. Tokimatsu et Seed (1984)

Tokimatsu et Seed (1984) ont recommandé un ensemble de solutions de diagramme, pour l'évaluation des limites des contraintes de cisaillement volumétriques post-cycliques basés sur les essais triaxiales et les tests de cisaillement cycliques effectués sur des sables propres.

Les courbes des limites des déformations volumétriques post-cycliques sont données dans la Figure 4.1.

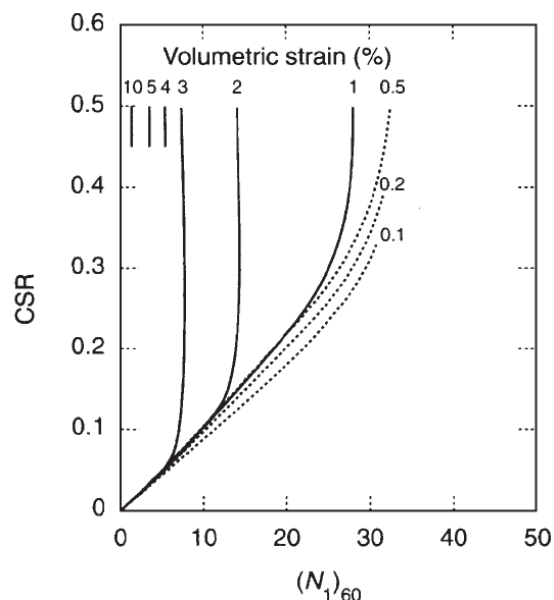


Figure 4.1. Graphe pour estimer le tassement de la surface du sol du sable propre (reproduit par Kramer 1996, développé à l'origine par Tokimatsu et Seed 1984.)

Cette méthode exige la détermination de certains paramètres avant d'être appliquée. Ces paramètres sont : la contrainte de confinement, le pourcentage des fines et le nombre de coups $N_{1,60}$. Les valeurs des déformations volumétriques ε sont déterminées pour chaque

couche de sol pulvérulent saturé. Ensuite, ces valeurs de déformations volumétriques sont multipliées par les épaisseurs des couches correspondantes afin de déterminer le tassement volumétrique de chaque sous-couche. La somme des tassements des sous-couches présente le tassement total.

4.2.2. Ishihara et Yoshimine (1992)

Ishihara et Yoshimine ont donné des corrélations entre la déformation volumétrique de reconsolidation et le coefficient de sécurité de la liquéfaction (FS) en utilisant les résultats du test de chargement de cisaillement cyclique irrégulier, tel que présenté sur la Figure 4.2.

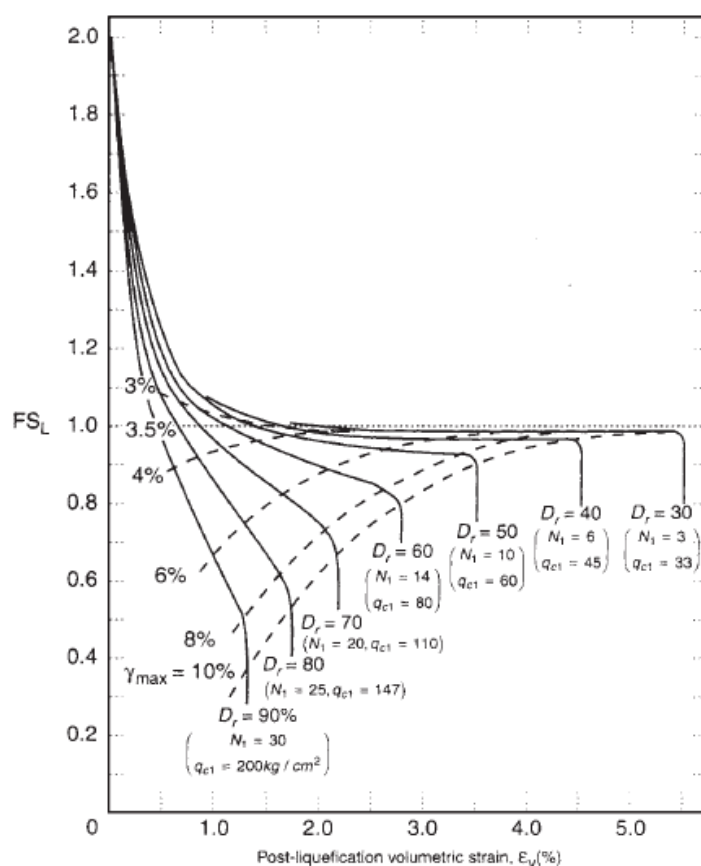


Figure 4.2. Estimation du tassement de sol du sable propre en fonction du facteur de sécurité à la liquéfaction FS (Ishihara and Yoshimine 1992)

Les valeurs du nombre de coups N_1 de l'essai SPT sont corrigées pour une efficacité du marteau de 72 % pour refléter le fait que l'énergie de marteau SPT japonais moyen est de 20% supérieure à la valeur standard de 60 % (Tokimatsu et Yoshimi 1983). Le facteur de sécurité, FS_{liq} , est défini comme le rapport entre le rapport de la résistance cyclique CRR et le rapport de la contrainte cyclique CSR. La déformation volumétrique de chaque couche de sol saturé et pulvérulent est estimée en fonction de $(N_{1,72})$ et FS. De même, la contribution de chaque couche au tassement total du sol est estimée en multipliant

l'épaisseur des sous-couches à la valeur de la déformation volumétrique correspondante et la somme est égale au tassement du sol volumétrique post-cyclique.

4.2.3. Wu et Seed (2004)

Wu et Seed ont proposé une méthode basée sur des tests de cisaillement simple effectués sur du sable propre. Les auteurs ont fourni une solution graphique (Figure 4.3) pour la prédiction de la déformation volumétrique cyclique de reconsolidation. Conformément à la méthodologie suivie auparavant le tassement total est égal à la somme des tassements de toutes les couches de sol.

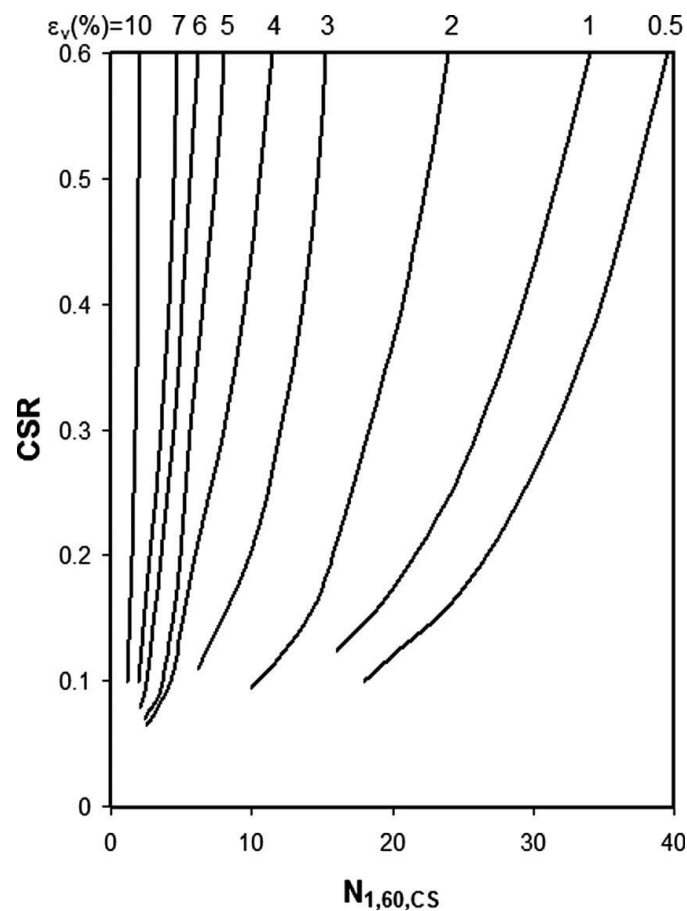


Figure 4.3. Estimation de la déformation volumétrique cyclique (Wu and Seed2004)

4.2.4. La méthode de Cetin et al. (2009)

Cetin et al. (2009), ont proposé un modèle semi-empirique pour l'évaluation de la déformation cyclique des sols pulvérulents. Cette méthode se résume sur l'organigramme de la Figure 4.4 et le tassement est basé sur l'équation empirique des déformations volumétriques cycliques suivante :

$$\ln(\varepsilon_v) = \ln \left(1.879 \ln \left(\frac{780.416 \ln(CSR_{ajusté}) - N_{1.60.cs} + 2442.465}{636.613 \cdot N_{1.60.cs} + 306.732} \right) + 5.583 \right) \pm 0.689$$

$$\text{lim} : 5 \leq N_{1.60.cs} \leq 40 \quad 0.05 \leq CSR_{ajusté} \leq 0.60 \quad (4.1)$$

Dans l'équation, le terme 0,689 représente l'écart type du modèle de déformation volumétrique, et peut être utilisé avantageusement pour l'évaluation probabiliste de la performance d'un site de sol.

$CSR_{ajusté}$: c'est le CSR défini par Seed et Idriss (1971) ajusté pour la contrainte de confinement, la densité relative et la magnitude de moment, et il est défini par l'équation suivante :

$$CSR_{ajusté} = \frac{CSR}{K_{md} \cdot K_{M_w} \cdot K_{\sigma}} \quad (4.2)$$

K_{md} est une correction utilisée pour convertir la valeur CSR appliquée multi directionnellement à la valeur de CSR appliquée de façon unidirectionnelle dans le laboratoire.

Wu et al. (2003) ont évalué K_{md} en fonction de la densité relative, comme représenté par l'équation suivante :

$$K_{md} = 0.361 \ln(D_r) - 0.579 \quad (4.3)$$

Le facteur de correction de la magnitude a été proposé par Cetin et al. (2004) comme indiqué par l'équation suivante :

$$K_{M_w} = \frac{87.1}{M_w^{2.217}} \quad (4.4)$$

Enfin, l'augmentation non linéaire de la résistance aux cisaillements cycliques avec l'augmentation de la contrainte de confinement ou la contrainte effective verticale est exprimée par le facteur K_{σ} .

$$K_{\sigma} = \left(\frac{\sigma'_{v0}}{P_a} \right)^{f-1} \quad (4.5)$$

$$f = 1 - 0.005 D_r$$

Le tassement de chaque couche est ensuite calculée sur la base de la déformation volumique de la couche et en considérant l'épaisseur de la couche et le facteur de pondération.

$$S_i = \varepsilon_{v,i} \cdot t_i \cdot DF_{D,i} \quad (4.6)$$

Avec t_i est l'épaisseur de la couche de sol

DFI est le facteur de pondération de la profondeur proposée définie par l'équation

$$DF_{D,i} = 1 - \left(\frac{1}{z_{cr}} \right) \cdot \left(\frac{d_r}{2} \right) \quad (4.7)$$

où

d_r = mi- profondeur de chaque couche à partir de la surface du sol,

Z_{cr} = la profondeur critique au-delà duquel le tassement de la couche ne peut pas être tracé, ce qui était suggéré d'être 18 m par Cetin et al. (2009).

Le tassement de la "colonne" entière du sol constitué de plusieurs couches est ensuite calculé comme suit:

$$S = \frac{1}{NF} \sum s_i \quad (4.8)$$

où NF est le facteur de normalisation, défini comme suit:

$$NF = \frac{\sum t_i \cdot DF_{D,i}}{\sum t_i} \quad (4.9)$$

Pour calculer la probabilité de dépassement d'un certain seuil de tassement, on utilise la méthode de simulation de Monte Carlo comme illustré sur l'organigramme de la Figure 4.4.

Comme le montre la figure, on assume que le profil du sol étudié est constitué de NC couches. Pour chaque couche (dans la boucle 1), les valeurs de $CSR_{ajusté}$ et $N_{1,60,cs}$ sont générées en utilisant la simulation de Monte Carlo en utilisant la moyenne et le coefficient de variation (COV) de ces deux variables. Notez que dans ces simulations, les deux $CSR_{ajusté}$ et $N_{1,60,cs}$ sont supposés suivre une distribution normal ou log-normal. En outre, il est à noter que l'erreur de modèle de la déformation volumétrique (ε_v), notée sur la Figure 4.4 comme variable 'c' est une variable aléatoire normale avec une moyenne zéro et un écart type de 0,689 (voir l'équation 4.1). Maintenant on utilise la simulation de

Monte Carlo pour générer NS simulations de, $CSR_{ajusté}$, $N_{1.60,cs}$, et c. Ensuite, pour chaque ensemble de $CSR_{ajusté}$, $N_{1.60,cs}$, et c (à l'intérieur de la boucle 2), la déformation volumétrique et le tassement de chaque sous-couche sont calculés en utilisant les formules développées par Cetin et al. (2009). Ensuite, dans la boucle 3, le tassement est obtenu en additionnant les tassements de toutes les couches de sol. Enfin, la probabilité de dépassement d'un certain seuil de tassement est calculée comme le rapport entre le nombre de simulation ou $S > S_s$ sur le nombre total de simulations générés (NS).

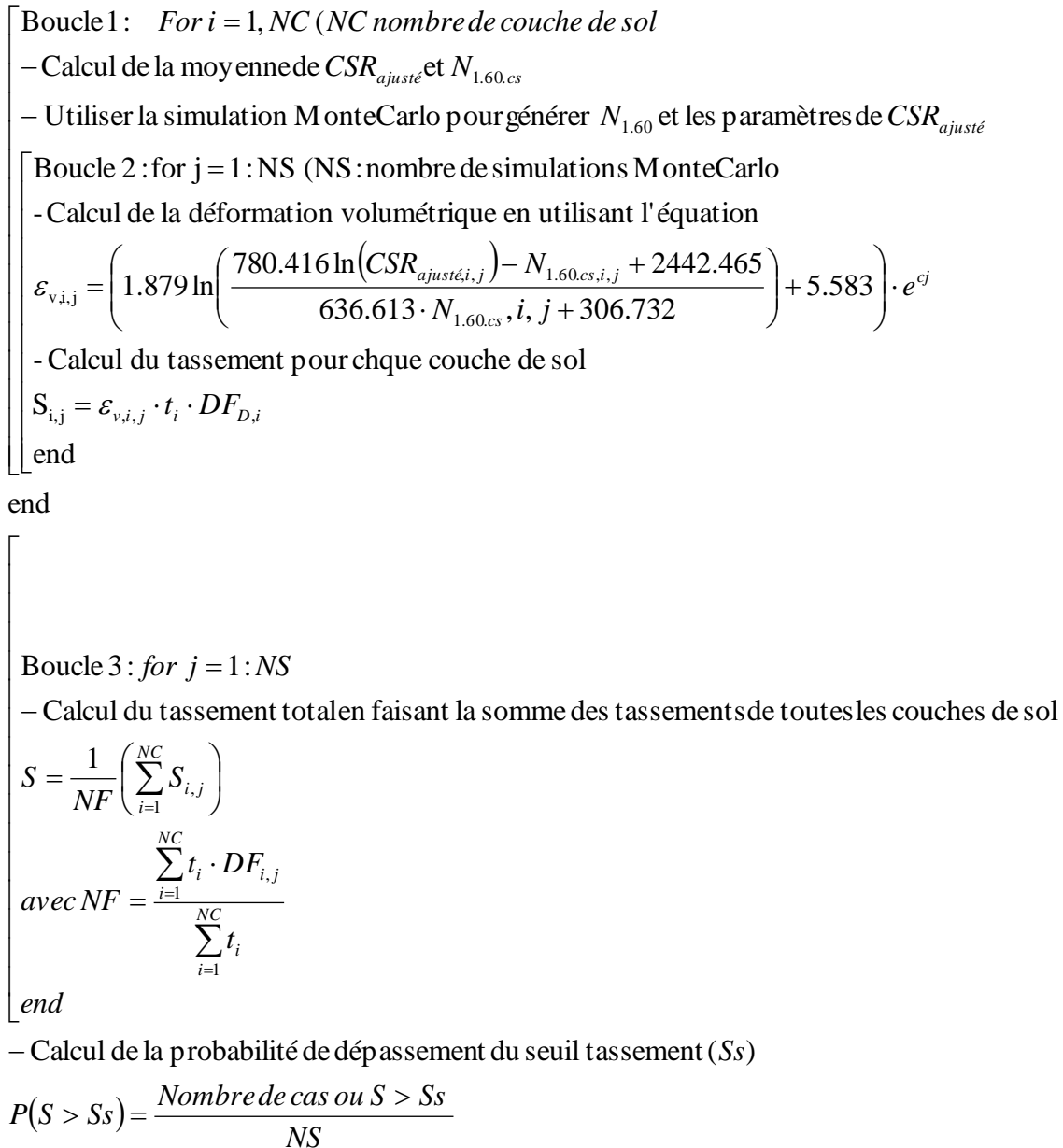


Figure 4.4. Organigramme de la méthode probabiliste pour le calcul du tassement volumétrique

Dans l'évaluation des tassements volumétrique on peut rencontrer trois cas en ce qui concerne l'application de la DF (Cetin et al. 2009):

- 1- Une couche de sol pulvérulent très dense ($N_{1,60, CS} > 35$) ou un substratum rocheux
- 2- Couche de sol pulvérulent au-delà de la profondeur critique de 18 m avec ou sans des données disponibles de profil SPT.
- 3- Site de sol pulvérulent où la profondeur du sondage est inférieure à 18 m.

Pour le cas (1), on effectue les calculs de tassement jusqu'à la profondeur de la partie supérieure de la couche dense ou le substratum rocheux ou couche cohésive. Pour le cas (2), on ignore les couches de sol pulvérulent au-delà des 18m en raison de leur faible contribution au tassement global à la surface du sol. Pour le cas (3), les valeurs de l'essai SPT sont étendues au-delà de la profondeur de forage maximum à une profondeur maximale de 18 m sur la base des valeurs de nombre de coups SPT disponibles. Dans tous les cas, chaque fois une couche de sol cohérent sera détectée, on suppose que la déformation volumétrique cyclique induite par cette couche est négligeable. En outre, l'épaisseur de cette couche ne va pas être prise en compte dans le calcul de tassement.

4.3. Application de la méthode de Cetin et al. (2009) pour le calcul du tassement volumétrique

L'exemple traité pour une analyse probabiliste pour le calcul du tassement volumétrique est pris du site Gaiko après le séisme qui s'était produit le 26 Mai 1983 à Nihonkai-Chubu (Japon) avec une magnitude $M=7.7$ (Iai et al 1989, Idriss et Boulanger 2010).

Comme le montre la Figure 4.5, le profil du sol des données $N_{1,60}$ des sondages SPT est subdivisé en plusieurs sous-couches. Les valeurs de CSR sont estimées en utilisant la procédure simplifiée de Seed et Idriss (1971). Pour chaque sous-couche les valeurs de $CSR_{ajusté}$, le facteur de pondération de la profondeur DF_i et les déformations volumétriques post-cycliques correspondant sont calculés en utilisant les équations présentées auparavant et leurs répartitions sont présentées sur la Figure 4.6.

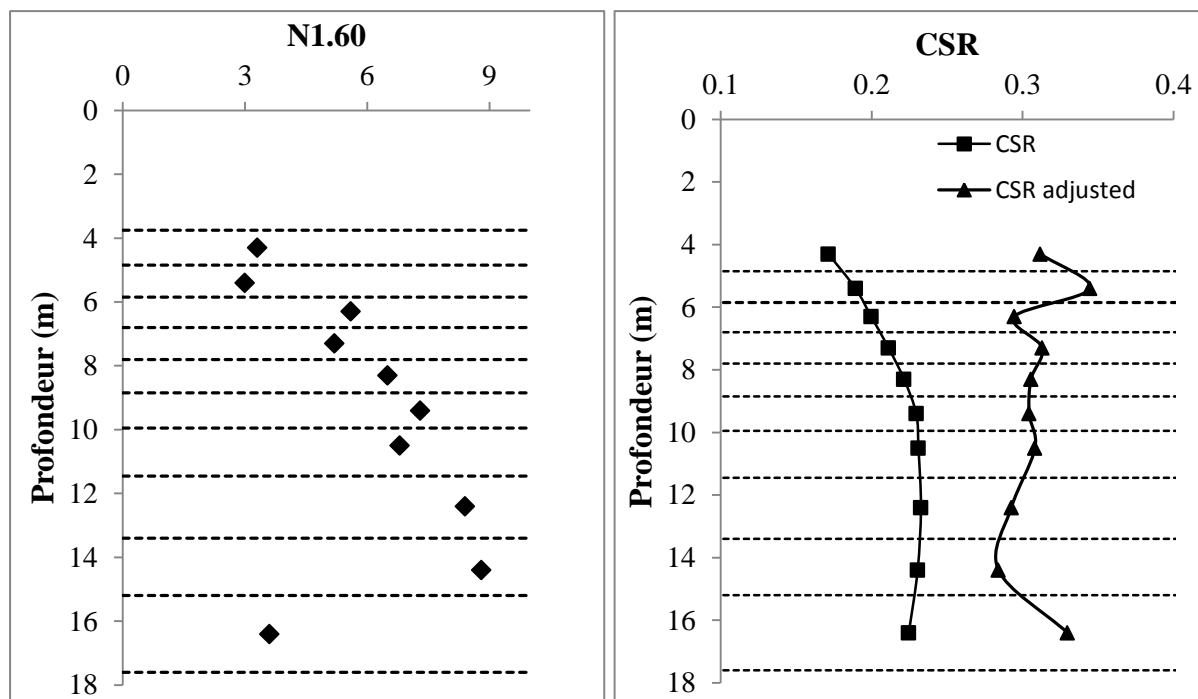


Figure 4.5. Distribution de $N_{1,60}$ et CSR du sol étudié

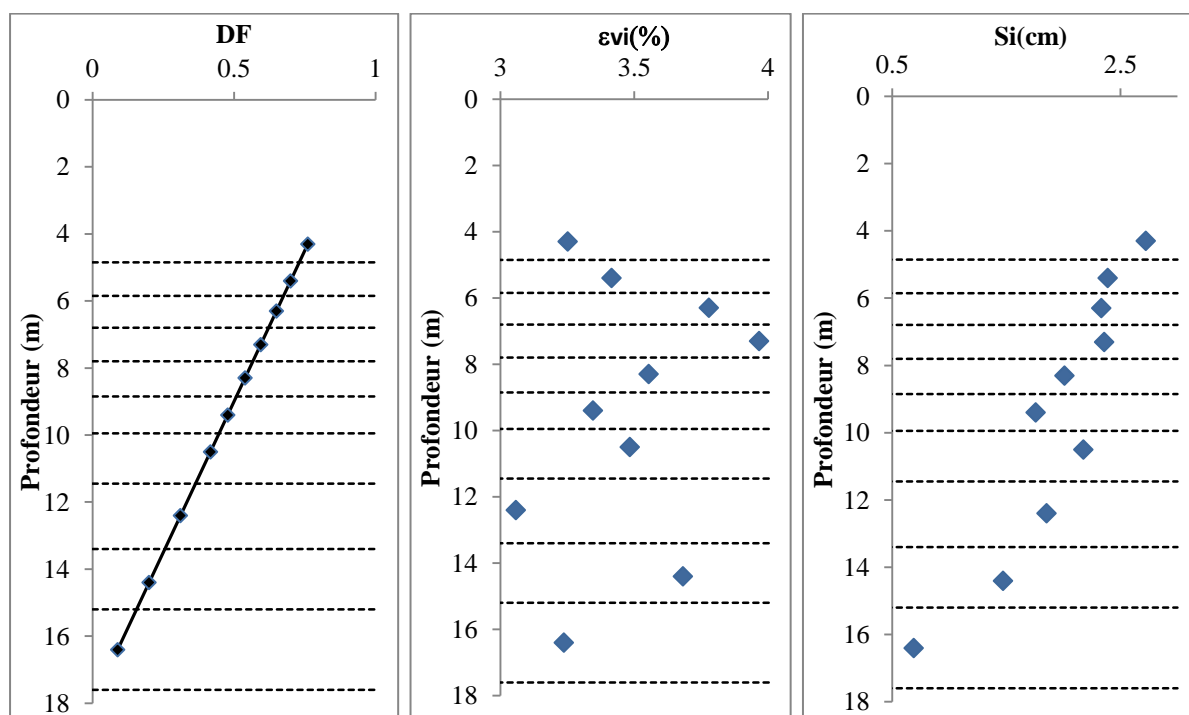


Figure 4.6. Distribution de DF, la déformation et le tassement de chaque couche de sol

Cette figure montre que le tassement diminue en allant de la surface de sol vers la profondeur. Cela peut être expliqué par l'augmentation du nombre de coups $N_{1,60}$ en fonction de la profondeur et par la diminution de l'influence des couches en profondeur. Le tassement maximal estimé en utilisant la méthode de Cetin et al. (2009) est de 48.86cm.

4.4. Effet du coefficient de variation de $N_{1,60}$ sur le tassement

Cette section présente une analyse de l'impact du coefficient de variation du nombre de coups $N_{1,60}$ sur la réponse du sol qui est le tassement ainsi sur la fonction de densité de probabilité. Pour cela trois coefficients de variation de $N_{1,60}$ ($COV=12.5\%$, $COV=25\%$ et $COV=37.5\%$) ont été choisis.

Les résultats obtenus montrent que l'augmentation du $COV(N_{1,60})$ augmente la moyenne, l'écart type et le coefficient de variation du tassement (Tableau 4.1).

De la même façon, la Figure 4.7 montre que la variabilité du tassement en surface augmente lorsque le coefficient de variation du nombre de coups $N_{1,60}$ augmente. Cela présente un intérêt particulier puisque la valeur moyenne probabiliste (de 49.18mm) obtenu pour le cas de référence où $COV(N_{1,60})=25\%$ ne sera plus valable lorsque la variabilité d'entrée du $N_{1,60}$ augmente.

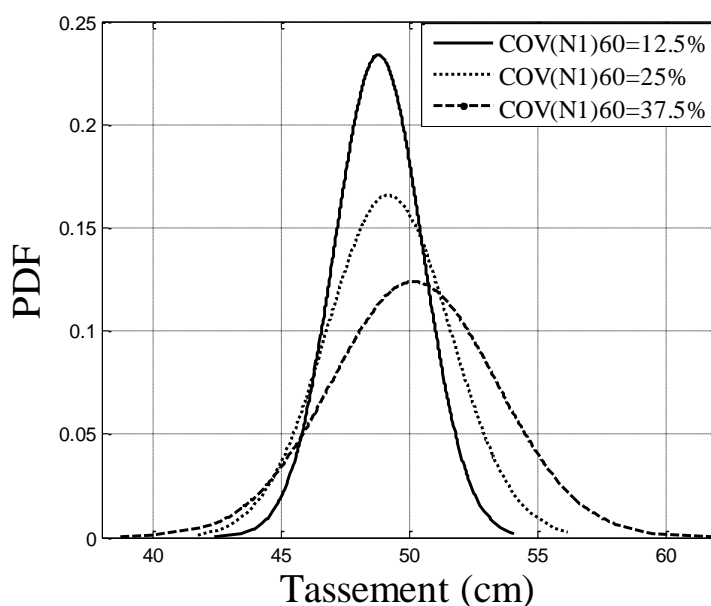


Figure 4.7. Effet du $COV(N_{1,60})$ sur la PDF du tassement total du sol

Tableau 4.1. Effet du $COV(N_{1,60})$ sur les moments statistiques du tassement total du sol

$COV(N_{1,60})$	Moyenne [cm]	Ecart type [cm]	$COV(\%)$
12.5	48.78	1.70	3.49
25	49.18	2.40	4.89
37.5	50.16	3.21	6.41

4.5. Ajustement du tassement selon une loi de distribution empirique

A partir des simulations de Monte Carlo, on peut ajuster les valeurs obtenues des tassements de toutes les simulations de Monte Carlo selon une loi de distribution de probabilité connue. Les lois les plus communément utilisées en géotechnique sont les lois : normale, log-normale et Gamma (Youssef Abdel Massih, 2007).

La Figure 4.8 montre l'histogramme du tassement obtenu par les simulations de Monte Carlo ainsi que les densités de probabilité normale et log-normale ajustées pour approcher cet histogramme. Les valeurs des caractéristiques sismiques et des caractéristiques du sol correspondent aux cas des référence ($COV(N_{1,60})=25\%$). On remarque que l'histogramme est symétrique. Ainsi, un ajustement selon une loi log-normale n'est pas très rigoureux. D'ailleurs, on peut remarquer que l'écart entre la fonction de répartition du tassement obtenue à partir des simulations de Monte Carlo et celle de la loi normale ajustée (Figure 4.9) est plus par rapport à l'approximation log-normale (Figure 4.10).

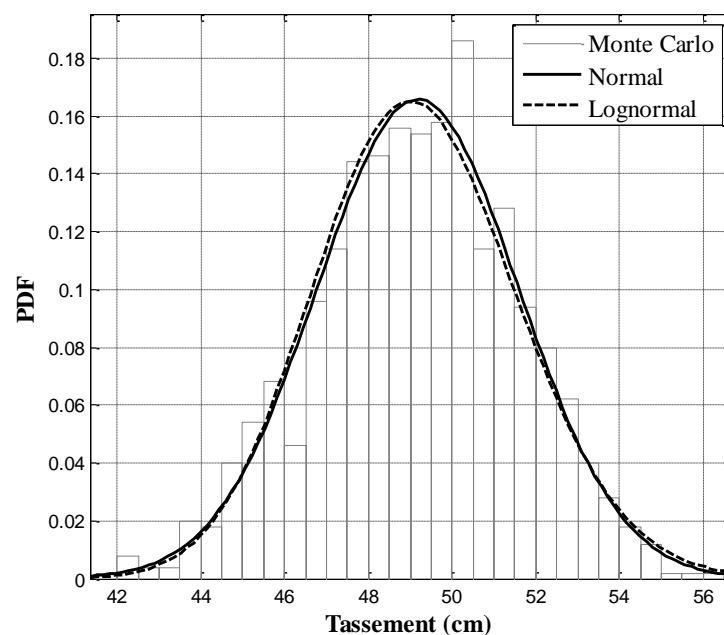


Figure 4.8. Approximations de la densité de probabilité du tassement des simulations de Monte Carlo

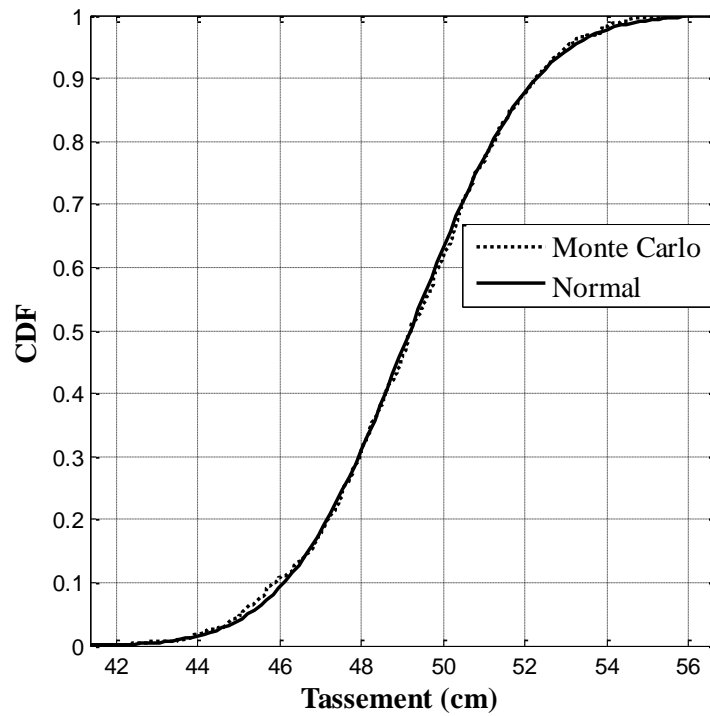


Figure 4.9. Ajustement de la fonction cumulative du tassement par une loi normale

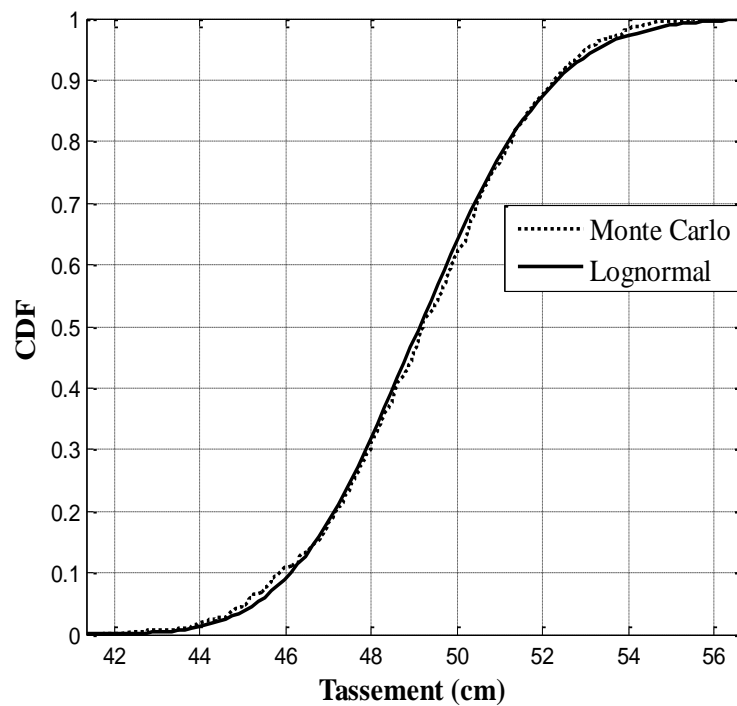


Figure 4.10. Ajustement de la fonction cumulative du tassement par une loi log-normale

4.6. Effet des incertitudes du modèle sur le tassement

A cause des effets des incertitudes de modèle, le tassement a été recalculé afin de prendre en compte les incertitudes définies par l'équation de Cetin et al. (2009) et qui sont représentées par la variable 'c' dans l'organigramme de la Figure 4.4. La Figure 4.11 représente la fonction de densité de probabilité (PDF) du tassement dans le cas où $COV(N_{1,60})=37.5\%$ avec et sans influence des incertitudes de modèle. Les résultats montrent qu'il y'a une grande différence entre les deux tassements. Lorsque l'erreur du modèle est exclue de l'analyse, la moyenne du tassement est de 50.16cm et sa distribution varie entre 40 à 60cm. Dans l'autre côté, lorsque l'erreur du modèle est considérée dans l'analyse, la moyenne du tassement augmente jusqu'à 97.95cm avec une variation entre 80 et 115cm.

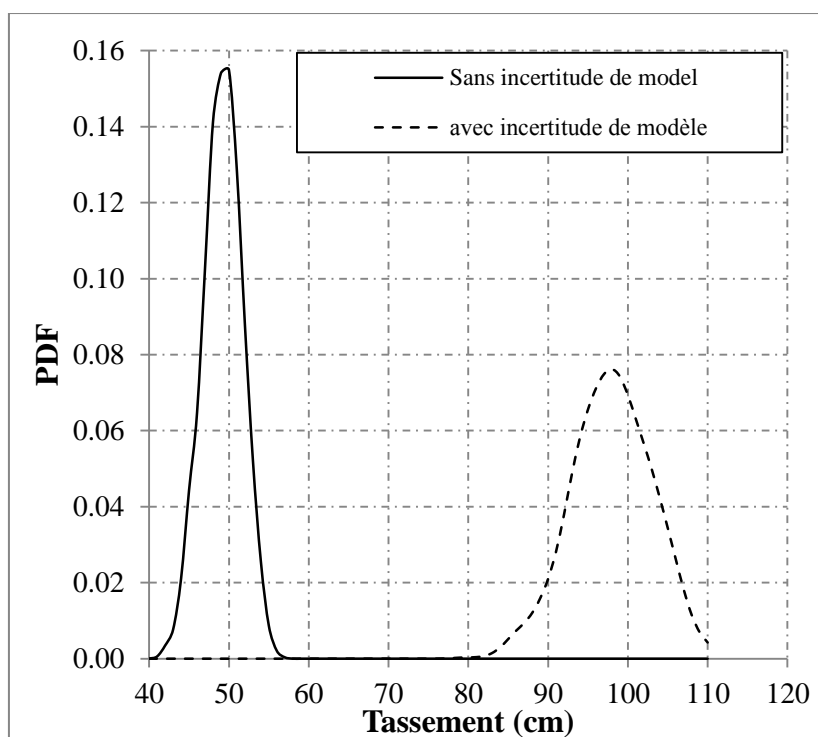


Figure 4.11. Comparaison entre la PDF du tassement sans incertitude du modèle et avec incertitude du modèle

En raison de la variation possible (d'incertitude) dans le sol et les paramètres sismiques et l'erreur de modèle reconnu dans le modèle de solution, le tassement induit par liquéfaction doit être calculé avec prudence, en particulier pour les études qui utilisent l'approche déterministe qui ne tiennent pas en compte ces incertitudes. L'utilisation de l'approche probabiliste donc est fort indispensable dans ces cas à cause des grandes différences entre les deux analyses.

4.7. Probabilité de dépassement

Cette section présente une étude de dépassement d'un seuil de tassement. Pour cela plusieurs fonctions de performance correspondant à des niveaux progressifs de tassement allant de 40 cm à 70cm ont été choisies. Il faut noter que Ishihara et Yoshimine (1992) ont défini trois niveaux de dommages causés par la liquéfaction (Tableau 4.2). Pour cette étude et pour le cas choisis dans cette section et qui correspond au cas où $COV(N_{1.60})=39.5\%$ le tassement est supérieur à 30cm ce qui implique qu'il y avait des dégâts considérables induite par la liquéfaction.

Tableau 4.2. Mesure de dommages et de tassement approximative (Ishihara et Yoshimine, 1992).

Niveau d'endommagement	Tassement (cm)	Phénomène au niveau de la surface
Pas d'endommagement ou négligeable	0-10	des fissures mineures
Dommage moyen	10-30	Des petites fissures
Dégâts considérable	30-70	Grandes fissures, mouvement latéral

La Figure 4.12 montre que la probabilité de dépassement diminue en augmentant le seuil de tassement. Le tassement volumétrique est estimé d'être inférieur à 50cm avec une précision de 47.5%. De la même façon avec une précision de 93.1%, le tassement volumétrique est estimé d'être inférieur à 55cm

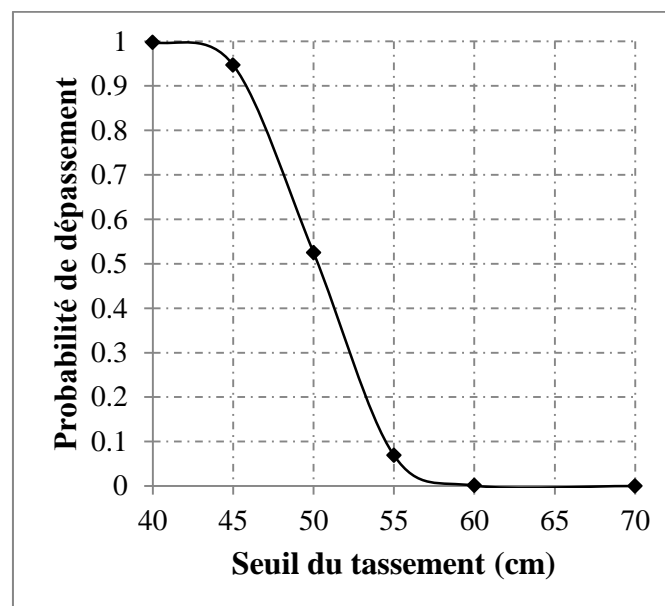


Figure 4.12. Probabilité de dépassement d'un certain seuil de tassement

4.8. Conclusion

Dans ce chapitre la méthode semi empirique proposé par Cetin et al 2009 a été utilisée pour l'estimation du tassement induit par la liquéfaction du sol. Elle est basée sur la somme des déformations volumétriques par la reconsolidation post-liquéfaction dans toutes les profondeurs. Dans cette étude, les paramètres qui entrent dans la formulation de la déformation et du tassement ont été modélisés par des variables aléatoires normales ou log-normales pour inclure les incertitudes de ces paramètres.

L'étude paramétrique effectuée a montré que l'augmentation du coefficient de variation du nombre de coups $N_{1.60}$ a un impact important sur le tassement volumétrique. D'un autre coté l'étude de l'effet des incertitudes du modèle de calcul de tassement volumétrique a une grande importance dans l'estimation du tassement ce qui nécessite l'utilisation de l'approche probabiliste pour chaque étude du tassement par reconsolidation induit par la liquéfaction de sol. Ainsi une étude de dépassement d'un certain niveau de performance du tassement a montré que la probabilité de dépassement d'un certain seuil de tassement diminue avec les seuils régressifs jusqu'à atteindre zéro.

Chapitre 5 : Analyse probabiliste du potentiel de liquéfaction dans un environnement aléatoire

5.1. Introduction

L'effet de la variabilité spatiale des propriétés du sol a été introduit par plusieurs auteurs. A ce sujet, on peut citer Griffiths et Fenton (1993) pour les problèmes des écoulements, Phoon et al. (1990), Brzakala et Pula (1996) et Fenton et Griffiths (2002) pour les problèmes de tassement, Assimaki et al. (2002) pour les problèmes de propagation des ondes sismiques, Griffiths et Fenton (2000) pour les problèmes de stabilité des pentes, Na et al. (2009) pour des problèmes de déplacement induits par la liquéfaction, Lopez-Caballero et Modaressi-Farahmand-Razavi (2010) et Ayad et al. (2012) pour des problèmes de liquéfaction.

Les progrès rapides de l'informatique ont créé des méthodes numériques, tels que des éléments finis et différences finies, l'état de la pratique dans de nombreux domaines du génie civil. Récemment, des méthodes probabilistes sont devenues plus courantes dans de nombreux domaines en raison des demandes pour des analyses de risques provenant de l'industrie. Il existe plusieurs méthodes pour résoudre des problèmes en mécanique des milieux continus introduisant des quantités incertaines décrites par des processus ou des champs stochastiques. Cependant, la méthode Monte Carlo était la seule approche universelle pour les problèmes d'ingénierie portant sur la non-linéarité matérielle et géométrique (Nobahar, 2003), telle que celle rencontrée en mécanique des sols.

Malgré ses avantages, la méthode Monte Carlo utilisant la méthode de différences finies pour des problèmes de liquéfaction reste très coûteuse en temps de calcul. Pour cela la méthode Subset simulation inventée par Au et Beck en 2001 a connu une large diffusion comme alternative à Monte Carlo, du fait du temps de calcul réduit surtout lorsqu'il s'agit des problèmes ayant des probabilités de défaillance réduites. Ahmed, (2012), Ahmed et

Soubra (2012) et El-Bittar (2012) ont l'utilisée pour calculer la probabilité de rupture des fondations, Houmadi, (2011) a appliqué cette méthode à des problèmes de consolidation.

Dans ce chapitre cette méthode a été appliquée dans le cas de la liquéfaction d'un sol sableux dont le module de cisaillement (G) est spatialement variable.

5.2. Méthode de simulation par subset

Cette méthode a été proposée par Au et Beck en 2001, Il provient de l'idée qu'une petite probabilité de défaillance peut être exprimée comme produit de plusieurs probabilités conditionnelles pour quelques événements de défaillance intermédiaires, convertissant de ce fait un problème de simulation d'événement rare en ordre des plus fréquents. La probabilité de défaillance est exprimée par le produit de m probabilités conditionnelles.

$$P_f = P(F) = P(F_m / F_{m-1})P(F_{m-1}) = \dots = P(F_1) \prod_{i=2}^m P(F_i / F_{i-1}) \quad (5.1)$$

Avec F est l'évènement de défaillance défini par l'équation (5.2) :

$$F = \{X : g(X) < 0\} \quad (5.2)$$

$g(X)$: est la fonction d'état limite ou la fonction de performance des variables aléatoires $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$.

La séquence décroissante des évènements de défaillance $F_k = \{X : g(X) < b_k\} (k = 1, 2, \dots, m)$ est notée $b_1 > b_2 > \dots > b_m = 0$, elle est représentée sur la Figure 5.1.

Donc on génère des simulations des variables aléatoires jusqu'à l'obtention d'une fonction de performance $g(X)$ négative.

On définit P_1 par :

$$P_1 = P(F_1), P_i = P(F_i / F_{i-1}) (i = 2, \dots, m) \quad (5.3)$$

La probabilité P_1 peut être évaluée par la simulation de Monte Carlo (Au et Beck 2001) :

$$\tilde{P}_1 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N I_{F_1}(X_k) \quad (5.4)$$

Où $X_k (k = 1, 2, \dots, N)$ sont les échantillons tracés à partir de la fonction de densité de probabilité (PDF) $f_X(X)$.

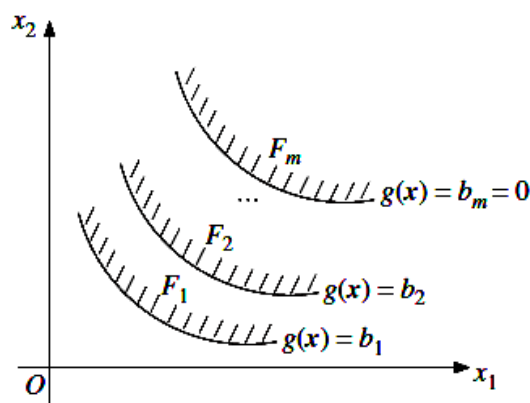


Figure 5.1. Ensemble des évènements de défaillance dans la méthode subset simulation (Song et al. 2008)

$I_{F_1}(X_k)$ C'est une fonction indicatrice, elle est égale à 1 si $X_k \in F_1$ et elle est nulle dans les autres cas.

La probabilité conditionnelle P_i est estimée par les chaînes de Markov basées sur la méthode Metropolis. Cette dernière est une technique puissante pour simuler des échantillons conditionnés.

5.3. Génération des pressions interstitielles

La génération des pressions interstitielles dans les sols granulaires soumis à une sollicitation dynamique est un phénomène dû à la nature biphasique des sols. Lorsque des sols lâches sont soumis à un chargement dynamique, ils ont une tendance à se densifier. Cette tendance est principalement fonction de leur densité relative. Il s'agit d'une tendance à la déformation volumétrique plastique avec la déformation en cisaillement. Dans un massif de sol pulvérulent saturé, le drainage peut ne pas suffire à expulser l'eau en excès générée par la réduction du volume des vides. Le poids des grains est alors repris par l'eau, ce qui augmente la pression des fluides et diminue la contrainte effective dans le sol. La liquéfaction est amorcée lorsque la contrainte effective est annulée par la pression interstitielle ou qu'elle devienne insuffisante pour contrer un cisaillement statique dans le sol.

L'approche qualitative de ce phénomène est plutôt simple. Pourtant, la quantification demeure difficile surtout en considérant que certaines autres propriétés du sol viennent limiter la tendance à la compaction des sols. C'est le cas de la dilatance des sols décrite par l'angle de dilatation.

Cette section présente différents modèles qui visent à établir l'amplitude des pressions interstitielles générées dans les sols soumis à des chargements cycliques.

5.3.1. Modèle Finn et Martin

Le modèle de Finn et al (1977) est le premier modèle de comportement du sol qui inclut la génération de surpressions interstitielles. De façon générale, le modèle se base sur la tendance à la compaction des sols pour estimer la génération de surpressions interstitielles. Dans son expression originale, le modèle présentait un modèle de génération des pressions interstitielles, de même qu'un modèle de comportement contrainte-déformation.

5.3.2. Génération de pressions interstitielles

Les travaux de Martin et al. (1975) portaient sur l'évaluation de la déformation volumétrique lors d'un chargement non-uniforme. Le principe repose sur l'évaluation de l'effet de la déformation en cisaillement sur la déformation volumétrique d'un sol déjà déformé. L'équation proposée dans cette étude est donnée par :

$$\Delta\varepsilon_{vd} = C_1(\gamma - C_2\varepsilon_{vd}) + \frac{C_3\varepsilon_{vd}^2}{\gamma + C_4\varepsilon_{vd}} \quad (5.5)$$

Avec $\Delta\varepsilon_{vd}$ est la déformation volumétrique occasionnée par un cycle, γ est la déformation en cisaillement, ε_{vd} est la déformation accumulée avant le cycle et C_1 , C_2 , C_3 et C_4 sont des constantes qui doivent être déterminées empiriquement et qui sont généralement fonction du type de sable et de sa densité (Simoneau, 2012).

5.3.3. Modèle de Byrne

Le modèle de Byrne (1991) est basé essentiellement sur les mêmes données de laboratoire que le modèle de Martin et al. (1975). Toutefois, l'auteur a remarqué que l'incrément de déformation volumétrique pouvait être exprimé en fonction de la déformation volumétrique accumulée. Cette observation permet l'expression des courbes d'augmentation de la déformation volumétrique selon la déformation en cisaillement et la déformation volumétrique accumulée. Ce modèle dépend de deux paramètres, par opposition à quatre pour le modèle de Finn et Martin.

$$\frac{\Delta\varepsilon_{vd}}{\gamma} = C_1 \exp\left(C_2\left(\frac{\varepsilon_{vd}}{\gamma}\right)\right) \quad (5.6)$$

L'auteur prescrit également des relations pour établir les paramètres C_1 , et C_2 . Le paramètre C_1 contrôle le changement de volume et est fonction de la densité relative (Byrne 1991). Ainsi il est exprimé par :

$$C_1 = 7600 (D_r)^{2.5} \quad (5.7)$$

En utilisant la relation entre la densité relative (D_r) et le nombre de coups SPT normalisé ($N_{1.60}$), on trouve :

$$D_r = 15(N_{1.60})^{0.5} \quad (5.8)$$

Donc

$$C_1 = 8.7(N_{1.60})^{-1.25} \quad (5.9)$$

Le paramètre C_2 contrôle quant à lui la forme de la courbe de déformation accumulée avec le nombre de cycles. Puisque la forme est généralement la même pour des densités identiques, C_2 peut devenir fonction de C_1 , soit :

$$C_2 = \frac{0.4}{C_1} \quad (5.10)$$

Les paramètres C_1 , et C_2 peuvent également, être déterminés par régression à partir d'essais de laboratoire pour une plus grande corrélation avec le terrain.

L'évaluation de l'augmentation des pressions interstitielles dans le modèle de Byrne (1991) se fait de la même manière que pour le modèle de Finn et al. (1977). L'auteur suggère toutefois d'évaluer la déformation volumétrique pour un demi-cycle de chargement plutôt que pour un cycle complet dans des cas de chargement non uniforme.

5.4. Initialisation du modèle sur FLAC 3D

Le choix du modèle est la première étape à réaliser. Dans un premier temps, le quadrillage du problème doit être défini, c'est-à-dire le nombre d'éléments en abscisses et en ordonnées. La géométrie peut ensuite être modifiée à la guise de l'utilisateur selon une série de manipulations pour obtenir les formes et les dimensions désirées. Des groupes peuvent être formés pour associer les éléments qui auront les mêmes propriétés. A ces groupes seront associés des modèles de comportement (modèles constitutifs) qui guideront la solution du problème. L'intensité et la direction de l'attraction gravitationnelle doit également être spécifiée.

Le logiciel FLAC 3D permet également l'initiation des états de contraintes et de déplacements, vitesses et accélération dans tous les éléments du modèle.

5.5. Amortissements local, hystérétique et de Rayleigh

L'ajout d'amortissement fait partie des paramètres dynamiques de FLAC 3D. Les trois types d'amortissement implantés sont l'amortissement local, l'amortissement hystérétique et l'amortissement de Rayleigh.

L'amortissement local a été implanté, à priori, pour satisfaire les conditions à l'équilibre des simulations statiques dans FLAC 3D. Son utilisation est relativement simple, puisqu'elle ne requiert que la spécification d'un paramètre proportionnel à une fraction de l'amortissement critique. Toutefois, selon Itasca (2008), l'usage de l'amortissement local dans les cas d'analyse sismique n'est pas recommandé puisqu'il est incapable de cerner adéquatement la perte d'énergie lors de chargement cycliques multiples.

L'option de l'amortissement hystérétique permet l'ajustement du module de cisaillement selon la déformation, de manière à ce que le module à un temps donné soit le module tangent d'une courbe de réduction G/G_0 pré-établie. L'application de l'amortissement hystérétique à un élément lui attribue donc un comportement hystérétique.

L'option d'amortissement hystérétique peut être couplée à un modèle constitutif qui comprend un élément de plasticité. Lorsque la rupture est déclenchée, l'amortissement hystérétique n'est plus effectif pour laisser place à l'écoulement plastique. L'amortissement hystérétique est repris lorsque l'état d'élasticité est rétabli dans le modèle.

L'amortissement de Rayleigh est une méthode numérique d'amortissement. Celui-ci est défini de façon à être dépendant de la fréquence d'oscillation des ondes. L'amortissement de Rayleigh est incorporé dans les matrices de masses et de rigidité dans les problèmes dynamiques. L'amortissement de Rayleigh peut également être défini pour être proportionnel uniquement à la masse ou uniquement à la rigidité, ce qui procure des aspects différents aux courbes d'amortissement selon la fréquence, comme le montre la Figure 5.2

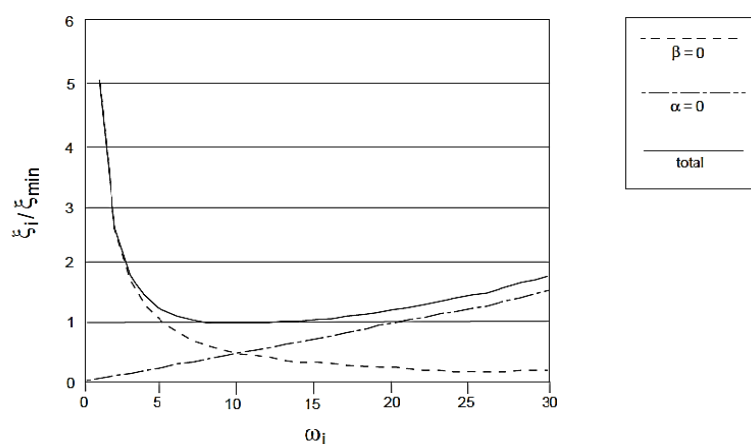


Figure 5.2. Variation du taux d'amortissement critique normalisée avec une fréquence angulaire (Itasca, 2006)

Il se peut que l'amortissement hystérétique soit incapable d'amortir adéquatement les hautes fréquences. FLAC 3D permet donc la combinaison de plusieurs méthodes d'amortissement. Ainsi, un amortissement de Rayleigh peut être couplé à l'amortissement hystérétique de manière à amortir les hautes fréquences dans le calcul de la réponse dynamique d'un sol.

5.6. Modèle déterministe

L'exemple traité est un massif de sol de 50 m de longueur et de 5 m d'hauteur subi à sa base un signal sismique défini par une onde sinusoïdale d'une fréquence de 5Hz pendant une durée de 10s. Un amortissement de Rayleigh de 5% a été imposé et le niveau de la nappe phréatique est supposé à la surface libre. Les autres paramètres de sol sont listés sur le Tableau 5.1.

Tableau 5.1. Propriétés du sol étudié

Propriétés	Valeurs
Porosité	0.5
Masse volumique [kg/m ³]	2000
Module de compressibilité [MPa]	30
Module de cisaillement [MPa]	20
Angle de frottement [°]	35°

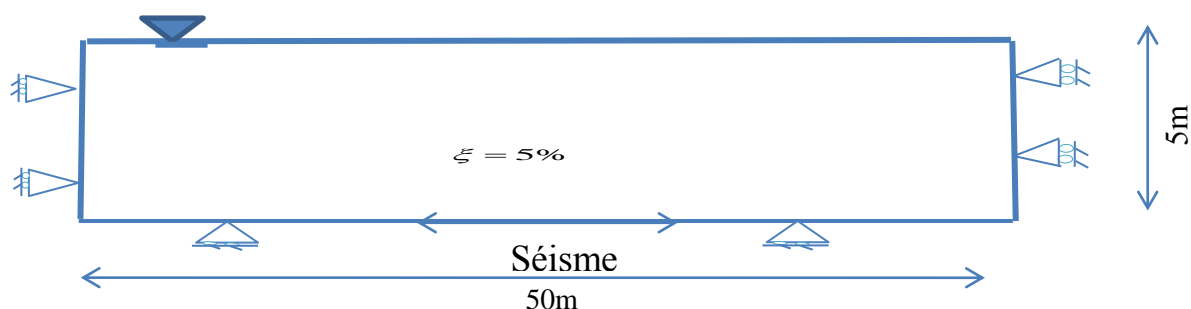


Figure 5.3. Profil du sol étudié

5.7. Modèle probabiliste

Pour introduire l'incertitude sur les propriétés des sols dans un modèle de calcul, il est nécessaire de passer de la représentation du champ aléatoire continu de la propriété du sol $Z(X)$ à un nombre limité de variables aléatoires afin de pouvoir affecter aux lignes de rupture ou aux mailles des éléments finis des valeurs discrètes. C'est ainsi que, pour les calculs aux éléments finis et pour les méthodes analytiques basées sur des mécanismes de rupture, on devra associer à chaque élément correspondant à un volume de sol donné ou à chaque portion de la ligne de rupture, des paramètres mécaniques aléatoires représentatifs.

Le champ d'une propriété gaussienne noté $Z(X)$, est défini par sa moyenne, par sa variance et par sa fonction d'autocorrélation ou la fonction de covariance.

Une fonction d'autocorrélation exponentielle du premier ordre est utilisée pour décrire les champs du module de cisaillement du sol comme suit (Vanmarcke 1983) :

$$C[(x_1), (x_2)] = \sigma^2 \rho(\tau) = \sigma^2 \exp\left(-\frac{|x_1 - x_2|}{L_x}\right) \quad (5.11)$$

Où ρ est la fonction d'autocorrélation

(x_1, x_2) sont les coordonnées de deux points donnés dans un domaine D sur lesquelles le processus de $Z(X, \theta)$ est défini.

σ : est l'écart type du champ aléatoire.

L_x est la distance d'autocorrélation verticale.

Plusieurs méthodes ont été proposées pour la discrétisation des champs aléatoires en des variables aléatoires. Ces méthodes peuvent être classifiées en trois approches principales.

La première approche, nommée méthode des points ou la méthode de point médian (Lopez-Caballero et Modaressi-Farahmand-Razavi (2010), Fernandes et al (2014): la valeur du champ aléatoire à quelques endroits choisis dans l'élément est employée pour définir une variable aléatoire correspondante pour cet élément. Les endroits choisis pourraient être le point médian ou le centre de l'élément.

La deuxième approche nommée la discrétisation moyenne. Elle consiste à définir une variable aléatoire pour chaque élément en utilisant la moyenne spatiale du champ aléatoire de l'élément (Vanmarcke et Grigoriu, 1983). L'exemple de cette méthode est la méthode de la subdivision en moyenne local (LAS : Local Average Subdivision)

La troisième approche est la méthode d'expansion en série où le champ est exactement représenté comme une série impliquant des variables aléatoires et des fonctions spatiales déterministes. L'approximation est alors obtenue comme troncation de la série. Les exemples de cette méthode sont l'expansion de Karhunen-Loeve (Spanos et Ghanem, 1989), l'expansion en séries orthogonales (Zhang et Ellingwood 1994) et l'expansion de Newmann (Shinozuka et Deodatis, 1988).

Dans cette étude, seulement la méthode Karhunen-Loève a été utilisée.

5.7.1. La méthode de discrétisation Karhunen-Loève

L'expansion KL fournit une caractérisation de deuxième-moment d'un processus aléatoire en termes de fonctions orthogonales déterministes et variables aléatoires non-corrélatives comme suite

$$Z(x, \theta) = \mu(x) + \sum_{i=1}^{\infty} \sqrt{\lambda_i} \cdot \xi_i(\theta) \cdot \varphi_i(x) \quad (5.12)$$

Où $\mu(x)$ est la moyenne du processus, λ_i et $\varphi_i(x)$ sont les valeurs propres et les fonctions propres de la fonction de covariance $C(x_1, x_2)$, $\xi_i(\theta)$ est un ensemble de variables aléatoires non-corrélées. La fonction propre $\varphi_i(x)$ est obtenue à partir de la décomposition spectrale de la fonction de covariance. Par conséquent l'étape essentielle est de résoudre les valeurs propres et les fonctions propres de l'équation homogène de l'intégrale Fredholm donnée par :

$$\int_D C(x_1, x_2) \varphi_i(x_2) dx_2 = \lambda_i \varphi_i(x_1) \quad (5.13)$$

La solution analytique des valeurs propres et des fonctions propres associées est connue pour plusieurs fonctions de covariance ; cependant, la solution numérique a été donnée par Ghanem et Spanos (1991).

En raison de non accumulation des valeurs propres autour d'une valeur non nulle, il est possible de les ordonner en une série descendante convergente à zéro. La discrétisation du processus aléatoire $Z(x, \theta)$ est obtenu par troncation de la série (équation 5.12) à M terme :

$$\hat{Z}(x, \theta) = \mu_Z(x) + \sum_{i=1}^M \sqrt{\lambda_i} \varphi_i(x) \xi_i(\theta) \quad (5.14)$$

Les fonctions de variance et de covariance correspondantes sont dérivées à partir de l'équation (5.11) par :

$$\text{Var}[\hat{Z}(x, \theta)] = \hat{C}_{ZZ}(x, x) = \sum_{i=1}^M \lambda_i \cdot \varphi_i^2(x) \quad (5.15)$$

$$\text{Cov}[\hat{Z}(x_1, \theta), \hat{Z}(x_2, \theta)] = \hat{C}_{ZZ}(x_1, x_2) = \sum_{i=1}^M \lambda_i \cdot \varphi_i(x_1) \cdot \varphi_i(x_2) \quad (5.16)$$

Les séries d'approximations \hat{Z}_M convergent à la moyenne carrée au processus original Z . Ceci implique que, pour M suffisamment grand, les propriétés de deuxième-moment de $Z(x)$ peuvent être approchées par les propriétés de deuxième-moment de sa représentation paramétrique \hat{Z}_M .

Le nombre M à choisir dépend fortement de l'exactitude désirée et de la fonction d'autocovariance du champ stochastique. Il faut noter que K-L est l'expansion la plus efficace des processus aléatoires en termes de série d'expansion tronquée (c'est-à-dire nombre de variables aléatoires M).

On peut estimer l'exactitude de la méthode K-L par calculer l'erreur moyenne de variance par l'équation :

$$\text{Var}[H(X) - \hat{H}(X)] = \sigma^2(X) - \sum_{i=1}^M \lambda_i \varphi_i^2(X) = \text{Var}[H(X)] - \text{Var}[\hat{H}(X)] \quad (5.17)$$

5.7.2. Fonction de performance

La fonction de performance utilisée est la limite entre sol liquéfiable et non liquéfiable. Plusieurs auteurs ont préconisé des relations impliquant le début de la liquéfaction, Moradi (2011) a précisé une valeur de $ru_i=0.9$, Fenton (1990) a pris une valeur de $ru_i=0.96$, et Lopez–Caballero et Modaressi (2010) ont utilisé une valeur $ru_i=0.8$.

Pour cette étude la fonction de performance choisie est celle adoptée par Lopez–Caballero et Modaressi (2011) définie par l'équation :

$$G = ru_i - ru = 0.8 - ru(t) \quad (5.18)$$

5.8. Résultats déterministes

Le sol étudié est analysé sous l'hypothèse d'une homogénéité horizontale. La discrétisation verticale choisie est représentée sur la Figure 5.4. Le sol a subi un séisme d'une amplitude $amp_l=0.021\text{m/s}$ pendant une durée de 10s.

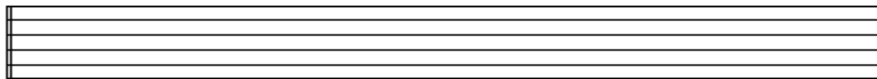


Figure 5.4. Maillage du sol

Pour voir la réponse sismique du sol définie par le rapport de la pression interstitielle, ce dernier a été calculé à mi-couche à des temps 2, 6 et 10s. Les résultats obtenus sont représentés sur la Figure 5.5.

Cette figure montre que le rapport de la pression interstitielle croît en augmentant le temps de calcul. Pour un temps $t=2\text{s}$, la liquéfaction a été déclenchée qu'à la profondeur ($z=0.5\text{m}$), mais à $t=6$ et 10s , deux couches de sol ont subi la liquéfaction ($z=0.5\text{m}$ et $z=1.5\text{m}$). Ces résultats montrent que la liquéfaction du sol commence en surface puis elle propage vers les autres couches de sol en décroissance.

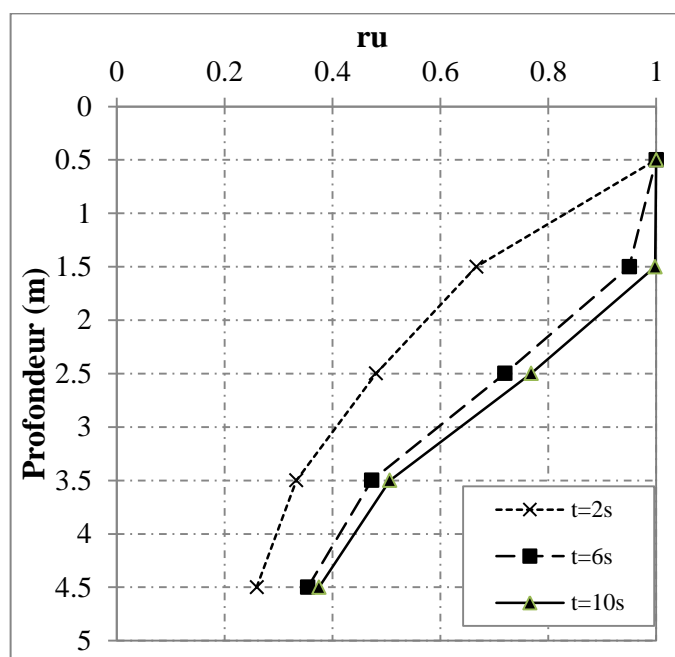


Figure 5.5. Variation du rapport de la pression interstitielle à chaque profondeur et à $t=2s, 6s$ et $10s$

5.8.1. Effet du nombre de coups ($N_{1.60}$) sur le rapport de la pression interstitielle

La Figure 5.6 montre l'influence du nombre des coups ($N_{1.60}$) sur la résistance du sable à la liquéfaction à la profondeur $z=2.5m$. Cette figure montre clairement que le nombre des coups ($N_{1.60}$) influe sur le rapport de la pression interstitielle. En augmentant le nombre de coups de 7 à 13 coups, le potentielle de liquéfaction diminue et le temps du début de la liquéfaction augmente. Si en prend la classification du sol de Look (2007) selon le nombre de coups, on conclue que les sable lâches sont plus sensible à la liquéfaction qu'aux sables compacts.

Tableau 5.2: Corrélation entre la résistance à la pénétration et les propriétés du sol (Peck et al, 1973 cité par Look, 2007)

Densité relative	Nombre de coups	Nombre de coups $N_{1.60}$
<i>Très lâche</i>	≤ 4	≤ 3
<i>Lâche</i>	4-10	3-8
<i>Compact</i>	10-30	8-25
<i>Dense</i>	30-50	25-42
<i>Très dense</i>	> 50	> 42

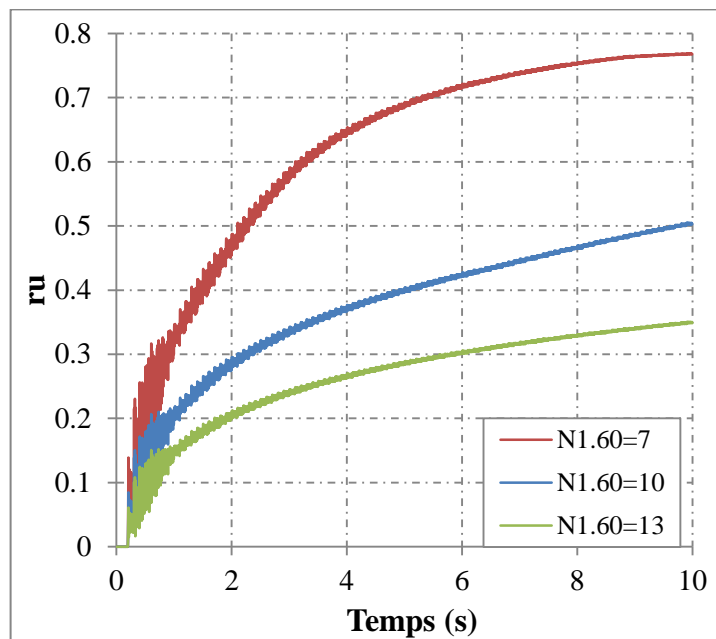


Figure 5.6. Influence du nombre de coups SPT $(N_1)_{60}$ sur le rapport de la pression interstitielle

5.8.2. Effet de l'amplitude du séisme sur le rapport de la pression interstitielle

La Figure 5.7 représente la variation du rapport de la pression interstitielle en fonction du temps de séisme pour trois amplitudes de vitesse : 0.02, 0.04 et 0.06 m/s.

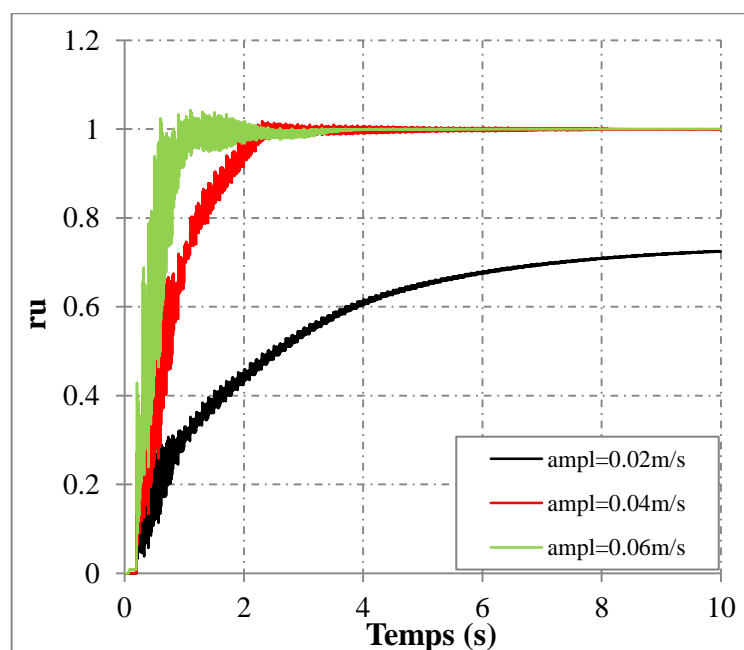


Figure 5.7. Influence de l'amplitude de l'onde sismique sur le rapport de la pression interstitielle

Il est clair que l'augmentation de l'amplitude de la vitesse sismique augmente le potentiel de liquéfaction de sol et diminue le temps du début de la liquéfaction. Pour une amplitude de 0.06m/s et 0.04m/s, la liquéfaction commence très tôt à $t=1s$, et $t=2s$ respectivement. Pour une amplitude de 0.02m/s, la liquéfaction n'est jamais atteinte même à $t=10s$.

5.8.3. Effet de l'angle de dilatance

Parmi les paramètres qui ont une influence considérable sur le comportement des sables est l'angle de dilatance (Vaid et al, 1981 ; Eliadorani et Vaid, 2005, Azadi et Mir Mohammed Hosseini, 2010).

L'augmentation de l'angle de dilatance du sol provoque une augmentation du volume de sol au cours des chargements cycliques. Par conséquent, les variations de ce paramètre peuvent avoir un effet négatif sur l'évolution de la pression interstitielle au cours de la liquéfaction des sols. En général, l'angle de dilatance (sables quartzes) est calculée par une équation approximative comme suit (Bolton, 1986):

$$\begin{aligned} \psi &= \varphi - 30 && \text{si } \varphi > 30^\circ \\ \psi &= 0 && \text{si } \varphi < 30^\circ \end{aligned} \quad (5.19)$$

Avec φ est l'angle de frottement et ψ l'angle de dilatance.

Ça existe d'autre relation pour d'autre type de sols (Youssef Abdel Massih, 2007)

Selon cette équation, lorsque l'angle de frottement du sol est inférieur à 30° , l'angle de dilatance est nul. Ainsi, il est pris en considération que lorsque le sol a un angle de frottement élevé. Dans ce cas, les effets de la liquéfaction des sols peuvent être diminués. Les analyses des résultats sur les variations de l'angle de dilatance conduit à la réduction de la pression interstitielle

La Figure 5.8 (a et b) représente la variation du rapport de la pression interstitielle à la profondeur 2.5 et 0.5m pour différentes valeurs de l'angle de dilatance pour les mêmes caractéristiques du sol étudié auparavant.

La différence entre le rapport de la pression interstitielle lorsque l'angle de dilatance varie de 0° à 5° à $t=10s$ est de 8.2% ($z=2.5m$), par contre la différence entre ru pour $\psi = 5^\circ$ et $\psi = 10^\circ$ est presque négligeable.

La Figure 5.8(b) montre que lorsque l'angle de dilatance du sol augmente, le rapport de la pression interstitielle diminue de façon importante pendant le chargement dynamique.

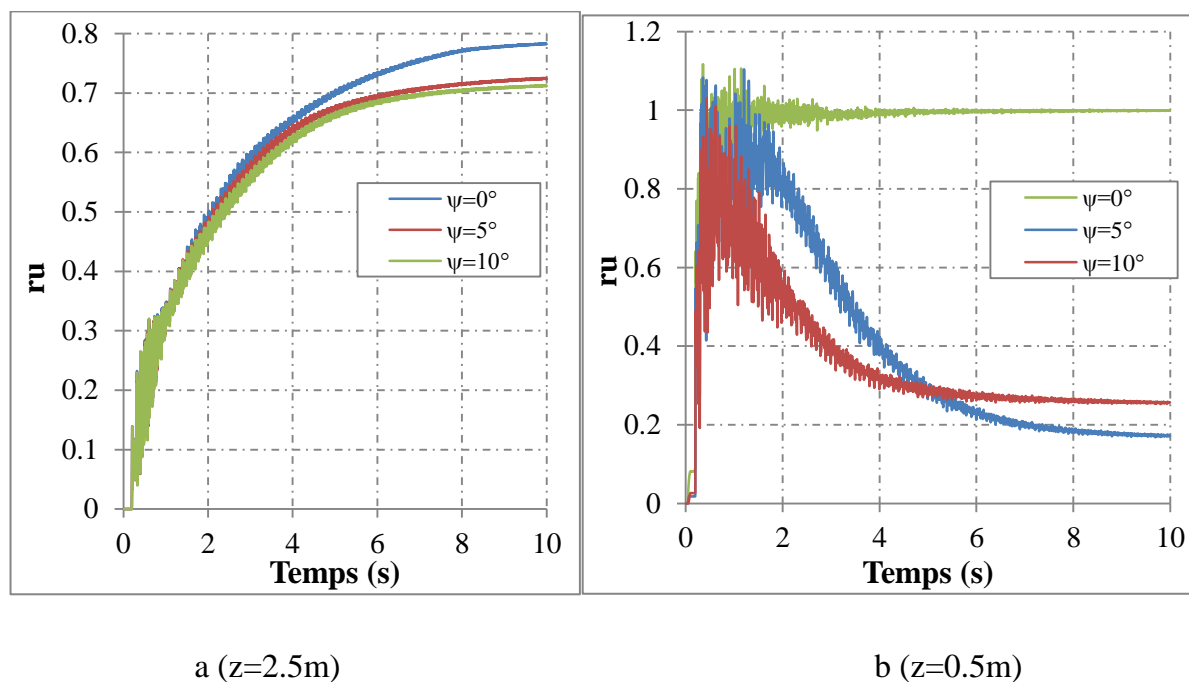


Figure 5.8. Influence de l'angle de dilatance sur le rapport de la pression interstitielle à $z=2.5\text{m}$

En utilisant les logiciels de calcul en élément finis ou en différence finis, on prend par défaut $\psi = 0^\circ$ ce qui va nous donner un surdimensionnement des ouvrages. En conséquence pour effectuer un dimensionnement fiable, il faut toujours prendre en compte la valeur de l'angle de dilatance appropriée.

5.8.4. Etude de l'épaisseur de la couche liquéfiable

L'épaisseur de la couche non liquéfiable à l'intérieur du massif du sol peut modifier le potentiel de liquéfaction du sol. Pour évaluer son effet, l'influence de l'augmentation de son épaisseur sur le rapport de la pression interstitielle à $z=2.5\text{m}$ a été étudié. Les propriétés générales des couches non liquéfiées sont semblables à celles des couches liquéfiées, à l'exception de l'angle de frottement et la cohésion. L'amplitude de l'onde sismique choisie dans cette partie de l'étude est 0.04m/s

Les trois cas étudiés sont représentés sur la Figure 5.9

Les résultats déterministes obtenus sont représentés sur la Figure 5.10. Cette figure montre que l'épaisseur de la couche de sable a un effet important sur la liquéfaction des sols. Lorsque l'épaisseur de la couche de sable est entre 1 et 2 m, le sol n'est pas liquéfiable puisque le rapport de la pression interstitielle à la fin du séisme ($t=10\text{s}$) est de 0.3.

Pour les deux cas étudié de l'épaisseur de 2m, il est clair que ru est plus élevé dans le deuxième cas, parce qu'il y'a plus de couche d'argile au-dessus de la couche de sable ce qui conduit à une augmentation de la pressions interstitielle due au faible drainage de l'eau.

Pour une épaisseur de la couche de sable de 3m, le comportement du sol va tout changé et le rapport de la pression interstitielle dépasse la valeur de 0.8 impliquant le début de la liquéfaction.

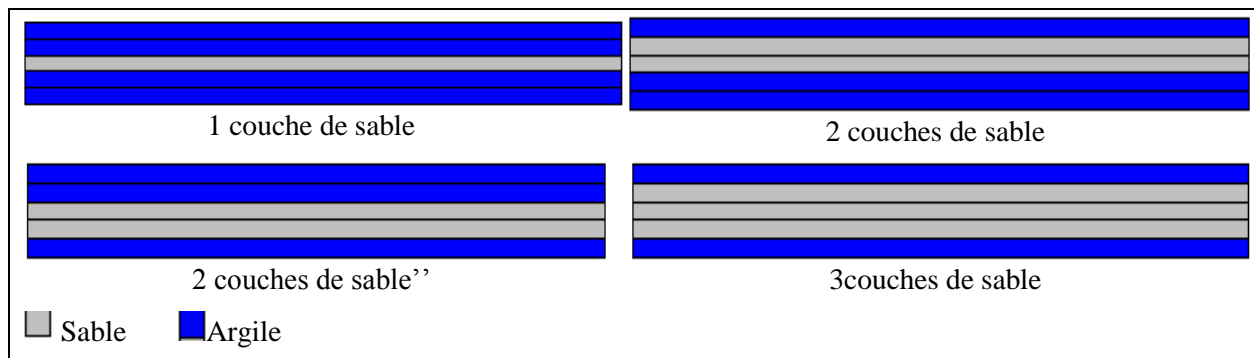


Figure 5.9. Représentation des quatre cas étudiés des nombres de couches de sable

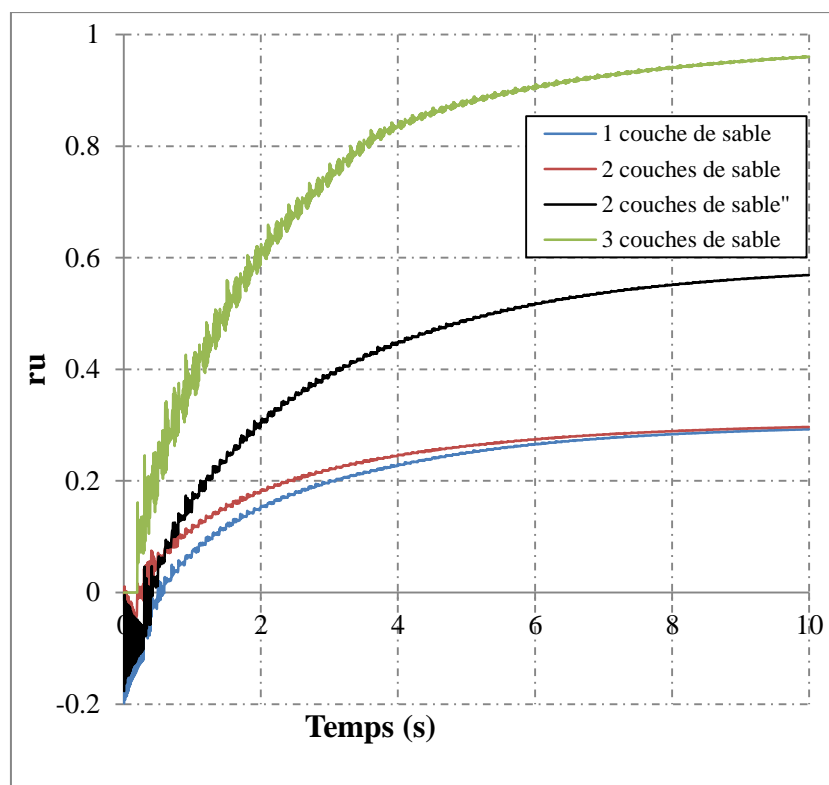


Figure 5.10. Influence de l'épaisseur de la couche de sable sur le rapport de la pression interstitielle pour

5.8.5. Étude de l'emplacement de la couche d'argile

Cette section étudie l'effet de l'emplacement de la couche non liquéfiable sur le potentiel de liquéfaction. L'épaisseur de la couche de sable choisi est de 3m (ce qui correspond à un cas de la liquéfaction étudié auparavant). Les trois cas étudiés sont représentés sur la Figure 5.11.

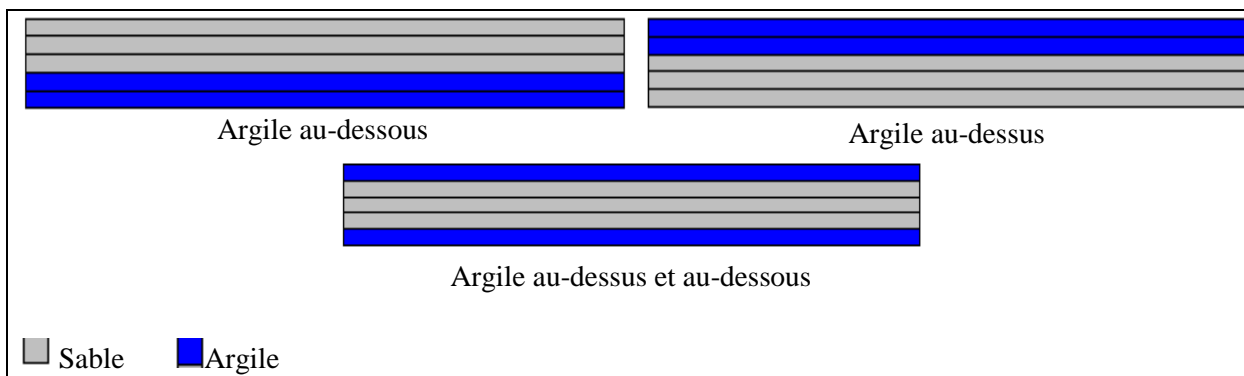


Figure 5.11. Les trois cas étudiés de l'emplacement des couches d'argile

Les résultats déterministes obtenus sont représentés sur la Figure 5.12 et montrent que le sol est plus susceptible à la liquéfaction si la couche de sable est emprisonnée entre deux couches imperméables parce que l'eau ne peut pas être drainée. Cela implique une augmentation importante de la pression interstitielle.

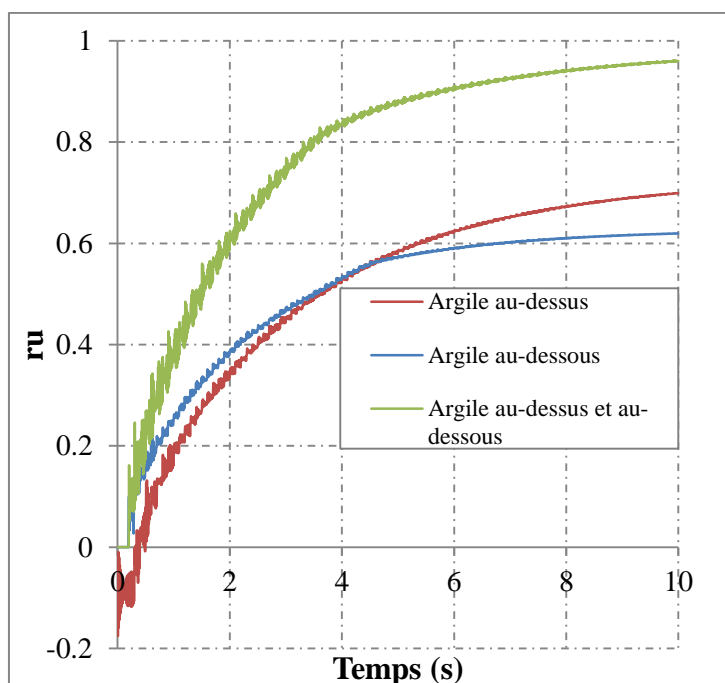


Figure 5.12. Influence de l'emplacement de la couche d'argile sur le rapport de la pression interstitielle

Le rapport de la pression interstitielle augmente plus dans le cas des couches d'argile au-dessus des couches de sable, que dans le cas des couches d'argile au-dessous des couches de sable parce que la liquéfaction a commencé en surface (Figure 5.5) en premier lieu, ce qui demande un drainage en haut au début de la liquéfaction.

5.9. Analyse probabiliste

L'étude probabiliste commence par le choix du nombre de terme de l'expansion Karhunen-Loève, ce nombre dépend de la précision souhaitée. Sur la Figure 5.13 les valeurs propres de la fonction de covariance sont représentées en fonction du nombre de termes de l'expansion Karhunen-Loève. La valeur propre s'annule lorsque le nombre de termes $M \approx 50$. Pour confirmer ce résultat, l'estimation de l'erreur moyenne de variance du champ aléatoire approximé a été présentée sur la Figure 5.14. Les résultats obtenus montrent que l'augmentation du nombre de termes de l'expansion Karhunen-Loève, diminue l'erreur moyenne de variance. Meilleure estimation de l'erreur moyenne de variance est inférieure à 1 % pour 200 termes de K-L pour une distance d'autocorrelation de 1m.

Dans la suite de notre étude le nombre de terme choisi pour la discrétisation du champ aléatoire du module de cisaillement (G) est $M=100$, puisqu'il correspond à une erreur aussi acceptable de 1%.

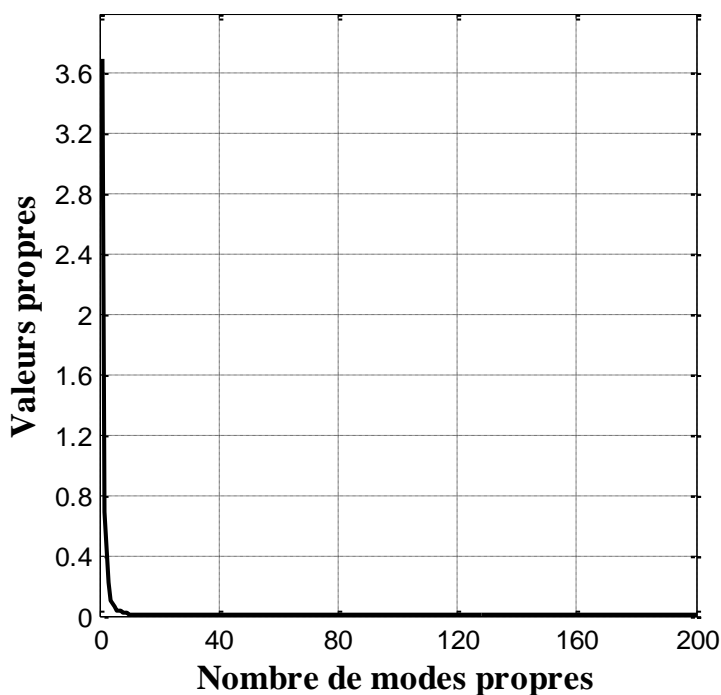


Figure 5.13. Evolution des valeurs propres en fonction des modes propres

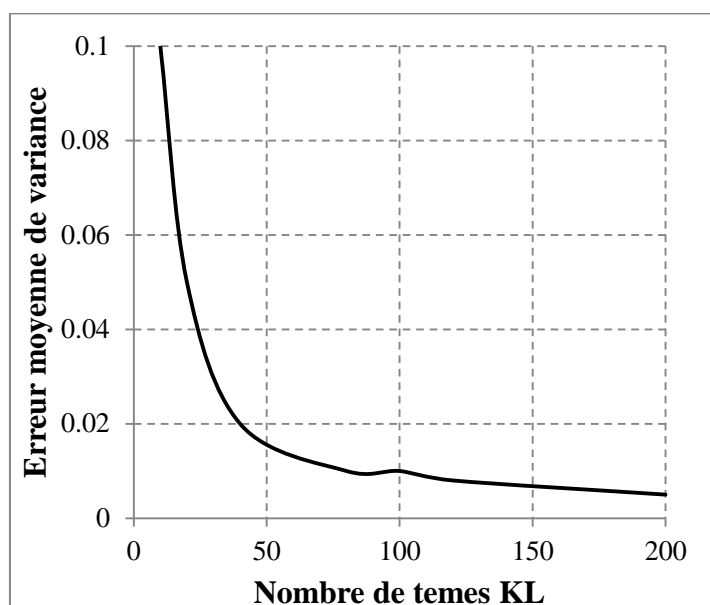


Figure 5.14. Variation de l'erreur moyenne de variation en fonction du nombre de termes Karhunen-Loève

5.9.1. Choix du nombre de réalisation par niveau de la simulation par Subset (SS)

Le nombre de réalisations (N_s) à être utilisé par niveau de l'approche SS doit être suffisant pour calculer avec précision la valeur du rapport de la pression interstitielle. Ce nombre doit être supérieur à 100 pour fournir des résultats exacts (Honjo 2008, Ahmed 2012). Afin de déterminer le nombre optimal de réalisations N_s à être utilisés par niveau, différentes valeurs de N_s (150, 200 et 250 réalisations) ont été considérées pour le calcul de ru. Un champ aléatoire avec $L_z=1m$ (appelé le cas de référence) a été considéré ici. Notez que les seuils de rupture bi des différents niveaux de la simulation par Subset ont été calculés et présentés sur le Tableau 5.3 pour les valeurs précitées de N_s . Ce tableau indique que le seuil de défaillance diminue avec les niveaux successifs jusqu'à atteindre une valeur négative au dernier niveau qui signifie que les réalisations générées par la simulation par Subset progressent avec succès vers la surface d'état limite $G = 0$.

Le Tableau 5.4 présente les valeurs de la probabilité de liquéfaction et son coefficient de variation pour différents nombres de réalisations N_s . Ce tableau montre que le coefficient de variation de la probabilité de liquéfaction diminue avec l'augmentation du nombre de réalisations N_s . Dans cette étude le nombre de simulation choisi par niveau est $N_s=200$ pour minimiser le temps de calcul.

Pour confirmer la validité de la simulation par Subset, une comparaison avec MCS a été réalisée. Le nombre de réalisations N_s de MCS devrait être suffisant pour un calcul rigoureux de la probabilité de défaillance.

Pour calculer la probabilité de défaillance au niveau i en utilisant MCS, la fonction de performance doit être égale à b_i . Dans ce cas, la zone de rupture est définie par $G \leq b_i$ et la zone de sécurité est définie par $G > b_i$. La probabilité de défaillance peut alors être calculée comme suit:

$$P(F_i) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N I_{F_i}(G_j) \quad (5.20)$$

Où G_j est la valeur de la fonction de performance correspondant à la réalisation j de la simulation MCS avec $I_F = 1$ si $G_j < b_i$ et $I_F = 0$ dans l'autre cas.

La Figure 5.15 (a) montre que, pour le cas où $N_s = 50$ réalisations, la probabilité de liquéfaction calculée par la méthode SS est différente de celle calculée par la méthode MCS pour les différents niveaux de l'approche SS. Cette observation est conforme à la recommandation de Honjo (2008) et Ahmed (2012) qui ont suggéré que la valeur N_s doit être au moins égal à 100. Pour les cas où $N_s=200$ réalisations (Figure 5.15(b)), les probabilités de liquéfaction calculées par SS ont été trouvées très proche de celles calculées par la méthode MCS pour les différents niveaux de l'approche SS. Par conséquent, $N_s = 200$ réalisations seront pris en compte dans les calculs probabilistes. De la Figure 5.15, on peut conclure que 10000 réalisations de la méthode du MCS peuvent être réduites à seulement 400 réalisations en appliquant la procédure proposée de la méthode de simulation par Subset.

Tableau 5.3. Evolution de la fonction de performance avec les différents niveaux de la simulation par Subset en fonction du nombre de simulations (N_s) pour chaque niveau

Seuil de rupture pour chaque niveau b_i	Nombre de réalisation N_s pour chaque niveau		
	150	200	250
b_1	0.0142	0.01867	0.0158
b_2	-3.021e-4	-4.10e-04	-0.00111

Tableau 5.4. La probabilité de liquéfaction et son coefficient de variation en fonction du nombre de simulation par niveau

	Nombre de réalisation N_s pour chaque niveau		
	150	200	250
Pl	0.0029	0.00225	0.00256
$COV(Pl)$ (%)	60.30	51.20	43.38

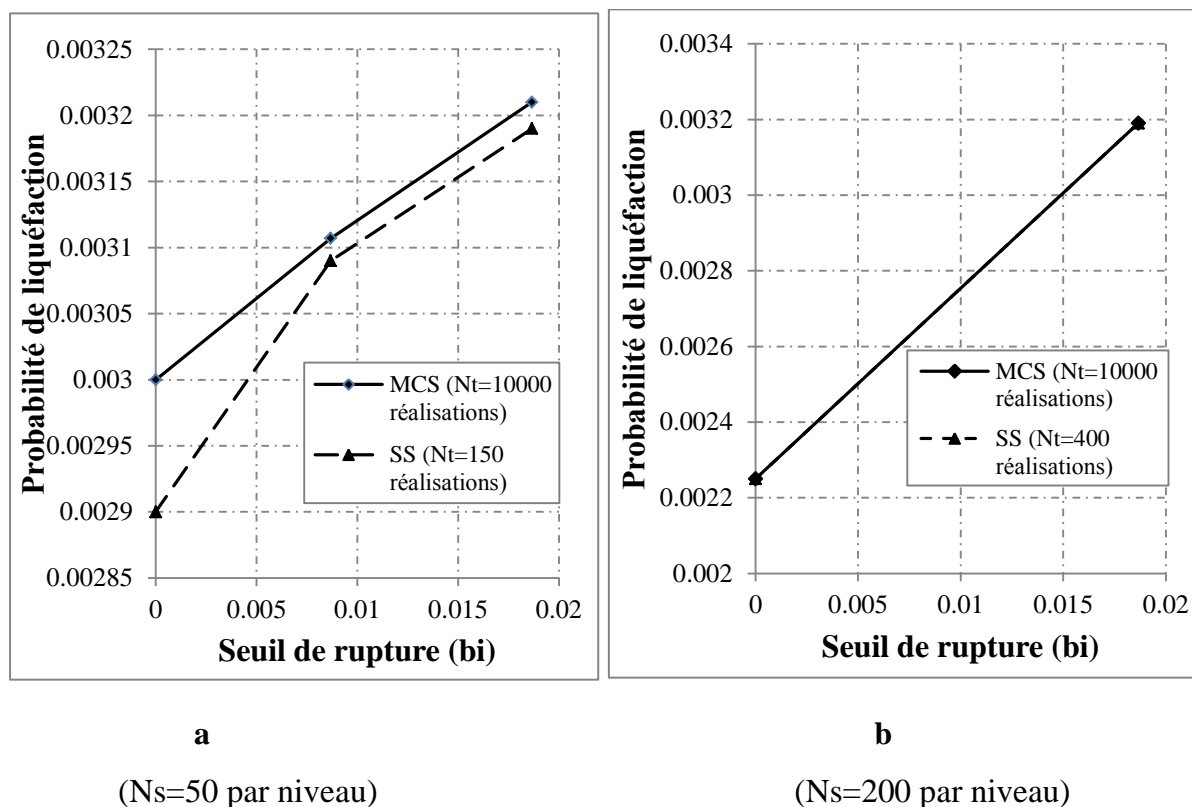


Figure 5.15. Comparaison entre la probabilité de liquéfaction obtenue dans chaque niveau de la simulation par Subset et celle calculée par la simulation de Monte Carlo

5.9.2. Réalisation du champ aléatoire du module de cisaillement

Trois réalisations unidimensionnelles du champ aléatoire du module de cisaillement pour 100 termes K-L et une distance d'autocorrélation de 1m sont représentée sur la Figure 5.16 pour trois coefficients de variation (15%, 30% et 45%).

Les résultats indiquent que l'augmentation dans $COV(G)$ contribue à la nature erratique du sol ce qui correspond à la présence de plus de zones lâches. Une gamme plus élevée du module de cisaillement est observée pour un champ $COV(G)=45\%$ par rapport à un champ où les valeurs de $COV(G)$ sont 30% et 15%.

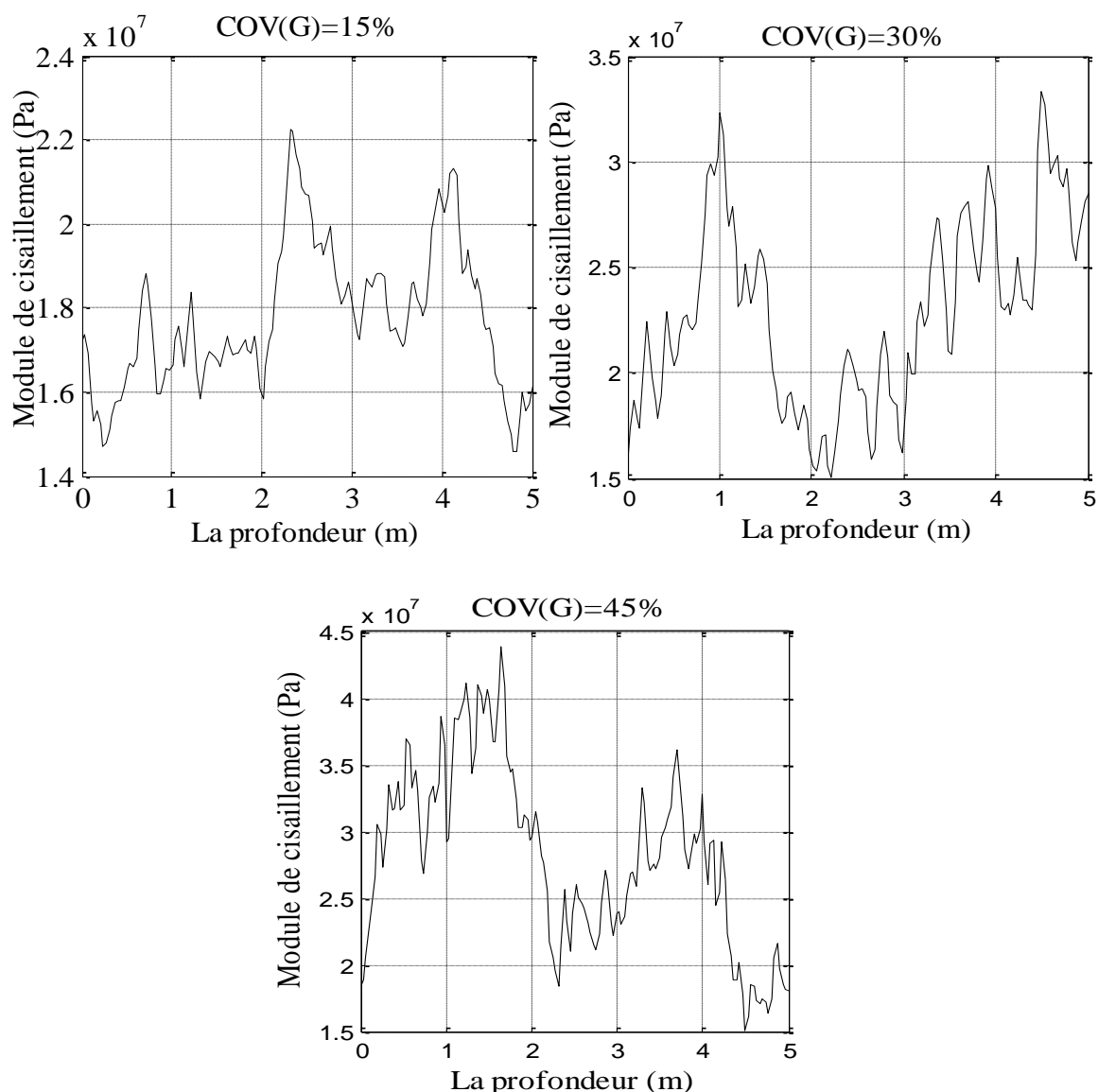


Figure 5.16. Réalisations du champ aléatoire pour différents COV(G) : 15%, 30% et 45%

5.9.3. Effet de la distance d'autocorrélation

Une étude paramétrique a été effectuée pour déterminer l'effet de la variabilité de la distance d'autocorrélation (L_z) sur la probabilité de liquéfaction. La Figure 5.17 présente l'effet de la distance d'autocorrélation sur les PDF du rapport de la pression interstitielle. Trois distances d'autocorrélation ont été considérées dans cette analyse : ($L_z=1m, 5m$ et $100m$). Le Tableau 5.5 représente la probabilité de liquéfaction et les moments statistiques de la réponse du système.

La Figure 5.17 montre que l'augmentation de la distance d'autocorrélation a une légère influence sur la PDF du rapport de la pression interstitielle. Ainsi le Tableau 5.5 montre que l'augmentation de 1 à 5m n'a aucune influence sur la probabilité de liquéfaction et les moments statistiques du rapport de la pression interstitielle, mais l'augmentation de la

distance d'autocorrélation entre 5 et 100m augmente la probabilité de liquéfaction par 77% et diminue le coefficient de variation de PI. Cette différence pourrait s'expliquer par la réduction de la variance qui a lieu lorsque le champ aléatoire est moyenné sur le domaine de discrétisation.

On peut conclure que la distance d'autocorrélation à un effet négligeable sur la probabilité de la liquéfaction pour les faibles distances d'autocorrélation, ces résultats sont conformes avec celles de Popescu 1995 et Lopez-Caballero 1999, 2010.

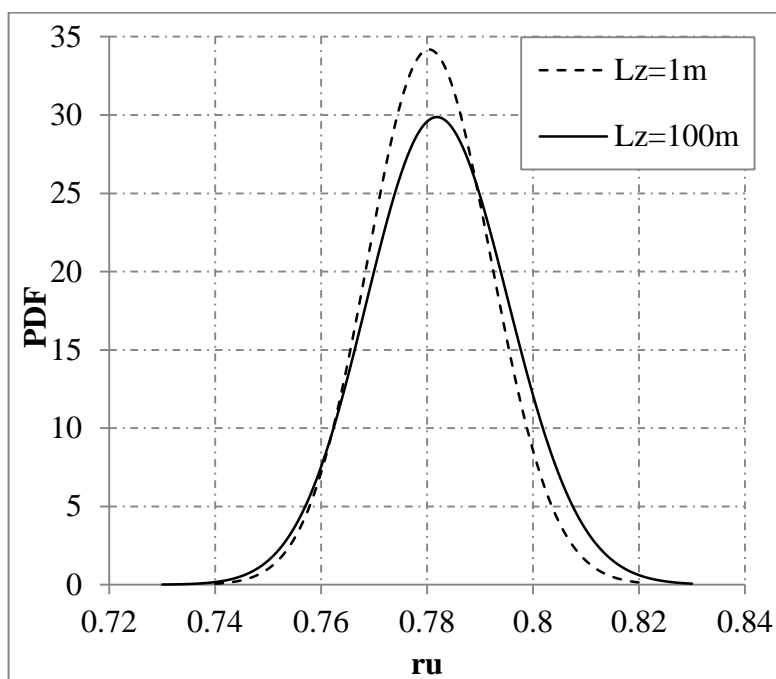


Figure 5.17. Effet de la distance d'autocorrélation sur la probabilité de la liquéfaction

Tableau 5.5. Effet de la distance d'autocorrélation sur la réponse sur sol

Distance d'autocorrélation	PI	COV(PI)	Moyenne (ru)	COV (ru)
1m	0.00225	51.20	0.7806	1.49
5m	0.00225	51.20	0.7806	1.49
100m	0.004	40.62	0.7821	1.70

Finalement, il est intéressant de remarquer que du point de vue de la fiabilité et des nouvelles réglementations type Eurocode, on demande des valeurs de probabilité de ruine inférieures à 0.005%. Ce qui dans notre cas, correspond à dire que contrairement aux résultats déterministes, il existe bien de la liquéfaction dans le sol étudié pour une amplitude de la vitesse sismique de 0.021m/s.

5.9.4. Effet du coefficient de variation du module de cisaillement sur la probabilité de liquéfaction

L'objectif de cette section est d'étudier l'effet du coefficient de variation du module de cisaillement (G) sur la probabilité de liquéfaction. Trois coefficients de variation du module de cisaillement ont été choisis dans cette étude : $COV(G)=15\%$, $COV(G)=30\%$ et $COV(G)=45\%$ ce qui correspond à la présentation de la Figure 5.16

La Figure 5.18 représente la variation de la probabilité de la liquéfaction en fonction du coefficient de variation de (G). On remarque que l'augmentation du coefficient de variation du module de cisaillement de 15% à 30% augmente la probabilité de rupture d'une manière moins importante (0.225%) par rapport à l'augmentation de 30% à 45% qui est de l'ordre de 600%. Cela peut être expliqué par le fait d'augmenter $COV(G)$ augmente la valeur de (G) ce qui implique une augmentation de la probabilité de liquéfaction. Cette remarque implique que la variabilité du module de cisaillement comme champs aléatoire a un impact important sur la probabilité de liquéfaction d'où l'importance des études en tenant compte la variabilité spatiale des propriétés des sols.

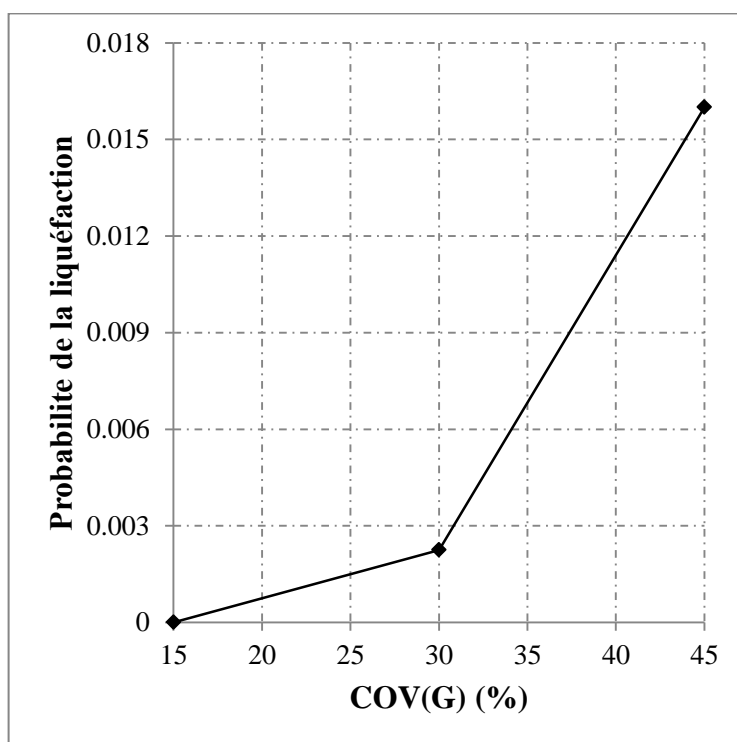


Figure 5.18. Effet du coefficient de variation sur la probabilité de la liquéfaction

5.9.5. Effet des conditions de l'emplacement de la couche d'argile sur la PDF de la réponse du sol

La Figure 5.19 représente l'effet de l'emplacement de la couche d'argile sur les PDF du rapport de la pression interstitielle. Elle montre que le PDF du rapport de la pression interstitielle est très sensible à ces conditions. Le Tableau 5.6 présente les moments statistiques du rapport de la pression interstitielle pour trois cas de l'emplacement de la couche d'argile. Il est clair que le sol est liquéfiable seulement dans le cas de double couche d'argile au-dessus et au-dessous, mais les coefficients de variation de ru pour les trois cas étudiés sont proches, parce qu'ils ont subis la même variabilité du module de cisaillement à la profondeur de 2.5m, mais la différence réside dans les paramètres déterministes des caractéristiques des couches d'argile.

Tableau 5.6: Effet de l'emplacement de la couche d'argile sur les moments statistiques du rapport de la pression interstitielle

Emplacement de la couche d'argile	$\mu(ru)$	$\sigma(ru)$	COV(%)
<i>Argile au-dessous</i>	0.657	0.0200	3.05
<i>Argile au-dessus</i>	0.6961	0.0324	4.66
<i>Argile au-dessus et au-dessous</i>	0.9804	0.0189	2.93

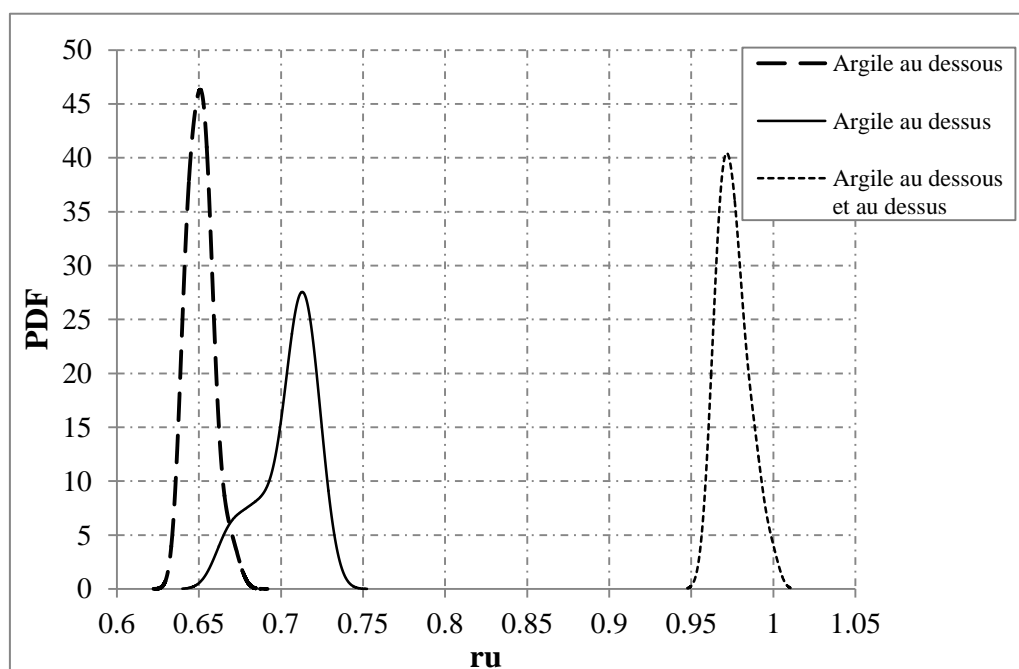


Figure 5.19. Effet de l'emplacement de la couche d'argile sur la PDF du rapport de la pression interstitielle

5.9.6. Effet de l'épaisseur de la couche de sable sur la PDF de la réponse du sol

Cette section présente l'effet de l'épaisseur de la couche de sable sur la PDF du rapport de la sous pression interstitielle. L'épaisseur de la couche de sable va être variée entre 1 à 3m. Les résultats obtenus sont représentés sur la Figure 5.20. Le Tableau 5.7 représente les moments statistiques correspondant pour les quatre cas étudié.

Tableau 5.7. Effet du nombre de couches de sable sur les moments statistiques du rapport de la pression interstitielle

Nombre de couches de sables	$\mu(ru)$	$\sigma(ru)$	COV (ru) [%]
1 couche de sable	0.3457	0.0268	6.17
2 couches de sable	0.6469	0.0527	8.15
2 couches de sable''	0.6493	0.026992	4.15
3 couches de sable	0.980	0.019	2.98

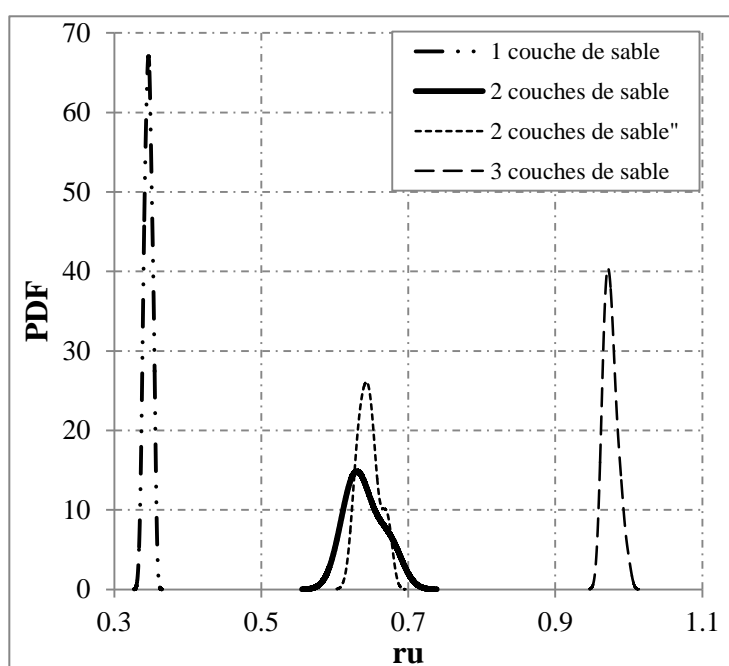


Figure 5.20. Effet de l'épaisseur de la couche de sable sur la PDF de la réponse du sol

Cette figure montre que les PDF du rapport de la pression interstitielle sont très sensibles à la variation du nombre de couches de sables. Pour le rapport de la pression interstitielle, il est clair que les résultats probabilistes sont plus élevés que les résultats déterministes à cause de la variabilité du module de cisaillement.

5.9.7. Effet de l'angle de dilatance sur les PDF de la réponse du sol

La Figure 5.21 représente l'effet de l'angle de dilatance sur les PDF du rapport de la pression interstitielle pour trois angles de dilatance $\psi = 0^\circ$, $\psi = 5^\circ$ et $\psi = 10^\circ$. Elle indique que La PDF du rapport de la pression interstitielle est très sensible à ces conditions. Le Tableau 5.8 présente les moments statistiques de (ru) pour trois cas de l'angle de dilatance. Bien que la moyenne du rapport de la pression interstitielle diminue pour les trois angles de dilatance, les coefficients de variation restent presque identiques pour cette réponse. Ceci peut être expliqué par le fait que les trois angles de dilatance considèrent la même variabilité pour les variables d'entrée et donc, la variabilité de la réponse ne devrait pas être affectée par la variabilité d'entrée. Pour la comparaison entre les résultats déterministe et les résultats probabiliste il y'a des différences à cause des incertitudes du module de cisaillement modélisé par un champ aléatoire.

Tableau 5.8. Effet de l'angle de dilatance sur les moments statistiques du rapport de la pression interstitielle

$\psi [^\circ]$	$\mu(ru)$	$\sigma(ru)$	COV (ru) [%]
0	0.950972	0.03705	3.9
5	0.82090	0.393857	4.9
10	0.803789	0.038879	4.8

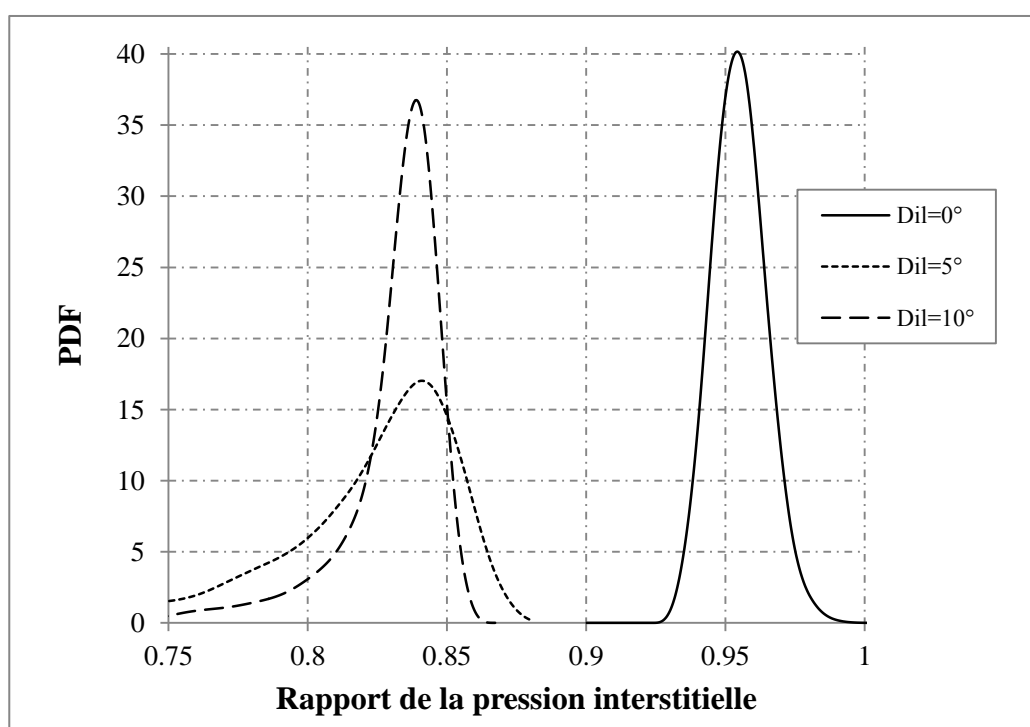


Figure 5.21. Effet de l'angle de dilatance sur la PDF de la réponse du sol

5.9.8. Approximations de la densité de probabilité du rapport de la pression interstitielle des simulations de Monte Carlo

On peut ajuster les valeurs obtenues de la pression interstitielle des simulations de Monte Carlo selon une loi de distribution de probabilité connue. Les lois les plus communément utilisées en géotechnique sont les lois normales et log-normales.

La Figure 5.22 représente la PDF du rapport de la pression interstitielle obtenue par les simulations de Monte Carlo ainsi que la densité de probabilité normale et log-normale ajustées pour approcher cette distribution. Le modèle déterministe choisi correspond au cas de trois couches de sable emprisonnées entre deux couches d'argile. On remarque que les deux lois ajustent un peu la PDF obtenu par la simulation de Monte Carlo.

D'ailleurs, on peut remarquer que l'écart entre la fonction de répartition de la pression interstitielle obtenue à partir des simulations de Monte Carlo et celle de la loi Normale ajustée (Figure 5.23) et la loi log-normale (Figure 5.24) est presque identique.

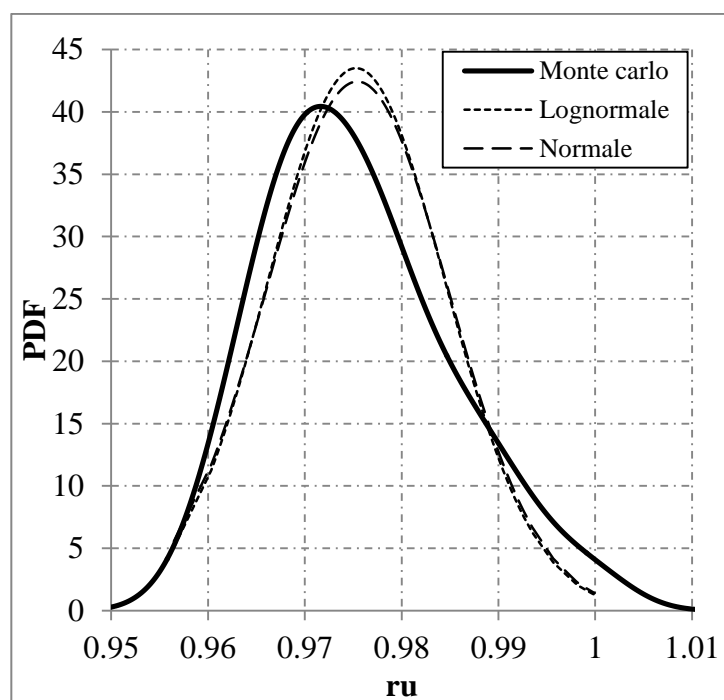


Figure 5.22. Approximations de la densité de probabilité du rapport de la pression interstitielle des simulations de Monte Carlo

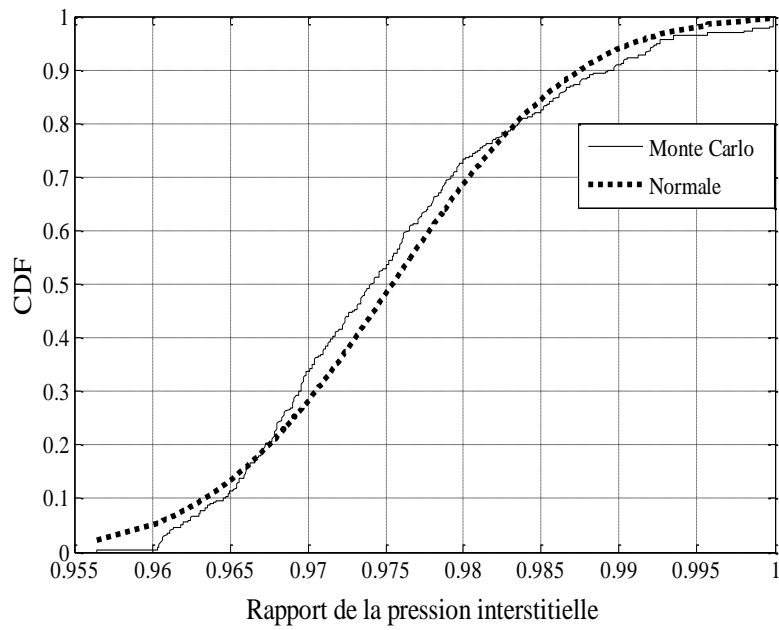


Figure 5.23. Approximations de la fonction de répartition du rapport de la pression interstitielle des simulations de Monte Carlo par une loi normale

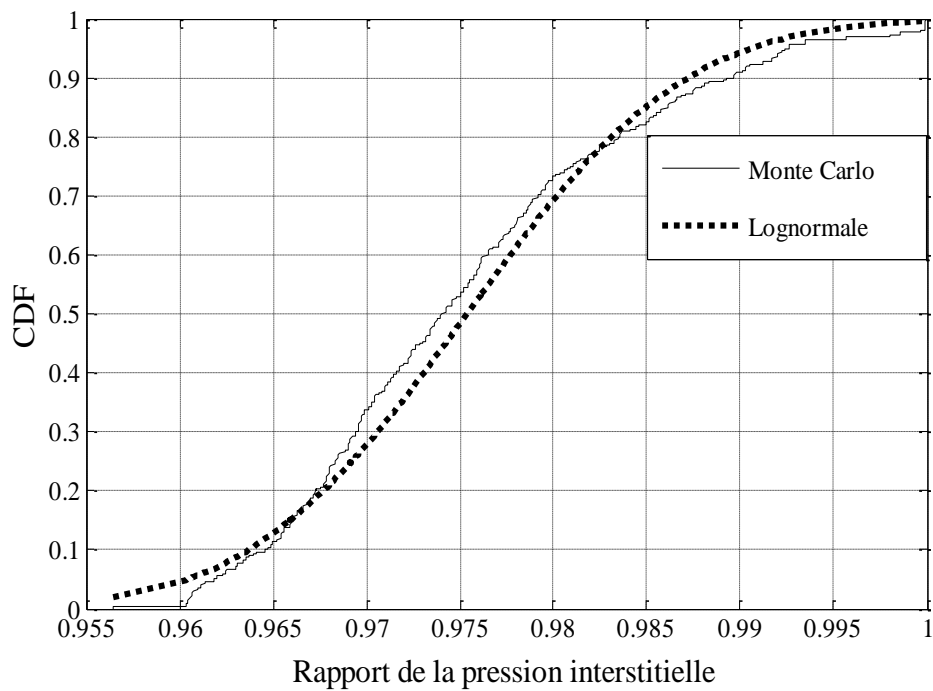


Figure 5.24. Approximations de la fonction de répartition du rapport de la pression interstitielle des simulations de Monte Carlo par une loi log-normale

5.10. Influence de la loi probabiliste des propriétés du sol

Cette section présente l'influence des fonctions de densité de probabilité du module de cisaillement du sol (G) sur le rapport de la pression interstitielle. Deux lois de distribution de probabilité ont été adoptées : une distribution normale et une distribution log-normale. Les valeurs moyennes des paramètres d'entrée dans le sol, ainsi que la variance de la variabilité spatiale sont également semblables pour les deux cas. Toutefois, le Tableau 5.9 montre que la probabilité de liquéfaction et son coefficient de variation sont nettement différents pour les deux situations analysées. Les résultats obtenus montrent que la réponse du sol dépend de la queue gauche de la fonction de distribution de probabilité. Le rapport de la pression interstitielle est élevé lorsque la partie gauche de la distribution de probabilité est plus longue.

Cette importante conclusion indique également une explication pour prédire la liquéfaction lorsque les paramètres d'entrée sont stochastiques. Cela implique que l'augmentation de la pression interstitielle est facilitée par la présence de zones plus lâches : c'est à dire plus de variabilité dans la distribution spatiale des paramètres le sol conduit à une probabilité élevée de la présence des zones lâches.

Tableau 5.9. Influence de la loi probabiliste sur la probabilité de liquéfaction et son coefficient de variation

	Loi normale	Loi log-normale
P_f (%)	0.99	0.225
$COV(P_f)$ (%)	30	51.2

5.11. Conclusion

Dans ce chapitre le phénomène de liquéfaction des sables a été modélisé en utilisant le programme en différence finis FLAC 3D. Ce code utilise le modèle de génération de la pression interstitielle adopté par Martin et Byrne. Le modèle déterministe utilisé est un sol homogène horizontalement subis à sa base un signal sismique définie par une onde de vitesse sinusoïdale. Les résultats obtenus ont montré que la liquéfaction propage en augmentant le temps du séisme. La méthode de simulation par subset (SS) a été utilisée pour les calculs des probabilités de liquéfaction très faibles. Une comparaison entre SS et MCS a montré que les probabilités de défaillance calculées par les deux méthodes sont très proches, mais avec une réduction importante du nombre de simulations dans le cas de SS et donc une réduction du temps de calcul.

Une étude paramétrique a montré que l'augmentation du nombre de coups ($N_{1.60}$) et de l'angle de dilatance diminue le potentiel de liquéfaction des sols, tandis que l'augmentation de l'amplitude de la vitesse sismique augmente le potentiel de liquéfaction.

L'étude de l'effet du coefficient de variation du module de cisaillement $COV(G)$ sur la probabilité de rupture a montré que l'augmentation du coefficient de variation de (G) augmente la probabilité de rupture d'une manière très importante. D'un autre côté l'étude de la distance d'autocorrélation sur la probabilité de liquéfaction a montré que son effet est presque négligeable pour les faibles distances.

L'étude de l'effet de l'emplacement de la couche d'argile sur les PDF du rapport de la pression interstitielle a montré qu'il est très sensible à ces conditions. D'autre part pour les moments statistiques des trois cas étudiés, le coefficient de variation de la réponse du sol est presque identique, parce qu'ils ont subi la même variabilité

L'influence de l'angle de dilatance sur les PDF du rapport de la pression interstitielle est très importante pour les trois angles de dilatance étudiés, le coefficient de variation de ru est identique pour les trois cas à cause de la même variabilité du module de cisaillement.

Les valeurs obtenues de la pression interstitielle des simulations de Monte Carlo peuvent être ajustées selon une loi de distribution de probabilité normale et log-normale, et les résultats ont montré que les deux lois ajustent la distribution de la même façon.

L'étude de l'effet de la distribution de probabilité sur la probabilité de liquéfaction a montré que la distribution normale augmente la probabilité de la liquéfaction par rapport à la distribution log-normale, cela est dû à la présence de plus de zones lâches lorsque la partie gauche de la distribution est plus élevée.

Chapitre 6 : Analyse probabiliste d'un barrage en terre

6.1. Introduction

Les séismes induisant la liquéfaction continuent d'être une menace majeure pour de nombreuses structures d'ingénierie à travers le monde. L'analyse de la liquéfaction devient particulièrement difficile pour les problèmes bidimensionnels (et 3D) tels que les systèmes de barrage / fondation. Principalement, les analyses pour ces systèmes sont effectuées en utilisant un certain type de procédure en éléments finis ou en différence finies.

En plus de ces difficultés, s'ajoute les problèmes de la modélisation des incertitudes des paramètres géotechniques qui ont mené plusieurs chercheurs d'inclure cette variabilité dans des modèles probabiliste des barrages en terre (Espósito et al. 2010 ; Hamade, 2013 ; Davoodi et al. 2013 ; Wu et al. 2013). Parmi ces auteurs certains ont utilisé les variables aléatoires dans les modèles probabilistes ou bien les champs aléatoires. A cette fin, la simulation de Monte Carlo a été largement utilisée pour le calcul de la fonction de densité de probabilité de la réponse du système. Cette méthode est reconnu d'être très couteuse en temps de calcul en raison du nombre d'appel du modèle déterministe en éléments finis ou en différence finies qui a déjà un temps de calcul important. Pour pallier l'inconvénient du coût du temps, cette étude présente une approche probabiliste plus efficace qui réduit considérablement le nombre d'appels du modèle déterministe. Cette approche probabiliste vise à minimiser le nombre d'appels du modèle déterministe en le remplaçant par un méta modèle (Huang et al. 2007 ; Rohmer et Forester, 2011). Dans cette rubrique s'inscrit la méthode de surface de réponse stochastique par collocation (CSRSM) qui consiste à approximer la réponse du système par une expansion en Chaos polynomiale (PCE). Les coefficients de PCE obtenus peuvent être utilisés pour effectuer une analyse de sensibilité

globale basée sur les indices de Sobol (Sudret 2008 ; Mollon et al. 2011, 2013 ; Houmadi 2011 ; Houmadi et al. 2012 ; Mao et al. 2012 ; Al-Bittar et Soubra 2012 ; Al-Bittar 2012 ; Ahmed 2012 et Hubert et al 2013). Ces indices donnent la contribution de chaque variable aléatoire dans la variabilité de la réponse du système.

Cette étude est consacrée à deux types d'analyse : une analyse déterministe consiste à modéliser un barrage en terre en utilisant le programme en différence finis FLAC 3D. Un mouvement sismique est appliqué à la base de la fondation du barrage et les réponses dynamiques sont détectées en quelque endroit du barrage. L'analyse probabiliste consiste à modéliser les paramètres géotechniques du barrage par des variables aléatoires en utilisant la méthode CSRSM pour voir la contribution de chaque paramètre incertain sur les trois réponses du barrage qui sont le rapport de la pression interstitielle, le tassement et le déplacement horizontal au niveau de la crête

Ce chapitre est organisé de la façon suivante : une vision générale sur la méthode de sensibilité y compris la méthode CSRSM, la modélisation du barrage et les résultats déterministes et probabilistes visant à calculer les PDF des trois réponses et la contribution de chaque paramètre incertain et la corrélation entre eux. Ce chapitre termine par une conclusion tirée des différents résultats obtenus.

6.2. Analyse de sensibilité globale

Il existe deux types d'analyse de sensibilité : une analyse locale et une analyse globale. Dans l'analyse locale les indices de sensibilité de fiabilité sont définis comme la dérivée partielle de la probabilité de défaillance en ce qui concerne les paramètres de la distribution des variables d'entrée (Bjerager et Krenk, 1989).

Les indices de sensibilité locale représentent l'effet local des distributions des paramètres de défaillance, mais ne peuvent pas prédire comment l'incertitude des variables d'entrée affecte la probabilité de défaillance au niveau globale (Wei et al. 2012).

L'analyse de sensibilité globale donne l'effet de l'incertitude de chaque paramètre d'entrée sur l'incertitude des paramètres de la réponse du système (paramètres de sortie). Il existe plusieurs méthodes de sensibilités globales dans la littérature (Saltelli et al. 2000). Ces méthodes peuvent être divisées en deux groupes : méthodes basées sur la régression et méthodes basées sur la variance.

6.2.1.Méthodes basées sur la régression

Les coefficients de régression standardisés (CRS) sont basés sur une régression linéaire de la sortie sur le vecteur d'entrée. Les coefficients de corrélation de Pearson entrée /

sortie mesurent l'effet de chaque variable d'entrée par la corrélation qu'il a avec la sortie du modèle. Les coefficients de corrélation partielle (CCP) sont basés sur les résultats des régressions du modèle sur toutes les variables d'entrée sauf une. Ces coefficients sont utiles pour mesurer l'effet des variables d'entrée si le modèle est linéaire, c'est à dire si le coefficient de détermination R^2 de la régression est proche de un. En cas de non-linéarité, ils ne parviennent pas à bien représenter les sensibilités de réponse.

6.2.2.Méthodes basées sur la variance

Ces méthodes visent à décomposer la variance de la sortie comme une somme des contributions de chaque variable d'entrée, ou leurs combinaisons. Il y a parfois appelées techniques d'analyse de variance pour "Analyse de variance". Les rapports de corrélation proposée dans McKay (1995) entrent dans cette catégorie. Ils sont formulés comme des variances conditionnelles et généralement évaluées par la simulation de Monte Carlo. Les indices des tests de sensibilité amplitude de Fourier (Cukier et al, 1978.) et indices de Sobol (Sobol, 1993; Saltelli et Sobol', 1995)) sont destinés à représenter les sensibilités des modèles généraux. Les indices de Sobol sont pratiquement calculés en utilisant la simulation de Monte Carlo, ce qui les rend difficilement applicables pour les modèles exigeants un calcul, par exemple modèles éléments finis ou différences finies.

6.3. Méthode de surface de réponse stochastique par collocation (CSRSM)

La méthode CSRSM permet d'obtenir une approximation analytique de la réponse aléatoire du système par un méta modèle. Ainsi, la réponse du système peut être calculée plus rapidement dans n'importe quelle méthode probabiliste classique (comme Monte-Carlo) pour caractériser la variabilité de cette réponse, parce que l'on utilise le méta-modèle et non le modèle déterministe original. Dans le cadre de cette méthode, le méta-modèle est une extension du chaos polynomial (PCE) d'un ordre n donné. Le méta-modèle est exprimée dans le présent document à la base des polynômes d'Hermite multidimensionnels de dimension $\leq n$, bien que d'autres types de polynômes peuvent également être utilisés (Xiu et Karniadakis, 2002). Pour un ensemble donné de paramètres probabilistes, les coefficients inconnus de la PCE sont obtenus dans ce chapitre par régression en utilisant la réponse du modèle déterministe originale à un nombre donné de points dits pont de collocation. Il convient de mentionner que lorsque le nombre de variables aléatoires est important, le nombre de points de collocation disponibles devient beaucoup plus grand que le nombre des coefficients inconnus. Il est donc nécessaire de réduire le nombre de points de collocation pour être utilisé dans le procédé de régression, afin de garder une bonne précision du méta-modèle, sans augmenter le temps de calcul. Plusieurs méthodes existent pour déterminer les points de collocation les plus appropriés devant être utilisés dans les calculs (Isukapalli, 1999, Sudret, 2008).

6.3.1. Extension chaos polynômiale (Polynôme chaos extension PCE)

L'expansion du chaos polynôme vise à remplacer un modèle déterministe complexe (modèle numérique de différence finies / éléments finis) par un méta-modèle. Cela permet de calculer la réponse du système à l'aide d'une équation analytique simple approximative (Isukapalli et al 1998, Huang et al 2009, Mollon et al 2011, 2013, Sudret 2008). Ainsi, le PCE peut être utilisé pour effectuer une analyse probabiliste avec une réduction significative des temps de calcul

Pour un problème mécanique formé de M variables aléatoires, le chaos d'Hermite est fait des polynômes d'Hermite multi-variés $(\psi_j, j \in \mathbb{N})$ des variables normales centrées $\{\xi_n, n \in \mathbb{N}\}$ et permet de représenter la réponse du système S comme suit :

$$S = \sum_{j=0}^{\infty} a_j \psi_j(\{\xi_n\}_{n=1}^{\infty}) \cong \sum_{j=0}^{P-1} a_j \psi_j(\xi) \quad (6.1)$$

Avec ξ est un vecteur de M variables aléatoires normales standards indépendants, P est le nombre de termes retenus pour la troncature, a_j sont les coefficients de PCE inconnus et ψ_j sont des polynômes d'Hermite multivariés (ou multidimensionnelle) qui sont orthogonales par rapport à la mesure gaussienne, c'est à dire l'espérance de produits de deux polynômes différents est égale à zéro. Dans les calculs pratiques, un nombre fini de variables doit être choisi, et l'expansion polynomiale doit être tronquée. Soit M le nombre de variables de base (c.-à-d. gaussienne ou uniforme, selon le chaos sélectionné). Ce nombre est généralement égal au nombre de paramètres aléatoires d'entrée du modèle pris en considération (les variables d'entrée physiques se transforment en uniforme ou variables aléatoires gaussiennes par une cartographie appropriée (Sudret, 2008)). Le degré maximal p de l'expansion polynomiale doit être choisi et l'équation après troncature devient :

$$P = \frac{(M + p)!}{M! p!} \quad (6.2)$$

Comme on peut le voir à partir de l'équation, le nombre P des coefficients PCE qui est le nombre de termes retenus dans l'équation (6.1) augmente considérablement avec le nombre M de variables aléatoires et l'ordre p du PCE.

6.3.2. Points de collocation

Les coefficients inconnus peuvent être obtenues soit par une méthode de régression ou de projection. La méthode de régression utilisé dans ce chapitre impose l'exigence que les

estimations de sorties de modèles soient exactes à un ensemble de points de collocation dans l'espace de l'échantillon, ce qui rend la valeur résiduelle à ces points égal à zéro (Huang et al 2007). Les coefficients inconnus sont estimés en assimilant les sorties du modèle et les expansions chaos polynomiales correspondant à un ensemble de points de collocation dans l'espace des paramètres. Le nombre de points de collocation doit être supérieur au nombre de coefficients inconnus à trouver. Les points de collocation sont les racines d'un polynôme d'Hermite d'un ordre supérieur à l'ordre de l'expansion polynomiale. Les points de collocation sont choisis parmi les combinaisons des racines d'un polynôme d'Hermite d'un ordre supérieur à l'ordre de la surface de réponse. Par exemple, les premier à cinquième polynômes d'Hermite sont

$$\begin{aligned}
 H_1(\xi) &= \xi \\
 H_2(\xi) &= \xi^2 - 1 \\
 H_3(\xi) &= \xi^3 - 3\xi \\
 H_4(\xi) &= \xi^4 - 6\xi^2 + 3
 \end{aligned}
 \tag{6.3}$$

Le nombre N de points de collocation disponibles peut être obtenu en utilisant la formule suivante:

$$N = (p+1)^M \tag{6.4}$$

Le lecteur peut se référer à Ahmed et Soubra (2012) pour plus de détails sur la détermination des points de collocation.

6.3.3.Indices de Sobol

Les coefficients de PCE calculées peuvent être utilisés pour effectuer une analyse de sensibilité globale via les indices de Sobol fondée sur le PCE. Les indices de Sobol (Sobol 1993 ; Sudret 2008 ; Mollon et al. 2011,2013, Al-Bittar et Soubra 2012) permettent d'évaluer la sensibilité de la dispersion d'une variable de sortie aux dispersions respectives des variables d'entrée. Plus précisément, ils indiquent la part de la variance de la variable aléatoire de sortie due à chaque variable aléatoire (ou groupe de variables aléatoires) d'entrée d'un modèle. Ces indices sont généralement calculés par une méthode de Monte Carlo, mais ce calcul peut avoir un coût rédhibitoire si le nombre de variables aléatoires est élevé (Sudret, 2008). Ils sont néanmoins extrêmement utiles pour évaluer la contribution de chaque variable d'entrée à la dispersion de la sortie. Sudret (2008) a proposé une méthode de détermination des indices de Sobol à partir de l'approximation d'un modèle déterministe par chaos polynomial. Cette méthode propose de changer l'ordre des termes du PCE et de les rassembler en catégories incluant

uniquement une variable aléatoire (ou un groupe de variables aléatoire). Les indices de Sobol peuvent ensuite être calculés par l'expression suivante :

$$SU_j = \frac{\sum a_\beta^2 \cdot E(\psi_\beta^2)}{\sigma^2} \quad (6.5)$$

où σ^2 est la variance totale de la variable de sortie, calculé par le PCE donnée par :

$$\sigma^2 = \sum a^2 E(\psi^2) \quad (6.6)$$

Dans l'équation (6.5) le terme β indique que la sommation s'effectue uniquement sur les termes du chaos polynomial relatifs à une variable (ou groupe de variable) donnée. En respectant la notation de l'équation, le terme se calcule par (Sudret et al. 2006) :

$$E(\psi_i^2) = i_1! \cdot i_2! \cdot \dots \cdot i_n! \quad (6.7)$$

Il peut être facilement prouvé que la somme de tous les indices de Sobol d'une variable de sortie est égale à 1.

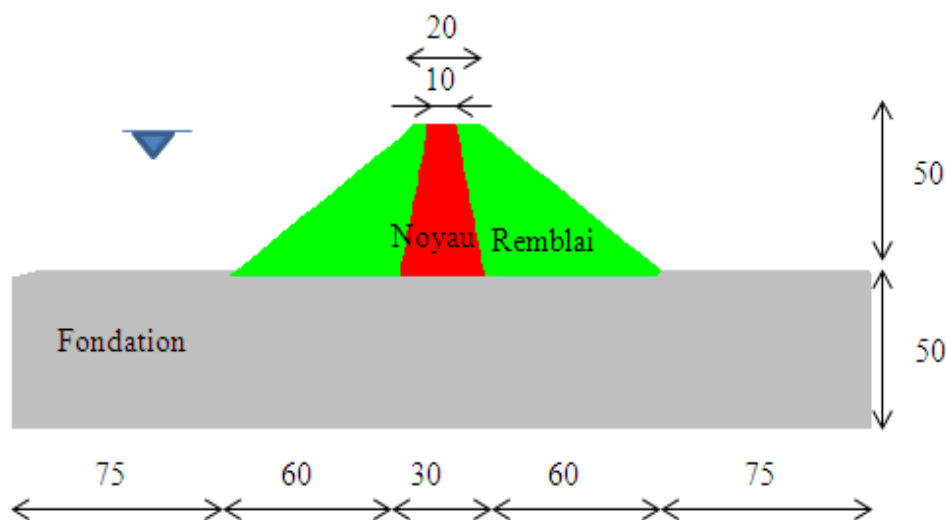
Il convient de noter ici que la CSRSM est un outil efficace et précis pour l'étude probabiliste d'un modèle mécanique, mais il souffre du fait que son formalisme implique une nouvelle série de calculs déterministes chaque fois que l'un des paramètres probabilistes des variables d'entrée (par exemple, les COV, le coefficient de corrélation ou le type de la distribution de probabilité) est modifiée. C'est parce que la position des points de collocation dans l'espace physique est dépendante de la matrice de corrélation et la CDF des variables d'entrée.

6.4. Modèle déterministe

Le modèle déterministe traité dans ce chapitre est une représentation simplifiée d'un barrage en terre modélisé en utilisant le code en différence finies FLAC 3D. La géométrie du barrage est supposée symétrique avec un noyau d'argile et une fondation comme indiqué sur la Figure 6.1. Le barrage est d'une hauteur maximale de 100 m et une longueur de 300m au niveau de la fondation et une longueur de 150m à la base de la digue et une longueur au niveau de la crête de 20m. Les propriétés géotechniques du barrage sont listées sur le Tableau 6.1.

Tableau 6.1. Propriétés de la fondation et de la digue du barrage

Propriétés	Unités	Digue	Noyau	Fondation
<i>Module de cisaillement</i>	[MPa]	23	15.38	400
<i>Module de compressibilité</i>	[MPa]	50	33.33	666.67
<i>Cohésion</i>	[KPa]	0.1	100	0.2
<i>Angle de frottement</i>	[°]	35	15	35
<i>Angle de dilatance</i>	[°]	10	3	-
<i>Porosité</i>		0.3	0.3	0.3
<i>Perméabilité</i>	[m/s]	1 ^e -6	1 ^e -8	1 ^e -8
<i>Masse volumique</i>	[Kg/m ³]	2000	1800	2200

**Figure 6.1.** Géométrie du barrage

6.4.1. Modèle numérique

Des analyses numériques en 2D sont effectuées en utilisant le programme de différences finies FLAC3D. Une seule maille a été choisie pour la largeur de la digue qui est de 25m.

Un chargement dynamique est appliqué à la base de la couche de fondation en tant que vitesse sismique. Une distorsion numérique de l'onde de propagation peut se produire dans une analyse dynamique en fonction des conditions de modélisation. Le contenu de fréquence de l'onde d'entrée et les caractéristiques de vitesse de propagation du système vont affecter la précision numérique de transmission de l'onde. Kuhlemeyer et Lysmer (1973) montrent que, pour une représentation précise de la transmission des ondes dans à un modèle, la taille de l'élément l , doit être inférieure à environ un dixième à un huitième de la longueur d'onde associée à la composante de fréquence la plus élevée de l'onde d'entrée.

$$\Delta t \leq \frac{\lambda}{10} \quad (6.8)$$

λ : est la longueur d'onde associée à la composante de fréquence la plus élevée qui contient l'énergie appréciable. La conséquence est que les analyses peuvent être raisonnables en temps et en mémoire. Dans de tels cas, il peut être possible de régler l'entrée en reconnaissant que la plupart de la puissance de l'histoire de l'entrée est contenue dans les basses fréquences.

En filtrant l'enregistrement et en éliminant les composantes à haute fréquence, on peut utiliser un maillage plus grossier sans modifier sensiblement les résultats.

6.4.2. Chargement dynamique

Le chargement dynamique appliqué à la base de la fondation est survenu du site d'enregistrement à Hussin Dey durant le séisme du 21 Mai 2001 à Boumerdes (latitude: 36.74° nord, longitude: 3.09° est, hypocentre 10km) pendant une durée de 21s. La magnitude locale du séisme est $M_L=6.80$. Les enregistrements de la vitesse et de l'accélération (

Figure 6.2) montrent une vitesse maximale de 0.16m/s et une accélération maximale de 2.7 m/s².

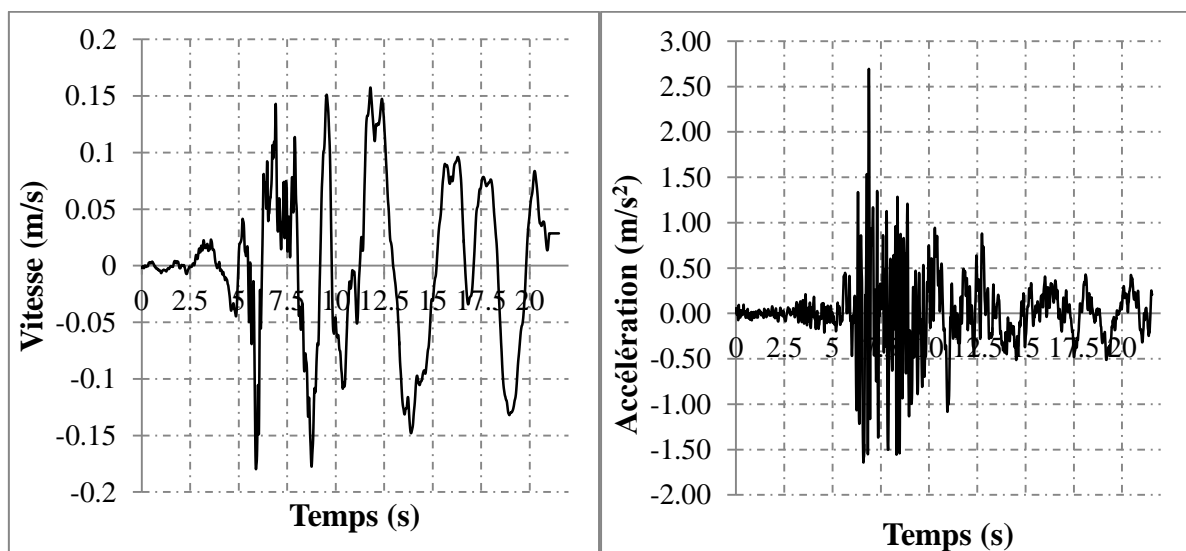


Figure 6.2. Enregistrement du séisme de Boumerdès (2003)

En faisant une analyse de Fourier de la vitesse sismique, (Figure 6.3), on trouve que la fréquence maximale de l'enregistrement est de 0.9Hz, et on peut aussi utiliser la fréquence de 1.7Hz. Dans ce cas le maillage choisi est représenté sur la Figure 6.4 .

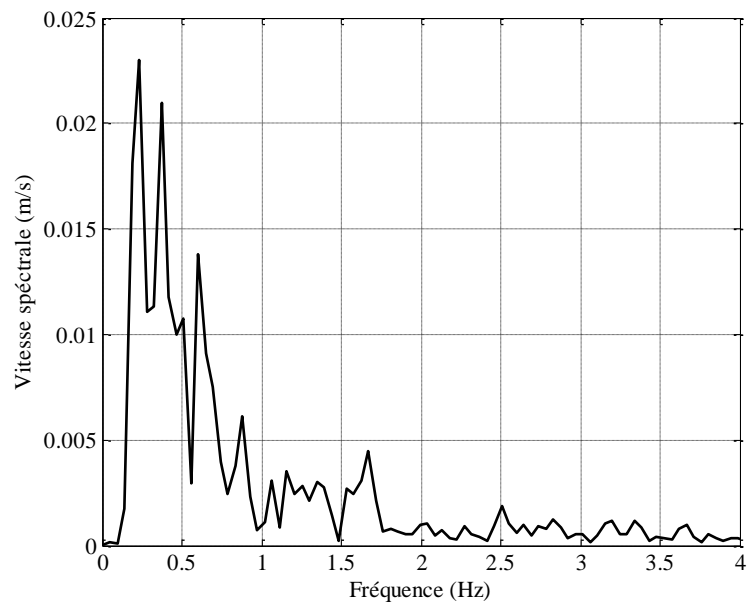


Figure 6.3. Spectre de Fourier de la vitesse du séisme

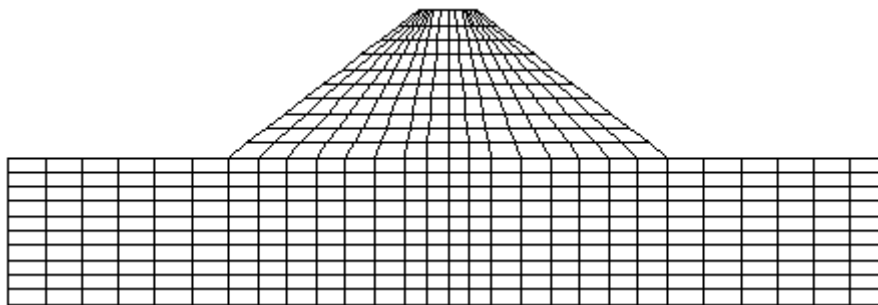


Figure 6.4. Maillage du barrage

6.4.3. Les conditions aux limites

Les conditions aux limites sur les côtés du modèle doivent représenter le mouvement en champ libre (free field) qui existerait en l'absence de la structure (Itasca, 2006). Les limites absorbantes sont basées sur le système décrit par Lysmer Kuhlemeyer dans lequel une augmentation de la contrainte aux limites est absorbée de manière indépendante de la fréquence des ondes incidentes

Un amortissement de Rayleigh $R_d = 5\%$ est utilisé dans l'analyse pour compenser la dissipation d'énergie à travers le milieu.

6.5. Résultats déterministes

La Figure 6.5 représente la distribution de la pression interstitielle à la fin du séisme ($t=18s$). On peut observer que la pression est plus élevée en amont du barrage. Pour cela, le développement du rapport de la pression interstitielle dans la zone gauche de la digue a été analysé. Dans tout ce chapitre, la liquéfaction a été définie par un rapport de la pression interstitielle $ru > 0.7$ (Naesgaard & Byrne, 2007). La Figure 6.6 montre que ce rapport dépasse le 0.7 à certain temps, et il atteint 0.59 à la fin du séisme.

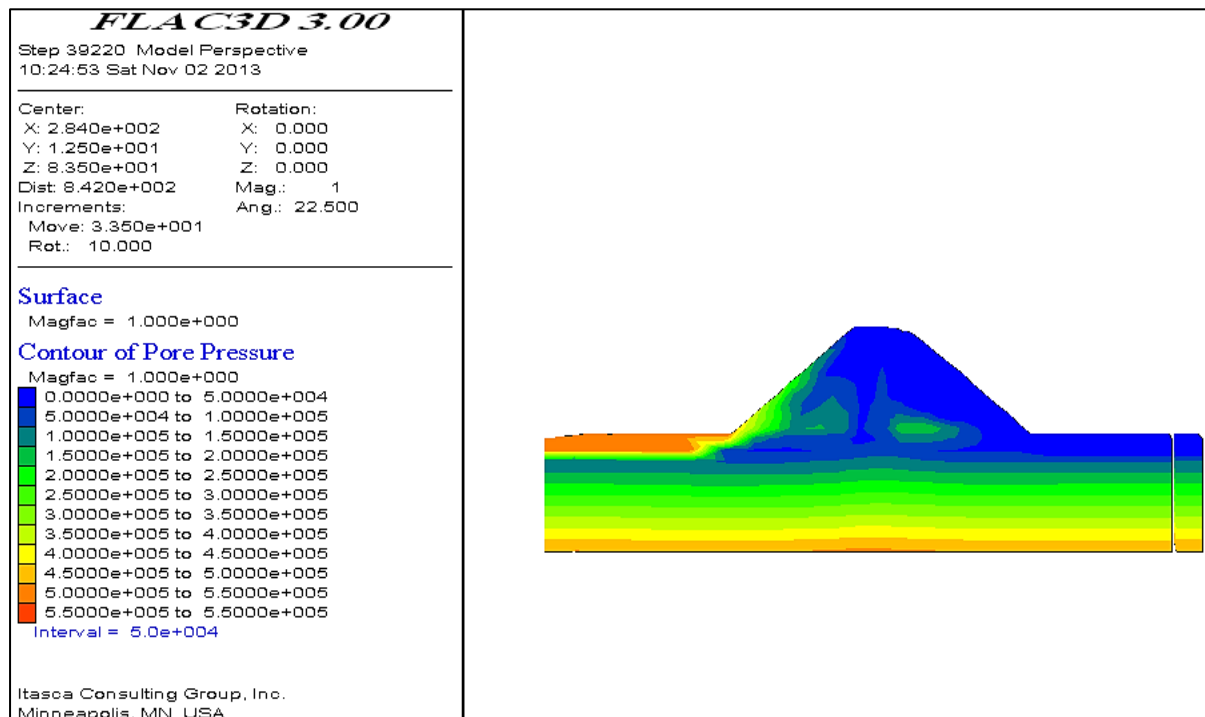


Figure 6.5. Distribution de la pression interstitielle dans le barrage

Pour voir l'influence du mouvement sismique sur les réponses barrage, la Figure 6.6 représente l'enregistrement du rapport de la pression interstitielle en amont du barrage, le déplacement horizontal et du tassement au niveau de la crête. Cette figure montre une augmentation importante des trois réponses du barrage à la fin du séisme. Pour le déplacement horizontal, il dépasse 25cm et le tassement dépasse 7cm.

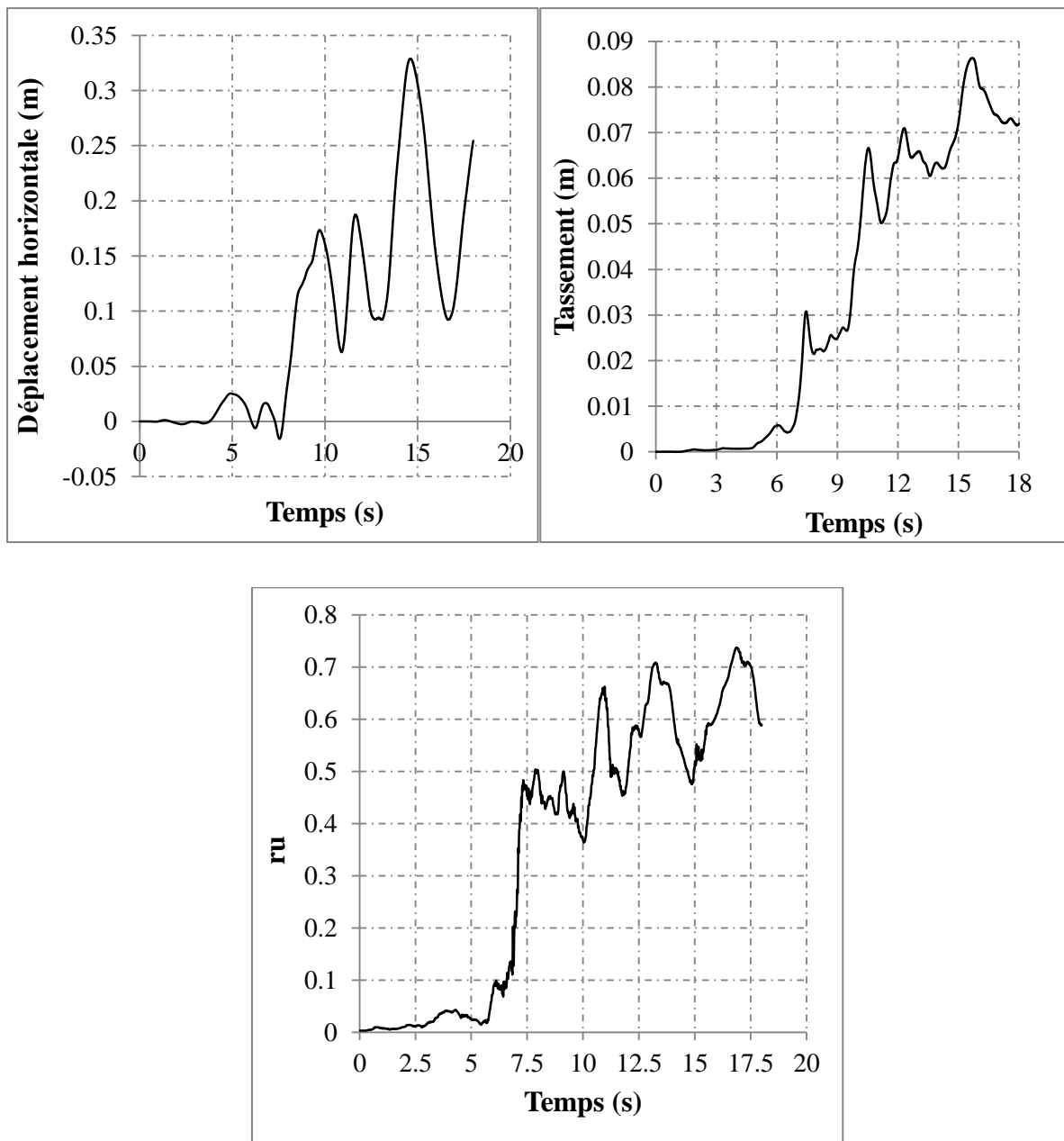


Figure 6.6. Variation des trois réponses du barrage en fonction du temps

6.6. Résultats probabilistes

Cette partie représente une analyse probabiliste d'un barrage en terre en utilisant la méthode CSRSM. Trois types d'analyses sont effectués. La première en utilisant trois variables aléatoires, la deuxième en utilisant quatre variables aléatoire et la dernière en utilisant cinq variables aléatoires. La partie du barrage analysée en utilisant des variables aléatoires est le remblai tandis que les caractéristiques du noyau et la fondation sont modélisées par des valeurs déterministes. Les caractéristiques du sol qui sont modélisées par des variables aléatoires sont le module de compressibilité(K), le module de

cisaillement (G), la cohésion (C), l'angle de frottement (ϕ), la perméabilité et la porosité (n).

Les valeurs des coefficients de variation utilisés sont illustrées sur le Tableau 6.2. Ces valeurs sont des valeurs de référence (Baecher & Christian 2003, Hamade 2013). Il faut rappeler que dans toutes les analyses de sensibilité effectuées dans ce chapitre, une distribution log-normale a été attribuée aux variables aléatoires.

Tableau 6.2. Les coefficients de variation de référence des variables aléatoires

Paramètres	COV (%)
<i>Module de compressibilité (K)</i>	20
<i>Module de cisaillement (G)</i>	20
<i>Cohésion (C)</i>	30
<i>Angle de frottement (ϕ)</i>	30
<i>Porosité (n)</i>	30

Trois réponse dynamique du barrage ont été étudié : le rapport de la pression interstitielle, le déplacement horizontale et le tassement au niveau de la crête.

6.6.1. Analyse de sensibilité en utilisant trois variables aléatoires

Les variables aléatoires utilisées dans cette partie de l'étude sont : la cohésion, l'angle de frottement et la perméabilité.

6.6.1.1. Effet du coefficient de corrélation entre les paramètres de cisaillement

La Figure 6.7 présente les PDF des trois réponses du barrage pour trois coefficients de corrélation : $r(c, \phi) = -0.5$, $r(c, \phi) = 0$ et $r(c, \phi) = 0.5$ et le Tableau 6.3 représente les moments statistiques correspondants. Ce tableau indique que les moyennes des trois réponses du système sont plus élevées que les réponses déterministes mais ils sont presque égaux pour les trois coefficients de corrélation choisis.

Le Tableau 6.3 montre aussi que la variabilité du déplacement horizontale, le tassement et le rapport de la pression interstitielle augmente quand on considère qu'il y'a une corrélation soit positive soit négative entre la cohésion et l'angle de frottement. D'une autre façon, la corrélation négative augmente la variabilité des trois réponses de système par : 37.81%, 33.62%, et 60.92% respectivement contre une augmentation plus importante pour la corrélation positive par : 37.14%, 105.38% et 72.84%.

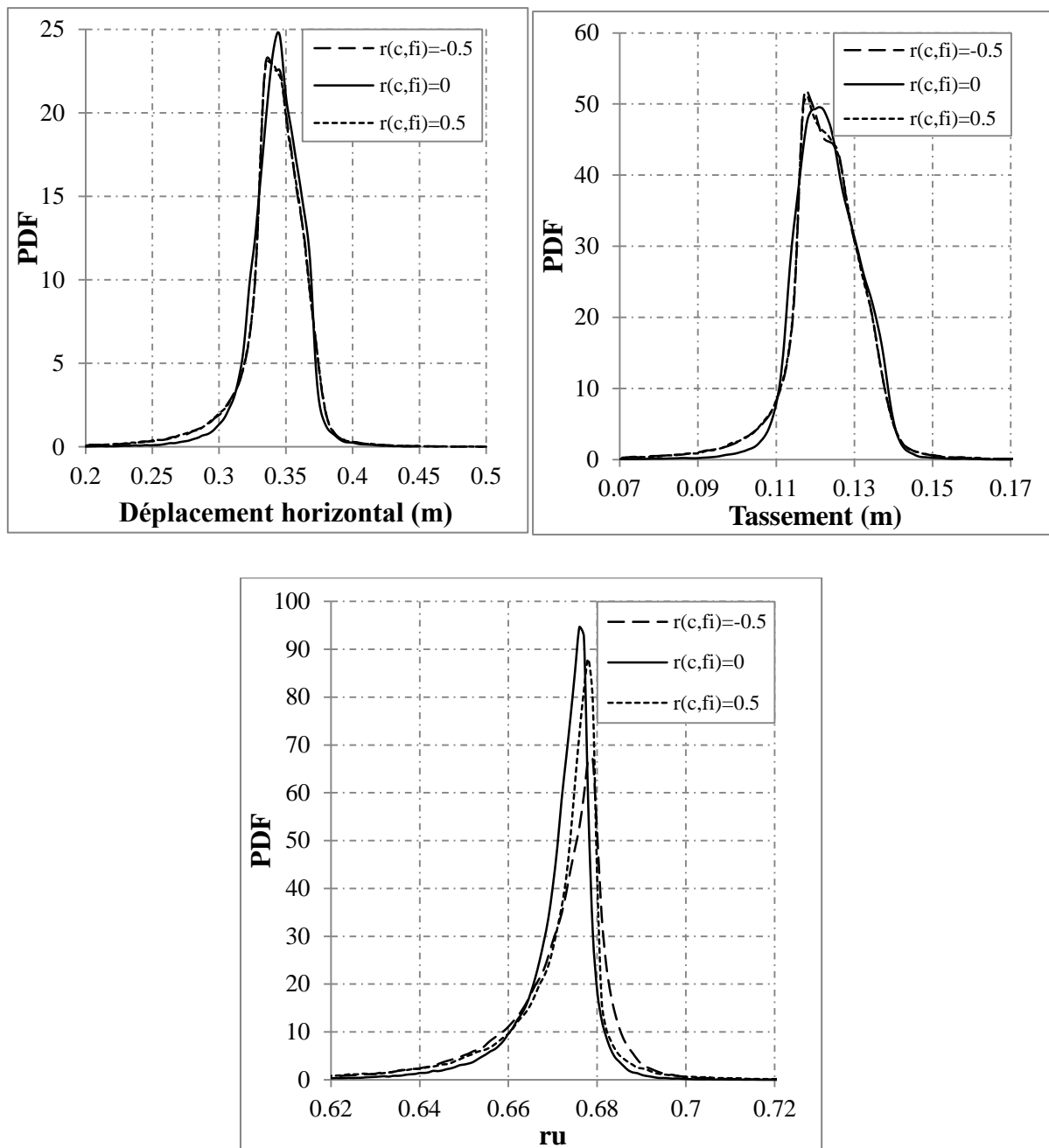


Figure 6.7. Effet du coefficient de corrélation entre les paramètres de cisailment sur les réponses du barrage

Tableau 6.3. Effet du coefficient de corrélation entre les paramètres du cisaillement sur les moments statistiques des réponses du barrage

Réponse	$\rho(c, \varphi)$	Moyenne [cm]	Ecart type [cm]	Skewness	Kurtosis	COV(%)
<i>Déplacement horizontal</i>	0.5	34.08	2.8284	-2.3015	19.0108	8.27
	0	34.33	2	-1.3169	13.3584	6.03
	-0.5	34.09	2.82	-2.3938	21.1247	8.31
<i>Tassement</i>	0.5	12.06	1.7321	-3.2026	35.8875	14.11
	0	12.33	1	-0.4439	7.4478	6.87
	-0.5	12.23	1	-1.7885	16.6431	9.18
<i>ru</i>	0.5	0.67	0.017321	-3.8527	35.846	2.61
	0	0.6711	0.01	-2.9507	18.1555	1.51
	-0.5	0.6702	0.017321	-3.5647	29.2192	2.43

6.6.1.2. Effet du COV des paramètres de cisaillement sur les PDF des réponses du barrage

Dans cette section, l'effet des COV des paramètres de cisaillements modélisés par des variables aléatoires sur les PDF des réponses du système a été étudié. Pour étudier l'effet du COV d'une variable aléatoire sur la PDF de la réponse du système, le COV de cette variable est augmenté ou diminué de 50% par rapport à sa valeur de référence donnée dans le Tableau 6.2 mais les COV des autres variables aléatoires sont supposés constants (c'est à dire égal à leur valeur de référence).

6.6.1.2.1. Impact du coefficient de variation de la cohésion sur les moments statistiques des réponses du barrage

Le Tableau 6.4 représente l'effet du COV(C) sur les moments statistiques des trois réponses du système tandis que la Figure 6.8 montre l'impact du COV(C) sur les PDF. Les résultats obtenus montrent que pour le déplacement horizontal et le tassement, l'augmentation du COV(C) affecte une légère augmentation de la moyenne et du coefficient de variation des réponses. Pour le rapport de la pression interstitielle, en augmentant le coefficient de variation de la cohésion de 10 à 20% la moyenne diminue de façon significative et automatiquement diminue la probabilité de la liquéfaction par 36% (Tableau 6.6), tandis que l'augmentation de COV(C) de 20 à 30% diminue la probabilité de liquéfaction par 19% seulement du au faible changement de la moyenne de (ru).

Tableau 6.4. Effet du COV(C) sur les moments statistiques des réponses du barrage

Réponse	COV(C) (%)	Moyenne [cm]	Ecart type [cm]	Skewness	Kurtosis	COV(%)
<i>Déplacement horizontal</i>	10	34.01	4.1231	-4.2636	40.8508	12.18
	20	35.41	4.24	-4.3748	43.1626	12.5
	30	35.6	5.09	-4.64	44.5659	14.32
<i>Tassement</i>	10	12.19	1.4142	-3.1712	28.9234	12.03
	20	12.71	1.42	-3.5218	33.2592	12.70
	30	13.01	1.73	-4.3159	41.1581	14.17
<i>ru</i>	10	0.6713	0.076	-5.4152	60.7977	11.32
	20	0.6456	0.086603	-3.0068	30.486	13.11
	30	0.6347	0.091652	-2.7185	27.7726	14.46

Le Tableau 6.5 présente l'effet du COV (C) sur les indices de Sobol des différentes variables aléatoires calculés analytiquement à partir des coefficients du PCE pour les trois réponses du système. De ce tableau, on peut observer que l'augmentation du coefficient de variation de la cohésion augmente les indices de Sobol de la cohésion des trois réponses du barrage et diminue les indices Sobol des autres variables aléatoires. Cela signifie que le poids de cette variable aléatoire dans la variabilité de la réponse du système augmente. Cela permet de réduire automatiquement le poids des autres variables aléatoires. De la même façon le Tableau 6.4 montre que l'augmentation du COV(C) augmente la variabilité des trois réponses dynamiques.

Tableau 6.5 Effet du COV(C) sur les indices de Sobol des réponses du barrage

Réponse	COV(C) (%)	S(C)	S(fi)	S(k)
<i>Déplacement</i>	10	0.2043	0.2828	0.5129
	20	0.27	0.3032	0.4267
	30	0.3080	0.2659	0.4259
<i>Tassement</i>	10	0.2191	0.2970	0.4835
	20	0.2735	0.2927	0.4338
	30	0.3322	0.2474	0.4203
<i>ru</i>	10	0.2278	0.2445	0.5276
	20	0.2704	0.3477	0.3817
	30	0.3408	0.3175	0.3417

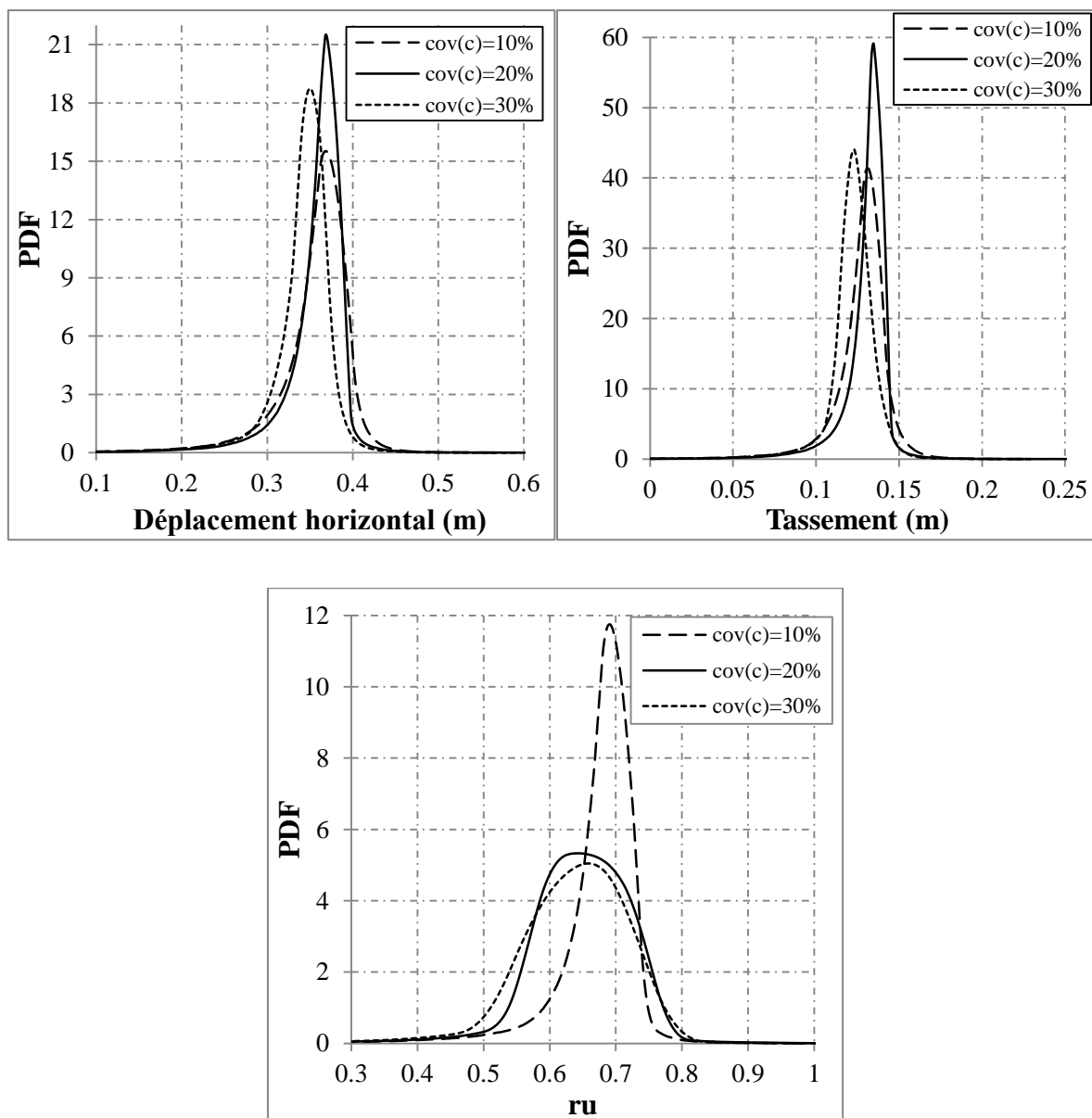


Figure 6.8. Effet du coefficient de variation de la cohésion sur les PDF des réponses du barrage

Tableau 6.6. Effet du COV(C) sur la probabilité de liquéfaction

Réponse	COV(C) (%)	Pf(%)	COV(Pf) (%)
<i>ru</i>	10	33.87	0.44
	20	24.37	0.56
	30	20.35	0.63

6.6.1.2.2. Impact du coefficient de variation de l'angle de frottement sur les moments statistiques des réponses du sol

Le Tableau 6.7 représente l'effet du coefficient de variation de l'angle de frottement sur les réponses du barrage et la Figure 6.9 représente ses PDF. Trois coefficients de variation ont été choisis ($COV(\phi)=5\%$, $COV(\phi)=10\%$, et $COV(\phi)=15\%$). Ce tableau montre que l'augmentation du $COV(\phi)$ augmente les moments statistiques du déplacement horizontal et du tassement. Pour le rapport de la pression interstitielle, le $COV(\phi)$ a un effet inverse, puisque son augmentation diminue les valeurs moyennes. On remarque que la moyenne de ru est très proche aux résultats déterministes pour un $COV(\phi)=15\%$

Les mêmes résultats peuvent- être expliqués par l'utilisation des indices de Sobol. Le Tableau 6.8 représente les indices de Sobol pour les trois coefficients de variation de l'angle de frottement. Les résultats montrent que l'augmentation de $COV(\phi)$ induit une augmentation des indice des Sobol de l'angle de frottement pour les trois réponses. Ceci signifie que le sol est sensible à la variation de l'angle de frottement, puisque l'augmentation du $COV(\phi)$ augmente la variabilité des réponses du système.

Le Tableau 6.9, montre que l'augmentation du $COV(\phi)$ diminue la probabilité de liquéfaction ; puisque en variant $COV(\phi)$ entre 5% et 10%, la probabilité de la liquéfaction diminue par 27%. Cette diminution est très importante en variant le $COV(\phi)$ entre 10 et 15% puisque la probabilité de liquéfaction diminue par 72%.

Tableau 6.7. Effet du $COV(\phi)$ sur les moments statistiques des réponses du barrage

Réponse	COV (ϕ) (%)	Moyenne [cm]	Ecart type [cm]	Skewness	Kurtosis	COV(%)
<i>Déplacement horizontal</i>	5	34.99	4.3589	-3.6806	43.2268	12.04
	10	35.6	4.2426	-4.64	44.5659	12.58
	15	36.12	4.899	-3.8254	27.4452	13.42
<i>Tassement</i>	5	11.78	1.4142	-2.6476	34.6407	11.74
	10	12.54	1.4142	-4.6091	49.4929	12.03
	15	13.01	1.4142	-4.3159	41.1581	12.85
<i>ru</i>	5	0.6662	0.073485	-2.7037	29.4453	11.17
	10	0.6573	0.086603	-3.0068	30.486	13.11
	15	0.6456	0.087178	-6.222	90.2717	13.38

Tableau 6.8. Effet du COV(f_i) sur les indices de Sobol

Réponse	COV(f_i) (%)	S (C)	S(f_i)	S(k)
Déplacement	5	0.2846	0.2555	0.4598
	10	0.3080	0.2659	0.4259
	15	0.2329	0.3173	0.4496
Tassement	5	0.3322	24.74	0.4203
	10	0.2225	26.03	0.5170
	15	0.2956	26.37	0.4406
ru	5	0.2061	0.2474	0.5463
	10	0.2829	0.3232	0.3938
	15	0.2704	0.3477	0.3817

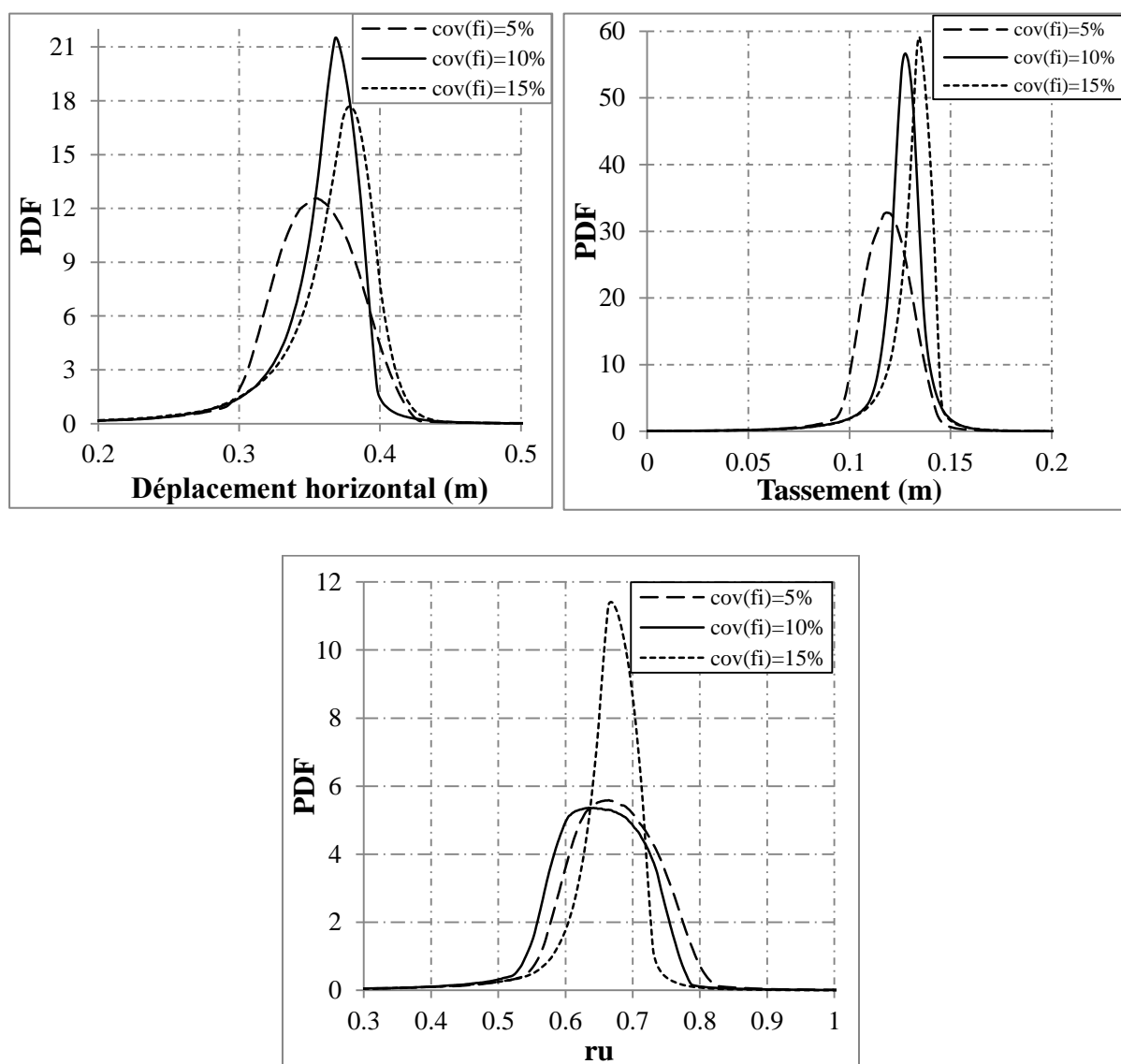
**Figure 6.9.** Effet du coefficient de variation de l'angle de frottement sur le rapport de la pression interstitielle

Tableau 6.9. Effet du COV(fi) sur la probabilité de liquéfaction

Réponse	COV(fi) (%)	Pf (%)	COV (Pf) (%)
<i>ru</i>	5	33.82	0.44
	10	24.37	0.56
	15	6.8	1.17

6.6.2. Analyse de sensibilité en utilisant quatre variables aléatoires

Dans cette section, quatre variables aléatoires ont été utilisées pour l'étude de sensibilité. Ces paramètres sont : le module de compressibilité, le module de cisaillement, l'angle de frottement et la cohésion. L'effet de COV des modules de cisaillement et du module de compressibilité sur les PDF des réponses du système a été analysé ainsi l'effet de la corrélation entre ces deux paramètres.

6.6.2.1. Effet du coefficient de corrélation entre le module de cisaillement et le module de compressibilité

La Figure 6.10 représente l'influence du coefficient de corrélation entre le module de cisaillement et le module de compressibilité sur les PDF des réponses du système. A partir de cette figure, on peut observer que la corrélation entre G et K a un impact sur les PDF des trois réponses du système. Ceci s'explique par la contribution des deux paramètres dans la réponse.

Le Tableau 6.10 présente les moments statistiques des trois réponses du barrage pour différentes valeurs du coefficient de corrélation. Ce tableau montre que la corrélation change de façon réduite la moyenne, l'écart type, et d'une autre façon elle influe beaucoup plus sur le Kurtosis et la variabilité des réponses. Ces résultats indiquent aussi que la corrélation diminue la variabilité du déplacement horizontal et du tassement contre une augmentation pour le rapport de la pression interstitielle. D'une autre façon, la corrélation négative entre (K et G) diminue la variabilité du déplacement horizontal et du tassement par 20.06% et 19.58% respectivement, contre une augmentation de la variabilité de (*ru*) par 28.42%.

Il est à noter que, le skewness du rapport de la pression interstitielle indique que son PDF n'est pas loin de la distribution log-normal. En revanche skewness de déplacement horizontale et du tassement indique que son PDF est loin de la distribution log-normale.

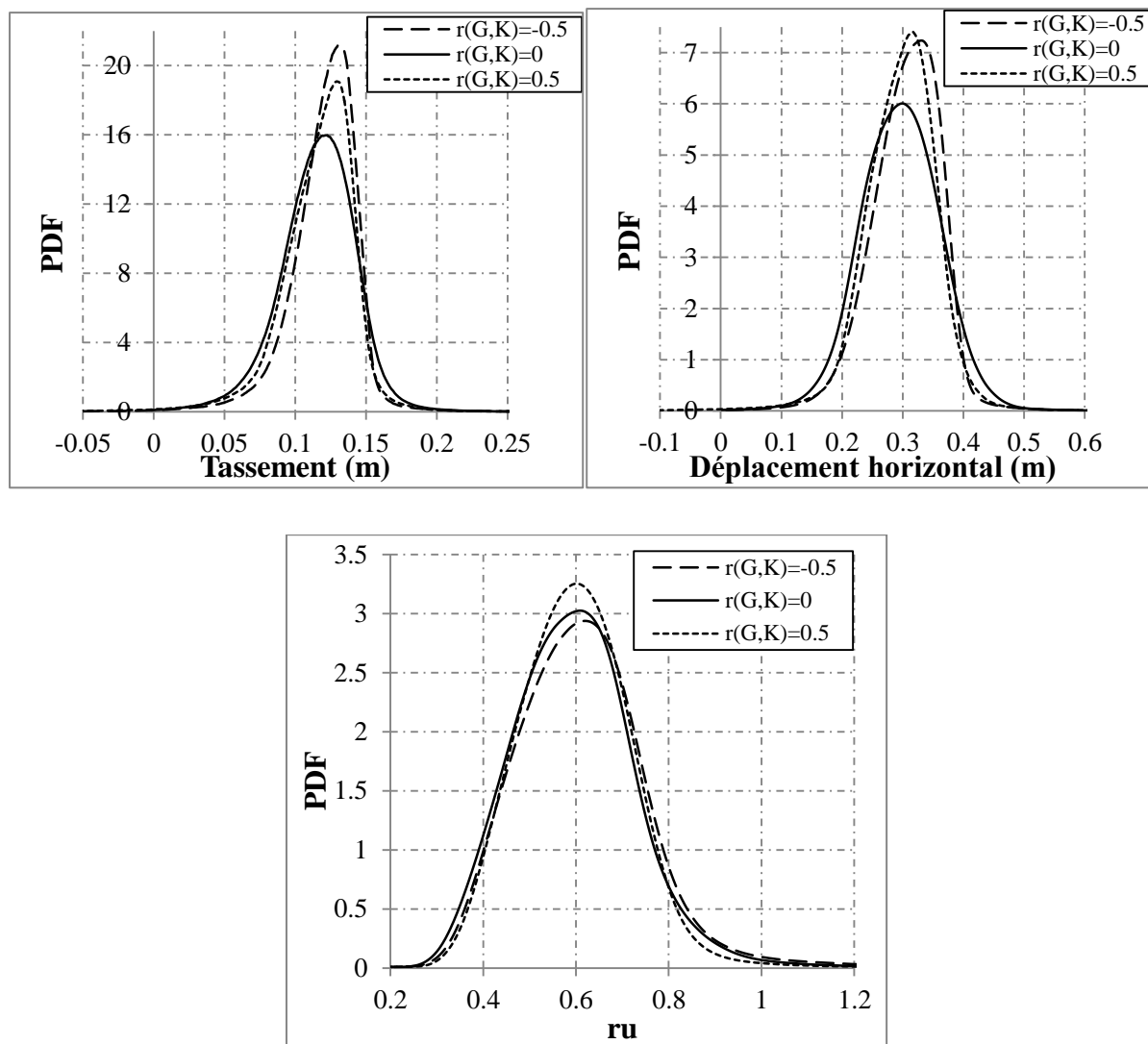


Figure 6.10. Effet du coefficient de corrélation entre le module de cisailment et de compressibilité sur le PDF du rapport de la pression interstitielle

Tableau 6.10. Effet du coefficient de corrélation entre le module de cisailment et le module de compressibilité sur les moments statistiques des réponses du sol

Réponse	r (G,K)	Moyenne [cm]	Ecart type [cm]	Skewness	Kurtosis	COV(%)
Déplacement horizontal	-0.5	30.55	5.9161	-0.6627	10.1565	19.29
	0	29.58	6.8557	-0.1153	6.6783	23.16
	0.5	29.64	6.4031	-1.5945	18.0748	21.66
Tassement	-0.5	12.01	2.6458	-1.8805	17.1709	21.24
	0	11.53	3	-0.735	11.5332	25.4
	0.5	11.59	2.82	-1.9364	14.28	24.65
ru	-0.5	0.6154	0.1552	1.9512	18.2033	25.21
	0	0.6305	0.1248	0.6714	6.5525	19.63
	0.5	0.6003	0.127279	1.4063	17.507	21.17

6.6.2.2. Effet du coefficient de variation du module de cisaillement sur les moments statistiques des réponses du barrage

Le Tableau 6.11 représente les moments statistiques des trois réponses dynamiques du barrage pour trois coefficients de variation du module de cisaillement, ($COV(G)=10\%$, $COV(G)=20\%$, et $COV(G)=30\%$). Les résultats indiquent que l'augmentation du $COV(G)$ augmente la variabilité des trois réponses du système. Pour les moyennes et les écarts type, sont peut influencés par la variation de (G) . Pour le rapport de la pression interstitielle la moyenne pour les trois COV est proche des résultats déterministe. Pour le déplacement horizontal et le tassement les moyennes sont plus élevées qu'aux résultats déterministes. Cela signifie que le déplacement horizontal et le tassement ont subi une incertitude significative au cours de la propagation des incertitudes à partir du module de cisaillement plus que le rapport de la pression interstitielle.

Pour les PDF des trois réponses, la Figure 6.11 montre que le $COV(G)$ a un impact important. Son augmentation augmente la variabilité des trois réponses du barrage. Si on prend la probabilité de liquéfaction $ru > 0.7$, on trouve que l'augmentation du $COV(G)$ de 10 à 20% augmente P_f de façon significative ($>80\%$), tandis que l'augmentation de 20 à 30% provoque une légère variation du P_f (Tableau 6.12).

Tableau 6.11. Effet du $COV(G)$ sur les moments statistiques des trois réponses

Réponse	COV(G) (%)	Moyenne [cm]	Ecart type [cm]	Skewness	Kurtosis	COV(%)
<i>Déplacement horizontal</i>	10	29.13	0.0707	-1.3401	20.26	23.16
	20	29.60	0.0685	-0.1255	6.6783	24.36
	30	32.56	0.0871	-0.5724	19.76	26.7
<i>Tassement</i>	10	11.31	0.0316	-2.2275	31.9393	25.4
	20	11.53	0.03	-0.735	11.5332	28.29
	30	12.48	0.0346	-1.5739	16.67	28.34
<i>ru</i>	10	0.5787	0.1	1.4426	13.0981	17.24
	20	0.5979	0.1403	1.2989	9.88	21.28
	30	0.5956	0.1268	1.2519	11.4353	23.40

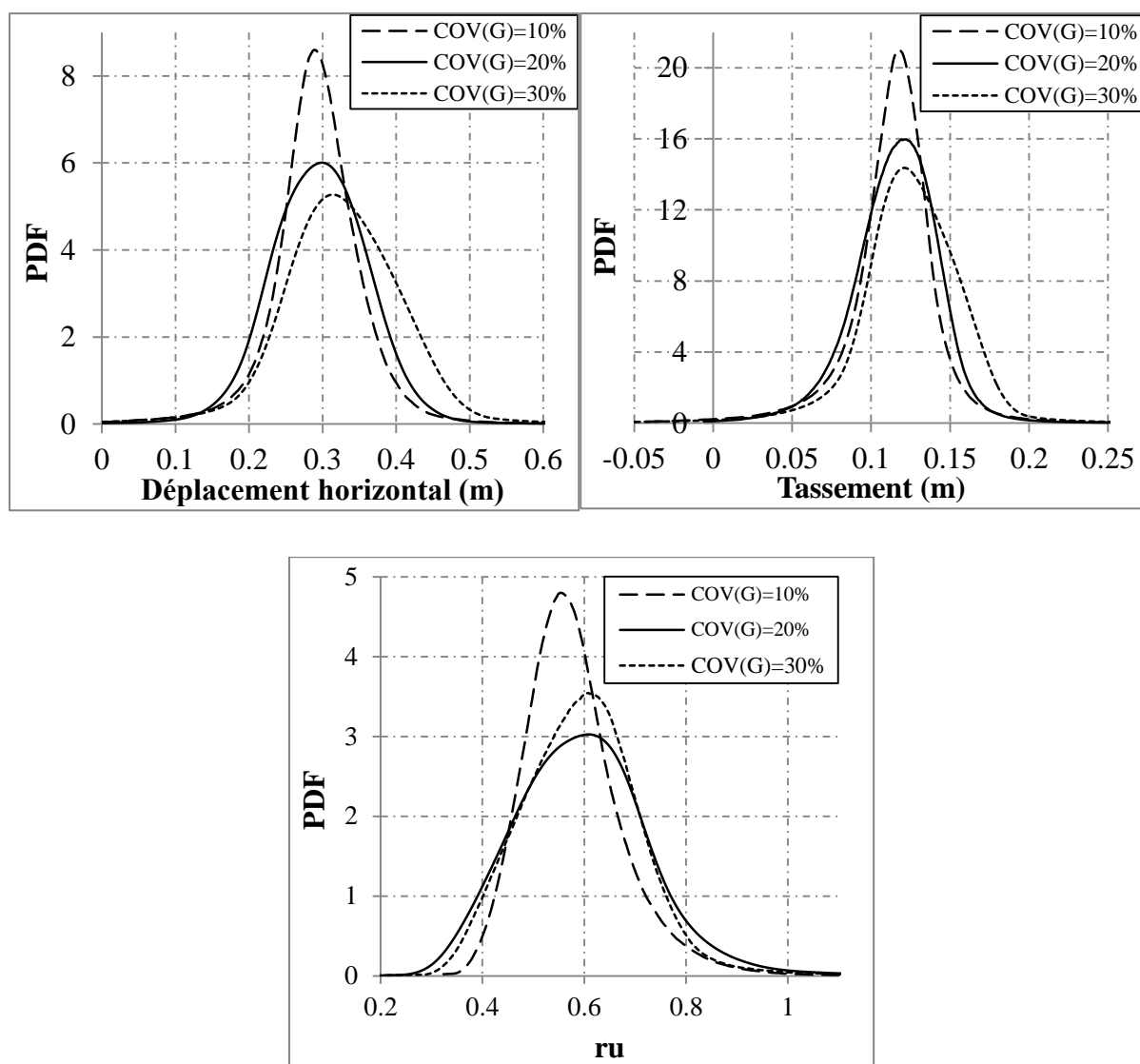


Figure 6.11. Effet du $COV(G)$ sur les PDF des réponses du barrage

Tableau 6.12. Effet du $COV(G)$ sur la probabilité de liquéfaction

Réponse	$COV(G)$ (%)	P_f (%)	$COV(P_f)$ (%)
<i>ru</i>	10	9.72	0.65
	20	15.65	0.67
	30	18.22	0.73

Le Tableau 6.13 présente l'effet du $COV(G)$ sur les indices de Sobol des différentes variables aléatoires calculés analytiquement à partir des coefficients du PCE pour les trois réponses du barrage. De ce tableau, on peut observer que l'augmentation du coefficient de variation de (G) augmente son indice de Sobol et diminue les indices Sobol des autres variables aléatoires. Cela signifie que le poids de cette variable aléatoire dans la variabilité de la réponse du barrage augmente.

Tableau 6.13. Effet du COV(G) sur les indices de Sobol

Réponse	COV(G) (%)	S (K)	S (G)	S (C)	S(fi)
<i>Déplacement horizontal</i>	10	0.2851	0.1664	0.3496	0.1988
	20	0.2425	0.2394	0.1982	0.3196
	30	0.2488	0.3133	0.3289	0.1087
<i>Tassement</i>	10	0.2748	0.2150	0.3157	0.1943
	20	0.2515	0.2748	0.2170	0.2564
	30	0.2038	0.3343	0.3438	0.1179
ru	10	0.2562	0.1239	0.1561	0.4639
	20	0.2935	0.1922	0.3385	0.1754
	30	0.3492	0.2356	0.0926	0.3226

6.6.2.3. Effet du coefficient de variation du module de compressibilité sur les moments statistiques des réponses du sol

Le Tableau 6.14 représente les moments statistiques des trois réponses dynamiques du barrage pour trois coefficients de variation du module de compressibilité, ((COV(K)=10%, COV(K)=20%, et COV(K)=30%). Il indique que l'augmentation du COV(K) provoque une légère diminution de la moyenne des trois réponses mais avec une augmentation de la variabilité des réponses du barrage.

Tableau 6.14. Effet du COV(K) sur les moments statistique des réponses du barrage

Réponse	COV(K) (%)	Moyenne [cm]	Ecart type [cm]	Skewness	Kurtosis	COV(%)
<i>Déplacement horizontal</i>	10	30.79	8.7	-1.39	25.14	20.63
	20	29.58	6.8557	-0.1153	6.6783	23.16
	30	29.96	6.1644	0.0406	16.68	28.71
<i>Tassement</i>	10	11.71	3.873	-1.88	29.55	21.45
	20	11.53	3	-0.735	11.5332	25.4
	30	12.14	2.6458	-1.04	14.62	32.9
ru	10	0.6065	0.07746	1.1232	21.047	12.78
	20	0.5979	0.140357	1.2989	9.88	23.40
	30	0.5806	0.143527	1.498	17.01	24.69

Pour le rapport de la pression interstitielle la moyenne pour les trois COV est proche des résultats déterministe. Pour le déplacement horizontal et le tassement les moyennes sont plus élevées. Cela signifie que le déplacement horizontal et le tassement ont subi une

incertitude significative au cours de la propagation des incertitudes à partir du module de compressibilité plus que le rapport de la pression interstitielle.

Ces résultats peuvent être expliqués en utilisant les indices de Sobol (Tableau 6.15), puisque la variation du COV(K) entre 10% et 30% augmente l'indice de Sobol du module de compressibilité et diminue les indices de Sobol des autres variables aléatoires

Pour les PDF des trois réponses, la Figure 6.12 montre que COV(K) a un impact important. Si on prend la probabilité de liquéfaction $r_u > 0.7$, on trouve que l'augmentation du COV(K) de 10 à 20% augmente Pf de façon significative (>140%), l'augmentation de 20 à 30% provoque une légère variation du Pf (Tableau 6.16).

Tableau 6.15. Effet du COV(K) sur les indices de Sobol des réponses du barrage

Réponse	COV(K) (%)	S (K)	S (G)	S (C)	S(fi)
<i>Déplacement horizontale</i>	10	0.2097	0.2543	0.27956	0.2563
	20	0.2398	0.3336	0.20318	0.2232
	30	0.2851	0.1664	0.3496	0.1988
<i>Tassement</i>	10	0.2067	0.283	0.3002	0.2098
	20	0.2489	0.3835	0.2010	0.1666
	30	0.2748	0.215	0.3157	0.1943
<i>ru</i>	10	0.1913	0.1587	0.1358	0.5140
	20	0.2935	0.1922	0.3385	0.1754
	30	0.3013	0.1673	0.1918	0.3399

Tableau 6.16. Effet du coefficient de variation du module de compressibilité sur la probabilité de liquéfaction

Réponse	COV(K) (%)	Pf(%)	COV (Pf)(%)
<i>ru</i>	10	6.76	1.17
	20	16.33	0.72
	30	18.15	0.67

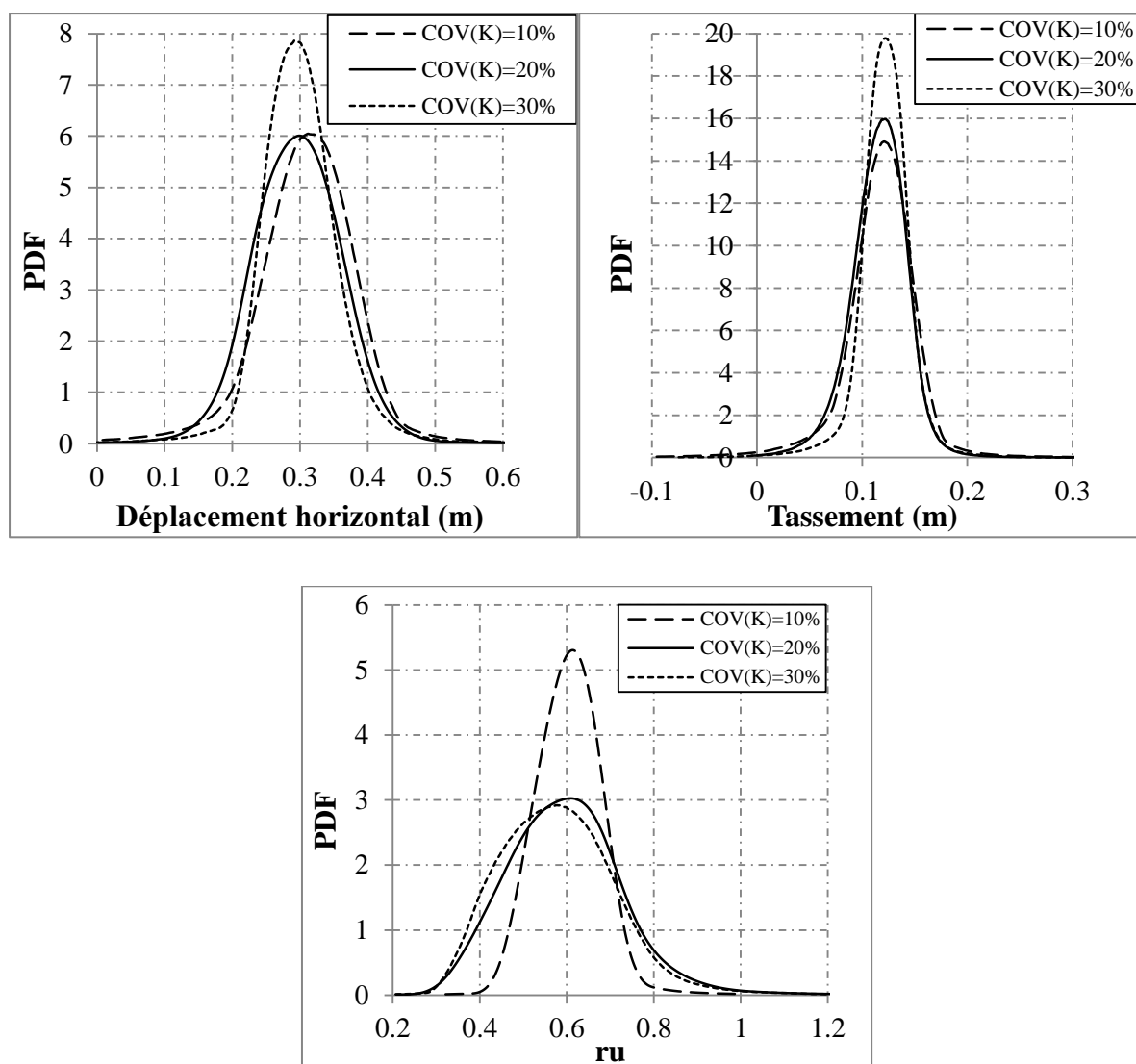


Figure 6.12. Effet du COV(K) sur les PDF des réponses du barrage

6.6.3. Analyse de sensibilité en utilisant cinq variables aléatoires

Dans cette partie une 5^{ème} variable aléatoire a été ajoutée qui est la porosité. Le Tableau 6.17 représente les indices de Sobol correspondant pour les trois réponses sismiques. Les résultats obtenus montrent que pour le tassement et le déplacement horizontal, le module de cisaillement et le facteur qui a la grande influence mais avec aussi une contribution importante du module de compressibilité et de la cohésion, tandis que la porosité est la variable qui a la plus faible importance. Si on compare l'influence de la porosité sur le tassement et le déplacement horizontal, on trouve que pour tassement elle prend une valeur de l'indice de Sobol de 0.09 ce qui nous conduit de l'introduire comme une valeur déterministe pour les prochaines recherches mais pour le déplacement horizontal elle a plus d'influence avec un indice de Sobol de 0.12 proche que celui de l'angle de frottement.

Les indices de Sobol du rapport de la pression interstitielle montrent que la porosité, le module de cisaillement, la cohésion ont une contribution importante presque égale mais avec un indice de Sobol important de la porosité. La variable aléatoire qui a le moins impact est l'angle de frottement avec un indice de Sobol de 0.07. Ces résultats vont nous permettre non seulement de réduire le temps de calcul mais aussi de réduire les investissements sur ces paramètres.

Tableau 6.17. Indices de Sobol des variables aléatoires

Réponse	S(K)	S(G)	S (C)	S(fi)	S(n)
<i>Déplacement</i>	0.2067	0.2758	0.2591	0.1332	0.1251
<i>Tassement</i>	0.2647	0.2812	0.2191	0.1371	0.0976
<i>ru</i>	0.1885	0.2049	0.2409	0.0736	0.2929

6.7. Conclusion

Ce chapitre a été consacré à l'analyse d'un barrage en terre en utilisant un modèle déterministe basé sur le logiciel en différence finie FLAC 3D. Ce barrage a subi un chargement sismique qui a induit une liquéfaction en quelque endroit de la digue. Pour voir le paramètre qui a plus d'influence sur les réponses sismiques du barrage qui sont dans notre étude : le rapport de la pression interstitielle, le déplacement horizontal et le tassement au niveau de la crête, une méthode probabiliste a été adoptée. Cette démarche consiste l'utilisation de la méthode de surface de réponse stochastique par collocation (CSRSM). Les différentes propriétés géotechniques du barrage ont été modélisées par des variables aléatoires supposées suivre une loi log-normale. Trois analyses de sensibilité ont été effectuées. Dans la première analyse trois variables aléatoires ont été choisies (la cohésion, l'angle de frottement et la perméabilité). Les principaux résultats sont les suivants :

La corrélation entre la cohésion et l'angle de frottement a une influence sur les PDF et la variabilité des réponses du barrage, tandis que l'influence sur les valeurs moyennes est négligeable.

Les trois variables aléatoires ont une contribution importante sur les trois réponses du barrage mais avec une contribution importante de la perméabilité par un indice de Sobol supérieur à 0.4.

Le coefficient de variation de la cohésion a un impact important sur les moments statistiques du rapport de la pression interstitielle, tandis que sur le tassement et le

déplacement horizontal est négligeable. Pour les PDF des trois réponses du barrage sont toutes sensibles aux variations de la cohésion et l'augmentation de $COV(C)$ provoque une diminution de la probabilité de liquéfaction.

Le coefficient de variation de l'angle de frottement a une influence considérable sur les moments statistiques et les PDF des trois réponses du barrage, justifié par une variation des indices de Sobol de l'angle de frottement. De même, la variation de la cohésion provoque une diminution importante de la probabilité de liquéfaction.

Dans la 2^{ème} analyse, le nombre de variables aléatoires choisis était quatre (module de cisaillement, module de compressibilité, angle de frottement et cohésion). Les principaux résultats sont les suivant :

La corrélation entre (G) et (K) a un grand impact sur les PDF des trois réponses du système justifiée par la contribution importante de ces deux paramètres.

Les quatre paramètres ont une influence considérable sur les trois réponses du système. Ces influences varient en fonction des coefficients de variation du module de cisaillement et du module de compressibilité.

Les coefficients de variation de (G) et (K) ont jugé avoir un effet considérables sur les moments statistiques et les PDF des trois réponses du barrage. Ces variation autour de ces valeurs de référence induit une augmentation de la probabilité de liquéfaction par plus de 100%.

Dans la troisième analyse qui comporte cinq variables aléatoires (module de cisaillement, module de compressibilité, angle de frottement, cohésion et porosité), l'étude a montré que pour le déplacement horizontal et le tassement, le paramètre qui influe plus c'est le module de cisaillement. Pour le rapport de la pression interstitielle, la porosité joue un rôle primordial avec un indice de Sobol de 0.29.

Conclusion générale

Cette étude se concentre sur l'analyse probabiliste du potentiel de liquéfaction des sols dans le cas de séisme. La variabilité des propriétés du sol peut être modélisée soit par des variables aléatoires soit par des champs aléatoires pour la prise en compte des incertitudes. Ces variables aléatoires sont caractérisées par la fonction de densité de probabilité (PDF), et le champ aléatoire est caractérisé non seulement par la PDF mais aussi par la fonction d'autocorrélation.

Les différentes sources d'incertitudes ont été présentées au premier chapitre et les différentes méthodes de la prise en compte. Pour le deuxième chapitre, les notions de base du phénomène de liquéfaction de sol ont été présentées ainsi les différents modèles de prédiction de la résistance et de la contrainte cyclique ont été discutés.

L'étude probabiliste a montré que le choix d'un facteur de sécurité pour la définition de l'état de liquéfaction et non liquéfaction n'est pas correct mais il faut toujours adopter une étude fiabiliste associée à une fonction de performance.

Une analyse de sensibilité basée sur le coefficient de variation a montré que le nombre de coups $N_{1.60}$ de l'essai SPT est le paramètre qui a la plus grande influence sur la probabilité de liquéfaction, ainsi la magnitude du séisme M_w , l'accélération maximale à la surface du sol (a_{max}) et le pourcentage des fines. Cette étude a montré que les contraintes totales et effectives peuvent être définies par des valeurs moyennes seulement sans la prise en compte de ces variations. Cela est dû à des valeurs constantes des probabilités de liquéfaction calculées à chaque profondeur du sol par augmentation des coefficients de variation autour de ces valeurs de référence. L'étude probabiliste a montré aussi que l'augmentation des COV des variables aléatoires augmente la probabilité de liquéfaction pour un facteur de sécurité déterministe supérieur à un. D'un autre côté, pour un facteur de sécurité déterministe inférieur à un, l'augmentation de la variabilité des paramètres de la fonction d'état limite diminue la probabilité de liquéfaction.

Dans le quatrième chapitre, la méthode de Cetin et al 2009 a été utilisée pour l'estimation du tassement induit par la liquéfaction de sol en utilisant l'essai SPT. La méthode de Monte Carlo a été utilisée pour calculer la PDF du tassement total. Les résultats obtenus

montrent que l'augmentation de la variabilité du nombre de coups $N_{1.60}$ augmente la variabilité du tassement.

La prise en compte des erreurs du modèle de prédiction du tassement a montré que l'approche probabiliste est fort indispensable pour l'estimation du tassement. Une étude de dépassement d'un certain seuil de tassement a montré que la probabilité de dépassement diminue jusqu'à atteindre zéro pour un seuil $S_i=60\text{cm}$ pour le cas étudié.

Dans le cinquième chapitre, une méthode fiabiliste avancée a été utilisée en modélisant le paramètre du sol qui est le module de cisaillement (G) par un champ aléatoire log-normal. Ce champ a été discrétisé en utilisant la méthode Karhunen-Loève. Le modèle déterministe de liquéfaction est le modèle de Martin et Byrne implémenté dans le logiciel en différences finies FLAC 3D et qui permet la génération de la pression interstitielle. L'application traitée est le cas d'un sol homogène subi à sa base un signal sismique pendant une durée de 10s. La méthode Subset simulation (ss) a été utilisée pour l'estimation des faibles probabilités de liquéfaction. La réponse du sol étudiée est le rapport de la pression interstitielle (ru). Une étude paramétrique a été réalisée et les principaux résultats sont les suivants :

L'augmentation du nombre de coups ($N_{1.60}$) et de l'angle de dilatance diminue le potentiel de liquéfaction des sols tandis que l'augmentation de l'amplitude de la vitesse sismique augmente le potentiel de liquéfaction.

L'emplacement des couches de sables et des couches d'argile influe directement sur le rapport de la pression interstitielle.

Les résultats probabilistes du chapitre cinq montrent que :

La probabilité de liquéfaction calculée avec Subset Simulation est très proche de celle calculée par la simulation de Monte Carlo mais avec une réduction importante dans le nombre de réalisation pour SS, autrement dit un temps de calcul très réduit.

L'augmentation du coefficient de variation du module de cisaillement (G) augmente la probabilité de rupture d'une manière très importante. D'un autre côté l'étude de l'influence de la distance d'autocorrélation sur la probabilité de liquéfaction a montré que son effet est presque négligeable.

L'étude de l'effet de l'emplacement de la couche d'argile sur les PDF du rapport de la pression interstitielle a montré qu'il est très sensible à ces conditions. D'autre part pour les moments statistiques des trois cas étudiés (argile au-dessous de la couche de sable, argile au-dessus de la couche de sable et couche de sable emprisonnée entre deux couches

d'argile), le coefficient de variation de la réponse du sol est presque identique, parce qu'ils ont subi la même variabilité

L'influence de l'angle de dilatance sur les PDF du rapport de la pression interstitielle est très importante pour les trois angles de dilatance étudiés ($\psi = 0^\circ, \psi = 5^\circ$ et $\psi = 10^\circ$), mais le coefficient de variation de (ru) est identique à cause de la même variabilité du module de cisaillement.

La dernière partie de ce travail consiste à présenter la méthode de surface de réponse stochastique par collocation (CSRSSM), qui permet de substituer un méta-modèle analytique au modèle déterministe après calage sur un nombre relativement réduit d'appels à ce modèle. La méthode de simulation MCS a été appliquée sur le méta-modèle pour déterminer les paramètres statistiques des réponses recherchées. Cette étude a été effectuée sur un modèle d'un barrage en terre en 2D subi à sa base une vitesse sismique du séisme de Boumerdès 2003 à la station de Hussin-Dey. Le logiciel utilisé pour l'étude déterministe est le programme en différence finies FLAC 3D. Les réponses du système prises en compte dans ce chapitre sont ; le rapport de la pression interstitielle, le déplacement horizontal et le tassement.

Une étude de sensibilité globale basée sur les indices de Sobol a montré que :

La corrélation entre la cohésion et l'angle de frottement a une influence sur les PDF et la variabilité des réponses du système, tandis que l'influence sur les valeurs moyennes est négligeable.

L'augmentation du $COV(C)$ augmente la variabilité des trois réponses du système correspondant à une augmentation des indices de Sobol de la cohésion et diminution des indices de Sobol des autres paramètres

L'augmentation du $COV(\varphi)$ augmente la variabilité des trois réponses du système correspondant à une augmentation des indices de Sobol de l'angle de frottement et diminution des indices de Sobol des autres paramètres. D'un autre côté, l'augmentation de $COV(\varphi)$ augmente les moyennes du tassement et du déplacement horizontal et diminue la moyenne du rapport de la pression interstitielle.

La corrélation entre le module de cisaillement et le module de compressibilité a un grand impact sur les PDF des trois réponses du système justifiée par la contribution importante de ces deux paramètres.

L'augmentation du $COV(G)$ augmente la probabilité de liquéfaction et les variations des trois réponses du système. D'un autre côté l'augmentation du $COV(G)$ augmente les

valeurs moyennes des trois réponses du barrage et augmente aussi les indices de Sobol du module de cisaillement.

L'augmentation du COV(K) augmente les trois réponses du barrage. D'un autre côté, COV(K) a une influence beaucoup plus sur (ru), cela est expliqué par l'augmentation de la probabilité de liquéfaction d'une façon importante.

Dans la dernière étude de sensibilité, cinq variables aléatoires ont été choisies : le module de compressibilité, module de cisaillement, cohésion, angle de frottement et porosité. Les indices de Sobol ont montré que pour le déplacement horizontal et le tassement, le module de cisaillement est le facteur qui a la plus grande influence. Pour le rapport de la pression interstitielle, la porosité est le facteur qui a le plus grand impact.

En perspectives, le présent travail peut être suivi par le traitement de plusieurs problématiques telles que :

Refaire le travail effectué en utilisant d'autres distributions statistiques.

Etablir une analyse fiabiliste d'un barrage en terre en 3D.

Un calcul tri-dimensionnel fiabiliste de la stabilité d'une fondation reposée sur un sol liquéfiable.

Références bibliographiques

1. Abrahamson, N., and Silva, W. (2008). "Summary of the Abrahamson & Silva NGA ground-motion relations." *Earthquake Spectra*, 24(1), 67-97.
2. Ahmadi, M.A. and Paydar, N.A. (2014). "Requirements for soil-specific correlation between shear wave velocity and liquefaction resistance of sands". *Soil Dynamics and Earthquake Engineering* 57: 152–163.
3. Ahmed, A. (2012). "Simplified and Advanced Approaches for the Probabilistic Analysis of Shallow Foundations." PhD. Thesis, University of Nantes, France.
4. Ahmed, A., and Soubra, A.-H. (2012). "Extension of subset simulation approach for uncertainty propagation and global sensitivity analysis." *Assessment and Management of Risk for Engineered Systems and Geohazards*, 6(3): 162-176.
5. AL Bawwab, W.E.KH. (2005). "Probabilistic assessment of liquefaction-induced lateral ground deformations". Middle East Technical University. Turkey.
6. Al-Bittar, T. (2012). " Probabilistic analysis of shallow foundations resting on spatially varying soils", PhD. Thesis, University of Nantes, France.
7. Al-Bittar, T., and Soubra, A.H. (2012). "Bearing capacity of strip footing on spatially random soils using sparse polynomial chaos expansion." *International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics*, DOI: 10.1002/nag.2120.
8. Ambraseys, N. N. (1988), "Engineering Seismology", *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, Vol. 17: 1-105.
9. Andrews, D. C. A. and Martin, G. R. (2000). "Criteria for Liquefaction of Silty Soils." 12th World Conference on Earthquake Engineering, Proceedings, Auckland, New Zealand.
10. Andrus, R. D., and Stokoe, K. H. (2000). "Liquefaction Resistance of Soils from Shear-Wave Velocity." *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, vol. 126, no. 11, pp.1015–1025.

11. Andrus, R., and Stokoe, K. H. (1997), "Liquefaction resistance based on shear wave velocity", Proceedings of NCEER Workshop on Evaluation of Liquefaction Resistance of Soils.
12. Arango, I. (1996), "Magnitude Scaling Factors for Soil Liquefaction Evaluations". *Journal of Geotechnical Engineering*, ASCE, Vol. 122, No. 11: 929-936.
13. Asaoka, A. and A-Grivas, D. (1982). Spatial Variability of the Undrained Strength of Clays. *J. Geotech. Engrg. Div.*, ASCE, Vol. 108, No. GT5: 743-756.
14. Assimaki, D., Pecker, A, Popescu, R, and Prevost, J. (2002). "Effects of spatial variability of soil properties on surface ground motion." *Journal of Earthquake Engineering*.
15. Au S.K. and Beck J.L., (2001). "Estimation of small failure probabilities in high dimensions by subset simulation", *Probabilistic Engineering Mechanics*, 16 (4): 263-277.
16. Ayad F., Bekkouche A. and Houmadi Y., (2012), "Effect of the Spatial Variation of the Shear Modulus on Soil Liquefaction Potential", *Electronic Journal of Geotechnical Engineering*, Vol 17/W.
17. Ayad, F., Bekkouche, A. and Houmadi, Y. (2014), "Sensitivity Analysis of Soil Liquefaction Potential", *Earth Science Research*; Vol. 3, No. 1, pp 14-24.
18. Azadi, M. and Mir Mohammed Hosseini, S.M. (2010). "The uplifting behavior of shallow tunnels within the liquefiable soils under cyclic loadings". *Tunnelling and Underground Space Technology* 25: 158–167
19. Baecher, G.B., and Christian, J.T. (2003). "Reliability and Statistics in Geotechnical Engineering". John Wiley and Sons, 605p. London and New York.
20. Bagheripour, M.H, Shooshpasha, I. and M Afzalirad, M. (2012). "A genetic algorithm approach for assessing soil liquefaction potential based on reliability method". *J. Earth Syst. Sci.* 121, No. 1: 45–62
21. Bauer, J., and Pula W. (2000). "Reliability with respect to settlement limit-states of shallow foundations on linearly-deformable subsoil." *Computers and Geotechnics*, 26, 281-308.
22. Benjamin, J.R, and Cornell C.A., (1970) "Probability, statistics and decision for civil engineers" Université de Standford, McGraw-Hill (Eds), USA.
23. Bilge, H. T., and Cetin, K. O. (2007) "Field performance case histories for the assessment of cyclically-induced reconsolidation (volumetric) settlements."

-
- METU EERC Rep. No. 2007/01, (<http://www.ce.metu.edu.tr/~onder/publications/PUB-NO59.zip>) (Jan. 4, 2007).
24. Bjerager, P., and Krenk, S. (1989). "Parametric sensitivity in first order reliability analysis". *Journal of Engineering Mechanics*, ASCE 115 : 1577-1582.
 25. Blake, T. F. (1999). "Guidelines for Analyzing and Mitigating Landslide Hazards in California". Recommended Procedures for Implementation of DMG Special Publication 117. Southern California Earthquake Center University.
 26. Bolton, M.D., (1986). "The Strength and Dilatancy of Sands Geotechnique", vol. 36(1), pp. 65–78.
 27. Booker, J. R., Rahman, M. S., and Seed, H. B. (1976). "GADFLEA—A computer program for the analysis of pore pressure generation and dissipation during cyclic or earthquake loading." Rep. No. EERC 76– 24, Univ. of California at Berkeley, Berkeley, Calif.
 28. Brzakala, W., and Pula, W. (1996). "A probabilistic analysis of foundation settlements." *Computer and Geotechnics*, 18(4),291-309.
 29. Byrne, P. (1991) "A Cyclic Shear-Volume Coupling and Pore-Pressure Model for Sand," in *Proceedings: Second International Conference on Recent Advances in Geotechnical Earthquake Engineering and Soil Dynamics* (St. Louis, Missouri, March, 1991), Paper No. 1.24, 47-55.
 30. Cetin, K. O. (2004). "Reliability-based assessment of seismic soil liquefaction initiation hazard". PhD thesis, University Of California, Berkeley.
 31. Cetin, K. O., Der Kiureghian, A., and Seed, R. B. (2002). "Probabilistic models for the initiation of seismic soil liquefaction." *Structural Safety*, 24: 67-82.
 32. Cetin, K.O. et al. (2002). "Liquefaction-induced ground deformations at Hotel Sapanca during Izmit-Turkey Earthquake." *Soil Dyn. Earthquake Eng.*, 22(9–12), 1083–1092.
 33. Cetin, K.O., and Seed, R.B. (2004). "Nonlinear shear mass participation factor (rd) for cyclic shear stress ratio evaluation." *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, Elsevier, 24: 103-113.
 34. Cetin, K.O., Bilge, H.T, Wu, J., Kammerer, A.M., and Seed, R.B. (2009). "Probabilistic model for the assessment of cyclically induced reconsolidation (volumetric) settlements. *J. Geotech. Geoenviron. Eng.*...135:387-398.
 35. Cetin, K.O., Seed, R. B., Der Kiureghian, A., Tokimatsu, K., Harder, L. F., Kayen, R. E., and Moss, R. E. S. (2004). "Standard penetration test-based

- probabilistic and deterministic assessment of seismic soil liquefaction potential". *J. Geotechnical and Geoenvironmental Eng.*, ASCE 130(12), 1314–340.
36. Chen, C.J., Juang, C.H. (2000). "Calibration of SPT- and CPT-based liquefaction evaluation methods." *Innovations and applications in geotechnical site characterization*, ASCE Geotechnical Special Publication No. 97: 49-64.
 37. Cherubini, C., Giasi, I., and Rethati, L. (1993). "The coefficient of variation of some geotechnical parameters." *Probabilistic Methods in Geotechnical Engineering*. Edited by Li, K.S., and Lo, S-C.R., A.A. Balkema, Rotterdam, 179-183.
 38. Chiasson, P., Lafleur, J., Soulie, M., and Law, K.T. (1995). "Characterizing spatial variability of a clay by geostatistics". *Canadian Geotechnical Journal*, 32(1): 1- 10.
 39. Christian, J. T., and Swiger, W.F. (1975). "Statistics of liquefaction and SPT results." *Journal of Geotechnical Engineering Div.*, ASCE, 101(GT11), 1135-1150.
 40. Comartin, C.D., Greene, M., and Tubbesing, S.K. (1995). "The Hyogoken-Nambu earthquake preliminary reconnaissance report." EERI Report No. 95-40, Earthquake engineering research institute, Palo Alto, CA.
 41. Cukier, H., R. Levine, and K. Shuler (1978). Nonlinear sensitivity analysis of multiparameter model systems. *J. Comp. Phys.* 26, 1–42.
 42. Davis, R.O. and Berrill, J.B. (1982). "Energy dissipation and seismic liquefaction in sands". *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, Vol. 10, No. 1, pp. 59-68.
 43. Davoodi, M., Jafari, M. K., and Sadrolddini, S. M. A. (2013) "Effect of multi-support excitation on seismic response of embankment dams", *International Journal of Civil Engineering, Transaction B: Geotechnical Engineering* Vol. 11, No. 1 : 19-28
 44. DeGroot, D., and Beacher, G. (1993). "Estimating autocovariance of in-situ soil properties." *Journal of Geotechnical Engineering*, ASCE, 119(1), 147-166.
 45. Dobry, R., Ladd, R., Yokel, F., and Chung, R. (1982). "Prediction of Pore Water Pressure Buildup and Liquefaction of Sands during Earthquakes by the Cyclic Strain Method". National Bureau of Standards, Publication No. NBS- 138, Gaithersburg.
 46. Duncan, J.M. (2000). "Factors of Safety and Reliability in Geotechnical Engineering." *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, ASCE, 126(4), 307-316.

47. Ejezie, S., and Harrop-Williams, K. (1984). "Probabilistic characterization of Nigerian soils." In Probabilistic Characterization of Soil Properties, Bridge Between Theory and Practice, ASCE, 140-156.
48. Eliadorani, A., and Vaid, Y.P. (2005). "Liquefaction of Dilating Sand", Earthquake Engineering and Soil Dynamics ASCE
49. Elkateb, T.M. (2003). "Quantification of soil heterogeneity". PhD thesis. Department of civil and environmental engineering, university of Alberta.
50. Espinosa, A.F. (1982). "ML and M0 Determination from strong-motion accelerograms, and expected intensity distribution." Geological Survey Professional Paper 1254 "The Imperial Valley, California, Earthquake of October 15, 1979", The United States Government Printing Office, Washington, DC.
51. Esposito, T., Assis, A., and Giovannini, M. (2002)." Influence of the Variability of Geotechnical Parameters on the Liquefaction Potential of Tailing Dams", International Journal of Surface Mining, Reclamation and Environment, 16:4, 304-313
52. Fenton, G.A. (1990)." Simulation and Analysis of Random Fields". PhD thesis , Department of Civil Engineering and Operations Research Faculty of Princeton University
53. Fenton, G.A. (1999). "Random field modeling of CPT data." Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, ASCE, 125(6), 486-498.
54. Fenton, G.A. and Griffiths D.V. (2002). "Probabilistic foundation settlement on spatially random soil."Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, ASCE, 128(5), 381-390.
55. Fernandes, A., Lopez-Caballero, F., and Costa d'Aguiar, S. (2014). "Probabilistic analysis of numerical simulated railway track global stiffness". Computers and Geotechnics 55: 267–276
56. Finn, W. D. L., Lee, K. W., and Martin, G. R. (1977). "An effective stress model for liquefaction." J. Geotech. Engrg. Div., 103(6): 517–533.
57. Fredlund, D.G., and Dahlman, A.E. (1972). "Statistical geotechnical properties of glacial lake Edmonton sediments." In Statistics and Probability in Civil Engineering, Hong Kong University Press.
58. Ghanem, R., and Spanos, P. (1991). "Stochastic finite elements – A spectral approach." Springer, New York.
59. Griffiths, D.V. and Fenton, G.A (1993). "Seepage beneath water retaining structures founded on spatially random soil." Geotechnique, 43(4): 577-587.

60. Griffiths, D.V., and Fenton, G.A. (2000). "Influence of soil strength spatial variability on the stability of an undrained clay slope by finite elements." Geotechnical Special Publications, 101, Slope Stability 2000. The GeoInstitute of the American Society of Civil Engineers.
61. Gutierrez, M., Duncan, J. M., Woods, C., and Eddy, E. (2003). "Development of a simplified reliability-based method for liquefaction evaluation". Final Technical Report, USGS Grant No. 02HQGR0058, Virginia Polytechnic Institute and State University,
62. Hamade, T. (2013). "Geotechnical Design of Tailings Dams -A Stochastic Analysis Approach", PhD thesis, Department of Mining and Materials Engineering McGill University Montreal, Canada.
63. Harr, M. E. (1987). "Reliability-based design in civil engineering". McGraw-Hill Book Company, New York, 290p.
64. Hayati, H. and Moss R. E. S. (2011). "Evaluating bias of liquefaction-induced settlement methods for performance-based design". *GeoRisk*, ASCE : 526-533.
65. Hilldale, C. (1971). "Probabilistic approach to estimating differential settlement, MS Thesis, Department of civil engineering, Massachusetts, Institute of technologie.
66. Holtz, R.D., and Kovacs, W.D. (1991). Introduction à la géotechnique (édition en français traduite par Jean Lafleur). Montréal: Éditions de l'École Polytechnique de Montréal.
67. Honjo, Y. (2008). "Monte Carlo Simulation in reliability analysis." In: Phoon, K.K., ed. Reliability-based design in Geotechnical Engineering: Computations and applications. Taylor & Francis: 169-171.
68. Houmadi, Y., (2011). "Prise en compte de la variabilité spatiale des paramètres géotechniques", Thèse de doctorat, Département de génie civil, Université ABB Tlemcen.
69. Houmadi, Y., Ahmed, A., and Soubra, A.-H. (2012). "Probabilistic analysis of a one dimensional soil consolidation problem." *Georisk: Assessment and Management of Risk for Engineered Systems and Geohazards*, 6 (1): 36-49.
70. Huang, S., Liang, B., and Phoon, K.K. (2009). "Geotechnical probabilistic analysis by collocation-based stochastic response surface method: An EXCEL add-in implementation." *Assessment and Management of Risk for Engineered Systems and Geohazards*, 3(2): 75-86.

71. Huang, S., Mahadervan, S., and Rebba, R. (2007). "Collocation-based stochastic finite element analysis for random field problems." *Probabilistic Engineering mechanics*, 22: 194-205
72. Huber, M. (2013). "Soil variability and its consequences in geotechnical engineering". PhD. Thesis, University of Stuttgart, Germany.
73. Hwang, J.H., Yang, C.W. and Juang, D.S. (2004). "A practical reliability-based method for assessing soil liquefaction potential". *Soil Dynamics and Earthquake Engineering* 24: 761–770.
74. Hynes, M.E., and Olsen, R. (1998). "Influence of confining stress on liquefaction resistance". *Proceedings in International Symposium on the Physics and Mechanics of Liquefaction*, Balkema, Rotterdam: 145–52.
75. Iai, S., Tsuchida, H., and Koizumi, K. (1989). "A liquefaction criterion based on field performances around seismograph stations." *Soils and Foundations*, 29(2), 52-68.
76. Idriss, I. M., and Boulanger, R. W. (2004). Semi-empirical procedures for evaluating liquefaction potential during earthquakes, in *Proceedings, 11th International Conference on Soil Dynamics and Earthquake Engineering, and 3rd International Conference on Earthquake Geotechnical Engineering*, D. Doolin et al., eds., Stallion Press, Vol. 1, pp. 32–56.
77. Idriss, I.M. (1991), "Earthquake Ground Motions at Soft Soil Sites", *Proceedings of the 2nd International Conference on Recent Advances in Geotechnical Earthquake Engineering and Soil Dynamics*, St. Louis, MO, Vol. 3.
78. Idriss, I.M. (1999). "An update to the Seed-Idriss simplified procedure for evaluating liquefaction potential". *Proceedings in, TRB Workshop on New Approaches to Liquefaction*, Publication No. FHWARD- 99-165, Federal Highway Administration, January.
79. Idriss, I.M., and Boulanger, R.W. (2006). "Semi-empirical procedures for evaluating liquefaction potential during earthquakes". *J. Soil Dynamics and Earthquake Eng.* 26, 115–30.
80. Idriss, I.M., and Boulanger, R.W. (2008). "Soil liquefaction during earthquakes". *Monograph MNO-12*, Earthquake Engineering Research Institute, Oakland, CA, 261 pp.
81. Idriss, I.M., and Boulanger, R.W. (2010). "SPT-based liquefaction triggering procedures". Report No. UCD/CGM-10-02. Center for Geotechnical Modeling Department of Civil and Environmental Engineering University of California Davis, California.

82. Ishihara, K., and Yoshimine, M. (1992). "Evaluation of settlements in sand deposits following liquefaction during earthquakes." *Soils Found.*, 32(1): 173–188.
83. Isukapalli, S.S. (1999). "Uncertainty analysis of transport-transformation models." Ph.D thesis, the state university of New Jersey.
84. Isukapalli, S.S., Roy, A., and Georgopoulos, P.G. (1998). "Stochastic response surface methods (SRSMs) for uncertainty propagation: Application to environmental and biological systems." *Risk Analysis*, 18(3): 357-363.
85. Itasca Consulting Group (2006), *FLAC User's Manual – version 3.1.*, Inc., Minneapolis, Minnesota.
86. Jafariana, Y., Vakili,R., and Abdollahi, A.S. (2013). "Prediction of cyclic resistance ratio for silty sands and its applications in the simplified liquefaction analysis". *Computers and Geotechnics* 52: 54–62.
87. Jaksa M.B., (1995) "The influence of spatial variability on the geotechnical design properties of a stiff, overconsolidated clay" Ph.D thesis, University of Adelaide, Australia.
88. James, M. (2009). "The use of waste rock inclusions to control the effects of liquefaction in tailings impoundments". Thèse de Ph.D, Génie Minéral, École Polytechnique de Montréal, Québec, Canada.
89. Jha, S.K., and Suzuki, K. (2009). "Liquefaction potential index considering parameter uncertainties". *Engineering Geology* 107: 55–60.
90. Johari, A. et Khodaparast, A.R. (2013). "Modelling of probability liquefaction based on standard penetration tests using the jointly distributed random variables method". *Engineering Geology* 158 : 1–14
91. Jones, L. Kramer, S., and Arduine, P. (2002). "Estimation of uncertainty in geotechnical properties for performance-based earthquake engineering".
92. Juang, C.H., Ching, J., Luo, Z., and Ku, C.K. (2012). "New models for probability of liquefaction using standard penetration tests based on an updated database of case histories", *Engineering Geology* 133–134 85–93.
93. Juang, C.H., Ching, J., Wang, L., Khoshnevisan, S. and Ku, C.S. (2013). "Simplified procedure for estimation of liquefaction-induced settlement and site-specific probabilistic settlement exceedance curve using CPT". *Canadian Geotechnical Journal*, 50(10): 1055-1066.

94. Juang, C.H., Fang, S. Y., and Li, D.L. (2008). "Reliability analysis of liquefaction potential of soils using standard penetration test", edited by Phoon KK In Reliability-Based Design in Geotechnical Engineering.
95. Juang, C.H., Jiang, T. and Andrus, R.D. (2002). "Assessing probability-based methods for liquefaction evaluation". Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, ASCE, 128(7), 580–9.
96. Juang, C.H., Rosowsky, D.V., and Tang, W.H. (1999). "A reliability-based method for assessing liquefaction potential of sandy soils." Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, ASCE, Vol. 125, No. 8, 684-689.
97. Kramer, S.L. (1996). "Geotechnical Earthquake Engineering". Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall Inc.
98. Kuhlmeier, R. L. and Lysmer, J. (1973). "Finite Element Method Accuracy for Wave Propagation Problems". J. Soil Mech. Foundations Div., ASCE, 99(SM5), 421–427.
99. Kulhawy, F.H. (1992). On evaluation of static soil properties. In stability and performance of slopes and embankments II (GSP31). Edited by Seed, R.B. and Boulanger, R.W., American Society of Civil Engineers, New York, pp. 95-115.
100. Lacasse, S., and Nadim, F. (1996). "Uncertainties in characterizing soil properties." Uncertainty in the Geologic Environment, ASCE, Madison, 49-75.
101. Law, K.T., Cao, Y.L., and He, G.N. (1990). "An energy approach for assessing seismic liquefaction potential." Canadian Geotechnical Journal, Vol 27N.3. pp. 320-329.
102. Lee, I.K., White, W., and Ingles, O.G. (1983). "Geotechnical Engineering". Pitman, London, England.
103. Lee, K.L., and Albaisa, A. (1974). "Earthquake induced settlements in saturated sands." J. Geotech. Engrg. Div., 100(GT4): 387–406.
104. Lenz, J.A., and Baise, L.G. (2007). "Spatial variability of liquefaction potential in regional mapping using CPT and SPT data". Soil Dynamics and Earthquake Engineering 27: 690–702.
105. Liao, S. S. C., Veneziano, D., and Whitman, R. V. (1988). "Regression models for evaluating liquefaction probability." J. Geotech. Eng. Div., ASCE, 114(4), 389–411.

106. Liao, S.S.C., and Whitman, R.V. (1986). "Overburden Correction Factor for SPT in Sand", *Journal of Geotechnical Engineering, ASCE*, Vol. 112, No. 3: 373-377.
107. Liyanathirana, D. S., and Poulos, H. G. (2002). "A numerical model for dynamic soil liquefaction analysis." *Soil Dyn. Earthquake Eng.*, 22(9–12): 1007–1015.
108. Look, B.G. (2007). "Handbook of Geotechnical Investigation and Design Tables", Taylor & Francis Group, London, UK
109. Lopez-Caballero, F., and Modaressi-Farahmand-Razavi, A. (1999). "Influence de la variabilité des données géotechniques sur la réponse sismique des sols – Cas de la liquéfaction". 7ème Colloque National AFPS 2 – Ecole Centrale Paris.
110. Lopez-Caballero, F., and Modaressi-Farahmand-Razavi, A. (2010). "Assessment of variability and uncertainties effects on the seismic response of a liquefiable soil profile". *Soil Dynamics and Earthquake Engineering* 30: 600–613
111. Lumb, P. (1966). "The variability of natural soils". *Canadian Geotechnical Journal*, 3:74-97.
112. Lumb, P. (1972). "Precision and accuracy of soil tests." In *Statistics and Probability in Civil Engineering*, Hong Kong University Press.
113. Mao, N., Al-Bittar, T., and Soubra, A.-H. (2012). "Probabilistic and design of strip foundations resting on rocks obeying Hoek-Brown failure criterion." *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 49: 45–58.
114. Martin, G. R., Finn, W. D. L., and Seed, H. B. (1975) "Fundamentals of Liquefaction under Cyclic Loading," *J. Geotech., Div. ASCE*, 101(GT5), 423-438.
115. Meyerhof, G.G. (1951). "The ultimate bearing capacity of foundations." *Géotechnique, ICE*, 2, 301–332.
116. Mogami, H., & Kubo, T. (1953), "The Behavior of Soil During Vibration", *Proceedings of the 3rd International Conference on Soil Mechanics and Foundation Engineering*, Vol. 1, pp. 152-153.
117. Mollon, G., Dias, D., and Soubra, A.-H. (2011). "Probabilistic analysis of pressurized tunnels against face stability using collocation-based stochastic response surface method." *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, ASCE*, 137(4): 385-397.
118. Mollon, G., Dias, D., and Soubra, A.-H. (2013). "Probabilistic analyses of tunneling-induced ground movements", *Acta Geotechnica* 8:181–199

119. Moradi, G., Khatibi, B.R., and Sutubadi, M. H. (2011).” Determination of Liquefaction Potential of Soil Using (N1)60 by Numerical Modeling Method”. *Electronic Journal of Geotechnical Engineering*, Vol. 16.
120. Morse, R.K. (1972). “The importance of proper soil units for statistical analysis.” In *Statistics and Probability in Civil Engineering*, Hong Kong University Press.
121. Moss, R. E. S., Seed, R. B., Kayen, R. E., Stewart, J. P., Der Kiureghian, A., and Cetin, K. O. (2006). “CPT-based probabilistic and deterministic assessment of in situ seismic soil liquefaction potential”. *J. Geotechnical and Geoenvironmental Eng.*, ASCE 132(8), 1032–051.
122. Moss, R.E.S. (2003). “CPT-Based probabilistic assessment of seismic soil liquefaction initiation”. PhD dissertation, University of California, Berkeley, May 2003.
123. Na, U.J., Chaudhuri, S.R., and Shinozuka, M. (2008).” Probabilistic assessment for seismic performance of port structures”. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering* 28 : 147–158
124. Na, U.J., Chaudhuri, S.R., and Shinozuka, M. (2009). “Effects of spatial variation of soil properties on seismic performance”. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering* 29: 537–545 of port structures
125. Nadim, F. (2007) “Tools and Strategies for Dealing with Uncertainty in Geotechnics”, edited by: D. V. Griffiths, Gordon A. Fenton In *Probabilistic Methods in Geotechnical Engineering*, vol. 491, pp 71-95.
126. Naesgaard, E., and Byrne, P. M. (2007).” Flow liquefaction simulation using a combined effective stress – total stress model”.
127. Nobahar, A, Popescu, R, and Konuk, L. (2000). "Estimating progressive mobilization of soil strength." *Proceedings of 53rd Canadian Geotechnical Conference*, pp. 1311-1317.
128. Nobahar, A. (2003). *Effect of soil spatial variability on soil-structure interaction*. PhD thesis, University of Newfoundland, Canada.
129. Nour, A., Slimani, A., and Laouami N. (2002). "Foundation settlement statistics via finite element analysis." *Computers & Geotechnics*, 29, 641–672.
130. Padilla, J. D., and Vanmarcke, E. H. (1974). “Settlement of structures on shallow foundations: A Probabilistic analysis”. *Research Report R74-9*, M.I.T.
131. Peck, Ralph B., *Foundation Engineering*, Second Edition, John Wiley & Sons, 1973.

132. Pépin, N. (2010). "Etude du comportement cyclique de résidus miniers avec inclusions drainantes par des essais sur table sismique". Mémoire, Génie Minéral, École Polytechnique de Montréal, Québec, Canada.
133. Phoon, K. K. (2008). "Reliability-Based Design in Geotechnical Engineering". Ed Taylor & Francis, 530p.
134. Phoon, K.K., and Kulhawy, F.H. (1996)." On quantifying inherent soil variability". Geotechnical Earthquake Engineering and Soil Dynamics, Geotechnical Special Publication No. 75, ASCE, pp. 326-340.
135. Phoon, K.K. and Kulhawy, F.H. (1999). "Characterization of geotechnical variability". Canadian Geotechnical Journal, 36; pp 612–24.
136. Phoon, K.K., and Kulhawy, F.H. (1999). "Evaluation of geotechnical property variability." Canadian Geotechnical Journal, 36(5), 625-639.
137. Phoon, K.K. and Kulhawy, F.H. (2005). "Characterization of model uncertainties for laterally loaded rigid drilled shafts". Géotechnique, 55(1), 45-54.
138. Phoon, K.K., Quek, S.T., Chow, Y.K., and Lee, S.L. (1990). "Reliability analysis of pile settlement." Journal of Geotechnical Engineering, 116(11), 1717-1735.
139. Popescu, R, Prevost, J.H., and Deodatis, G. (1997). "Effects of spatial variability on soil liquefaction: some design recommendations." Geotechnique, 47(5), 1019-1036.
140. Popescu, R. (1995). Stochastic variability of soil properties: data analysis, digital simulation, effects on system behaviour. PhD thesis, Princeton University, Princeton, NJ.
141. Popescu, R., Prevost, J.H., and Deodatis, G. (1998). "Spatial variability of soil properties: two cases studies." Geotechnical Earthquake Engineering and Soil Dynamics, ASCE, Geotechnical Special Publication, 75, 568-579.
142. Prevost, J.H., Popescu R., and Deodatis, G. (1997). "Spatial variability of soil properties- Analyses and effects of soil liquefaction". Proc. Int. Conf. Int. Assoc. for Computer Meth. And advances in Geomech, (invited lecture), Wuhan, China, pp. 225-233.
143. Przewlocki, J. (2005). "A stochastic approach to the problem of bearing capacity by the method of characteristics." Computers & Geotechnics, 32, 370-376.
144. Rohmer, J. and Foerster, E. (2011)." Global sensitivity analysis of large-scale numerical landslide models based on Gaussian-Process meta-modeling", Computers & Geosciences 37: 917–927

145. Salloum, T. (2008). "Probabilistic assessments of soil liquefaction hazard", Ph.D. thesis, Carleton University Ottawa, Ontario, Canada.
146. Saltelli, A., and Sobol, I. (1995). "About the use of rank transformation in sensitivity of model output". *Rel. Eng. Sys. Safety* 50, 225–239.
147. Saltelli, A., Chan, K., and Scott, E. M. (2000). "Sensitivity Analysis." John Wiley and Sons.
148. Schultze, E. (1972). "Frequency Distributions and Correlations of Soil Properties". In *Statistics and Probability in Civil Engineering*. Hong Kong University Press (Hong Kong International Conference), ed. P. Lumb, distributed by Oxford University Press, London.
149. Seed, H.B., and Idriss, I. M. (1967). "Analysis of liquefaction: Niigata earthquake." *Proc., ASCE*, 93(SM3), 83-108
150. Seed H. B., and Idriss I. M. (1971). "Simplified procedure for evaluating soil liquefaction potential." *J. Soil Mech. and Found. Div.*, 97(9), 1249–1273.
151. Seed, H. B., and Idriss, I. M. (1982), "Ground motions and soil liquefaction during earthquakes", *Earthquake Engineering Research Institute Monograph Series*.
152. Seed, H. B., Martin, G. R., and Lysmer, J. (1976). "Pore-water pressure changes during soil liquefaction." *J. Geotech. Engrg. Div.*, 102(GT4), 323–346.
153. Seed, H. B., Tokimatsu, K., Harder, L. F. Jr., and Chung, R. (1985). Influence of SPT procedures in soil liquefaction resistance evaluations, *J. Geotechnical Eng.*, ASCE 111(12), 1425–445.
154. Shamoto, Y., Zhang, J. M., and Tokimatsu, K. (1998). "Methods for evaluating residual post-liquefaction ground settlement and horizontal displacement." *Soils Found.* 2(2): 69–83.
155. Shibata, T. (1981). "Relations between N-value and liquefaction potential of sand deposits." *Proc. 16th Annual Convention of Japanese Society of Soil Mechanics and Foundation Engineering*, pp. 621-4 (in Japanese)
156. Shinozuka, M., and Deodatis, G. (1988). "Stochastic process models for earthquake ground motion." *Probabilistic Engineering Mechanics*, 3: 114-123.
157. Simoneau, K. (2012). "Analyse non-linéaire du comportement dynamique des sols granulaires lâches". *Mémoire post doc. Université Laval Québec*
158. Smith, L. (1981). "Spatial Variability of Flow Parameters in a Stratified Sand". *Mathematical Geology*, Vol. 13, No. 1, pp. 1-21.

159. Sobol', I. (1993). "Sensitivity estimates for nonlinear mathematical models". *Math. Modeling & Comp. Exp.* 1, 407–414.
160. Song, S., Lu, Z. and Qiao, H. (2009). "Subset simulation for structural reliability sensitivity analysis". *Reliability Engineering and System Safety* 94, pp. 658–665.
161. Soulie, M., Montes, P., and Silvestri, V. (1990). "Modelling spatial variability of soil parameters." *Canadian Geotechnical Journal*, 27: 617-630.
162. Spanos, P.D., and Ghanem, R. (1989). Stochastic finite element expansion for random media." *Journal of Engineering Mechanics*, 115(5), 1035-1053.
163. Spry, M. J., Kulhawy, F. H. and Grigoriu, M. D. (1988). "A Probability-Based Geotechnical Site Characterization Strategy for Transmission Line Structures". Report EL-5507, Vol. 1, Electric Power Research Institute, Palo Alto.
164. Sudret, B. (2008). "Global sensitivity analysis using polynomial chaos expansion." *Reliability Engineering and System Safety*, 93: 964-979.
165. Sudret, B., Berveiller, M., and Lemaire, M. (2006). "A stochastic finite element procedure for moment and reliability analysis." *Eur. J. Comput. Mech.*, 15 (7-8): 825–866.
166. Sun, J., Golesorkhi, R., and Seed, H. B. (1988), "Dynamic Moduli and Damping Ratios for Cohesive Soils", Geotechnical Engineering Report No. UCB/EERC-88/15, University of California at Berkeley, August 1988.
167. Tokimatsu, K., and Seed, H. B. (1984). "Simplified procedures of the evaluation of settlements in clean sands." Rep. No. UCB/GT-84/16, Univ. of California, Berkeley, Calif.
168. Tokimatsu, K., and Yoshimi, Y. (1983). "Empirical correlation of soil liquefaction based on SPT N-value and fines content." *Soils Found.*, 23(4), 56–74.
169. Toprak, S., Holzer, T. L., Bennett, M. J., Tinsley, J. C. (1999). "CPT- and SPT-based probabilistic assessment of liquefaction potential." *Proceedings of Seventh US Japan Workshop on Earthquake Resistant Design of Lifeline Facilities and Counter-measures Against Liquefaction*, T. D. O'Rourke, J. P. Bardet, and M. Hamada, eds., Report MCEER-99-0019, MCEER, NY.
170. Tsukamoto, Y., Ishihara, K., and Sawada, S. (2004). "Settlement of silty sand deposits following liquefaction during earthquakes." *Soils Found.* 44(5): 135–148.

171. Uyanık, O., Ekinçi, B. and Uyanık, N.A. (2013). "Liquefaction analysis from seismic velocities and determination of lagoon limits Kumluca/Antalya example". *Journal of Applied Geophysics* 95: 90–103
172. Vaid, Y. P., Byrne, P. M., Hughes, J.M.O. (1981). "Dilation angle and liquefaction potential", *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, p. 1003-08; Volume: 107 ;Issue Number: GT7
173. Vaid, Y. P., Fisher, J.M., Kuerbis, R.H. and Negussey, D. (1990). "Particle Gradation and Liquefaction". *Journal of Geotechnical Engineering*, 116(4), pp. 698-703.
174. Vaid, Y.P., Chen, J. C. et Tumi, H. (1985). "Confining Pressure, Grain Angularity and Liquefaction". *Journal of Geotechnical Engineering*, 111(10), pp. 1229-1235.
175. Vanmarcke, E., et Grigoriu, M. (1983). "Stochastic finite element analysis of simple beams." *Journal of Engineering Mechanics*, 109(5), 1203-1214.
176. Vanmarcke, E.H. (1977). "Probabilistic modeling of soil profiles." *Journal of Geotechnical Engineering Division, ASCE*, 109(5), 1203-1214.
177. Vanmarcke, E.H. (1983). "Random fields: analysis and synthesis." MIT Press, Cambridge, 382 pages.
178. Wei, P., Zhenzhou, L., and Hao, W. (2012). "Efficient sampling methods for global reliability sensitivity analysis", *Computer Physics Communications*, <http://dx.doi.org/10.1016/j.cpc.2012.03.014>.
179. Wu, J., and Seed, R. B. (2004). "Estimating of liquefaction-induced ground settlement (case studies)." *Proc., 5th Int. Conf. on Case Histories in Geotechnical Engineering*, Paper 3.09, New York.
180. Wu, Z.Y. Li, Y.L. Chen, J.K. Zhang, H., Pei, L. (2013). "A reliability based approach to evaluating the stability of high rock-fill dams using a nonlinear shear strength criterion", *Computers and Geotechnics* 51 : 42–49.
181. Xia, H., and Hu, T. (1991). "Effects of Saturation and back Pressure on Sand Liquefaction". *Journal of Geotechnical Engineering*, 117, pp. 1347-1362.
182. Xiu, D., and Karniadakis, G.E. (2002)." The Wiener-Askey polynomial chaos for stochastic differential equations". *J Sci Comput* 24(2):619–644.
183. Yazdi, J.S., Kalantarya, F. and Yazdi, H.S. (2012). "Prediction of liquefaction potential based on CPT up-sampling". *Computers & Geosciences* 44: 10–23.

184. Yi, F.F. (2010). "Procedure to evaluate liquefaction-induced settlement based on shear wave velocity". Preceding in 9th US National and 10th Canadian Conference on Earthquake Engineering: Reaching Beyond Borders.
185. Youd, T. L., Idriss, I. M., Andrus, R. D., Arango, I., Castro, G., Christian, J. T., Dobry, R., Finn, W. D. L., Harder, L. F., Hynes, M. E., Ishihara, K., Koester, J. P., Liao, S. S. C., Marcuson, W. F., Martin, G. R., Mitchell, J. K., Moriwaki, Y., Power, M. S., Robertson, P. K., Seed, R. B., and Stokoe, K. H. (2001). "Liquefaction resistance of soils: summary report from the 1996 NCEER and 1998 NCEER/NSF workshops on evaluation of liquefaction resistance of soils". *J. Geotechnical and Geoenvironmental Eng.*, ASCE 127(10), 817–33.
186. Youd, T. L., Noble, S. K. (1997), "Liquefaction criteria based on statistical and probabilistic analyses", *Proceedings of the NCEER Workshop on Evaluation of Liquefaction Resistance of Soils*, December 31, 1997, pp. 201-205.
187. Youssef Abdel Massih, D. (2007). "Analyse du comportement des fondations superficielles filantes par des approches fiabilistes." Ph.D thesis, university of Nantes, France.
188. Zhang, G., Robertson, P. K., and Brachman, R.W.I. (2002). "Estimating liquefaction-induced ground settlements from CPT for level ground." *Can. Geotech. J.*, 39(5): 1168–1180.
189. Zhang, J. and Ellingwood, B. (1994). "Orthogonal series expansion of random fields in reliability analysis." *Journal of Engineering Mechanics*, ASCE, 120(12): 2660-2677.
190. Zhang, J., Zhang, W.H., L.M., and Huang, H.W. (2012) "Characterising geotechnical model uncertainty by hybrid Markov Chain Monte Carlo simulation". *Computers and Geotechnics* 43: 26–36.

Résumé : Le présent travail présente une analyse déterministe et probabiliste du potentiel de liquéfaction des sols. Pour des raisons d'incertitude des paramètres sismiques et des paramètres de sol, la méthode probabiliste a été largement utilisée pour l'estimation de la probabilité de la liquéfaction. Dans un premier temps les paramètres incertains ont été modélisés par des variables aléatoires normales et log-normales. Une étude paramétrique des coefficients de variation des variables aléatoires a montré que le nombre de coups $N_{1.60}$ de l'essai SPT est le paramètre qui a le plus d'influence sur la probabilité de liquéfaction.

Dans l'analyse probabiliste avancée, les paramètres incertains du sol sont modélisés par des champs aléatoires pour prendre en compte la variabilité spatiale des propriétés du sol. Le paramètre incertain choisi est le module de cisaillement. Dans ce cas, la méthode de simulation de Monte Carlo (MCS) et la méthode par Subset ont été utilisées et les moments statistiques de la réponse du sol ont été étudiés. Le modèle déterministe choisi est le modèle de Finn implémenté dans le logiciel de différences finies Flac 3D. Les résultats déterministes montrent l'influence de l'angle de frottement et de l'angle de dilatance sur le rapport de la pression interstitielle. Une étude paramétrique a montré que la distance d'autocorrélation a une faible influence sur la probabilité de liquéfaction. Tandis que le coefficient de variation du module de cisaillement a un impact considérable.

Pour minimiser le nombre des paramètres incertains, la méthode de surface de réponse stochastique par collocation (CSRSSM) a été utilisée. Cette dernière permet de calculer rigoureusement l'impact de chaque variable aléatoire sur la variabilité de la réponse du système en utilisant la méthode de sensibilité globale basée sur les indices de Sobol. Cette méthode permet aussi de minimiser le nombre d'appel du modèle déterministe numérique en le remplaçant par un méta-modèle et ce qui réduit le temps de calcul.

Mots de passe : Liquéfaction, probabilité, SPT, Monte Carlo, Subset simulation, CSRSSM, variable aléatoire, champ aléatoire, barrage.

Abstract: This work presents a deterministic and probabilistic analysis of the liquefaction potential. For the reason of parameter's uncertainties, the probabilistic method has been widely used to estimate the probability of liquefaction. Earlier, uncertain parameters have been modeled by normal random variables and log-normal. A parametric study of the coefficient of variation of the random variables shows that the number of strikes in SPT experiment is the parameter which is most influential on the probability of liquefaction.

In advanced probabilistic analysis, uncertain soil parameters are modeled by random fields to take in account the special variability of soil properties. The taken uncertain parameter is the shear module. In this case the Monte Carlo method (MCS) and Subset method have been used. The deterministic model we have chosen is Finn model which is implemented in the finite differences software Flac 3D. Deterministic results show the impact of the friction angle and the dilation angle on the interstitial pressure ratio. A parametric study has shown that the autocorrelation distance has less impact on the probability of liquefaction while the shear module has significant impact.

To minimize the number of uncertain parameters, the Collocation Stochastic response surface method has been used. It allows to calculate accurately the impact of every random variable on the variability of the response of the system, using the global sensitivity based on Sobol indices. This method allows to minimize the number of call of the numeric deterministic model by replacing it with a meta-model, where computation time is reduced.

Key words: Liquefaction, probability, SPT, Monte Carlo, Subset simulation, CSRSSM, random variable, random field, dam.

ملخص: يتضمن هذا العمل تحليلاً قطعياً واحتمالياً لكمون التميع. ولأسباب تتعلق بالارتياح في الوسائط، فإن الطريقة الاحتمالية أكثر استخداماً في تقدير احتمال التميع. لقد تم في وقت سابق نمذجة الوسائط غير الدقيقة بمتغيرات عشوائية، ولوغزمية طبيعية. تبين الدراسة الوسيطة لمعامل التغير للمتغير العشوائي أن عدد الطرقات في التجربة SPT هو الأكثر تأثيراً في احتمالية التميع.

في التحليل الاحتمالي المتقدم، تتم نمذجة الوسائط غير الدقيقة للتربة بنموذج الحقل العشوائي وذلك للأخذ بعين الاعتبار التغيرات في خصائص التربة. إن الوسيط غير الدقيق الذي تم اختياره هو معامل القص، وقد تم في هذه الحالة استخدام طريقة مونت كارلو والطريقة الفرعية. أما بالنسبة للنموذج القطعي، فقد تم استخدام طريقة الفروق النهائية المستعمل في برنامج Flac 3D. تبين نتائج الطريقة القطعية أثر كل من زاوية الاحتكاك، وزاوية الاتساع على نسبة الضغط الفراغي، كما بينت دراسة وسيطة أن تأثير مسافة الارتباط الذاتي ضعيف، بينما أثر معامل القص معتبر.

من أجل خفض عدد الوسائط غير الدقيقة، فإنه قد تم استخدام طريقة "مساحة الاستجابة العشوائية بالحلول"، حيث تسمح هذه الأخيرة بحساب دقيق لأثر كل متغير عشوائي على تقلبات استجابة النظام باستخدام معامل صوبل. إن هذه الطريقة تسمح بخفض عدد الاستدعاءات للنموذج القطعي الرقمي، وذلك من خلال استبدال النموذج التعريفي، حيث يتم تقليص مدة الحساب.

الكلمات المفتاحية: التميع، الاحتمال، SPT، مونت كارلو، المحاكات الفرعية، المتغير العشوائي، الحقل العشوائي، السد