



HAL
open science

Analyse Inverse en Géotechnique: développement d'une méthode à base d'algorithmes génétiques.

Séverine Levasseur

► **To cite this version:**

Séverine Levasseur. Analyse Inverse en Géotechnique: développement d'une méthode à base d'algorithmes génétiques.. Sciences de l'ingénieur [physics]. Université Joseph-Fourier - Grenoble I, 2007. Français. NNT: . tel-00185671

HAL Id: tel-00185671

<https://theses.hal.science/tel-00185671>

Submitted on 6 Nov 2007

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

UNIVERSITÉ JOSEPH FOURIER - GRENOBLE I

N° attribué par la bibliothèque :

--	--	--	--	--	--	--	--	--	--

THÈSE

pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITE JOSEPH FOURIER

Spécialité : « Mécanique : Conception, Géomécanique, Matériaux »

préparée au laboratoire SOLS, SOLIDES, STRUCTURES - RISQUES
dans le cadre de *l'École Doctorale « Mécanique et Energétique »*

présentée et soutenue publiquement par

Séverine LEVASSEUR

le 5 octobre 2007

Analyse inverse en géotechnique : développement d'une méthode à base d'algorithmes génétiques

Directeur de thèse : Marc BOULON
Co-directeur de thèse : Yann MALÉCOT

JURY

M. F.	DARVE	Professeur à l'INP Grenoble	Président
M. A.	GENS	Professeur à l'UP Catalunya, Barcelona	Rapporteur
M. P.-Y.	HICHER	Professeur à l'École Centrale de Nantes	Rapporteur
M. M.	BOULON	Professeur émérite à l'UJF, Grenoble	Directeur de thèse
M. Y.	MALÉCOT	Maître de Conférence à l'UJF, Grenoble	Co-directeur de thèse
M. E.	FLAVIGNY	Maître de Conférence à l'UJF, Grenoble	Examineur
M. F.	SCHLOSSER	Professeur émérite à l'ENPC, Marne-la-Vallée	Invité
M. Y.M.A.	HASHASH	Prof. associé à Univ. of Illinois, Urbana-Champaign	Invité
M. P.	BONNIER	Ingénieur développement Plaxis B.V., Delft	Invité

Remerciements

Ce rapport de thèse clôture pour moi une longue période passée à Grenoble et au laboratoire 3S. Dès 2001, j'ai été accueillie au laboratoire par Marc Boulon, Julien Hans et Olivier Buzzi pour un stage de quelques mois. Ce sont eux qui m'ont initié à la géomécanique et m'ont fait découvrir le milieu de la recherche. C'est donc tout naturellement que je suis venue voir Marc Boulon quand l'envie m'a prise en 2003 de faire un Master puis une Thèse dans ce domaine.

Avant d'entrer dans le vif du sujet, je souhaite tout particulièrement remercier Marc Boulon pour m'avoir initié à la géotechnique et pour m'avoir donné l'occasion de faire cette thèse, la dernière thèse de sa carrière. Et puis, bien évidemment je remercie très chaleureusement Yann Malécot pour l'avoir co-encadré. J'ai beaucoup apprécié ses méthodes de travail, la liberté qu'il m'a laissée dans l'organisation de ces recherches et ses encouragements nombreux et réguliers, qui m'ont toujours remonté le moral dans les moments difficiles. Enfin, je n'oublie pas Etienne Flavigny. Ses remarques, toujours pertinentes, ont été très bénéfiques à l'avancement de cette thèse.

Mes plus sincères remerciements vont également aux membres du jury, qui ont accepté de relire et commenter cette thèse : Antonio Gens, Pierre-Yves Hicher, Félix Darve, ainsi que les différents invités : François Schlosser, Paul Bonnier et Youssef Hashash. Leurs remarques ont été à l'origine de discussions riches et passionnantes.

Je souhaite également profiter de cette occasion pour remercier les membres de l'AUGC qui ont salué ce travail en me décernant le prix " René Houpert " 2007, des jeunes chercheurs en Génie Civil.

Et puis, j'adresse un grand merci à Cino Viggiani, Richard Finno et Cecilia Rechea Bernal pour m'avoir donné l'occasion de passer quelques mois à l'université de Northwestern en 2005. J'ai beaucoup apprécié ce séjour, qui fut très intéressant et très instructif, aussi bien du point de vue scientifique que personnel. Cette collaboration fut à l'origine de nombreuses discussions, qui ont donné un élan particulier à cette thèse. Sans cette expérience, mon travail ne serait pas ce qu'il est aujourd'hui.

Enfin j'ai une pensée pour tout ceux qui m'ont entouré au quotidien ces dernières années, mes parents, mon frère et ma famille, mais aussi mes amis, ainsi que tous les membres du laboratoire avec qui j'ai passé d'agréables moments.

Plus particulièrement, je pense à Luisa et à Marcos, des passionnés de chaussettes et de fromages, à Wenjie, qui adore raconter des histoires drôles qui ne font rire que lui, à Luc, pour qui ma culture normande reste obscure, et aux nombreux autres thésards, anciens ou nouveaux, tels que Emmanuel, Florent, Stéphane et Jean-François, toujours prêts pour les pires âneries, et aussi Jessica, Gabriella, Hà, Elma, Cécile, Cédric, King, Julien, Thomas, Nicolas, Steve, Thanh, Luc, Lionel et Bastien, qui ont toujours su pimenter la vie du laboratoire.

Enfin, pour finir, j'aimerais adresser une pensée spéciale à Jane et à Mark qui m'ont accompagné tout au long de cette thèse et qui aujourd'hui me manquent beaucoup. Je n'oublierai pas leurs innombrables facéties, leur joie de vivre et tous ces moments que nous avons passé ensemble.

La plupart des essais géotechniques *in situ* ne permettent pas d'identifier directement les paramètres constitutifs des couches de sol. L'utilisation de calculs par éléments finis pour dimensionner les ouvrages est ainsi limitée par une mauvaise connaissance des propriétés mécaniques des sols. C'est dans ce contexte que se pose la problématique d'analyse inverse en géotechnique : *quelles informations concernant les paramètres constitutifs du sol est-il possible d'obtenir à partir de mesures in situ ?*

Ce travail concerne l'identification des paramètres de modèles constitutifs de sols par analyse inverse. Afin d'avoir une méthode d'identification adaptable à tout type de mesures (essais *in situ* ou ouvrages instrumentés), une méthode directe de résolution du problème inverse est développée. Des valeurs *a priori* sont données aux paramètres inconnus pour simuler le problème direct associé, à l'aide du code de calcul par éléments finis jusqu'à ce que l'écart entre les résultats du calcul numérique et les mesures *in situ* soit minimal.

Les principales approches utilisées dans la littérature pour résoudre des problèmes d'optimisation sont basées sur des méthodes de gradient. Ces méthodes supposent l'unicité de la solution du problème inverse. Or, les erreurs de modélisation et les incertitudes de mesures sont importantes en géotechnique. Il n'existe donc pas de solution exacte pour le problème inverse mais plutôt une infinité de solutions approchées. L'objectif de ce travail est de développer une méthode d'analyse inverse permettant d'identifier l'ensemble de ces solutions. Pour cela, nous avons choisi de baser la procédure d'analyse inverse sur un processus d'optimisation par algorithme génétique. Cette méthode, robuste et efficace, est connue pour sa capacité à résoudre des problèmes complexes. Nous montrons dans cette étude que l'analyse des solutions estimées par l'algorithme informe également sur la sensibilité des paramètres d'un modèle et sur l'existence possible de relations mathématiques entre ces paramètres. Suite à cela, nous proposons de décrire mathématiquement l'ensemble des solutions identifiées par l'algorithme génétique grâce à une étude statistique de type analyse en composantes principales. Cette étude montre que même si toutes les solutions d'un problème ne sont pas identifiées directement par l'algorithme génétique, leur exploitation par une analyse en composantes principales permet d'estimer l'ensemble des solutions du problème inverse. Cette méthode est développée à partir de quelques résultats obtenus sur des exemples synthétiques d'ouvrages de soutènement et d'essais pressiométriques. Puis, différentes applications réelles sur ces types d'essais et d'ouvrages géotechniques illustrent la pertinence de la méthode.

Mots Clés

Identification de paramètres, Analyse inverse, Optimisation, Algorithme génétique, Analyse en composantes principales, Méthode des éléments finis, Essais et ouvrages géotechniques.

Most standard geotechnical *in situ* tests do not allow the direct identification of the constitutive parameters of the soil layers. The use of the finite element method for the designing geotechnical structures is consequently strongly limited by the rough knowledge of the mechanical properties of soil. This fact leads to set the problematics of inverse analysis in geotechnical engineering: *What information concerning the constitutive parameters of the soil is it possible to get from in situ measurement?*

This study is dedicated to the identification of parameters of soil constitutive models by inverse analysis. In order to have a suitable identification method able to adapt itself to different kinds of geotechnical structures, we have chosen to use a direct approach to solve the inverse problem. Trial values of the unknown parameters are used as input values in the finite element code to simulate the associated direct problem until the discrepancy between measurements and numerical results is minimized.

Main methods used in literature to solve optimization problems are based on gradient methods. These methods assume the uniqueness of the solution for inverse problems. However, geotechnical studies are often perturbed by modeling errors or *in situ* measurement. Then, it can not exist one exact solution for an inverse problem but rather than an infinity of approximated solutions. The goal of this study is to develop a method of inverse analysis, which permits to identify all these approached solutions. To identify the soil parameters from geotechnical measurements, the inverse analysis is based on a genetic algorithm optimization process. This method is well known to be robust and efficient to solve complex problems. For geotechnical studies, we show that the study of the genetic algorithm optimization process provides more informations than gradient methods on parameter sensitivity and on the existence of mathematical relations between parameters. Furthermore, to describe the set of solutions identified from a genetic algorithm optimization, a statistical analysis based on Principle Component Analysis is introduced. This analysis provides a set of solutions of the inverse problem. A principle component analysis on these solutions permits to define an envelop in which all the parameter values satisfy the inverse problem. These developments are first based on some synthetic excavation problems and pressuremeter tests. Then, some experimental applications are studied to show the reliability of the method.

Key words

Parameter identification, Inverse analysis, Optimization, Genetic algorithms, Principal component analysis, Finite element method, Geotechnical tests and structures.

Remerciements	i
Résumé	iii
Abstract	v
Table des matières	vii
Liste des notations	xii
Table des figures	xv
Liste des tableaux	xxv
Chapitre 1 Introduction	1
Chapitre 2 Étude bibliographique	5
2.1 Introduction	5
2.2 L'analyse inverse	5
2.3 Analyse inverse par méthode numérique directe : algorithmes d'optimisation	9
2.3.1 Introduction aux méthodes d'optimisation	9
2.3.2 Estimation de l'erreur sur la solution	11
2.3.3 Les méthodes énumératives	13
2.3.4 Les méthodes déterministes	14
2.3.4.1 Les méthodes de gradient et la géotechnique	16
2.3.4.2 Commentaires sur les méthodes de gradient	19
2.3.5 Les méthodes stochastiques	21
2.3.5.1 Les méthodes Monte Carlo	22
2.3.5.2 Le recuit simulé	23
2.3.5.3 Les algorithmes génétiques	24
2.3.5.4 Les algorithmes de voisinage	25
2.3.5.5 Les réseaux de neurones	26

2.3.5.6	Commentaires sur les méthodes stochastiques	28
2.3.6	Les algorithmes génétiques	29
2.3.7	Les méthodes hybrides	33
2.4	Conclusions sur les méthodes d'optimisation	34
Chapitre 3	Méthode d'identification	37
3.1	Introduction	37
3.2	Optimisation par Algorithme Génétique	39
3.2.1	Principe d'optimisation	40
3.2.2	Commentaires sur l'optimisation par algorithmes génétiques	47
3.3	Post-Traitement par Analyse en Composantes Principales	48
3.3.1	Traitement statistique des données	48
3.3.2	Principe d'une analyse en composantes principales	49
3.3.3	Lien entre Algorithme Génétique et Analyse en Composantes Principales	52
3.4	Conclusions	54
Chapitre 4	Développement et validation de la méthode inverse	57
4.1	Introduction	57
4.2	Problèmes géotechniques et modélisations	58
4.2.1	Les ouvrages de soutènement	58
4.2.2	Les essais pressiométriques	60
4.2.3	Modélisation Éléments finis	63
4.2.4	Lois de comportement élastoplastiques	64
4.2.4.1	Modèle de Mohr-Coulomb	64
4.2.4.2	Modèle HSM ou <i>Hardening Soil Model</i>	68
4.3	Application de la méthode d'identification à un ouvrage de soutènement synthétique	70
4.3.1	Le problème géotechnique	70
4.3.2	Le modèle inverse associé	73
4.3.3	L'optimisation : identification de deux paramètres G_{ref} et ϕ	74
4.3.3.1	Identification de la meilleure solution	74
4.3.3.2	Identification de l'ensemble des solutions approchées	78
4.3.3.3	Influence sur l'identification de la taille de la population	84
4.3.3.4	Influence sur l'identification de la précision des mesures et de la tolérance acceptée sur F_{err}	87
4.3.3.5	Influence sur l'identification de la taille de l'espace de recherche	90
4.3.4	Commentaires sur la méthode d'optimisation pour résoudre un problème géotechnique	93

4.4	Généralisation de la méthode pour les ouvrages de soutènement	94
4.4.1	Identification de trois paramètres : G_{ref} , ϕ et ψ	94
4.4.2	Identification de trois paramètres : G_{ref} , ϕ et K_0	102
4.4.3	Commentaires	106
4.5	Généralisation de la méthode aux essais pressiométriques	108
4.5.1	Le problème géotechnique et le problème inverse associé	108
4.5.2	Identification de deux paramètres : G_{ref} et ϕ	110
4.5.3	Identification de trois paramètres : G_{ref} , ϕ et ψ	119
4.5.4	Identification de trois paramètres : G_{ref} , ϕ et K_0	125
4.5.5	Commentaires	127
4.6	Comparaison de la méthode d'identification à des méthodes de gradient	128
4.6.1	Comparaison avec la méthode de gradient à pas optimal	128
4.6.1.1	Algorithme de minimisation	128
4.6.1.2	Optimisations	129
4.6.2	Comparaison avec UCODE	131
4.6.2.1	Algorithme de minimisation	131
4.6.2.2	Optimisations	131
4.7	Conclusions	138
Chapitre 5 Études de cas		141
5.1	Introduction	141
5.2	Mise en application de la méthode d'identification	141
5.3	Pressiomètre de laboratoire en chambre de calibration	143
5.3.1	Présentation de l'expérimentation	143
5.3.2	Modélisation de l'expérimentation	144
5.3.3	Analyses inverses de la courbe pressiométrique	146
5.3.3.1	Identification des deux paramètres de Mohr-Coulomb : G_{ref} et ϕ	146
5.3.3.2	Identification des trois paramètres de Mohr-Coulomb : G_{ref} , ϕ et ψ	150
5.3.3.3	Identification des trois paramètres de Mohr-Coulomb : G_{ref} , ϕ et K_0	154
5.3.4	Commentaires	156
5.4	Rideau de palplanches expérimental à Hochstetten	157
5.4.1	Présentation de l'expérimentation	157
5.4.2	Modélisation de l'expérimentation	159
5.4.3	Analyses inverses du rideau de palplanches de Hochstetten	163
5.4.3.1	Identification des deux paramètres de Mohr-Coulomb : G et ϕ	163
5.4.3.2	Identification des trois paramètres de Mohr-Coulomb : G , ϕ et ψ	165
5.4.3.3	Identification des trois paramètres de Mohr-Coulomb : G , ϕ et K_0	169
5.4.4	Commentaires	171

5.5	Excavation en milieu urbain à Chicago : <i>Lurie Research Center</i>	172
5.5.1	Présentation de l'ouvrage	172
5.5.2	Modélisation de l'ouvrage	174
5.5.3	Analyses inverses de l'excavation en milieu urbain : <i>Lurie Research Center</i>	178
5.5.3.1	Identification des modules E_{50} des couches d'argiles moyennement raide et raide	178
5.5.3.2	Identification des modules E_{50} des couches d'argiles moyennement raide et raide et de l'angle de frottement de l'argile moyennement raide	183
5.5.3.3	Identification des modules E_{50} et des angles de frottement ϕ des couches d'argiles moyennement raide et raide	187
5.5.4	Commentaires	188
5.6	Analyse inverse et Méthode observationnelle	190
5.6.1	Le problème géotechnique et le modèle inverse associé	190
5.6.2	Méthode observationnelle : Identification des paramètres $(G_{ref})_{argile}$, ϕ_{argile} , $(G_{ref})_{sable}$ et ϕ_{sable} au cours des étapes de construction de l'excavation	192
5.6.3	Commentaires	194
5.7	Conclusions	195
	Chapitre 6 Conclusions et perspectives	197
	Bibliographie	200

Abréviations

ACP	Analyse en composantes principales
AG	Algorithme génétique
FEM ou MEF	<i>Finite Element Method</i> ou méthode des éléments finis
HSM	<i>Hardening Soil Model</i>

Notations pour l'optimisation par algorithme génétique et analyse en composantes principales (AG/ACP)

F_{err}	Fonction erreur
$N_{paramètre}$	Nombre de paramètres à optimiser
$N_{individus}$	Nombre de combinaisons de paramètres par itération Taille d'une population d'algorithme génétique
N_{bit}	Nombre de bits codant une combinaison de paramètres
$N_{bit/paramètre}$	Nombre de bits codant un paramètre
$N_{coupure}$	Nombre de points de coupure lors de l'opération de croisement
P_c	Taux de croisement
$N_{mutation}$	Nombre de mutation par itération
P_m	Taux de mutation
N_{calc}	Nombre de calculs éléments finis
$N_{ellipse_i}$	Nombre d'individus appartenant à la $i^{ème}$ ellipse solution
$N_{ellipse\ exacte}$	Nombre d'individus appartenant à la ellipse solution exacte
N_{inter}	Nombre d'individus appartenant à l'intersection d'ellipses solutions
η	Taux d'identification

Table des figures

2.1	Schéma de principe d'une analyse directe.	7
2.2	Schéma de principe d'une analyse inverse par méthode analytique inverse (a) et par méthode numérique directe (b).	7
2.3	Estimation de l'erreur sur la solution entre des valeurs mesurées U_{e_i} et des valeurs calculées U_{n_i}	11
2.4	Exemple d'exploration exhaustive de l'espace de recherche [91]. Représentation de la fonction erreur F_{err} sur l'espace de recherche (G_{ref}, ϕ)	13
2.5	Illustration des méthodes de gradient selon Nougier [111].	14
2.6	Algorithme d'optimisation du logiciel UCODE [40].	18
2.7	Principe d'optimisation couplé à SiDoLo [165].	19
2.8	Illustration du principe d'optimisation par Recuit Simulé: exemple d'une bille qui oscille sur une pente.	24
2.9	Illustration du principe d'optimisation par Algorithme de voisinage [138]: cellules de Voronoi initiales (a), nouvelles cellules générées par l'algorithme à différentes étapes du processus d'optimisation (b,c), topologie de la fonction erreur correspondante (d)	25
2.10	Application d'un réseau de neurones pour l'optimisation de problèmes d'excavations profondes selon Hashash [64]	27
2.11	Schéma d'un réseau de neurones [64]	27
2.12	Schéma d'un algorithme génétique selon Orain et al. [113]	30
2.13	Représentation schématique des différentes techniques d'optimisation en fonction du degré d'exploration de l'espace de recherche et du degré d'exploitation de l'information connue pour un problème selon Sambridge et Mosegaard [140].	35
3.1	Principe de l'identification par une méthode numérique directe.	38
3.2	Principe d'optimisation par Algorithme génétique	39
3.3	Illustration schématique du codage binaire des paramètres à identifier par Algorithme Génétique: un individu.	40
3.4	Schématisation des niveaux d'organisation d'un algorithme génétique.	40
3.5	Illustration de la sélection roue de loterie biaisée. Les descendants d'une population sont sélectionnés par tirages aléatoires sur une roue de loterie définie telle que les sections sont proportionnées en fonction des valeurs de F_{err} de chaque individu de la population.	43
3.6	Schéma de principe d'une analyse factorielle. Définition des directions principales d'un hypervolume.	49

3.7	Schéma de principe d'une analyse en composantes principales. Définition des composantes principales d'un nuage de points et estimation d'une ellipse englobant ce nuage.	50
3.8	Analyse en composantes principales : courbe de décroissance des valeurs propres comme critère de sélection des axes du nuage significatifs d'après Crucianu et al. [28].	52
3.9	Principe d'optimisation par algorithme génétique et analyse en composantes principales	53
3.10	Exemple de nuage de points estimé par algorithme génétique (*) et ellipse solution associée à ce nuage (ligne continue); comparaison avec l'ellipse solution attendue (ligne discontinue).	54
4.1	Ouvrages de soutènement : a) mouvements du sol causés par une excavation; b) allure de la déformée d'un rideau non ancré encastré.	59
4.2	Schéma de principe du pressiomètre de Ménard [19].	61
4.3	Exemples types de courbe pressiométrique (a) et de courbe de fluage (b).	62
4.4	Surface de rupture du modèle de Mohr-Coulomb dans l'espace des contraintes principales pour un sol sans cohésion.	66
4.5	Modélisation d'un essai de compression triaxiale avec le modèle de Mohr-Coulomb (a) et représentation des contraintes dans la plan de Mohr (b).	66
4.6	Surface de limite élastique du modèle HSM dans le plan (p,q) (a) et dans l'espace des contraintes principales (b).	69
4.7	Représentation de la relation hyperbolique gérant l'écrouissage du modèle HSM.	69
4.8	Définition du paramètre E_{oed}^{ref} à partir des résultats d'un essai œdométrique.	69
4.9	Ouvrage de soutènement synthétique : Modèle éléments finis 2D en déformation plane et maillage associé.	71
4.10	Ouvrage de soutènement synthétique. Valeurs de référence du déplacement horizontal du rideau de palplanches en fonction de la profondeur z (hauteur d'excavation : 6m).	75
4.11	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Topologie de la fonction erreur sur l'espace de recherche pour différentes valeurs des paramètres de F_{err} : ε et α (une vue 3D et trois projections 2D pour lesquelles les lignes continues représentent des "lignes de niveau" de F_{err}).	75
4.12	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Évolution de la moyenne de la fonction erreur moyenne sur la population parent en fonction des générations de AG (échelle semi-logarithmique).	76
4.13	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Processus d'optimisation par algorithme génétique : représentation dans l'espace de recherche des individus composant la population initiale (Δ).	76
4.14	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Processus d'optimisation par algorithme génétique : évolution dans l'espace de recherche des individus parents (Δ) à chaque génération de AG.	77
4.15	Ouvrage de soutènement synthétique. Déplacement horizontal du rideau de palplanches en fonction de la profondeur z. La ligne continue représente les données expérimentales; les lignes discontinues représentent les incertitudes supposées sur les données expérimentales.	79

4.16	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Ensemble des combinaisons de paramètres qui vérifient $F_{err} \leq 3\%$ sur l'espace de recherche et ellipse solution associée identifiée par l'ACP (à gauche : sur l'espace de recherche complet; à droite : zoom).	79
4.17	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Évolution de la moyenne de la fonction erreur sur la population parent en fonction des générations de AG lorsque F_{err} est bornée à 3% (échelle semi-logarithmique).	81
4.18	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Processus d'optimisation par AG lorsque F_{err} est bornée à 3% : évolution sur l'espace de recherche des individus parents (Δ) à chaque génération.	81
4.19	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Représentation sur l'espace de recherche du nuage de points solutions (Δ), de l'ellipse solution associée (ligne continue) identifiées par AG avec une population de petite taille, et de ellipse solution exacte (ligne discontinue); \diamond : solution optimale.	82
4.20	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Représentation sur l'espace de recherche de trois ellipses solutions (lignes continues) identifiées par AG avec une population de petite taille, et de ellipse solution exacte (ligne discontinue); \diamond : solution optimale.	82
4.21	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Ellipses solutions identifiées sur l'espace de recherche des paramètres suite à une exploration exhaustive de l'espace (ellipse sans symbole) et suite à trois optimisations par algorithme génétique (ellipses avec symboles) pour différentes tailles de populations.	85
4.22	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . A gauche : Évolution du taux d'identification η des ellipses estimées par ACP en fonction de la taille de la population $N_{individu}$; A droite : nombre moyen de calculs éléments finis N_{calc} en fonction de $N_{individu}$	87
4.23	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Ensemble des individus vérifiant $F_{err} \leq 2\%$, $F_{err} \leq 3\%$ et $F_{err} \leq 4\%$ sur l'espace de recherche et ellipses solutions associées.	89
4.24	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Influence de la taille de la population de AG pour différents critères sur la fonction erreur : \diamond : $F_{err} \leq 2\%$; Δ : $F_{err} \leq 3\%$; \square : $F_{err} \leq 4\%$. A gauche : Évolution du taux d'identification η des ellipses estimées par ACP en fonction de la taille de la population $N_{individu}$; A droite : nombre moyen de calculs éléments finis N_{calc} en fonction de $N_{individu}$	89
4.25	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Influence de la taille de la chaîne de bits N_{bit} sur l'optimisation. A gauche : Évolution du taux d'identification η des ellipses estimées par ACP en fonction de N_{bit} ; A droite : nombre moyen de calculs éléments finis N_{calc} en fonction de N_{bit} (\diamond : influence du maillage; \square : influence de l'espace de recherche).	92
4.26	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres G_{ref} , ϕ et ψ . A gauche : Évolution du taux d'identification η des ellipsoïdes estimés par ACP en fonction de la taille de la population $N_{individu}$; A droite : nombre moyen de calculs éléments finis N_{calc} en fonction de $N_{individu}$	96

4.27	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres G_{ref} , ϕ et ψ . Évolution de la moyenne de la fonction erreur sur la population parent à chaque génération de AG (échelle semi-logarithmique).	97
4.28	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres G_{ref} , ϕ et ψ . Processus d'optimisation par algorithme génétique : évolution des individus parents (*) sur l'espace de recherche à chaque génération; nuage de points solutions (en bas à droite).	98
4.29	Ouvrage de soutènement synthétique. Déplacement horizontal du rideau de palplanches en fonction de la profondeur z in situ (\diamond), pour l'optimum mathématique : $G_{ref}=22250\text{kPa}$, $\phi=35.0^\circ$, $\psi=6.0^\circ$ (-), pour l'optimum statistique : $G_{ref}=23100\text{kPa}$, $\phi=35.0^\circ$, $\psi=4.1^\circ$ (-).	99
4.30	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres G_{ref} , ϕ et ψ . Évolution des coefficients de variation des paramètres G_{ref} (Δ), ϕ (\square) et ψ (\diamond) associés aux individus parents à chaque génération de AG.	100
4.31	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres G_{ref} , ϕ et ψ . Nuage de points solutions identifié après trois optimisations (à gauche); ellipsoïde solution estimé comme l'intersection entre trois optimisations (à droite).	101
4.32	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres G_{ref} , ϕ et K_0 . A gauche : Évolution du taux d'identification η des ellipsoïdes estimés par ACP en fonction de la taille de la population $N_{individus}$; A droite : nombre moyen de calculs éléments finis N_{calc} en fonction de $N_{individus}$	103
4.33	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres G_{ref} , ϕ et K_0 . Évolution de la moyenne de la fonction erreur sur la population parent à chaque génération (échelle semi-logarithmique).	104
4.34	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres G_{ref} , ϕ et K_0 . Processus d'optimisation par algorithme génétique : évolution des individus parents (*) sur l'espace de recherche à chaque génération; nuage de points solutions (en bas à droite).	105
4.35	Ouvrage de soutènement synthétique. Déplacement horizontal du rideau de palplanches en fonction de la profondeur z in situ (\diamond), pour $G_{ref}=24500\text{kPa}$ $\phi=34.5^\circ$ et $K_0=0.529$ (-), pour $G_{ref}=21100\text{kPa}$ $\phi=37.5^\circ$ et $K_0=0.322$ (-), pour $G_{ref}=29000\text{kPa}$ $\phi=34.5^\circ$ et $K_0=0.609$ (-).	106
4.36	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres G_{ref} , ϕ et K_0 . Nuage de points solutions identifié après trois optimisations par AG (à gauche); ellipsoïde solution estimé par ACP sur ce nuage (à droite).	107
4.37	Pressiomètre synthétique : Modèle éléments finis 2D axisymétrique et maillage associé.	109
4.38	Courbe pressiométrique synthétique $P(\Delta V/V)$. \diamond : données synthétiques de référence "mesures"; lignes discontinues : bornes de la mesure de la pression P prenant en compte les incertitudes.	110
4.39	Pressiomètre synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Topologie de la fonction erreur $F_{err}(\varepsilon, \alpha)$ sur l'espace de recherche (G_{ref}, ϕ). Vue 3D lorsque $\varepsilon = 12\text{kPa}$ et $\alpha = 5\%$ et vues 2D pour différentes valeurs de ε et α	112
4.40	Pressiomètre synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Ensemble des combinaisons de paramètres vérifiant $F_{err} \leq 5\%$ sur l'espace de recherche et ellipse solution associée estimée par ACP (à gauche : sur l'espace de recherche complet; à droite : zoom).	113

4.41	Pressiomètre synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . A gauche : évolution du taux d'identification η en fonction de la taille de la population $N_{individus}$. A droite : nombre moyen de calculs éléments finis N_{calc} en fonction de $N_{individus}$	114
4.42	Pressiomètre synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Évolution de la fonction erreur moyenne sur la population parent à chaque génération de AG (échelle semi-logarithmique).	115
4.43	Pressiomètre synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Processus d'optimisation par algorithme génétique : évolution sur l'espace de recherche des individus parents (Δ) à chaque génération.	116
4.44	Courbe pressiométrique synthétique $P(\Delta V/V)$. \diamond : données synthétiques de référence "mesures"; courbe pressiométrique pour $G_{ref}=24500\text{kPa}$ et $\phi=34.5^\circ$ (-); courbe pressiométrique pour $G_{ref}=27170\text{kPa}$ et $\phi=33.7^\circ$ (-).	117
4.45	Bilan sur l'identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Évolution du taux d'identification η en fonction de $N_{individus}$: \diamond identifications à partir de la courbe pressiométrique, Δ identification à partir de la déformée du rideau de palplanches.	118
4.46	Pressiomètre synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} , ϕ et ψ . A gauche : évolution du taux d'identification η en fonction de la taille de la population $N_{individus}$. A droite : nombre moyen de calculs éléments finis N_{calc} en fonction de $N_{individus}$	120
4.47	Pressiomètre synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} , ϕ et ψ . Évolution du taux d'identification η en fonction de la taille de la population $N_{individus}$: \square identification à partir de la déformée du rideau de palplanches, \diamond identification à partir de la courbe pressiométrique.	120
4.48	Pressiomètre synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} , ϕ et ψ . Évolution de la moyenne de la fonction erreur sur la population parent à chaque génération de AG (échelle semi-logarithmique)	122
4.49	Pressiomètre synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} , ϕ et ψ . Processus d'optimisation par algorithme génétique : évolution sur l'espace de recherche des individus parents (*) à chaque génération.	123
4.50	Pressiomètre synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} , ϕ et ψ . Nuage de points solutions dans l'espace de recherche : vue 3D et vues 2D correspondants aux images projetées du nuage sur les différentes facettes de l'espace de recherche (G_{ref}, ϕ), (G_{ref}, ψ) et (ϕ, ψ).	124
4.51	Pressiomètre synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} , ϕ et K_0 . Valeurs propres et vecteurs propres des matrices de corrélations déduites de trois optimisations avec $N_{individus}=540$ individus.	126
4.52	Pressiomètre synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} , ϕ et K_0 . Nuage de points solutions et ellipsoïde solution déduits de trois optimisations avec $N_{individus}=540$ individus.	126
4.53	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ par une méthode de gradient à pas optimal. Chemin suivi par la méthode d'optimisation jusqu'à convergence (\square notés 1 à 6) dans l'espace de recherche.	130
4.54	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ par une méthode de gradient à pas optimal. Déplacement horizontal du rideau de palplanches en fonction de la profondeur z. \bullet : mesures expérimentales à optimiser; Δ : modélisation a priori des mesures; \square : modélisation des mesures après optimisation.	130

4.55	Ouvrage de soutènement synthétique typique de Chicago : Modèle éléments finis 2D en déformation plane et maillage associé.	132
4.56	Ouvrage de soutènement synthétique typique de Chicago : déplacement horizontal U_x deux mètres derrière le rideau de palplanches en fonction de la profondeur z (en mètres).	132
4.57	Ouvrage de soutènement synthétique typique de Chicago : ligne de niveau de la fonction erreur $S(p)$ dans l'espace de recherche E_{50}^{ref} et E_{ur}^{ref} et chemin suivi au cours des itérations de deux optimisations par la méthode de Gradient dont les points initiaux sont : $E_{50}^{ref}=5000$ kPa, $E_{ur}^{ref}=5000$ kPa (+); $E_{50}^{ref}=80000$ kPa, $E_{ur}^{ref}=240000$ kPa (Δ).	135
4.58	Ouvrage de soutènement synthétique typique de Chicago : ligne de niveau de la fonction erreur F_{err} dans l'espace de recherche E_{50}^{ref} et E_{ur}^{ref} et évolution des individus parents à chaque générations de AG.	136
4.59	Ouvrage de soutènement synthétique typique de Chicago : évolution des fonctions erreurs F_{err} pour deux optimisations par algorithme génétique (+;*) et quatre optimisations par méthode de gradient (\square ; \diamond ; Δ ; ∇).	138
5.1	Plan de l'expérimentation du pressiomètre de laboratoire en chambre de calibration. S1 et S2 symbolisent l'emplacement des sondes pressiométriques, les cotes sont données en centimètres.	143
5.2	Pressiomètre de laboratoire en chambre de calibration : Modèle éléments finis 2D axisymétrique et maillage associé.	145
5.3	Courbe pressiométrique expérimentale mesurée avec le pressiomètre de laboratoire en chambre de calibration : pression P dans les sondes en fonction de la variation relative de volume $\Delta V/V$ (\diamond) et tolérance acceptée sur le modèle numérique pour reproduire les données expérimentales (lignes discontinues).	145
5.4	Pressiomètre de laboratoire en chambre de calibration : Exploration de la fonction erreur F_{err} sur l'espace de recherche (G_{ref}, ϕ).	147
5.5	Pressiomètre de laboratoire en chambre de calibration : Nuage de points solutions identifié par l'algorithme génétique et ellipse solution associée déduite d'une analyse en composantes principales sur l'espace de recherche (G_{ref}, ϕ).	148
5.6	Pressiomètre de laboratoire en chambre de calibration : (a) Comparaison de trois optimisations AG sur l'espace de recherche (G_{ref}, ϕ); nuages de points solutions (*) et ellipses associées. (b) Courbes pressiométriques correspondants à trois combinaisons de paramètres des nuages de points solutions : $G_{ref}=13000$ kPa $\phi=32.5^\circ$ (Δ); $G_{ref}=22000$ kPa $\phi=28^\circ$ (\diamond); $G_{ref}=7000$ kPa $\phi=44^\circ$ (\square); données expérimentales (-).	149
5.7	Pressiomètre de laboratoire en chambre de calibration : (a) Nuages de points solutions identifiés par trois AG sur l'espace de recherche (G_{ref}, ϕ) (*); paramètres optimum identifiés par AG (Δ) ou tirés de la littérature (Colliat (\diamond); Saïghi (\square)). (b) Courbes pressiométriques déduites du modèle EF pour les valeurs des paramètres présentées en (a) : Colliat (\diamond); Saïghi (\square); optimum identifié par AG (Δ); données expérimentales (-).	151
5.8	Pressiomètre de laboratoire en chambre de calibration : Nuage de points solutions estimé par l'algorithme génétique sur l'espace de recherche (G_{ref}, ϕ, ψ) et ellipsoïde solution associé.	153
5.9	Pressiomètre de laboratoire en chambre de calibration : Ellipsoïde solution et valeurs des paramètres estimés par AG, $G_{ref}=13000$ kPa $\phi=25^\circ$ $\psi=14^\circ$ (Δ), et dans la littérature : Colliat, $G_{ref}=6875$ kPa $\phi=45.2^\circ$ $\psi=15^\circ$ (\diamond); Saïghi, $G_{ref}=8595$ kPa $\phi=42^\circ$ $\psi=11^\circ$ (\square).	153

5.10	Pressiomètre de laboratoire en chambre de calibration : Nuage de points solutions estimé par AG sur l'espace de recherche (G_{ref}, ϕ, K_0) et ellipsoïde solution associé.	155
5.11	Pressiomètre de laboratoire en chambre de calibration : Ellipsoïde solution et valeurs des paramètres estimés par la méthode d'identification, $G_{ref}=9000\text{kPa}$ $\phi=38.5^\circ$ $K_0=0.61$ (Δ), et dans la littérature : Colliat, $G_{ref}=6875\text{kPa}$ $\phi=45.2^\circ$ $K_0=0.25$ (\diamond); Saïghi, $G_{ref}=8595\text{kPa}$ $\phi=42^\circ$ $K_0=0.25$ (\square).	155
5.12	Schéma de l'expérimentation du rideau de palplanches de Hochstetten	158
5.13	Rideau de palplanches de Hochstetten : Modèle éléments finis 2D en déformation plane et maillage associé - zoom sur la partie centrale du modèle.	160
5.14	Rideau de palplanches de Hochstetten : évolution du module de cisaillement G avec la profondeur z et droite de régression linéaire associée utilisée dans Plaxis. 162	
5.15	Rideau de palplanches de Hochstetten : déplacement horizontal du rideau de palplanches expérimental $U_x(z)$ (\diamond) et incertitude expérimentale sur ce déplacement (lignes discontinues).	162
5.16	Rideau de palplanches de Hochstetten : exploration de la fonction erreur F_{err} sur l'espace de recherche (G, ϕ).	163
5.17	Rideau de palplanches de Hochstetten : nuage de points solutions et ellipse associée sur l'espace de recherche (G, ϕ); valeurs des paramètres estimées par AG, $G=9000\text{kPa}$ $\phi=45^\circ$ (Δ), et tirées de la littérature : $G=18000\text{kPa}$ $\phi=41.6^\circ$ (\diamond).	166
5.18	Rideau de palplanches de Hochstetten : déplacement horizontal du rideau de palplanches expérimental $U_x(z)$ mesuré in situ (\diamond) et simulé numériquement : après optimisation par AG, $G=9000\text{kPa}$ $\phi=45^\circ$ (- -), et d'après la littérature, $G=18000\text{kPa}$ $\phi=41.6^\circ$ (-).	166
5.19	Rideau de palplanches de Hochstetten : ellipses obtenues par ACP sur l'espace de recherche des paramètres (G, ϕ) après trois optimisations par AG et valeurs particulière de trois combinaisons de paramètres tirées du nuage de points solutions : $G=9000\text{kPa}$ $\phi=45^\circ$, $G=11500\text{kPa}$ $\phi=43^\circ$, $G=13500\text{kPa}$ $\phi=44^\circ$ (+).	167
5.20	Rideau de palplanches de Hochstetten : déplacement horizontal du rideau de palplanches expérimental $U_x(z)$ mesuré in situ (\diamond) et simulé numériquement à partir de trois combinaisons de paramètres tirées du nuage de points solutions : $G=9000\text{kPa}$ $\phi=45^\circ$, $G=11500\text{kPa}$ $\phi=43^\circ$, $G=13500\text{kPa}$ $\phi=44^\circ$	167
5.21	Rideau de palplanches de Hochstetten : nuage de points solutions (*) et ellipsoïde associé estimé sur l'espace de recherche (G, ϕ, ψ); optimum identifié par AG, $G=9000\text{kPa}$ $\phi=45^\circ$ $\psi=8.5^\circ$ (Δ); valeurs des paramètres selon Arafati, $G=18000\text{kPa}$ $\phi=41.6^\circ$ $\psi=11.6^\circ$ (\diamond).	168
5.22	Rideau de palplanches de Hochstetten : nuage de points solutions (*) sur l'espace de recherche (G, ϕ, K_0) identifié par AG.	170
5.23	Rideau de palplanches de Hochstetten : nuage de points solutions (*) et ellipsoïde associé sur l'espace de recherche (G, ϕ, K_0); valeurs particulières des paramètres estimées par AG, $G=9500\text{kPa}$ $\phi=45^\circ$ $K_0=0.338$ (Δ), et par Arafati, $G=18000\text{kPa}$ $\phi=41.6^\circ$ $K_0=0.336$ (\diamond).	170
5.24	Excavation en milieu urbain à Chicago : Lurie Research Center. Coupe stratigraphique du sol [129].	173
5.25	Excavation en milieu urbain à Chicago : Lurie Research Center. Plan de l'ouvrage et instrumentation du site [129].	173
5.26	Excavation en milieu urbain à Chicago : Lurie Research Center. Modèle éléments finis 2D en déformation plane. Zoom sur la partie centrale du modèle pour l'inclinomètre LR8 [129].	175

5.27	Excavation en milieu urbain à Chicago : Lurie Research Center. Mesures des inclinomètres LR6 et LR8 après les principales phases de construction de l'ouvrage [129].	177
5.28	Excavation en milieu urbain à Chicago : Lurie Research Center. Exploration de la fonction erreur F_{err} sur l'espace de recherche $((E_{50}^{ref})_{med}, (E_{50}^{ref})_{stiff})$ [129].	179
5.29	Excavation en milieu urbain à Chicago : Lurie Research Center. Nuages de points solution identifiés par AG (*) et ellipses associées sur l'espace de recherche $((E_{50}^{ref})_{med}, (E_{50}^{ref})_{stiff})$; \triangle : optima idenifiés par AG; \circ : optima identifiés par UCODE; \square : moyennes des nuage de points solutions.	181
5.30	Excavation en milieu urbain à Chicago : Lurie Research Center. Déplacement horizontal des inclinomètres LR6 et LR8 mesurés in situ (\diamond) et estimés par simulations numériques après analyse inverse (-).	182
5.31	Excavation en milieu urbain à Chicago : Lurie Research Center. Comparaison des ellipses solutions estimées par AG/ACP sur l'espace de recherche des paramètres $(E_{50}^{ref})_{med}$ $(E_{50}^{ref})_{stiff}$. \circ : optimum identifié par UCODE pour LR6; \odot : optimum identifié par UCODE pour LR8.	182
5.32	Excavation en milieu urbain à Chicago : Lurie Research Center. Ellipsoïdes solutions estimés par AG/ACP sur l'espace de recherche $((E_{50}^{ref})_{med}, (E_{50}^{ref})_{stiff}, \phi_{med})$ pour les inclinomètres LR6 et LR8; \triangle : optima identifiés par AG; \diamond : moyennes estimées par AG; \circ : optima identifiés par AG au paragraphe 5.5.3.1.	185
5.33	Excavation en milieu urbain à Chicago : Lurie Research Center. Intersection des ellipsoïdes solutions estimés par AG/ACP sur l'espace de recherche $((E_{50}^{ref})_{med}, (E_{50}^{ref})_{stiff}, \phi_{med})$ pour les inclinomètres LR6 et LR8; \triangle : optima identifiés par AG; \diamond : moyennes estimées par AG; \circ : optima identifiés par AG au paragraphe 5.5.3.1. Les symboles non pointés correspondent à LR6, les symboles pointés correspondent à LR8.	185
5.34	Excavation en milieu urbain à Chicago : Lurie Research Center. Evolution des tassements U_y mesurés in situ (\diamond) et évalués par le modèle éléments finis au niveau des inclinomètres LR6 et LR8 (ligne continue) sur une distance x derrière le mur de soutènement ($x = 0m$) lorsque $(E_{50}^{ref})_{med} = 6740$ kPa, $(E_{50}^{ref})_{stiff} = 91580$ kPa et $\phi_{med} = 31.4^\circ$	186
5.35	Excavation en milieu urbain à Chicago : Lurie Research Center. Projections des ellipsoïdes identifiés par AG/ACP sur des plans particuliers de l'espace de recherche $((E_{50}^{ref})_{med}, \phi_{med})$ et $((E_{50}^{ref})_{stiff}, \phi_{stiff})$ pour les inclinomètres LR6 (-) et LR8 (-.); \diamond : valeurs moyennes des paramètres; \triangle : valeurs optimales estimées des paramètres pour l'incinomètre LR6 (symboles non pointés) et l'incinomètre LR8 (symboles pointés).	189
5.36	Analyse inverse et Méthode observationnelle : Modèle éléments finis 2D en déformation plane et maillage associé.	190
5.37	Analyse inverse et Méthode observationnelle : déplacements horizontaux du rideau de palplanches U_x en fonction de la profondeur z , mesurés après la première étape d'excavation (à gauche) et après la seconde étape d'excavation (à droite). Ligne continue : données expérimentales; lignes discontinues : incertitudes acceptées sur les données expérimentales.	193

- 5.38 Analyse inverse et Méthode observationnelle : déplacements horizontaux du rideau de palplanches U_x en fonction de la profondeur z , évalués d'après les résultats de la première étape d'excavation; données expérimentales (-); déduits des paramètres moyens sur la première étape de calcul (-.); déduits des paramètres optimaux sur la première étape de calcul (...); déduits de la synthèse entre les paramètres moyens et les paramètres optimums (\square). 194

3.1	Illustration de l'étape de croisement entre deux individus parents pour former deux nouveaux individus enfants	45
3.2	Illustration de l'étape de mutation des individus.	46
3.3	Résumé des paramètres intrinsèques aux algorithmes génétiques.	47
4.1	Ouvrage de soutènement synthétique : Caractéristiques du modèle éléments finis.	72
4.2	Valeurs des paramètres du modèle de Mohr-Coulomb pour un sable d'Hostun lâche à moyennement lâche.	72
4.3	Ouvrage de soutènement synthétique : Valeurs des paramètres élastiques utilisés pour modéliser le rideau de palplanches et les butons.	72
4.4	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Tableau récapitulatif des résultats obtenus pour trois optimisations par algorithme génétique à partir d'une population de "petite" taille.	78
4.5	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Tableau récapitulatif des résultats obtenus pour les nuages de points solutions déterminés suite à l'exploration exhaustive de l'espace de recherche et suite à trois optimisations par AG avec une population de "petite" taille et une fonction erreur limitée à 3%.	83
4.6	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Maillages testés pour un espace de recherche donné.	91
4.7	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Espaces de recherches testés pour une finesse de maillage donnée.	91
4.8	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres G_{ref} , ϕ et ψ . Résultats de l'analyse en composantes principales sur un nuage de points solutions estimé par AG pour $N_{individus} = 450$ individus.	100
4.9	Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres G_{ref} , ϕ et K_0 . Résultats de l'analyse en composantes principales sur la réunion des nuages de points solutions identifiés après trois optimisations par AG avec $N_{individus} = 450$ individus.	107
4.10	Pressiomètre synthétique : Caractéristiques du modèle éléments finis.	109
4.11	Pressiomètre synthétique : Identification des paramètres G_{ref} , ϕ et ψ . Résultats de l'analyse en composantes principales sur les nuages de points solutions estimés à partir trois optimisations pour $N_{individus} = 450$ individus.	122

4.12	Ouvrage de soutènement synthétique typique de Chicago: Valeurs des paramètres des modèles de comportement élastiques utilisés pour modéliser le rideau de palplanches et les butons.	133
4.13	Valeurs des paramètres des modèles constitutifs de sol Hardening Soil pour les couches de sol du modèle synthétique de soutènement typique de Chicago. . .	133
4.14	Résultats des optimisations par UCODE et AG sur un ouvrage de soutènement synthétique typique de Chicago pour l'identification de E_{50}^{ref} et E_{ur}^{ref}	137
5.1	Pressiomètre de laboratoire en chambre de calibration: Caractéristiques du modèle éléments finis.	144
5.2	Valeurs des paramètres du modèle constitutif de sol Mohr-Coulomb pour un sable d'Hostun dense d'après Colliat [25] et Saïghi [135].	146
5.3	Rideau de palplanches de Hochstetten: Caractéristiques du modèle éléments finis.	160
5.4	Rideau de palplanches de Hochstetten: Valeurs des paramètres des modèles de comportement élastiques utilisés pour modéliser le rideau de palplanches et les butons.	161
5.5	Valeurs des paramètres du modèle constitutif de sol Mohr-Coulomb pour un sable de Karlsruhe estimées par Arafati [104].	161
5.6	Excavation en milieu urbain à Chicago: Lurie Research Center. Caractéristiques du modèle éléments finis associé à l'inclinomètre LR8.	175
5.7	Excavation en milieu urbain à Chicago: Lurie Research Center. Caractéristiques du modèle éléments finis associé à l'inclinomètre LR6.	175
5.8	Excavation en milieu urbain à Chicago: Valeurs des paramètres des modèles de comportement élastique utilisés pour modéliser le rideau de palplanches et les butons.	176
5.9	Valeurs des paramètres du modèle constitutif de sol Hardening Soil pour les couches de sol de Chicago.	177
5.10	Excavation en milieu urbain à Chicago: Lurie Research Center. Résultats de l'identification de $(E_{50}^{ref})_{med}$ et $(E_{50}^{ref})_{stiff}$ par algorithme génétique sur les inclinomètres LR6 et LR8.	180
5.11	Excavation en milieu urbain à Chicago: Lurie Research Center. Résultats de l'identification par UCODE sur les inclinomètres LR6 et LR8.	180
5.12	Excavation en milieu urbain à Chicago: Lurie Research Center. Résultats de l'identification de $(E_{50}^{ref})_{med}$, $(E_{50}^{ref})_{stiff}$ et ϕ_{med} par algorithme génétique sur les inclinomètres LR6 et LR8.	184
5.13	Excavation en milieu urbain à Chicago: Lurie Research Center. Résultats de l'identification de $(E_{50}^{ref})_{med}$ et ϕ_{med} , $(E_{50}^{ref})_{stiff}$ et ϕ_{stiff} par algorithme génétique sur les inclinomètres LR6 et LR8.	188
5.14	Analyse inverse et Méthode observationnelle: Caractéristiques du modèle éléments finis.	191
5.15	Analyse inverse et Méthode observationnelle: Valeurs des paramètres du modèle constitutif de sol Mohr-Coulomb pour les couches d'argile et de sable. . .	191
5.16	Analyse inverse et Méthode observationnelle: Valeurs des paramètres des modèles de comportement élastiques utilisés pour modéliser le rideau de palplanches et les butons.	191
5.17	Analyse inverse et Méthode observationnelle. Résultats de l'identification par algorithme génétique après la première étape d'excavation.	194

CHAPITRE 1

Introduction

Depuis quelques années, les connaissances théoriques en mécanique des sols progressent fortement. L'ingénieur dispose d'un grand nombre d'outils pour l'analyse et la conception d'ouvrages divers. Combinés aux progrès informatiques, qui rendent des micro-ordinateurs performants de plus en plus accessibles, l'usage des éléments finis se banalise en génie géotechnique.

Dans la méthode aux éléments finis, le comportement d'un sol est représenté par un modèle constitutif. De nombreux modèles constitutifs de sols existent pour représenter la plupart des comportements de sols réels [112]. Ces modèles approchés peuvent être utilisés avec une certaine confiance dans les calculs, à condition de bien choisir les valeurs des paramètres.

Si pour les structures, la diversité des matériaux est relativement réduite et leurs propriétés bien connues, la mécanique des sols doit s'accommoder de matériaux que la nature a doté de caractéristiques complexes, variables dans l'espace et dans le temps et dont la mesure est délicate. De ce fait, les paramètres mécaniques que l'on doit introduire dans les calculs géotechniques, en particulier ceux réalisés par la méthode des éléments finis, sont souvent mal connus. À cela s'ajoutent les incertitudes sur les sollicitations et les conditions aux limites ainsi que l'erreur que peuvent introduire les hypothèses et approximations du modèle mécanique utilisé.

Ainsi, ce qui rend véritablement complexe la caractérisation géotechnique d'un site, est le fait que l'ingénieur se trouve confronté à un problème dont la résolution implique une connaissance approfondie du comportement mécanique du sol [112]. Il doit alors adopter un modèle réaliste de comportement du sol, dont les paramètres constitutifs sont déterminés de façon univoque, à partir des résultats expérimentaux d'essais choisis. Ces paramètres ne dépendent ni du type de problème examiné, ni des conditions de travail adoptées (drainé ou non drainé, axisymétrique ou déformation plane, en compression ou en extension).

Généralement, les valeurs des paramètres sont évaluées à partir d'essais de laboratoire sur de petits échantillons de sol (essais triaxiaux ou œdométriques) ou à partir d'essais réalisés *in*

situ (pressiomètres ou pénétromètres). Or, déterminer les paramètres d'un modèle constitutif de sol à partir des essais de laboratoire pose des difficultés majeures à cause notamment de la représentativité des sols prélevés sur le site de construction et du fort remaniement induit par les opérations de forage et d'extraction. De même, si les essais *in situ* ne sont pas sujet au remaniement des échantillons, ils ne permettent pas d'identifier directement les paramètres constitutifs des couches de sol. Cette identification est généralement le résultats de relations empiriques. Malgré tout, les essais géotechniques de laboratoire ou *in situ* donnent accès à une ou plusieurs courbes expérimentales. Les paramètres des couches de sol peuvent être estimés en calant un modèle sur ces courbes.

Cette identification des paramètres est purement subjective puisque rarement l'écart entre les données expérimentales et les données numériques est évalué quantitativement. Il est propre à chaque ingénieur. Le problème du choix des paramètres de sol est donc une tâche délicate pour l'ingénieur. Elle nécessite beaucoup d'expérience et se pose généralement comme un frein à l'usage des éléments finis en géotechnique [92]. C'est dans ce contexte qu'est née la problématique dont cette thèse fait l'objet : *Comment rendre moins subjective l'identification des paramètres de sols en géotechnique ?*

Pour répondre à cette question, une méthode d'identification de paramètres, basée sur le principe d'*analyse inverse* de Tarantola [155], est développée. Pour Tarantola [155], résoudre un problème inverse consiste à ajuster un modèle numérique sur des données expérimentales observées. La qualité de l'ajustement est évaluée par une fonction dite *erreur*, qui caractérise l'écart entre le modèle et l'expérience. Au final, les valeurs des paramètres d'un modèle constitutif de sol, qui minimisent la fonction erreur, correspondent au meilleur jeu de paramètres du modèle. L'ajustement des paramètres se réduit à un problème d'optimisation à plusieurs dimensions.

Cette approche, basée sur une modélisation directe du problème géotechnique, assure le développement d'une méthode d'identification adaptable à tout type de mesures (essais *in situ* ou ouvrages instrumentés). De plus, les hypothèses sur le modèle de sol ou sur la géométrie sont les mêmes que celles employées pour la simulation de problèmes géotechniques classiques. En particulier, il n'est pas nécessaire de linéariser les équations constitutives des sols [23; 55; 95; 136]. Le chapitre 2 présente en détails cette notion d'analyse inverse. Ce chapitre bibliographique propose également une synthèse des différentes méthodes d'optimisation couramment employées dans la littérature.

Les principes de l'analyse inverse sont simples mais posent un certain nombre de questions sur l'existence et sur l'unicité de la solution [158]. Les principales méthodes utilisées dans la littérature pour résoudre des problèmes d'optimisation en géotechnique sont les méthodes déterministes, basées sur des méthodes de gradient [5; 16; 17; 40; 41; 48; 49; 81; 80; 83; 165]. Ces méthodes sont généralement efficaces quand l'évaluation de la fonction erreur est très rapide ou quand sa forme est connue *a priori*. Ces méthodes n'utilisent aucun concept statistique, mais requièrent des hypothèses sur la fonction à optimiser. Celle-ci doit être continue et dérivable en tout point de l'espace de recherche.

Cependant, de ces études sur l'optimisation de problèmes géotechniques par des méthodes de gradient, il ressort que le calage d'un modèle sur des données expérimentales est difficile. Dans beaucoup de problèmes inverses, la détermination des paramètres d'un sol dépend des valeurs initiales du schéma d'optimisation. De même, lorsque les paramètres recherchés sont corrélés, l'algorithme d'optimisation peine à identifier ces paramètres, puisque soit de nombreux minima

locaux apparaissent dans l'espace des paramètres, soit la fonction erreur s'aplatit autour de l'optimum. Pour ces cas, la solution est non unique et instable.

Par ailleurs, ces méthodes déterministes supposent l'unicité de la solution du problème inverse. Or, les erreurs de modélisation et les incertitudes de mesures sont importantes en géotechnique. Il n'existe donc pas de solution exacte pour le problème inverse mais plutôt une infinité de solutions approchées.

L'objectif de ce travail est de développer une méthode d'analyse inverse permettant d'identifier l'ensemble de ces solutions. Pour cela, nous avons choisi de baser la procédure d'analyse inverse sur un processus d'optimisation stochastique. Cette approche permet de prendre en compte des incertitudes sur la définition des couches de sol ou sur l'étendue de l'espace de variation des propriétés mécaniques et de prendre en compte l'influence des paramètres calculés par l'analyse inverse sur les points de mesure [29; 95]. De cette façon, il est possible d'obtenir des informations sur l'exactitude des paramètres identifiés ou sur la pertinence de l'information *a priori*.

Parmi les méthodes d'optimisation stochastique, nous avons plus particulièrement choisi d'employer la méthode d'optimisation par *algorithme génétique*. Ce processus s'inspire de la théorie de l'évolution de Darwin. C'est une semi-méthode de Monte Carlo utilisant une analogie entre un problème de génétique et un problème d'optimisation [43; 57; 68]. L'optimum d'un problème inverse est ainsi atteint par des processus de *sélection*, de *reproduction* et de *mutation* sur une *population d'individus* représentant différents signaux d'entrée d'un système. La méthode des algorithmes génétiques, robuste et efficace, est connue pour sa capacité à résoudre des problèmes complexes [33; 57; 130]. De plus, contrairement aux méthodes de gradient, elle permet l'identification d'un ensemble de solutions pour un problème donné.

Pour décrire mathématiquement cet ensemble de solutions, une analyse statistique de type analyse en composantes principales est proposée dans cette thèse [28; 39]. Cette méthode d'analyse multivariée exploratoire est la plus couramment utilisée pour l'analyse de données. A partir d'un ensemble de points caractérisé par un ensemble de variables quantitatives, on cherche à structurer et à résumer les variables et le nuage de points afin de mieux appréhender l'information apportée par les variables. L'analyse en composantes principales fournit le moyen de condenser la représentation des données en conservant au mieux leur organisation globale.

Le chapitre 3 présente en détails la méthode d'identification par algorithme génétique, ainsi que les différents choix qui ont été développés spécifiquement pour la résolution de problèmes géotechniques. Ce chapitre présente également le post-traitement statistique par analyse en composantes principale mis en place pour interpréter les résultats d'une telle optimisation.

A notre connaissance, les algorithmes génétiques n'ont jamais été utilisés pour identifier les paramètres de sol directement à partir de données mesurées *in situ* sur des essais et des ouvrages géotechniques. Pour tester l'usage de cette méthode d'identification des paramètres de sol pour ce type de problèmes, différentes optimisations sont menées au chapitre 4 sur des essais et ouvrages géotechniques synthétiques, issus de calculs numériques [86; 87; 88; 89; 90; 91; 97]. Ces exemples permettent de clarifier les principes de la méthode et de juger de sa pertinence à résoudre des problèmes géotechniques.

Ce chapitre montre qu'une optimisation par algorithme génétique permet dans chaque cas d'identifier un optimum satisfaisant. Cet optimum est proche des valeurs optimales exactes connues et permet une très bonne reproduction des données expérimentales. De plus, comparé

à une optimisation par la méthode de gradient, il fournit des informations supplémentaires sur la sensibilité des paramètres et sur l'existence de relations entre ces paramètres, qui sont la conséquence de l'influence des paramètres sur la fonction erreur.

Ainsi, sous certaines conditions, le processus d'optimisation est capable non seulement d'identifier une solution du problème mais aussi d'identifier un échantillon de solutions avec une bonne précision et un coût de calcul raisonnable comparé à une exploration de l'espace de recherche. Cette particularité des algorithmes génétiques permet de pallier les problèmes de non unicité de la solution des analyses inverses pour lesquels les méthodes d'optimisation par gradient échouent [91; 96; 97].

Cependant, la qualité des résultats dépend des valeurs des paramètres intrinsèques choisies dans l'algorithme génétique. Il est important d'utiliser une taille de population suffisamment grande pour que l'échantillon de solutions soit véritablement représentatif de l'ensemble des solutions du problème. Malheureusement, plus la taille de la population est grande, plus le coût de calculs éléments finis est important [87; 90].

Partant des résultats obtenus sur des essais et ouvrages synthétiques, une règle d'application de la méthode d'identification est définie au chapitre 5 et testée sur différents cas d'étude : un pressiomètre de laboratoire [106], un rideau de palplanches expérimental [104; 161] et une excavation en milieu urbain [42; 129]. Ces études montrent que les résultats obtenus pour des applications synthétiques au chapitre 4 restent valables pour des problèmes réels. Une optimisation par algorithme génétique permet d'identifier un optimum satisfaisant pour caractériser le comportement des différentes couches de sol étudiées.

De plus, contrairement aux méthodes classiques, l'utilisation d'un algorithme génétique permet d'identifier un échantillon représentatif de l'ensemble des solutions du problème inverse. Les paramètres de sol optimaux et leur variabilité sont identifiés dans l'espace de recherche. Cependant, la précision de l'identification dépend du caractère plus ou moins bien posé du problème inverse et de la sensibilité des paramètres recherchés. Par exemple, les valeurs des paramètres estimées à partir de données pressiométriques sont moins précises que celles estimées sur des données de soutènement.

Ainsi, la méthode d'identification développée dans cette thèse pour l'analyse d'essais et d'ouvrages géotechnique se présente comme un outil d'aide à l'identification des paramètres. Elle donne accès à une gamme de variation caractéristique de chaque paramètre. Malgré tout, dans cette identification l'expert conserve un rôle important. Il doit valider les résultats de l'optimisation, et si besoin procéder à un dernier tri dans le nuage de points solutions pour choisir les paramètres les plus pertinents physiquement, pour caractériser le problème considéré ou bien éliminer les combinaisons de paramètres les plus farfelues.

Finalement, l'analyse inverse ayant principalement été développée pour la méthode observationnelle, un aperçu de cette méthode de suivi d'ouvrage est proposé en fin de chapitre 5. Cette dernière étude sur un ouvrage de soutènement synthétique montre que l'emploi de cette méthode pour l'analyse observationnelle permet de prédire les valeurs des paramètres avant la fin de la construction de l'ouvrage.

2.1 Introduction

La géotechnique, et plus généralement la physique, produisent des analyses et des prédictions faisant appel à des modèles basés sur un certain nombre de paramètres. La recherche des valeurs numériques de ces paramètres, de manière à ce que les modèles rendent compte au mieux de la réalité observée, constitue la démarche d'analyse inverse.

Dans sa version automatisée, l'analyse inverse est une procédure relativement nouvelle d'étude des problèmes géotechniques. La première partie de ce chapitre bibliographique est consacrée à la présentation de ce concept et elle pose la problématique de la thèse. Ensuite, ce chapitre se poursuit par un état des lieux des recherches actuelles sur les méthodes inverses à travers quelques applications géophysiques et géotechniques. Une attention particulière est portée à la procédure d'analyse inverse basée sur la technique d'algorithmes génétiques en fin de chapitre. Enfin, quelques conclusions sur cette étude bibliographique permettent de justifier la méthode d'optimisation choisie pour cette thèse.

2.2 L'analyse inverse

Actuellement la méthode numérique la plus utilisée pour résoudre les problèmes géotechniques est la méthode dite des éléments finis (FEM). La méthode des éléments finis discrétise un milieu continu en lui attribuant un nombre fini de degrés de liberté et en lui imposant des lois de conservation et de comportement. Ces lois sont caractérisées par des paramètres constitutifs, évalués à partir d'essais de laboratoire ou à partir d'essais réalisés *in situ*.

Mais, le comportement mécanique des sols est complexe : il n'est pas linéaire, il est irréversible et il dépend de l'histoire du chargement. Il est contrôlé par de nombreux facteurs mécaniques

et physiques. Bien que des développements importants aient été menés ces dernières années pour décrire au mieux le comportement mécanique des sols, il n'existe pas actuellement de modèle mathématique capable de décrire parfaitement ce comportement [112]. Malgré tout, de nombreuses lois de comportement, plus ou moins simples, existent et sont reconnues suffisamment pertinentes pour les études géotechniques. On les trouve implémentées dans la plupart des codes de calculs tels que les codes éléments finis. Ces lois sont caractérisées par un nombre limité de paramètres constitutifs.

L'une des difficultés importantes d'une étude géotechnique réside donc dans l'estimation de ces paramètres. En pratique, un ingénieur utilise les résultats d'essais dont il dispose. Il cherche les valeurs des paramètres de cette loi les plus probables. Ces valeurs sont ensuite utilisées pour la simulation de l'ouvrage. L'ingénieur peut ainsi étudier la réponse du modèle à différentes sollicitations mécaniques. Cette démarche, schématisée figure 2.1, constitue ce que nous appelons l'*analyse directe*.

Le calage des paramètres ainsi décrit est en partie subjectif puisque rarement l'écart entre les données expérimentales et les données numériques est évalué quantitativement. De plus, la plupart des essais géotechniques ne permettent pas d'identifier directement les paramètres constitutifs des couches de sol. Les essais de laboratoire sont basés sur de petits échantillons de sol plus ou moins remaniés et ne sont pas nécessairement représentatifs du massif de sol dans son ensemble. Les paramètres sont alors estimés à partir de relations empiriques. En génie géotechnique, une large campagne expérimentale est rarement menée. La variabilité des paramètres dans l'espace est négligée et le sol est souvent supposé homogène.

Tout ces points montrent que la validité des résultats des calculs par éléments finis est limitée par les incertitudes sur les paramètres introduit dans le modèle. C'est dans ce contexte qu'est née la problématique d'analyse inverse en géotechnique : *Quelles informations concernant les paramètres constitutifs du sol est-il possible d'obtenir à partir de mesures géotechniques in situ ?*

Lorsqu'un ingénieur dispose d'informations sur le comportement passé d'un ouvrage, il peut compléter son analyse par un "retour d'expérience". En fonction de ces données et des différentes sollicitations imposées au système, il ajuste plus précisément les valeurs d'entrée à donner au modèle pour reproduire le comportement observé de l'ouvrage. L'analyse associée à ce retour d'expérience constitue ce que nous appelons l'*analyse inverse*.

Parker et Santamarina ont introduit la notion d'analyse inverse pour la géophysique et le génie civil [117; 142]. Ils décrivent deux types d'approches pour résoudre les problèmes inverses :

- Lorsque les données du problème sont connues avec précision, le problème peut être résolu analytiquement par des théories de mathématiques appliquées. Ainsi, les paramètres de sols sont identifiés en inversant les équations du modèle constitutif. Cette procédure est schématisée figure 2.2(a). Nous l'appelons l'*analyse inverse par méthode analytique inverse*.
- Lorsque les données du problème sont incomplètes et incertaines, trouver une solution analytique devient difficile. La solution est sensible aux données et aux erreurs sur ces données. Santamarina [142] préconise alors une résolution numérique basée sur des simulations successives par éléments finis à partir de paramètres mécaniques optimisés par ailleurs. Cette procédure est schématisée figure 2.2(b). Nous l'appelons l'*analyse inverse par méthode numérique directe*.

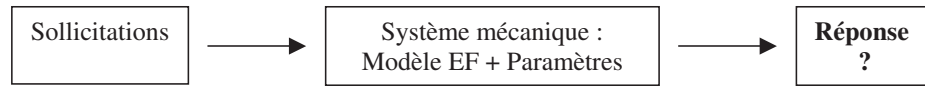


FIG. 2.1 – Schéma de principe d'une analyse directe.

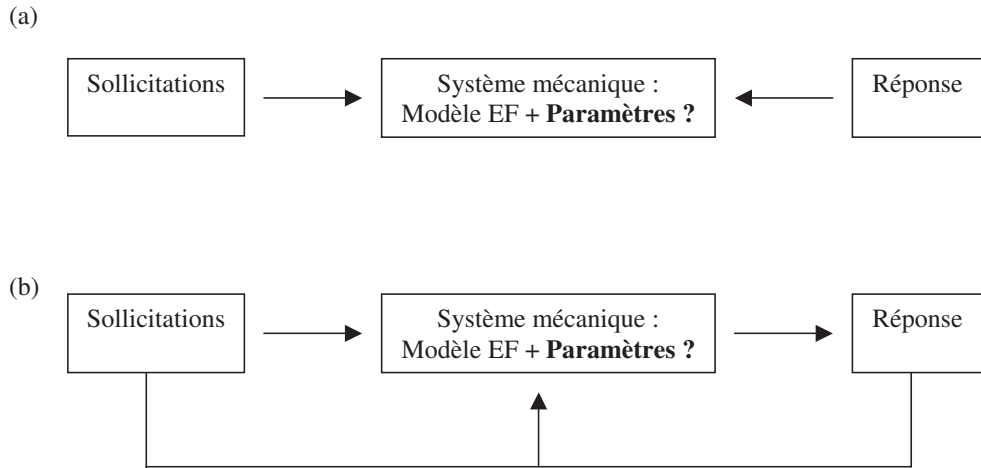


FIG. 2.2 – Schéma de principe d'une analyse inverse par méthode analytique inverse (a) et par méthode numérique directe (b).

Classiquement, un problème est dit *bien posé* si les sollicitations, les conditions aux limites et les paramètres du sol sont connus. Si le système est *stable*, alors la réponse du modèle est unique et une petite variation des paramètres d'entrée conduit à une petite variation de la réponse. La résolution du problème inverse peut alors se faire analytiquement. Malheureusement, l'inversion analytique du problème est rarement possible en géotechnique. Les systèmes géomécaniques et les modèles associés sont complexes et fortement non linéaires. Les équations de comportement sont irréversibles. Tout ceci rend la solution du problème inverse non unique, voire inexistante, lorsque l'on cherche une solution exacte. De tels problèmes inverses sont dits *mal posés* [158].

Analyse inverse et géotechnique

Pour limiter les choix subjectifs de l'ingénieur géotechnicien quant à l'estimation des valeurs des paramètres des modèles constitutifs dus à un manque d'essais *in situ* ou de laboratoire, Gioda fut le premier à proposer de caler les modèles de sol par analyse inverse. Par ses travaux, il a largement contribué à introduire la notion d'analyse inverse en géotechnique [23; 51; 52; 53; 54; 55; 95].

Dès 1981, Cividini *et al.* [23] posent le problème d'identification comme suit : "Définir les valeurs des quantités inconnues qui en fonction de l'analyse des contraintes du système géotechnique donnent un résultat aussi proche que possible des données expérimentales disponibles". Si deux approches sont possibles pour résoudre ce type de problèmes (l'approche inverse et l'approche directe), Cividini *et al.* montrent que l'approche inverse converge plus vite que l'approche directe. Mais, l'approche directe est basée sur la programmation de fonctions et d'algorithmes d'optimisation couplés à une méthode de calcul par éléments finis. Comme un même programme peut servir pour analyser divers problèmes, peu d'efforts sont nécessaires

pour résoudre un problème direct. Au contraire, une approche inverse nécessite l'implémentation *ad hoc* d'un programme pour un problème donné. Pour chaque nouvelle analyse, de nouvelles sous-routines doivent être créées pour manipuler la matrice de dérivation du code éléments finis. Cette méthode est lourde et complexe, c'est pourquoi Cividini *et al.* montrent qu'il est préférable d'utiliser l'analyse inverse par approche directe pour la résolution de problèmes géotechniques.

Maier et Gioda [95] montrent également qu'une résolution par minimisation directe de la "distance" entre des mesures *in situ* et des quantités numériques correspondantes est préférable puisqu'elle évite l'inversion des équations d'analyse des contraintes. Cette procédure itérative évalue successivement une fonction erreur caractérisant l'écart entre les observations expérimentales et les évaluations numériques obtenues suite à une analyse des contraintes du problème géotechnique. En décrivant le rôle de l'optimisation mathématique, Maier et Gioda montrent les potentialités des méthodes d'identification par une approche directe pour la géomécanique sur la base de problèmes particuliers. Ces propos sont confirmés par Sakurai et Takeuchi [136]. Les problèmes géotechniques sont trop complexes et la dispersion des données rend inapplicable en géotechnique l'analyse inverse par une approche inverse.

Mais c'est quelques années plus tard que Gioda et Sakurai [55] posent réellement les grands principes de l'analyse inverse pour l'interprétation des mesures géotechniques et donc le calage de modèles. Ils rappellent que pour pallier les incertitudes sur les valeurs des paramètres de sols, les ingénieurs prennent en compte un large facteur de sécurité ou introduisent des hypothèses déduites d'informations empiriques sur des ouvrages similaires à celui étudié. Ces choix ne sont ni économiques et ni sécurisants. C'est pour éviter ces inconvénients qu'est née l'analyse inverse en géotechnique que Gioda et Sakurai [55] définissent comme :

"Trouver les valeurs des paramètres mécaniques qui, lorsqu'elles sont introduites dans un problème d'analyse des contraintes étudié, donnent un résultat aussi proche que possible des mesures in situ".

L'analyse inverse est alors utile pour l'usage de la *méthode observationnelle* introduite par Terzaghi et Peck [118; 157; 156] dans les années 60, afin de suivre l'estimation des paramètres, pour recalculer le modèle éléments finis et modifier, si besoin, le dimensionnement d'un ouvrage en cours de construction.

Gioda et Sakurai [55] rappellent que l'expérience et le jugement de l'ingénieur restent néanmoins des ingrédients fondamentaux de toute analyse inverse. Il intervient notamment dans le choix d'un modèle géométrique simple pour représenter un problème complexe et dans le choix d'une loi de comportement raisonnable pour les matériaux.

Nous venons de voir qu'il existe deux grandes approches d'analyse inverse : une approche par méthode analytique inverse et une approche par méthode numérique directe, et qu'en géotechnique, il est préférable d'utiliser l'approche directe. Dans la suite de cette thèse, seule l'analyse inverse par méthode numérique directe est abordée.

Cette forme d'analyse inverse consiste à caler un modèle numérique de sol sur des données expérimentales par modifications itératives des valeurs des paramètres d'entrée du modèle jusqu'à ce que les valeurs en sortie reproduisent au mieux les données observées, c'est-à-dire jusqu'à ce que la *fonction erreur*, qui quantifie l'écart entre les résultats expérimentaux et numériques, soit minimale. Un grand nombre de solutions potentielles sont mises à l'essai et les

solutions inadaptées sont éliminées jusqu'à ce qu'un essai se révèle satisfaisant. Les algorithmes informatiques constituent un outil puissant pour l'automatisation de ce processus. Le principal avantage de ce type d'analyse inverse est de s'apparenter à une méthode classique de calage par tâtonnement tout en ayant un caractère automatique et objectif. Le paragraphe 2.3 présente une analyse détaillée de ce type d'analyse inverse à travers quelques unes des applications que l'on trouve dans la littérature.

Avant de poursuivre, il est important de garder à l'esprit que la pertinence de ce type de méthode est toujours liée à la complexité des systèmes physiques étudiés et aux hypothèses simplificatrices des modèles numériques associés. Il n'est pas possible de savoir à l'avance si le modèle choisi est capable de reproduire exactement les données. La solution du problème inverse n'est pas garantie *a priori* [73; 117].

2.3 Analyse inverse par méthode numérique directe : algorithmes d'optimisation

Par sa définition, l'analyse inverse par méthode numérique directe est associée à la notion d'optimisation. Dans la littérature, les méthodes développées pour résoudre des problèmes d'optimisation sont traditionnellement réparties en différentes classes. Pour Goldberg [57], elles sont principalement de trois types : les méthodes énumératives, les méthodes déterministes et les méthodes stochastiques. La présente analyse bibliographique traite de ces trois classes. Après quelques rappels sur les méthodes d'optimisation, chacune de ces classes d'optimisation est présentée à travers quelques références dans le domaine de la géotechnique.

2.3.1 Introduction aux méthodes d'optimisation

Pour bien poser un problème d'optimisation, il convient tout d'abord d'analyser le problème et d'opérer un certain nombre de choix :

- Sur les variables du problème.
Avant de procéder à une analyse inverse, il faut se demander quels sont les paramètres intéressants à optimiser.
- Sur l'espace de recherche.
Une fois les paramètres sélectionnés, il faut définir dans quelles limites les faire varier. Cela revient à définir un *espace de recherche*. Cette condition est simple à remplir puisque les intervalles de définition des variables sont généralement limités. Et, la plupart du temps, l'ingénieur peut estimer des ordres de grandeur des valeurs des paramètres du problème.
- Sur la fonction erreur.
Un algorithme d'optimisation nécessite généralement la définition d'une fonction rendant compte de la pertinence des solutions potentielles, à partir des grandeurs à optimiser. Il s'agit de la fonction d'adaptation (*fitness function*) encore appelée *fonction objectif* ou *fonction erreur*. Elle dépend des objectifs à atteindre. La qualité de la solution dépend en partie de la pertinence de sa définition. Ce point délicat est peu abordé dans la lit-

térature appliquée et fait l'objet de développements actuels en optimisation théorique (*cf.* paragraphe 2.3.2).

– Sur la méthode d'optimisation.

Une fois définie la fonction à optimiser, il s'agit de choisir une méthode de minimisation adaptée au problème posé. Les méthodes d'optimisation peuvent être classées de différentes manières : les méthodes énumératives, les méthodes déterministes et les méthodes non déterministes ou stochastiques. Comme nous le verrons aux paragraphes 2.3.3 et 2.3.4, les méthodes énumératives et déterministes sont généralement efficaces quand l'évaluation de la fonction est très rapide ou quand la forme de la fonction est connue *a priori*. Les cas plus complexes seront souvent traités efficacement par des méthodes non-déterministes, telles que les méthodes stochastiques, comme exposé au paragraphe 2.3.5.

Une fois cette analyse du problème terminée, le processus d'optimisation peut démarrer. La synthèse des résultats obtenus permet ensuite de tirer des conclusions quant aux fourchettes de valeurs plausibles des paramètres.

En pratique, l'objectif du géotechnicien n'est pas d'obtenir un optimum absolu, mais seulement une bonne solution et la garantie de l'inexistence d'une solution sensiblement meilleure [21]. Pour atteindre cet objectif au bout d'un temps de calcul raisonnable, il est nécessaire d'avoir recours à des méthodes d'optimisation appelées *heuristiques*. Le mot heuristique vient du grec *heurein*, qui signifie découvrir, et qualifie tout ce qui sert à la découverte, à l'invention et à la recherche. Pour l'algorithmique, les heuristiques sont des méthodes qui cherchent à approcher une solution optimale, elles sont encore appelées *méthodes approchées*.

On trouve dans la littérature un grand nombre d'heuristiques qui produisent des solutions proches de l'optimum. Elles ont été développées pour les problèmes difficiles d'optimisation combinatoire. Ces méthodes peuvent être partagées en deux catégories. Celles qui permettent de déterminer un *minimum local*, ces méthodes sont appelées *méthodes de recherche locales*; et celles qui s'efforcent de déterminer un *optimum global*, ces méthodes sont appelées *méthodes de recherche globales*. Le terme d'*optimisation globale* fait référence à la recherche de l'optimum global de la fonction erreur. De ce point de vue, la méthode d'optimisation globale vise la détermination de l'optimum global du problème, en évitant le piègeage dans l'un de ses optima locaux.

Ces méthodes globales et locales ne s'excluent pas mutuellement. Afin d'améliorer les performances d'une recherche, plusieurs auteurs combinent les deux types d'algorithmes pour former des *méthodes hybrides* comme nous le verrons au paragraphe 2.3.7. De façon générale, une recherche globale permet de bien explorer l'espace de recherche; une recherche locale permet de bien explorer une zone prometteuse (susceptible de contenir un minimum global) détectée lors de l'exploration du domaine de recherche. De plus, une méthode d'optimisation est robuste ou stable si elle converge le plus souvent vers la même solution et elle est d'autant plus efficace qu'elle donne en un nombre d'itérations donné une solution meilleure, plus proche de l'optimum. La classification en méthodes d'optimisation locales et globales recoupe en partie la classification en méthodes déterministes et stochastiques.

Avant d'entrer plus en détail dans les méthodes d'optimisation, revenons sur la définition de la fonction erreur pour estimer la qualité de la solution d'un problème.

2.3.2 Estimation de l'erreur sur la solution

La solution d'un problème inverse est guidée par une appréciation de l'erreur $\mathbf{e} = (e_1, e_2, \dots, e_i, \dots)$ entre les valeurs mesurées $\mathbf{U}_e = (U_{e_1}, U_{e_2}, \dots, U_{e_i}, \dots)$ et les valeurs calculées $\mathbf{U}_n = (U_{n_1}, U_{n_2}, \dots, U_{n_i}, \dots)$ (cf. Fig. 2.3).

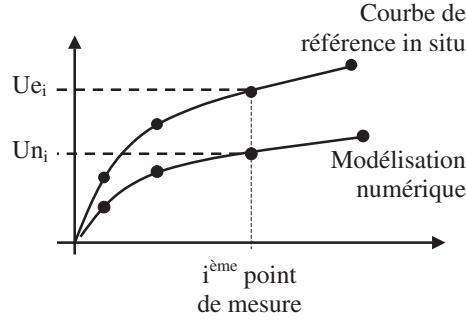


FIG. 2.3 – Estimation de l'erreur sur la solution entre des valeurs mesurées U_{e_i} et des valeurs calculées U_{n_i}

Le but est d'identifier le jeu de paramètres \mathbf{p} qui minimise cette erreur \mathbf{e} , qui pour le $i^{\text{ème}}$ point de mesure s'écrit :

$$e_i(\mathbf{p}) = U_{e_i}(\mathbf{p}) - U_{n_i}(\mathbf{p}) \quad (2.1)$$

D'après Santamarina [142], l'erreur globale caractérisant l'écart entre les valeurs numériques et les valeurs expérimentales peut être évaluée selon des critères statistiques. Elle s'exprime alors comme :

- la somme des valeurs absolues F_{err_1} :

$$F_{err_1} = \sum_i |e_i| \quad (2.2)$$

Cette expression caractérise une erreur brute entre une courbe expérimentale et une courbe numérique. Elle met en évidence la présence d'irrégularités dans la répartition de l'écart entre les deux courbes. Ce critère est sensible aux erreurs amples.

- la norme quadratique des erreurs F_{err_2} :

$$F_{err_2} = \left(\sum_i (e_i)^2 \right)^{1/2} \quad (2.3)$$

Cette expression caractérise une erreur au sens de la norme euclidienne. Elle ne peut pas distinguer si l'erreur est régulière ou non sur le profil de mesure. Malgré tout, pour Santamarina [142] ce critère des moindres carrés semble le plus adapté à une analyse inverse lorsqu'une répartition gaussienne de l'erreur e_i est respectée.

– l’erreur maximale F_{err3} :

$$F_{err3} = \max_i (|e_i|) \quad (2.4)$$

Ce critère min-max est très sensible aux erreurs de données puisque seule l’erreur la plus importante est considérée. En donnant une grande importance aux points atypiques, il aboutit généralement à une solution non unique.

Comme le rappellent Kajberg et Lindkvist [74], le choix de la fonction erreur est crucial en analyse inverse. Souvent en géophysique ou en géotechnique, cette fonction est choisie comme une fonction de type moindres carrés dont les écarts sont calculés comme la différence entre les données observées et les données correspondantes calculées (expression F_{err2}). C’est cette définition qui est retenue dans cette thèse. Elle est notée F_{err} .

L’erreur entre la réponse prédite par le modèle et le signal observé n’est pas uniquement liée aux paramètres identifiés pour le modèle. Des erreurs dites systématiques peuvent s’y ajouter [142]. Les données du modèle éléments finis sont associées aux noeuds du maillage. Ces noeuds ne correspondent pas toujours aux données expérimentales. Les données numériques sont alors interpolées linéairement pour que ces points de contrôle coïncident au mieux avec ceux des données expérimentales. Le bruit des données expérimentales (l’erreur de mesure) peut lisser les résultats à l’approche de l’optimum. Dans l’espace des paramètres, la fonction erreur est alors peu incurvée autour de l’optimum. Ceci peut se traduire par une diminution de la capacité du processus à évaluer les valeurs optimales des paramètres. Enfin, si les hypothèses faites sur la loi de comportement ou plus généralement sur la modélisation sont inadaptées au système, alors l’erreur sur la solution du problème inverse augmente et masque les vraies caractéristiques des données. Ces erreurs systématiques biaisent l’interprétation des mesures et affectent la résolution d’un problème inverse. La solution du problème devient incertaine et son unicité pose question.

Pour conclure sur ces généralités sur l’analyse inverse, il est important de rappeler que le but est d’estimer des quantités non mesurées (des paramètres inconnus) à partir de la connaissance de données mesurées, en se basant sur des hypothèses physiques (des lois de comportement). Un problème inverse peut alors être énoncé sous différentes formes selon le cas considéré. Par exemple, Tarantola [155], voulant prendre en compte l’existence des incertitudes sur les données expérimentales et les lois physiques, présente le problème sous la forme :

"Si on se donne de l’information a priori sur quelques paramètres d’un modèle et si on se donne une loi physique relativement aux observations faites sur le modèle et les paramètres, comment peut-on modifier cette information pour ajuster les paramètres vrais et tenir compte des incertitudes de mesures expérimentales?"

Pour répondre à cette question, nous décrivons quelques-unes des méthodes d’optimisation couramment utilisées pour la résolution de problèmes géophysiques et géotechniques : les méthodes énumératives, déterministes et stochastiques.

2.3.3 Les méthodes énumératives

Les méthodes énumératives sont de principes simples. Dans un espace de recherche fini et discrétisé, un algorithme énumératif évalue la valeur de la fonction à optimiser en chaque point de l'espace solution. Par cette exploration exhaustive de l'espace de recherche des paramètres, l'ensemble des combinaisons possibles sur une plage de variation limitée par l'utilisateur sont comparées entre elles. La solution optimale est celle pour laquelle la valeur de la fonction erreur est la plus faible.

La figure 2.4 présente un exemple typique d'optimisation par une méthode énumérative. Cet exemple concerne l'identification de deux paramètres du modèle de Mohr-Coulomb, le module de cisaillement G_{ref} et l'angle de frottement ϕ à partir de mesures pressiométriques [91]. Sur cette figure, chaque point de la grille correspond à une évaluation de la fonction erreur F_{err} pour une combinaison particulière de paramètres. En reliant ces points entre eux, une surface caractéristique de F_{err} se dessine sur l'espace.

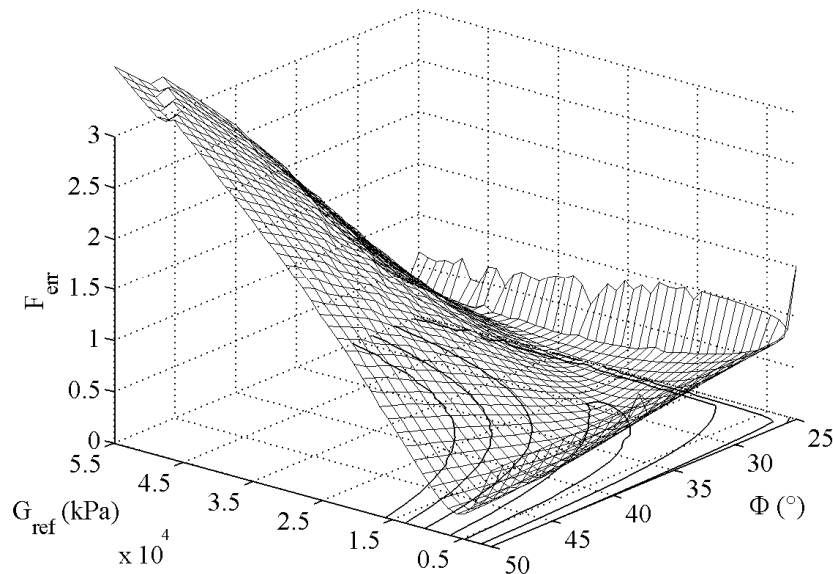


FIG. 2.4 – Exemple d'exploration exhaustive de l'espace de recherche [91]. Représentation de la fonction erreur F_{err} sur l'espace de recherche (G_{ref}, ϕ) .

Comme le propose Nougier [111], cette surface peut être vue comme une représentation de l'altitude d'un point sur un espace donné. Sur une carte géographique, l'altitude est couramment repérée par des lignes de niveau qui joignent entre eux les points situés à une même altitude. Ces lignes de niveau sont analogues à des lignes sur lesquelles F_{err} est constante. Les lignes continues sur le plan (G_{ref}, ϕ) correspondent à ces lignes de niveau pour F_{err} . On voit qu'elles se concentrent autour d'une combinaison de paramètres particulière de l'espace, c'est la solution optimale du problème.

Dans la pratique beaucoup d'espaces de recherche sont trop grands pour que l'on puisse explorer toutes les possibilités une par une en ayant une chance d'obtenir une information utilisable. Cette méthode très coûteuse manque donc d'efficacité. Elle suppose d'avoir une idée précise de l'ordre de grandeur des paramètres et de ne pas être trop exigeant sur la précision des résultats, pour limiter au maximum le nombre d'itérations et donc le temps de calcul.

Une telle exploration exhaustive est aujourd'hui essentiellement utilisée pour tester d'autres méthodes plus élaborées. Elle permet pour des cas simples, de connaître l'allure de la fonction erreur sur le domaine de recherche [57].

2.3.4 Les méthodes déterministes

Le principe des méthodes déterministes est d'exploiter au mieux l'information connue sur un espace de recherche pour estimer l'optimum. Les méthodes déterministes correspondent principalement aux méthodes dites de gradient. Elles n'utilisent aucun concept statistique mais requièrent des hypothèses sur la fonction à optimiser. Celle-ci doit être continue et dérivable en tout point de l'espace de recherche.

Dans la littérature, on trouve comme méthodes déterministes la méthode de plus grande pente, celle du gradient conjugué, celle de Newton, celle de Levenberg-Marquardt ou Quasi-Newton. Avant d'aborder leur usage pour les géosciences et la géotechnique, rappelons quelques concepts qui font leur originalité.

Nous venons de voir avec les méthodes énumératives que la fonction erreur F_{err} peut être vue comme une représentation de l'altitude d'un point sur un espace donné [111]. Un problème d'optimisation est alors équivalent à celui d'un skieur, largué par hélicoptère près de la ligne de crête (un point M_0) et qui désire atteindre rapidement le fond de vallée (un point M_R). Il a alors le choix entre une infinité de trajectoires possibles. A chaque trajectoire correspond une méthode de descente comme illustré figure 2.5.

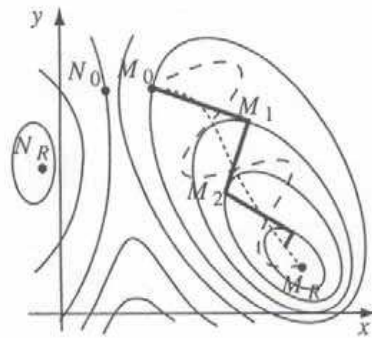


FIG. 2.5 – Illustration des méthodes de gradient selon Nougier [111].

Partant du point M_0 , le skieur peut s'élancer dans la ligne de plus grande pente, c'est-à-dire dans le sens opposé au vecteur gradient de F_{err} . Il se déplace ainsi en ligne droite jusqu'à ce que F_{err} soit minimum, soit jusqu'à un point M_1 . De ce point, il suit à nouveau la ligne locale de plus grande pente jusqu'en M_2 , et ainsi de suite. Au bout d'un certain nombre d'itérations, il atteint le fond de vallée M_R . Sa trajectoire est constituée de zigzags. Cette méthode de gradient, appelée *méthode de la plus grande pente* ou *méthode du gradient à pas optimal*, est la méthode la plus classique pour minimiser une fonction de plusieurs variables [111]. Elle est basée sur la constatation élémentaire que localement la direction opposée à celle du gradient est la meilleure direction de descente. En outre, cette méthode est simple à mettre en œuvre.

Parmi toutes les méthodes possibles de descentes, certaines sont plus performantes que d'autres. Une méthode plus couramment utilisée aujourd'hui est celle du *gradient conjugué* [111]. Dans cette méthode, la direction de descente \mathbf{u}_{k+1} est conjuguée à la direction précédente \mathbf{u}_k . Ainsi, les directions \mathbf{u}_k et \mathbf{u}_{k+1} sont liées par une relation récurrente telle que : $\mathbf{u}_{k+1}^T \mathbf{A} \mathbf{u}_k = 0$ où \mathbf{A} est la matrice, symétrique définie positive, du système mathématique à inverser. Cette méthode permet d'améliorer la vitesse de convergence par rapport à une méthode de plus grande pente.

Ces méthodes de gradient fonctionnent bien pour des problèmes simples mais pas pour des problèmes complexes avec de nombreux paramètres [30]. Elles évoluent pas à pas selon une direction plus ou moins proche de celle du gradient négatif. Le choix sur la taille du pas peut alors poser problème. L'algorithme peut évoluer trop vite ou trop lentement. De même, si la courbure n'est pas la même dans toutes les directions, l'évolution est lente. De là est venue l'idée d'améliorer ces méthodes en évaluant la courbure de la fonction à partir du calcul de sa matrice hessienne \mathbf{H} .

La *méthode de Newton*, appelée aussi *méthode de Newton-Raphson*, linéarise la fonction F_{err} en la valeur approchée courante du zéro. La méthode de Newton-Raphson converge en général rapidement à condition d'avoir au préalable correctement localisé la solution cherchée. C'est la méthode la mieux adaptée à la résolution de systèmes non linéaires [111]. Elle peut aisément se généraliser à des problèmes de dimensions supérieures. Malheureusement, cette méthode impose à chaque pas d'itération de calculer la matrice hessienne de F_{err} . Or, déterminer exactement les dérivées secondes de F_{err} coûte cher et peut poser quelques difficultés lorsque la fonction erreur est bruitée. De nombreux auteurs proposent alors des méthodes d'estimation de \mathbf{H} à partir de la valeur de la fonction erreur et de son gradient. C'est le cas par exemple de la méthode Quasi-Newton [111] et de l'algorithme de Levenberg-Marquardt [26; 27; 134].

La méthode Quasi-Newton imite l'algorithme de Newton, mais sans calculer le hessien ni son inverse. La méthode BFGS, développée par Broyden, Fletcher, Goldfarb et Shanno, est l'algorithme dérivé de la méthode Quasi-Newton reconnu comme le plus performant. Cette méthode est robuste et converge rapidement [111]. L'algorithme de Levenberg-Marquardt est une méthode à la jonction entre la méthode Quasi-Newton et l'algorithme de descente [134]. Le principe des méthodes Quasi-Newton et Levenberg-Marquardt est de considérer comme parabolique la forme de la fonction erreur en un point donné. Ainsi, la fonction approximée est supposée localement quadratique et le modèle est approximé linéairement. L'optimisation par l'algorithme de Levenberg-Marquardt est reconnue comme une méthode d'optimisation non linéaire qui surpasse la méthode de descente et la méthode du gradient conjugué [26; 27]. Cette méthode fait partie des méthodes d'optimisation les plus efficaces en pratique.

Il est reconnu que les méthodes déterministes manquent généralement de robustesse. Elles évaluent la fonction erreur et ses dérivées localement. Les extrema qu'elles atteignent sont optimaux dans le voisinage du point de départ. Ainsi le fait de trouver par ces méthodes un minimum pour la fonction erreur ne garantit pas qu'on ait obtenu la solution du problème inverse.

De plus, les méthodes de gradient dépendent de l'existence de dérivées ce qui pose un problème majeur car dans la pratique la fonction erreur, dont l'estimation résulte d'un calcul numérique, n'est pas forcément dérivable. Ces méthodes de calcul ne sont donc adaptées qu'à une classe limitée de problèmes.

Enfin, il est nécessaire, avant d'appliquer quelque méthode inverse que ce soit, d'avoir une valeur approchée de la solution cherchée. En effet, plus l'estimation initiale est proche de la solution, plus la convergence est rapide. Les méthodes de résolution de systèmes non linéaires servent donc essentiellement à affiner la solution, en général pas à la trouver. Malgré tout, elles sont à l'heure actuelle très employées pour l'optimisation de problèmes de géosciences ou de géotechnique.

2.3.4.1 Les méthodes de gradient et la géotechnique

Arai *et al.* [6; 7], Swoboda *et al.* [154], comme Ou et Tang [115] utilisent la méthode du gradient conjugué de Fletcher et Reeves pour l'optimisation de problèmes géotechniques.

Partant du principe qu'en ingénierie, la détermination des paramètres d'un modèle constitutif peut avoir une plus grande influence sur une analyse que le choix du modèle constitutif en lui-même, Arai *et al.* [6; 7] proposent d'utiliser une procédure d'analyse inverse pour évaluer des paramètres de sol sur des essais de laboratoires ou pour évaluer l'évolution de ces paramètres au cours des étapes de construction d'un ouvrage. Après avoir validé la méthode sur des exemples *synthétiques* de consolidation de remblais, c'est-à-dire sur des exemples imaginés et créés numériquement, ils appliquent la méthode aux tassements d'un remblai réel et à des résultats d'essais de laboratoire. Swoboda *et al.* [154] appliquent quant à eux la méthode du gradient conjugué de Fletcher et Reeves à un problème de perforation de tunnel. Par ces travaux, Arai *et al.* et Swoboda *et al.* montrent l'intérêt de disposer de données expérimentales véritablement caractéristiques du comportement du sol pour obtenir des résultats pertinents sur l'estimation des paramètres de sol. L'identification de paramètres d'un sol dans ces conditions n'est possible que si les paramètres initiaux et les points de mesures sont bien choisis.

Ou et Tang [115] s'intéressent pour leur part à l'utilisation de l'analyse inverse pour caler les propriétés d'un sol sur des résultats d'excavations profondes. Leur étude souligne les difficultés actuelles à modéliser des excavations profondes par la méthode classique des éléments finis. La représentation des séquences d'excavation et la capacité du modèle à simuler le comportement d'un sol *in situ* sont deux points délicats dans une telle étude numérique. Les échantillons étudiés en laboratoire sont bien souvent perturbés par rapport aux conditions *in situ*. Les paramètres qui en découlent ne sont pas précis. Pour une meilleure estimation des constantes de sol, Ou et Tang proposent d'utiliser une procédure d'analyse inverse couplée à une méthode observationnelle [115]. A travers l'excavation Chi-Ching à Taipei, ils montrent que la méthode d'optimisation de Fletcher et Reeves appliquée à la déformation du mur de soutènement permet l'estimation des paramètres les plus difficilement identifiables en laboratoire. Cependant, cette estimation dépend de l'influence des paramètres sur la déformation du mur de soutènement. Seuls les paramètres des zones en contact avec le mur sont facilement identifiables.

L'optimisation par la méthode du gradient conjugué n'est pas réellement satisfaisante pour l'identification des paramètres faiblement influents. C'est pourquoi, Shao *et al.* [148], Anandaraman et Agarwal [5] et Finno *et al.* [15; 16; 17; 40; 41; 128] proposent d'utiliser des méthodes plus avancées, dérivées de la méthode Quasi-Newton, pour analyser des problèmes géotechniques.

Pour Shao *et al.* [148], si les modèles rhéologiques décrivent assez bien les principaux phénomènes physiques du comportement des matériaux, l'estimation, à partir des essais de labo-

ratoire, d'un nombre important de paramètres introduits dans ces modèles est souvent une tâche difficile. Une bonne estimation des paramètres des modèles rhéologiques est un problème complexe qui nécessite une bonne connaissance du problème direct. L'analyse inverse fournit un outil supplémentaire intéressant mais ne prétend nullement être universelle. Leurs applications montrent que la qualité des paramètres obtenus est liée directement à la qualité des résultats expérimentaux. Cette qualité s'améliore lorsque le nombre d'essais augmente. La méthode d'inversion fournit alors les valeurs les plus probables des paramètres.

Pour Anandarajah et Agarwal [5], les données obtenues *in situ* sont préférables aux données de laboratoire car les essais sont plus représentatifs du milieu. Ils testent l'utilisation d'une optimisation par la méthode BFGS pour identifier des paramètres de sol à partir d'un modèle synthétique d'essai pressiométrique. Leur but est d'améliorer les techniques de calage par tâtonnement et d'adapter la procédure à l'identification de plus de deux paramètres. Or, ils montrent que pour un essai pressiométrique les paramètres sont très liés les uns aux autres. Quels que soient les paramètres recherchés, l'exploration exhaustive de l'espace de recherche montre la présence d'une vallée plus ou moins étendue qui peut faire converger l'algorithme vers un minimum local. Ainsi, Anandarajah et Agarwal [5] expliquent que seul l'angle de frottement peut être identifié avec précision par la méthode BFGS. A cause de la non unicité de la solution, les autres paramètres ne peuvent être qu'approchés.

Finno, Calvello et Rechea [15; 16; 17; 40; 41; 128] proposent quant à eux une procédure d'analyse inverse pour caler des modèles mécaniques sur des essais de laboratoire et des ouvrages de soutènement. Pour cela ils utilisent le code d'optimisation UCODE et les codes de calculs éléments finis JFEST et Plaxis [15; 16]. UCODE, dont le schéma de principe est représenté figure 2.6, est un logiciel d'optimisation basé sur une méthode de Gauss-Newton modifiée. Il a été développé par Poeter et Hill en 1998 pour optimiser des modèles d'écoulements souterrains [67; 123]. Calvello et Finno appliquent dans un premier temps la méthode à des essais triaxiaux sur les quatre couches d'argile de Chicago [15; 16]. Ceci leur permet d'estimer les valeurs des paramètres des couches de sol. Ensuite, ils cherchent à améliorer l'identification de ces paramètres par une seconde analyse inverse sur le déplacement horizontal d'un mur de soutènement dans ces couches [17; 40]. De cette manière, Calvello et Finno montrent la capacité de l'analyse inverse à identifier plusieurs paramètres d'un sol. En fin de calage, une meilleure précision sur les valeurs des paramètres, comparée à celles des méthodes classiques, est constatée. Cependant, tous les paramètres ne peuvent être identifiés en même temps. Seuls les paramètres les plus influents sur le comportement d'un sol peuvent être identifiés. Finno et Rechea [40; 41; 128] soulignent que l'utilisation de l'analyse inverse pour un projet géotechnique nécessite une bonne compréhension du problème car de nombreux facteurs influent sur le résultat (nombre de paramètres recherchés, nombre de points d'observation disponibles, type de système...). Ainsi, la convergence d'une analyse inverse vers une solution optimale ne signifie pas nécessairement que la simulation cale les données de façon satisfaisante. Une expertise géotechnique est toujours nécessaire pour vérifier la justesse des résultats.

Enfin, Lecampion *et al.* [81; 80], tout comme Zentar *et al.* [164; 165] et Eclaircy-Caudron *et al.* [36; 38; 37] utilisent des méthodes déterministes dérivées de l'algorithme de Levenberg-Marquardt pour optimiser des problèmes géotechniques.

Lecampion *et al.* [80] proposent de comparer deux approches d'analyse inverse : la méthode de différentiation directe où l'analyse inverse dépend de la sensibilité des paramètres constitutifs et la méthode de l'état adjoint où l'analyse inverse dépend de la valeur des paramètres. Dans

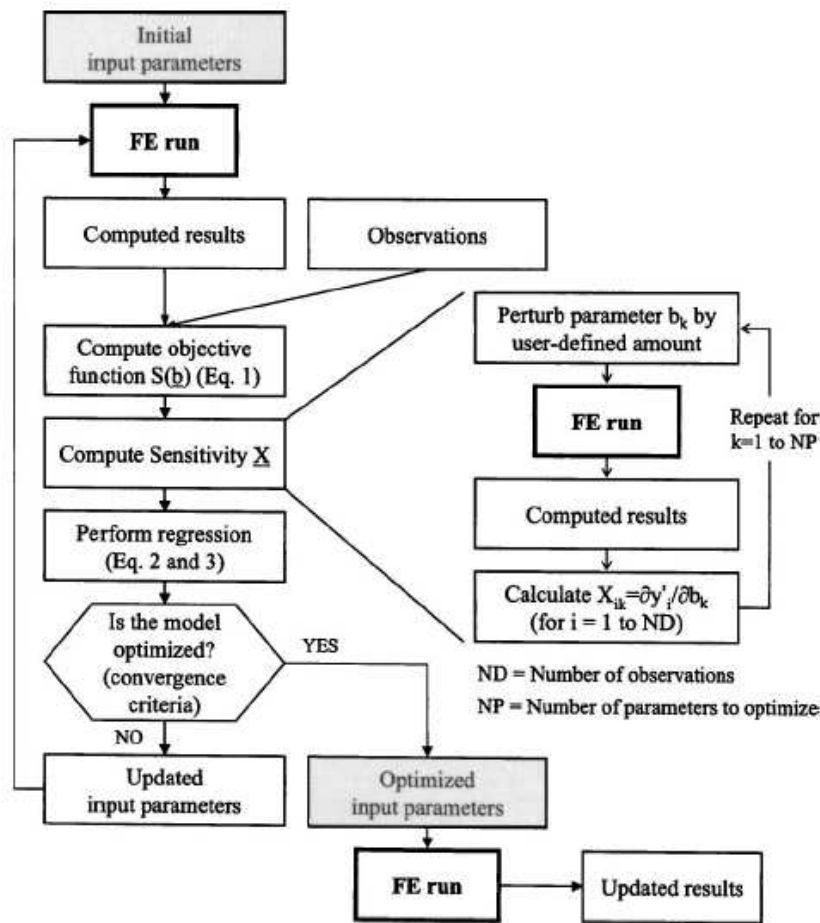


FIG. 2.6 – Algorithme d'optimisation du logiciel UCODE [40].

une méthode de différentiation directe, la matrice de sensibilité est calculée entièrement. C'est une étude de sensibilité locale. Lecampion *et al.* l'associent à un algorithme d'optimisation de Levenberg-Marquardt. Dans une méthode de l'état adjoint, la fonction erreur est directement calculée par la technique de décomposition de Lagrange. D'un schéma implicite on passe à un schéma explicite de résolution éléments finis. Lecampion *et al.* l'associent à un algorithme d'optimisation BFGS qui découle d'une méthode Quasi-Newton. Par cette étude, Lecampion *et al.* montrent que l'utilisation d'une méthode de l'état adjoint est légèrement moins précise et converge plus lentement que la méthode de différentiation directe pour l'identification des paramètres d'un sol homogène. Ils soulignent que le problème est mal posé et donc que l'unicité et la stabilité de la solution ne sont pas assurées. Pour appliquer de telles méthodes, beaucoup de précautions sont à prendre en compte, d'où la nécessité d'une étude paramétrique pour connaître les bons paramètres à identifier. Lecampion *et al.* [81] appliquent l'algorithme de Levenberg-Marquardt pour estimer les paramètres d'un modèle de sol viscoplastique à partir de la convergence d'un tunnel circulaire dans une roche à grande profondeur et ainsi prévoir sa déformation à long terme. Ils montrent que cette méthode est robuste et efficace. La simulation se fait sans information *a priori*, il n'est donc pas nécessaire d'avoir une idée précise de la solution réelle pour faire converger le calcul. De plus l'analyse de sensibilité permet de décider du meilleur emplacement pour prendre les mesures. Malgré tout, si cette technique est convergente et stable, elle reste floue sur la notion d'unicité ou non de la solution.

Zentar *et al.* [164; 165] étudient l'identification des paramètres du modèle constitutif de sol Cam-Clay à partir des résultats d'essais pressiométriques sur l'argile de Saint-Herblain, par analyse inverse. Pour cela ils utilisent le code d'optimisation SiDoLo et le code de calcul éléments finis CESAR du LCPC comme schématisé figure 2.7. SiDoLo est un logiciel d'optimisation hybride, développé par Pilvin à l'ENS Cachan dans les années 1980, basé sur la méthode de la plus grande pente combinée à l'algorithme de Levenberg-Marquardt [78; 121]. La méthode de plus grande pente permet d'améliorer l'estimation initiale des paramètres. Ensuite, l'algorithme de Levenberg-Marquardt est utilisé pour accélérer la convergence en phase finale d'identification. Ce code présente l'avantage d'être indépendant du code de calcul numérique éléments finis et de la loi de comportement. Il permet l'identification de paramètres suffisamment sensibles aux données expérimentales. Zentar *et al.* montrent que lorsqu'un couplage existe entre des paramètres, la solution n'est pas unique et la procédure d'analyse inverse peine à identifier ces paramètres. Il faut ajouter des informations supplémentaires pour obtenir la convergence. Le choix des paramètres à identifier en fonction des courbes expérimentales disponibles est délicat et essentiel pour l'analyse inverse. C'est pourquoi, Zentar *et al.* [164; 165] recommande une analyse de sensibilité.

Eclaircy-Caudron *et al.* [36; 37; 38] étendent l'utilisation de SiDoLo aux essais triaxiaux et à la modélisation de tunnels. Ils montrent également que seuls les paramètres les plus sensibles sont identifiables. De plus, l'optimisation à partir d'une seule courbe expérimentale n'est pertinente que si les paramètres sont identifiés individuellement.

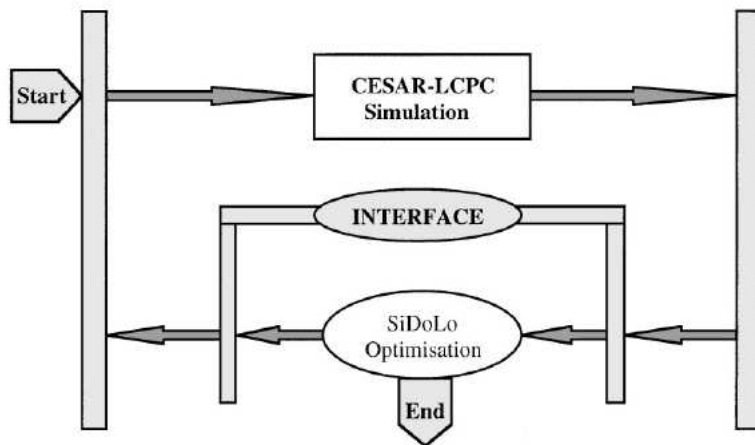


FIG. 2.7 – Principe d'optimisation couplé à SiDoLo [165].

2.3.4.2 Commentaires sur les méthodes de gradient

De ces études sur l'optimisation de problèmes géotechniques par des méthodes de gradient, il ressort que le calage d'un modèle sur des données expérimentales est difficile. Dans beaucoup de problèmes inverses, la détermination des paramètres d'un sol dépend des valeurs initiales du schéma d'optimisation. De même, lorsque les paramètres recherchés sont corrélés, l'algorithme d'optimisation peine à identifier ces paramètres puisque soit de nombreux minima locaux apparaissent dans l'espace des paramètres, soit la fonction erreur s'aplatit autour de l'optimum. Pour ces cas, la solution est non unique et instable.

Pour contrer ces difficultés, certains auteurs proposent de compléter la méthode d'optimisation par une approche bayésienne [24; 69; 70; 71]. L'approche bayésienne permet d'introduire sous forme de contrainte le jugement subjectif d'un expert ou de l'information *a priori* sur les paramètres recherchés en plus des données expérimentales [51]. Ces aspects peuvent être intéressants pour la géotechnique. Notons que la méthode des filtres de Kalman est une extension de l'approche bayésienne [11; 72; 73].

L'approche bayésienne permet un traitement statistique des données. Elle est à la frontière entre les méthodes déterministes et les méthodes stochastiques. L'analyse inverse bayésienne consiste à combiner l'information *a priori* et expérimentale pour obtenir la meilleure estimation des paramètres inconnus. La fonction erreur se décompose alors en deux parties de poids variable : une partie représente l'écart entre les mesures observées et les mesures calculées, une seconde partie représente l'écart entre les paramètres supposés et les paramètres évalués. Cette fonction erreur est ensuite minimisée par une méthode de gradient conjugué. Toute l'information est ainsi représentée sous forme statistique. L'approche de Bayes fournit la fonction densité de probabilité *a posteriori* sur les paramètres du modèle. La solution complète du problème inverse est ainsi identifiée.

Dès 1977, Neuman et Yakowitz [110] proposent d'introduire de l'information statistique dans les méthodes d'analyse inverse pour la résolution de problèmes hydrologiques. Ils montrent que si des données statistiques *a priori* pertinentes sont disponibles, les erreurs sur l'estimation des paramètres diminuent. Honjo *et al.* [69; 70; 71] reprennent par la suite cette idée pour diminuer les incertitudes des modèles géotechniques dans l'identification des paramètres de sols. Ils étudient ainsi l'identification des paramètres de sol à partir du tassement de pieux et la mise en place d'un remblai. Ils montrent que si la solution de tels problèmes inverses est souvent instable à cause de multicollinéarités entre les paramètres de sol, il est possible de stabiliser la solution grâce à l'introduction d'information *a priori* dans la méthode d'optimisation. Le théorème de Bayes est utilisé pour mettre à jour ou actualiser les estimations d'un paramètre quelconque à partir d'observations et de lois de probabilité de ces observations. Les probabilités sont utilisées comme un moyen de traduire numériquement un degré de connaissance. L'intérêt particulier des réseaux bayésiens est de tenir compte simultanément de connaissances *a priori* d'experts et de l'expérience contenue dans les données. Sa formulation implicite impose de connaître les caractéristiques statistiques de l'erreur ou du bruit. Or, il est rarement possible de quantifier l'information *a priori* statistique, ce qui limite l'utilisation pratique des approches bayésiennes [85; 143; 144]. De plus, en introduisant trop d'information *a priori* dans le modèle inverse, le problème est fortement contraint et la solution peut être totalement conditionnée par ces informations. Ces difficultés sont à l'origine du développement des méthodes d'optimisation globales telles que le recuit simulé et les algorithmes génétiques.

Avant de développer ces méthodes, notons que dans le même esprit que celui des méthodes bayésiennes, on trouve une autre procédure mathématique sophistiquée d'optimisation : le *maximum des vraisemblances* ou *Maximum likelihood method* dont Gens, Ledesma et Alonso ont décrit les grands principes pour la géotechnique [48; 49; 83]. Le but de cette méthode est de trouver les paramètres qui maximisent la probabilité d'obtenir numériquement les mesures réellement observées *in situ*. Il s'agit de minimiser une fonction erreur qui dépend non seulement de l'erreur entre des mesures *in situ* et des mesures simulées mais aussi de l'information *a priori* sur les paramètres. Cette approche permet de maximiser la probabilité d'une hypothèse en fonction d'un certain nombre de quantités mesurées. La fonction erreur ainsi définie est minimisée par un algorithme de Gauss-Newton ou de Levenberg-Marquardt. A travers différentes applications sur des excavations souterraines, Ledesma *et al.* [84] montrent la capacité d'une

procédure d'analyse inverse de ce type à obtenir des valeurs de paramètres intéressantes en incorporant de manière consistante de l'information *a priori*. Pintado *et al.* [122] montrent que cette procédure d'identification permet également de mettre en évidence certains couplages entre paramètres à partir de résultats d'essais thermohydrauliques de laboratoire.

2.3.5 Les méthodes stochastiques

Au cours des dernières années, plusieurs procédures systématiques d'analyse inverse ont été proposées pour résoudre des problèmes d'optimisation. Ces techniques sont de plus en plus nombreuses à adopter un point de vue probabiliste pour faire face aux problèmes d'identification de paramètres de sol à partir de mesures *in situ* ou de laboratoire, ce sont les méthodes stochastiques. Dans ces méthodes, l'approche de l'optimum est guidée par un processus stochastique. Elles permettent de prendre en compte des incertitudes sur la définition des couches de sol ou sur l'étendue de l'espace de variation des propriétés mécaniques et de prendre en compte l'influence des paramètres calculés par l'analyse inverse sur les points de mesure [29; 95]. De cette façon, il est possible d'obtenir des informations sur l'exactitude des paramètres identifiés ou sur la pertinence de l'information *a priori*.

La méthode de recherche aléatoire de type Monte Carlo est la plus simple des méthodes stochastiques. Cette méthode consiste à tirer sur l'espace de recherche, à chaque itération, un jeu de valeurs au hasard. La fonction erreur F_{err} est évaluée en ce point. La nouvelle valeur de F_{err} est comparée à la précédente. Si elle est meilleure que la précédente, cette valeur est enregistrée, ainsi que la solution correspondante, et le processus continue. Sinon on conserve le point précédent et on poursuit la procédure jusqu'à ce que les conditions d'arrêt soient atteintes.

Les méthodes aléatoires explorent et mémorisent le meilleur élément. Malheureusement, comme explicité au paragraphe 2.3.5.1, elles sont robustes mais peu efficaces. On leur préfère souvent des méthodes pseudo-aléatoires telles que les algorithmes génétiques ou le recuit simulé. Ces procédures d'exploration utilisent un choix aléatoire comme outil pour guider une exploration intelligente dans l'espace des paramètres codés (*cf.* paragraphe 2.3.5.2 et 2.3.6).

Les procédures pseudo-aléatoires découlent directement des techniques informatiques d'intelligence artificielle et de systèmes experts. Selon Alliot *et al.* [3], l'intelligence artificielle est une technique informatique ayant pour but de faire exécuter par l'ordinateur des tâches pour lesquelles l'homme, dans un contexte donné, est aujourd'hui meilleur que la machine. Un système expert est une branche de l'intelligence artificielle qui simule l'intelligence humaine pour résoudre un problème. Ce type d'analyse est généralement développé pour résoudre des problèmes qui nécessitent une expertise [94; 109]. Le raisonnement d'un spécialiste face à un problème de sa compétence est d'abord codifié sous forme de "règles". Un moteur d'inférence détecte ensuite dans cette base de connaissances les règles applicables dans chaque situation pour produire un raisonnement.

A l'heure actuelle la géotechnique est fortement basée sur les connaissances d'experts. Les théories scientifiques, les analyses techniques et les méthodes expérimentales ne fournissent qu'une partie de l'information nécessaire à la prise de décision. L'expérience fait le reste. Ainsi, un système expert peut être vu comme un outil d'aide à la décision. Il rationalise l'expertise, permet une meilleure compréhension des problèmes sans toutefois remplacer le rôle de l'expert [141]. Notons que l'utilisateur de ce type de système doit savoir conserver un esprit critique

sur son analyse. Les systèmes experts sont généralement efficaces pour tenir compte de la variabilité et des incertitudes sur les données. Ils sont donc très attractifs pour résoudre des problèmes majeurs de géotechnique et notamment pour identifier les paramètres d'un sol.

Le système expert le plus couramment utilisé est le *réseau de neurones*. Ce processus reproduit un processus cognitif en simulant l'architecture du cerveau. Cette méthode est développée au paragraphe 2.3.5.5. Une autre technique basée sur la notion d'intelligence artificielle peut être utilisée pour la résolution de problèmes inverses : l'*algorithme génétique*. Ce processus s'inspire de la théorie de l'évolution de Darwin. C'est une semi-méthode de Monte Carlo utilisant une analogie entre un problème de génétique et un problème d'optimisation [57]. L'optimum d'un problème inverse est ainsi atteint par des processus de sélection, de reproduction et de mutation sur une population d'individus représentant différents signaux d'entrée d'un système. Les mécanismes de cette méthode, employés dans cette thèse, sont détaillés au paragraphe 2.3.6 et au chapitre 3. Notons d'ores-et-déjà que ces méthodes itératives d'optimisation ne garantissent pas d'atteindre l'optimum. Cependant, leur grande robustesse permet dans tous les cas d'identifier une ou plusieurs solutions proches de cet optimum.

2.3.5.1 Les méthodes Monte Carlo

Depuis le milieu des années 80, les méthodes de Monte Carlo sont devenues de plus en plus populaires auprès de géophysiciens pour résoudre des problèmes inverses [107; 140; 143; 153]. Sambridge et Mosegaard [140] les définissent comme des méthodes d'expérimentation sur des nombres aléatoires pour résoudre des problèmes de nature déterministe ou probabiliste. Elles explorent et mémorisent le meilleur élément.

La méthode Monte Carlo consiste à tirer sur l'espace de recherche, à chaque itération, un jeu de valeurs au hasard. La fonction erreur F_{err} est évaluée en ce point. La nouvelle valeur de F_{err} est comparée à la précédente. Si elle est meilleure que la précédente, cette valeur est enregistrée, ainsi que la solution correspondante, et le processus continue. Sinon on conserve le point précédent et on poursuit la procédure jusqu'à ce que les conditions d'arrêt soient atteintes. Selon Mosegaard et Tarantola [107], les méthodes Monte Carlo permettent une généralisation de la philosophie des méthodes bayésiennes évoquées au paragraphe 2.3.4.2.

Sambridge et Mosegaard [140] présentent différentes méthodes globales du type Monte Carlo pour l'analyse inverse de problèmes géophysiques. En géophysique, la non unicité des solutions de problèmes inverses est une propriété fondamentale. La méthode d'inversion Monte Carlo offre la possibilité de traiter ce problème. La mesure de la non unicité de la solution est obtenue en examinant si les solutions sont en accord ou en désaccord avec le problème. La méthode Monte Carlo dessine la région où le modèle est acceptable dans l'espace des paramètres. L'interprétation de cet échantillon donne la solution du problème.

Malkawi *et al.* [98] utilisent quant à eux les méthodes Monte Carlo pour identifier la surface de rupture d'un talus donnant le plus petit facteur de sécurité. Ils présentent deux variantes des approches Monte Carlo : une méthode de *saut aléatoire* et une méthode de *marche aléatoire*. Dans la méthode de *saut aléatoire*, un grand nombre de solutions est généré sans tenir compte des résultats précédents. Dans une méthode de *marche aléatoire*, les solutions à l'itération suivante dépendent des solutions précédentes. En comparant ces deux approches, Malkawi *et al.* montrent qu'il est souvent meilleur de combiner ces deux méthodes en commençant par une méthode de *saut* et en finissant par une méthode de *marche*.

Par leur étude comparative, Sambridge et Mosegaard [140] indiquent que pour des problèmes complexes les méthodes de Monte Carlo sont plus favorables que les méthodes déterministes. Comme elles se basent uniquement sur l'évaluation de la fonction erreur et non sur l'évaluation de sa dérivée, elles sont plus stables. Elles donnent également des estimateurs de moyenne et autres moments statistiques qui permettent une meilleure approche de la solution. Mais, l'inconvénient de la méthode Monte Carlo est qu'elle est très coûteuse en calcul. Certaines zones de l'espace des solutions peuvent rester inexplorées. Ces méthodes ne sont donc valables qu'à condition de disposer d'une puissance de calcul suffisante. Mieux vaut considérer la méthode comme une aide à l'interprétation plutôt que comme un résultat absolu. L'enveloppe estimée des modèles acceptables est un guide pour l'hypothèse d'une solution et non une conclusion ferme et définitive. Ainsi, la méthode de Monte Carlo uniforme de base, présentée par Sambridge et Mosegaard [140], est inefficace et inadaptée pour identifier un grand nombre de paramètres en géophysique. D'autres méthodes dérivées de la méthode Monte Carlo, utilisant un échantillon pseudoaléatoire de combinaisons de paramètres, telles le recuit simulé, l'algorithme génétique ou l'algorithme de voisinage, sont préférables. Chacune de ces méthodes est développée ci-dessous.

2.3.5.2 Le recuit simulé

Le recuit simulé est une technique dérivée de la méthode de Monte Carlo. Cette méthode est issue d'une analogie avec le phénomène physique de refroidissement lent d'un corps en fusion, qui le conduit à un état solide, de basse énergie. Elle procède alors comme à un lissage de la topologie de F_{err} faisant disparaître les minima locaux à l'image d'un fluide qui s'écoule sur les pentes de F_{err} jusqu'à l'équilibre. Initialement, cette méthode a été développée pour simuler les mécanismes statistiques de systèmes en équilibre mais rapidement ces principes ont été étendus aux problèmes d'optimisation [21; 76; 143].

Le principe du recuit simulé est simple. Prenons l'exemple d'une bille qui oscille sur une pente comme illustré figure 2.8. Dans le premier cas, figure 2.8(a), si on laisse tomber la bille, elle va osciller avant de se stabiliser au fond du "bol". Si notre bille descend une pente avec une remontée, figure 2.8(b), elle peut s'y arrêter et tomber dans un minimum local. Cependant, en lançant notre bille de plus haut, le minimum local aurait pu être évité. Mais fournir trop d'énergie n'est pas une bonne solution, car notre bille risque de quitter le minimum global pour aller se nicher dans un autre minimum local comme illustré figure 2.8(c). La bonne stratégie consiste alors à : laisser la bille descendre suivant la plus grande pente, puis la laisser remonter le côté opposé, mais en réduisant progressivement la hauteur quelle peut atteindre. Ainsi, comme le montre la figure 2.8(d), arrivée dans le creux A, elle pourra remonter en B et tomber en C. Cependant, si elle arrive en C, elle ne pourra plus remonter en B, car la hauteur BC est devenue trop importante.

Kirkpatrick *et al.* [76] montrent que le processus de recuit simulé peut améliorer les solutions obtenues par des méthodes heuristiques pour des problèmes d'optimisation. D'après Alliot *et al.* [3], cette méthode est bien adaptée aux problèmes d'optimisation. Elle a l'avantage de ne pas dépendre du choix de la loi physique caractérisant le problème, elle est flexible et capable de résoudre des problèmes fortement non linéaires [142]. Par contre, elle est sujette à converger vers un possible minimum local de la fonction erreur [4].

Rothmann a introduit le recuit simulé pour l'optimisation de problèmes géophysiques [132; 133]. Il considère qu'une recherche d'optimum, quand on ne peut pas bien estimer initialement

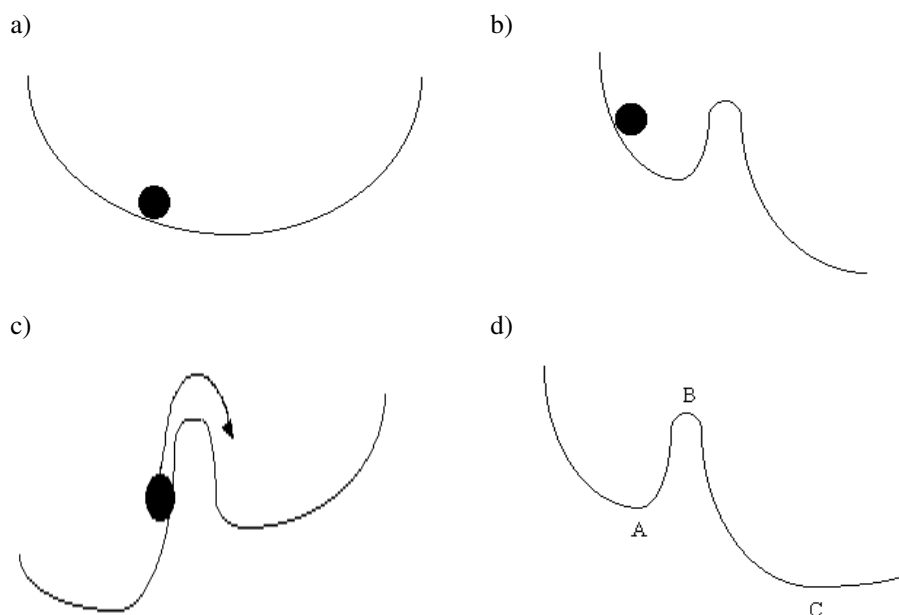


FIG. 2.8 – Illustration du principe d'optimisation par Recuit Simulé : exemple d'une bille qui oscille sur une pente.

le jeu de paramètres, n'est possible que si une représentation statistique particulière des paramètres est donnée. Cette représentation statistique est adaptée aux modèles stochastiques utilisés en mécanique statistique pour décrire les interactions entre systèmes contenant un grand nombre de degrés de liberté. Ainsi, Rothmann applique le recuit simulé à l'étude de résidus statistiques à partir d'explorations sismiques. L'intérêt du recuit simulé est de pouvoir être utilisé lorsque la relation modèle/données est fortement non linéaire et produit une fonction erreur multimodale. Mais, son efficacité dépend fortement du choix des paramètres de contrôle, dont le réglage reste empirique. Malgré tout, l'étude de Rothmann montre que pour des applications géophysiques, l'optimum global est bien identifié.

2.3.5.3 Les algorithmes génétiques

L'algorithme génétique (AG) dérive des méthodes Monte Carlo dans le sens où les paramètres d'évolution de l'algorithme sont aléatoires. Goldberg [57] définit les algorithmes génétiques comme des algorithmes d'exploration fondés sur les mécanismes de la sélection naturelle de Darwin. Ils utilisent à la fois les principes de la survie des structures les mieux adaptées et les échanges d'informations pseudo-aléatoires pour former un algorithme d'exploration qui possède certaines caractéristiques de l'évolution des espèces. A chaque génération, un nouvel ensemble d'*individus* est créé en utilisant des parties des meilleurs éléments de la génération précédente, ainsi que des parties novatrices à l'occasion. Les algorithmes génétiques exploitent efficacement l'information obtenue précédemment pour spéculer sur la position de nouveaux points à explorer avec l'espoir d'améliorer les performances. Cette méthode est l'objet principal de cette thèse. Une analyse détaillée en est présentée au paragraphe 2.3.6 et au chapitre 3.

2.3.5.4 Les algorithmes de voisinage

L'algorithme de voisinage est une nouvelle classe de recherche des paramètres directe basée sur la méthode de Monte Carlo. L'objectif est d'échantillonner la région de l'espace des paramètres où le modèle est acceptable. Cette méthode utilise des concepts géométriques pour extraire des informations robustes sur l'ensemble des modèles obtenus.

La philosophie de cette méthode est de considérer qu'un point sur l'espace de recherche est représentatif de ses voisins. Le but est de construire approximativement la topologie de la fonction erreur du problème à partir de l'évaluation de quelques jeux de paramètres sur l'espace.

Comme illustré figure 2.9, un échantillon de solutions est initialement généré aléatoirement sur l'espace. Des cellules de Voronoi (polyèdres convexes) sont ensuite construites selon l'évaluation de chacune des combinaisons de paramètres. En fonction de ces résultats, l'algorithme évolue ensuite progressivement sur l'espace et de nouvelles cellules de Voronoi sont construites. Chaque nouvelle itération concentre les solutions autour du meilleur calage [140]. Ainsi, la taille des cellules étant inversement proportionnelle à la densité de l'échantillon, la topologie de la fonction erreur du problème est évaluée approximativement à partir de l'évaluation de quelque jeux de paramètres sur l'espace.

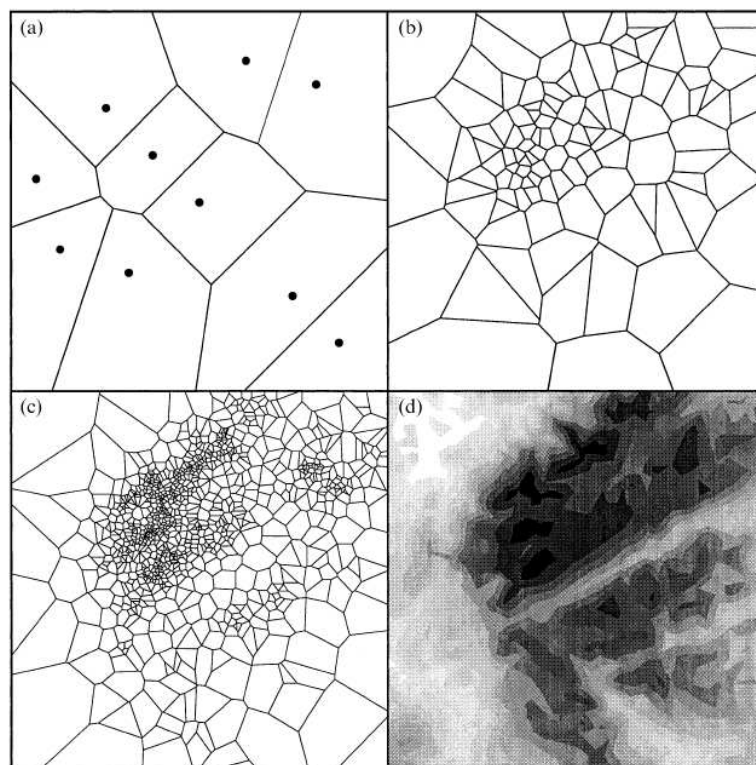


FIG. 2.9 – Illustration du principe d'optimisation par Algorithme de voisinage [138]: cellules de Voronoi initiales (a), nouvelles cellules générées par l'algorithme à différentes étapes du processus d'optimisation (b,c), topologie de la fonction erreur correspondante (d)

Comme pour les algorithmes génétiques ou le recuit simulé, l'algorithme de voisinage est une recherche globale contrôlée de l'espace de recherche et n'a pas besoin de calcul autre que celui de la fonction erreur. L'objectif de l'algorithme de voisinage est de trouver un ensemble de modèles sur l'espace de paramètres qui représentent bien les données et non pas une solution unique.

Sambridge [138; 139] a introduit la notion d'algorithme de voisinage en géophysique en l'appliquant à l'exploitation d'ondes sismiques pour identifier les couches terrestres. Avec Shibutani *et al.* [150], il a également comparé l'utilisation d'un algorithme génétique et d'un algorithme de voisinage pour ces problèmes. D'après eux, il semble que l'algorithme de voisinage identifie mieux les couches terrestres que l'algorithme génétique. Un algorithme génétique travaille sur un espace de recherche discrétisé (*cf.* chapitre 3). L'échantillon de solutions identifiées par l'algorithme génétique est limité par la taille du maillage de l'espace de recherche. Diminuer le pas de cette grille suppose d'augmenter le temps de calcul. L'algorithme de voisinage quant à lui travaille sur un espace de recherche continu. Il devient alors plus précis dans la recherche d'une région acceptable comme solution d'un problème.

Sambridge [138] présente donc l'algorithme de voisinage comme une nouvelle alternative aux méthodes globales d'optimisation. Il propose par ailleurs de faire évoluer la notion d'algorithme de voisinage aux problèmes bayésiens [139]. La philosophie d'une méthode d'interférence bayésienne combinée à un algorithme de voisinage est de reconstruire la loi de distribution des solutions à partir d'un nombre fini de réalisations. Sambridge propose également d'utiliser l'algorithme de voisinage de façon intermittente dans une méthode inverse de calcul de type algorithme génétique ou recuit simulé. L'évaluation de la fonction erreur est alors remplacée par une évaluation fonction de son plus proche voisin. Cette pratique permet de diminuer le coût de calcul.

2.3.5.5 Les réseaux de neurones

Les réseaux neuronaux sont des méthodes inspirées du fonctionnement cérébral principalement basés sur le concept de neurone. Cette méthode est connue pour sa polyvalence et pour être très puissante dans la résolution des problèmes complexes, non linéaires et/ou bruités [130; 149; 151]. L'idée est de reproduire le mécanisme cérébral d'apprentissage, soit l'adaptation lente d'un individu à l'exécution d'une tâche nouvelle.

Hashash *et al.* développent une méthode d'analyse inverse pour la géotechnique basée sur un réseau de neurones [44; 61; 62; 63; 64; 100; 101]. Ils proposent notamment d'appliquer ce principe à la détermination des caractéristiques du sol en identifiant un réseau de neurones à partir des étapes de la construction d'une excavation comme illustré figure 2.10. Leur but est de déterminer une formulation de la matrice de rigidité, reliant le tenseur d'entrée au tenseur de sortie, pour un problème analysé par la méthode des éléments finis. Ils cherchent ainsi à formuler la loi de comportement du sol dans un contexte particulier. De même, Yamagami *et al.* [163] s'intéressent aux réseaux de neurones pour étudier la stabilité des pentes. Pernot et Lamarque [120] quant à eux, utilisent des réseaux de neurones pour identifier des lois de comportement sur des essais de laboratoire.

Un réseau de neurones se décompose en plusieurs couches de *neurones* interconnectées reliant des données en entrée, l'input (par exemple, le tenseur des déformations) et des données en sortie, l'output (par exemple, le tenseur des contraintes) comme illustré figure 2.11. Suite à

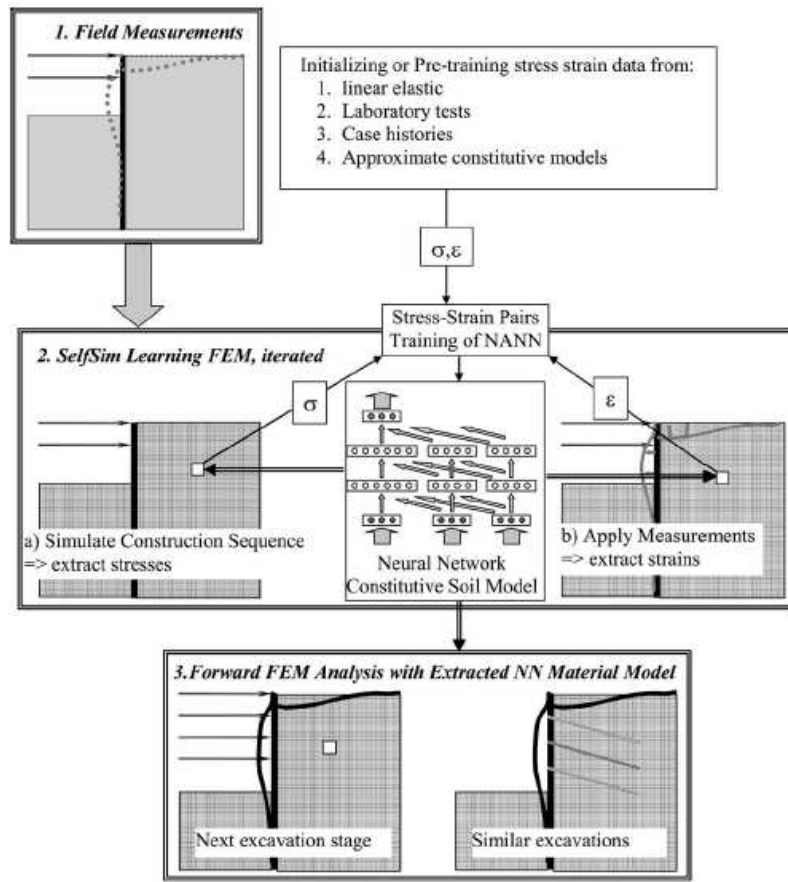


FIG. 2.10 – Application d'un réseau de neurones pour l'optimisation de problèmes d'excavations profondes selon Hashash [64]

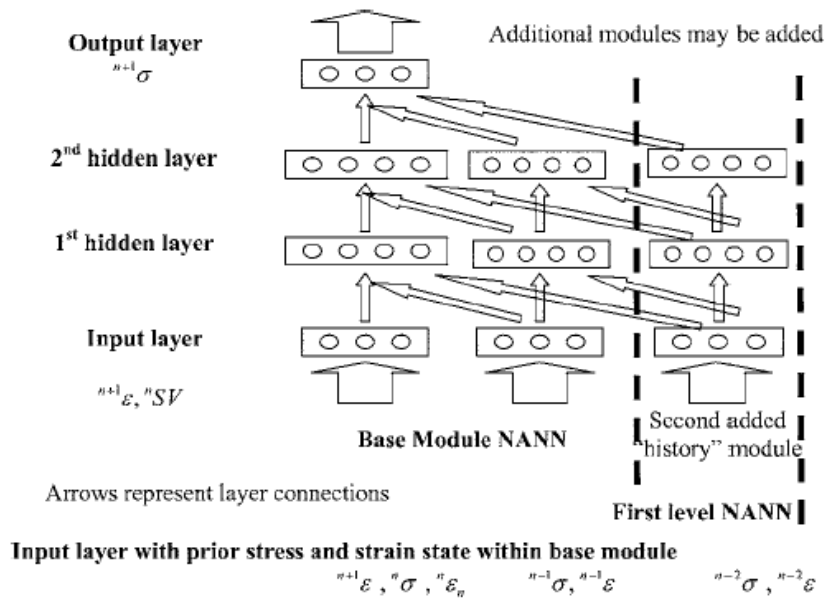


FIG. 2.11 – Schéma d'un réseau de neurones [64]

une phase d'apprentissage, ces interconnexions définissent les relations constitutives de sol. La figure 2.10 présente la phase d'apprentissage comme une étape du processus d'optimisation reliant contraintes et déformations sur chaque point d'intégration d'un modèle éléments finis. Elle permet d'améliorer le réseau en calant mathématiquement une fonction sur des données expérimentales. Ce mécanisme consiste à propager l'information disponible sur l'excavation entre les différentes couches de neurones, en minimisant l'erreur entre le signal simulé et le signal connu. La méthode la plus courante pour minimiser cette erreur est l'algorithme de rétro-propagation de l'erreur qui repose sur une minimisation par descente de gradient d'un critère d'erreur de type moindres carrés. Pour un vecteur d'entrée connu et sa solution en sortie connue, le résidus sur chaque paramètre est propagé entre les différentes couches du réseau. Les poids des interconnexions (les neurones) sont modifiés dans ce sens proportionnellement à leurs contributions à l'erreur. L'état du système à un instant donné constitue une sorte de *mémorisation* ou d'*interprétation* des caractéristiques de l'environnement subies par le réseau depuis l'instant initial jusqu'au moment considéré. Pendant ces deux phases, le réseau converge vers un état stable proche de l'erreur minimale. Le réseau obtenu représente le modèle constitutif du problème particulier étudié. Si la phase d'apprentissage est suffisante, cette loi de comportement est généralisable à un autre cas de charge pour le problème considéré comme illustré figure 2.10 [130].

L'optimisation par réseaux de neurones est donc équivalente à un processus de développement d'un modèle constitutif de sol conventionnel et au choix adéquat des propriétés d'un modèle [151]. Elle ne nécessite aucune information *a priori* sur le comportement du sol. Mais la loi de comportement déterminée dépend fortement de la phase d'apprentissage. L'approximation du modèle constitutif de sol sera d'autant plus précise que la quantité d'information disponible pour ces phases sera importante. Ainsi, pour Yamagami *et al.* [163], un réseau de neurones est capable d'apprendre des relations complexes et fortement non linéaires si une grande variété de données d'*apprentissage* est disponible. De même, pour Pernot et Lamarque [120], bien qu'un réseau de neurones ressemble à une boîte noire, il est capable de bien prendre en compte les incertitudes expérimentales et de comprendre, mémoriser et généraliser les règles de comportement des matériaux. Enfin, la robustesse et la bonne convergence des réseaux de neurones pour la géotechnique est démontrée par Hashash *et al.* [62]. Cependant, Shaopei et Boru [149] rappellent que si le réseau de neurones ainsi constitué permet de bien caractériser le comportement étudié, la relation liant l'input à l'output reste généralement inconnue.

2.3.5.6 Commentaires sur les méthodes stochastiques

Les procédures d'optimisation qui dépendent d'approximation du gradient peuvent souffrir d'instabilités numériques. Ces situations se multiplient lorsque la fonction erreur est irrégulière, multimodale, non lisse et discontinue. Au contraire, les méthodes stochastiques travaillent directement à partir d'un échantillon de paramètres de l'espace. Que les données soient bruitées ou non, elles identifient un optimum proche de la solution et non pas un optimum exact. Leur principal avantage est de n'utiliser que la valeur de la fonction erreur. Contrairement aux méthodes de type gradient, aucune information sur la dérivée de F_{err} n'est nécessaire. Ces méthodes sont donc plus stables numériquement.

A partir de cette étude bibliographique sur les méthodes d'optimisation déterministes et stochastiques, il semble que les méthodes stochastiques soient plus performantes mais aussi plus coûteuses en terme de temps de calcul que les méthodes de gradient. Plus particulièrement, les méthodes de type Monte Carlo permettent une bonne exploration de l'espace de recherche,

même si elles n'exploitent pas toujours suffisamment les résultats précédemment obtenus. Les méthodes de gradients explorent moins l'espace mais exploitent les données précédentes et permettent une bonne recherche locale. Pour compléter cette analyse, nous développons plus en détails ci-dessous la méthode d'optimisation par algorithme génétique.

2.3.6 Les algorithmes génétiques

Goldberg [57] définit les algorithmes génétiques comme des algorithmes d'exploration fondés sur les mécanismes de la sélection naturelle et de la génétique. Cette méthode, initialement développée par Holland [68] à l'université du Michigan dans les années 1970, utilise à la fois les principes de la survie des structures les mieux adaptées et les échanges d'informations pseudo-aléatoires pour former un algorithme d'exploration qui possède certaines des caractéristiques de l'évolution des espèces.

Dans la littérature, le terme "algorithme(s) génétique(s)" s'écrit aussi bien au pluriel qu'au singulier. Cette distinction résulte du fait qu'il existe plusieurs variantes de cette méthode d'optimisation. Généralement, à partir de quelques principes de base développés entre autre par Holland [68], Goldberg [57] ou DeJong [34], chaque utilisateur conçoit son propre algorithme en fonction de l'application étudiées [33]. Ainsi, le terme "algorithmes génétiques" au pluriel se réfère aux différentes variantes possibles de la démarche, et le terme "algorithme génétique" au singulier se réfère à un algorithme particulier.

La théorie de l'évolution de Darwin [32] décrit l'évolution des systèmes biologiques selon le principe de la sélection naturelle. C'est sur ce concept d'évolution que se base la notion d'algorithme génétique. Dans un algorithme génétique la sélection au fil des générations s'opère sur des individus. Ces individus évoluent ensuite selon des mécanismes génétiques de croisements et de mutation. Ces principes, présentés en détail au chapitre 3 sont schématisés figure 2.12.

C'est une quête de robustesse qui a initié les algorithmes génétiques. Les systèmes naturels sont robustes car ils s'adaptent à une large variété d'environnement. En reproduisant sous forme artificielle le principe naturel de l'algorithme de sélection de la meilleur adaptation, Holland [68] espérait atteindre la même polyvalence.

Dans les faits, les algorithmes génétiques ont fait la preuve de leur capacité dans de nombreuses études théoriques et expérimentales [33; 43; 57; 130]. Pour Forrest [43] et Goldberg [57], ces mécanismes de sélection, croisement et mutation permettent aux algorithmes génétiques d'évoluer vers les solutions d'un problème d'optimisation. Cependant, il est important de souligner que par cette méthode seule une petite partie de l'espace de recherche est examinée. Il n'est donc pas raisonnable de penser qu'un algorithme génétique identifie l'optimum global de l'espace, il identifie uniquement les bonnes régions de l'espace. Un algorithme génétique peut ainsi être vu selon Forrest [43] comme un processus d'échantillonnage. Mais, la puissance d'un algorithme génétique est de converger rapidement vers une zone privilégiée de l'espace de recherche.

L'optimisation par algorithmes génétiques a montré son efficacité dans de nombreux domaines. Kang *et al.* [75] étudient l'utilisation d'algorithmes génétiques pour identifier des paramètres d'interfaces de matériaux composites. Ils en concluent que les algorithmes génétiques sont prometteurs pour résoudre des problèmes larges et discrets, non linéaires et pour lesquels peu d'information est disponible. Ils convergent même dans des cas complexes ou les méthodes

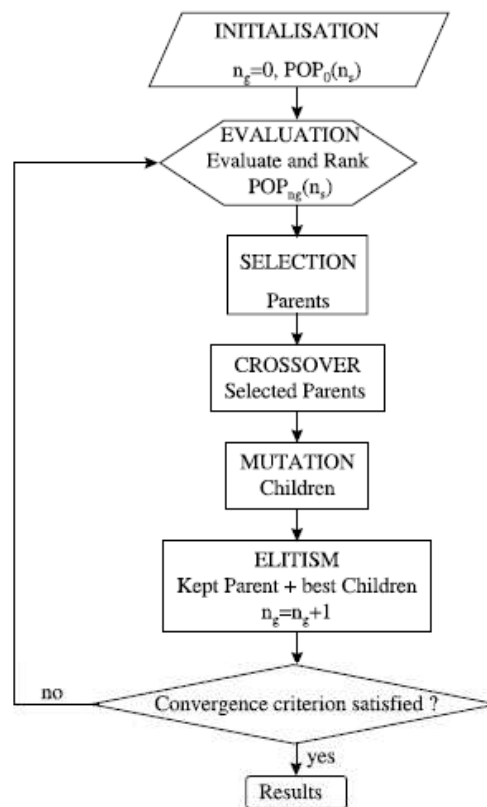
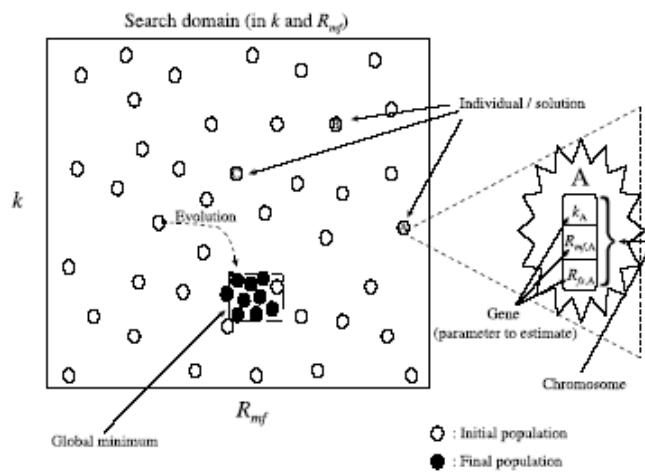


FIG. 2.12 – Schéma d'un algorithme génétique selon Orain et al. [113]

plus classiques de gradient échouent. Wrobel *et al.* [162] montrent à travers une étude sur la corrosion des métaux, qu'un algorithme génétique identifie une solution stable même en présence de bruit dans les données expérimentales. De même, Giacobbo *et al.* [50] montrent à travers une étude sur le transport de contaminant dans le sol, qu'un bruit gaussien sur les données devant être reproduites par l'algorithme génétique n'a que peu d'effet sur la méthode. Les paramètres sont estimés avec une bonne précision même si les données expérimentales sont bruitées.

Orain *et al.* [113] en thermique, tout comme Levasseur *et al.* [87; 88; 89; 90; 91] et Malécot *et al.* [96; 97] en géotechnique expliquent quant à eux qu'un algorithme génétique permet d'identifier un plus grand nombre de paramètres ainsi que des paramètres corrélés ou peu sensibles contrairement aux méthodes de gradient qui fonctionnent plus difficilement dans ces cas.

Giacobbo *et al.* [50] et Marseguerra *et al.* [99] complètent leurs propos en montrant que la stratégie d'évolution d'un algorithme génétique pour arriver à l'optimum peut être exploitée pour obtenir des informations qualitatives sur la sensibilité du modèle aux paramètres inconnus. L'analyse de l'évolution d'un algorithme consiste à étudier l'évolution de la fonction erreur et de la dispersion des paramètres à chaque génération. La convergence n'est pas atteinte simultanément pour tous les paramètres. Cependant, les variables convergent toujours dans le même ordre selon leur influence sur le modèle étudié. Le premier paramètre à se stabiliser est celui qui influe le plus l'allure de la courbe du modèle. Le dernier paramètre à se stabiliser est celui qui influe le moins sur cette courbe [50]. De plus, l'analyse après convergence des individus identifiés tout au long du processus d'optimisation permet d'obtenir des informations qualitatives sur les corrélations entre les paramètres [99]. En fin de processus, les meilleurs individus sont recensés pour définir un hypervolume pour lequel la fonction erreur est proche de l'optimum. La dispersion des paramètres dans cet hypervolume correspond à leur sensibilité. L'analyse des variables deux à deux donne la corrélation entre ces variables. En résumé, pour Giacobbo *et al.* [50] et Marseguerra *et al.* [99], les algorithmes génétiques sont des méthodes d'optimisation qui ne permettent pas seulement d'identifier des paramètres, leur processus d'évolution fournit également beaucoup d'informations intéressantes à exploiter.

Plus particulièrement, les algorithmes génétiques permettent de résoudre une large gamme de problèmes géophysiques ou géotechniques. En géophysique, Gallagher et Sambridge [45; 46] utilisent des algorithmes génétiques pour le calage de propagations d'ondes sismiques. Pour eux, le risque des méthodes de type Monte Carlo est de réaliser un grand nombre de calculs inutiles dans des zones défavorables de l'espace de recherche. Il est préférable d'utiliser un algorithme génétique car il assure un bon compromis entre les méthodes de descentes et les méthodes de type Monte Carlo. Cette méthode combine la robustesse de l'exploration Monte Carlo à une exploitation efficace de l'information fournie par l'échantillonnage.

Simpson et Priest [152] sont parmi les premiers à avoir évoqué l'utilisation d'algorithmes génétiques pour l'optimisation de problèmes géotechniques. Ils appliquent notamment cette méthode à l'identification de la fréquence de discontinuité maximale dans des structures rocheuses complexes. Leur étude montre qu'une solution proche de l'optimum peut être déterminée après le calcul d'une petite fraction de l'espace de recherche.

McCombie et Wilkinson [102] utilisent quant à eux un algorithme génétique pour résoudre des problèmes de stabilité de pentes. Par une étude comparative entre un algorithme géné-

tique et une optimisation classique de type Monte Carlo, ils montrent que cette méthode est plus efficace qu'une méthode traditionnelle d'optimisation numérique pour la caractérisation d'une surface de rupture circulaire et du coefficient de sécurité correspondant. Zolfaghari *et al.* [168] étendent ces résultats aux surfaces de rupture non circulaires. Ils montrent que grâce à cet algorithme génétique, une surface de rupture non circulaire avec un coefficient de sécurité minimal est identifiable en un faible temps de calcul. Ils conseillent d'appliquer ce type d'approche aux problèmes de stabilité de barrages en terre, de pentes naturelles ou à tout autre problème géotechnique à une ou plusieurs couches. De même, Goh [56] utilise un algorithme génétique pour la recherche de surfaces critiques de glissement dans une analyse de stabilité multi-coins. Il montre que cette méthode est suffisamment robuste pour traiter des problèmes multicouches et de couches minces.

Enfin, Pal *et al.* [116] tout comme Samarajiva *et al.* [137] appliquent les algorithmes génétiques au calage de paramètres de modèles de comportement sur des essais de laboratoire. Ils montrent que contrairement à toute autre méthode de calage, l'utilisation d'un algorithme génétique permet de tenir compte des caractéristiques globales des résultats d'essais de laboratoire selon chaque chemin de contrainte ou de déformation. La méthode de calage traditionnelle est séquentielle et un seul paramètre est identifié à la fois. Or, les paramètres de modèles constitutifs sont souvent interdépendants, la moindre erreur sur un paramètre affecte toute la chaîne d'identification. Comme un algorithme génétique identifie plusieurs paramètres simultanément, il évite ce genre de problèmes.

Ainsi, l'optimisation par algorithme génétique s'avère être un outil puissant pour optimiser des problèmes variés de géotechnique. Il offre de nouvelles opportunités pour l'analyse probabiliste par éléments finis d'ouvrages géotechniques. Cependant comme le souligne Goh [56], le principal inconvénient des algorithmes génétiques par rapport aux autres méthodes est la puissance informatique nécessaire pour mener l'optimisation. Le coût de calcul d'une optimisation par algorithme génétique est supérieur à celui nécessaire à toute autre méthode d'optimisation. Pour Simpson et Priest [152], un algorithme génétique est une méthode fortement probabiliste. Plus le problème est mal posé, plus le coût de calcul augmente [46], il est donc difficile de savoir à l'avance le nombre d'évaluations nécessaires à l'identification de l'optimum.

Pour conclure, les algorithmes génétiques ont un comportement convergent sans garantie d'optimalité [57]. Ceci marque une différence importante entre les algorithmes génétiques et d'autres méthodes d'optimisation. Si les algorithmes génétiques n'offrent pas de garantie de convergence dans les problèmes arbitraires, ils isolent rapidement des zones intéressantes d'un espace de recherche. Ce sont donc des méthodes faibles en terme de convergence puisqu'elles n'offrent pas les mêmes garanties que certaines procédures. Cela ne porte cependant pas atteinte à leur utilité. Bien au contraire, des méthodes plus convergentes sacrifient la globalité et la flexibilité pour leur convergence. Comme le rappelle Goldberg [57], l'optimisation sert à améliorer une performance en se rapprochant d'un ou plusieurs optima. Les algorithmes génétiques ont comme principal objectif d'améliorer une solution. Leur priorité est d'atteindre rapidement une performance de niveau satisfaisant. A défaut de pouvoir atteindre la perfection, elles se contentent d'améliorations.

Souvent les méthodes d'exploration nécessitent beaucoup d'informations auxiliaires pour fonctionner. Au contraire les algorithmes génétiques n'ont aucun besoin de cette information auxiliaire : ils sont dit aveugles. Pour effectuer une recherche de plus en plus performante de solutions intéressantes, ils n'ont besoin que des valeurs de la fonction à optimiser associée à chaque individu. Cette caractéristique fait des algorithmes génétiques une méthode très gé-

nérale comparée à beaucoup de méthodes d'exploration. Selon le problème étudié, les types d'informations auxiliaires peuvent varier énormément. Pour Renders [130] les algorithmes génétiques sont une classe de stratégies de recherche réalisant un compromis équilibré et raisonnable entre l'exploration et l'exploitation de l'espace de recherche.

2.3.7 Les méthodes hybrides

Les algorithmes génétiques, bien que robustes, sont des méthodes coûteuses car ils ne tiennent pas assez compte des informations locales. Ils n'utilisent que le codage et les valeurs de la fonction à optimiser pour déterminer les tentatives possibles de la nouvelle génération. Selon Goldberg [57], c'est à la fois un avantage et un inconvénient. D'une part leur indifférence vis-à-vis de l'information spécifique au problème donne aux algorithmes génétiques un champ d'application très large : une procédure qui fonctionne très bien sans connaissance relative d'un problème particulier a de meilleures chances de pouvoir être transférée à un autre problème. D'autre part, le fait qu'ils n'utilisent pas toute la connaissance disponible sur un problème désavantage les algorithmes génétiques dans la compétition avec les méthodes qui se servent de l'ensemble des informations. Ainsi, il peut être avantageux de considérer des méthodes hybrides. Les algorithmes génétiques peuvent être croisés avec bon nombre de techniques d'exploration spécifiquement adaptées à un problème particulier afin de former un hybride qui exploite la perspective globale de l'algorithme génétique et la convergence de la technique spécifique.

A l'heure actuelle, ces méthodes hybrides sont très employées pour l'étude d'écoulements souterrains. Par exemple, Tsai *et al.* [160; 159] proposent une méthode d'optimisation *globale-locale* qui combine un algorithme génétique à une méthode Quasi-Newton pour identifier des paramètres hydrologiques. Un algorithme génétique seul est robuste mais coûteux en temps de calcul. Au contraire, une méthode Quasi-Newton est plus rapide mais peut dans certains cas ne pas converger vers la bonne solution du problème. En combinant ces deux méthodes d'optimisation, Tsai *et al.* montrent qu'un algorithme génétique permet d'évaluer grossièrement les paramètres d'un problème donné. Ces paramètres sont ensuite améliorés par une méthode de gradient. Tsai *et al.* montrent que l'identification des paramètres par cette méthode globale-locale est flexible, robuste et rapide.

De même, Morshed et Kaluarachichi [108] combinent un réseau de neurones et un algorithme génétique pour estimer des paramètres hydrologiques. Les modèles à optimiser sont généralement non-linéaires, non-convexes et bruités. Or, un réseau de neurones est un approximateur de fonction, robuste et universel. Ses performances sont liées au nombre de phases d'apprentissages, c'est-à-dire au nombre de données expérimentales disponibles. Un algorithme génétique est robuste mais coûteux en calculs. En combinant ces deux méthodes, une fonction est approchée pour un système inverse et ensuite ajustée sur les données expérimentales. Morshed et Kaluarachichi montrent que par ce moyen un comportement physique précis est décrit pour un modèle à partir d'une phase d'apprentissage réduite.

Les méthodes hybrides sont des méthodes d'optimisation très puissantes. En combinant la globalité et le parallélisme des algorithmes génétiques avec le comportement plus rapidement convergent d'une technique locale, l'efficacité de la recherche augmente. La précision des résultats est comparable à celles des méthodes déterministes. Au niveau temps de calcul, les méthodes hybrides sont plus rapides que les algorithmes génétiques mais plus lentes que la méthode déterministe. Cependant, comme elles offrent une plus grande sécurité pour trouver

le minimum absolu, elles sont plus compétitives. Ainsi, un algorithme génétique hybride permet de réaliser une analyse modulaire d'un problème en acceptant de sacrifier de la généralité pour gagner en efficacité.

2.4 Conclusions sur les méthodes d'optimisation

Généralement, un problème inverse en géotechnique est formulé comme un problème d'optimisation sur un espace de dimension finie. Chaque point de l'espace de recherche représente un jeu de paramètres décrivant quelques propriétés physiques à identifier. Le but du problème d'optimisation est de minimiser une fonction erreur, mesurant l'écart entre des observations et les prédictions théoriques d'un modèle. Dans la littérature, les principales méthodes d'optimisation peuvent être réparties en trois catégories : les méthodes énumératives, déterministes et stochastiques.

Cette étude bibliographique montre que les méthodes déterministes ou énumératives n'ont pas la même efficacité pour tous les types de problème. Lorsque la forme de cette fonction erreur est simple (convexe, continuellement dérivable ...), ces méthodes sont efficaces et donnent de bonnes approximations de la solution. Malheureusement, ces solutions dépendent souvent des valeurs initiales du schéma d'optimisation. La convergence est d'autant plus rapide et efficace que l'estimation initiale est proche de la solution du problème. De même, lorsque les paramètres recherchés sont corrélés ou que les données expérimentales sont bruitées, un algorithme d'optimisation déterministe peine à identifier ces paramètres puisque, soit de nombreux minima locaux sur la fonction erreur apparaissent dans l'espace des paramètres, soit la fonction erreur s'aplanit autour de l'optimum. Pour tout ces cas, la solution est non unique et instable et ces méthodes d'optimisation peuvent conduire à des temps de calcul déraisonnables. Il est alors préférable d'avoir recours aux méthodes stochastiques.

Les méthodes stochastiques servent généralement à résoudre des problèmes multimodaux en un nombre faible de calculs. Que les données soient bruitées ou non, elles identifient un optimum proche de la solution et non pas un optimum exact. Leur principal avantage est de n'utiliser que la valeur de la fonction erreur. Contrairement aux méthodes de type gradient, aucune information sur la dérivée de la fonction erreur n'est nécessaire. Ces méthodes font appel à des tirages de nombres aléatoires. Elles permettent d'explorer l'espace de recherche plus efficacement.

Ainsi, les méthodes déterministes et stochastiques se différencient les unes des autres en fonction du degré d'exploration de l'espace de recherche et du degré d'exploitation de l'information récoltée sur cet espace. Partant de ce constat, Sambridge et Mosegaard [140] proposent de classer les méthodes d'optimisation selon deux composantes, exploration et exploitation de l'espace de recherche, comme illustré figure 2.13. Cette figure montre que plus un algorithme explore l'espace de recherche, moins le risque de tomber dans un minimum local est important mais moins l'algorithme est efficace pour converger vers une solution. Les algorithmes d'exploitation, tels que les méthodes déterministes, ont une convergence plus efficace mais souvent le résultat final dépend du résultat initial. Les algorithmes d'exploration, tels que ceux issus des méthodes stochastiques, sont très coûteux en calculs. Ce schéma illustre finalement le fait que la méthode la plus appropriée dépend essentiellement du problème considéré.

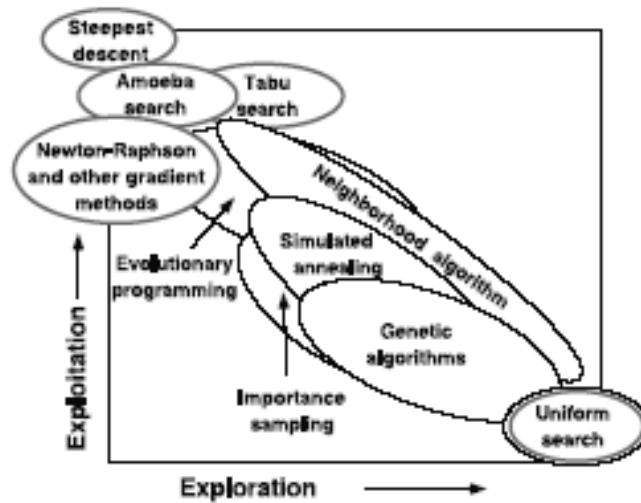


FIG. 2.13 – Représentation schématique des différentes techniques d'optimisation en fonction du degré d'exploration de l'espace de recherche et du degré d'exploitation de l'information connue pour un problème selon Sambridge et Mosegaard [140].

L'analyse inverse pour la géotechnique

En géotechnique, la problématique de l'analyse inverse est la suivante : *quelles informations concernant les paramètres constitutifs du sol est-il possible d'obtenir à partir de mesures géotechniques ?*

Cette étude bibliographique montre que la résolution d'un tel problème nécessite tout d'abord une bonne compréhension du problème géotechnique de départ [41]. En effet, de nombreux paramètres influencent les résultats d'une optimisation par méthode de gradient. Il est généralement recommandé d'associer ce type d'analyse à une étude de sensibilité pour connaître les "bons" paramètres à identifier et aussi connaître le "bon" emplacement des mesures [80]. Ce n'est pas parce qu'un algorithme converge qu'il identifie correctement la solution du problème. Une expertise géotechnique est toujours nécessaire pour vérifier la pertinence des résultats [41].

De plus, les problèmes géotechniques présentent généralement de nombreuses incertitudes, la solution d'un problème est par conséquent rarement unique [158]. Il peut exister un nombre infini de modèles qui satisfont les données de manière acceptable. Il est souvent intéressant de caractériser l'ensemble de ces solutions acceptables [117]. Or, les méthodes de gradient n'identifient qu'une solution à la fois. Pour pallier les problèmes de non unicité, Zentar *et al.* [165] recommandent d'effectuer plusieurs simulations successives à partir de différents points initiaux. L'utilisation de méthodes stochastiques évite ce problème en identifiant les régions de solutions acceptables sur un espace de recherche [43; 140]. Les méthodes stochastiques aident ainsi à interpréter des solutions possibles pour un problème et non pas à identifier une solution exacte.

Plus particulièrement, les algorithmes génétiques convergent rapidement vers les bonnes régions de l'espace et leurs performances s'améliorent avec la taille du problème [57]. Comme le montre la figure 2.13, ils présentent un bon compromis entre les méthodes de descente et les méthodes de type Monte Carlo [45; 130; 140]. Ils combinent la robustesse de l'exploration

Monte Carlo à une exploitation efficace de l'information fournie par l'échantillonnage. Ainsi, un algorithme génétique montre une cascade de petites améliorations vers de meilleurs modèles pour au final obtenir une meilleure reproduction des données que celle obtenue par une méthode plus classique [46].

Malgré les nombreux avantages que semblent apporter une optimisation par algorithme génétique, cette méthode est aujourd'hui encore peu employée pour résoudre des problèmes géotechniques. À notre connaissance, seuls quelques études récentes sur les problèmes de stabilité de pente [56; 102; 168] ainsi que sur l'identification des paramètres de sols sur des essais de laboratoire [116; 137] utilisent cette méthode. Il nous semble que les algorithmes génétiques n'ont jamais été employé en géotechnique pour identifier des paramètres de sols à partir de mesures *in situ*. C'est pour cette raison que nous avons choisi dans cette thèse de développer une méthode d'optimisation sur la base d'algorithmes génétiques pour identifier les paramètres de modèles constitutifs de sols à partir de données géotechniques mesurées *in situ*.

3.1 Introduction

Le chapitre précédent a rappelé que la plupart des essais géotechniques *in situ* ne permettent pas d'identifier directement les paramètres constitutifs des couches de sol et cette mauvaise connaissance des propriétés mécaniques des sols limite l'utilisation de calculs par éléments finis pour dimensionner les ouvrages. Ce contexte pose la problématique d'analyse inverse en géotechnique : *quelles informations concernant les paramètres constitutifs du sol est-il possible d'obtenir à partir de mesures géotechniques in situ ?*

Conformément aux conclusions de l'étude bibliographique, pour la suite de cette thèse, on entend par *analyse inverse* l'analyse par méthode numérique directe. Le problème est résolu numériquement par simulations éléments finis successives à partir de paramètres mécaniques optimisés par ailleurs comme illustré figure 3.1.

Cette forme d'analyse inverse consiste à caler un modèle numérique d'ouvrage géotechnique sur des données expérimentales par modifications itératives des valeurs des paramètres d'entrée du modèle jusqu'à ce que les valeurs en sortie reproduisent les données observées, c'est-à-dire jusqu'à ce que la fonction erreur, quantifiant l'écart entre des résultats expérimentaux et numériques, soit minimale. Ce type d'analyse inverse s'apparente à une méthode classique de calage par tâtonnement tout en ayant un caractère automatique et objectif dans le calcul des valeurs des paramètres.

Le schéma figure 3.1 montre qu'un problème donné doit tout d'abord pouvoir être modélisé numériquement par un calcul éléments finis. Pour cette étude, nous avons choisi le code Plaxis [14]. C'est un outil complet et pratique d'analyse d'ouvrages géotechniques de plus en plus utilisé en bureau d'études. En fonction des sollicitations imposées au modèle et des paramètres supposés pour un modèle constitutif de sol, une réponse numérique est calculée. De plus amples détails sur les modèles numériques sont présentés chapitre 4. La réponse numérique obtenue

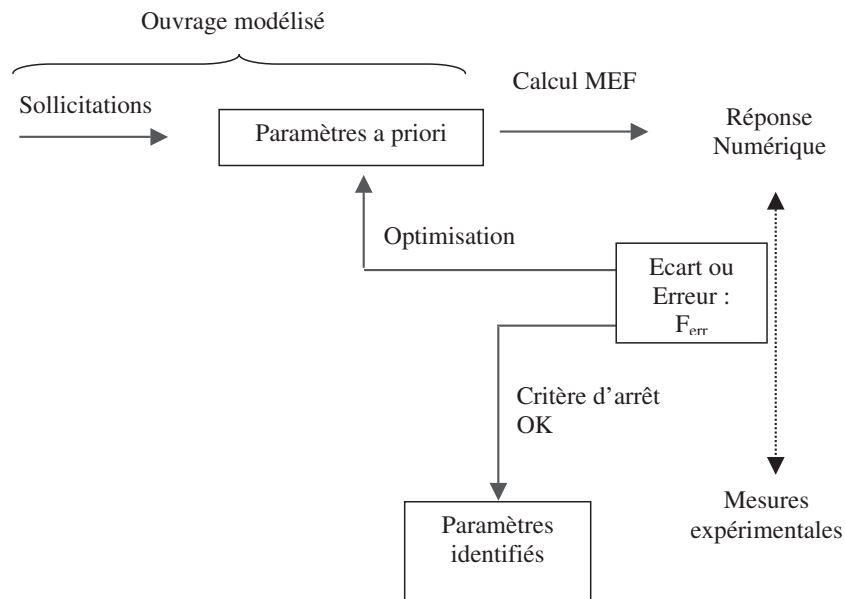


FIG. 3.1 – Principe de l'identification par une méthode numérique directe.

est ensuite comparée aux données expérimentales disponibles. Cette comparaison se traduit par le calcul de l'écart entre les données observées et les valeurs calculées, c'est-à-dire le calcul de la fonction erreur F_{err} . Cet écart est ensuite minimisé par un algorithme d'optimisation, en l'occurrence un algorithme génétique. De cette optimisation sont déduites de nouvelles valeurs pour les paramètres du modèle constitutif du sol. Le processus se répète jusqu'à ce que l'écart entre les valeurs calculées et les données mesurées soit minimal.

Ces principes généraux de l'analyse inverse sont simples mais posent quelques questions sur l'existence ou l'unicité de la solution. L'optimisation est basée à la fois sur des résultats expérimentaux et sur une modélisation numérique. Or, les données géotechniques sont souvent entachées d'erreurs de mesure. La variabilité naturelle du sol et l'interprétation de la stratigraphie du sol rendent le modèle numérique associé pas toujours représentatif de l'ouvrage et de son environnement dans son ensemble. Enfin, le comportement mécanique du sol est défini par une loi de comportement. Bien que des développements importants aient été menés ces dernières années pour décrire au mieux le comportement mécanique des sols, il n'existe pas actuellement de modèle mathématique capable de décrire parfaitement ce comportement [112]. Il ne peut être qu'approché.

Ainsi, une analyse inverse est toujours liée à la complexité des systèmes réels et aux hypothèses simplificatrices des modèles numériques associés. Il n'est pas possible de savoir à l'avance si le modèle choisi est capable de reproduire exactement les données. Les erreurs de modélisation et les incertitudes de mesures sont donc trop importantes en géotechnique pour que la solution du problème inverse soit garantie *a priori* [73; 117]. Ainsi, il n'existe pas une unique solution exacte pour le problème inverse, mais plutôt une infinité de solutions approchées, admissibles pour le problème. Cela signifie que même si le choix du modèle numérique est correct et que la campagne expérimentale est bien menée, plusieurs combinaisons de paramètres peuvent approximer une même courbe [158].

Pour tenter d'identifier un échantillon représentatif de ces solutions approchées, nous proposons dans cette thèse d'utiliser une optimisation par algorithme génétique. Comme nous le

verrons par la suite, cette méthode permet d'identifier rapidement un ensemble de solutions pour un problème donné. Ensuite, pour caractériser cet ensemble de solutions approchées, l'optimisation par algorithme génétique est complétée par un post-traitement statistique de type analyse en composantes principales.

3.2 Optimisation par Algorithme Génétique

Goldberg [57] définit les algorithmes génétiques comme des algorithmes d'exploration fondés sur les mécanismes de la sélection naturelle et de la génétique. Ils utilisent à la fois les principes de la survie des individus les mieux adaptés et les échanges d'informations pseudoaléatoires pour former un algorithme d'exploration. Le schéma figure 3.2 illustre son fonctionnement.

Contrairement à beaucoup de méthodes d'optimisation, les algorithmes génétiques utilisent des règles de transition probabilistes afin de guider l'exploration. L'utilisation des probabilités ne signifie pas que la méthode n'est qu'une exploration aléatoire. Comme décrit paragraphe 3.2.1, elle n'a rien à voir avec un simple tirage à pile ou face. Les algorithmes génétiques utilisent des choix aléatoires comme outils pour guider l'exploration à travers des régions de l'espace de recherche avec une amélioration probable.

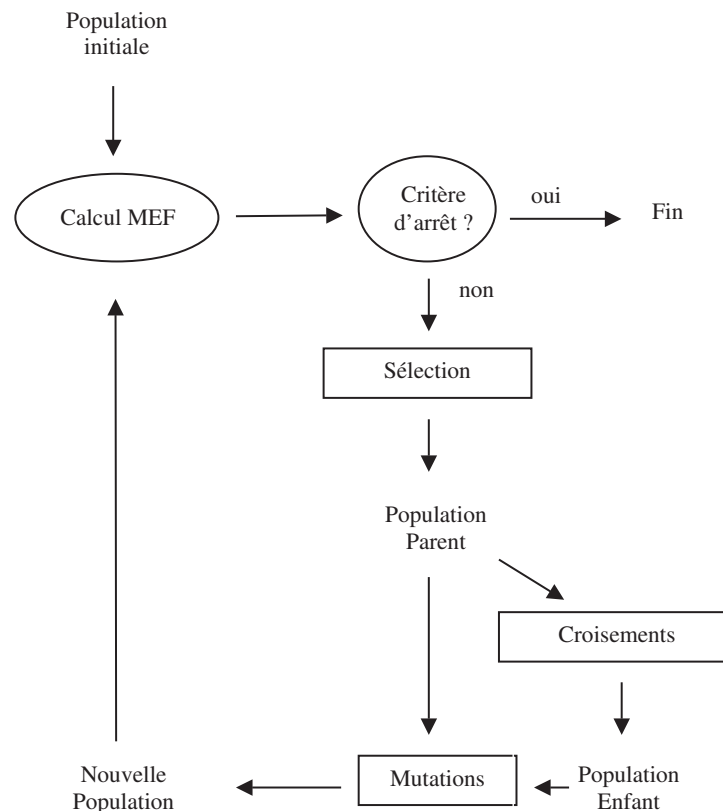


FIG. 3.2 – Principe d'optimisation par Algorithme génétique

3.2.1 Principe d'optimisation

Un algorithme génétique est une procédure itérative sur un échantillon de candidats à la solution d'un problème à optimiser. Les paramètres mécaniques recherchés sont codés sous forme binaire. Une chaîne de bits codant un paramètre s'appelle un *gène* (cf. figure 3.3). La concaténation de plusieurs gènes forme un *individu*. Le regroupement de plusieurs individus constitue une *population*. Chaque individu d'une population code un point de l'espace de recherche (cf. figure 3.4). Une population est donc un tableau d'individus dans lequel chaque élément représente les paramètres codés.

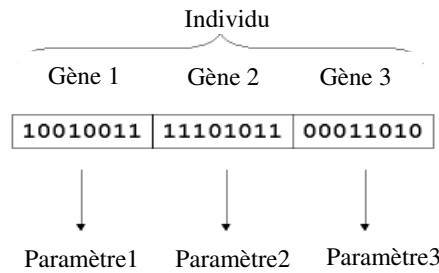


FIG. 3.3 – Illustration schématique du codage binaire des paramètres à identifier par Algorithme Génétique : un individu.

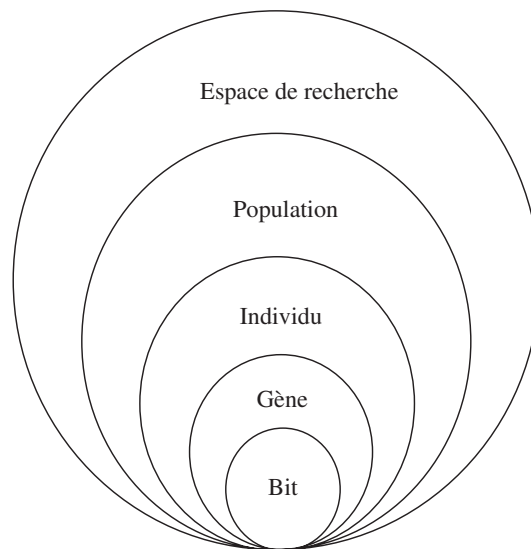


FIG. 3.4 – Schématisation des niveaux d'organisation d'un algorithme génétique.

- **Espace de recherche, population et individu**

Dans sa forme la plus simple, les individus sont codés sous forme binaire mais il est également possible de coder ces individus sous toute autre forme (décimale ou analogique [33]). Comme le souligne Magnin [93], le codage binaire facilite le codage de toutes sortes d'objets : des réels, des entiers, des valeurs booléennes, des chaînes de caractères. Mais coder les variables réelles en binaire discrétise l'espace de recherche et implique

une perte de précision. Renders [130] précise qu'il garantit cependant une meilleure indépendance du codage par rapport au problème.

La principale particularité d'un algorithme génétique est d'agir sur une population d'individus, et non sur un individu isolé. Une population est un ensemble de $N_{individu}$ individus. Chaque individu est représenté sous forme d'une chaîne de N_{bit} bits contenant toute l'information nécessaire à la description d'un point dans l'espace de recherche, c'est un vecteur de $N_{paramètre}$ paramètres constitutifs. L'algorithme génétique est donc caractérisé par des constantes telles que la taille de la population $N_{individu}$ et la longueur de la chaîne de bits N_{bit} . La taille de la chaîne de bits N_{bit} et la taille de l'espace de recherche des paramètres sont fonction de la connaissance *a priori* de la solution du problème et de la précision souhaitée sur cette solution. La taille de l'espace de recherche doit être choisie en fonction des bornes minimale P_{min_j} et maximale P_{max_j} supposées pour chaque paramètre P_j . La taille de la chaîne de bits doit être choisie en fonction de l'incertitude acceptée sur l'évaluation des paramètres. Pour un paramètre mécanique P_j à identifier, l'incertitude sur ce paramètre, notée ΔP_j , est fonction de la taille du gène correspondant $N_{bit/paramètre}(P_j)$ comme suit :

$$\Delta P_j = \frac{P_{max_j} - P_{min_j}}{2^{N_{bit/paramètre}(P_j)}} \quad (3.1)$$

Les individus de la population sont alors d'une taille N_{bit} telle que :

$$N_{bit} = \sum_{i=1}^{N_{paramètre}} N_{bit/paramètre}(P_j) \quad (3.2)$$

Wrobel *et al.* [162] proposent de diminuer la taille de l'espace de recherche ou d'augmenter le nombre de mailles de l'espace en cours d'optimisation pour améliorer la précision d'un algorithme génétique. Après un certain nombre d'itérations, la gamme de variation de chaque paramètre se réduit autour de l'optimum. Cette méthode permet une meilleure précision sur les paramètres tout en limitant le nombre d'itérations et donc le nombre de calculs éléments finis.

La taille d'une population $N_{individu}$ pour une optimisation par algorithme génétique doit être fixée par l'utilisateur. Ce paramètre joue un rôle important sur l'efficacité de l'algorithme génétique [75]. C'est le paramètre de contrôle majeur de l'algorithme. Si la taille de la population est trop petite, l'algorithme converge prématurément avant d'identifier l'optimum. Si la taille de la population est trop grande, la solution optimale identifiée est meilleure mais le temps de calcul est beaucoup plus long [45; 46; 93; 130; 137]. Pour Goldberg [57], il n'y a aucune raison particulière pour garder la taille de la population constante au cours du processus d'optimisation. Cependant, par simplicité, une taille de population constante est couramment choisie dans la littérature [43].

Pour cette thèse, les paramètres sont codés sous forme binaire et la taille de la population initiale est choisie deux fois plus grande que la taille de la population des générations suivantes. Cela permet d'avoir une meilleure exploration initiale de l'espace de recherche et facilite la convergence de l'algorithme génétique. L'influence de la taille de la population sur la convergence de l'algorithme est étudiée au chapitre 4. Une analyse simple et rapide est proposée pour déterminer la taille de population optimale.

• Évaluation de la population

Après avoir généré aléatoirement la population initiale sur l'espace de recherche, chaque individu est testé dans son environnement et affecté d'une évaluation numérique correspondant à sa fonction erreur comme décrit ci-dessous. Cette évaluation sert à qualifier chaque individu.

La fonction erreur évalue l'écart entre une courbe calculée numériquement, décrite par N points U_{n_i} , et une courbe de référence mesurée *in situ*, décrite par N points U_{e_i} (cf. Fig. 2.3). Comme évoqué paragraphe 2.3.2, le choix de la fonction erreur n'a fait l'objet que de peu d'études dans la littérature. Cependant, en faisant l'hypothèse que la somme des erreurs tend à suivre une distribution normale, cette fonction est généralement choisie de type moindres carrés [142].

Pour cette thèse, la fonction erreur F_{err} est définie comme une fonction scalaire, adimensionnelle, pondérée et de type moindres carrés :

$$F_{err} = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{(U_{e_i} - U_{n_i})^2}{\Delta U_i^2} \right)^{1/2} \quad (3.3)$$

où N est le nombre de points de mesure et ΔU_i est le "poids" attribué à l'écart entre U_{e_i} et U_{n_i} . Physiquement, il semble naturel de relier ce coefficient de pondération ΔU_i à l'erreur expérimentale et/ou numérique au point de mesure expérimentale d'indice i . Au premier ordre, cette erreur se décompose en deux parties :

$$\Delta U_i = \varepsilon + \alpha U_{e_i} \quad (3.4)$$

Le paramètre ε caractérise une erreur absolue tandis que le paramètre α caractérise une erreur relative adimensionnelle. Selon les valeurs attribuées à ces paramètres, certaines parties de la courbe auront plus ou moins d'importance dans le calcul de F_{err} . Généralement, ils sont choisis égaux aux erreurs absolues et relatives des instruments de mesures utilisés *in situ*. Nous verrons au chapitre 4 que le choix des valeurs ε et α peut parfois modifier la topologie de la fonction erreur et influencer le processus d'optimisation.

Cette expression de F_{err} est définie pour l'optimisation à partir d'une seule courbe expérimentale. Cependant, Castro *et al.* [20] indiquent qu'une telle définition de la fonction erreur est extrapolable à tous types de problèmes. Notamment, lorsque l'on cherche à reproduire plusieurs courbes avec une même optimisation, la fonction erreur peut s'exprimer comme une combinaison linéaire de l'erreur de reproduction sur chaque courbe. Les coefficients de cette combinaison linéaire jouent alors le rôle de régulateurs de paramètres.

La fonction erreur sert à interpréter un individu. Elle est propre à un individu et est indépendante de celle des autres individus de l'espace. Cette valeur F_{err} est à la base des mécanismes de la sélection et d'évolution de la population décrits ci-dessous.

• Évolution de la population

Après avoir évalué chaque individu, l'algorithme génétique fait évoluer la population vers les zones les plus favorables de l'espace de recherche. Chaque nouvelle population correspond à ce que l'on appelle par analogie avec la biologie une nouvelle *génération* d'individus. Chaque génération correspond à une itération de l'algorithme. Une nouvelle génération est créée en utilisant des parties des meilleurs individus de la génération précédente. Pour cela, trois mécanismes se succèdent : sélection, croisement et mutation.

– SELECTION

La sélection sert à éliminer d'une population les individus dont la fonction erreur est *mauvaise*, c'est-à-dire les combinaisons de paramètres qui ne reproduisent pas suffisamment bien les données expérimentales. Dans la littérature, deux méthodes existent pour sélectionner les individus : une méthode dite *roue de loterie biaisée* et une méthode dite *élitiste* [57].

Dans la méthode *roue de loterie biaisée*, chaque individu occupe sur une roue une section inversement proportionnelle à sa fonction erreur comme illustré figure 3.5. Chaque descendant résulte d'un tirage de la roue. Ainsi, plus la fonction erreur d'un individu est faible, plus grandes sont ses chances d'être sélectionné. Il est également possible que certains individus participent à plusieurs tirages, s'ils gagnent plusieurs fois, ils auront le droit d'être copié plusieurs fois, ce qui favorisera leur pérennité. Les individus les mieux adaptés ont un plus grand nombre de descendants dans les générations suivantes [57].

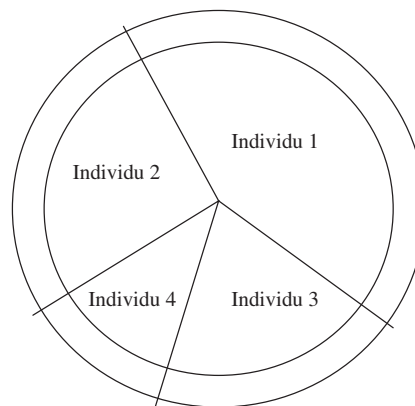


FIG. 3.5 – Illustration de la sélection roue de loterie biaisée. Les descendants d'une population sont sélectionnés par tirages aléatoires sur une roue de loterie définie telle que les sections sont proportionnées en fonction des valeurs de F_{err} de chaque individu de la population.

Dans la méthode *élitiste*, les individus sont triés selon leur fonction erreur. Seuls les individus de la population correspondant aux plus faibles valeurs de fonction erreur sont sélectionnés pour survivre à la génération suivante. Cette approche assure la conservation d'un plus grand nombre d'individus performants d'une génération à une autre. Goldberg [57] montre que pour des fonctions erreurs unimodales, la méthode élitiste augmente significativement les performances de l'algorithme (stabilité, efficacité et rapidité de convergence) alors que pour des fonctions erreurs multimodales, la méthode élitiste détériore les performances. Pour De Jong [34]

cela signifie que l'élitisme favorise l'exploration locale au détriment de la perspective globale. Une fois un individu sélectionné par l'une ou l'autre des méthodes, une réplique exacte en est créée et ajoutée dans le groupe qui constitue l'ébauche de la nouvelle génération.

Les erreurs de modélisation et les incertitudes de mesures sont importantes en géotechnique. Il n'existe donc pas de solution exacte pour le problème inverse mais plutôt une infinité de solutions approchées. L'objectif de ce travail est de développer une méthode d'analyse inverse permettant d'identifier l'ensemble de ces solutions. Pour identifier cet ensemble de solutions et conserver une plus grande diversité dans les individus sélectionnés, nous avons choisi une méthode de sélection élitiste. Ainsi, après l'évaluation de F_{err} pour chaque individu de la génération k , les individus sont triés par ordre croissant de F_{err} . Sur une population de $N_{individus}$ individus, quelques individus sont conservés pour construire une nouvelle génération $k + 1$. Les autres sont éliminés. Ces individus conservés forment ce que l'on appelle une *population parent*. Traditionnellement, le nombre d'individus conservé est compris entre $1/3$ et $2/3$ de l'ensemble des individus de la population. Pour cette étude, nous avons choisi de conserver $1/3$ des individus à chaque génération pour maintenir une diversité génétique suffisante dans la population et pour ne pas converger prématurément [93].

– CROISEMENT et MUTATION

Les mécanismes de croisement et de mutation sont appliqués aux individus parents pour générer de nouveaux individus constituant ce que l'on appelle une *population enfant*. Le croisement caractérise la phase d'échange d'informations entre deux individus. La mutation fabrique des *erreurs* de recopie, pour diversifier les individus de la nouvelle population. Ces deux phases créent de nouveaux individus qui ont des chances d'être meilleurs.

Comme illustré sur le tableau 3.1, le croisement consiste à inverser des chaînes de bits entre deux individus. Deux individus d'une population parent sont sélectionnés au hasard. Ces individus sont ensuite coupés en un nombre $N_{coupure} + 1$ de morceaux. L'emplacement de ces $N_{coupure}$ coupures sur la chaîne de bits est choisi aléatoirement et indépendamment des gènes. Cela signifie qu'un gène, c'est-à-dire la représentation binaire d'un paramètre, peut aussi bien être coupé en plusieurs morceaux que ne pas être coupé du tout. De part et d'autre de ces coupures, les individus échangent des morceaux de chaînes de bits pour former deux nouveaux individus, les individus enfants. Cette opération est répétée sur des individus pris au hasard dans la population parent jusqu'à compléter la population enfant.

Quelle que soit la méthode de sélection choisie, le taux de croisement P_c détermine le nombre de combinaisons de paramètres recréées à chaque itération de l'algorithme. Stoffa et Sen [153] expliquent qu'un taux de croisement trop faible limite le nombre d'échanges entre paramètres et que l'exploration de l'espace de recherche à chaque génération est limitée. De Jong [34] a étudié l'impact de ce taux de croisements sur le processus d'optimisation. Il en a conclu que $P_c = 0.6$ est un compromis raisonnable. Ce taux de croisement, largement repris dans la littérature, équivaut à notre choix de renouveler deux tiers d'une population à chaque génération. Par ailleurs, si aux origines de la méthode, le croisement entre individus s'effectuait en

TAB. 3.1 – Illustration de l'étape de croisement entre deux individus parents pour former deux nouveaux individus enfants

Individus Parents				
Parent A :	1100	110	10011101	11100
Points de croisement :				
Parent B :	0110	001	01111011	00111
Individus Enfants				
Enfant A' :	1100	001	10011101	00111
Points de croisement :				
Enfant B' :	0110	110	01111011	11100

un point sur la chaîne de bits, aujourd'hui, il est recommandé d'utiliser de multiples points de croisement [33]. Pal *et al.* [116] montrent qu'utiliser un nombre de coupures, $N_{coupure}$, égal au nombre de paramètres, $N_{paramètre}$, augmente la convergence d'un algorithme génétique pour la géotechnique. C'est le choix qui a été fait pour l'algorithme génétique développé dans cette thèse.

Bien que la sélection des meilleurs individus et le croisement explorent et recombinent efficacement des individus existants, ces mécanismes peuvent parfois devenir trop zélés et perdre de la matière génétique potentiellement utile. Dans les systèmes génétiques artificiels, l'opérateur de mutation protège contre de telles pertes irréparables [57]. Les mutations préviennent la perte de caractéristiques d'une population et réduisent la duplication d'individus en ajoutant de la diversité. Concrètement, la mutation est une modification aléatoire occasionnelle de la valeur d'un caractère d'une chaîne de bits. Elle génère ainsi des erreurs de recopie, pour diversifier les individus de la nouvelle population. Pour quelques individus nouvellement créés, un bit choisi aléatoirement dans la chaîne de caractères est inversé comme représenté tableau 3.2.

La fréquence de cette altération dans la chaîne de bits est contrôlée par le taux de mutation P_m . Comme ce phénomène est rare dans la nature, le taux de mutation doit être faible [116]. Goldberg recommande d'utiliser un taux de mutation compris entre 0.001 et 0.1. Davis [33], comme Stoffa et Sen [153], considèrent qu'un taux de mutation de l'ordre de 0.01 est un choix raisonnable. Pour combattre la perte prématurée de chaînes de bits, il est souvent conseillé d'augmenter le taux de mutation pour maintenir un niveau de diversité suffisant et préserver l'amélioration. De Jong [34] a démontré que cette méthode n'est pas idéale car elle diminue les performances de l'algorithme. Pour Magnin [93], les probabilités de mutation doivent dépendre du gène considéré et de la taille de la population.

Ces références montrent à quel point la littérature est floue sur le choix du taux de mutation P_m . Pour cette thèse, nous avons préféré nous référencer à l'étude menée par Levasseur [86] sur l'analyse d'ouvrages de soutènement. Cette étude montre que fixer un taux de mutation à chaque génération en fonction du nombre de paramètres à identifier comme suit permet une bonne convergence de l'algorithme et limite le temps de calcul :

$$P_m = 2^{N_{paramètre}} / N_{individu} \quad (3.5)$$

TAB. 3.2 – *Illustration de l'étape de mutation des individus.*

Individu avant mutation	
Individu :	110000110 0 1110100111
Bit sélectionné :	
Individu après mutation	
Individu muté :	110000110 1 1110100111
Bit muté :	

D'après Davis [33], la combinaison des deux mécanismes de croisement et de mutation pour générer de nouvelles combinaisons de paramètres permet de mieux converger vers une solution que l'utilisation d'un seul de ces mécanismes. La phase de croisement est une étape très importante de l'algorithme génétique. C'est elle qui caractérise la méthode, la rend différente des autres algorithmes d'optimisation. En combinant des blocs de bonnes solutions sur divers individus, le croisement accélère le processus de recherche. La phase de mutation sert à introduire de la diversité dans une population d'individus. Ce mécanisme évite à l'algorithme de converger prématurément vers un minimum local.

L'algorithme génétique fait évoluer la population. La sélection réduit la diversité de cette population tandis que les opérateurs génétiques, croisement et mutation, augmentent cette diversité et créent une nouvelle génération d'individus en réunissant les individus parents et les individus enfants.

• Critères d'arrêt

Les deux étapes d'évaluation et d'évolution de la population sont répétées jusqu'à satisfaire un critère d'arrêt du processus itératif. Par analogie avec les critères d'arrêt utilisés pour les algorithmes de descente, les critères d'arrêt envisageables pour les algorithmes génétiques sont :

- La non convergence de l'algorithme : si l'algorithme ne converge pas vers une solution, la procédure est stoppée après un nombre maximal de calculs.
- La courbe expérimentale est bien reproduite : il s'agit d'une condition sur la moyenne de la fonction erreur de la population parent. Les paramètres mécaniques d'un sol sont approchés avec une erreur de $x\%$ sur la moyenne de la fonction erreur. La solution n'est alors pas nécessairement unique, il existe un ensemble de solutions.
- L'algorithme converge vers un optimum particulier : la population parent est homogène. Si tous les individus de la population parent ont une fonction erreur quasi-similaire, l'algorithme a convergé. Physiquement, ces solutions ne sont pas forcément satisfaisantes mais mathématiquement ce sont les meilleures.

3.2.2 Commentaires sur l'optimisation par algorithmes génétiques

Les études sur la convergence des algorithmes génétiques montrent que cette méthode est la plus satisfaisante des méthodes stochastiques d'optimisation, même si des interrogations demeurent concernant les relations réelles entre les différents paramètres caractérisant les algorithmes génétiques et les choix pratiques de ceux-ci [3; 46; 75].

Les paramètres optimaux pour un algorithme génétique varient d'un problème à un autre [33; 130; 153]. Il n'existe donc pas de théorie efficace pour paramétrer un algorithme génétique. Davis [33] préconise d'adopter une démarche expérimentale de justification et de comparaison. Cette méthode permet de distinguer l'effet de chacun des paramètres sur le processus d'identification pour une utilisation optimale de l'algorithme.

Dans le cadre de cette thèse, il semble peu réaliste d'attaquer le problème de front, en analysant mathématiquement et rigoureusement les phénomènes intervenants dans les algorithmes génétiques, pour essayer d'en tirer une théorie applicable à tout type de problème géotechnique. Ainsi, seule la taille de la population $N_{individu}$ fait l'objet d'une étude paramétrique au chapitre 4.

Le tableau 3.3 résume les paramètres intrinsèques aux algorithmes génétiques et les choix fait dans cette thèse sur les valeurs de ces paramètres.

TAB. 3.3 – *Résumé des paramètres intrinsèques aux algorithmes génétiques.*

Paramètre	Valeur	Signification
Individus et Population		
$N_{individu}$	cf. chp. 4	nombre d'individus par population
N_{bit}	éq. 3.1 et 3.2	nombre de bits par individu
Sélection, Croisement, Mutation		
P_c	2/3	taux de croisement : nombre d'individus nouvellement créés à chaque génération
$N_{coupure}$	$N_{paramètres}$	nombre de coupures sur une chaîne de bits
P_m	éq. 3.5	taux de mutation : nombre d'individus mutés à chaque génération

Un algorithme génétique étant une méthode stochastique d'optimisation, son résultat peut varier entre différents lancements. Pour Forrest [43], ces variations d'échantillonnage sont dues à l'utilisation d'une taille de population fixe. De plus, seule une petite partie de l'espace de recherche est examinée, il n'est donc pas raisonnable de penser qu'un algorithme génétique identifie à coup sûr l'optimum global de l'espace de recherche. Malgré tout, il en isole rapidement les zones intéressantes. Ainsi, un algorithme génétique a un comportement convergent sans garantie d'optimalité. Goldberg [57] précise que le manque de garanties d'optimalité d'un algorithme génétique ne porte pas pour autant atteinte à son utilité. Bien au contraire, des méthodes plus convergentes sacrifient la globalité et la flexibilité pour leur convergence. Cependant, pour une bonne utilisation des algorithmes génétiques, il est important d'avoir ces aspects en tête.

Pour limiter ces particularités de convergence et identifier l'ensemble des solutions d'un problème, Davis [33] et Gallagher *et al.* [46] conseillent d'étudier les performances moyennes sur plusieurs lancements de l'algorithme génétique. Selon eux, il est plus pertinent de caractériser la solution d'un problème à partir de plusieurs résultats que d'un seul. Stoffa et Sen [153] confirment qu'en répétant plusieurs fois la procédure d'optimisation, il est possible d'en déduire un très bon échantillon de solutions pour un problème. Pour Gallagher et Sambridge [45], tenir compte de toutes les combinaisons de paramètres vérifiant une erreur de reproduction moyenne des données est une manière plus robuste de mesurer les performances d'un algorithme génétique que l'étude de la combinaison optimale de paramètres. Cette méthode reflète la capacité d'un algorithme génétique à localiser rapidement une zone proche de la solution optimale.

3.3 Post-Traitement par Analyse en Composantes Principales

En géotechnique, les erreurs de modélisation et les incertitudes de mesures sont importantes. Il n'existe pas de solution unique et exacte du problème inverse mais plutôt une infinité de solutions approchées. La solution d'un problème inverse de géotechnique est associée à un ensemble de combinaisons de paramètres, identifiées par l'algorithme génétique, vérifiant une erreur de reproduction des données inférieure à une valeur fixée. Sur l'espace de recherche, cela se traduit par une solution qui se présente sous la forme d'un *nuage de points*. Pour décrire mathématiquement cette solution, un traitement statistique du nuage de points de type analyse en composantes principales est proposé. En combinant algorithme génétique et analyse en composantes principales, l'objectif est d'identifier l'ensemble des solutions approchées du problème.

3.3.1 Traitement statistique des données

La description d'un ensemble de paramètres à travers l'analyse d'un nuage de points évoque les notions de régressions multiples et de variance-covariance [39]. Ces outils sont relativement faciles à mettre en place et à interpréter pour l'étude de deux paramètres. Par contre, pour l'étude d'un plus grand nombre de paramètres, la visualisation et la description statistique des données devient difficile avec une telle approche. Il est alors préférable d'utiliser des méthodes descriptives multidimensionnelles telles que les méthodes factorielles.

L'analyse factorielle permet de caractériser un nuage de points, ou plus généralement un hypervolume, dans un espace. Par un examen global de cet hypervolume, elle a pour objectif de résumer l'information qu'il contient. Par exemple, si l'on cherche à caractériser la forme d'un poisson plat, comme une sole, l'analyse factorielle définit deux directions principales comme illustré figure 3.6. La première direction passe par le centre du poisson, de la tête à la queue, et la deuxième passe également par le centre, du dos au ventre. Toutes les droites suivantes sont perpendiculaires à ces axes et contiennent de moins en moins d'information sur la forme du poisson.

L'analyse factorielle met donc en évidence un nombre restreint de nouvelles variables susceptibles de fournir une représentation aussi fidèle que possible de l'hypervolume initial. Les nouvelles variables ainsi construites sont des combinaisons linéaires des variables initiales. A partir de ces variables, un nouvel espace aux dimensions réduites est créé pour rendre

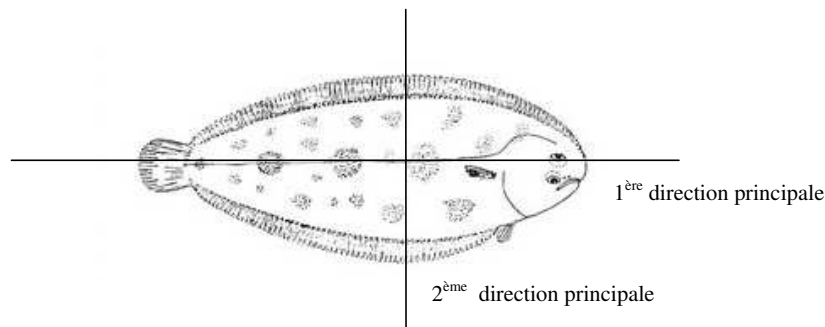


FIG. 3.6 – Schéma de principe d'une analyse factorielle. Définition des directions principales d'un hypervolume.

perceptible les proximités et les écarts existant entre cet ensemble de variables. Notons que l'analyse factorielle ne repose sur aucune hypothèse relative aux lois de probabilités qui régissent le comportement des points analysés. Aucun modèle probabiliste n'est employé. Elle recouvre uniquement des techniques permettant une description statistique des données. En ce sens, l'analyse factorielle ressemble à une analyse de régressions multiples. Ce caractère plutôt qualitatif que quantitatif fait qu'elle est souvent utilisée à titre exploratoire [28].

D'après Crucianu *et al.* [28], les méthodes principalement associées à l'analyse factorielle sont : l'analyse factorielle des correspondances et l'analyse en composantes principales :

- L'analyse des correspondances permet d'étudier des liaisons non linéaires entre paramètres et de les éclater en classes. Elle a pour objectif de mettre en évidence les relations entre deux variables à travers les relations entre leurs modalités.
- L'analyse en composantes principales (ou ACP) donne un résumé descriptif de n points représentant p paramètres. Cette méthode d'analyse multivariée exploratoire est la plus couramment utilisée pour l'analyse de données. A partir d'un ensemble de points caractérisé par un ensemble de variables quantitatives, on cherche à structurer et à résumer les variables et le nuage de points afin de mieux appréhender l'information apportée par les variables. L'analyse en composantes principales fournit le moyen de condenser la représentation des données en conservant au mieux leur organisation globale. Pour cette raison, elle nous a semblé appropriée pour caractériser le nuage de points solution identifié par l'algorithme génétique lors de la résolution d'un problème inverse de géotechnique.

3.3.2 Principe d'une analyse en composantes principales

En tant que méthode d'analyse exploratoire des données, l'analyse en composantes principales a pour objectif de résumer les variables initiales à l'aide d'un petit nombre de nouvelles variables, appelées *composantes principales* ou *facteurs*. Les composantes principales obtenues sont des combinaisons linéaires des variables initiales. La répartition des composantes principales sur un nouvel espace de plus faible dimension permet de visualiser l'organisation prépondérante des données. L'analyse en composantes principales peut ainsi révéler des groupes de variables corrélées entre elles, des variables qui s'opposent, pour éventuellement conduire à une typologie de variables.

Une analyse en composantes principales débute par une étude préliminaire univariée sur chaque paramètre. Le calcul de la moyenne, de l'écart-type, du minimum, du maximum et du coefficient de variation pour chaque variable étudiée donnent des indications sur la répartition des points du nuage dans l'espace des variables. C'est une approximation à l'ordre zéro du nuage de points. Ensuite, les matrices des corrélations et/ou des covariances sont calculées. De ces matrices sont déduits les valeurs propres et les vecteurs propres correspondants. Comme illustré sur un exemple de nuage de points figure 3.7, les vecteurs propres donnent les orientations principales du nuage tandis que les valeurs propres donnent l'inertie du nuage selon chaque direction. Ainsi, les orientations du nuage permettent d'interpréter la sensibilité des paramètres et de trouver des corrélations entre paramètres. A partir des résultats de l'ACP, des ellipsoïdes peuvent être calculés pour délimiter le nuage. Les axes de l'ellipsoïde sont orientés parallèlement aux vecteurs propres du nuage, la taille des axes est bornée par la valeur maximale de chaque facteur du nuage. Cet ellipsoïde est une approximation au premier ordre du nuage de points.

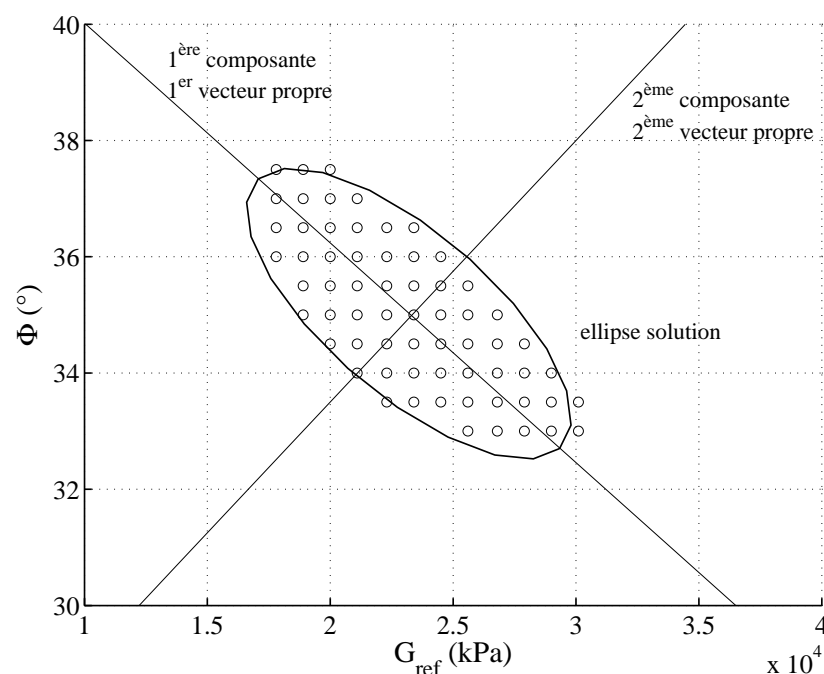


FIG. 3.7 – Schéma de principe d'une analyse en composantes principales. Définition des composantes principales d'un nuage de points et estimation d'une ellipse englobant ce nuage.

Les méthodes factorielles peuvent être des outils d'observation pour la géotechnique. Malgré tout, selon Favre [39], il est nécessaire d'être prudent lorsqu'on les utilise, leur efficacité n'étant fonction que de celui qui observe, le géotechnicien ou l'expert. La compréhension de chaque paramètre, la cohérence des données et les transformations éventuelles des paramètres doivent être bien analysées par le géotechnicien car elles constituent les phases primordiales de l'expertise.

Ainsi, lorsque la dispersion et les unités des variables sont très différentes, il est nécessaire de normaliser les variables. On parle alors d'*analyse en composantes principales normée*. Favre [39] souligne que cette technique est typiquement adaptée aux données géotechniques portant sur des variables de nature différentes. Une analyse en composantes principales normée est basée sur la matrice des corrélations. Le centre de gravité des individus est translaté à l'origine.

Par ailleurs, l'analyse en composantes principales peut être qualifiée de décorrélée : les relations entre chaque composante principale sont indépendantes et les axes principaux définis sont orthogonaux. Cette technique linéaire ne tient pas compte d'éventuelles liaisons non linéaires entre les variables et présente une forte sensibilité aux valeurs extrêmes. Enfin, la minimisation des moindres carrés revient en termes statistiques à une minimisation de la variance et en termes géométriques à une minimisation de l'inertie du nuage de points. Cette analogie conduit d'après Favre [39] à parler de contribution à l'inertie pour interpréter les nuages de points. L'interprétation des axes est le résultat de l'étude des corrélations entre les composantes principales et les variables initiales du tableau de données.

Zheng *et al.* [166] précisent que l'utilisation de l'analyse en composantes principales pour réduire les dimensions d'un espace n'est pas si simple qu'il y paraît. Une valeur propre mesure la part d'inertie du nuage expliquée par l'axe factoriel défini par le vecteur propre unitaire correspondant. Les interprétations obtenues à partir des projections sur ces axes sont d'autant plus significatives que la part d'inertie expliquée sur ces axes est importante. Ainsi, dans le cas d'une analyse descriptive des données pour l'interprétation des résultats obtenus, il est important de savoir à partir de quel ordre de grandeur les différences entre les pourcentages d'inerties expliquées par les axes factoriels successifs ne sont plus significatifs. En effet, l'orientation d'un axe d'inertie faible est mal déterminée et les projections sur ces axes ne sont pas utiles pour l'interprétation.

Dans une analyse en composantes principales, il faut donc sélectionner les plus grandes valeurs propres. Malheureusement, il n'existe pas de méthode systématique pour déterminer quelle valeur propre doit être utilisée [28]. Tenir compte uniquement des premières composantes principales signifie que seule la plus grande partie de l'information d'un point est projetée dans un sous-espace. Cette solution n'est pas optimale car selon le problème considéré, les composantes principales suivantes contiennent de l'information plus importante que les premières.

Dans la littérature certains auteurs proposent quelques critères pour choisir le nombre d'axes factoriels à retenir lors d'une analyse en composantes principales [8; 28]. Crucianu *et al.* [28] proposent de conserver seulement les axes qui ont des contributions relatives significatives dans l'explication de l'inertie d'une partie non négligeable des points d'un nuage. Cela signifie que pour un nuage de points, peuvent être conservés uniquement les axes qui expliquent ensemble une majeure partie de l'inertie du nuage. Dans ce sens, Baccini *et al.* [8] considèrent qu'un axe expliquant moins de 10% de l'inertie générale est rarement intéressant, alors que Crucianu *et al.* [28] proposent d'examiner la courbe de décroissance des valeurs propres pour déterminer les valeurs propres pour lesquelles la pente de la courbe diminue de façon brutale, comme illustré figure 3.8. Pour eux, une pente faible correspond à une absence de direction privilégiée dans le sous espace des axes factoriels.

Enfin, quand le but de l'analyse en composantes principales est uniquement de réduire la dimension de l'espace des représentations pour arriver à une compression des données, le choix du nombre d'axes factoriels à retenir peut être basé sur un critère de qualité d'approximation. On définit un indice global de qualité par le taux d'inertie globale expliquée. Ainsi pour un nombre d'axes prédéfini, ce taux caractérise la qualité de l'approximation.

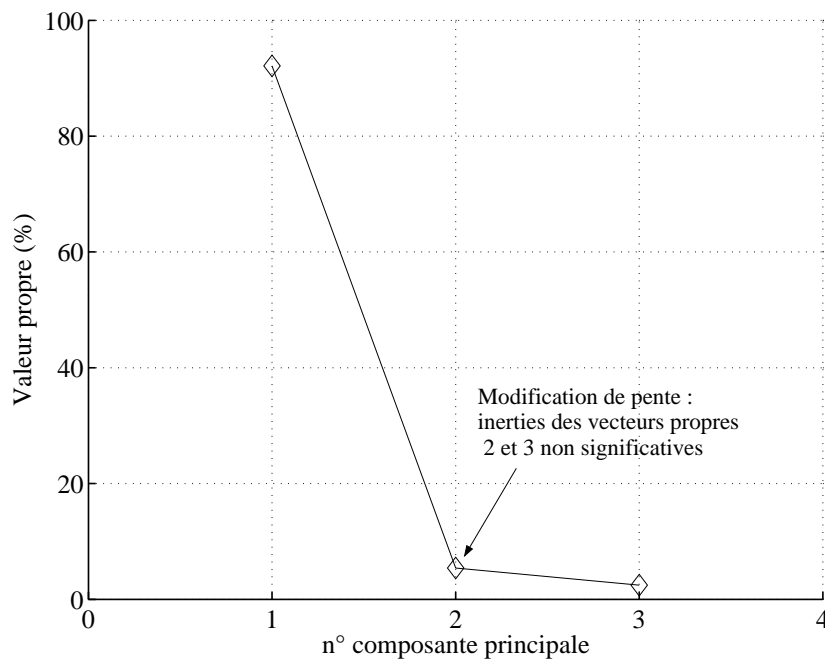


FIG. 3.8 – Analyse en composantes principales : courbe de décroissance des valeurs propres comme critère de sélection des axes du nuage significatifs d'après Crucianu et al. [28].

3.3.3 Lien entre Algorithme Génétique et Analyse en Composantes Principales

Pour la méthode inverse développée dans cette thèse, nous avons choisi de combiner un algorithme génétique et une analyse en composantes principales pour d'une part identifier les paramètres de sol de problèmes géotechniques, et pour d'autre part juger quantitativement et qualitativement l'échantillon de solutions obtenu.

La figure 3.9 montre comment sont combinés algorithme génétique et analyse en composantes principales dans cette étude. Après une optimisation des données par l'algorithme génétique, toutes les combinaisons de paramètres dont la valeur de la fonction erreur est inférieure à une valeur de référence, sont sélectionnées pour appartenir au *nuage de points solutions*. Une analyse en composantes principales de ces combinaisons de paramètres met en évidence les orientations principales de ce nuage. Les axes principaux peuvent être vus comme les axes d'une ellipse ou d'un ellipsoïde englobant le nuage. En combinant, l'analyse en composantes principales à l'algorithme génétique, une enveloppe solution du problème inverse est décrite mathématiquement.

Par cette méthode, même si toutes les solutions d'un problème n'ont pas été identifiées par l'algorithme génétique, un espace continu des solutions est mise en évidence sur l'espace de recherche grâce à l'analyse en composantes principales. La figure 3.10 montre qu'à partir des solutions estimées par l'algorithme génétique, une ellipse solution peut être définie. Cette ellipse inclue des solutions sur l'espace qui n'ont pas été identifiées par l'algorithme génétique. De plus, en comparant cette ellipse solution à l'ellipse solution attendue pour caractériser les solutions du problème, on voit que cette solution est représentative de l'ensemble des solutions du problème inverse. Finalement, cela signifie que sous certaines conditions, que nous détaillerons au chapitre 4, en combinant algorithme génétique et analyse en composantes principales, la solution du problème peut être connue dans son ensemble.

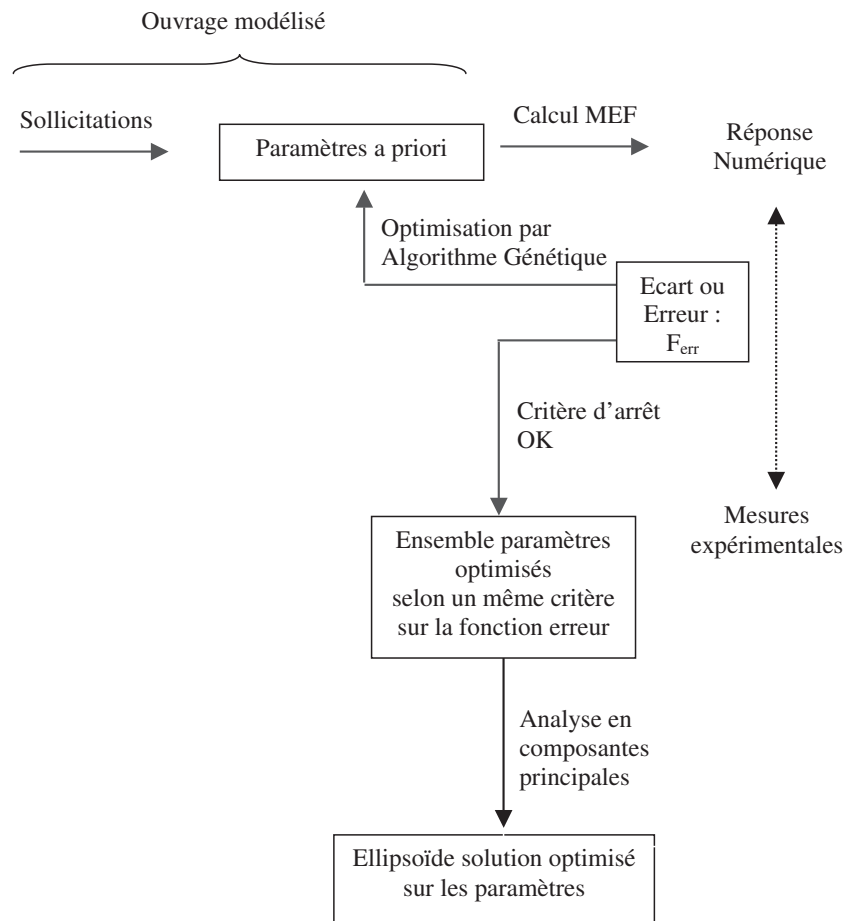


FIG. 3.9 – *Principe d'optimisation par algorithme génétique et analyse en composantes principales*

Davis [33], Gallagher *et al.* [46] tout comme Stoffa et Sen [153] précisent qu'il est plus pertinent de caractériser la solution d'un problème inverse par algorithme génétique à partir de plusieurs résultats que d'un seul. Suivant leurs conseils, nous proposons d'étudier les performances de la méthode sur trois lancements de l'algorithme génétique. Ces trois lancements permettent d'identifier trois ellipsoïdes solutions pour un problème. Nous verrons au chapitre 4 qu'en comparant la taille de ces trois ellipsoïdes, il est possible d'évaluer la stabilité de l'optimisation.

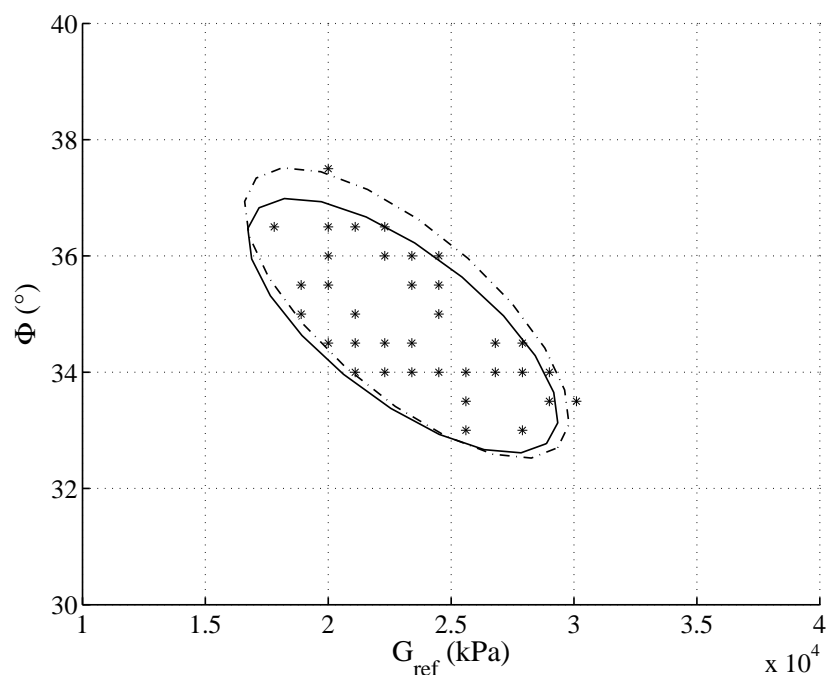


FIG. 3.10 – Exemple de nuage de points estimé par algorithme génétique (*) et ellipse solution associée à ce nuage (ligne continue); comparaison avec l'ellipse solution attendue (ligne discontinue).

3.4 Conclusions

Ce chapitre expose le développement d'une méthode d'analyse inverse de problèmes géotechniques qui tente de répondre à la problématique suivante: *quelles informations concernant les paramètres constitutifs du sol est-il possible d'obtenir à partir de mesures géotechniques in situ?*

Le principe est de caler un modèle numérique de sol sur des données expérimentales par modifications itératives des valeurs des paramètres d'entrée du modèle jusqu'à ce que les valeurs en sortie reproduisent des données observées, c'est-à-dire jusqu'à ce que la fonction erreur, qui quantifie l'écart entre des résultats expérimentaux et numériques, soit minimale. Ce type d'analyse inverse s'apparente à une méthode classique de calage par tâtonnement tout en ayant un caractère automatique et objectif dans le calcul des valeurs des paramètres.

Pour cette méthode d'optimisation, nous avons choisi d'utiliser un algorithme génétique et de compléter l'analyse par un post-traitement statistique de type analyse en composantes principales.

L'algorithme génétique opère sur une population d'individus, chaque individu représentant un jeu de paramètres. Des opérateurs de sélection, croisement et mutation sont appliqués aux générations d'individus successives afin d'en créer de nouveaux. Les algorithmes génétiques produisent ainsi des échanges de notions novatrices entre les chaînes et sont donc liés à l'idée que nous nous faisons du processus humain de recherche et de découverte: les discussions et les échanges d'idées entre personnes sont à l'origine de nouvelles idées pour la recherche d'une performance de plus en plus grande [57].

La principale particularité d'un algorithme génétique est de considérer simultanément plusieurs combinaisons de paramètres et non pas une seule à la fois. Ceci permet de définir un ensemble de solutions pour un problème, qui forment un nuage de points sur l'espace de recherche. Une analyse en composantes principales permet de définir des directions privilégiées dans ce nuage de points. A partir de ces directions, des ellipsoïdes peuvent être décrits pour délimiter le nuage. Ces ellipsoïdes constituent une enveloppe réponse pour un problème inverse donné.

Ces particularités de la méthode d'optimisation justifient son intérêt pour la géotechnique. Pourtant à notre connaissance, elle n'a jamais été utilisée pour identifier des paramètres de modèles constitutifs de sols à partir de mesures *in situ*. Pour montrer la pertinence de la méthode, quelques exemples synthétiques issus de calculs numériques sont étudiés au chapitre 4. Il s'agit d'un ouvrage de soutènement et d'un essai pressiométrique. Le chapitre 5 étend ensuite l'analyse à des applications réelles : le rideau de palplanches d'Hochstetten [104], une excavation en milieu urbain à Chicago [131] et un essai pressiométrique en chambre de calibration [106].

4.1 Introduction

Ce chapitre de validation de la méthode inverse a pour objectif de fixer la méthode d'identification présentée au chapitre 3, basée sur un algorithme génétique, pour l'appliquer à des problèmes de géotechnique.

La première partie, paragraphe 4.2, est consacrée à la description des problèmes géotechniques. Après une présentation générale des ouvrages de soutènement et des essais pressiométriques, objets géotechniques choisis, dont les données sont à optimiser dans cette thèse, une description du modèle éléments finis est proposée, ainsi qu'un bref aperçu des lois constitutives employées pour modéliser le comportement mécanique des sols.

La seconde partie, paragraphe 4.3, détaille la procédure d'optimisation sur un cas simple : un ouvrage de soutènement synthétique. Cet exemple sert de base pour définir une méthodologie à adopter lors d'une utilisation pratique de ce type d'analyse inverse.

Les troisième et quatrième parties, paragraphes 4.4 et 4.5, généralisent ces résultats sur quelques problèmes géotechniques plus complexes concernant respectivement l'étude d'un ouvrage de soutènement et l'étude d'un essai pressiométrique.

Enfin, la cinquième partie, paragraphe 4.6, compare la méthode d'optimisation par algorithme génétique à deux méthodes d'optimisation plus classiques de type gradient. Cette dernière partie justifie l'intérêt de l'algorithme génétique pour la résolution de problèmes géotechniques.

4.2 Problèmes géotechniques et modélisations

Comme décrit au chapitre 3, la méthode d'analyse inverse développée dans cette thèse consiste à résoudre numériquement un problème géotechnique par des simulations éléments finis successives à partir de paramètres mécaniques optimisés par ailleurs. Ainsi, un modèle numérique de sol est calé sur les données expérimentales par modifications itératives des valeurs des paramètres d'entrée du modèle jusqu'à ce que les valeurs en sortie reproduisent au mieux les données observées.

La première étape de la procédure d'optimisation consiste à se donner un problème géotechnique et à lui associer un modèle numérique. Ce paragraphe introduit les problèmes géotechniques étudiés dans cette thèse : les ouvrages de soutènement au paragraphe 4.2.1 et les essais pressiométriques au paragraphe 4.2.2. Puis, les aspects de la modélisation numérique sont évoqués à travers le modèle éléments finis au paragraphe 4.2.3 et les lois constitutives utilisées pour représenter le comportement mécanique du sol au paragraphe 4.2.4. Notons que si seuls les ouvrages de soutènement et les essais pressiométriques sont étudiés ici pour valider la méthode d'optimisation, les problèmes de stabilité et de convergence de tunnels sont largement développés pour l'analyse inverse dans la littérature [36; 37; 48; 49; 53; 54; 80; 81; 82; 83; 84; 154].

4.2.1 Les ouvrages de soutènement

Un ouvrage de soutènement est une construction qui permet de retenir un massif de sol pour la réalisation d'excavations verticales. Il s'agit par exemple :

- de murs de soutènement : murs-poids, murs en béton armé ...
- d'écrans de soutènement : rideaux de palplanches, parois moulées ou préfabriquées ...
- de systèmes de soutènement composites : murs cloués ou en terre armée, murs renforcés par des géotextiles ...

Les ouvrages de soutènement étudiés dans cette thèse sont tous des écrans de soutènement de type rideaux de palplanches. Les rideaux de palplanches sont constitués généralement de palplanches métalliques, emboîtées les unes dans les autres et mises en place par battage ou par vibration dans le sol de fondation, pour former un écran de soutènement vertical, souple et le plus souvent rectiligne [105]. Ils sont fréquemment utilisés dans la construction de murs de quai, de fouilles en sites urbain, de parking souterrains, de tranchées couvertes ...

La diminution des contraintes totales pendant une excavation et la mise en place du soutènement entraîne des mouvements du sol vers la fouille (déplacements latéraux généralement contraints par l'ouvrage), des tassements en surface derrière le soutènement, une déformation du soutènement et un soulèvement du fond de fouille qui provoquent, derrière le rideau de palplanches, la mise en poussée du sol sur presque toute la hauteur de la partie excavée comme illustré figure 4.1.

Dans le cas particulier des travaux en milieu urbain, l'ouvrage doit être réalisé dans un environnement bâti souvent dense, dont il faut préserver l'intégrité. La géotechnique urbaine doit donc se préoccuper de la stabilité des ouvrages en construction, mais également de leur incidence sur le patrimoine bâti préexistant [12]. Pour limiter les mouvements engendrés par les travaux en sous-sol et ainsi réduire les déplacements et les perturbations apportés à des

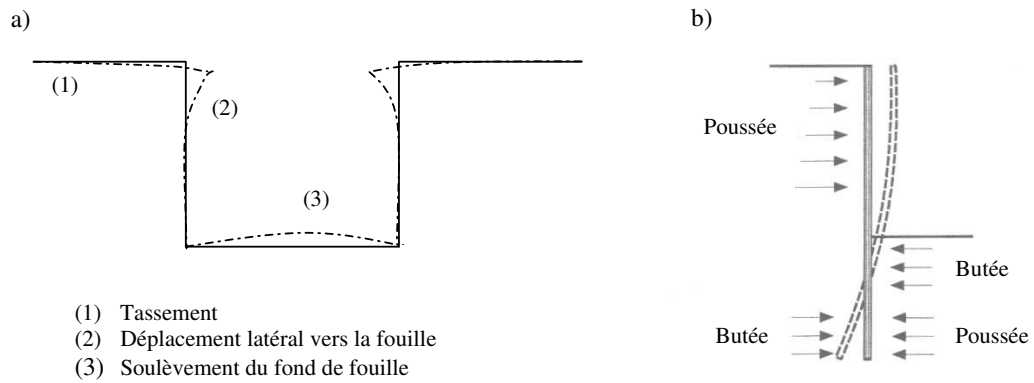


FIG. 4.1 – Ouvrages de soutènement : a) mouvements du sol causés par une excavation; b) allure de la déformée d'un rideau non ancré encastré.

structures voisines, un rideau de palplanches est généralement renforcé par une série de butons (éléments externes fonctionnant en compression) ou de tirants d'ancrage (éléments internes fonctionnant en traction). L'installation d'un ancrage ou d'un buton a pour effet d'annuler en partie le déplacement latéral provoqué par l'excavation. La partie supérieure du sol est alors en butée.

De nombreux facteurs affectent les mouvements du sol autour d'une excavation, la rigidité et l'encastrement du soutènement, la méthode de construction, le phasage et la durée des travaux, la forme et la profondeur de l'excavation, la nature et les propriétés des sols et des structures voisines, l'intensité des surcharges ou les conditions météorologiques [12]. A propos des propriétés des sols, des études paramétriques [105] ont notamment mis en évidence les quelques points suivants :

- une augmentation du module d'Young E provoque une diminution de la déformée du rideau et du moment fléchissant, mais elle n'influence que légèrement les forces dans les butons;
- le coefficient de Poisson ν a une influence, dans le domaine élastique, sur les déplacements latéraux au bord de la fouille. Cette influence est du même type que celle du coefficient de pression des terres au repos K_0 ;
- une augmentation de l'angle de frottement ϕ entraîne une diminution de la valeur maximale de la déformée, de la valeur maximale du moment fléchissant et de la force dans les butons;
- une diminution de la cohésion c conduit à une augmentation moyenne de la déformée du rideau et du moment fléchissant et à une augmentation importante de la force dans les butons.

Intérêt de l'analyse inverse sur les ouvrages de soutènement

La prévision des mouvements et tassements de surface en relation avec la construction de grandes fouilles se fait aujourd'hui essentiellement à l'aide de modélisations numériques. Mais la prévision de ces mouvements reste souvent un problème difficile en raison de la complexité des comportements et des interactions sol-ouvrage mis en jeu [12]. Les données du problème et les valeurs des paramètres mécaniques de sol ne sont notamment pas toujours connues avec suffisamment de précision. Pour palier ces incertitudes sur les valeurs des paramètres de sols,

les ingénieurs prennent souvent en compte un large facteur de sécurité ou introduisent des hypothèses déduites d'informations empiriques sur des ouvrages similaires à celui étudié. La prévision des déplacements et tassements engendrés par la construction d'ouvrages souterrains est alors le plus souvent basée sur l'utilisation de modèles plus ou moins simplifiés, qui ne sont ni économiques ni sécurisants.

Pour mieux assurer la sécurité des ouvrages, l'Eurocode 7 préconise l'utilisation de la méthode observationnelle pour l'étude des ouvrages de soutènement. La méthode observationnelle, introduite par Terzaghi et Peck dans les années 1960 [118; 156; 157], consiste à intégrer, au processus de conception de l'ouvrage, les observations effectuées dès le début des travaux. Elle permet de suivre en temps réel l'estimation des paramètres pour modifier si besoin le dimensionnement d'un ouvrage en cours de construction. Cette méthode est applicable à condition d'avoir des données observées fiables et pertinentes. Elle met en valeur des phénomènes significatifs qui peuvent intervenir sur l'ouvrage.

C'est dans l'optique de banaliser la méthode observationnelle que l'usage de l'analyse inverse pour l'étude de murs de soutènement s'est développée ces dernières années. Comme nous l'avons évoqué au chapitre 2 dans l'étude bibliographique, Gioda, Finno, Hashash, Ou et bien d'autres ont étudié des outils d'analyse inverse permettant d'identifier les paramètres constitutifs d'un sol à partir des déplacements mesurés dans ce sol à proximité de murs de soutènement [15; 16; 17; 40; 41; 52; 61; 62; 63; 64; 100; 101; 115]. Leurs études montrent que l'usage de l'analyse inverse pour le calage des propriétés d'un sol permet l'estimation de paramètres difficilement identifiables par les méthodes classiques. Malgré tout, tous les paramètres ne peuvent être identifiés en même temps. Les paramètres les plus influents sur le comportement d'un sol excavé sont facilement identifiables alors que les paramètres corrélés ou insensibles au modèle ne peuvent bien souvent pas être évalués. Par ailleurs, l'histoire du chargement sur un site doit être pris en compte dans la modélisation du problème pour identifier les paramètres représentatifs des couches de sol. L'utilisation de l'analyse inverse dans un projet géotechnique nécessite donc une bonne compréhension du problème, ce qui n'exclut pas pour autant une expertise géotechnique pour vérifier la justesse des résultats [41].

4.2.2 Les essais pressiométriques

C'est à Louis Ménard que l'on doit en 1955 la mise au point du pressiomètre. L'essai pressiométrique représente une forme particulièrement évoluée de l'essai *in situ* car il permet d'établir une relation entre contrainte et déformation [19]. Le principe consiste à introduire dans un forage une sonde de mesure, cylindrique, tri-cellulaire, dilatable radialement. Comme illustré figure 4.2, cette sonde est reliée à un contrôleur pression-volume qui permet d'appliquer une pression croissante et donc d'exercer sur les parois du forage une distribution de contrainte cylindrique uniforme. La variation du niveau du liquide dans le contrôleur pression-volume mesure le champ de déformation moyen correspondant en fonction de la pression et du temps. L'essai pressiométrique est ainsi un essai de chargement statique pratiqué dans le sol en place à partir duquel les paramètres rhéologiques du sol peuvent être déduits [19; 47].

Cet appareil a l'avantage de réaliser un essai de chargement sur le sol en place et de mesurer les déformations relatives depuis 10^{-3} jusqu'à la rupture. Le but d'un essai pressiométrique est de fournir des caractéristiques mécaniques permettant dans une phase ultérieure soit de dimensionner des ouvrages de génie civil, soit de tester le comportement des sols sous sollici-

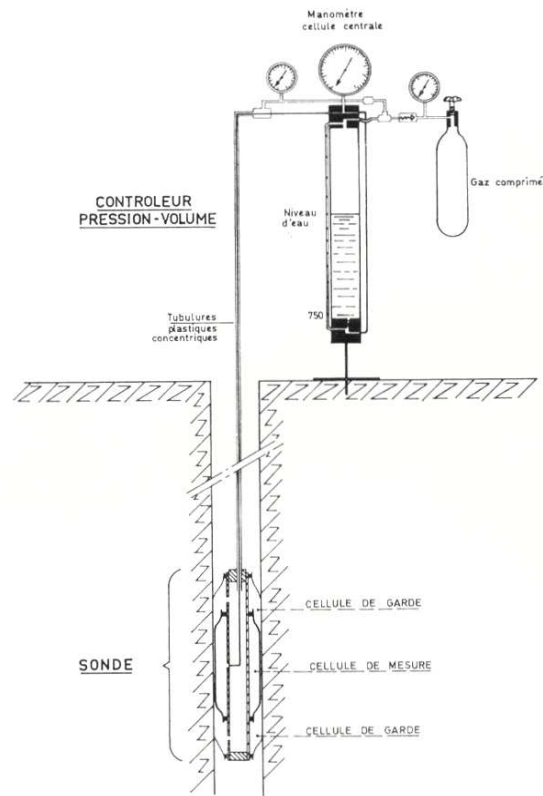


FIG. 4.2 – Schéma de principe du pressiomètre de Ménard [19].

tations. Il est aujourd'hui utilisé de manière quotidienne et intensive dans un certain nombre de pays pour caractériser la plupart des sols (de l'argile molle à la marne raide) et les roches tendres [47]. Les résultats des mesures obtenues pour un essai pressiométrique peuvent se traduire par les deux courbes représentées figure 4.3 :

- la courbe pressiométrique, obtenue en portant en abscisse la pression et en ordonnée la déformation volumique;
- la courbe de fluage, obtenue en portant en abscisse la pression et en ordonnée la déformation de fluage correspondante, c'est-à-dire la différence entre la déformation finale et la déformation à 30 secondes.

Sur ces courbes, on distingue principalement trois phases :

- une phase initiale, qui correspond à la mise en équilibre de la sonde à la paroi du forage jusqu'à la pression P_0 , équivalente en théorie à la pression naturelle du terrain au repos;
- une phase pseudoélastique, devant laquelle les déformations restent quasi-linéaires en fonction de la pression P (de P_0 à P_f). Cette phase fournit le module pressiométrique E_M et la pression de fluage P_f ;
- une phase plastique, qui caractérise le moment où le sol entre dans le domaine des déformations plastiques au voisinage de la sonde. Cette phase marque une augmentation sensible du fluage. Lorsque l'on atteint les grandes déformations, la pression tend alors vers une valeur maximale appelée pression limite P_l qui correspond forfaitairement au doublement du volume de la sonde.

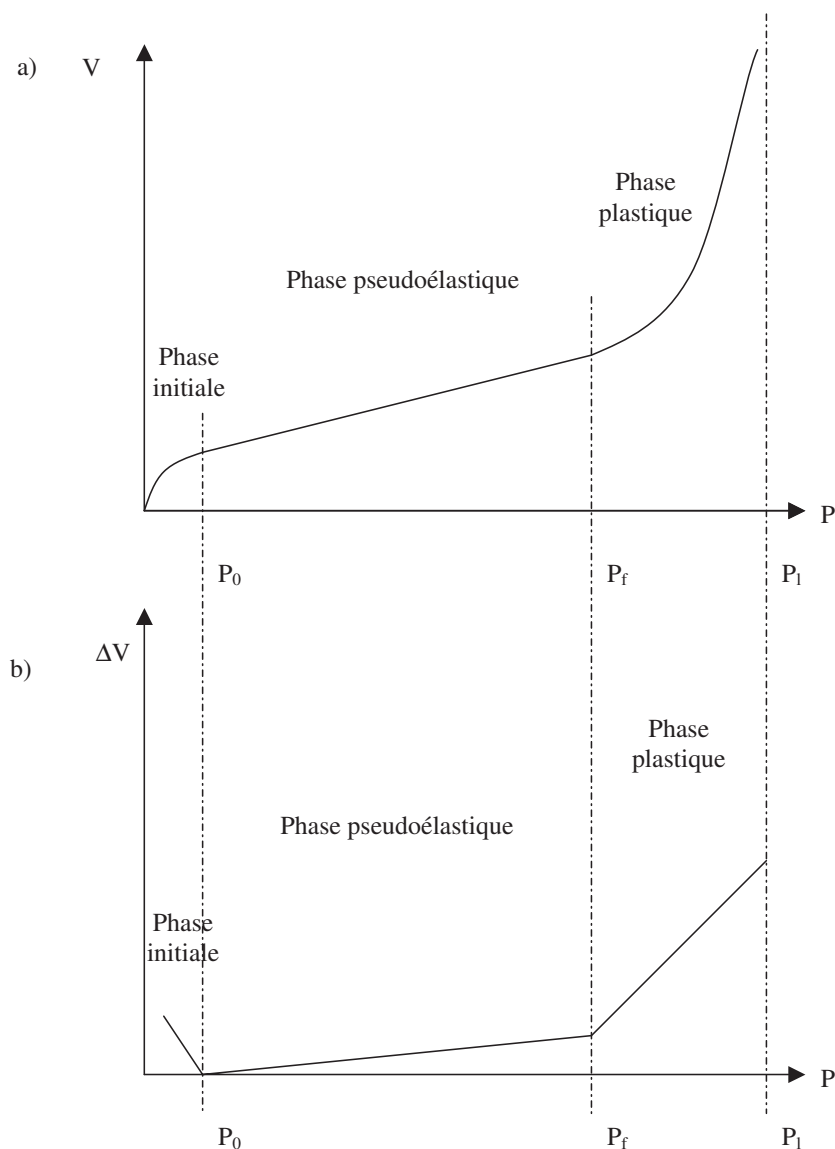


FIG. 4.3 – Exemples types de courbe pressiométrique (a) et de courbe de fluage (b).

Interêt de l'analyse inverse sur les essais pressiométriques

Les données brutes de cet essai *in situ* ne peuvent pas être utilisées directement pour déterminer les paramètres du modèle constitutif de sol puisqu'elles ne donnent pas accès à une relation mesurée entre contraintes et déformations homogènes. Les paramètres intrinsèques de résistance au cisaillement ne peuvent alors être estimés qu'analytiquement ou par méthode inverse à partir d'hypothèses sur la loi de comportement [10; 18; 65].

Il existe dans la littérature de nombreuses références sur l'emploi de méthodes inverses pour l'interprétation d'essais pressiométriques [31; 66; 126; 127; 147; 164; 165]. De ces études, il ressort que quelles que soient les conditions de drainage, tous les paramètres du modèle de comportement de Mohr-Coulomb, excepté le coefficient de Poisson dont l'effet est négligeable, ont à des degrés différents, la même influence qualitative sur la courbe pressiométrique : une augmentation de la valeur de ces paramètres se traduit par une rigidification apparente du

matériau. Les paramètres principaux sont le module élastique, l'angle de frottement interne et la pression des terres au repos, les paramètres secondaires sont la cohésion et l'angle de dilatance [31]. Or, pour réussir une analyse inverse il faut que les paramètres recherchés influent sur les données observées de façon significative. L'optimisation simultanée de tous les paramètres peut conduire à une indétermination des calculs ou à des valeurs erronées, du fait de leur effet qualitatif semblable sur la courbe pressiométrique et du couplage de certains d'entre eux [147]. Par exemple, le coefficient de Poisson ne peut pas être identifié par analyse inverse sur un essai pressiométrique car son influence est trop faible [126]. Il est donc nécessaire de réduire le nombre de variables à optimiser simultanément soit en fixant la valeur de certains des paramètres par l'expérimentation en laboratoire, soit en utilisant des lois de corrélation reliant les paramètres. En dépit de ces précautions, le calcul peut s'arrêter avant que le minimum absolu ne soit atteint.

4.2.3 Modélisation Éléments finis

Lorsque le comportement du sol est modélisé de façon non linéaire et irréversible, les méthodes de résolution numérique les plus fréquemment utilisées dans la pratique sont : la méthode des différences finies et la méthode des éléments finis [112].

La méthode des différences finies consiste à partir d'un milieu continu, à écrire les équations qui régissent ces milieux en imposant les lois de conservation et de comportement, puis à discrétiser les équations obtenues en transformant un système d'équations différentielles en équations algébriques.

La méthode des éléments finis discrétise le milieu continu, en lui attribuant un nombre fini de degré de liberté et c'est seulement dans un second temps qu'elle impose, en moyenne, les lois de conservation et de comportement. Les équations algébriques qui régissent le problème émergent ainsi suite à la discrétisation initiale.

Ces méthodes de résolution numérique ne sont pas discutées dans cette thèse; cependant selon Nova [112], l'expérience montre que dans de nombreux cas géotechniques, la méthode des éléments finis est plus performante et plus précise que la méthode des différences finies. Pour résoudre un problème d'analyse inverse, nous avons donc choisi de modéliser les ouvrages et essais géotechniques selon la méthode des éléments finis.

Les méthodes de calcul par éléments finis visent à donner une solution numérique approchée à un problème spécifique au moyen d'un modèle mathématique représentatif d'une réalité physique [105]. La méthode des éléments finis permet ainsi de résoudre de manière discrète des équations aux dérivées partielles dont on cherche une solution approchée suffisamment fiable. En général, ces équations aux dérivées partielles portent sur une fonction vectorielle \mathbf{u} définie sur un domaine et comportant des conditions aux limites permettant d'assurer existence et unicité de la solution. La discrétisation passe par la définition d'un espace approprié de fonctions tests sur lequel la solution de la formulation variationnelle des équations peut être approchée d'aussi près qu'on le souhaite. Cela nécessite la définition d'un maillage du domaine en fragments : les éléments finis. Ce maillage permet aussi de définir une base fonctionnelle \mathbf{B} sur laquelle est projetée la fonction inconnue \mathbf{u} . On applique en outre la formulation variationnelle pour chacune des fonctions de \mathbf{B} . Une formulation algébrique, dite discrétisation, du problème initial est ainsi obtenue. La solution de ce problème algébrique, si elle existe et est unique, donne les composantes de la solution approchée dans une base \mathbf{B} . De plus amples

détails sur la méthode des éléments finis sont disponibles dans les ouvrages généraux de Zienkiewicz [167] ainsi que dans les ouvrages spécifiques à la géotechnique de Potts et Zdravkovic [124; 125].

Le but de cette thèse est de développer une méthode d'analyse inverse directement applicable en ingénierie. Nous avons donc volontairement choisi d'utiliser un logiciel commercial pour résoudre les applications géotechniques par la méthode des éléments finis : le code Plaxis de la société Plaxis B.V. [14]. C'est un logiciel aujourd'hui couramment utilisé en bureaux d'études. Conçu par des géotechniciens numériques de l'université de Delft aux Pays-Bas dans les années 1980, le code de calcul éléments finis Plaxis est un outil pratique d'analyse d'ouvrages et d'essais géotechniques. Si ce code a initialement été développé pour analyser les digues et les sols mous, son champ d'application s'étend aujourd'hui à une large gamme de problèmes géotechniques. Il permet d'analyser des problèmes élastiques, élastoplastiques, élastoviscoplastiques en 2D ou 3D et en grands déplacements par la méthode lagrangienne actualisée. Très fiable sur le plan numérique, ce code fait appel à des éléments de haute précision, tels que les triangles à 15 noeuds, ainsi qu'à des pilotages de résolution récents comme la méthode de longueur d'arc. Le manuel d'utilisation du code Plaxis [14] présente une description détaillée du logiciel.

L'utilisation de lois de comportement complexes dans des modèles éléments finis pour l'ingénierie est délicate. Elle demande pour la détermination des paramètres des études spécifiques lourdes sortant du cadre des projets d'ingénierie. L'intégration de telles lois dans des codes éléments finis est difficile. Le coût de ces calculs est généralement important et peu de codes sont actuellement opérationnels. La démarche suivie dans le développement de Plaxis est de fournir à l'utilisateur un code éléments finis qui soit à la fois robuste et convivial, permettant de traiter des problèmes géotechniques réels, dans un délai raisonnable en utilisant un modèle de comportement de sols dont les paramètres puissent être déterminés à partir d'une étude géotechnique normale. Différents modèles de comportement, plus ou moins sophistiqués, ont été implémentés dans Plaxis : élastique linéaire, Mohr-Coulomb, modèles de sol avec écoulement ou spécifiques aux sols mous, etc.

4.2.4 Lois de comportement élastoplastiques

La plupart des matériaux ont un comportement élastoplastique, qui est caractérisé par l'apparition de déformations réversibles élastiques et de déformations irréversibles plastiques. Sur la surface de charge, deux cas de comportement sont possibles : la surface de charge n'évolue pas, on parle de loi élastique parfaitement plastique, c'est le cas du modèle de Mohr-Coulomb; la surface de charge évolue au cours du chargement, on parle de modèle élastoplastique avec écoulement dont le modèle *Hardening Soil* de Plaxis fait partie. Dans cette thèse, ces deux types de lois sont employées : le modèle de Mohr-Coulomb et le modèle *Hardening Soil* (HSM).

4.2.4.1 Modèle de Mohr-Coulomb

Le modèle de Mohr-Coulomb est un modèle souvent utilisé pour représenter la rupture par cisaillement dans les sols et les roches tendres. Cette loi se caractérise par une élasticité linéaire isotrope de Hooke, une surface de charge et un potentiel plastique. Les règles d'écoulement sont non associées. La fonction de charge est confondue avec le critère de rupture. A l'intérieur

de la surface de rupture, le comportement du matériau est supposé élastique linéaire isotrope ou anisotrope. Sur la surface de rupture, le comportement est considéré comme parfaitement plastique. Dans l'espace des contraintes principales $(\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3)$, la surface de rupture est une pyramide de section hexagonale d'équation :

$$F(\sigma_{ij}) = |\sigma_1 - \sigma_3| - (\sigma_1 - \sigma_3) \sin\phi - 2c \cos\phi = 0 \quad (4.1)$$

où σ_1 et σ_3 représentent les contraintes extrêmes ($\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \sigma_3$). Cette pyramide est centrée autour de la trisectrice de l'espace des contraintes principales (1^{er} invariant des contraintes) comme illustré figure 4.4.

Le modèle de Mohr-Coulomb nécessite cinq paramètres fondamentaux :

- deux paramètres élastiques : le module d'Young E et le coefficient de Poisson ν ,
- deux paramètres relatifs aux conditions à la rupture : la cohésion c et l'angle de frottement ϕ ,
- un paramètre relatif à la règle d'écoulement plastique, l'angle de dilatance ψ .

Ces paramètres sont facilement identifiables à partir d'essais de laboratoire, essais oedométriques ou triaxiaux, comme le montre la figure 4.5.

Le comportement du sol n'étant pas linéaire, les conditions géostatiques jouent un rôle important [112]. Aux paramètres de Mohr-Coulomb, le coefficient de terres au repos K_0 est ajouté. Il est lié de façon univoque, en conditions oedométriques, au coefficient de Poisson comme suit :

$$K_0 = \frac{\nu}{1 - \nu} \quad (4.2)$$

Cependant, dans certains logiciels comme Plaxis, la valeur de K_0 peut être imposée de façon indépendante pour notamment tenir compte de la surconsolidation [112].

Plusieurs études ont été réalisées concernant l'influence de divers facteurs sur ces paramètres [103]. La valeur de l'angle de frottement ϕ est couramment comprise entre 15 et 45°. Les valeurs inférieures ou autour de 30° sont typiques des argiles, tandis que des valeurs supérieures, entre 25 et 45°, caractérisent les sables. A compacité donnée, l'angle de frottement est pratiquement indépendant de la teneur en eau du sol, mais il augmente avec le diamètre moyen des grains. L'angle de frottement dépend également de la forme et de l'état de surface des grains.

Les sols pulvérulents n'ont pratiquement pas de cohésion, $0 < c <$ quelques kiloPascals. On parle de cohésion capillaire ou de cimentation en place. Les sols cohérents ont une cohésion comprise entre quelques kiloPascals et plusieurs centaines de kiloPascals.

L'angle de dilatance ψ est quant à lui généralement compris entre 0 et 15°. Les sables lâches et les argiles ont des valeurs de dilatance très faibles, quelques degrés à peine voire zéro. D'une manière générale, l'angle de frottement est pratiquement toujours supérieur à l'angle de dilatance. La valeur de ψ peut être simplement déterminée à partir de la pente de dilatance observée dans les essais triaxiaux (*cf.* figure 4.5(a)). Il existe également une relation empirique simple, généralement bien vérifiée pour les sables denses, reliant l'angle de dilatance et l'angle de frottement interne :

$$\psi = \phi - 30^\circ \quad (4.3)$$

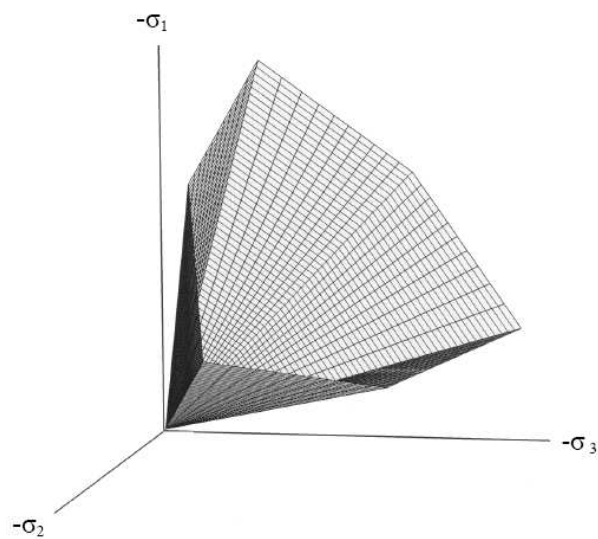


FIG. 4.4 – Surface de rupture du modèle de Mohr-Coulomb dans l'espace des contraintes principales pour un sol sans cohésion.

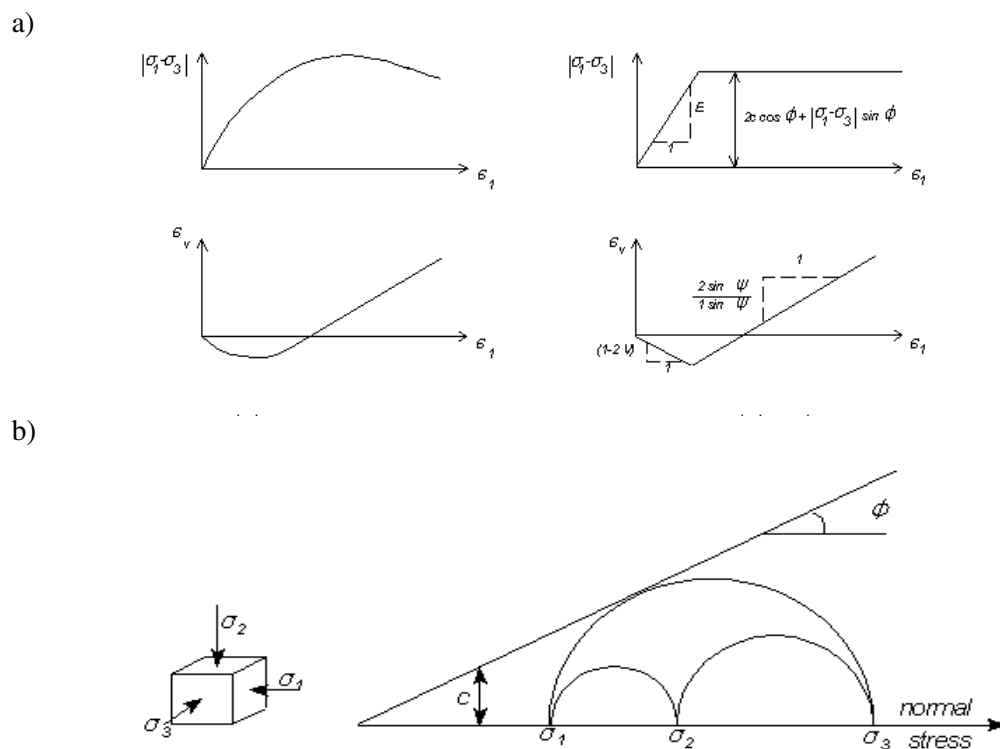


FIG. 4.5 – Modélisation d'un essai de compression triaxiale avec le modèle de Mohr-Coulomb (a) et représentation des contraintes dans la plan de Mohr (b).

Cette expression est utilisée par défaut dans Plaxis. Notons que dans le cas de matériaux fortement contractants, l'estimation de l'angle de dilatance peut conduire à des valeurs négatives.

Pour ce qui est des paramètres élastiques, le module d'Young E dépend essentiellement du niveau de déformation et de la pression de confinement. On lui préfère pour l'analyse inverse le module de cisaillement G qui, pris à l'origine de la déformation élastique réversible, est indépendant des conditions de drainage. Ce module G est relié comme suit au module d'Young E par la loi d'élasticité isotrope de Hooke :

$$G = \frac{E}{2(1 - \nu)} \quad (4.4)$$

Enfin, le coefficient des terres au repos K_0 ou K_0^{nc} pour les sols normalement consolidés horizontaux, vérifie généralement la formule de Jaky :

$$K_0^{nc} = 1 - \sin \phi \quad (4.5)$$

Pour les sols surconsolidés dans le domaine élastique, le coefficient des terres au repos K_0 ou K_0^{sc} vérifie l'expression suivante, fonction du degré de consolidation OCR [13]:

$$K_0^{sc} = K_0^{nc} OCR - \frac{\nu}{1 - \nu} (OCR - 1) \quad (4.6)$$

Les expressions 4.5 et 4.6 de K_0 sont utilisées par défaut dans Plaxis. Cependant, notons que sur la base des résultats expérimentaux, il est possible d'estimer K_0 ou K_0^{sc} par la relation empirique en loi puissance n établie par Schmidt [146]:

$$K_0^{sc} = K_0^{nc} OCR^n \quad (4.7)$$

Le modèle de Mohr-Coulomb utilisé dans Plaxis est un modèle de comportement simple et robuste. Il peut être considéré comme une approximation au premier ordre du comportement réel d'un sol.

Selon Nova [112], un modèle élastique parfaitement plastique concorde avec les résultats expérimentaux bien qu'en conditions tridimensionnelles des contraintes, l'adoption du critère de plasticité de Mohr-Coulomb peut poser quelques problèmes. Le gradient de la fonction de plasticité n'est pas défini de manière univoque sur les arêtes de la pyramide caractérisant la surface de rupture du matériau.

Le modèle de Mohr-Coulomb constitue une approche acceptable pour analyser la rupture des sols dans les problèmes de fondation, stabilité de pentes, de tunnel et de soutènement. Cependant, ce modèle suppose une rigidité constante pendant la phase de chargement alors qu'en réalité elle dépend à la fois du niveau de contrainte et du niveau de déformation du sol. De plus, expérimentalement il est possible d'observer des déformations irréversibles même pour des chemins de contraintes qui n'atteignent jamais la rupture. Or, un tel modèle n'est pas capable de reproduire ce phénomène.

Pour bien suivre les déformations au cours de la sollicitation, il est préférable d'adopter un modèle élastoplastique plus complexe qui tienne compte de l'irréversibilité du comportement des sols [112]. Dans Plaxis, il existe plusieurs types de modèles élastoplastiques. Ici, nous nous sommes uniquement intéressés au modèle élastoplastique avec écrouissage appelé *Hardening Soil Model* (HSM).

4.2.4.2 Modèle HSM ou *Hardening Soil Model*

Une loi de comportement élastoplastique avec écrouissage telle que le modèle HSM permet de mieux tenir compte des déformations irréversibles qu'on observe dans le sol même loin de la rupture [112]. Ce concept est dérivé du comportement des métaux écrouis (*hardened*) dont le niveau de plasticité augmente avec l'intensité des déformations plastiques subies.

Le modèle HSM est un modèle élastoplastique avec écrouissage isotrope dépendant de la déformation plastique déviatoire (écrouissage en cisaillement) et de la déformation volumique (écrouissage en compression). Ce modèle décrit relativement bien le comportement des sables, des graves mais aussi des sols plus mous comme les argiles et les limons [14].

L'implémentation de ce modèle dans le code de calcul Plaxis est présentée par Schanz *et al.* [145]. Précisons toutefois que le modèle *Hardening Soil* est un modèle constitutif de sol avancé basé sur le modèle de Duncan & Chang [35] mais modifié pour tenir compte de la plasticité du sol. Les plastifications peuvent être de deux natures : liées au cisaillement ou à la compression. Ces deux mécanismes plastiques ferment l'espace des contraintes du domaine élastique comme le montre la figure 4.6 dans le plan des contraintes (p,q) et dans le plan des contraintes principales. La fonction de plasticité du modèle HSM correspond à la pyramide de Mohr-Coulomb fermée. La zone de comportement élastique est la zone à l'intérieur de la pyramide. Sa taille n'est pas fixe, elle varie avec l'augmentation de la contrainte isotrope. De cette manière, le sol est caractérisé par une compressibilité élevée durant la phase de chargement, les déformations plastiques s'ajoutent aux déformations élastiques, alors que pendant le phase de déchargement la compressibilité est plus faible, il y a uniquement des déformations élastiques. Cette représentation est inhérente au concept de surconsolidation [112]. En effet, en conditions œdométriques de chargement, pour des valeurs de contraintes verticales inférieures à la valeur maximale jamais supportée auparavant, le comportement du sol est élastique. Au contraire, lorsque le sol est normalement consolidé, c'est-à-dire lorsque la contrainte verticale en cours est égale à la contrainte maximale jamais supportée, des déformations permanentes se développent et la zone élastique s'élargit en déplaçant le niveau de plasticité.

La déformation axiale et le déviateur des contraintes sont reliés dans le modèle *Hardening Soil* par une fonction hyperbolique comme représenté figure 4.7. La rigidité de cisaillement est utilisée pour modéliser des déformations irréversibles dues au chargement déviatoire primaire. La rigidité en compression est utilisée pour modéliser les déformations plastiques irréversibles dues aux compressions primaires œdométriques et isotropes respectivement. La surface de rupture déviatoire est donnée par le modèle de Mohr-Coulomb.

Le modèle HSM nécessite donc principalement les huit paramètres suivant, qui comme pour le modèle de Mohr-Coulomb sont identifiables à partir d'essais œdométriques ou triaxiaux comme illustré figures 4.6, 4.7 et 4.8 :

- un module de déformation plastique déviatoire, E_{50}^{ref} , pour une pression de référence p_{ref} ;
- un module de déformation plastique en compression œdométrique, E_{oed}^{ref} , pour une pression de référence p_{ref} ;
- un module et un coefficient de Poisson en décharge/recharge élastique, E_{ur}^{ref} et ν_{ur} , pour une pression de référence p_{ref} ;
- un facteur m permettant de relier contrainte et déformation selon une loi puissance;

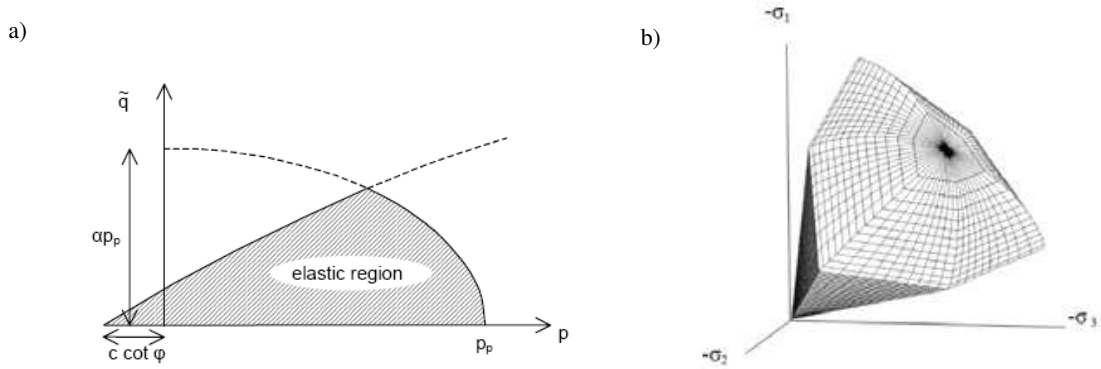


FIG. 4.6 – Surface de limite élastique du modèle HSM dans le plan (p, q) (a) et dans l'espace des contraintes principales (b).

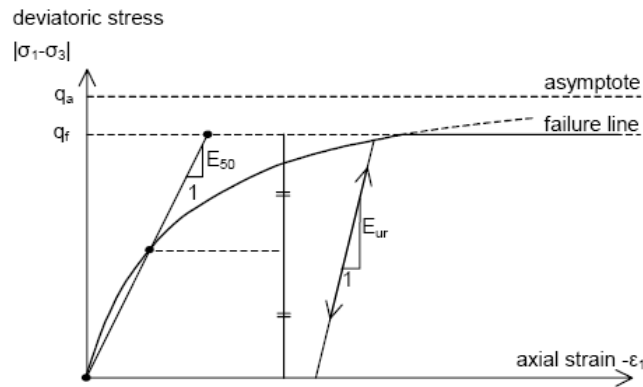


FIG. 4.7 – Représentation de la relation hyperbolique gérant l'écroutissement du modèle HSM.

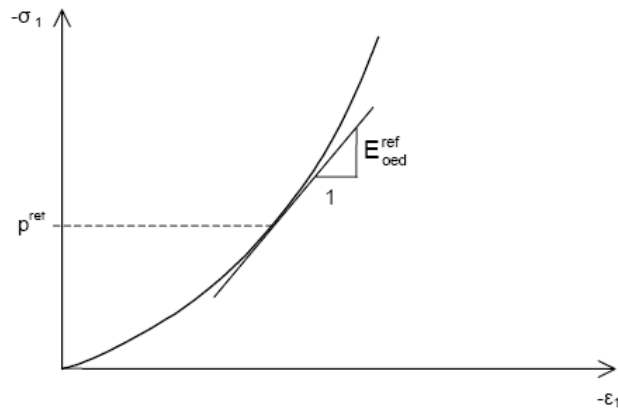


FIG. 4.8 – Définition du paramètre E_{oed}^{ref} à partir des résultats d'un essai œdométrique.

- trois paramètres de plasticité de Mohr-Coulomb : la cohésion c , l'angle de frottement ϕ et l'angle de dilatance ψ .

D'un point de vue qualitatif, ce type de modèle basé sur la théorie de la plasticité avec écrouissage est capable de prendre en compte les aspects majeurs du comportement du sol et de reproduire avec suffisamment de précision l'évolution observée lors d'essais expérimentaux [112]. Il peut alors être considéré comme une approximation au deuxième ordre du comportement réel d'un sol.

4.3 Application de la méthode d'identification à un ouvrage de soutènement synthétique

Maintenant que le contexte de l'étude est posé, il est nécessaire de tester la méthode afin d'en définir plus précisément le fonctionnement. Pour cela, des ouvrages et essais synthétiques sont étudiés. Ce sont des applications géotechniques créées numériquement qui permettent de tester la méthode inverse sans être gêné par des erreurs expérimentales ou de modélisation. Les données expérimentales ne sont pas bruitées. La loi constitutive caractérisant le sol décrit parfaitement son comportement mécanique. La géométrie du problème est connue précisément. La définition du maillage ne joue pas sur la précision des résultats. De plus, une solution "exacte" du problème est connue.

Dans ce paragraphe, la méthode d'optimisation par algorithme génétique est testée pour identifier deux paramètres du modèle de Mohr-Coulomb, le module de cisaillement G_{ref} et de l'angle de frottement ϕ , à partir de la déformée horizontale d'un écran de soutènement. Cet exemple sert de référence pour décrire les principes de l'optimisation par algorithme génétique. Les résultats obtenus sont ensuite étendus à des cas plus complexes aux paragraphes 4.4 et 4.5.

4.3.1 Le problème géotechnique

Pour tester la méthode sans être gêné par les incertitudes dues aux mesures ou à la modélisation du problème, des données expérimentales synthétiques sont construites numériquement à partir d'un ouvrage typique de soutènement. Il s'agit d'une excavation de grande longueur, symétrique, de six mètres de profondeur et vingt mètres de large, maintenue par un rideau de palplanches et des butons. La modélisation éléments finis de cet ouvrage de soutènement est représentée figure 4.9. C'est un modèle à deux dimensions en déformations planes dont les conditions de symétrie permettent de n'étudier qu'une moitié d'ouvrage. Le maillage du modèle numérique a volontairement été choisi moyen à grossier pour limiter le temps de calcul. Le modèle est défini par une seule étape de calcul pour la mise en place du mur de soutènement, des butons et l'excavation. Le tableau 4.1 donnent quelques caractéristiques géométriques et numériques de ce modèle.

Le sol est supposé être du sable d'Hostun sec, lâche à moyennement lâche. Il est modélisé sous Plaxis par un modèle de Mohr-Coulomb dont les valeurs des paramètres sont référencées dans le tableau 4.2. Ces valeurs ont été choisies conformément aux données de Mestat [103] et vérifient la relation 4.3 sur les sables reliant ψ et ϕ , ainsi que la formule de Jaky reliant K_0 et ϕ pour un sol normalement consolidé (éq. 4.5).

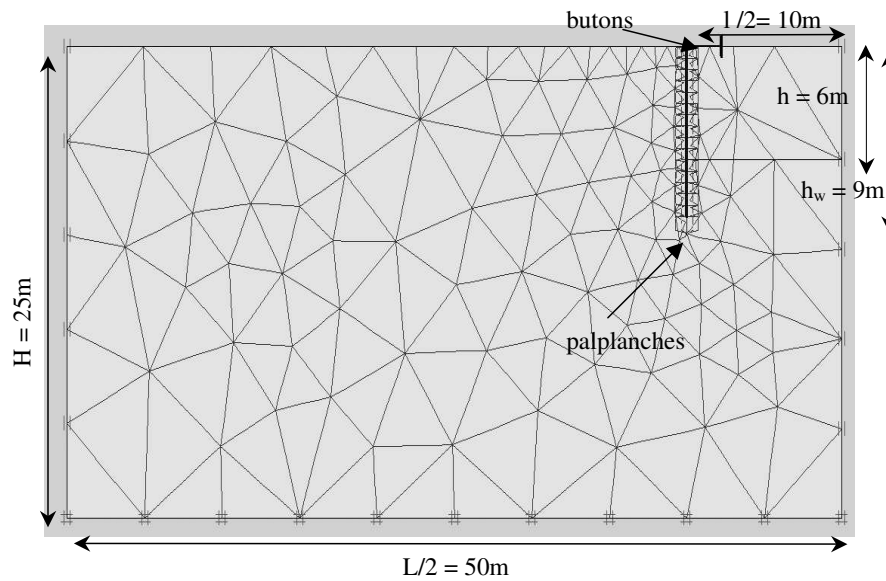


FIG. 4.9 – *Ouvrage de soutènement synthétique : Modèle éléments finis 2D en déformation plane et maillage associé.*

Le sol est maintenu en place par un mur de soutènement en palplanches standards et une rangée de butons. Les rideaux de palplanches métalliques sont constitués de profilés qui s'encrochent les uns aux autres par glissement de leur serrure d'extrémité et sont le plus souvent foncés directement dans le sol. Ils sont caractérisés par les modules et les inerties des parois en acier dont les valeurs sont fournies dans le tableau 4.3. Les butons sont des éléments métalliques externes qui fournissent une réaction d'appui au rideau de palplanches, par l'intermédiaire d'une traverse horizontale. Les butons fonctionnent en compression, leur mécanisme de rupture est souvent le flambement [105]. Leur rôle est de limiter les mouvements engendrés par les travaux en sous-sol et ainsi de réduire les déplacements et les perturbations sur des structures voisines. Pour notre exemple, nous avons choisi les caractéristiques élastiques données dans le tableau 4.3.

La méthode des éléments finis n'est pas utilisée de façon systématique pour les ouvrages de soutènement. Néanmoins, dans certains cas pratiques, elle peut apporter de précieuses indications pour comprendre les phénomènes d'interactions diverses qui se produisent au cours des sollicitations [105]. A partir de lois de comportement classiques, les déformations d'un mur de soutènement typique sont prédictibles par un modèle éléments finis mais pas les tassements du sol en surface [77; 114]. En effet, la modélisation par éléments finis d'une excavation dans un massif élastique ou élastique parfaitement plastique peut conduire à des mouvements verticaux irréalistes par rapport aux observations habituellement faites sur les ouvrages de soutènement. Sous l'effet des forces motrices dues à l'excavation, le modèle de Mohr-Coulomb présente une réponse essentiellement élastique. Le sol derrière le rideau, entraîné par ces forces, a alors tendance à se soulever avec le rideau et des zones de contraintes de traction se développent dans le massif en amont de l'écran [105]. Pour limiter ces erreurs sur les tassements et avoir une évaluation plus réaliste des mouvements du sol, il est recommandé d'utiliser plutôt des lois de comportement élastoplastiques et d'effectuer un bon ajustement des paramètres du modèle. Malgré tout, le modèle de Mohr-Coulomb est reconnu comme une bonne approximation au premier ordre du comportement réel du sol puisqu'il permet une évaluation satisfaisante des déplacements horizontaux [112]. Son emploi ici est donc tout à fait justifié.

TAB. 4.1 – *Ouvrage de soutènement synthétique : Caractéristiques du modèle éléments finis.*

Caractéristiques géométriques			
taille du modèle : L = 50m H = 25m			
taille de la zone excavée : h = 6m l = 2*10m			
hauteur du mur de soutènement : $h_w = 9\text{m}$			
Caractéristiques éléments finis			
type d'éléments du maillage : triangles à 15 noeuds			
nombre d'éléments : 252			
nombre de noeuds : 2233			
nombre de points de Gauss : 3024			

TAB. 4.2 – *Valeurs des paramètres du modèle de Mohr-Coulomb pour un sable d'Hostun lâche à moyennement lâche.*

Paramètre	Nom	Valeur	Unité
module de cisaillement	G_{ref}	22250	kPa
coefficient de poisson	ν	0.3	-
cohésion	c	0	kPa
angle de frottement	ϕ	35	°
angle de dilatance	ψ	5	°
coefficient des terres au repos	K_0	0.426	-

TAB. 4.3 – *Ouvrage de soutènement synthétique : Valeurs des paramètres élastiques utilisés pour modéliser le rideau de palplanches et les butons.*

Paramètre	Nom	Valeur	Unité
Mur de soutènement			
rigidité normale	EA	$3.8 \cdot 10^6$	kN/m
rigidité de flexion	EI	$84.0 \cdot 10^3$	kNm^2/m
poids linéique	w	1.4	$kN/m/m$
épaisseur équivalente	d	0.516	m
coefficient de poisson	ν	0	-
Butons			
rigidité normale	EA	$1.5 \cdot 10^5$	kN/m
effort axial	F_{max}	$4.2 \cdot 10^{14}$	kN/m

4.3.2 Le modèle inverse associé

Pour l'analyse inverse de cet ouvrage de soutènement synthétique, seul le déplacement horizontal du rideau de palplanches $U_x(z)$ suite à l'excavation est utilisé pour l'analyse inverse. Cette courbe de référence, $U_x(z)$, présentée figure 4.10, est calculée pour les paramètres du sable d'Hostun définis dans le tableau 4.2. Elle correspond au déplacement horizontal des nœuds du modèle éléments finis sur toute la hauteur du rideau.

Les valeurs des paramètres du modèle décrit tableau 4.2 ont été choisies arbitrairement pour générer des mesures géotechniques typiques. Par la suite, des valeurs des paramètres de sol sont supposées inconnues de l'opérateur. A partir des informations restantes, elles sont recherchées par l'algorithme d'optimisation. Pour cet exemple simple, deux paramètres de sol sont supposés inconnus : le module de cisaillement G_{ref} et l'angle de frottement ϕ .

Conformément à la description de la méthode faite au chapitre 3, l'identification des paramètres G_{ref} et ϕ débute par la définition d'un espace de recherche maillé. Cette étape consiste à définir une gamme de variation possible pour chacune des valeurs des paramètres recherchés, ainsi qu'une incertitude acceptable sur l'évaluation de ces mêmes valeurs. Pour cet exemple, un espace de recherche est choisi tel que la gamme de variation des paramètres soit large tout en étant physiquement acceptable (dimensions de l'espace de recherche), et tel que l'incertitude sur chaque paramètre soit raisonnable (finesse du maillage), d'où les caractéristiques adoptées :

$$\begin{aligned} \text{Dimensions de l'espace de recherche :} \quad & 11000 \leq G_{ref} \leq 83000 \text{ kPa} \\ & 14 \leq \phi \leq 46^\circ \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Finesse du maillage :} \quad & \Delta G_{ref} = 1125 \text{ kPa} \\ & \Delta \phi = 0.5^\circ \end{aligned}$$

Chacun des deux paramètres peut donc prendre 64 valeurs possibles ce qui nécessite une représentation de chaque paramètres avec une chaîne binaire de 6 bits, et un nombre total de bits : $N_{bit} = 12$.

L'optimisation à l'intérieur de l'espace de recherche est contrôlée par la fonction erreur F_{err} suivante, de type moindres carrés, qui mesure l'écart entre des données mesurées "expérimentalement" U_{e_i} (la courbe de référence figure 4.10) et des données calculées numériquement U_{n_i} (éq. 3.3) :

$$F_{err} = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{(U_{e_i} - U_{n_i})^2}{\Delta U_i^2} \right)^{1/2}$$

Cette fonction est paramétrée comme suit par deux coefficients ε et α qui pondèrent l'écart observé entre l'expérience et la modélisation (éq. 3.4) :

$$\Delta U_i = \varepsilon + \alpha U_{e_i}$$

Pour évaluer l'influence de ces coefficients sur la topologie de la fonction erreur dans l'espace de recherche, différentes valeurs de ε et α sont testées :

- (i) $\varepsilon = 0.01$ et $\alpha = 1.0$ représentent le cas où l'erreur absolue et l'erreur relative ont la même influence sur l'expression de la fonction erreur compte tenu des niveaux de déformation considérés;

- (ii) $\varepsilon = 0.0$ et $\alpha = 1.0$ représentent le cas où seule l'erreur relative est prise en compte dans l'expression de la fonction erreur;
- (iii) $\varepsilon = 0.01$ et $\alpha = 0.0$ représentent le cas où seule l'erreur absolue est prise en compte dans l'expression de la fonction erreur.

La figure 4.11 présente les résultats de l'exploration exhaustive de l'espace de recherche des paramètres pour ces trois cas. Le premier graphe sur cette figure montre une vue 3D de la topologie de la fonction erreur F_{err} en fonction des paramètres G_{ref} et ϕ pour le cas (i). Les trois autres graphes montrent une projection de la fonction erreur F_{err} pour les cas (i), (ii) et (iii). Sur ces vues 2D quelques lignes de niveau de F_{err} sont représentées et permettent de juger de la topologie de F_{err} dans chacun des cas. Ces graphes montrent que pour ce problème, quelles que soient les valeurs des paramètres ε et α , la topologie générale de la fonction erreur reste quasiment inchangée. F_{err} est convexe avec un minimum unique bien défini. Pour la suite de l'étude, la fonction erreur est choisie telle que : $\varepsilon = 0.01$ et $\alpha = 1.0$ (cas (i)).

4.3.3 L'optimisation : identification de deux paramètres G_{ref} et ϕ

4.3.3.1 Identification de la meilleure solution

L'algorithme génétique est d'abord lancé pour l'identification des deux paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ , à partir des déplacements horizontaux du mur de soutènement. Conformément aux travaux de Levasseur [86], l'optimisation est menée pour une population dont la taille vérifie :

$$N_{individus} = 4 N_{bit} \quad (4.8)$$

où N_{bit} représente la taille de la chaîne de bits codant un individu de l'algorithme génétique soit : 12 bits. Ceci impose : $N_{individus} = 48$ individus.

La figure 4.12 présente l'évolution de la moyenne de la fonction erreur sur les populations parents de l'algorithme génétique en fonction des générations du processus d'optimisation. Les figures. 4.13 et 4.14 illustrent, pour chacune de ces générations, l'évolution sur l'espace de recherche des individus composant les populations parents de l'AG.

Ainsi, partant d'une population initiale uniformément répartie sur l'espace de recherche (*cf.* figure 4.13), les individus évoluent dès la première génération du processus d'optimisation vers une zone de l'espace où F_{err} est minimale (*cf.* figure 4.14). Ceci se traduit par une forte baisse de la valeur moyenne de la fonction erreur entre la génération 0 et les générations 1 & 2 (*cf.* figure 4.12). Ensuite, les individus parents évoluent progressivement sur l'espace de recherche vers le minimum de la fonction erreur. La courbe d'évolution de la valeur moyenne de la fonction erreur entre la génération 2 et la génération 7 est alors plus douce. Enfin, la population parent se stabilise sur une unique combinaison de paramètres solution du problème pour laquelle F_{err} est minimale. Le processus d'optimisation s'achève à l'itération 8, ceci caractérise la convergence de l'algorithme. Finalement, après 155 calculs éléments finis, l'optimum identifié est l'optimum exact du problème, soit la combinaison de paramètres suivante :

$$\begin{aligned} G_{ref} &= 22250 \text{ kPa} \\ \phi &= 35^\circ \end{aligned}$$

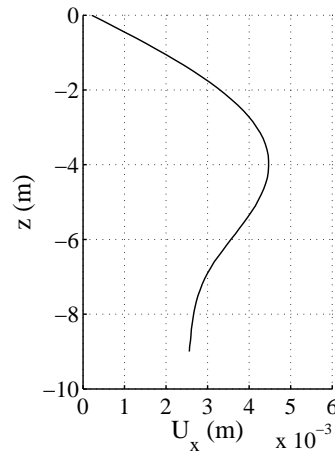


FIG. 4.10 – Ouvrage de soutènement synthétique. Valeurs de référence du déplacement horizontal du rideau de palplanches en fonction de la profondeur z (hauteur d'excavation : 6m).

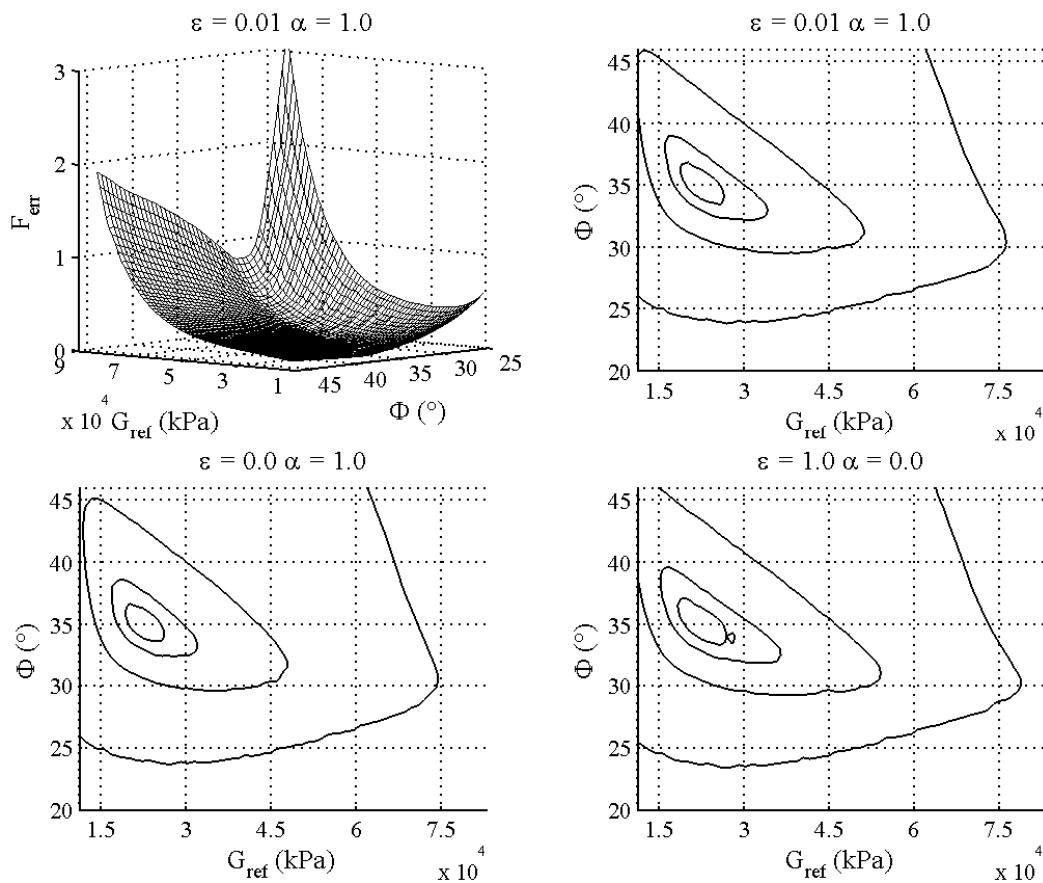


FIG. 4.11 – Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Topologie de la fonction erreur sur l'espace de recherche pour différentes valeurs des paramètres de F_{err} : ε et α (une vue 3D et trois projections 2D pour lesquelles les lignes continues représentent des "lignes de niveau" de F_{err}).

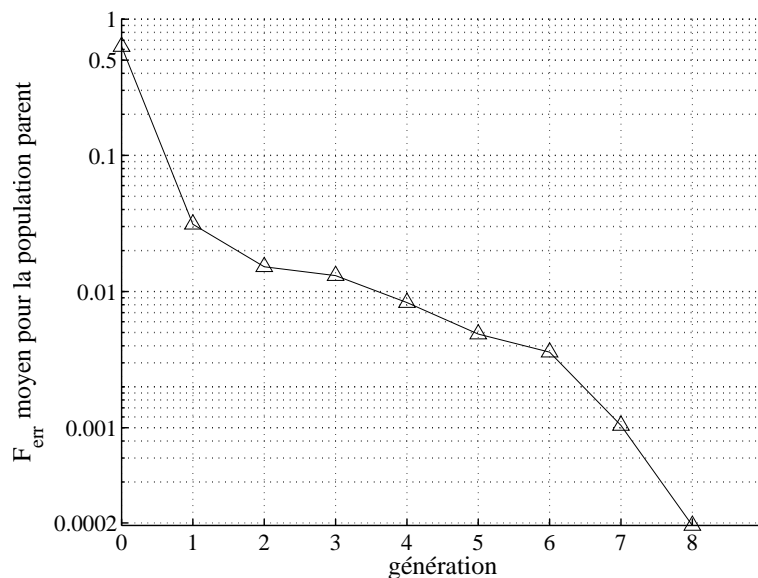


FIG. 4.12 – Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Évolution de la moyenne de la fonction erreur moyenne sur la population parent en fonction des générations de AG (échelle semi-logarithmique).

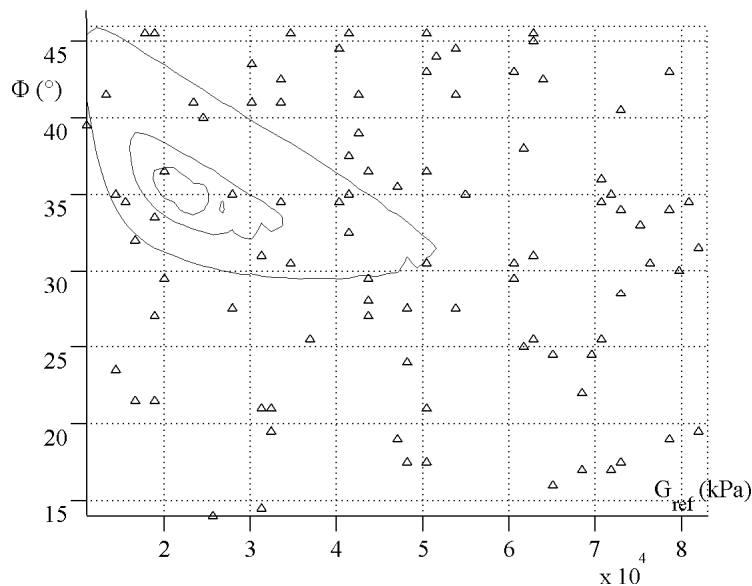


FIG. 4.13 – Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Processus d'optimisation par algorithme génétique : représentation dans l'espace de recherche des individus composant la population initiale (Δ).

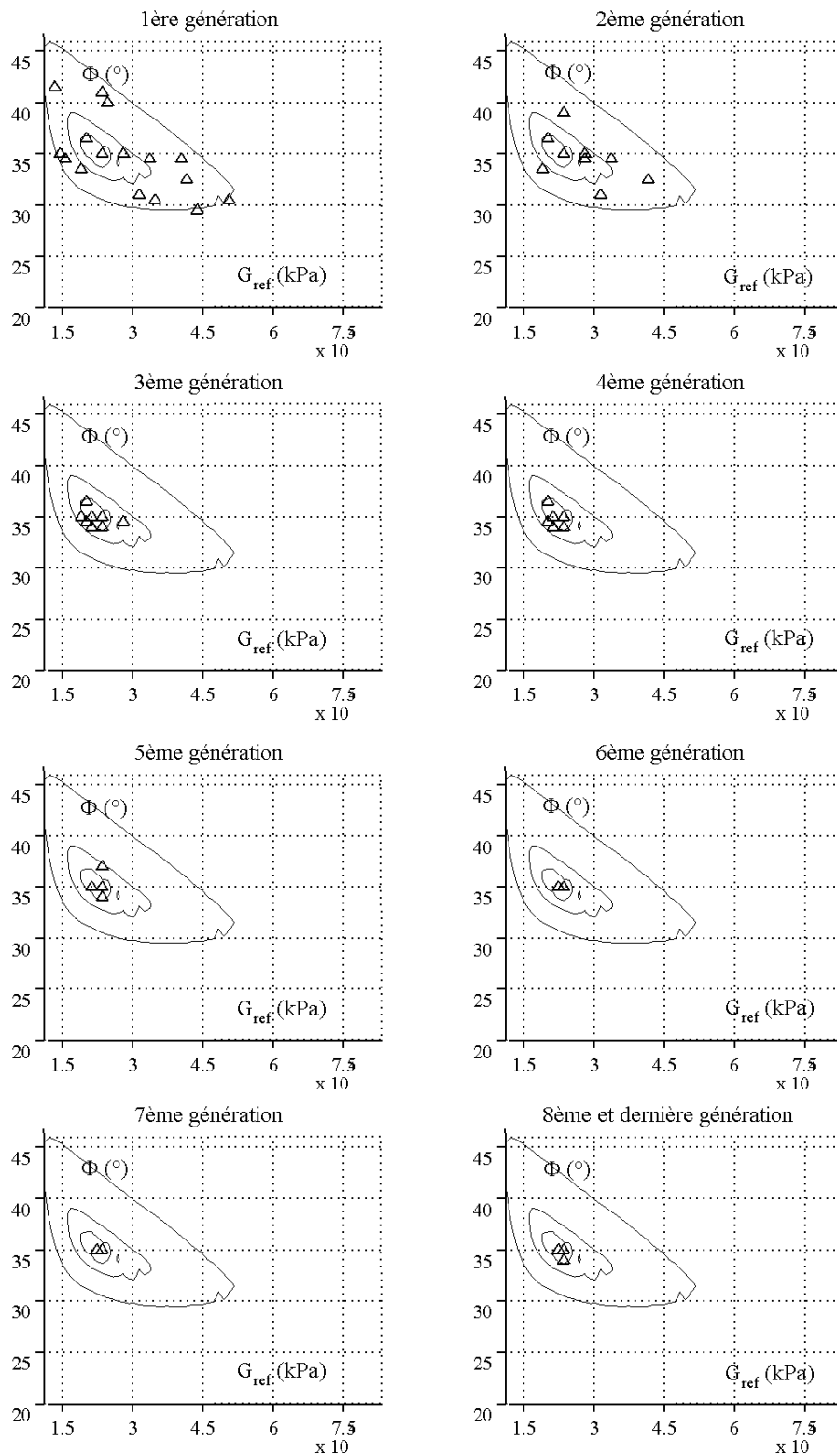


FIG. 4.14 – Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Processus d'optimisation par algorithme génétique : évolution dans l'espace de recherche des individus parents (Δ) à chaque génération de AG.

Cet exemple montre que l'optimisation par algorithme génétique permet d'identifier le module de cisaillement G_{ref} et l'angle de frottement ϕ d'un sable derrière une excavation à partir de la mesure de la déformation d'un rideau de palplanches [86; 89; 91; 97].

Cependant, l'algorithme génétique, qui est une méthode stochastique d'optimisation, ne garantit pas l'identification d'une même combinaison de paramètres à chaque optimisation. Pour preuve, le tableau 4.4 récapitule les résultats obtenus après trois différentes optimisations menées pour ce même problème. Ces trois tests montrent que les combinaisons de paramètres identifiées diffèrent légèrement d'une optimisation à une autre tout en restant proches des valeurs recherchées, les valeurs correspondantes des fonctions erreurs étant très faibles. Ceci montre que même dans un cas synthétique, plusieurs combinaisons de paramètres peuvent être considérées solutions du problème.

TAB. 4.4 – *Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Tableau récapitulatif des résultats obtenus pour trois optimisations par algorithme génétique à partir d'une population de "petite" taille.*

Paramètre	Valeur identifiée	F_{err}	Nombre de générations	Nombre de calculs MEF
Optimisation n°1				
G_{ref}	22250 kPa	0	8	155
ϕ	35.0°			
Optimisation n°2				
G_{ref}	22250 kPa	$8.6 \cdot 10^{-3}$	7	157
ϕ	34.5°			
Optimisation n°3				
G_{ref}	23375 kPa	$6.4 \cdot 10^{-3}$	5	152
ϕ	34.5°			

Par ailleurs, comme cela a déjà été évoqué précédemment, les erreurs de modélisation et les incertitudes de mesures sont importantes en géotechnique. Le plus souvent il n'existe pas de solution unique et exacte pour le problème inverse mais plutôt une infinité de solutions approchées. Il est donc plus intéressant de chercher à identifier l'ensemble des solutions d'un problème plutôt qu'une seule de ces solutions. Pour cela, la démarche suivie par le processus d'optimisation nécessite quelques modifications qui sont développées au paragraphe suivant.

4.3.3.2 Identification de l'ensemble des solutions approchées

D'un point de vue physique, la mesure du déplacement horizontal d'un rideau de palplanches est toujours entachée d'une erreur. Cette erreur de mesure crée une bande d'incertitude autour des données mesurées, à l'intérieur de laquelle toutes les courbes numériques évaluées sont représentatives d'une même courbe expérimentale.

Pour notre exemple, nous avons arbitrairement choisi de considérer une incertitude absolue sur l'évaluation du déplacement horizontal du rideau de palplanches d'environ $\pm 0.5\text{mm}$ et une erreur relative d'environ 3% de la donnée mesurée. Ces erreurs de mesure définissent une

bande d'incertitude sur les données expérimentales représentée par les traits discontinus de la figure 4.15.

Différents tests sur la fonction erreur indiquent que cette bande d'incertitude revient pour le problème inverse à limiter F_{err} à 3%. Cela signifie que l'ensemble des combinaisons de paramètres G_{ref} et ϕ vérifiant une fonction erreur inférieure à 3% peuvent être vues comme solutions du problème inverse. D'après l'exploration exhaustive de l'espace de recherche, les combinaisons de paramètres sur l'espace qui vérifient $F_{err} \leq 3\%$ correspondent au *nuage de points solutions* représenté figure 4.16. Ce nuage est composé de 64 points liés aux nœuds de l'espace de recherche vérifiant $F_{err} \leq 3\%$.

Comme décrit au chapitre 3, une analyse en composantes principales sur ce nuage de points solutions permet de le caractériser par une ellipse, dite *ellipse exacte*. La figure 4.16 montre que cette ellipse assure une très bonne approximation de la forme du nuage de points solutions.

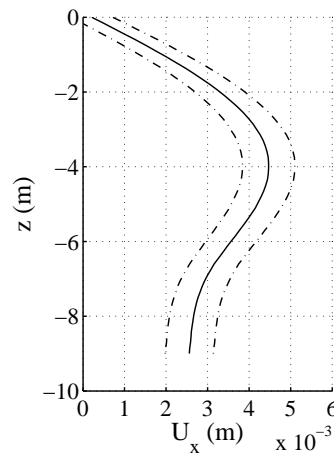


FIG. 4.15 – *Ouvrage de soutènement synthétique. Déplacement horizontal du rideau de palplanches en fonction de la profondeur z . La ligne continue représente les données expérimentales; les lignes discontinues représentent les incertitudes supposées sur les données expérimentales.*

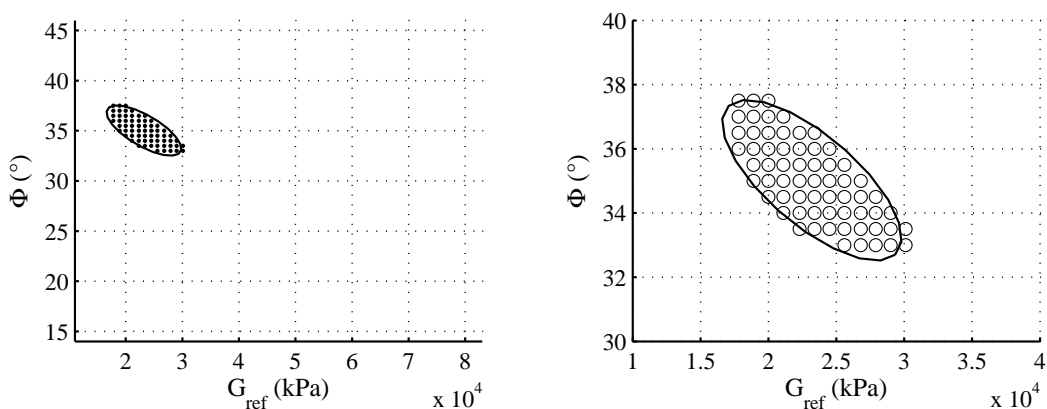


FIG. 4.16 – *Ouvrage de soutènement synthétique: Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Ensemble des combinaisons de paramètres qui vérifient $F_{err} \leq 3\%$ sur l'espace de recherche et ellipse solution associée identifiée par l'ACP (à gauche: sur l'espace de recherche complet; à droite: zoom).*

Le but de la méthode d'optimisation n'est plus d'identifier une solution pour les valeurs des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ , mais d'identifier l'ensemble des combinaisons de paramètres sur l'espace de recherche pour lesquelles la fonction erreur est inférieure à 3%. Cette identification nécessite les quelques aménagements suivants de la procédure d'optimisation :

1. Toutes les combinaisons de paramètres testées par l'algorithme génétique, pour lesquelles la fonction erreur est inférieure à 3%, sont affectées d'une valeur de fonction erreur égale à 3%. Cela évite de privilégier certaines solutions par rapport à d'autres.
2. L'algorithme génétique est stoppé lorsque tous les individus parents ont une fonction erreur égale à 3%. La population parent est alors uniquement composée d'individus solutions.
3. Un post-traitement par analyse en composantes principales sur les combinaisons de paramètres vérifiant $F_{err} = 3\%$ permet de définir une ellipse solution pour l'optimisation.

Cette approche suppose que toutes les combinaisons de paramètres telles que $F_{err} = 3\%$ ont la même probabilité d'être solution du problème. Ceci s'apparente à un lissage de la fonction erreur autour de l'optimum. En pratique, ce lissage n'est pas sans conséquence sur la procédure d'optimisation comme nous allons le voir ci-dessous.

La figure 4.17 présente l'évolution de la moyenne de la fonction erreur sur les populations parents de l'algorithme génétique en fonction des générations du processus d'optimisation pour une population de l'algorithme génétique composée de 48 individus. La figure 4.18 illustre pour chacune de ces générations, la répartition sur l'espace de recherche des individus parents de l'algorithme génétique. Comme précédemment, cette dernière figure montre que partant d'une population initiale uniformément répartie sur l'espace de recherche, les individus évoluent très vite vers la zone où la fonction erreur est inférieure à 3%. Après seulement trois itérations et 139 calculs éléments finis, l'algorithme a convergé, toutes les combinaisons de paramètres de la population parent vérifient $F_{err} = 3\%$, et l'optimisation s'arrête.

L'ensemble des combinaisons de paramètres testées par l'algorithme génétique et vérifiant $F_{err} = 3\%$ est ensuite référencé pour constituer le nuage de points solutions. Sur la figure 4.19, les six combinaisons de paramètres associées à ce nuage sont représentées sur l'espace de recherche. Suite à une analyse en composantes principales de ces combinaisons de paramètres, une ellipse solution est déduite. Elle correspond à la ligne continue de la figure 4.19. Cette ellipse solution englobe le nuage de points solutions. En revanche, comparée à l'ellipse exacte recherchée, symbolisée par la ligne discontinue sur la figure, cette ellipse solution n'est pas représentative de l'ensemble des solutions du problème. Cette optimisation ne permet d'identifier qu'un petit échantillon de ces solutions.

Par ailleurs, pour tester la stabilité de la méthode, Davis [33], Gallagher et Sambridge [45] et Stoffa et Sen [153] recommandent de comparer plusieurs optimisations successives par algorithme génétique. Comme précisé au chapitre 3, nous avons choisi de réaliser successivement trois optimisations. De ces trois optimisations, trois ellipses solutions sont déduites pour caractériser chaque nuage de points solutions comme illustré figure 4.20. Cette figure montre que l'orientation des ellipses dans l'espace des paramètres change d'une optimisation à une autre et qu'aucune de ces ellipses solutions n'est représentative de l'ellipse exacte. L'algorithme génétique ne permet pas d'identifier l'ensemble des solutions du problème. La solution identifiée est instable.

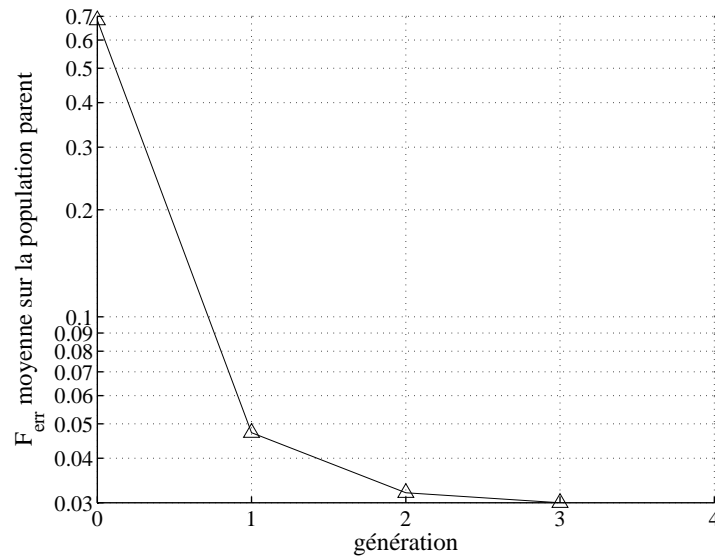


FIG. 4.17 – Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Évolution de la moyenne de la fonction erreur sur la population parent en fonction des générations de AG lorsque F_{err} est bornée à 3% (échelle semi-logarithmique).

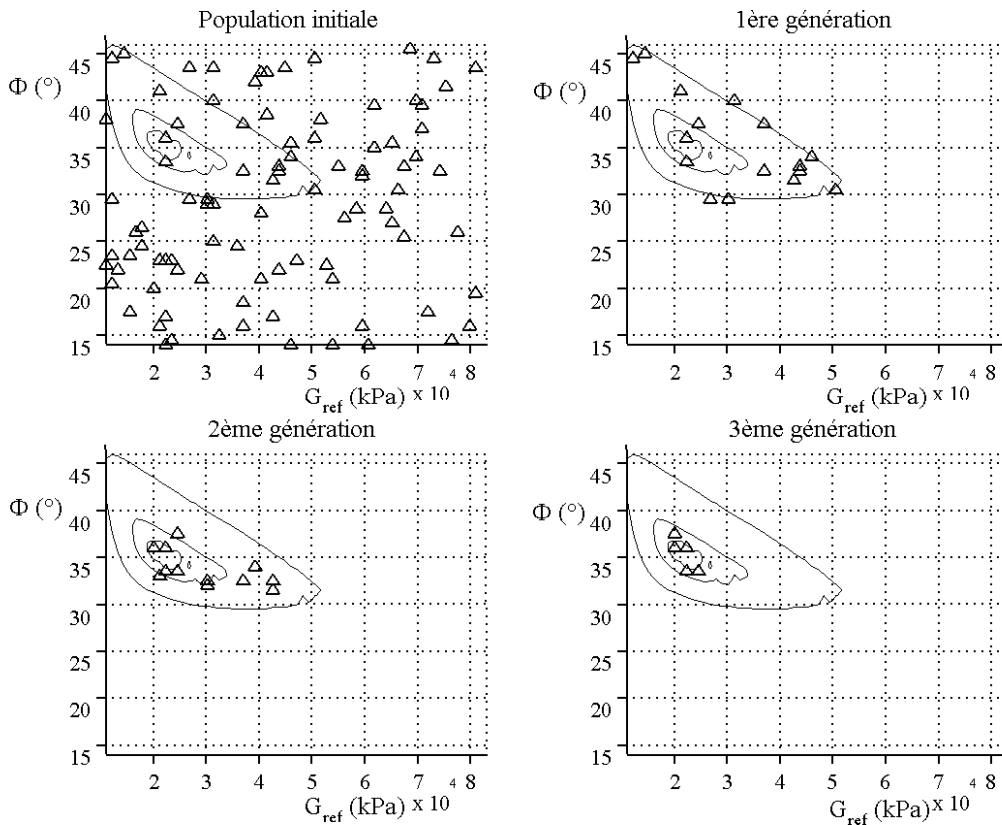


FIG. 4.18 – Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Processus d'optimisation par AG lorsque F_{err} est bornée à 3% : évolution sur l'espace de recherche des individus parents (Δ) à chaque génération.

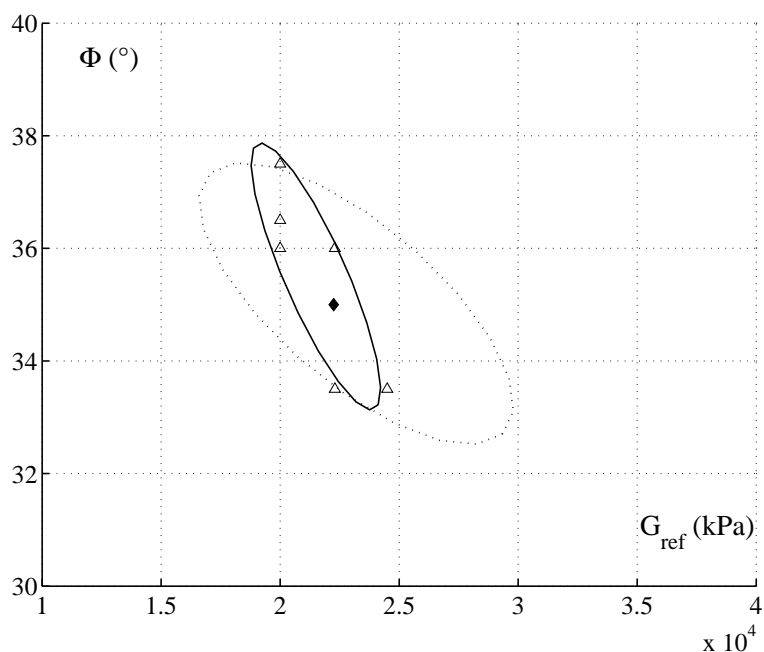


FIG. 4.19 – *Ouvrage de soutènement synthétique: Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Représentation sur l'espace de recherche du nuage de points solutions (Δ), de l'ellipse solution associée (ligne continue) identifiées par AG avec une population de petite taille, et de ellipse solution exacte (ligne discontinue); \diamond : solution optimale.*

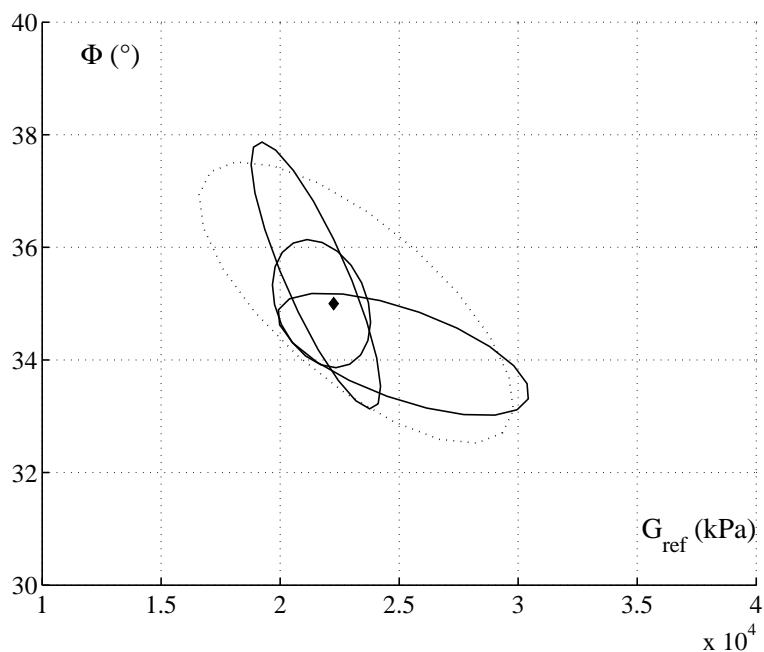


FIG. 4.20 – *Ouvrage de soutènement synthétique: Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Représentation sur l'espace de recherche de trois ellipses solutions (lignes continues) identifiées par AG avec une population de petite taille, et de ellipse solution exacte (ligne discontinue); \diamond : solution optimale.*

Malgré tout, ces optimisations apportent des informations sur les paramètres recherchés. Le tableau 4.5 compare les résultats obtenus pour ces trois optimisations et pour l'exploration exhaustive de l'espace de recherche. La première colonne de ce tableau indique la meilleure combinaison de paramètres identifiée. Dans chacun des cas, ces valeurs peuvent être considérées comme *optimum mathématique* puisqu'elles correspondent aux combinaisons de paramètres testées par l'algorithme génétique donnant pour chaque cas la fonction erreur minimale, indépendamment de la limitation de F_{err} à 3%. Les colonnes suivantes donnent des informations sur les nuages de points solutions identifiés. Il s'agit des moyennes, des écart-types et des coefficients de variation calculés à partir des combinaisons de paramètres qui vérifient le critère $F_{err} \leq 3\%$. Dans cette évaluation d'ordre zéro du nuage de points solutions, les valeurs des paramètres moyens peuvent être considérées comme des *optima statistiques*.

TAB. 4.5 – *Ouvrage de soutènement synthétique: Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Tableau récapitulatif des résultats obtenus pour les nuages de points solutions déterminés suite à l'exploration exhaustive de l'espace de recherche et suite à trois optimisations par AG avec une population de "petite" taille et une fonction erreur limitée à 3%.*

Paramètre	Optimum	Nuage solution ($F_{err} \leq 3\%$)		
	Valeur associée à F_{err} minimale	Moyenne	Écart-type	Coefficient de variation
Exploration exhaustive				
G_{ref} (kPa)	22250	23200	3400	14.7%
ϕ (°)	35.0	35.0	1.3	3.7%
Optimisation n°1				
G_{ref} (kPa)	22250	21800	2170	10.0%
ϕ (°)	35.0	35.3	1.0	2.9%
Optimisation n°2				
G_{ref} (kPa)	22250	22800	2770	12.1%
ϕ (°)	34.5	34.6	1.2	3.4%
Optimisation n°3				
G_{ref} (kPa)	22250	23600	2930	12.4%
ϕ (°)	35.0	34.3	0.6	1.7%

Les valeurs optimales identifiées par l'algorithme génétique confirment les résultats obtenus pour les optimisations présentées paragraphe 4.3.3.1 (*cf.* tableau 4.4). L'algorithme identifie un module de cisaillement G_{ref} et un angle de frottement ϕ proche des valeurs réelles après 140 à 150 calculs éléments finis. L'évaluation statistique du nuage de points solutions présentée ici complète cette identification. Elle montre notamment qu'en moyenne l'angle de frottement ϕ est mieux ciblé que le module de cisaillement G_{ref} , son coefficient de variation étant plus faible. Cependant, la moyenne et l'écart-type des points solutions varient d'une optimisation à une autre.

Ce résultat montre que l'algorithme génétique défini précédemment est instable pour ce qui est de l'identification de l'ensemble des solutions du problème inverse. Or, d'après Davis [33], la robustesse, c'est-à-dire la stabilité et l'efficacité, d'une optimisation par algorithme génétique pour identifier des combinaisons de paramètres représentatives des solutions d'un

problème dépend des paramètres intrinsèques de la méthode. Nous avons vu au chapitre 3 que le paramètre le plus influent sur la convergence d'un algorithme génétique est la taille de la population utilisée : $N_{individu}$. Une population trop petite peut notamment faire converger prématurément l'algorithme. Pour déterminer si l'instabilité de la méthode mise en évidence ici résulte d'un mauvais réglage de la taille de la population de l'algorithme génétique, une étude sur ce paramètre est mise en œuvre ci-dessous.

4.3.3.3 Influence sur l'identification de la taille de la population

Une population de "petite" taille ne permet pas d'identifier toutes les combinaisons de paramètres G_{ref} et ϕ constituant les solutions acceptables pour le problème inverse. Bien que les valeurs optimales des paramètres soient identifiées, les ellipses solutions estimées diffèrent d'une optimisation à une autre. Pour savoir si la taille de la population de l'algorithme génétique a un effet sur le nuage de points solutions identifié, différentes tailles de populations sont testées pour l'identification des paramètres G_{ref} et ϕ sur le modèle synthétique de mur de soutènement butonné.

Conformément au propos de Renders [130] et Levasseur [86], l'hypothèse selon laquelle la taille de la population $N_{individu}$ est proportionnelle à la taille de la chaîne de bits N_{bit} est conservée. Ainsi, pour cette étude, différentes optimisations sont menées suivant les principes décrits au paragraphe 4.3.3.2 à partir de populations allant de 4 à 25 fois la taille de la chaîne de bits N_{bit} .

La figure 4.21 illustre les résultats obtenus pour six tailles de populations : 48, 72, 120, 180, 240 et 300 individus. Ces tailles correspondent respectivement à 4 N_{bit} , 6 N_{bit} , 10 N_{bit} , 15 N_{bit} , 20 N_{bit} et 25 N_{bit} . Sur cette figure sont représentées, sur l'espace de recherche, l'ellipse exacte (ellipse sans symbole) et les trois ellipses solutions déduites des trois optimisations par algorithme génétique menées dans chaque cas (ellipses avec symboles). Cette figure montre que plus la taille de la population augmente, plus les ellipses sont proches de l'ellipse exacte.

La figure 4.21 confirme donc les propos de Davis : le choix de la taille de la population de l'algorithme génétique est important dans la description d'une ellipse solution stable et représentative de l'ellipse exacte. Ainsi, plus la taille de la population est grande, plus l'ellipse identifiée suite à l'optimisation par algorithme génétique est représentative de l'ensemble des solutions du problème.

Pour définir un critère quantitatif caractéristique de la représentativité des ellipses optimisées vis-à-vis de l'ensemble des solutions du problème, nous proposons de calculer la taille de l'intersection entre ces ellipses [87; 90]. Cette intersection est définie comme le nombre d'individus de l'espace de recherche N_{inter} qui appartiennent à chacune des trois ellipses solutions, elles-mêmes composées d'un nombre $N_{ellipse_i}$ d'individus. Cette taille intersection est ensuite comparée à la taille de l'ellipse exacte (déterminée par une exploration exhaustive de l'espace de recherche, $N_{ellipse\ exacte}$) ou à la taille de la plus grande ellipse estimée, N_{max} :

$$N_{max} = \begin{cases} N_{ellipse\ exacte} \\ \sup(N_{ellipse_1}, N_{ellipse_2}, N_{ellipse_3}) \end{cases} \quad (4.9)$$

Le nombre adimensionnel η , obtenu en divisant N_{inter} par N_{max} , correspond à un *taux d'identification*. Il permet une évaluation quantitative de la représentativité et donc de la qualité

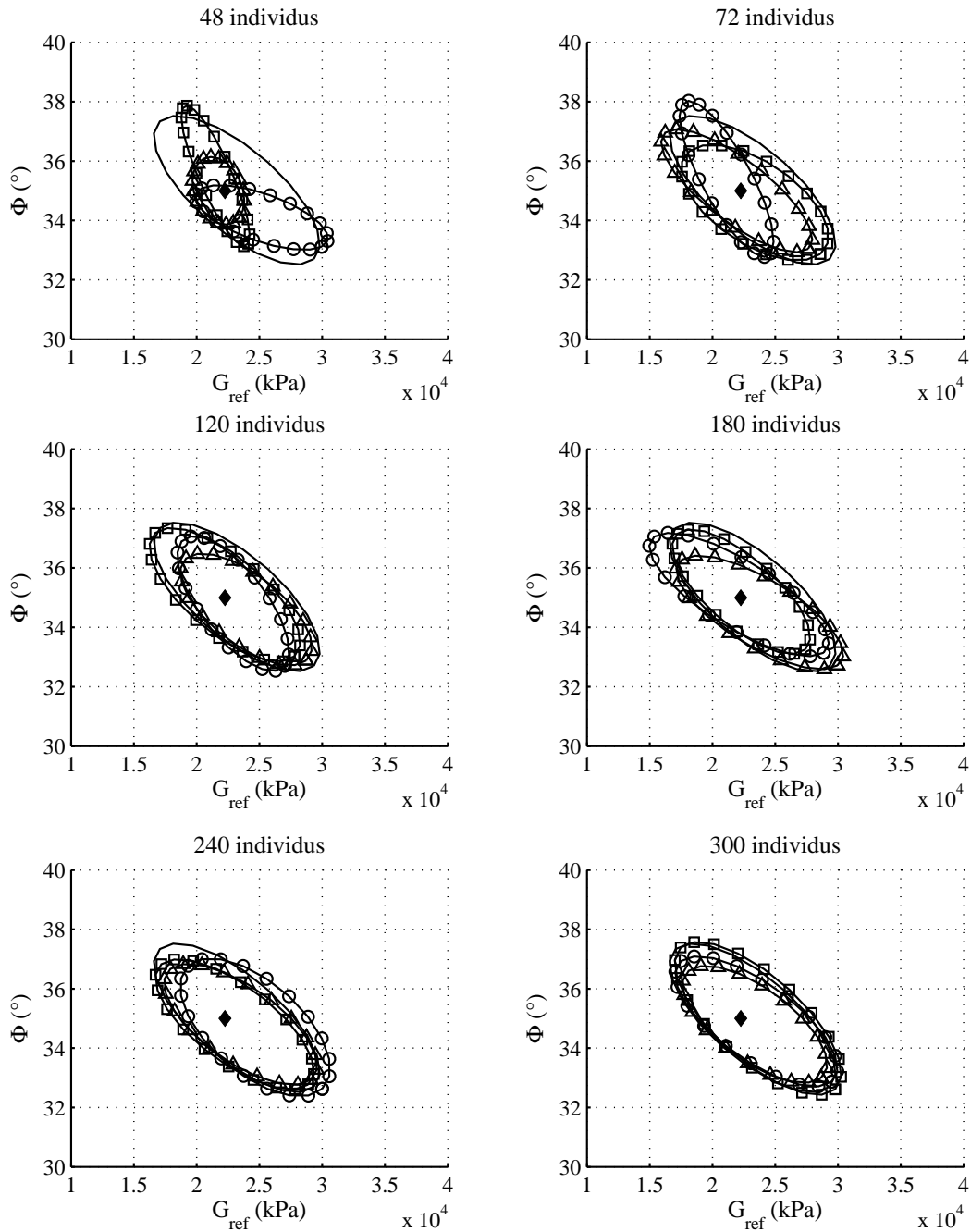


FIG. 4.21 – Ouvrage de soutènement synthétique: Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Ellipses solutions identifiées sur l'espace de recherche des paramètres suite à une exploration exhaustive de l'espace (ellipse sans symbole) et suite à trois optimisations par algorithme génétique (ellipses avec symboles) pour différentes tailles de populations.

des solutions identifiées :

$$\eta = \frac{N_{inter}}{N_{max}} \quad (4.10)$$

Ainsi, plus η tend vers 1, plus la taille de l'intersection est proche de la taille de l'ellipse exacte ou de la taille de la plus grande ellipse estimée. Ce critère signifie que les ellipses estimées sont stables et représentatives du problème.

La figure 4.22 illustre les résultats correspondants aux ellipses solutions identifiées précédemment à partir de différentes tailles de populations $N_{individus}$. Sur la partie gauche de cette figure est représentée l'évolution du taux d'identification η en fonction des différentes tailles de populations testées. Ce graphe caractérise la représentativité des solutions identifiées. Sur la partie droite de la figure est représentée le nombre moyen de calculs éléments finis N_{calc} , sur les trois optimisations, en fonction des différentes tailles de population testées. Ce graphe caractérise le coût de l'identification. La combinaison de ces deux courbes permet de juger de l'efficacité de l'optimisation, c'est-à-dire du rapport qualité/coût de l'optimisation.

Comme le laissent supposer les courbes de tendance représentées par des lignes discontinues sur la figure 4.22, pour des populations de petites tailles, une petite augmentation de la taille de la population modifie fortement la taille de l'ellipse intersection. Pour des populations de grandes tailles, une petite augmentation de la taille de la population modifie peu l'ellipse intersection. Par ailleurs, le coût du calcul éléments finis augmente linéairement avec la taille de la population. Ainsi, l'utilisation d'une population de "petite" taille est peu coûteuse en calculs éléments finis mais elle ne garantit pas l'identification d'une ellipse solution représentative de l'ensemble des solutions du problème. L'utilisation d'une population de "grande" taille permet d'identifier une ellipse solution représentative des solutions du problème mais avec un coût de calcul important. La transition entre "petite" population et "grande" population se fait, pour notre exemple, aux alentours de 120 individus. Cette taille de population, dite *pivot*, marque un point d'inflexion dans l'évolution de la représentativité de la solution et constitue un compromis entre temps de calcul et qualité de la solution.

Notons que cette évolution de la représentativité de l'ellipse intersection en fonction de la taille de la population d'un algorithme génétique est caractéristique d'une *loi logistique*. Pour de faibles tailles des populations, l'accroissement est fort, la loi logistique équivaut à une exponentielle. Lorsque la taille des populations augmente, l'augmentation de la représentativité de la solution diminue et une valeur limite est atteinte, la loi logistique suit une asymptote. Cette loi généralise la *loi statistique des grands nombres* sur laquelle repose la plupart des sondages [60; 79] : à condition d'avoir un échantillon de taille suffisante, on peut obtenir à partir de celui-ci une approximation convenable d'une population plus grande.

Finalement, comparé à une exploration exhaustive de l'espace de recherche, l'analyse précédente montre que le processus d'optimisation combinant algorithme génétique et analyse en composantes principales est capable d'identifier un échantillon de solutions avec une bonne précision et un coût de calcul éléments finis raisonnable à condition d'utiliser une taille de population adaptée. Pour l'exemple présenté, cette taille de population doit être au moins égale à 120 individus. Dans ce cas l'identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ nécessite environ 360 calculs éléments finis, soit 8.7% de l'ensemble des combinaisons de paramètres constituant l'espace de recherche.

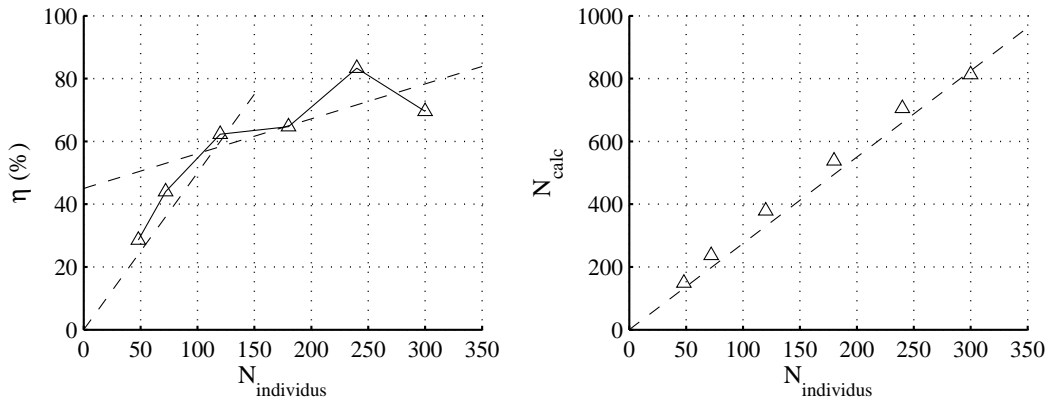


FIG. 4.22 – Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . A gauche : Évolution du taux d'identification η des ellipses estimées par ACP en fonction de la taille de la population $N_{individus}$; A droite : nombre moyen de calculs éléments finis N_{calc} en fonction de $N_{individus}$.

Précisons que cette étude sur l'influence de la taille de la population d'un algorithme génétique sur l'identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ , à partir de la déformée horizontale d'un rideau de palplanches, n'est pas exhaustive. Seules six tailles de populations d'algorithme génétique sont testées et pour chacune d'elles, seules trois optimisations par AG/ACP sont analysées. Or, pour tirer des conclusions plus précises sur ce problème, une analyse plus détaillée, à partir d'un plus grand nombre d'optimisations, sur un plus grand nombre de tailles de populations aurait été préférable. Cependant, ce type d'analyse nous a semblé illusoire dans le cadre de cette thèse. Nous avons préféré tester la méthode pour avoir une idée générale de sa capacité à optimiser des problèmes géotechniques plutôt que faire une analyse exhaustive d'un unique problème. Ainsi, l'évaluation de la taille de la population pivot à 120 individus n'est donnée qu'à titre indicatif. Nous nous référerons parfois dans la suite de l'étude à des tailles de populations plus grandes que cette valeur pivot. De plus, rappelons que les valeurs optimales des paramètres intrinsèques d'un algorithme génétique varient d'un problème à un autre [33; 153].

4.3.3.4 Influence sur l'identification de la précision des mesures et de la tolérance acceptée sur F_{err}

Le processus d'optimisation nécessite de disposer de mesures *in situ*. En pratique, ces données à optimiser sont bruitées. Les mesures *in situ* doivent donc être considérées avec une incertitude expérimentale. Par ailleurs, la fonction erreur définie pour l'optimisation par algorithme génétique est pondérée par un coefficient ΔU_i relatif à l'erreur expérimentale et/ou numérique du modèle. Pour l'exemple présenté, seule l'erreur expérimentale est supposée, l'erreur numérique est nulle. Le coefficient ΔU_i découle donc de l'incertitude de mesure sur les données expérimentales. Cette incertitude est directement liée au critère à retenir sur la fonction erreur pour définir le nuage de points solutions. Ainsi, évaluer l'influence du bruit sur les mesures expérimentales équivaut à évaluer l'influence du critère retenu sur la fonction erreur pour définir le nuage de points solutions.

Sur l'exemple d'ouvrage synthétique de soutènement présenté, nous avons choisi de faire varier le bruit sur les données expérimentales, et la tolérance sur la fonction erreur qui en résulte,

de la manière suivante :

- (i) une incertitude sur la flèche du rideau de palplanches de l'ordre de ± 0.3 mm, ce qui se traduit par un critère sur la fonction erreur : $F_{err} \leq 2\%$;
- (ii) une incertitude sur la flèche du rideau de palplanches de l'ordre de ± 0.5 mm, ce qui se traduit par un critère sur la fonction erreur : $F_{err} \leq 3\%$;
- (iii) une incertitude sur la flèche du rideau de palplanches de l'ordre de ± 0.8 mm, ce qui se traduit par un critère sur la fonction erreur : $F_{err} \leq 4\%$.

L'objectif est de montrer si l'incertitude sur les données expérimentales influe ou non sur le processus d'optimisation des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ .

La figure 4.23 présente sur l'espace de recherche, les nuages de points solutions correspondant à ces trois cas, déduits de l'exploration exhaustive de l'espace de recherche, ainsi que les ellipses solutions associées, résultant d'une analyse en composantes principales. Ces nuages sont composés respectivement de 29, 64 et 144 points liés aux nœuds de l'espace de recherche vérifiant F_{err} inférieur à 2, 3 et 4%. Cette figure montre que les ellipses exactes associées aux deux premiers cas assurent une très bonne approximation de la forme du nuage de points solutions, alors que pour le dernier cas, l'ellipse exacte n'est plus tout à fait ajustée au nuage de points solutions. Ceci laisse apparaître les limites de l'approximation du nuage de points solutions par ce type de conique; nous reviendrons sur ce point dans la suite de l'étude.

La figure 4.24 superpose les résultats obtenus en terme de qualité d'optimisation et de coût de calcul pour tous les critères étudiés sur la fonction erreur. Sur la partie gauche de cette figure est représentée l'évolution du taux d'identification η en fonction des différentes tailles de populations testées. Sur la partie droite de la figure est représentée l'évolution du nombre moyen de calculs éléments finis, pour les trois optimisations, en fonction des différentes tailles de populations. Ces graphes montrent que quel que soit le critère choisi sur la fonction erreur (2%(\diamond), 3%(\triangle) ou 4%(\square)), la représentativité des ellipses intersections évolue de la même manière avec la taille de la population.

Comme le laissent supposer les courbes de tendance représentées par des lignes discontinues sur cette figure, de part et d'autre d'une taille de population pivot, évaluée ici encore à 120 individus, la représentativité de la solution optimisée évolue selon une loi logistique. Pour des populations de petites tailles, une petite augmentation de la taille de la population modifie fortement la représentativité de l'ellipse intersection vis-à-vis de l'ellipse exacte. Pour des populations de grande taille, une petite augmentation de la taille de la population modifie peu la représentativité de l'ellipse intersection vis-à-vis de l'ellipse exacte. Par ailleurs, quel que soit le critère considéré sur la fonction erreur, le coût de calcul est inchangé. Le nombre de calculs éléments finis nécessaire pour faire converger l'algorithme évolue selon une même droite proportionnelle à la taille de la population de l'algorithme génétique.

Ces critères retenus sur la fonction erreur pour caractériser le nuage de points solutions et donc le bruit correspondant sur les données expérimentales semblent ne pas avoir d'effet sur la taille de la population à considérer dans l'algorithme génétique pour identifier l'ensemble des solutions du problème. Notons cependant que les résultats relatifs à la recherche des combinaisons de paramètres vérifiant $F_{err} \leq 2\%$ fluctuent plus autour des droites moyennes (points notés \diamond et lignes discontinues de la figure 4.24) que ceux correspondant aux combinaisons de paramètres vérifiant $F_{err} \leq 3\%$ et $F_{err} \leq 4\%$. Ces fluctuations semblent être liées à une limitation statistique de la méthode. En effet, une analyse statistique est d'autant plus pertinente

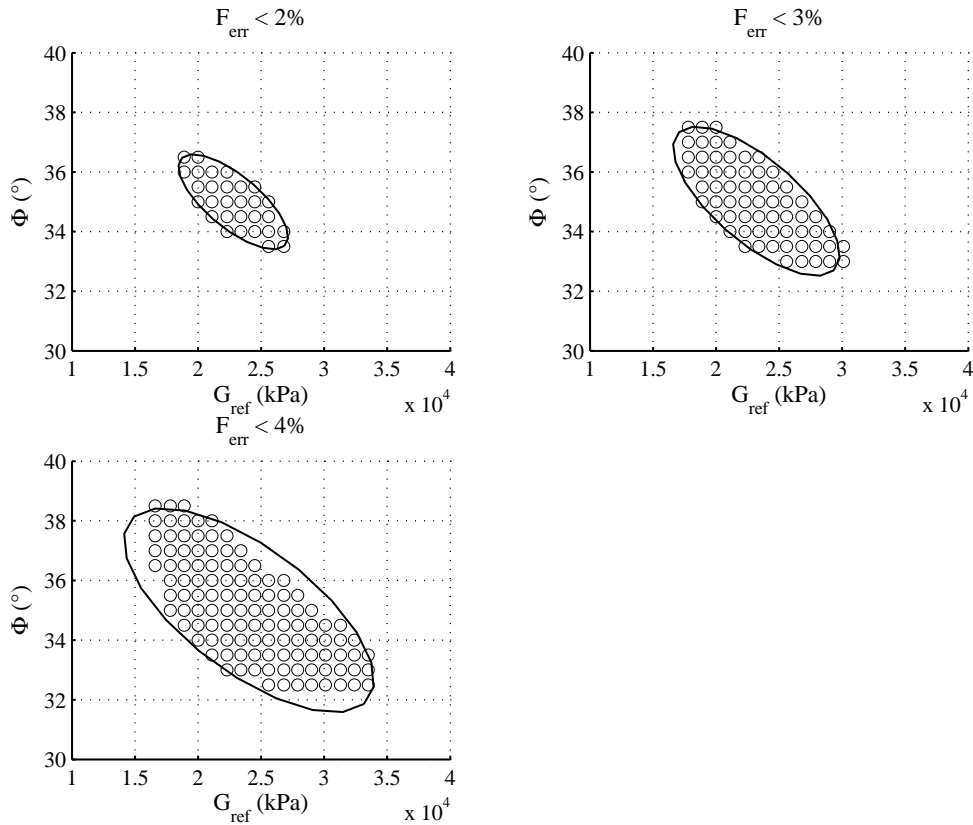


FIG. 4.23 – Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Ensemble des individus vérifiant $F_{err} \leq 2\%$, $F_{err} \leq 3\%$ et $F_{err} \leq 4\%$ sur l'espace de recherche et ellipses solutions associées.

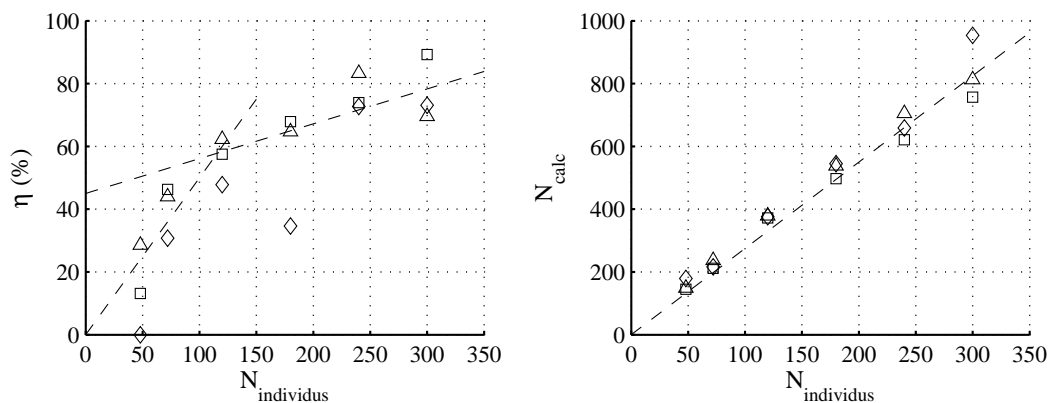


FIG. 4.24 – Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Influence de la taille de la population de AG pour différents critères sur la fonction erreur : \diamond : $F_{err} \leq 2\%$; \triangle : $F_{err} \leq 3\%$; \square : $F_{err} \leq 4\%$. A gauche : Évolution du taux d'identification η des ellipses estimées par ACP en fonction de la taille de la population $N_{individus}$; A droite : nombre moyen de calculs éléments finis N_{calc} en fonction de $N_{individus}$.

que le nombre d'éléments étudié est grand. Or, le nombre de combinaisons de paramètres de l'espace de recherche qui vérifient $F_{err} \leq 2\%$ est relativement faible d'un point de vue statistique comparé aux deux autres cas analysés (29 combinaisons de paramètre au maximum vérifient ce critère sur l'espace de recherche contre 64 et 114 combinaisons pour $F_{err} \leq 3\%$ et $F_{err} \leq 4\%$ respectivement). Comme l'algorithme génétique converge en n'identifiant qu'une faible proportion des combinaisons de paramètres vérifiant le critère de convergence sur la fonction erreur, l'analyse en composantes principales sur ce nuage de points solutions est plus sensible aux valeurs estimées des paramètres. Ceci montre que l'identification d'un nuage de points solutions est d'autant plus difficile que ce nuage est composé de peu d'éléments de l'espace de recherche.

4.3.3.5 Influence sur l'identification de la taille de l'espace de recherche

Les résultats du paragraphe 4.3.3.4 sur l'effet de la tolérance sur la fonction erreur incitent à penser que la taille du nuage de points solutions peut si elle est trop faible jouer sur l'optimisation. Or, la taille du nuage de points est par définition liée à la finesse du maillage et à la taille de l'espace de recherche. L'objectif ici est d'évaluer si la finesse du maillage d'une part et les bornes de l'espace de recherche d'autre part influent sur le processus d'optimisation.

Nous avons vu au chapitre 3 que pour chaque paramètre P_j , la finesse du maillage ΔP_j dépend des bornes minimales et maximales, P_{min_j} et P_{max_j} , de l'espace de recherche et de la taille de la chaîne de bits de chaque paramètres $N_{bit/paramètre}(P_j)$ comme suit :

$$\Delta P_j = \frac{P_{max_j} - P_{min_j}}{2^{N_{bit/paramètre}(P_j)}}$$

Les individus de la population sont alors d'une taille N_{bit} telle que :

$$N_{bit} = \sum_{i=1}^{N_{paramètre}} N_{bit/paramètre}(P_j)$$

Ce dernier paramètre définit le nombre d'individus total de l'espace de recherche égal à $2^{N_{bit}}$. La méthode d'optimisation est donc directement liée à la définition de l'espace de recherche par l'intermédiaire de la taille de la chaîne de bits N_{bit} .

Pour tester l'effet de la taille de l'espace de recherche et de la finesse du maillage, une seule taille de population est considérée. Conformément aux remarques faites au paragraphe 4.3.3.3, nous avons choisi une taille de population pour l'algorithme génétique plus grande que la taille de population pivot, soit $N_{individus} = 240$ individus.

Dans un premier temps, l'effet de la finesse de la maille ΔP_j est étudié. A partir de l'espace de recherche défini au paragraphe 4.3.2, nous faisons varier la taille de la chaîne de bits propre à chaque paramètres $N_{bit/paramètre}(P_j)$ pour modifier la finesse du maillage. Cette modification fait varier la taille de la chaîne de bits N_{bit} et donc le nombre d'individus de l'espace de recherche. Le tableau 4.6 présente les différents cas testés.

Dans un second temps, l'effet des bornes de l'espace de recherche est étudié. Pour une taille de maille constante et égale à celle choisie initialement au paragraphe 4.3.2, nous faisons varier les bornes de l'espace de recherche par l'intermédiaire de la taille de la chaîne de bits propre à chaque paramètres $N_{bit/paramètre}(P_j)$. Cette modification nécessite de faire varier la taille de

la chaîne de bits N_{bit} et donc le nombre d'individus de l'espace de recherche. Le tableau 4.7 présente les différents cas testés. Cette étude sur les effets du maillage et des bornes de l'espace de recherche revient donc à étudier l'effet sur l'optimisation de la taille de la chaîne de bits utilisée pour coder un individu.

TAB. 4.6 – *Ouvrage de soutènement synthétique: Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Maillages testés pour un espace de recherche donné.*

Espace de recherche		$11\ 000 \leq G_{ref} \leq 83\ 000$ kPa $14 \leq \phi \leq 46^\circ$	
Maillage			
N_{bit}	ΔG_{ref} (kPa)	$\Delta \phi$ ($^\circ$)	Nombre d'individus
4+4 = 8	4500	2	256
5+5 = 10	2250	1	1024
6+6 = 12	1125	0.5	4096
7+7 = 14	562.5	0.25	16384
8+8 = 16	281.24	0.125	65536

TAB. 4.7 – *Ouvrage de soutènement synthétique: Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Espaces de recherches testés pour une finesse de maillage donnée.*

Finesse du maillage		$\Delta G_{ref} = 1125$ kPa $\Delta \phi = 0.5^\circ$	
Maillage	Espace de recherche	Nombre d'individus	
N_{bit}			
5+5 = 10	$11\ 000 \leq G_{ref} \leq 47\ 000$ kPa $25 \leq \phi \leq 41^\circ$	1024	
6+5 = 11	$11\ 000 \leq G_{ref} \leq 83\ 000$ kPa $25 \leq \phi \leq 41^\circ$	2048	
6+6 = 12	$11\ 000 \leq G_{ref} \leq 83\ 000$ kPa $14 \leq \phi \leq 46^\circ$	4096	
7+6 = 13	$11\ 000 \leq G_{ref} \leq 155\ 000$ kPa $14 \leq \phi \leq 46^\circ$	8192	

La figure 4.25 juxtapose les résultats obtenus pour ces différents cas. Sur la partie gauche de cette figure est représenté le taux d'identification η en fonction des tailles des chaînes de bits testées. Sur la partie droite de la figure est représentée l'évolution du nombre de calculs éléments finis moyen en fonction des tailles des chaînes de bits. Ces courbes montrent que pour un nombre de bits suffisants (supérieur à 10 bits), les ellipses intersections solutions recouvrent 60 à 80% de l'ellipse exacte, ce qui est satisfaisant. Pour des tailles de chaînes de bits plus petites, les ellipses solutions ne permettent plus d'identifier l'ensemble des solutions du problème puisque l'ellipse intersection identifiée ne recouvre que 30% de l'ellipse exacte. Parallèlement à cela, le nombre de calculs éléments finis augmente linéairement avec le nombre de bits.

Lorsque les individus d'un algorithme génétique sont codés sur une chaîne de bits de petite taille, l'espace de recherche des paramètres est limité à quelques individus. Par exemple, pour $N_{bit} = 8$, l'espace de recherche est composé de 256 individus. Or, dans ce cas, 240 individus

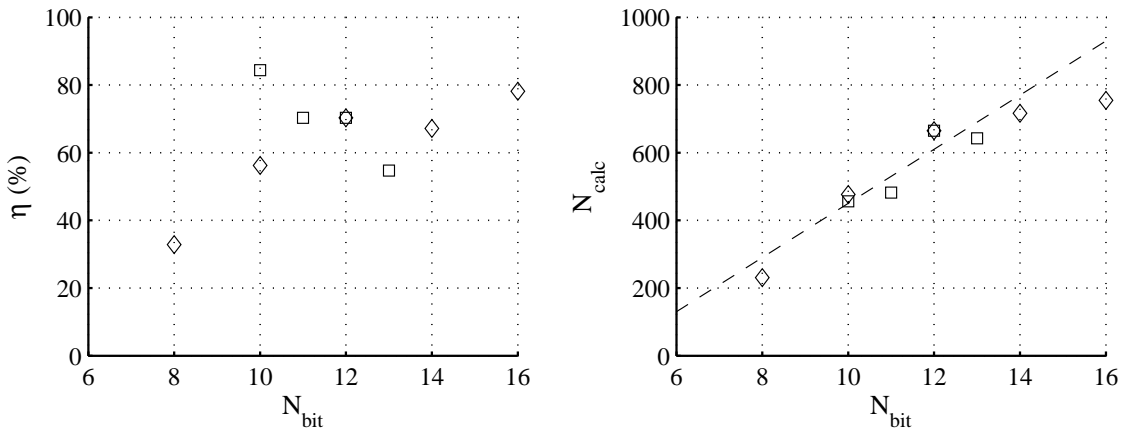


FIG. 4.25 – *Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Influence de la taille de la chaîne de bits N_{bit} sur l'optimisation. A gauche : Évolution du taux d'identification η des ellipses estimées par ACP en fonction de N_{bit} ; A droite : nombre moyen de calculs éléments finis N_{calc} en fonction de N_{bit} (\diamond : influence du maillage; \square : influence de l'espace de recherche).*

sont évalués soit 80% des combinaisons de paramètres de l'espace de recherche. Les résultats de l'analyse sont donc en grande partie dûs au hasard. Dans ce cas, l'algorithme génétique n'aide en rien à la convergence du modèle et s'apparente à une optimisation de type Monte Carlo [46].

Par ailleurs, lorsque $N_{bit} = 8$ bits, le maillage étant grossier, le nuage de points solutions est au plus composé de 13 individus. Or, le processus d'optimisation ne garantit pas la mise en évidence de ces 13 combinaisons de paramètres. D'un point de vue statistique, le nuage de points solutions est donc trop petit pour permettre une analyse pertinente *via* une ACP. Cela explique le mauvais taux d'identification η entre les ellipses estimées.

Cette analyse sur les bornes de l'espace de recherche et sur la taille du maillage laisse penser que ces paramètres influent sur la qualité de la solution identifiée par la méthode d'optimisation par AG/ACP par l'intermédiaire du nombre total d'individus solutions. Si le nuage de points solutions n'est composé que d'un petit nombre d'individus, cette étude montre que certaines solutions peuvent être identifiées par l'algorithme génétique. Cependant, une analyse statistique par ACP de ces individus n'a pas de sens et peu fausser l'interprétation de ces solutions. Dans ce cas, l'estimation de la moyenne et de la variance seules du nuage suffit.

4.3.4 Commentaires sur la méthode d'optimisation pour résoudre un problème géotechnique

L'étude de ce problème simple de géotechnique met en lumière quelques points quant à l'optimisation de problèmes géotechniques par algorithme génétique. Cette méthode permet d'estimer un couple de paramètres (G_{ref}, ϕ) proche de l'optimum à partir de la déformée d'un mur de soutènement.

Associé à une analyse en composantes principales, un algorithme génétique offre, sous certaines conditions, la possibilité d'identifier un ensemble représentatif de couples de paramètres (G_{ref}, ϕ) . La taille de cet ensemble de solutions est conditionné par l'incertitude évaluée sur les mesures *in situ*.

La représentativité de l'échantillon identifié dépend de la taille de la population choisie pour l'algorithme génétique et du nombre d'éléments qui le compose, par l'intermédiaire de la taille de la chaîne de bits codant chaque individu de l'algorithme génétique.

Ces études montrent qu'une taille minimale pour $N_{individu}$ et N_{bit} est nécessaire pour assurer une bonne convergence de la méthode. Toutefois, une taille trop grande pour ces paramètres augmente considérablement et inutilement le coût de calculs éléments finis.

Mais définir correctement les paramètres $N_{individu}$ et N_{bit} pour identifier des solutions représentatives de l'ensemble des solutions d'un problème, avec un coût de calcul limité, n'est pas évident *a priori*. Davis [33] et Stoffa et Sen [153] rappellent que les valeurs optimales des paramètres intrinsèques d'un algorithme génétique varient d'un problème à un autre. Les valeurs mises en évidence par cette étude pour $N_{individu}$ et N_{bit} sont probablement seulement caractéristiques de ce problème.

Malgré tout, l'allure globale des courbes d'évolution sur la représentativité de l'ellipse solution identifiée en fonction de la taille de la population $N_{individu}$ renseigne quant au processus d'optimisation par AG/ACP : il vérifie une loi logistique ou plus précisément, il vérifie la loi des grands nombres.

Pour généraliser les résultats obtenus au paragraphe 4.3, l'analyse du processus d'optimisation par algorithme génétique est étendue ci-dessous à l'identification de problèmes plus complexes. Au paragraphe 4.4, nous cherchons à identifier trois paramètres de sol toujours sur ce même ouvrage de soutènement. Au paragraphe 4.5, nous poursuivons l'analyse sur l'identification de deux puis trois paramètres de sol à partir de résultats d'essais pressiométriques. Ces études servent à tester la capacité de la méthode d'optimisation à résoudre des problèmes géotechniques variés.

4.4 Généralisation de la méthode pour les ouvrages de soutènement

Compte tenu des résultats obtenus au paragraphe 4.3 sur l'identification de deux paramètres mécaniques d'un sol à partir de la déformée horizontale d'un rideau de palplanches, nous poursuivons l'analyse de cet ouvrage pour tenter d'identifier simultanément trois paramètres du modèle de Mohr-Coulomb :

- le module de cisaillement G_{ref} , l'angle de frottement ϕ et l'angle de dilatance ψ ;
- puis, le module de cisaillement G_{ref} , l'angle de frottement ϕ et le coefficient des terres au repos K_0 .

Physiquement, les paramètres ψ et K_0 ont une influence plus faible sur la déformée du rideau de palplanches que G_{ref} et ϕ . Ceci rend le problème inverse mal posé et de nombreuses combinaisons de paramètres sont solutions du problème. Pour permettre l'identification de l'ensemble des solutions, une optimisation combinant l'algorithme génétique et l'analyse en composantes principales est proposée ici suivant les principes évoqués aux paragraphes 4.3.3.2 et 4.3.3.3.

4.4.1 Identification de trois paramètres : G_{ref} , ϕ et ψ

Définition du problème inverse

Pour compléter l'analyse faite sur l'ouvrage synthétique de soutènement introduit au paragraphe 4.3.1, les valeurs du module de cisaillement G_{ref} , de l'angle de frottement ϕ et de l'angle de dilatance ψ sont dorénavant supposées inconnues. Les valeurs des autres paramètres de sol sont fixées conformément aux valeurs données dans le tableau 4.2 et le coefficient des terres au repos K_0 vérifie la formule de Jaky (éq. 4.5).

Pour cette identification, l'espace de recherche à 3 dimensions défini ci-dessous est considéré. Cet espace est une extension de l'espace défini à 2 dimensions au paragraphe 4.3.2. Ses caractéristiques ont été choisies telles que la gamme de variation des paramètres soit la plus large possible tout en étant physiquement acceptable (dimensions de l'espace de recherche), et telles que l'incertitude sur chaque paramètre soit raisonnable (finesse du maillage).

$$\begin{aligned} \text{Dimensions de l'espace de recherche :} \quad & 11000 \leq G_{ref} \leq 83000 \text{ kPa} \\ & 14 \leq \phi \leq 46^\circ \\ & 0 \leq \psi \leq 16^\circ \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Finesse du maillage :} \quad & \Delta G_{ref} = 1125 \text{ kPa} \\ & \Delta \phi = 0.5^\circ \\ & \Delta \psi = 0.5^\circ \end{aligned}$$

Par cette définition, les deux premiers paramètres sont représentés avec une chaîne binaire de 6 bits et le dernier paramètre avec une chaîne binaire de 5 bits, d'où : $N_{bit} = 6+6+5 = 17$.

L'algorithme génétique est ensuite lancé sur cet espace pour reproduire le déplacement horizontal du rideau de palplanches dont la courbe $U_x(z)$ est présentée figure 4.15. Pour cette

identification, une erreur absolue de $\pm 0.5\text{mm}$ et une erreur relative de 3% sur la déformée du rideau sont admises ce qui signifie que toutes les combinaisons de paramètres qui vérifient une fonction erreur inférieure à 3% sont solutions.

L'étude précédente sur l'identification des deux paramètres G_{ref} et ϕ sur cet ouvrage montre que le paramètre d'optimisation le plus influent sur la qualité des résultats de l'identification est la taille de la population, $N_{individus}$, choisie pour l'algorithme génétique. Pour des tailles de population plus petites qu'une taille de population pivot, l'ellipsoïde solution identifié n'est pas représentatif de l'ensemble des solutions du problème. Pour des tailles de populations plus grandes que cette taille de population pivot, l'ellipsoïde solution est représentatif de l'ensemble des solutions du problème mais le coût de calcul devient conséquent.

Le but de cette étude sur l'identification des trois paramètres, G_{ref} , ϕ et ψ , est de vérifier s'il est toujours possible d'évaluer un ellipsoïde solution représentatif de l'ensemble des solutions du problème inverse, et si cette identification est conditionnée ou non par la taille de la population de l'algorithme génétique.

Partant d'une population de 180 individus, différentes tailles de populations sont étudiées. Suivant les principes établis aux paragraphes 4.3.3.2 et 4.3.3.3, trois optimisations par algorithme génétique sont réalisées pour chacune des tailles de populations testées. Pour chacune de ces optimisations, un ellipsoïde solution est estimé par analyse en composantes principales. L'évaluation de l'intersection entre les trois ellipsoïdes par l'intermédiaire du calcul du taux d'identification η sert ensuite à juger la qualité de l'optimisation.

Au paragraphe 4.3, le taux η était évalué à partir de la taille de l'ellipse exacte, calculée suite à une exploration exhaustive de l'espace de recherche. Cette fois-ci, nous n'avons pas réaliser d'exploration de l'espace de recherche pour identifier les paramètres G_{ref} , ϕ et ψ . Pour juger de la représentativité de l'ellipsoïde intersection caractérisant les trois paramètres G_{ref} , ϕ et ψ , la taille de l'ellipsoïde intersection est comparée à la taille du plus grand ellipsoïde optimisé.

Optimisations

La figure 4.26 présente les résultats obtenus à partir des différentes optimisations réalisées sur sept tailles de populations d'algorithme génétique comprises entre 180 et 510 individus. Selon l'hypothèse de Renders [130], ces tailles correspondent à un nombre d'individus par population compris entre 10 et 30 fois la taille de la chaîne de bits N_{bit} . Sur la partie gauche de cette figure est représentée l'évolution du taux d'identification η en fonction des tailles des populations testées. Sur la partie droite de la figure est représentée l'évolution du nombre moyen de calculs éléments finis sur les trois optimisations en fonction de la taille des populations.

Comme le laisse supposer les courbes de tendance représentées par des droites discontinues sur cette figure, il semble que la représentativité des ellipsoïdes solutions identifiés par AG/ACP dépend une nouvelle fois de la taille de la population utilisée dans l'algorithme génétique selon une loi logistique. Pour des populations de petite taille, une petite augmentation de la taille de la population modifie fortement le taux d'identification η et donc la représentativité de l'ellipsoïde intersection vis-à-vis du plus grand ellipsoïde optimisé. Pour des populations de grande taille, une petite augmentation de la taille de la population modifie peu η et donc la représentativité de l'ellipsoïde intersection est stable. Ceci signifie que les populations dont la taille est inférieure à une population pivot, estimable à 300 individus sur la figure 4.26, sont trop petites et convergent prématurément vers des zones de l'espace de recherche qui ne sont

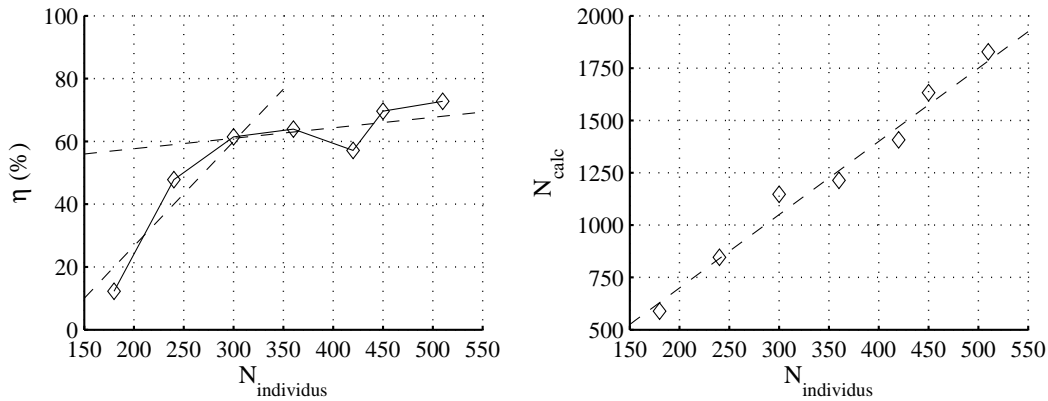


FIG. 4.26 – Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres G_{ref} , ϕ et ψ . A gauche : Évolution du taux d'identification η des ellipsoïdes estimés par ACP en fonction de la taille de la population $N_{individus}$; A droite : nombre moyen de calculs éléments finis N_{calc} en fonction de $N_{individus}$.

pas toujours représentatives de l'ensemble des solutions. Au contraire, les populations dont la taille est supérieure à cette population pivot identifient correctement l'ensemble des solutions de l'espace de recherche. Par ailleurs, le nombre de calculs éléments finis nécessaire pour faire converger l'algorithme évolue linéairement avec la taille de la population de AG.

Ainsi, comme pour l'optimisation à deux paramètres, plus la taille de la population est grande, meilleure est la qualité de l'ellipsoïde solution identifié mais plus important est le coût de calcul; cependant il se limite à quelques pour-cent de l'ensemble des combinaisons de paramètres de l'espace de recherche. L'optimisation par algorithme génétique et analyse en composantes principales semble donc fournir pour cet exemple une estimation des paramètres G_{ref} , ϕ et ψ de bonne qualité lorsque la taille des populations de AG est supérieure à 300 individus.

Analyse des résultats

Pour compléter cette étude, nous analysons plus en détails le processus d'optimisation par algorithme génétique pour une taille de population supérieure à la taille de population pivot, soit $N_{individus} = 450$ individus.

La figure 4.27 présente l'évolution de la fonction erreur moyenne sur les populations parents de l'algorithme génétique en fonction des générations de AG. La figure 4.28 illustre, pour chacune de ces générations, l'évolution de la population parent dans l'espace de recherche.

Ces figures montrent que d'une population initiale tirée aléatoirement dans tout l'espace et pour laquelle la fonction erreur moyenne est très élevée, les individus convergent progressivement vers les zones de l'espace où F_{err} est faible. Après quatre itérations et 1630 calculs éléments finis, tous les individus parents vérifient le critère retenu sur la fonction erreur ($F_{err} \leq 3\%$) et l'optimisation s'arrête. L'optimum mathématique alors identifié par l'algorithme génétique est la combinaison de paramètres suivante, pour laquelle F_{err} est minimale :

$$\begin{aligned} G_{ref} &= 22250 \text{ kPa} \\ \phi &= 35.0^\circ \\ \psi &= 6.0^\circ \end{aligned}$$

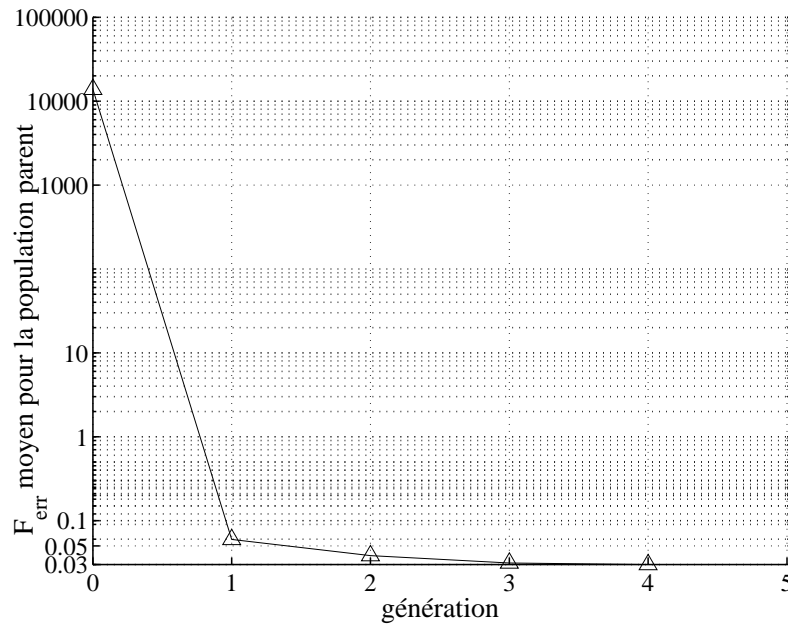


FIG. 4.27 – Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres G_{ref} , ϕ et ψ . Évolution de la moyenne de la fonction erreur sur la population parent à chaque génération de AG (échelle semi-logarithmique).

Sur la figure 4.28, la part d'individus initiaux peut sembler très importante par rapport à la taille de l'espace de recherche. Ceci est uniquement dû à un effet d'optique puisque seulement 0.7% des combinaisons de paramètres de l'espace de recherche sont utilisés pour définir la population initiale.

Par ailleurs, quatre itérations sont nécessaires pour que l'algorithme converge et pourtant seulement 10% des individus de la population initiale appartiennent au nuage de points solutions. Le coût de calcul éléments finis pour cette optimisation est faible. Moins de 1.5% des combinaisons de paramètres constituant l'espace de recherche sont évalués pour identifier un ellipsoïde solution représentatif à 70% de l'ensemble des solutions du problème inverse.

Pour identifier toutes les solutions du problème, un post-traitement statistique sur cette optimisation est ensuite engagé. Les combinaisons de paramètres générées par l'algorithme génétique et vérifiant $F_{err} \leq 3\%$ sont conservées et définissent le nuage de points solutions. Le graphe en bas à droite de la figure 4.28 représente ce nuage de points dans l'espace de recherche. Cette figure montre que le nuage solution est orienté selon une colonne verticale dans l'espace (G_{ref}, ϕ, ψ) , quasi-parallèle à l'axe de l'angle de dilatance ψ . Le calcul de la moyenne et de l'écart-type sur chacun des paramètres du nuage permet d'estimer l'optimum statistique du problème :

$$\begin{aligned} G_{ref} &= 23100 \pm 3420 \text{ kPa} \\ \phi &= 35.0 \pm 1.1^\circ \\ \psi &= 4.1 \pm 2.6^\circ \end{aligned}$$

Cette définition statistique de l'optimum du problème montre que l'évaluation des valeurs des paramètres G_{ref} , ϕ et ψ est très bonne puisqu'elle donne des solutions proches des valeurs recherchées et elles incluent l'optimum mathématique identifié. De plus, ces combinaisons de paramètres assurent une très bonne reproduction de la déformée du rideau comme illustré par la courbe $U_x(z)$ de la figure 4.29.

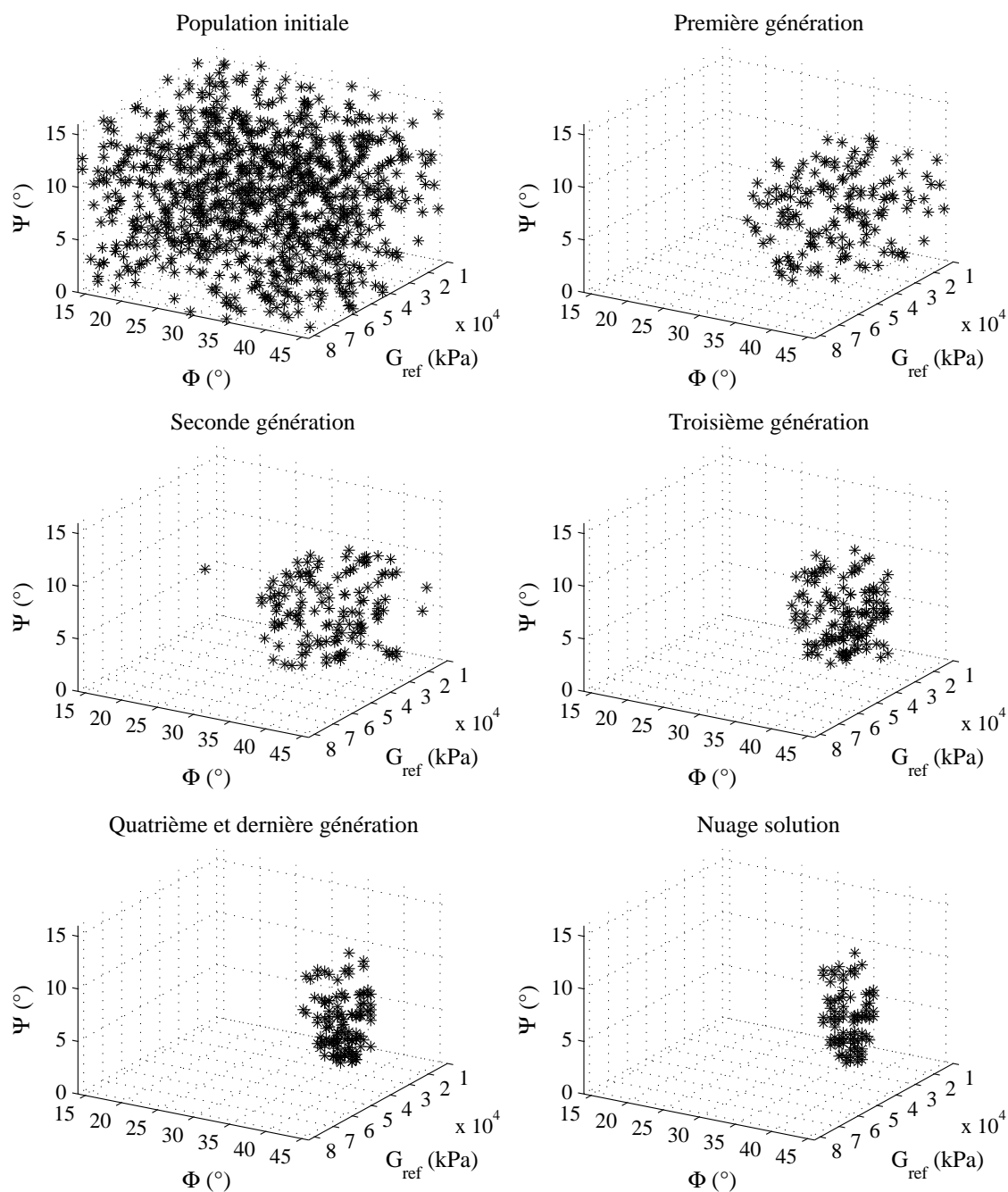


FIG. 4.28 – *Ouvrage de soutènement synthétique: Identification des paramètres G_{ref} , ϕ et ψ . Processus d'optimisation par algorithme génétique: évolution des individus parents (*) sur l'espace de recherche à chaque génération; nuage de points solutions (en bas à droite).*

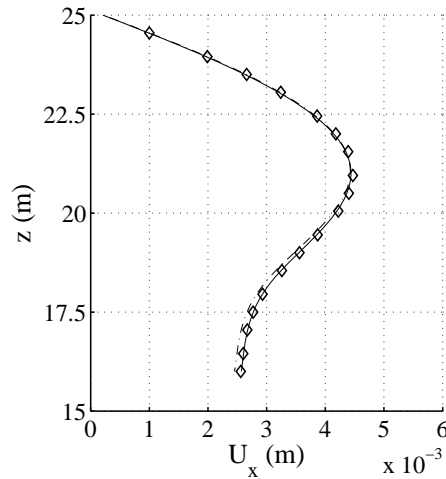


FIG. 4.29 – Ouvrage de soutènement synthétique. Déplacement horizontal du rideau de palplanches en fonction de la profondeur z in situ (\diamond), pour l'optimum mathématique : $G_{ref}=22250kPa$, $\phi=35.0^\circ$, $\psi=6.0^\circ$ (-), pour l'optimum statistique : $G_{ref}=23100kPa$, $\phi=35.0^\circ$, $\psi=4.1^\circ$ (·).

Cependant, le calcul ci-dessous du coefficient de variation des paramètres du nuage, δG_{ref} , $\delta\phi$ et $\delta\psi$, montre qu'il existe des disparités sur l'estimation des paramètres du nuage de points solutions :

$$\begin{aligned}\delta G_{ref} &= 14.8\% \\ \delta\phi &= 3.1\% \\ \delta\psi &= 64.4\%\end{aligned}$$

Le coefficient de variation de ϕ est plus faible que celui de G_{ref} , lui-même plus faible que celui de ψ . Cela signifie que l'estimation finale est plus précise pour ϕ que pour G_{ref} et est très incertaine pour ψ .

Par ailleurs, l'évolution des coefficients de variations des paramètres au cours des générations de AG, présentée figure 4.30, montre que l'angle de frottement ϕ est estimé avec un petit coefficient de variation et qu'il atteint ce degré de précision avant les autres paramètres. Le module de cisaillement G_{ref} converge quant à lui progressivement vers une valeur finale avec un coefficient de variation moyen alors que l'angle de dilatance ψ semble ne jamais converger vers une valeur particulière, son coefficient de variation reste quasi-constant durant tout le processus d'optimisation. Or, sur ce type de problème, l'angle de frottement est connu pour être plus sensible que le module de cisaillement et l'angle de dilatance est connu pour être très peu sensible. Ainsi, ces analyses des coefficients de variations montrent que les paramètres convergent un par un selon un ordre qui correspond à leur sensibilité. Cette particularité vérifie les propos de Giacobbo *et al.* [50] et de Marseguerra *et al.* [99].

Pour compléter cette étude statistique, une analyse en composantes principales sur les combinaisons de paramètres constituant le nuage de points solutions permet de le caractériser mathématiquement. Le calcul des vecteurs propres de la matrice des corrélations du nuage définit les directions principales du nuage. Les valeurs propres de la matrice des corrélations donnent le poids de chacune de ces directions comparé au poids total du nuage (*cf.* chapitre 3). Les résultats de l'ACP normée sont synthétisés pour cet exemple dans le tableau 4.8.

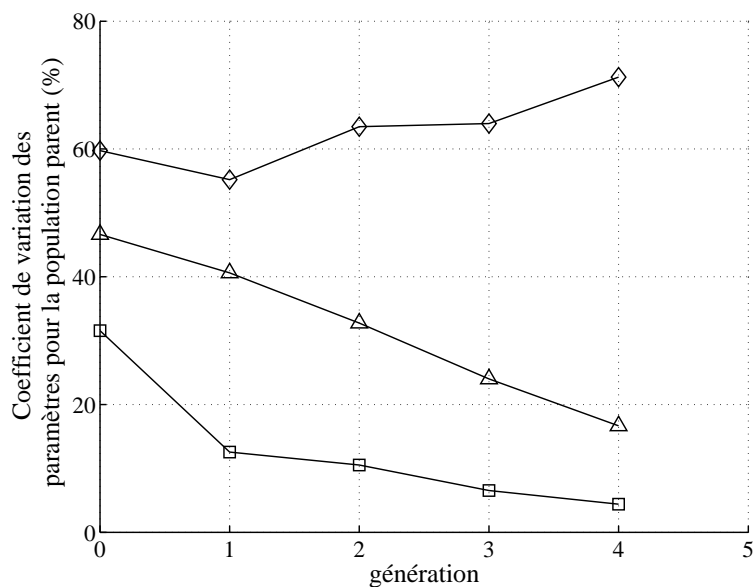


FIG. 4.30 – Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres G_{ref} , ϕ et ψ . Évolution des coefficients de variation des paramètres G_{ref} (Δ), ϕ (\square) et ψ (\diamond) associés aux individus parents à chaque génération de AG.

TAB. 4.8 – Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres G_{ref} , ϕ et ψ . Résultats de l'analyse en composantes principales sur un nuage de points solutions estimé par AG pour $N_{individus} = 450$ individus.

Matrice des corrélations des paramètres centrés réduits G_{ref} , ϕ et ψ

$$\begin{pmatrix} 1.00 & -0.73 & 0.077 \\ -0.73 & 1.00 & -0.21 \\ -0.077 & -0.21 & 1.00 \end{pmatrix}$$

Valeurs propres : poids des axes principaux du nuage de points

facteur 1 : 59.5%
 facteur 2 : 32.0%
 facteur 3 : 8.56%

Vecteurs propres : directions principales du nuage de points

	facteur 1	facteur 2	facteur 3
G_{ref}	0.67	0.27	0.69
ϕ	-0.69	-0.086	0.71
ψ	0.25	-0.96	0.13

La matrice des corrélations du nuage montre que les paramètres G_{ref} et ϕ sont légèrement corrélés entre-eux alors que le paramètre ψ est quasiment décorrélié des deux autres. Le calcul des valeurs propres et des vecteurs propres confirme que le nuage est fonction essentiellement des deux premiers facteurs, le dernier ayant un poids inférieur à 10% du poids total du nuage. Le nuage de points est donc orienté selon deux directions dont l'une est fonction de G_{ref} et de ϕ , et l'autre est fonction de ψ uniquement. Ceci justifie la faible influence de l'angle de dilataance et l'orientation du nuage selon une colonne centrée autour des valeurs les plus probables de G_{ref} et de ϕ comme présentée figure 4.28. Notons que physiquement, le faible rôle joué par la dilataance s'explique par un faible développement de la plasticité dans le modèle numérique.

Notons que ces résultats sont valables quelle que soit l'optimisation menée pour une taille de population supérieure à la taille de population pivot. En effet, en répétant l'opération pour trois optimisations telles que $N_{individus} = 450$, trois nuages de points solutions sont estimés comme représenté sur la figure 4.31 (à gauche). Une analyse en composantes principales sur chacun des trois nuages de points solutions permet d'identifier l'ellipsoïde dessiné à droite de cette même figure. Cet ellipsoïde correspond à l'intersection entre les trois ellipsoïdes optimisés. Sur cette figure, il apparaît alors clairement que cet ellipsoïde permet une bonne évaluation du nuage de points solutions en recoupant à près de 70% du plus grand ellipsoïde identifié (*cf.* figure 4.26).

Ainsi, l'application de la méthode d'optimisation, basée sur un algorithme génétique et complétée par une analyse en composantes principales, sur le problème d'identification du module de cisaillement G_{ref} , de l'angle de frottement ϕ et de l'angle de dilataance ψ à partir de la déformée horizontale d'un rideau de palplanches est tout à fait satisfaisante. Bien que la dilataance ne joue qu'un rôle très mineur dans ce problème, lorsque les paramètres de l'algorithme génétique sont bien choisis, la méthode converge vers des valeurs satisfaisantes pour les paramètres G_{ref} , ϕ et ψ . De plus, l'analyse du processus d'optimisation renseigne quant à la sensibilité de chacun des paramètres. Le nuage de points solutions mis en évidence complète également cette analyse en donnant une description mathématique de la solution.

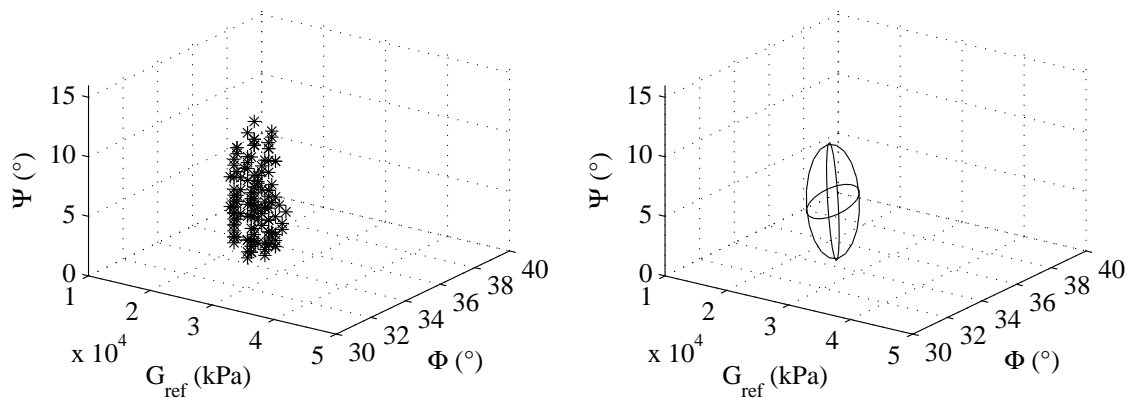


FIG. 4.31 – *Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres G_{ref} , ϕ et ψ . Nuage de points solutions identifié après trois optimisations (à gauche); ellipsoïde solution estimé comme l'intersection entre trois optimisations (à droite).*

4.4.2 Identification de trois paramètres : G_{ref} , ϕ et K_0

Définition du problème inverse

Pour parfaire les investigations avec l'ouvrage de soutènement synthétique présenté au paragraphe 4.3.1, une analyse sur l'identification du module de cisaillement G_{ref} , de l'angle de frottement ϕ et du coefficient des terres au repos K_0 est proposée ci-dessous. Les valeurs de ces paramètres sont supposées inconnues alors que les valeurs des autres paramètres sont fixées conformément aux valeurs données dans le tableau 4.2, l'angle de dilatance vérifie la relation 4.3.

Pour cette identification, toujours dans l'esprit d'explorer un espace de recherche le plus large possible et néanmoins physiquement acceptable, nous considérons l'espace suivant à 3 dimensions :

$$\begin{aligned} \text{Dimensions de l'espace de recherche :} \quad & 11000 \leq G_{ref} \leq 83000 \text{ kPa} \\ & 14 \leq \phi \leq 46^\circ \\ & 0.25 \leq K_0 \leq 0.762 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Finesse du maillage :} \quad & \Delta G_{ref} = 1125 \text{ kPa} \\ & \Delta \phi = 0.5^\circ \\ & \Delta K_0 = 0.0008 \end{aligned}$$

Par cette définition, chaque paramètre est représenté sur une chaîne binaire de 6 bits, d'où : $N_{bit} = 18$.

L'algorithme génétique est ensuite lancé sur cet espace pour reproduire le déplacement horizontal du rideau de palplanches dont la courbe $U_x(z)$ est présentée figure 4.15. Comme précédemment, cette identification admet une erreur absolue de $\pm 0.5\text{mm}$ et une erreur relative de 3% sur la déformée du rideau ce qui signifie que toutes les combinaisons de paramètres qui vérifient une fonction erreur inférieure à 3% sont solutions.

Les paragraphes précédents montrent que la qualité des résultats d'une optimisation par algorithme génétique dépend de la taille de la population. Le but de cette nouvelle étude est de montrer à partir de l'identification de G_{ref} , ϕ et K_0 si les conclusions précédentes sont extrapolables à d'autres problèmes inverses sur les ouvrages de soutènement.

Optimisations

Suivant la même procédure qu'au paragraphe 4.4.1, l'influence sur l'optimisation de différentes tailles de populations d'algorithme génétique est analysée. La figure 4.32 présente les résultats obtenus à partir d'optimisations sur huit tailles de populations d'algorithme génétique comprises entre 180 et 570 individus. Selon l'hypothèse de Renders [130], ces tailles correspondent à un nombre d'individus par population compris entre 10 et 32 fois la taille de la chaîne de bits N_{bit} .

Sur la partie gauche de cette figure est représentée l'évolution du taux d'identification η en fonction des tailles de populations d'algorithme génétique testées. Sur la partie droite de la figure est représentée l'évolution du nombre moyen de calculs éléments finis en fonction de la taille des populations de l'algorithme génétique. Cette figure montre que les résultats

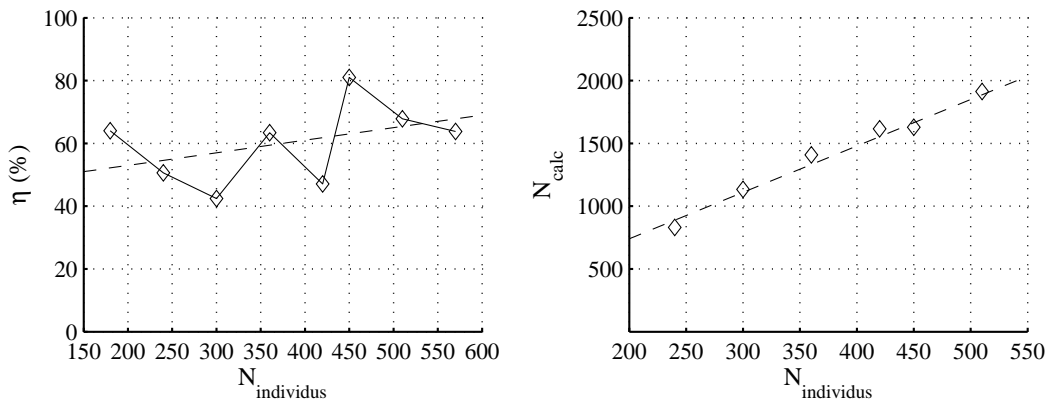


FIG. 4.32 – *Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres G_{ref} , ϕ et K_0 . A gauche : Évolution du taux d'identification η des ellipsoïdes estimés par ACP en fonction de la taille de la population $N_{\text{individus}}$; A droite : nombre moyen de calculs éléments finis N_{calc} en fonction de $N_{\text{individus}}$.*

de l'identification de G_{ref} , ϕ et K_0 fluctuent autour d'une droite moyenne, symbolisée par une ligne discontinue sur la figure, indépendamment de la taille de la population considérée dans l'algorithme génétique. Il semble ne pas exister pour ce problème de population pivot à partir de laquelle l'estimation des paramètres peut être jugée satisfaisante. Malgré tout, on remarque que le nombre de calculs éléments finis nécessaire pour faire converger l'algorithme évolue toujours linéairement avec $N_{\text{individus}}$ et qu'il ne représente qu'un très faible pourcentage de l'ensemble des combinaisons de paramètres de l'espace de recherche.

Analyse des résultats

L'évolution en dents de scie autour d'une droite moyenne de la représentativité des ellipses solutions avec la taille de la population illustre les difficultés de la méthode à identifier un nuage solution de bonne qualité pour ce problème. Pour comprendre ce phénomène, le processus d'optimisation est analysé pour une taille de population d'algorithme génétique particulière ($N_{\text{individus}} = 450$).

La figure 4.33 présente l'évolution de la moyenne de la fonction erreur sur les populations parents de l'algorithme génétique en fonction des générations de AG. La figure 4.34 illustre, pour chacune de ces générations, l'évolution des individus parents sur l'espace de recherche. Ces figures montrent que d'une population initiale tirée aléatoirement sur tout l'espace et pour laquelle la fonction erreur moyenne est très élevée, les individus convergent progressivement vers les zones de l'espace où F_{err} est faible. Comme pour l'identification de G_{ref} , ϕ et ψ , après quatre itérations et 1590 calculs éléments finis, tous les individus parents vérifient $F_{err} \leq 3\%$ et l'optimisation s'arrête. On voit sur le dernier graphe de la figure 4.34, que le nuage de points identifié décrit une banane sur l'espace de recherche (G_{ref}, ϕ, K_0) . Pour trois combinaisons de paramètres prises au hasard sur ce nuage de points, la figure 4.35 montre que la déformée du rideau de palplanches $U_x(z)$ est bien reproduite.

Pour tenter de caractériser l'ensemble des solutions (G_{ref}, ϕ, K_0) du problème, cette identification est répétée trois fois. De ces trois optimisations, trois nuages de points sont identifiés. Ces trois nuages sont représentés sur l'espace de recherche sur la gauche de la figure 4.36. A partir de ces trois nuages de points solutions, trois ellipsoïdes sont estimés. Puis, l'ensemble

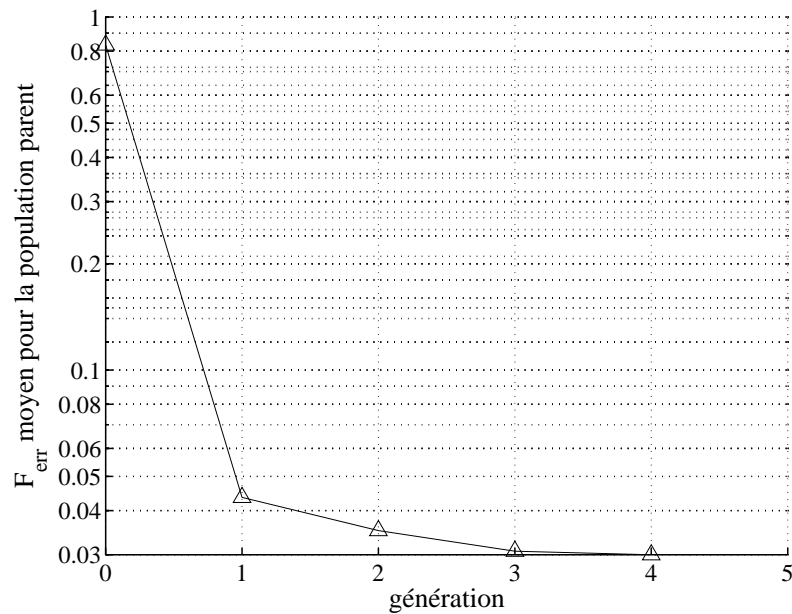


FIG. 4.33 – *Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres G_{ref} , ϕ et K_0 . Évolution de la moyenne de la fonction erreur sur la population parent à chaque génération (échelle semi-logarithmique).*

des combinaisons de paramètres de l'espace de recherche communes aux trois ellipsoïdes est répertorié pour constituer le nuage de points solutions du problème, pour lequel un nouvel ellipsoïde est évalué sur l'espace de recherche, comme représenté sur la partie droite de la figure 4.36. Cette figure montre qu'à partir d'un nuage de points solutions en forme de banane sur l'espace de recherche des paramètres, l'analyse en composantes principales évalue un ellipsoïde solution très ventru.

L'algorithme génétique met bien en évidence un nuage de points solutions caractéristique du problème en un temps de calcul raisonnable. Malheureusement, le post-traitement par analyse en composantes principales ne permet pas d'interpréter correctement ce nuage puisque toute une zone de l'espace de recherche est incluse dans l'ellipsoïde solution alors qu'elle n'appartient pas au nuage de points solutions et donc ne vérifie pas le critère souhaité sur la fonction erreur : $F_{err} \leq 3\%$.

Si l'on regarde plus en détails le tableau 4.9, les résultats de l'analyse en composantes principales du nuage montrent que les paramètres G_{ref} , ϕ et K_0 sont décorrélés. Les valeurs propres de la matrice des corrélations donnent trois directions principales de poids quasi-équivalents. La première direction principale, définie par le premier vecteur propre de la matrice des corrélations, est proche d'une trisectrice de l'espace des paramètres centrés réduits de G_{ref} , ϕ et K_0 . Cette direction correspond à la ligne moyenne autour de laquelle s'oriente le nuage.

L'analyse en composantes principales s'apparente à une méthode de régression linéaire, elle donne l'orientation linéaire globale du nuage et ne peut capturer sa forme coudée. Pour inclure les extrémités du nuage, l'ellipsoïde résultante est alors défini plus ventru que nécessaire. De ce fait, il est clair qu'une petite modification du nuage de points solutions au niveau de ses extrémités peut entraîner une modification sensible de l'ellipsoïde solution résultant, d'où les fluctuations sur le taux d'identification visible figure 4.32.

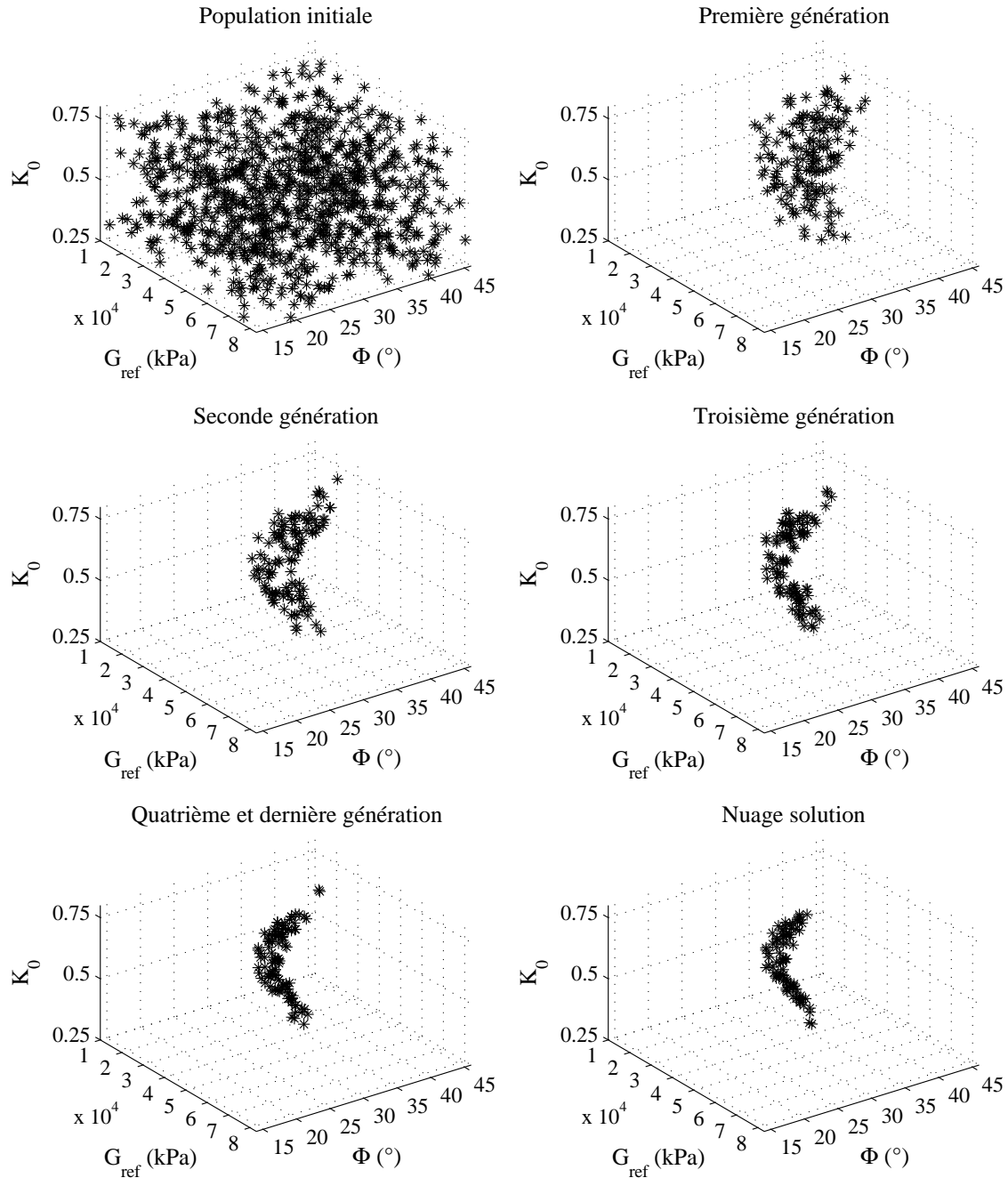


FIG. 4.34 – Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres G_{ref} , ϕ et K_0 . Processus d'optimisation par algorithme génétique : évolution des individus parents (*) sur l'espace de recherche à chaque génération; nuage de points solutions (en bas à droite).

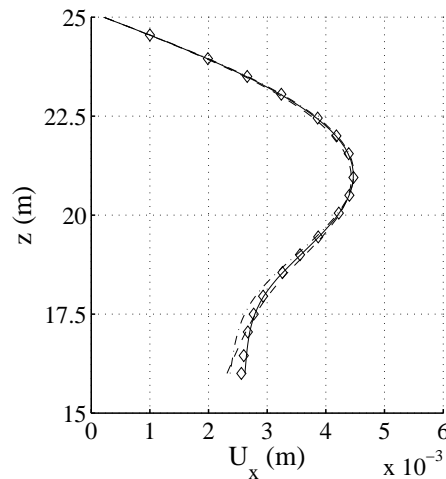


FIG. 4.35 – *Ouvrage de soutènement synthétique. Déplacement horizontal du rideau de palplanches en fonction de la profondeur z in situ (\diamond), pour $G_{ref}=24500\text{kPa}$ $\phi=34.5^\circ$ et $K_0=0.529$ (-), pour $G_{ref}=21100\text{kPa}$ $\phi=37.5^\circ$ et $K_0=0.322$ (- -), pour $G_{ref}=29000\text{kPa}$ $\phi=34.5^\circ$ et $K_0=0.609$ (-.).*

Cet exemple montre les limites de la méthode d'analyse par *ACP post-optimisation*. L'optimisation par algorithme génétique définit un nuage de points solutions satisfaisant pour le problème posé mais l'analyse en composantes principales de ce nuage et sa représentation par un ellipsoïde faussent l'interprétation des résultats.

4.4.3 Commentaires

Les différents essais menés pour l'identification de paramètres de sol à partir de la déformée d'un rideau de palplanches semblent montrer que la méthode d'optimisation développée ici, basée sur un algorithme génétique et complétée par une analyse en composantes principales, est intéressante. Elle permet :

- l'identification d'un optimum mathématique satisfaisant,
- l'identification d'un optimum statistique permettant d'évaluer l'incertitude sur l'identification des paramètres,
- la mise en évidence de relations linéaires entre les paramètres.
- une description mathématique de la solution du problème inverse lorsque celle-ci s'apparente à un ellipsoïde.

Cependant, les résultats d'une telle optimisation doivent être pris avec précautions. Les valeurs des paramètres intrinsèques de l'algorithme génétique peuvent modifier la qualité de la solution identifiée. De plus, lorsque les paramètres sont liés entre eux par des relations non linéaires, le post-traitement par analyse en composantes principales ne peut estimer ces relations. La méthode perd alors en partie de sa pertinence.

Finalement, pour tester plus largement les performances de cette méthode, une analyse similaire est proposée ci-dessous pour l'identification des paramètres d'un sol à partir d'une courbe pressiométrique.

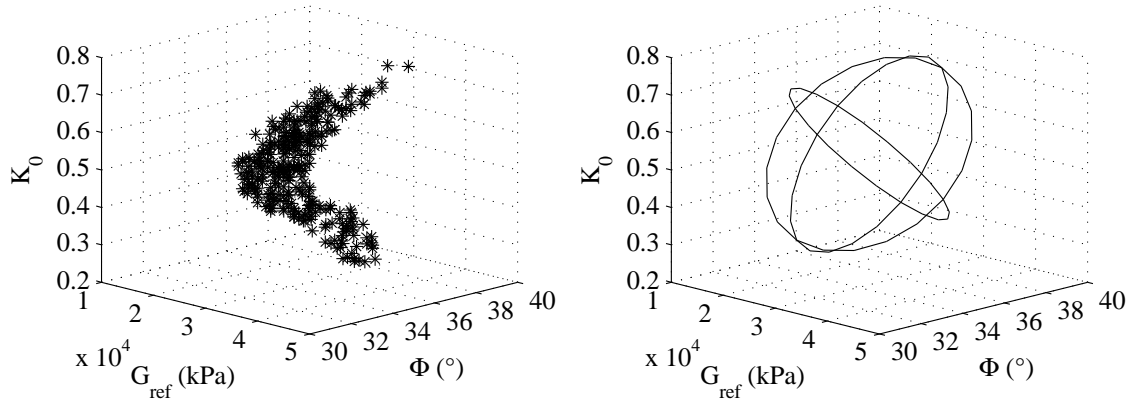


FIG. 4.36 – *Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres G_{ref} , ϕ et K_0 . Nuage de points solutions identifié après trois optimisations par AG (à gauche); ellipsoïde solution estimé par ACP sur ce nuage (à droite).*

TAB. 4.9 – *Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres G_{ref} , ϕ et K_0 . Résultats de l'analyse en composantes principales sur la réunion des nuages de points solutions identifiés après trois optimisations par AG avec $N_{individus} = 450$ individus.*

Matrice des corrélations des paramètres centrés réduits G_{ref} , ϕ et K_0

$$\begin{pmatrix} 1.00 & -0.12 & 0.11 \\ -0.12 & 1.00 & -0.17 \\ 0.11 & -0.17 & 1.00 \end{pmatrix}$$

Valeurs propres : poids des axes principaux du nuage de points

facteur 1 : 42.2%
facteur 2 : 30.2%
facteur 3 : 27.7%

Vecteurs propres : directions principales du nuage de points

	<i>facteur 1</i>	<i>facteur 2</i>	<i>facteur 3</i>
G_{ref}	0.52	0.85	-0.073
ϕ	-0.61	0.31	-0.73
ψ	0.60	-0.42	-0.68

4.5 Généralisation de la méthode aux essais pressiométriques

L'essai pressiométrique Ménard, présenté au paragraphe 4.2.2 et décrit dans les normes NFP-94110 [1], est l'essai géotechnique le plus réalisé en France actuellement pour caractériser les propriétés mécaniques d'un sol. Dans les années 1970, une nouvelle variante de ce pressiomètre est mise au point par le LCPC [9] : le pressiomètre autoforeur. Associé à un outil de forage, il permet directement la mise en place de la sonde en éliminant la phase de déchargement initiale nécessaire dans la procédure classique de Ménard. Le pressiomètre autoforeur permet ainsi la mesure dans une gamme de déformation beaucoup plus faible. C'est ce type de pressiomètre qui est étudié ici.

4.5.1 Le problème géotechnique et le problème inverse associé

Pour tester la méthode sans être gêné par les incertitudes dues aux mesures ou à la modélisation mécanique du problème, des données expérimentales synthétiques sont une fois de plus créées numériquement à partir d'un essai typique simple de pressiomètre. Il s'agit d'un essai au pressiomètre autoforeur, réalisé à trois mètres de profondeur avec une sonde de type AX [19]. La modélisation éléments finis de cet essai pressiométrique est représentée figure 4.37. C'est un modèle à deux dimensions en axisymétrie. Le tableau 4.10 donne quelques unes des caractéristiques géométriques et numériques du problème.

La sonde pressiométrique permet d'appliquer au sol une pression croissante et d'exercer sur les parois du forage une distribution cylindrique uniforme de contrainte. Sur le modèle éléments finis, ce champ de contrainte est modélisé par une pression homogène qui évolue progressivement au cours des 20 étapes de calcul depuis zéro jusqu'à 1200 kPa. De ce champ de contrainte résulte un champ de déformation fonction des pressions appliquées et du temps.

Une sonde pressiométrique comporte trois cellules : une cellule de mesure centrale et deux cellules de garde, disposées de part et d'autre de la cellule centrale (*cf.* figure 4.2). L'intérêt des cellules de garde est d'assurer une pression et un déplacement quasiment radial des contraintes et des déformations au niveau de la cellule de mesure et de ainsi limiter les perturbations dues aux extrémités [19]. Sur le modèle éléments finis, la variation de volume est calculée à chaque étape de chargement par intégration du déplacement des nœuds répartis sur la hauteur de la cellule de mesure au centre de la sonde pressiométrique. Notons, que le choix de modéliser l'essai pressiométrique en deux dimensions et non en une dimension permet d'inclure les cellules de gardes dans le modèle et ainsi de mieux reproduire le problème réel. Bien entendu, ce choix augmente la taille du modèle et donc le temps de calcul.

Comme pour l'ouvrage de soutènement étudié précédemment, le sol est supposé être du sable d'Hostun sec, lâche à moyennement lâche. Il est modélisé sous Plaxis par un modèle de Mohr-Coulomb dont les valeurs sont identiques à celles référencées dans le tableau 4.2. Ces valeurs ont été choisies conformément aux données de Mestat [103] et vérifient la relation 4.3 reliant ψ et ϕ pour les sables, ainsi que la formule de Jaky reliant K_0 et ϕ pour un sol normalement consolidé (éq. 4.5). Par la suite, certaines de ces valeurs sont supposées inconnues. A partir des informations restantes, elles sont recherchées par l'algorithme d'optimisation.

L'identification des paramètres est basée sur la courbe pressiométrique $P(\Delta V/V)$, présentée figure 4.38. Elle correspond à la pression de chargement P exercée par la sonde sur le sol

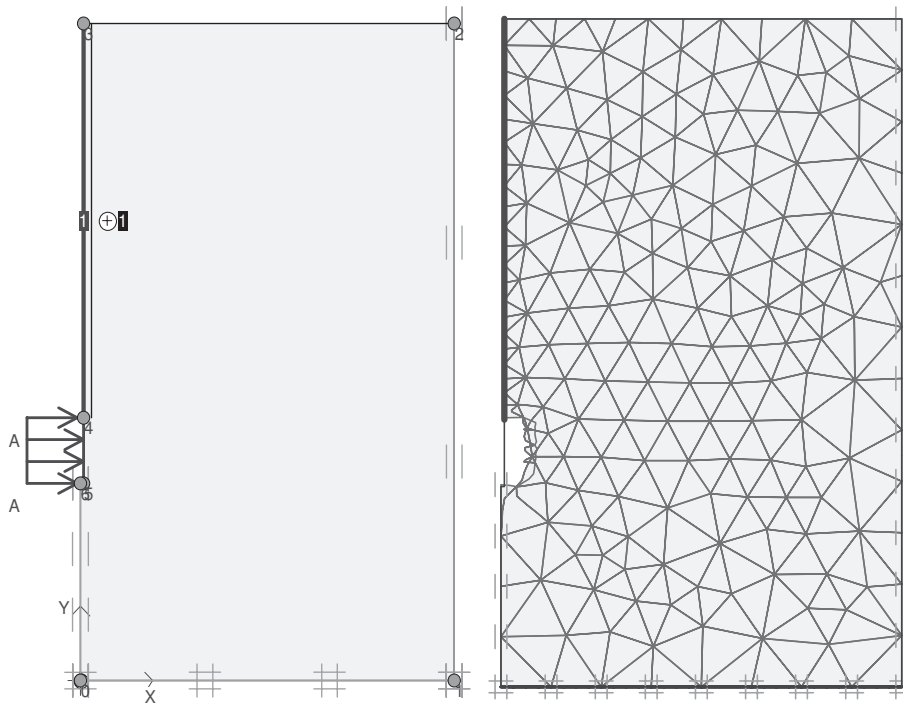


FIG. 4.37 – *Pressiomètre synthétique : Modèle éléments finis 2D axisymétrique et maillage associé.*

TAB. 4.10 – *Pressiomètre synthétique : Caractéristiques du modèle éléments finis.*

Caractéristiques géométriques	
taille du modèle :	$H = 5\text{m}$ $D = 2*3\text{m}$
taille de la sonde :	$h = 40\text{cm}$ $d = 2*2.5\text{cm}$
Caractéristiques éléments finis	
type d'éléments du maillage :	triangles à 15 noeuds
nombre d'éléments :	346
nombre de noeuds :	2978
nombre de points de Gauss :	4152

en fonction de la déformation volumique de la sonde $\Delta V/V$, calculée par intégration sur le déplacement des noeuds du modèle éléments finis sur toute la hauteur de la sonde.

Le but de l'analyse inverse d'un essai pressiométrique est d'obtenir les paramètres d'un modèle de sol à partir de la simulation d'essais pressiométriques effectués sur site. Pour mener à bien cette démarche, il est nécessaire en amont de la procédure inverse de bien cerner les rôles respectifs des différents paramètres. L'étude de la sensibilité du modèle par rapport à ces paramètres permet en effet de déterminer les paramètres à privilégier dans le processus d'optimisation et leur domaine d'influence [147].

Pour la modélisation numérique sous Plaxis d'un essai pressiométrique par un modèle de Mohr-Coulomb, Al Husein [2] montre que la variation de volume est très sensible à la valeur de l'angle de frottement du sol. De plus, lorsque l'angle de dilatance ou le coefficient des terres K_0 augmente, les déplacements dans le sol diminuent. Pour Al Husein, l'influence du coefficient K_0 est même majeure dans l'interprétation des essais pressiométriques.

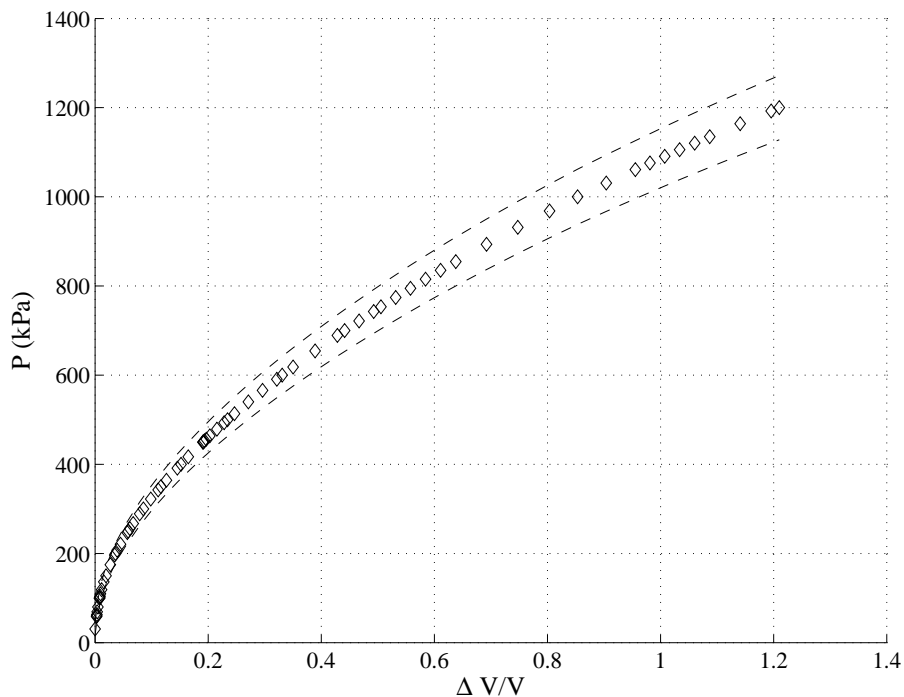


FIG. 4.38 – Courbe pressiométrique synthétique $P(\Delta V/V)$. \diamond : données synthétiques de référence "mesures"; lignes discontinues : bornes de la mesure de la pression P prenant en compte les incertitudes.

Pour Dano *et al.* [31], tous les paramètres, excepté le coefficient de Poisson dont l'effet est négligeable, ont à des degrés différents la même influence qualitative sur l'évolution de la courbe pressiométrique. Toutefois, si le module élastique affecte l'ensemble de la courbe pressiométrique, l'angle de frottement, la cohésion et l'angle de dilatance contrôlent essentiellement la courbe dans le domaine des grandes déformations.

Les influences respectives des paramètres de sols sur la courbe pressiométrique semblent donc être très liées entre elles. Ces relations limitent l'usage des méthodes inverses classiques comme décrit dans l'étude bibliographique exposée au chapitre 2. La méthode d'analyse inverse développée dans cette thèse sur ce type d'essai permet d'évaluer la pertinence d'une telle approche.

4.5.2 Identification de deux paramètres : G_{ref} et ϕ

Définition du problème inverse

Pour débiter l'analyse de cet essai pressiométrique, les valeurs de deux paramètres du modèle de sol de Mohr-Coulomb sont supposées inconnues : le module de cisaillement G_{ref} et l'angle de frottement ϕ . Les valeurs des autres paramètres sont fixées conformément aux valeurs données dans le tableau 4.2, l'angle de dilatance ψ est déduit de l'angle de frottement par la relation 4.3, et le coefficient des terres au repos K_0 vérifie la formule de Jaky (éq. 4.5). Pour identifier ces deux paramètres G_{ref} et ϕ , nous cherchons à reproduire la courbe pressiométrique $P(\Delta V/V)$ présentée figure 4.38 sur le même espace de recherche à deux dimensions que celui défini au paragraphe 4.3.2.

Avant de procéder à une quelconque optimisation, une exploration exhaustive de l'espace de recherche des paramètres est lancée pour avoir une idée de la surface de la fonction erreur F_{err} . La fonction erreur est pondérée par deux coefficients ε et α , caractérisant respectivement une erreur absolue et une erreur relative sur les données mesurées (éq. 3.3 et éq. 3.4). Pour évaluer l'influence de ces coefficients sur la topologie de la fonction erreur, différentes valeurs de ε et α sont testées :

- (i) $\varepsilon = 12\text{kPa}$ et $\alpha = 0.05$ représentent le cas où l'erreur absolue ε et l'erreur relative α correspondent aux incertitudes de mesure sur la pression à considérer d'après les règles AFNOR [1], soit 5% de la valeur mesurée et 1% de la valeur maximale du domaine de mesure.
- (ii) $\varepsilon = 12\text{kPa}$ et $\alpha = 0.0$ représentent le cas où seule l'erreur absolue est prise en compte dans l'expression de la fonction erreur.
- (iii) $\varepsilon = 0.0$ et $\alpha = 0.05$ représentent le cas où seule l'erreur relative est prise en compte dans l'expression de la fonction erreur.

La figure 4.39 présente les résultats des explorations exhaustives de l'espace de recherche pour ces trois cas. Le premier graphe de cette figure montre une vue 3D de la fonction erreur F_{err} sur l'espace de recherche G_{ref} et ϕ pour le cas (i). Les autres graphes montrent des projections de F_{err} sur l'espace de recherche pour les cas (i), (ii) et (iii). Ces vues 2D représentent quelques lignes de niveau permettant de juger de l'allure de la topologie de F_{err} .

Ces graphes montrent que pour chaque cas, la fonction erreur dessine une vallée courbée, qui selon les valeurs des coefficients ε et α est plus ou moins longue et/ou plus ou moins plate. Par exemple, si l'on ne tient compte que de l'erreur absolue ε , cas (ii), la vallée est longue et plate. Cela signifie pour la réponse du sol qu'une diminution du module G_{ref} est compensée par une augmentation de l'angle de frottement ϕ . En revanche, si l'on ne tient compte que de l'erreur relative α , cas (iii), la vallée s'incurve autour d'un minimum. Les paramètres se compensent toujours entre-eux mais sur une plus petite gamme de variation. Enfin, en prenant en compte simultanément une erreur relative et une erreur absolue, cas (i), la fonction erreur présente une forme intermédiaire.

Ces graphes montrent toute la difficulté d'identifier simultanément un module et un angle de frottement à partir d'une courbe pressiométrique [88; 91; 97]. Les vallées sont caractéristiques d'une forte non unicité de la solution. Le problème est mal posé et de nombreuses combinaisons de paramètres conduisent à la même valeur de la fonction erreur. En pratique, cette non unicité est fortement accentuée par les incertitudes sur les mesures expérimentales et par les choix des lois utilisées pour reproduire le comportement mécanique d'un sol. Sur cet exemple synthétique ces incertitudes expérimentales et numériques n'existent pas, cela signifie que les différentes formes des vallées sur l'espace de recherche des paramètres sont uniquement la conséquence de la définition de F_{err} . Le choix des valeurs des coefficients ε et α joue donc aussi un rôle sur la non unicité de la solution même si son effet est faible comparé aux incertitudes expérimentales et/ou numériques.

Pour la suite de l'étude, nous avons choisi de donner un sens physique aux coefficients de F_{err} . Bien que cette solution ne soit pas *a priori* la meilleure, ε et α sont fixés conformément aux incertitudes de mesures sur la pression indiquées par les normes AFNOR [1], soit : $\varepsilon = 12\text{kPa}$ et $\alpha = 0.05$ (cas (i)).

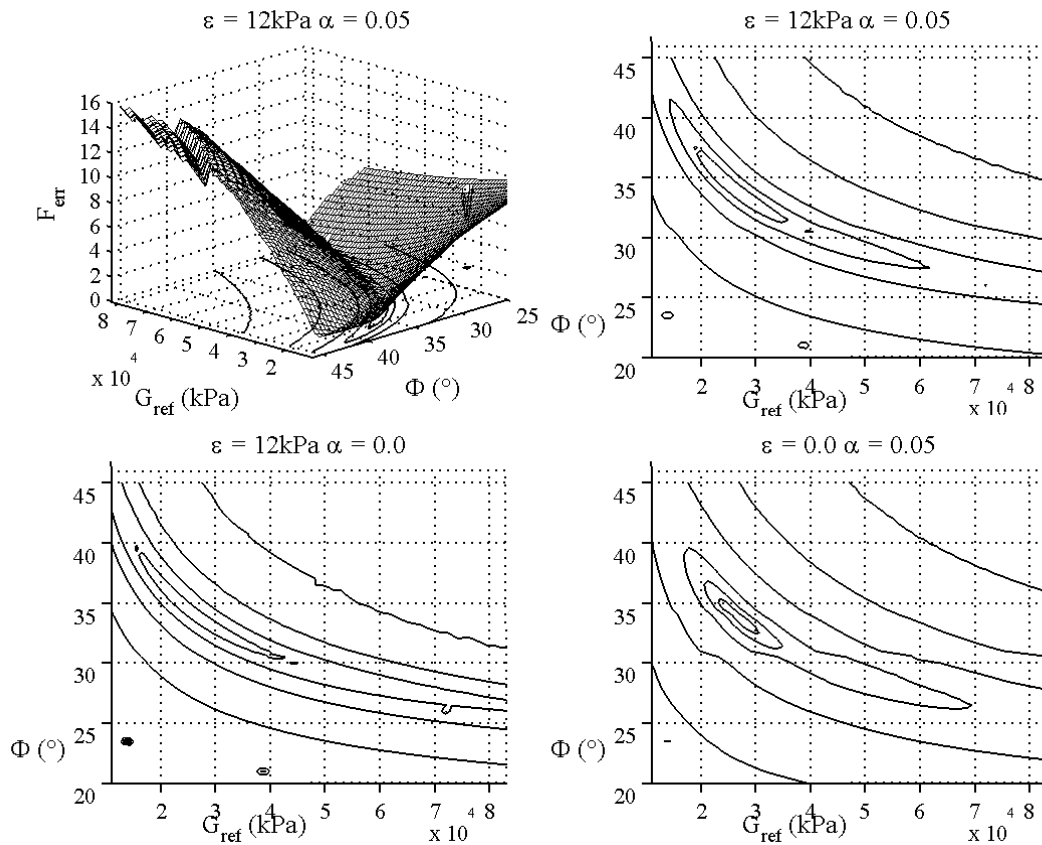


FIG. 4.39 – *Pressiomètre synthétique*: Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Topologie de la fonction erreur $F_{err}(\varepsilon, \alpha)$ sur l'espace de recherche (G_{ref}, ϕ) . Vue 3D lorsque $\varepsilon = 12\text{kPa}$ et $\alpha = 5\%$ et vues 2D pour différentes valeurs de ε et α .

Par ailleurs, notons que la représentation 3D de la surface de F_{err} , figure 4.39, présente quelques discontinuités près des extrémités de l'espace de recherche. Ces fluctuations sur la valeur de la fonction erreur peuvent être dues, d'une part, au fait que le chargement demandé dans Plaxis n'est plus atteint aux bornes du domaine. D'autre part, elle peut résulter d'instabilités du modèle de Mohr-Coulomb pour ces combinaisons de paramètres. En condition tridimensionnelle de contrainte, l'adoption d'un critère de plasticité de type Mohr-Coulomb peut poser problème car le gradient de la fonction de plasticité n'est pas défini de manière univoque sur les arêtes de la pyramide caractérisant la surface de rupture du matériau [112]. Cependant, ces fluctuations étant loin de la zone solution, elles ne gênent en rien le processus d'optimisation.

Nous venons de voir que la solution d'un tel problème inverse n'est pas unique. Pour estimer l'ensemble des solutions du problème, une incertitude sur l'évaluation de la courbe pressiométrique est définie relativement aux incertitudes sur la mesure de la pression données par les normes AFNOR [1], soit 5% de la valeur mesurée de la pression et 1% de la valeur maximale de P . Ces limites sont représentées sur la courbe pressiométrique, figure 4.38, par les lignes discontinues entourant les points de mesures.

Différents tests sur la fonction erreur indiquent que ce critère équivaut pour le problème inverse considéré à borner F_{err} à une valeur de 5%. Ainsi, l'ensemble des combinaisons de paramètres G_{ref} et ϕ vérifiant une fonction erreur inférieure à 5% sont considérées comme solutions du

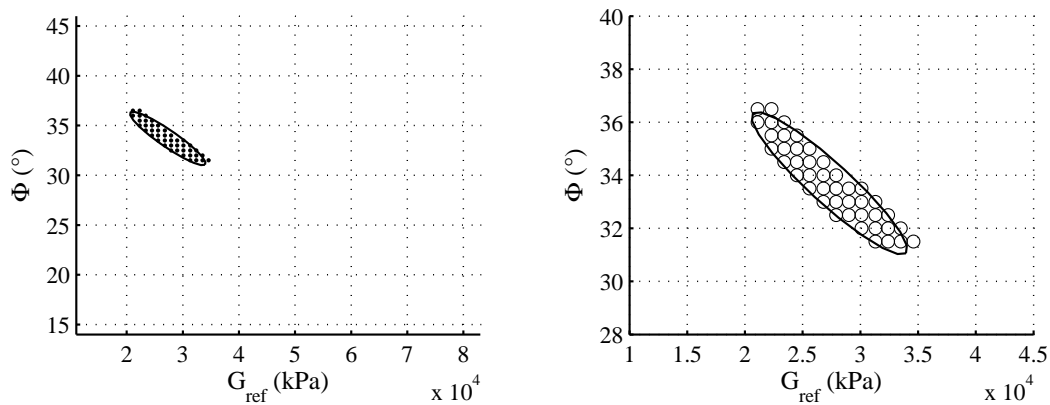


FIG. 4.40 – *Pressiomètre synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Ensemble des combinaisons de paramètres vérifiant $F_{err} \leq 5\%$ sur l'espace de recherche et ellipse solution associée estimée par ACP (à gauche : sur l'espace de recherche complet; à droite : zoom).*

problème inverse. D'après l'exploration exhaustive ci-dessus, ces combinaisons de paramètres correspondent au nuage de points solutions représenté figure 4.40 sur l'espace de recherche. Ce nuage est composé de 43 points liés aux nœuds de l'espace de recherche vérifiant $F_{err} \leq 5\%$. Comme décrit au chapitre 3, une analyse en composantes principales sur ce nuage de points solutions permet de le caractériser par une ellipse, dite ellipse exacte. La figure 4.40 montre que cette ellipse assure une bonne approximation de la forme du nuage de points solutions.

L'étude sur les ouvrages de soutènement montre que la qualité des résultats d'une optimisation dépend de la taille de la population choisie pour l'algorithme génétique, $N_{individus}$. Sous certaines conditions, il est possible de définir une taille de population, dite pivot, à partir de laquelle l'ellipsoïde solution identifié est stable et représentatif de l'ensemble des solutions du problème (*cf.* paragraphes 4.3 et 4.4.1). Un des buts de cette étude sur l'identification des paramètres G_{ref} et ϕ à partir d'une courbe pressiométrique est de vérifier si ce problème satisfait ou non ces mêmes conditions.

Optimisations

A partir d'une population minimale de 48 individus, différentes tailles de populations d'algorithme génétique, $N_{individus}$, sont étudiées. Suivant la démarche présentée aux paragraphes 4.3.3.2 et 4.3.3.3, trois optimisations sont réalisées pour chacune des tailles de populations testées. Pour chacune de ces optimisations, une ellipse solution est estimée par analyse en composantes principales. L'intersection entre les trois ellipses, calculée comme étant le nombre de nœuds de l'espace de recherche appartenant à chaque ellipse, sert ensuite à juger de la qualité de l'optimisation comparativement à l'ellipse exacte déduite de l'exploration exhaustive précédente. Cette qualité est évaluée par le calcul du taux d'identification η (éq. 4.10).

La figure 4.41 présente les résultats obtenus à partir des optimisations réalisées sur huit tailles de populations d'algorithme génétique comprises entre 48 et 360 individus. Sur la partie gauche de cette figure est représentée l'évolution du taux d'identification η en fonction des tailles des populations. Sur la partie droite de la figure est représentée l'évolution du nombre moyen de calculs éléments finis N_{calc} sur les optimisations en fonction de $N_{individus}$.

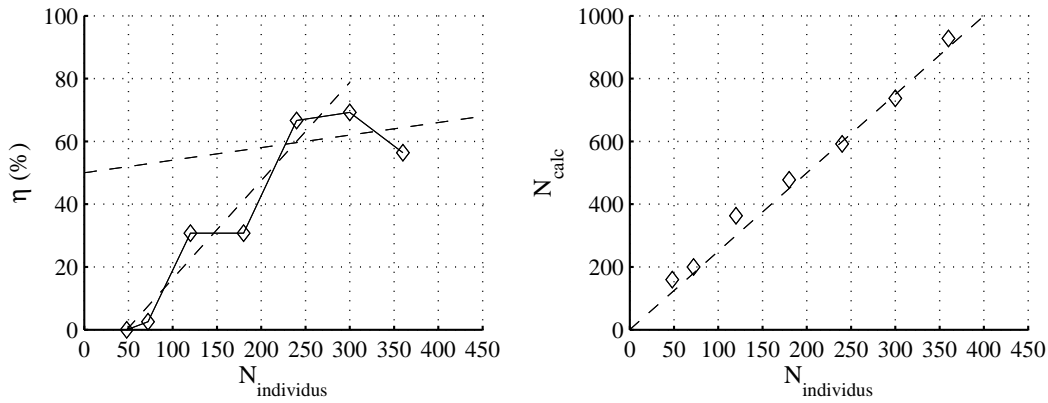


FIG. 4.41 – *Pressiomètre synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . A gauche : évolution du taux d'identification η en fonction de la taille de la population $N_{\text{individus}}$. A droite : nombre moyen de calculs éléments finis N_{calc} en fonction de $N_{\text{individus}}$.*

Comme le laisse supposer les courbes de tendance représentées par des droites discontinues sur cette figure, il semble que la représentativité des ellipses solutions identifiées par AG/ACP dépend une nouvelle fois de la taille de la population utilisée dans l'algorithme génétique et que le coût de calcul éléments finis évolue linéairement avec $N_{\text{individus}}$. Ainsi, de part et d'autre d'une population pivot d'environ 240 individus, soit l'algorithme converge prématurément vers des zones de l'espace de recherche qui ne sont pas représentatives de l'ensemble des solutions, soit l'algorithme converge vers une zone représentative de l'ensemble des solutions mais avec un coût de calcul plus important.

Analyse des résultats

Pour compléter cette étude, nous analysons plus en détails le processus d'optimisation pour une taille de population supérieure à la population pivot, soit $N_{\text{individus}} = 300$. La figure 4.42 présente l'évolution de la fonction erreur moyenne sur les individus parents de l'algorithme génétique en fonction des générations de AG. La figure 4.43 illustre pour chacune de ces générations, l'évolution des individus parents sur l'espace de recherche.

Ces figures montrent une fois de plus que d'une population initiale tirée aléatoirement dans tout l'espace de recherche et pour laquelle la fonction erreur moyenne est grande, les individus convergent progressivement vers le fond de la vallée de F_{err} où la fonction erreur est faible. L'évolution des individus dans l'espace suit les lignes de niveau de F_{err} . Finalement, après cinq générations et 592 calculs éléments finis, tous les individus parents vérifient le critère retenu sur la fonction erreur ($F_{\text{err}} \leq 5\%$) et l'optimisation s'arrête. L'optimum mathématique alors identifié est la combinaison suivante de paramètres :

$$\begin{aligned} G_{ref} &= 24500 \text{ kPa} \\ \phi &= 34.5^\circ \end{aligned}$$

Tandis que l'optimum statistique vérifie les valeurs suivantes pour chaque paramètre :

$$\begin{aligned} G_{ref} &= 27170 \pm 3920 \text{ kPa} \\ \phi &= 33.7 \pm 1.4^\circ \end{aligned}$$

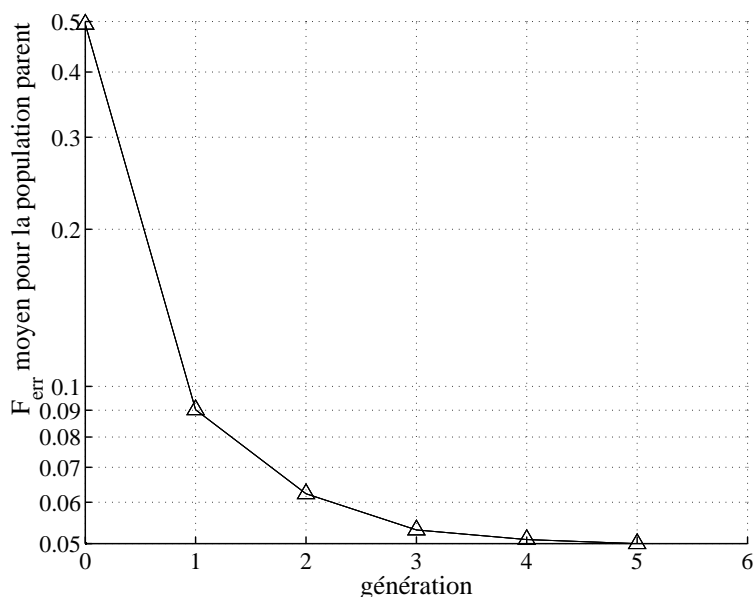


FIG. 4.42 – *Pressiomètre synthétique: Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Évolution de la fonction erreur moyenne sur la population parent à chaque génération de AG (échelle semi-logarithmique).*

d'où les coefficients de variations :

$$\begin{aligned}\delta G_{ref} &= 14.4\% \\ \delta \phi &= 4.2\%\end{aligned}$$

On note que le coefficient de variation sur ϕ est plus faible de celui sur G_{ref} , ce qui confirme la remarque de Al Husein [2] : la variation de volume est très sensible à la valeur de l'angle de frottement du sol. Par ailleurs, comme le montre la figure 4.40, contrairement au problème de soutènement, le nuage de points solutions n'est pas centré autour de l'optimum mais il est étiré vers de plus grands modules de cisaillement G_{ref} et de plus faibles angles de frottement ϕ . L'optimum statistique identifié n'est donc pas confondu avec la solution exacte connue du problème :

$$\begin{aligned}G_{ref} &= 22250 \text{ kPa} \\ \phi &= 35.0^\circ\end{aligned}$$

Malgré tout, ces différentes combinaisons de paramètres assurent une bonne reproduction de la courbe pressiométrique comme le montre la figure 4.44.

Ainsi, par son caractère mal posé, les caractéristiques mécaniques du sol sont moins bien identifiées à partir d'une courbe pressiométrique qu'à partir de la déformée d'un rideau de palplanches. Malgré tout, contrairement aux travaux de Shahrour *et al.* [147] sur l'optimisation par la méthode de Newton d'une courbe pressiométrique, cet exemple montre qu'il est possible d'évaluer l'ensemble des combinaisons de paramètres solutions (G_{ref}, ϕ) par la méthode d'optimisation proposée.

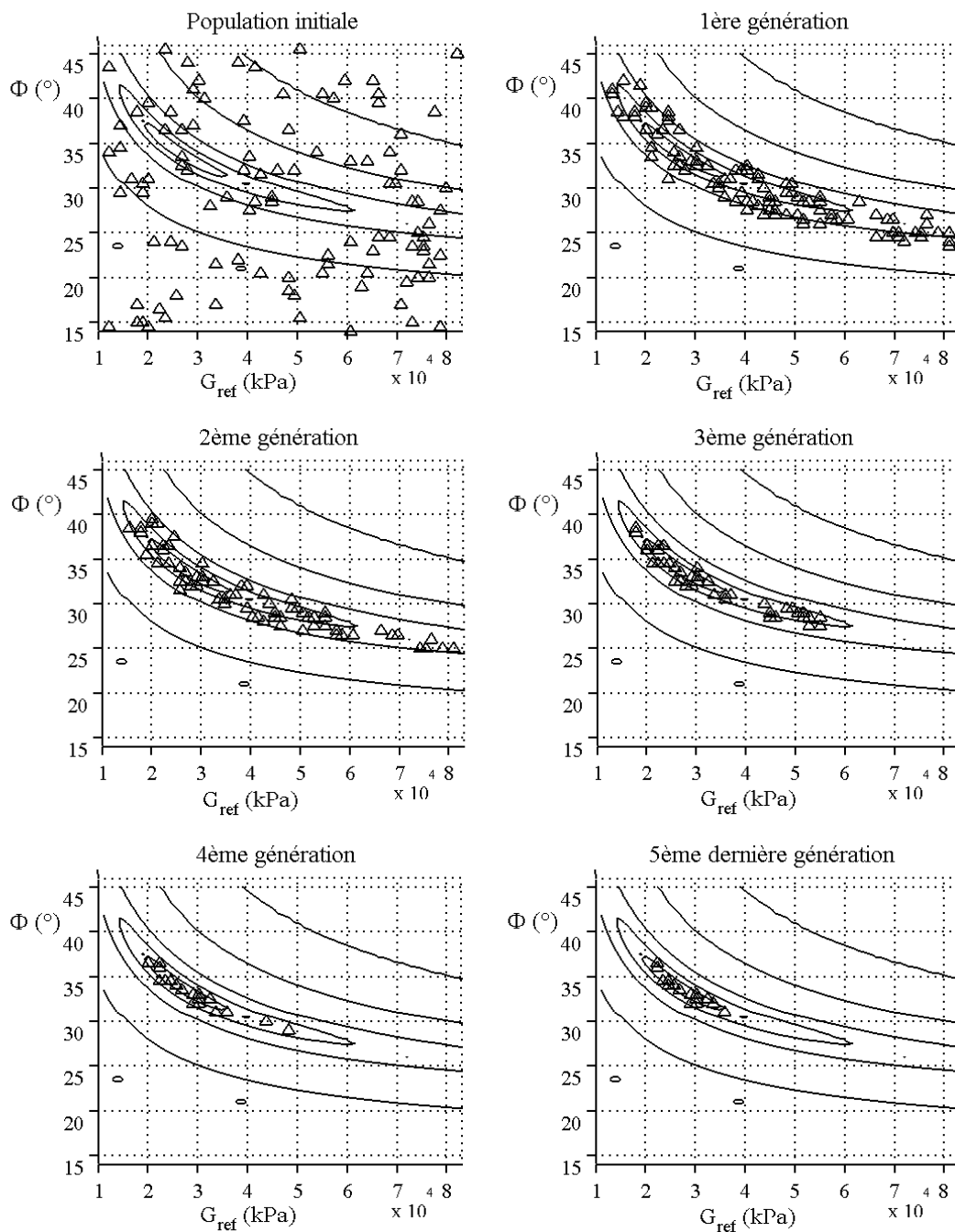


FIG. 4.43 – Pressiomètre synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Processus d'optimisation par algorithme génétique : évolution sur l'espace de recherche des individus parents (Δ) à chaque génération.

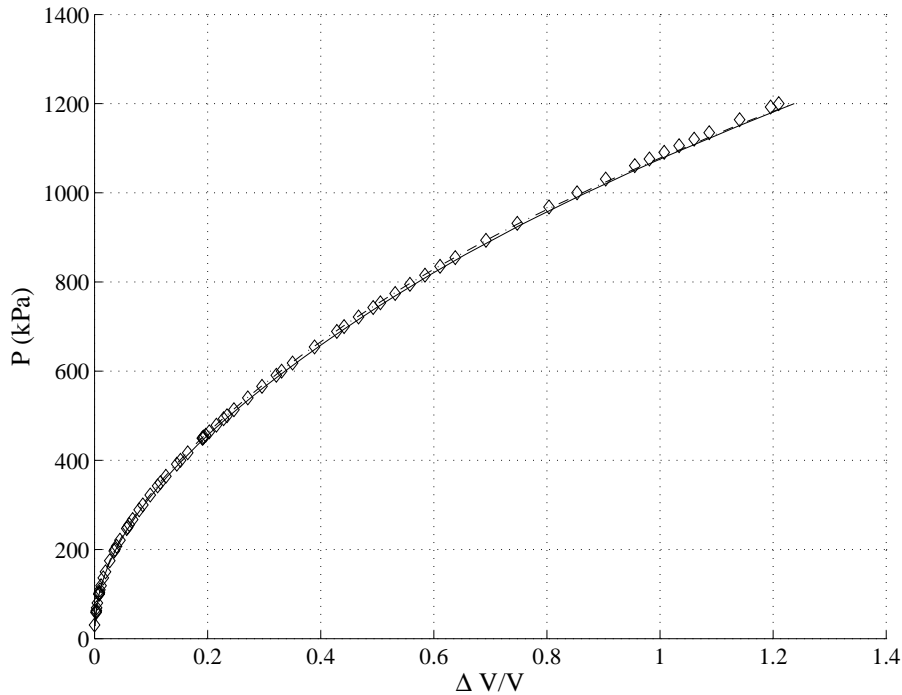


FIG. 4.44 – Courbe pressiométrique synthétique $P(\Delta V/V)$. \diamond : données synthétiques de référence "mesures"; courbe pressiométrique pour $G_{ref}=24500\text{kPa}$ et $\phi=34.5^\circ$ (-); courbe pressiométrique pour $G_{ref}=27170\text{kPa}$ et $\phi=33.7^\circ$ (-.).

Comparaisons avec l'identification de G_{ref} et ϕ sur la déformée horizontale d'un rideau de palplanches

Si l'on compare ces résultats à ceux obtenus sur l'ouvrage de soutènement au paragraphe 4.3, on constate que les courbes caractérisant la représentativité de l'ellipse intersection par rapport à l'ellipse exacte, $\eta(N_{individu})$, ont la même allure (figures 4.22 et 4.41).

La figure 4.45, qui superpose sur un même graphe les courbes $\eta(N_{individu})$, montre qu'une même loi logistique semble caractériser l'évolution de la qualité de la solution déduite du déplacement horizontal du rideau de palplanches de l'ouvrage de soutènement ou d'une courbe pressiométrique. Pour de petites tailles de population de l'algorithme génétique, une petite modification de $N_{individu}$ influe fortement sur la taille de l'intersection entre les ellipses optimisées comparée à la taille de l'ellipse exacte, alors que pour les grandes tailles de population d'algorithme génétique, une petite modification de $N_{individu}$ influe nettement moins sur cette taille.

Le passage d'une petite taille à une grande taille de population d'algorithme génétique se fait au niveau d'une population dite pivot. Pour l'identification des paramètres G_{ref} et ϕ à partir du déplacement d'un écran de soutènement, la population pivot était évaluée à environ 120 individus. Pour l'identification des paramètres G_{ref} et ϕ à partir de l'essai pressiométrique, la population pivot était évaluée à environ 240 individus.

Cette différence peut s'expliquer par la définition des problèmes inverses et notamment par le caractère moins bien posé d'une optimisation sur une courbe pressiométrique comparée à une optimisation sur la déformée d'un rideau de palplanches. Dans les deux cas, pressiomètre

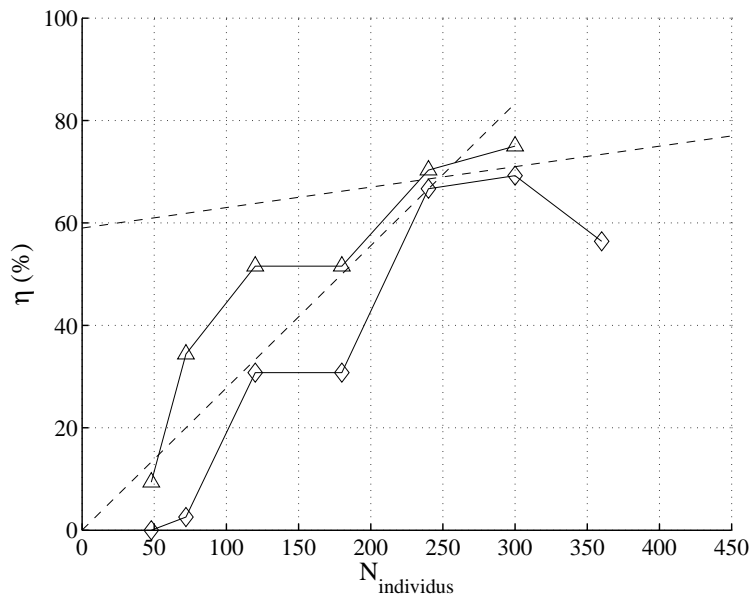


FIG. 4.45 – Bilan sur l'identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ . Évolution du taux d'identification η en fonction de $N_{\text{individus}}$: \diamond identifications à partir de la courbe pressiométrique, \triangle identification à partir de la déformée du rideau de palplanches.

et excavation, la caractérisation du nuage de points sur l'espace de recherche par une ellipse solution est bien adaptée (cf. figures Fig. 4.16 et Fig. 4.40). Cette condition est probablement à l'origine de l'existence qu'une population pivot à partir de laquelle un échantillon représentatif des solutions du problème inverse est identifiable. Cette condition est probablement aussi à l'origine de la définition d'un unique plateau de convergence lorsque la taille de la population est "grande".

Cependant, nous avons remarqué que la fonction erreur autour des solutions du problème est plus plate avec une courbe pressiométrique qu'avec la déformée d'un rideau de palplanches. Elle est plate et allongée dans le cas du pressiomètre et au contraire creuse et arrondie pour l'excavation (cf. figures 4.11 et 4.39). Par conséquent, dans le cas de l'essai pressimétrique, il existe beaucoup de combinaisons de paramètres pour lesquelles la valeur de la fonction erreur est proche du critère retenu pour définir l'ensemble solution. Ceci retarde le processus d'optimisation car un plus grand nombre de combinaisons de paramètres doivent être testées. Il est alors nécessaire d'employer une taille de population plus grande.

De plus, l'analyse d'une courbe pressiométrique résulte d'une mesure ponctuelle des contraintes dans le sol $\sigma(\varepsilon)$. Au contraire, l'analyse de la déformée d'un rideau de palplanches est associée à la mesure d'un champs de déplacement $\Delta U(\Delta\sigma)$ sur toute la hauteur du rideau. Les mesures sur un rideau sont donc plus riches. Elles permettent une meilleure approche du problème et rendent ainsi la fonction erreur moins plate.

Ces constatations signifient que l'hypothèse de Renders [130], selon laquelle la taille de la population d'un algorithme génétique doit être fixée en fonction de la taille de la chaîne de bits utilisée, n'est pas totalement vérifiée pour ces applications, bien qu'elle reste vraie pour un problème donné (cf. paragraphe 4.3).

4.5.3 Identification de trois paramètres : G_{ref} , ϕ et ψ

Définition du problème inverse

Pour compléter cette analyse, nous considérons dorénavant inconnues les valeurs des trois paramètres de Mohr-Coulomb : le module de cisaillement G_{ref} , l'angle de frottement ϕ et l'angle de dilatance ψ . Les valeurs des autres paramètres sont fixées conformément aux valeurs données dans le tableau 4.2 et le coefficient des terres au repos K_0 vérifie la formule de Jaky (éq. 4.5). Pour cette identification, nous considérons le même espace de recherche à 3 dimensions que celui défini au paragraphe 4.4.1 lors de l'étude menée sur un ouvrage de soutènement.

Comme pour l'identification des deux paramètres G_{ref} et ϕ , l'algorithme génétique est ensuite lancé sur cet espace pour reproduire la courbe pressiométrique présentée figure 4.38. L'identification admet une incertitude sur la pression équivalente à 5% de la valeur P mesurée et de 1% de la valeur maximale du domaine de mesure. Cette condition suppose que toutes les combinaisons de paramètres qui vérifient une fonction erreur inférieure à 5% sont solutions du problème inverse.

L'étude de l'identification des deux paramètres G_{ref} et ϕ sur cet essai pressiométrique montre que bien que ce problème inverse soit mal posé, il est possible de définir une taille de population au delà de laquelle l'ellipse solution estimée est représentative de l'ensemble des solutions d'un problème. Le but de cette étude sur l'identification de G_{ref} , ϕ et ψ est de vérifier si ce constat est toujours valable.

Toujours en suivant la même démarche, à partir d'une population de 180 individus, différentes tailles de populations sont analysées. Trois optimisations sont réalisées pour chaque taille de population. Pour chacune de ces optimisations, un ellipsoïde solution est estimé suite à une analyse en composantes principales. Pour juger de la qualité de l'optimisation, la taille de l'intersection entre les trois ellipsoïdes est enfin comparée à la taille du plus grand ellipsoïde identifié.

Optimisations

La figure 4.46 présente les résultats obtenus à partir des optimisations réalisées sur sept tailles de populations comprises entre 180 et 510 individus. Sur la partie gauche de cette figure est représentée l'évolution du taux d'identification η (évalué par rapport à la taille du plus grand ellipsoïde estimé) en fonction des tailles de populations testées. Sur la partie droite de la figure est représentée l'évolution du nombre moyen de calculs éléments finis en fonction de la taille des populations de l'algorithme génétique. Ces résultats sont similaires aux cas précédents, plus la taille de la population de l'algorithme génétique est grande, meilleure est la qualité de l'ellipsoïde solution mais plus grand est le coût de calcul.

Sur la figure 4.47 sont superposées les courbes d'évolution du taux d'identification en fonction des tailles de populations testées pour l'identification de G_{ref} , ϕ et ψ à partir de la courbe pressiométrique et de la déformée du rideau de palplanches. Les courbes de tendance tracées sur cette figure et symbolisées par des lignes discontinues, montrent que le même plateau de convergence est atteint pour des populations supérieures à 320 individus. Ceci montre que la qualité des solutions de ces deux problèmes inverses répond aux mêmes exigences.

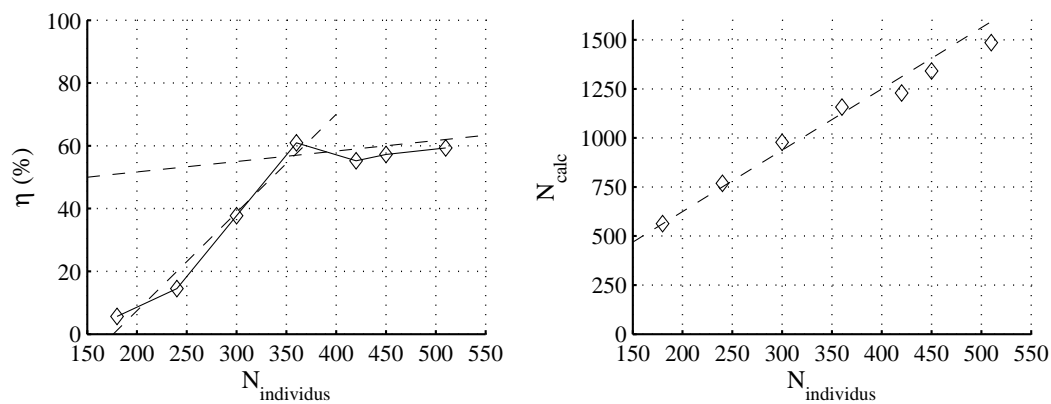


FIG. 4.46 – Pressiomètre synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} , ϕ et ψ . A gauche : évolution du taux d'identification η en fonction de la taille de la population $N_{\text{individus}}$. A droite : nombre moyen de calculs éléments finis N_{calc} en fonction de $N_{\text{individus}}$.

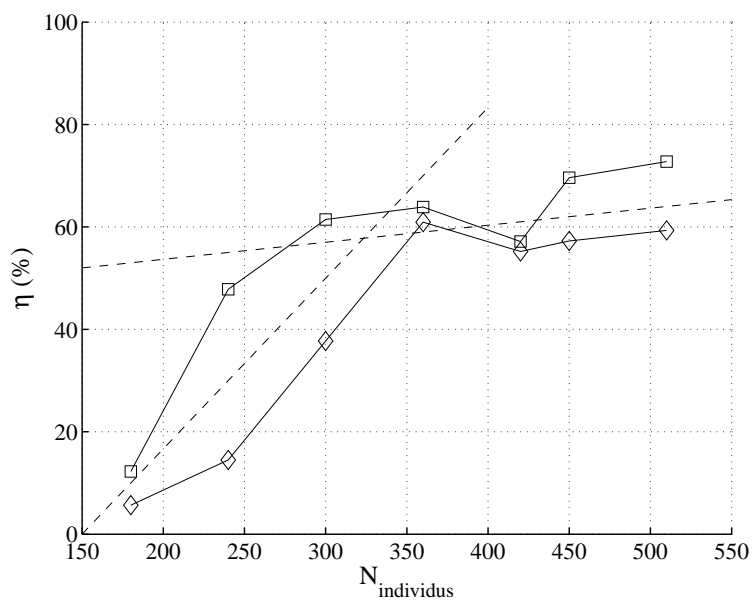


FIG. 4.47 – Pressiomètre synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} , ϕ et ψ . Évolution du taux d'identification η en fonction de la taille de la population $N_{\text{individus}}$: \square identification à partir de la déformée du rideau de palplanches, \diamond identification à partir de la courbe pressiométrique.

Analyse des résultats

Pour compléter cette étude, nous analysons plus en détails le processus d'optimisation par algorithme génétique pour une taille de population supérieure à la taille de population pivot, soit $N_{individus} = 450$ individus.

La figure 4.48 présente l'évolution de la fonction erreur moyenne sur les populations parents en fonction des générations du processus d'optimisation. La figure 4.49 illustre pour chacune de ces générations, l'évolution des individus parents. Ces figures montrent une nouvelle fois qu'à partir d'une population initiale uniformément répartie sur l'espace de recherche, les individus convergent progressivement vers les zones de l'espace de recherche où F_{err} est faible. Après 1452 calculs éléments finis, tous les individus vérifient le critère retenu sur la fonction erreur et l'optimisation s'arrête. De cette optimisation est déduit un nuage de points solutions pour lequel l'optimum mathématique est la combinaison suivante de paramètres :

$$\begin{aligned} G_{ref} &= 26750 \text{ kPa} \\ \phi &= 32.0^\circ \\ \psi &= 5.0^\circ \end{aligned}$$

et l'optimum statistique correspond aux valeurs ci-dessous :

$$\begin{aligned} G_{ref} &= 26200 \pm 3700 \text{ kPa} \\ \phi &= 33.4 \pm 2.6^\circ \\ \psi &= 4.6 \pm 2.7^\circ \end{aligned}$$

d'où les coefficients de variation suivants :

$$\begin{aligned} \delta G_{ref} &= 14.1\% \\ \delta \phi &= 7.6\% \\ \delta \psi &= 57.2\% \end{aligned}$$

Comme pour l'identification des deux paramètres G_{ref} et ϕ , cette simple analyse statistique, comparée aux valeurs exactes, montre qu'une surévaluation de G_{ref} est compensée par une sous évaluation de ϕ . De même, comme pour l'identification de G_{ref} , ϕ et ψ à partir de la déformée d'un rideau de palplanches, l'angle de dilatance est correctement évalué par la procédure d'optimisation, bien que son influence sur les données expérimentales soit faible, comme le laisse supposer la valeur du coefficient de variation de ψ .

Par ailleurs, une analyse en composantes principales sur ce nuage fournit les résultats exposés dans le tableau 4.11. Selon la matrice des corrélations du nuage de points solutions, G_{ref} et ψ sont légèrement corrélés entre-eux, tandis que tous les autres paramètres sont très faiblement corrélés. Les valeurs propres résultant de cette matrice montrent que seuls deux facteurs caractérisent le nuage de points solutions, le poids du facteur 3 étant quasi-nul comparé au poids total du nuage. Ainsi, seuls les deux premiers vecteurs propres définissent l'orientation du nuage : le premier facteur est lié à G_{ref} et ψ , le second facteur est lié à ϕ uniquement.

La figure 4.50 représente ce nuage de points sur l'espace de recherche. Le premier graphe montre une vue 3D du nuage, les trois autres graphes montrent des vues projetées du nuage sur les facettes de l'espace de recherche (G_{ref}, ϕ) , (G_{ref}, ψ) et (ϕ, ψ) . Ces graphes indiquent que le nuage a une forme très allongée et presque linéaire dans l'espace (G_{ref}, ϕ, ψ) . Il a une forme quasi-sphérique dans le plan (G_{ref}, ϕ) et non pas allongée comme c'était le cas pour l'identification de G_{ref} et ϕ seuls. Par ailleurs, il s'étend sur une large gamme de variation pour ψ .

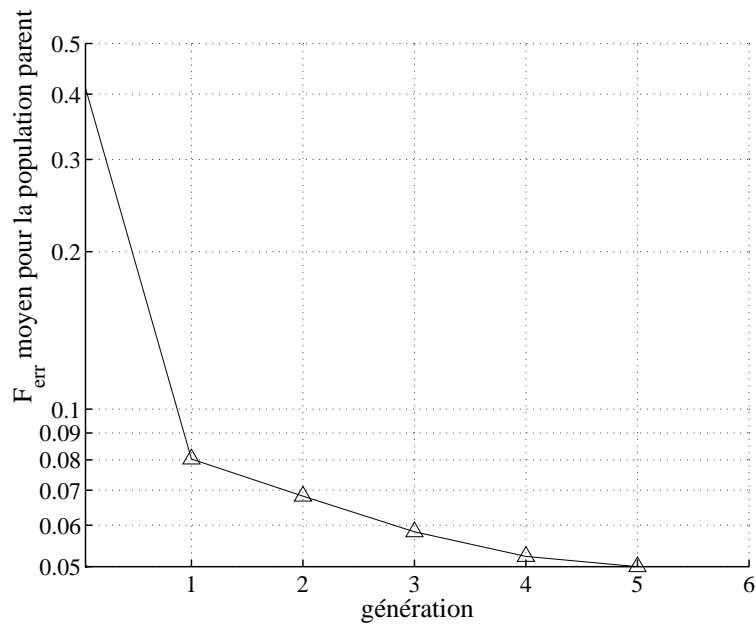


FIG. 4.48 – Pressiomètre synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} , ϕ et ψ . Évolution de la moyenne de la fonction erreur sur la population parent à chaque génération de AG (échelle semi-logarithmique)

TAB. 4.11 – Pressiomètre synthétique : Identification des paramètres G_{ref} , ϕ et ψ . Résultats de l'analyse en composantes principales sur les nuages de points solutions estimés à partir trois optimisations pour $N_{individus} = 450$ individus.

Matrice des corrélations des paramètres centrés réduits G_{ref} , ϕ et ψ

$$\begin{pmatrix} 1.00 & -0.31 & -0.75 \\ -0.31 & 1.00 & -0.34 \\ -0.75 & -0.34 & 1.00 \end{pmatrix}$$

Valeurs propres : poids des axes principaux du nuage de points

facteur 1 : 58.3%

facteur 2 : 40.7%

facteur 3 : 1.0%

Vecteurs propres : directions principales du nuage de points

	facteur 1	facteur 2	facteur 3
G_{ref}	0.70	0.32	-0.64
ϕ	0.03	0.90	-0.43
ψ	-0.71	0.28	-0.64

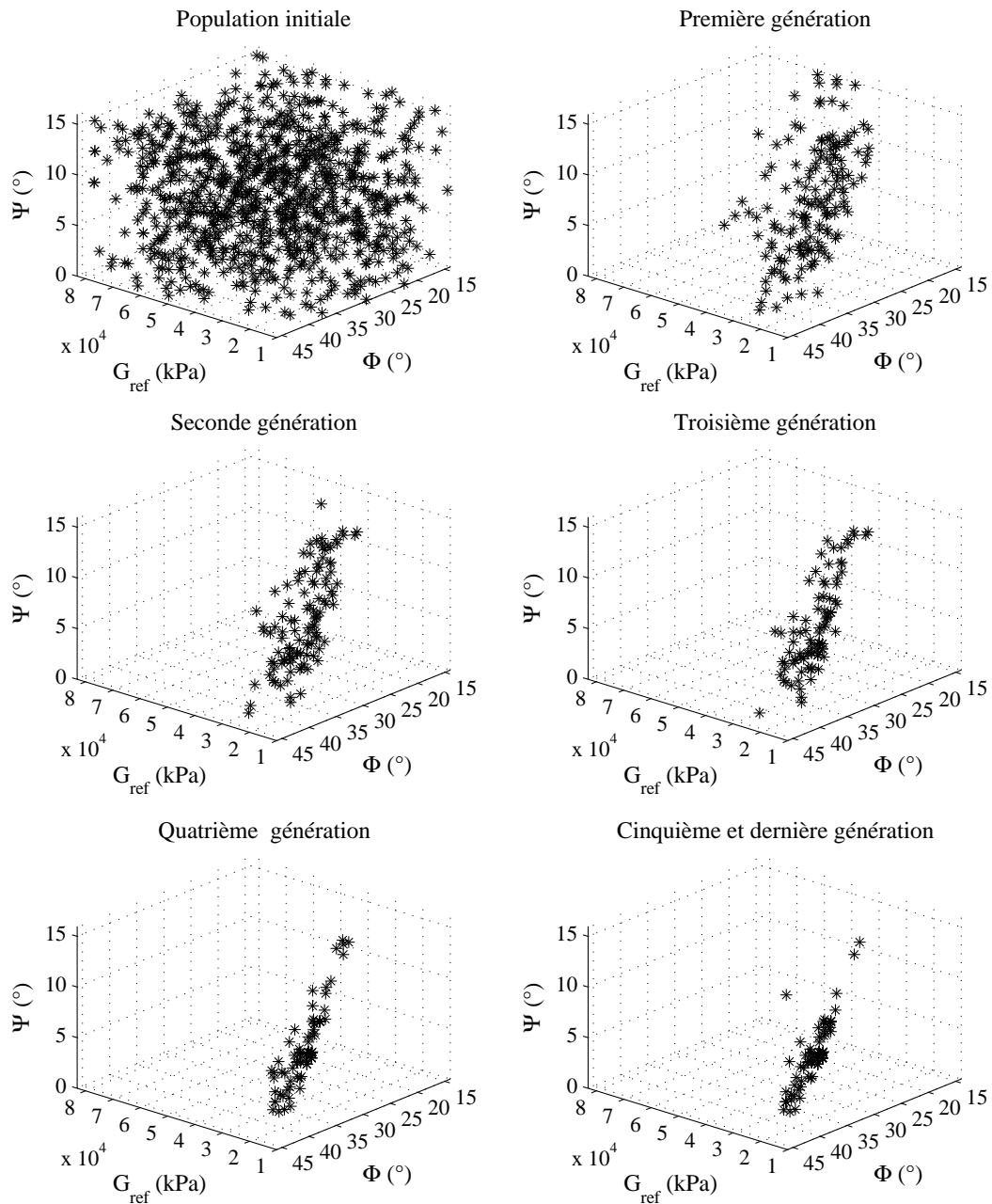


FIG. 4.49 – Pressiomètre synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} , ϕ et ψ . Processus d'optimisation par algorithme génétique : évolution sur l'espace de recherche des individus parents (*) à chaque génération.

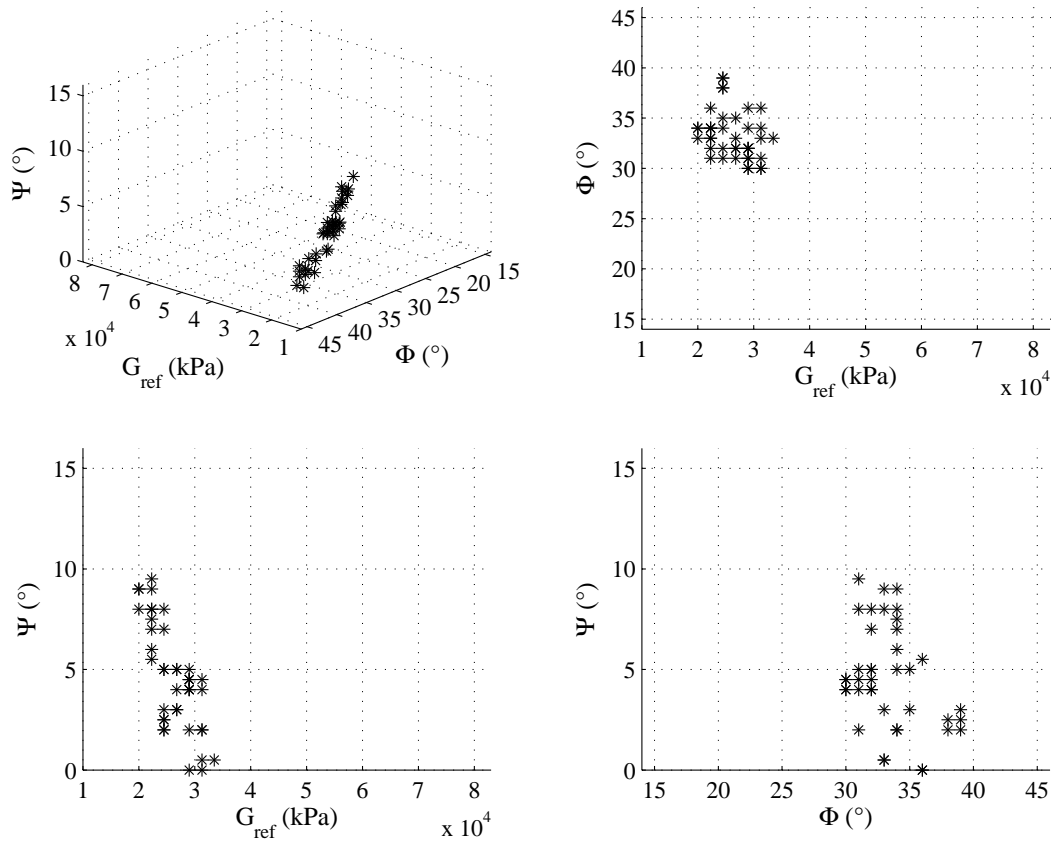


FIG. 4.50 – *Pressiomètre synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} , ϕ et ψ . Nuage de points solutions dans l'espace de recherche : vue 3D et vues 2D correspondantes aux images projetées du nuage sur les différentes facettes de l'espace de recherche (G_{ref} , ϕ), (G_{ref} , ψ) et (ϕ , ψ).*

Cependant, contrairement au problème de soutènement, ce nuage de points solutions n'est pas parallèle à l'axe ψ . Il semble plutôt qu'une augmentation de la dilataance soit linéairement liée à une diminution du module de cisaillement. Mathématiquement, cette relation liant ψ et G_{ref} se traduit par la définition du premier vecteur propre. Physiquement, cela signifie que la dilataance joue un rôle dans la forme de la courbe pressiométrique bien que son influence soit moindre comparée à celle de ϕ ou de G_{ref} .

Il est important de rappeler que ce résultat n'est valable que parce que le sol étudié ici est lâche et donc peu dilatatant. Comme le rappellent Cambou *et al.* [18], l'essai pressiométrique mesure l'intégrale d'une variation de volume locale sous l'action d'une sollicitation essentiellement déviatoire. Les propriétés de compressibilité et de dilataance du milieu ont donc une influence importante sur les résultats d'un essai réalisé sur un matériau dense, notamment vis-à-vis de l'apparition de grandes déformations plastiques. Il est donc probable que la relation liant ψ et G_{ref} change à mesure que la densité du matériau évolue. D'après Shahrour *et al.* [147], il existe alors un fort couplage entre G_{ref} , ϕ et ψ .

Finalement cette identification des paramètres de Mohr-Coulomb, G_{ref} , ϕ et ψ , à partir d'une courbe pressiométrique montre la robustesse de la méthode d'optimisation. Malgré le caractère mal posé du problème inverse, un échantillon représentatif des solutions du problème est estimé et caractérisé mathématiquement.

4.5.4 Identification de trois paramètres : G_{ref} , ϕ et K_0

Les études précédentes sur l'identification des paramètres G_{ref} et ϕ puis G_{ref} , ϕ et ψ à partir d'une courbe pressiométrique montrent qu'un échantillon représentatif de solutions peut être estimé par cette procédure d'analyse inverse basée sur un algorithme génétique. Cette identification est même comparable à celle établie pour l'étude d'un ouvrage de soutènement. Pour une utilisation pratique de la méthode, on imagine donc réaliser trois optimisations successives à partir d'une taille de population particulière et supposée suffisante pour résoudre le problème inverse. Trois ellipsoïdes solutions sont alors estimés et comparés. Les résultats de cette analyse servent ensuite à identifier les solutions du problème. De plus, en fonction de la stabilité de la solution identifiée, la qualité de cette solution peut être établie.

Pour terminer l'étude sur cet essai pressiométrique synthétique nous proposons donc dans ce paragraphe de chercher à identifier les paramètres G_{ref} , ϕ et K_0 selon cette méthode. Ainsi, trois optimisations sont menées pour une "grande" taille de population définie au paragraphe 4.4.2 pour l'identification de ces mêmes paramètres sur un ouvrage de soutènement ($N_{individus} = 540$). Puis, pour chacune de ces optimisations, des analyses statistiques en composantes principales sont établies. De ces analyses sont déduits des ellipsoïdes solutions. Enfin, la taille de l'intersection entre ces ellipsoïdes est comparée à la taille du plus grand ellipsoïde estimé pour juger de la qualité mais aussi de la stabilité de l'optimisation.

La figure 4.51 illustre les résultats de ces trois analyses en composantes principales par des graphes comparant les valeurs propres et les vecteurs propres des matrices des corrélations obtenues à chaque optimisation. Le premier graphe représente ainsi les trois valeurs propres obtenues pour les trois optimisations. Il montre qu'entre ces trois optimisations, les valeurs propres fluctuent ce qui signifie que le poids des vecteurs propres est différent d'une optimisation à une autre. Cependant, dans tous les cas, la troisième valeur propre étant très faible, l'impact du troisième vecteur propre est négligeable sur la définition du nuage. Ainsi, le nuage de points n'est caractérisé que par les deux premiers vecteurs propres.

Ces vecteurs propres sont représentés sur les trois autres graphes de la figure 4.51. Chaque graphe correspond aux composantes de chaque vecteur propre sur les paramètres G_{ref} , ϕ et K_0 . On remarque ainsi que les deux premiers vecteurs propres semblent définir des directions identiques à chaque optimisation. Par conséquent, l'orientation des axes principaux des ellipsoïdes solutions est bien définie sur l'espace de recherche. Le premier axe est fonction des trois paramètres (*cf.* vecteur propre n°1), le second axe est fonction essentiellement de ϕ et K_0 (*cf.* vecteur propre n°2). Pourtant, la taille de l'ellipsoïde intersection ne représente que 32% de la taille du plus grand ellipsoïde optimisé. Cela signifie que bien que l'orientation globale du nuage soit bien capturée par l'analyse en composantes principales, sa forme n'est pas bien décrite par un ellipsoïde.

La figure 4.52 présente les nuages de points solutions estimés par les trois optimisations et l'ellipsoïde solution global déduit de l'union de ces trois nuages. Sur cette figure, il apparaît clairement que le nuage de points solutions de ce problème décrit dans l'espace (G_{ref}, ϕ, K_0) une sorte de banane. Il n'a donc pas une forme linéaire, ce qui explique les fluctuations sur des valeurs propres évoquées précédemment. De plus, cette forme incurvée ne peut être représentée par un ellipsoïde, d'où les instabilités de la solution.

Ce problème est donc tout à fait similaire à celui évoqué au paragraphe 4.4.2 pour l'identification de G_{ref} , ϕ et K_0 à partir de la déformée d'un rideau de palplanches. L'ACP du

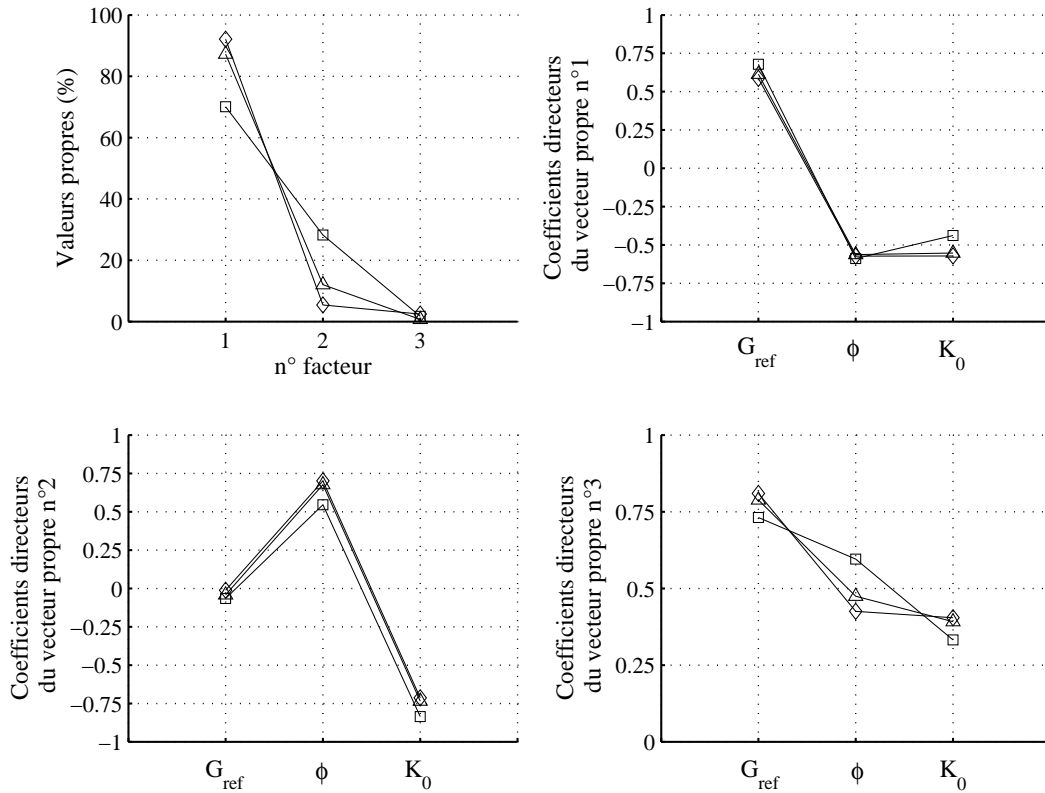


FIG. 4.51 – Pressiomètre synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} , ϕ et K_0 . Valeurs propres et vecteurs propres des matrices de corrélations déduites de trois optimisations avec $N_{individus} = 540$ individus.

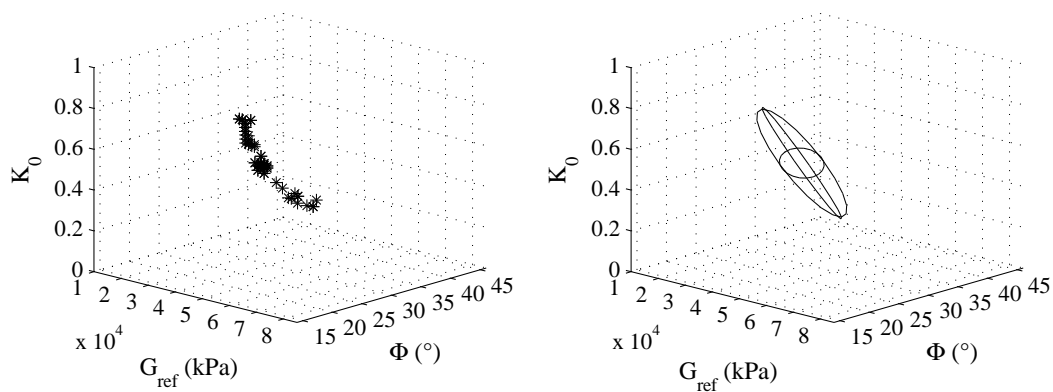


FIG. 4.52 – Pressiomètre synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} , ϕ et K_0 . Nuage de points solutions et ellipsoïde solution déduites de trois optimisations avec $N_{individus} = 540$ individus.

nuage n'est pas stable mais des informations peuvent tout de même en être tirées. L'optimum mathématique est la combinaison suivante de paramètres :

$$\begin{aligned}G_{ref} &= 29000 \text{ kPa} \\ \phi &= 33.0^\circ \\ K_0 &= 0.449\end{aligned}$$

et l'optimum statistique correspond aux valeurs ci-dessous :

$$\begin{aligned}G_{ref} &= 32000 \pm 9700 \text{ kPa} \\ \phi &= 32.7 \pm 1.6^\circ \\ K_0 &= 0.449 \pm 0.082\end{aligned}$$

d'où les coefficients de variation suivants :

$$\begin{aligned}\delta G_{ref} &= 30.3\% \\ \delta \phi &= 5.0\% \\ \delta K_0 &= 18.3\%\end{aligned}$$

Comme précédemment, cette simple analyse statistique du nuage de points solutions montre qu'une surévaluation de G_{ref} est compensée par une sous évaluation de ϕ . De plus, le coefficient de variation de l'angle de frottement ϕ est plus faible que celui du coefficient des terres au repos K_0 , lui même plus faible que celui de G_{ref} . Ceci vérifie l'analyse de sensibilité faite par Al Husein [2] selon laquelle l'angle de frottement ϕ et le coefficient des terres K_0 jouent un rôle important dans l'interprétation d'essais pressiométriques.

4.5.5 Commentaires

Les différents essais menés pour l'identification des paramètres de sol à partir d'une courbe pressiométrique semblent montrer que bien que ce problème soit mal posé, la méthode d'optimisation développée ici est pertinente. Un ensemble intéressant de combinaisons de paramètres peut toujours être estimé par cette méthode. Lorsque la forme de ce nuage est bien décrite par un ellipsoïde, l'ACP vient compléter l'identification du nuage et permet d'en avoir une description précise. Malgré tout, il est important de souligner que cette méthode inverse, pour avoir tout son sens, doit être complétée par une expertise géotechnique.

4.6 Comparaison de la méthode d'identification à des méthodes de gradient

Après avoir détaillé le processus d'optimisation par algorithme génétique, une analyse comparative entre les résultats fournis par une optimisation par algorithme génétique et une optimisation par méthode de gradient est proposée. Cette étude a pour but de valider l'intérêt des algorithmes génétiques pour la résolution de problèmes géotechniques. Pour juger des performances d'un algorithme génétique, quelques tests sont analysés comparativement aux méthodes de gradient suivantes :

- la méthode de gradient à pas optimal [91];
- la méthode de Gauss-Newton par l'intermédiaire du code d'optimisation UCODE [129].

4.6.1 Comparaison avec la méthode de gradient à pas optimal

4.6.1.1 Algorithme de minimisation

La méthode de gradient à pas optimal est la méthode d'optimisation par gradient la plus simple. Chaque combinaison de $N_{param\grave{e}tre}$ paramètres inconnus est notée sous forme d'un vecteur \mathbf{p} auquel est associée une fonction erreur, $F_{err}(\mathbf{p})$ vérifiant l'équation 3.3. Le problème inverse repose sur un espace de $N_{param\grave{e}tre}$ -dimensions où les combinaisons de paramètres \mathbf{p} , bornées par des valeurs \mathbf{p}_{min} et \mathbf{p}_{max} , évoluent comme suit :

1. Initialement, une combinaison de paramètres \mathbf{p}_k est choisie *a priori* sur l'espace de recherche des paramètres.
2. La fonction erreur $F_{err}(\mathbf{p}_k)$ et le gradient $\nabla F_{err}(\mathbf{p}_k)$ associés à \mathbf{p}_k sont ensuite évalués par simulations directes du problème associé, soit $2N_{param\grave{e}tre} + 1$ calculs éléments finis (1 calcul éléments finis pour l'estimation de $F_{err}(\mathbf{p}_k)$ et $2N_{param\grave{e}tre}$ calculs éléments finis pour l'estimation de $\nabla F_{err}(\mathbf{p}_k)$).
3. Les calculs de $F_{err}(\mathbf{p}_k)$ et de $\nabla F_{err}(\mathbf{p}_k)$ permettent de faire évoluer le point \mathbf{p}_k vers un point \mathbf{p}_{k+1} , caractéristique d'une nouvelle combinaison de paramètres, comme suit :

$$\mathbf{p}_{k+1} = \mathbf{p}_k + x \mathbf{d}_k \quad (4.11)$$

où \mathbf{d}_k est un vecteur indiquant la direction de descente sur la fonction erreur tel que :

$$\mathbf{d}_k = -\frac{F_{err}(\mathbf{p}_k)}{\|\nabla F_{err}(\mathbf{p}_k)\|^2} \nabla F_{err}(\mathbf{p}_k) \quad (4.12)$$

et x un scalaire sans dimension caractérisant le pas de descente. La valeur optimale de x est déterminée par une estimation quadratique de F_{err} dans la direction de descente \mathbf{d}_k .

4. A partir de cette nouvelle combinaison de paramètres \mathbf{p}_{k+1} , le processus d'optimisation recommence depuis l'étape 2 jusqu'à ce que la fonction erreur $F_{err}(\mathbf{p}_{k+1})$ soit plus petite que l'erreur expérimentale de mesure ou jusqu'à ce que la norme du vecteur de paramètres incrémental, $\|\mathbf{p}_{k+1} - \mathbf{p}_k\|$, soit plus petite qu'une précision souhaitée.

4.6.1.2 Optimisations

Pour comparer la méthode de gradient à pas optimal et la méthode d'optimisation par algorithme génétique, nous reprenons tout d'abord l'ouvrage de soutènement synthétique décrit au paragraphe 4.3. Dans cet exemple, la fonction erreur est relativement convexe et présente un minimum unique dans l'espace de recherche des paramètres G_{ref} et ϕ .

La figure 4.53 présente les lignes de niveau de la fonction erreur et présente le chemin suivi par le processus d'optimisation par méthode de gradient dans l'espace de recherche. La figure 4.54 présente les déformées horizontales du rideau de palplanches U_x en fonction de la profondeur z associées aux combinaisons de paramètres initiale et finale du processus d'optimisation comparativement aux données expérimentales.

Ainsi, partant d'une estimation *a priori* des valeurs des paramètres égale à :

$$\begin{aligned} G_{ref} &= 60000 \text{ kPa} \\ \phi &= 44^\circ \end{aligned}$$

six itérations du processus d'optimisation sont nécessaires pour que l'algorithme converge vers :

$$\begin{aligned} G_{ref} &= 23000 \text{ kPa} \\ \phi &= 34.5^\circ \end{aligned}$$

Cette combinaison de paramètres améliore sensiblement l'estimation de la déformée horizontale du rideau de palplanches comme le montre la figure 4.54.

Nous avons vu au paragraphe 3.2.1 que lorsque l'optimisation est menée par un algorithme génétique, la recherche de l'optimum exact, ou optimum mathématique du problème, donne sur trois optimisations distinctes les résultats présentés dans le tableau 4.4, soit :

$$\begin{aligned} G_{ref} &= 22250 - 23375 \text{ kPa} \\ \phi &= 34.5 - 35^\circ \end{aligned}$$

auxquels il faut ajouter une incertitude liée à la taille du maillage utilisé pour l'optimisation par algorithme génétique :

$$\begin{aligned} \Delta G_{ref} &= \pm 1125 \text{ kPa} \\ \Delta \phi &= \pm 0.5^\circ \end{aligned}$$

Si l'on compare ces résultats à ceux estimés par la méthode de gradient à pas optimal, il est clair que ces deux méthodes d'optimisation fournissent pour ce problème les mêmes combinaisons de paramètres solutions. Cependant alors qu'il faut 150 calculs éléments finis à l'algorithme génétique pour converger, il en faut uniquement 30 à la méthode de gradient à pas optimal.

Cet exemple montre que dans la recherche d'un optimum, lorsqu'il y a peu de paramètres de sols inconnus, la méthode de gradient à pas optimal, bien que basique, est plus efficace en terme de coût de calcul que l'algorithme génétique. Toutefois, appliquée à des problèmes d'optimisation plus complexes, tels ceux présentés pour les ouvrages de soutènement au paragraphe 4.4 et pour les essais pressiométriques au paragraphe 4.5, la méthode d'optimisation de gradient à pas optimal ne converge pas [91; 96; 97]. Au contraire, nous avons vu que la méthode d'optimisation par algorithme génétique permet l'identification de ces problèmes inverses pour lesquels la fonction erreur est plate et pas toujours convexe. Par ailleurs, dans tous les cas, la méthode d'optimisation par algorithme génétique permet d'identifier un échantillon de combinaisons de paramètres plus ou moins représentatif de l'ensemble des solutions du problème.

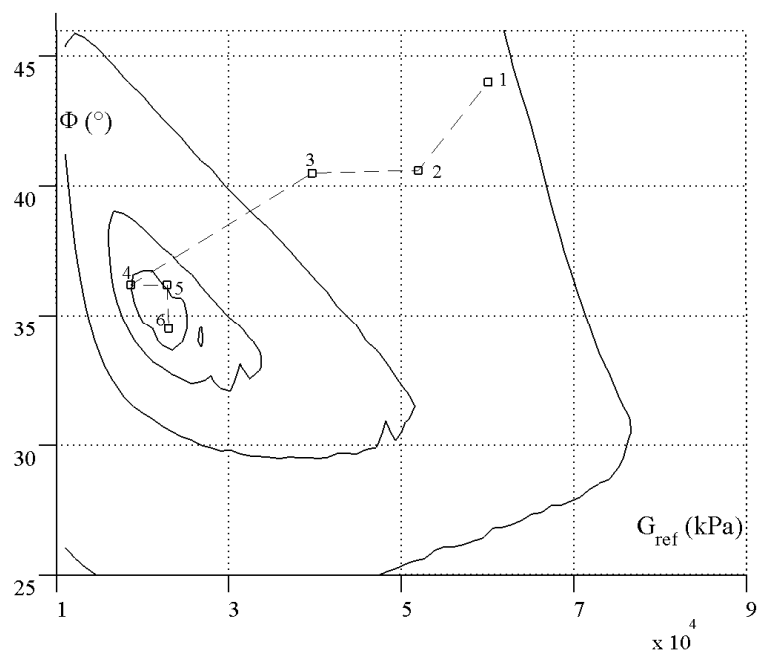


FIG. 4.53 – Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ par une méthode de gradient à pas optimal. Chemin suivi par la méthode d'optimisation jusqu'à convergence (\square notés 1 à 6) dans l'espace de recherche.

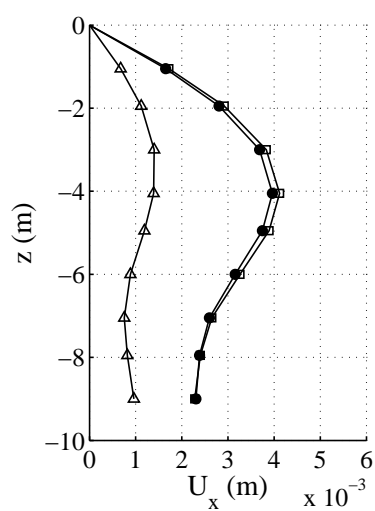


FIG. 4.54 – Ouvrage de soutènement synthétique : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb G_{ref} et ϕ par une méthode de gradient à pas optimal. Déplacement horizontal du rideau de palplanches en fonction de la profondeur z . \bullet : mesures expérimentales à optimiser; \triangle : modélisation a priori des mesures; \square : modélisation des mesures après optimisation.

4.6.2 Comparaison avec UCODE

Pour compléter cette analyse comparative entre méthodes d'optimisation, une étude est menée en collaboration avec l'université Northwestern aux États-Unis, état de l'Illinois. Cette étude concerne l'identification des paramètres d'un sol derrière un mur de soutènement par une méthode de gradient basée sur le logiciel d'optimisation UCODE, laquelle est comparée à la méthode basée sur un algorithme génétique.

4.6.2.1 Algorithme de minimisation

UCODE est un code universel d'analyse inverse développé par Poeter et Hill [123] permettant d'optimiser n'importe quel type de problème. La solution d'un problème d'estimation de paramètres résulte de la minimisation d'une fonction erreur de type moindres carrés par une régression non-linéaire de type Gauss-Newton modifié. Les principes de cette méthode sont détaillés pour la géotechnique par Calvello [15] et Rechea [128].

Pour notre usage ici rappelons cependant que la fonction erreur utilisée pour représenter qualitativement la solution du problème, notée $S(\mathbf{p})$, est définie comme suit :

$$S(\mathbf{p}) = [\mathbf{U}_e - \mathbf{U}_n(\mathbf{p})]^T \boldsymbol{\Omega} [\mathbf{U}_e - \mathbf{U}_n(\mathbf{p})] = \mathbf{e}^T \boldsymbol{\Omega} \mathbf{e} \quad (4.13)$$

où \mathbf{p} est le vecteur de paramètres à estimer; \mathbf{U}_e est le vecteur de données expérimentales à optimiser; $\mathbf{U}_n(\mathbf{p})$ est le vecteur de données numériques évalué pour reproduire les données expérimentales; $\boldsymbol{\Omega}$ est une matrice poids servant à pondérer les données et l'estimation; \mathbf{e} un vecteur résidu entre les données expérimentales et leurs équivalents numériques.

Par ailleurs, la procédure inverse est contrôlée par une matrice de sensibilité notée \mathbf{X} . Cette matrice est le résultat de petites perturbations sur la solution estimée et permet de juger de la qualité de la solution. Enfin, les valeurs des paramètres qui permettent le meilleur calage numérique sur les données expérimentales sont optimisées par une méthode de Gauss-Newton modifié. Elle inclut un paramètre de Marquardt qui augmente les performances de la méthode de Newton pour résoudre des problèmes mal posés et un paramètre de freinage qui ajuste la vitesse de descente pour garantir la stabilité de la solution estimée (*cf.* figure 2.6).

4.6.2.2 Optimisations

Définition du problème

Pour comparer une optimisation par UCODE et une optimisation par algorithme génétique, un modèle de soutènement synthétique est étudié. Cet ouvrage est choisi pour représenter une excavation typique dans l'argile de Chicago. Le profil de sol se décompose en une couche de 3.5 m de sable qui repose sur une couche d'argile saturée dont la rigidité augmente avec la profondeur.

L'excavation est réalisée jusqu'à 11 m de profondeur. Le soutènement est assuré par un rideau de palplanches de 14 m maintenu par deux rangées de butons. La figure 4.55 présente le modèle numérique en déformation plane associé à ce problème. Le tableau 4.12 détaille les caractéristiques du rideau et des butons.

Le comportement mécanique du sable et de l'argile sont modélisés par la loi constitutive *Hardening Soil* dont les valeurs des paramètres sont fournies dans le tableau 4.13. Ces valeurs servent dans un premier temps à définir les données expérimentales utilisées pour l'analyse inverse. Par la suite, le module de déformation élastique en chargement déviatoire E_{50}^{ref} et le module en décharge/recharge élastique E_{ur}^{ref} , tous deux évalués pour une pression de référence $p_{ref} = 100kPa$, sont supposés inconnus. D'après Finno et Calvello [40], ces paramètres sont les plus influents sur le comportement d'une telle excavation dont les mouvements sont limités.

Les données expérimentales utilisées pour l'optimisation correspondent aux déplacements horizontaux $U_x(z)$ d'un inclinomètre fictif placé 2 m derrière le mur de soutènement. Cette courbe de référence $U_x(z)$, présentée figure 4.56, est calculée pour les paramètres de sol dont les valeurs sont données dans le tableau 4.13. Elle correspond aux déplacements des nœuds d'une ligne artificielle sur le modèle éléments finis, estimés suite à l'excavation.

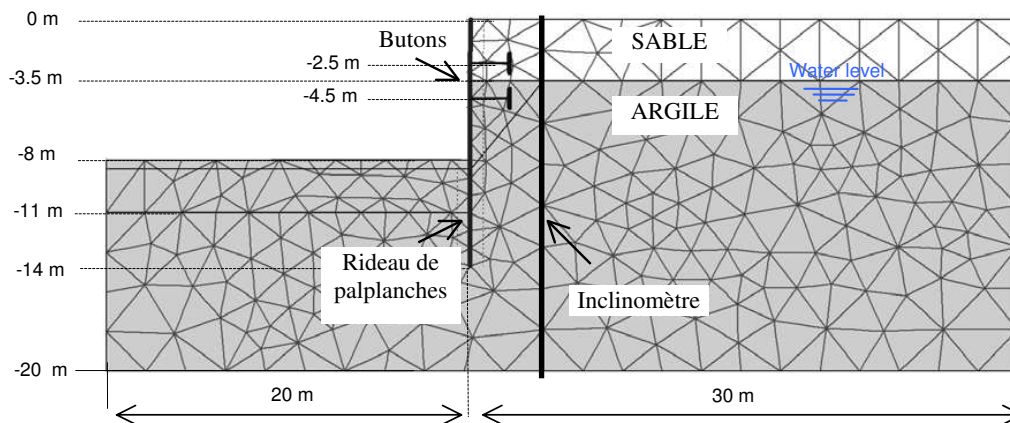


FIG. 4.55 – Ouvrage de soutènement synthétique typique de Chicago : Modèle éléments finis 2D en déformation plane et maillage associé.

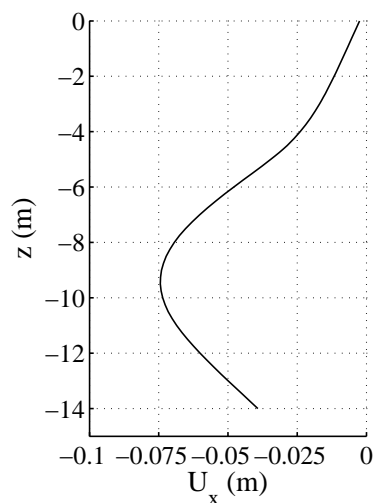


FIG. 4.56 – Ouvrage de soutènement synthétique typique de Chicago : déplacement horizontal U_x deux mètres derrière le rideau de palplanches en fonction de la profondeur z (en mètres).

TAB. 4.12 – *Ouvrage de soutènement synthétique typique de Chicago : Valeurs des paramètres des modèles de comportement élastiques utilisés pour modéliser le rideau de palplanches et les butons.*

Paramètre	Nom	Valeur	Unité
Mur de soutènement			
rigidité normale	EA	$2.9 \cdot 10^6$	kN/m
rigidité de flexion	EI	$59.0 \cdot 10^3$	kNm^2/m
poids	w	2.220	$kN/m/m$
épaisseur équivalente	d	0.495	m
coefficient de poisson	ν	0	-
Butons			
rigidité normale	EA	$9.0 \cdot 10^5$	kN/m

TAB. 4.13 – *Valeurs des paramètres des modèles constitutifs de sol Hardening Soil pour les couches de sol du modèle synthétique de soutènement typique de Chicago.*

Paramètre	Nom	Couche de sable	Couche d'agile
Module déviatorique (kPa)	E_{50}^{ref}	7200	20000
Module œdométrique (kPa)	E_{oed}^{ref}	7200	14000
Module de décharge/recharge (kPa)	E_{ur}^{ref}	21600	60000
coefficient puissance	m	0.5	0.85
Pression de référence (kPa)	p^{ref}	100	100
coefficient de poisson	ν_{ur}	0.2	0.2
Cohésion (kPa)	c^{ref}	0.2	0.2
Angle de frottement (°)	ϕ	37	26
Angle de dilatance (°)	ψ	5	0

La précision d'un inclinomètre typique étant de $\pm 2.4\text{mm/m}$, cette valeur est utilisée dans la définition des fonctions erreurs relatives aux deux méthodes d'optimisation utilisées. Ainsi, pour l'algorithme génétique, les coefficients ε et α de F_{err} (éq. 3.3 et éq. 3.4) sont choisis tels que :

$$\begin{aligned}\varepsilon &= 0 \\ \alpha &= 2.4 \cdot 10^{-3}\end{aligned}\tag{4.14}$$

Par cette définition, seule une très faible erreur relative est prise en compte sur les données expérimentales. Pour la méthode de gradient, tous les coefficients de la matrice poids Ω de $S(\mathbf{p})$ (éq. 4.13) sont nuls sauf les termes diagonaux qui vérifient :

$$\omega_i = \frac{1}{\left(\frac{0.24}{1000 \cdot 1.96} \cdot d_i\right)^2}\tag{4.15}$$

où d_i correspond à la distance entre l'extrémité de l'inclinomètre et la position du $i^{\text{ème}}$ point de mesure.

Les fonctions erreur $S(\mathbf{p})$ et F_{err} sont représentées respectivement sur les figures 4.57 et 4.58 dans le plan $(E_{50}^{ref}, E_{ur}^{ref})$. Ces figures montrent que les allures générales de la surface de F_{err} et de $S(\mathbf{p})$ sont proches. La forme générale de ces fonctions erreurs est plutôt bien définie et présente un minimum unique. Notons que cet espace est tronqué, le code de calculs éléments finis Plaxis borne les valeurs pouvant être prises par E_{ur}^{ref} entre 2 et 20 fois la valeur de E_{50}^{ref} .

Analyses Inverses

L'analyse comparative des méthodes inverses est menée pour l'identification du module de déformation élastique en chargement déviatoire E_{50}^{ref} et du module en décharge/recharge élastique E_{ur}^{ref} , tout deux pris pour une pression de référence $p_{ref} = 100\text{kPa}$.

Pour la méthode de gradient UCODE, quatre optimisations à partir de quatre combinaisons de paramètres initiales différentes sont étudiées. Ces combinaisons initiales explicitées dans le tableau 4.14, sont choisies proportionnellement aux valeurs optimales connues du problème. Pour la méthode par algorithme génétique, deux optimisations sont menées sur un espace de recherche défini lui aussi proportionnellement aux valeurs optimales connues du problème comme précisé dans le tableau 4.14.

Pour simplifier l'analyse entre UCODE et AG, seul l'optimum mathématique identifié par l'algorithme génétique est considéré dans ce tableau. Malgré tout, compte tenu de la finesse du maillage retenu sur chacun des paramètres et du caractère stochastique de la méthode, il est important de rappeler que l'évaluation des paramètres E_{50}^{ref} et E_{ur}^{ref} par algorithme génétique est entachée d'une incertitude au moins égale à la finesse du maillage, soit ± 1170 kPa pour E_{50}^{ref} et ± 3500 kPa pour E_{ur}^{ref} . Par ailleurs, pour limiter le temps de calcul, la taille de la population utilisée dans l'AG est choisie petite: $N_{individus} = 48$ individus.

Le tableau 4.14 résume les résultats obtenus pour ces six optimisations. Il montre que pour chaque cas les valeurs des paramètres sont bien estimées. Cependant, le coût de calcul nécessaire pour faire converger les méthodes est jusqu'à dix fois plus important pour la méthode basée sur l'algorithme génétique que pour la méthode basée sur le gradient. Cette différence

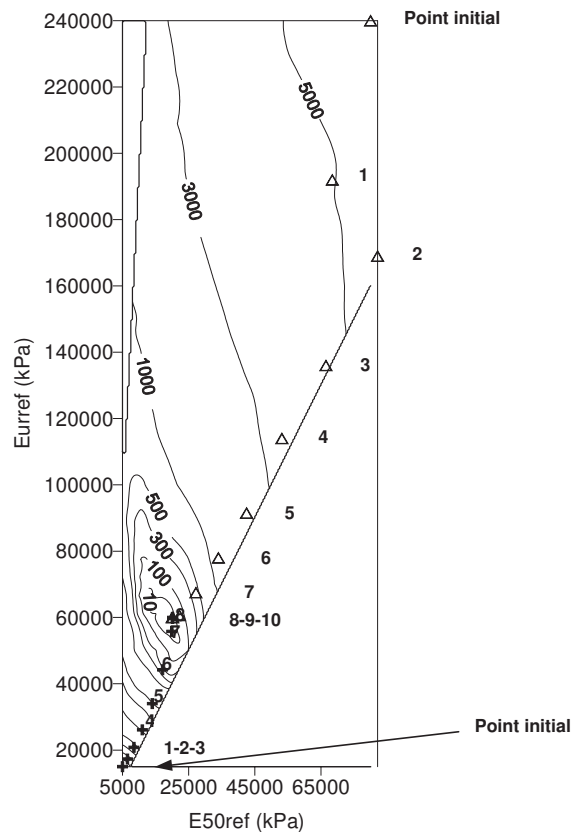


FIG. 4.57 – Ouvrage de soutènement synthétique typique de Chicago : ligne de niveau de la fonction erreur $S(p)$ dans l'espace de recherche E_{50}^{ref} et E_{ur}^{ref} et chemin suivi au cours des itérations de deux optimisations par la méthode de Gradient dont les points initiaux sont : $E_{50}^{ref} = 5000$ kPa, $E_{ur}^{ref} = 5000$ kPa (+); $E_{50}^{ref} = 80000$ kPa, $E_{ur}^{ref} = 240000$ kPa (Δ).

est en partie due au grand nombre de calculs nécessaires initialement pour lancer une optimisation par algorithme génétique.

Sur la figure 4.57 est tracé le chemin suivi sur l'espace de recherche des paramètres par deux optimisations de type gradient. Sur cette figure, il apparaît alors clairement que partant de deux extrémités de l'espace de recherche des paramètres, l'optimum est rapidement atteint. Sur la figure 4.58 est tracée l'évolution des individus composant les populations parents au cours du processus d'optimisation par algorithme génétique. Il apparaît cette fois que partant d'une population initiale uniformément répartie sur tout l'espace de recherche des paramètres, dès la première itération une zone solution de l'espace est identifiée. Puis, au fur et à mesure des itérations de l'AG, l'identification s'affine autour de l'optimum absolu du problème.

Ces caractéristiques se retrouvent figure 4.59 sur laquelle est tracée l'évolution des fonctions erreurs pour chacune des optimisations en fonction des itérations (ou générations) des algorithmes. Notons que les fonctions erreurs correspondant aux optimisations par gradient ont été recalculées avec F_{err} . Cette figure montre que pour les optimisations par algorithme génétique, la valeur de F_{err} chute fortement à la première génération, caractérisant l'identification d'un ensemble de solutions approchées dès les premières générations. Puis, elle évolue progressivement jusqu'à ce que tous les individus parents soient égaux à une même combinaison de paramètres. Au contraire, pour la méthode de gradient la valeur de F_{err} évolue pas à pas avec les itérations de la méthode.

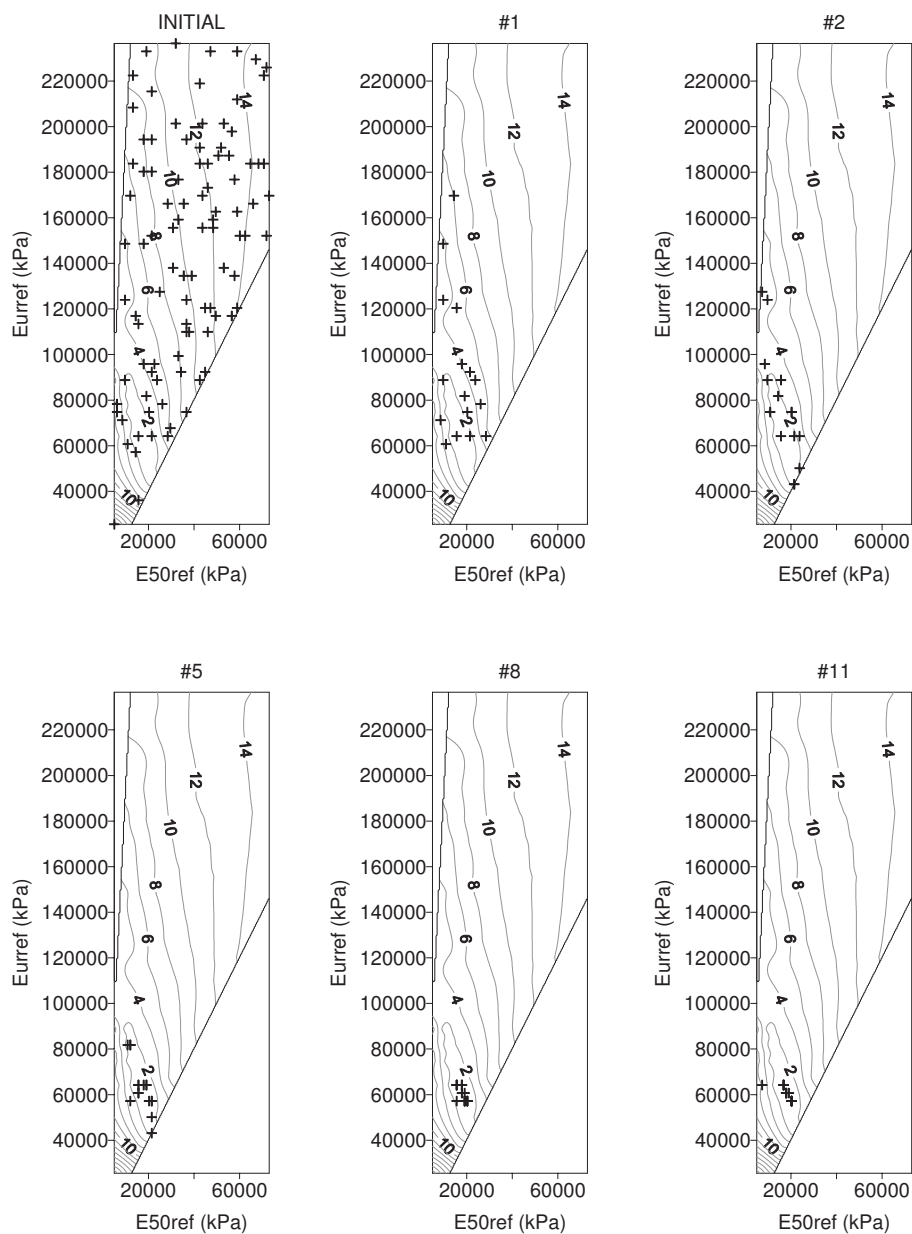


FIG. 4.58 – Ouvrage de soutènement synthétique typique de Chicago : ligne de niveau de la fonction erreur F_{err} dans l'espace de recherche E_{50}^{ref} et E_{ur}^{ref} et évolution des individus parents à chaque générations de AG.

TAB. 4.14 – Résultats des optimisations par UCODE et AG sur un ouvrage de soutènement synthétique typique de Chicago pour l'identification de E_{50}^{ref} et E_{ur}^{ref} .

Méthode de gradient : UCODE					
		test 1	test 2	test 3	test 4
Point	E_{50}^{ref} (kPa)	5000	10000	40000	80000
initial	E_{ur}^{ref} (kPa)	15000	30000	120000	240000
Optimum	E_{50}^{ref} (kPa)	20100	20000	20100	20000
	E_{ur}^{ref} (kPa)	60000	60000	60000	60000
Nombre d'itérations		8	7	5	10
Nombre de calculs MEF		29	26	20	35
Algorithme génétique					
		test 1	test 2		
Espace de recherche et finesse du maillage		$5000 \leq E_{oed}^{ref} \leq 80000$ kPa $\Delta E_{oed}^{ref} = 1170$ kPa $15000 \leq E_{ur}^{ref} \leq 240000$ kPa $\Delta E_{ur}^{ref} = 3500$ kPa			
Optimum	E_{50}^{ref} (kPa)	19100	20200		
	E_{ur}^{ref} (kPa)	60700	57200		
Nombre de générations		11	24		
Nombre de calculs MEF		208	208		

Ainsi, l'algorithme génétique permet une évaluation rapide des solutions approchées d'un problème mais nécessite de nombreuses itérations avant de converger vers une unique solution. Au contraire, une méthode de gradient converge progressivement vers l'optimum mais évalue plus précisément "la" solution du problème.

Cette étude comparative entre une optimisation par AG et une optimisation par le logiciel UCODE aboutit donc pour un problème de soutènement aux mêmes conclusions que la comparaison précédente avec une méthode de gradient plus basique. Chacune de ces méthodes identifie la solution optimale du problème inverse. Cependant, pour ce type de problème à deux paramètres, l'optimisation par gradient nécessite un coût de calcul moindre comparé à une optimisation par algorithme génétique. L'intérêt des algorithmes génétiques réside donc essentiellement dans la résolution de problèmes plus complexes pour lesquels les méthodes de gradient atteignent leurs limites.

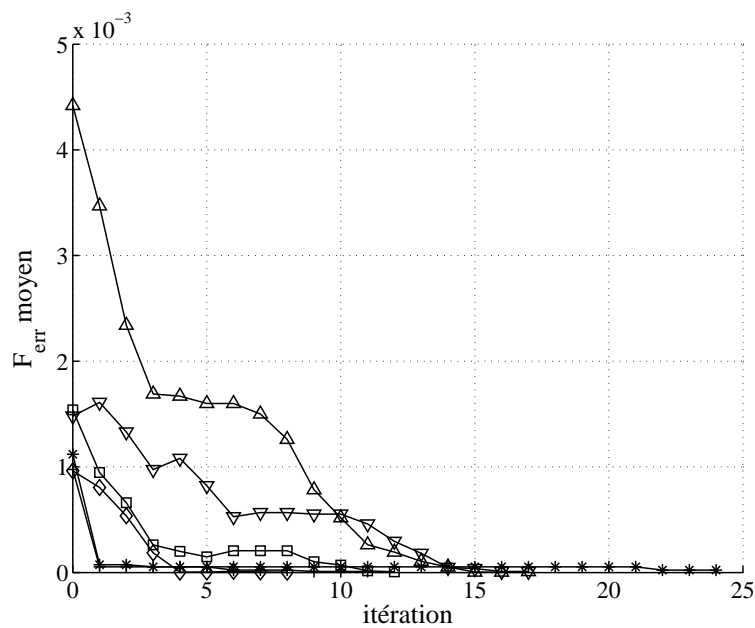


FIG. 4.59 – Ouvrage de soutènement synthétique typique de Chicago : évolution des fonctions erreurs F_{err} pour deux optimisations par algorithme génétique (+; *) et quatre optimisations par méthode de gradient (\square ; \diamond ; \triangle ; ∇).

4.7 Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons cherché à valider la méthode d'optimisation par algorithme génétique à partir de l'étude d'un problème synthétique d'excavation et de l'étude d'un pressiomètre synthétique. Pour ces deux applications, nous avons testé les capacités de la méthode à identifier deux puis trois paramètres de Mohr-Coulomb. Il est ressorti qu'une optimisation par algorithme génétique permet dans chaque cas d'identifier un optimum satisfaisant. Cet optimum est proche des valeurs optimales exactes connues et permet une très bonne reproduction des données expérimentales. De plus, comparé à une optimisation par méthode de gradient, il fournit des informations supplémentaires sur la sensibilité des paramètres et sur l'existence de relations entre ces paramètres, qui sont la conséquence de l'influence des paramètres sur la fonction erreur.

Ainsi, sous certaines conditions, le processus d'optimisation est capable non seulement d'identifier une solution du problème mais aussi d'identifier un échantillon de solutions avec une bonne précision et un coût de calcul raisonnable comparé à une exploration de l'espace de recherche. Cette particularité des algorithmes génétiques permet de pallier les problèmes de non unicité de la solution des analyses inverses pour lesquels les méthodes d'optimisation par gradient échouent [91; 96; 97].

Mais dans ce cas, la qualité des résultats dépend des valeurs des paramètres intrinsèques choisies dans l'algorithme génétique. Il est important d'utiliser une taille de population suffisamment grande pour que l'échantillon de solutions soit véritablement représentatif de l'ensemble des solutions du problème. Malheureusement, plus la taille de la population est grande, plus le coût de calculs éléments finis est important [87; 90].

Par ailleurs, les valeurs optimales des paramètres de l'algorithme génétique dépendent *a priori* beaucoup de l'application considérée [33; 153]. Malgré tout, en comparant les résultats obtenus pour le problème d'excavation et le pressiomètre, il est possible d'estimer un ordre de grandeur de ces paramètres qui reste valable pour chacune de ces applications.

En outre, le bruit des données expérimentales et la taille de l'espace de recherche définis pour l'algorithme génétique semblent peu influencer sur le processus d'optimisation pour la recherche d'un ensemble de solutions au problème. Toutefois, la taille et la forme du nuage de points décrit par l'ensemble des solutions recherchées peut perturber le post-traitement par ACP. Si le nuage de points solutions est trop petit ou trop fin sur l'espace, ou bien, s'il décrit une forme trop incurvée, son évaluation par ACP est moins précise.

Finalement, la méthode d'optimisation par algorithme génétique permet d'estimer un échantillon de solutions pour un problème inverse de géotechnique. L'évaluation statistique de ce nuage solution par analyse en composantes principales permet ensuite de caractériser mathématiquement ces solutions. Mais, il est important de garder à l'esprit que cette dernière étape dans l'identification des paramètres d'un sol peut cacher l'existence de relations complexes entre les paramètres. Cet outil d'analyse inverse ne doit donc pas être vu comme un "estimateur de paramètres" mais comme une aide à une expertise géotechnique pour choisir les paramètres mécaniques du sol en vue du dimensionnement ou du suivi d'ouvrages géotechniques.

Maintenant que la méthode inverse développée dans cette thèse est validée pour des essais et ouvrages géotechniques synthétiques, nous consacrons le chapitre 5 à sa mise en application sur des données expérimentales.

5.1 Introduction

Au chapitre précédent, la méthode d'identification est testée pour l'évaluation des paramètres de sols à partir de mesures synthétiques. Ces études sur un ouvrage de soutènement et un essai pressiométrique montrent les capacités d'un algorithme génétique à optimiser les caractéristiques des sols. Pour compléter cette étude, ce dernier chapitre met en application la méthode d'identification pour des ouvrages et essais réalisés dans des conditions réelles.

Après quelques rappels sur les conditions d'usage de la méthode d'identification au paragraphe 5.2, un pressiomètre de laboratoire en chambre de calibration est analysé au paragraphe 5.3. Puis, deux ouvrages de soutènement sont étudiés : le rideau de palplanches expérimental de Hochstetten au paragraphe 5.4 et une excavation en milieu urbain réalisée à Chicago au paragraphe 5.5. Enfin, une étude couplant analyse inverse et méthode observationnelle est proposée pour l'analyse d'un ouvrage de soutènement au paragraphe 5.6.

5.2 Mise en application de la méthode d'identification

Compte tenu des conclusions du chapitre 4, sur l'application de la méthode d'identification basée sur un algorithme génétique, sur des ouvrages et essais géotechniques synthétiques, un schéma de mise en application de la méthode peut être déduit.

La figure 3.9 rappelle les principales étapes de la méthode d'optimisation. Elle montre qu'il faut d'abord se donner un problème géotechnique et le modéliser numériquement. Pour cela, le code éléments finis Plaxis [14] est utilisé et la description du problème est définie conformément aux recommandations de Potts et Zdravkovic [124; 125].

Il convient ensuite de poser le problème inverse. Nous avons vu, au chapitre 2, que pour bien poser le problème d'optimisation il est nécessaire d'opérer à des choix sur les paramètres à identifier, sur l'espace de recherche, sur la fonction erreur et sur la méthode d'optimisation. Conformément aux résultats du chapitre 4, l'identification des paramètres est d'autant plus précise que les variables du problème ont une influence significative sur les données expérimentales. L'espace de recherche associé à ces variables doit être défini en fonction des gammes de variations supposées des paramètres et de l'incertitude acceptée sur chacun d'eux.

Sur cet espace de recherche, des combinaisons de paramètres sont évaluées par le modèle numérique. La réponse numérique obtenue est ensuite comparée aux données expérimentales disponibles. Cette comparaison se traduit par le calcul de l'écart entre les données observées et les données calculées, c'est-à-dire le calcul de la fonction erreur. Cette fonction vérifie l'équation 3.3 pour laquelle les coefficients ε et α correspondent aux erreurs absolues et relatives des instruments de mesures.

Enfin, cet écart est minimisé par un algorithme d'optimisation, en l'occurrence un algorithme génétique. De cette optimisation, de nouvelles valeurs pour les paramètres du modèle constitutif de sol sont évaluées. Le processus se répète jusqu'à ce que l'écart entre les données calculées et les données mesurées soit minimal.

Nous avons vu au chapitre 4 qu'un algorithme génétique permet d'identifier un échantillon de solutions approchées du problème inverse. Malheureusement, le caractère stochastique de la méthode ne permet pas toujours d'identifier l'ensemble de ces solutions approchées. Malgré tout, en combinant algorithme génétique et analyse en composantes principales, il est possible, dans certains cas, d'estimer un échantillon représentatif de solutions. Ce résultat est conditionné par les choix faits sur les valeurs des paramètres intrinsèques aux algorithmes génétiques. Il est notamment nécessaire d'utiliser un nombre suffisant d'*individus*.

Pour appliquer la méthode d'optimisation dans les cas d'études réels, nous avons choisi d'utiliser des tailles de populations légèrement supérieures à celle identifiées comme pivots sur des applications synthétiques, au chapitre 4. Nous avons ensuite réalisé trois identifications consécutives par algorithme génétique.

Après un post-traitement par analyse en composantes principales, les nuages de points solutions définissent trois ellipsoïdes solutions, qui caractérisent les solutions du problème inverse. En comparant ces ellipsoïdes, il est possible de qualifier la qualité des solutions estimées. Si l'intersection entre les ellipsoïdes recoupe en grande partie le plus grand ellipsoïde identifié, alors la solution du problème est stable. Le nuage de points solutions est bien approximé par l'ellipsoïde. La méthode est pertinente pour ce problème. En revanche, la forme du nuage de points solutions est plus complexe, une analyse plus fine de l'union des trois nuages de points solutions est alors préférable. Un échantillon de solutions est estimé pour le problème mais celui-ci n'est pas décrit mathématiquement.

Suivant les principes rappelés ci-dessus, voyons quels résultats peuvent être obtenus par cette méthode pour identifier les caractéristiques mécaniques des sols à partir de données géotechniques mesurées *in situ*.

5.3 Pressiomètre de laboratoire en chambre de calibration

5.3.1 Présentation de l'expérimentation

Pour comparer les résultats du modèle synthétique d'essai pressiométrique à un cas réel, nous avons choisi d'étudier un essai pressiométrique moulé réalisé dans les années 90 par Mokrani [106] dans la chambre de calibration du laboratoire 3S. La chambre de calibration est une cuve métallique, cylindrique, rigide, de grandes dimensions : 120cm de diamètre et 150cm de profondeur. Une coupe transversale de la chambre de calibration est présentée figure 5.1. Deux plateaux circulaires horizontaux très rigides ferment les deux extrémités de la cuve et permettent d'appliquer des surcharges verticales σ'_v .

Pour notre étude, nous avons choisi de modéliser l'essai n°11 de Mokrani [106]. Dans cet essai, du sable d'Hostun est mis en place par déposition pluviale autour de deux cellules pressiométriques. Le processus de déposition pluviale consiste à faire passer le sable à travers un tamis ayant le même diamètre que la cuve et qu'on relève progressivement afin de maintenir une hauteur de chute constante. Ce sable est ensuite placé en conditions œdométriques, c'est-à-dire chargé verticalement et bloqué horizontalement. Dans cet essai, la surcharge verticale σ'_v est fixée à 100kPa. Les sondes pressiométriques sont placées dans la partie centrale de la cuve et distantes de 20cm. Elles ont un diamètre extérieur de 5.5cm et une longueur de 16cm, soit un volume initial de 380cm^3 . Par leur système de mise en place, elles sont parfaitement moulées dans le sol.

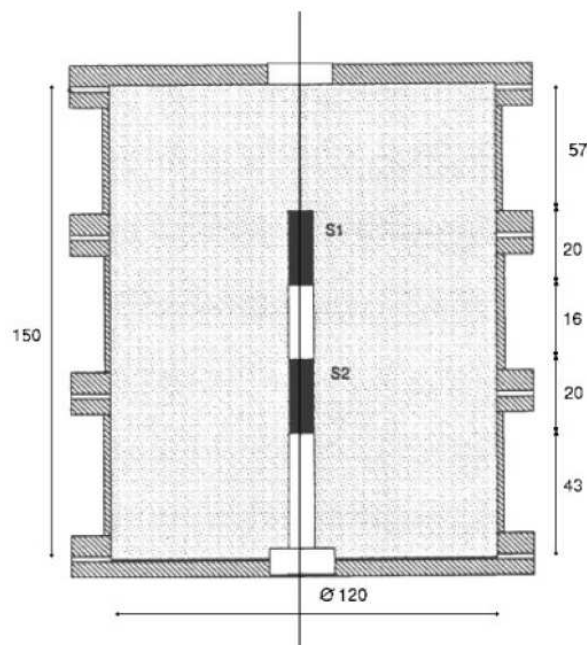


FIG. 5.1 – Plan de l'expérimentation du pressiomètre de laboratoire en chambre de calibration. S1 et S2 symbolisent l'emplacement des sondes pressiométriques, les cotes sont données en centimètres.

5.3.2 Modélisation de l'expérimentation

La modélisation éléments finis du pressiomètre de laboratoire en chambre de calibration est présentée figure 5.2 C'est un modèle axisymétrique à deux dimensions, où les sondes pressiométriques sont symbolisées par des pressions homogènes, appliquées au massif de sol, qui évoluent progressivement avec les étapes de calcul. Le tableau 5.1 donne quelques unes des caractéristiques géométriques et numériques du problème.

Expérimentalement, une pression d'eau est appliquée progressivement dans les cellules jusqu'au doublement de volume des sondes pressiométriques. A ce stade, la pression appliquée au sol est d'environ 1100kPa. Numériquement, Plaxis ne permet pas de contrôler la déformation volumique au niveau des sondes. L'essai est donc modélisé par différentes phases de calcul au cours desquelles la pression évolue par paliers depuis 0 jusqu'à 1100kPa. Notons que ces phases de calcul sont effectuées à l'aide de la procédure de réactualisation du maillage, qui correspond à une analyse en grands déplacements du problème.

L'identification des paramètres est basée sur la courbe pressiométrique $P(\Delta V/V)$ présentée figure 5.3. Cette courbe pressiométrique correspond à la moyenne des mesures de pression de chargement P en fonction des déformations volumiques $\Delta V/V$ des deux sondes. Numériquement, les déformations volumiques sont calculées par intégration sur le déplacement des nœuds du modèle éléments finis sur les parties centrales des deux sondes pressiométriques.

Le sable en place est du sable d'Hostun sec, dense, fin et normalement consolidé. Les caractéristiques granulométriques de ce sable sont données par Colliat [25] et Mokrani [106]. Elles vérifient : $d_{50} = 0.32\text{mm}$, $d_{10} = 0.21\text{mm}$, $d_{60}/d_{10} = 2$. Son poids volumique sec est $\gamma_d = 16.0\text{kN}/\text{m}^3$ et sa densité relative D_r est de 83%. Pour modéliser sous Plaxis le comportement de ce sable, nous avons choisi le modèle constitutif de Mohr-Coulomb. Les valeurs des paramètres de ce modèle ont été estimées dans la littérature. Le tableau 5.2 présente par exemple les estimations de Colliat [25] et de Saïghi [135]. Les valeurs des paramètres de Colliat sont issues de corrélations à partir d'essais triaxiaux réalisés dans les mêmes conditions de densité et de pression initiale que l'essai pressiométrique considéré. Les valeurs des paramètres de Saïghi sont issues du calage du modèle de Mohr-Coulomb sur les courbes pressiométriques expérimentales de Mokrani.

Le but de l'analyse inverse de cet essai pressiométrique est de comparer l'identification des paramètres du modèle Mohr-Coulomb à ces résultats expérimentaux.

TAB. 5.1 – *Pressiomètre de laboratoire en chambre de calibration : Caractéristiques du modèle éléments finis.*

Caractéristiques géométriques	
taille du modèle :	$L = 2*60\text{cm}$ $H = 150\text{cm}$
taille de chaque sonde :	$l = 2*2.27\text{cm}$ $h = 16\text{cm}$
Caractéristiques éléments finis	
type d'éléments du maillage :	triangles à 15 noeuds
nombre d'éléments :	212
nombre de noeuds :	1879
nombre de points de Gauss :	2544

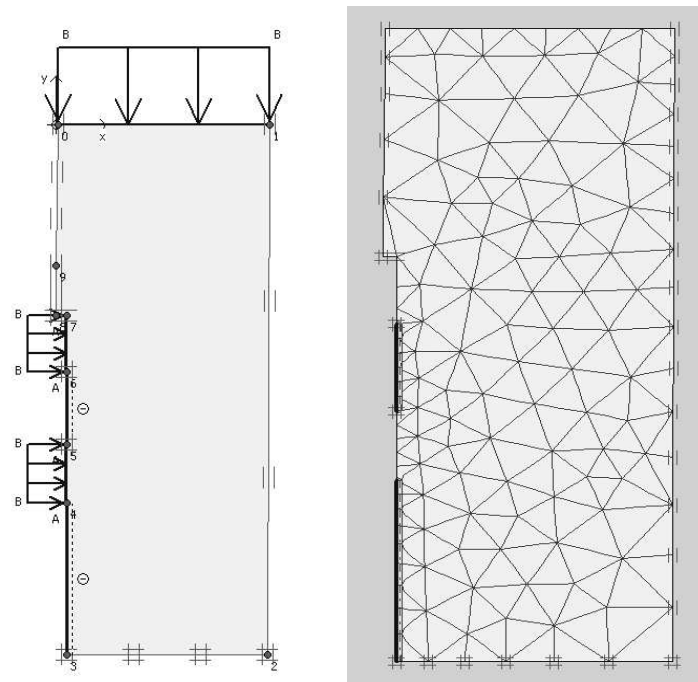


FIG. 5.2 – Pressiomètre de laboratoire en chambre de calibration : Modèle éléments finis 2D axisymétrique et maillage associé.

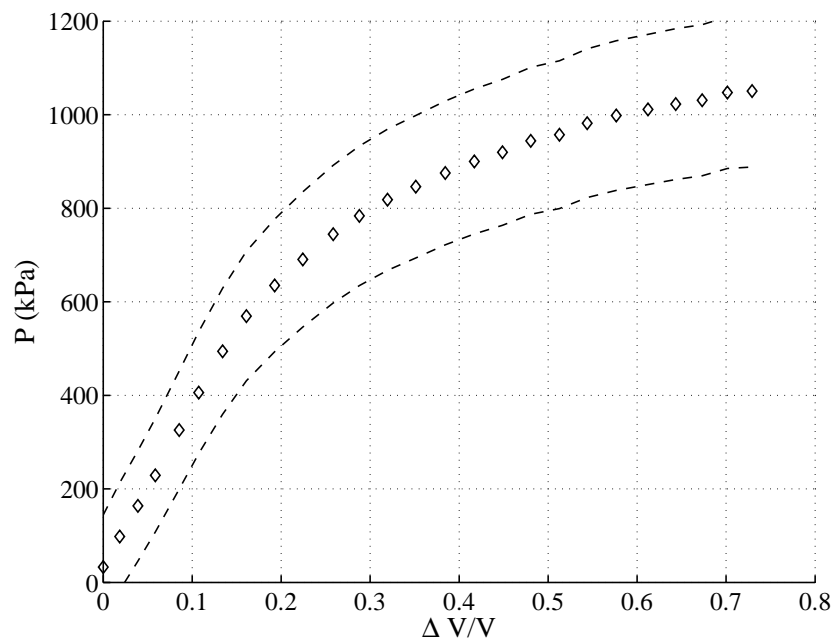


FIG. 5.3 – Courbe pressiométrique expérimentale mesurée avec le pressiomètre de laboratoire en chambre de calibration : pression P dans les sondes en fonction de la variation relative de volume $\Delta V/V$ (\diamond) et tolérance acceptée sur le modèle numérique pour reproduire les données expérimentales (lignes discontinues).

TAB. 5.2 – Valeurs des paramètres du modèle constitutif de sol Mohr-Coulomb pour un sable d'Hostun dense d'après Colliat [25] et Saïghi [135].

Paramètre	Valeur de Colliat	Valeur de Saïghi
module d'Young E (kPa)	17600	22000
coefficient de Poisson ν	0.28	0.28
module de cisaillement G_{ref} (kPa)	6875	8595
cohésion c (kPa)	0	0
angle de frottement ϕ ($^\circ$)	45.2	42
angle de dilatance ψ ($^\circ$)	15	11
coefficient des terres au repos K_0	0.25	0.25

5.3.3 Analyses inverses de la courbe pressiométrique

Comme pour les cas synthétiques étudiés au chapitre précédent, trois problèmes d'identification sont abordés ici. Le premier cas concerne une étude simple à deux paramètres, le module de cisaillement G_{ref} et l'angle de frottement ϕ . Puis, l'analyse est étendue à des cas plus complexes à trois paramètres pour lesquels les valeurs de l'angle de dilatance ψ ou du coefficient des terres au repos K_0 sont ajoutées comme inconnues au problème d'identification. D'après une étude paramétrique de l'essai pressiométrique menée par Saïghi [135], ces quatre paramètres ont une influence importante sur le modèle numérique.

5.3.3.1 Identification des deux paramètres de Mohr-Coulomb : G_{ref} et ϕ

Définition du problème inverse

Pour débiter l'analyse inverse de l'essai pressiométrique en chambre de calibration, les valeurs du module de cisaillement G_{ref} et l'angle de frottement ϕ sont recherchées. Les valeurs du coefficient de poisson ν et de la cohésion c sont fixées conformément aux évaluations du tableau 5.2. Comme le sable en place est dense et normalement consolidé, l'angle de dilatance ψ est évalué par la relation 4.3 sur les sables denses et le coefficient des terres au repos K_0 par celle de Jaky (éq. 4.5).

Pour cette identification, l'espace de recherche est défini comme suit :

$$\begin{aligned} \text{Dimensions de l'espace de recherche:} \quad & 1000 \leq G_{ref} \leq 65000 \text{ kPa} \\ & 16 \leq \phi \leq 48^\circ \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Finesse du maillage:} \quad & \Delta G_{ref} = 1000 \text{ kPa} \\ & \Delta \phi = 0.5^\circ \end{aligned}$$

ce qui suppose une représentation de chaque paramètre sur une chaîne binaire de 6 bits, d'où $N_{bit} = 12$.

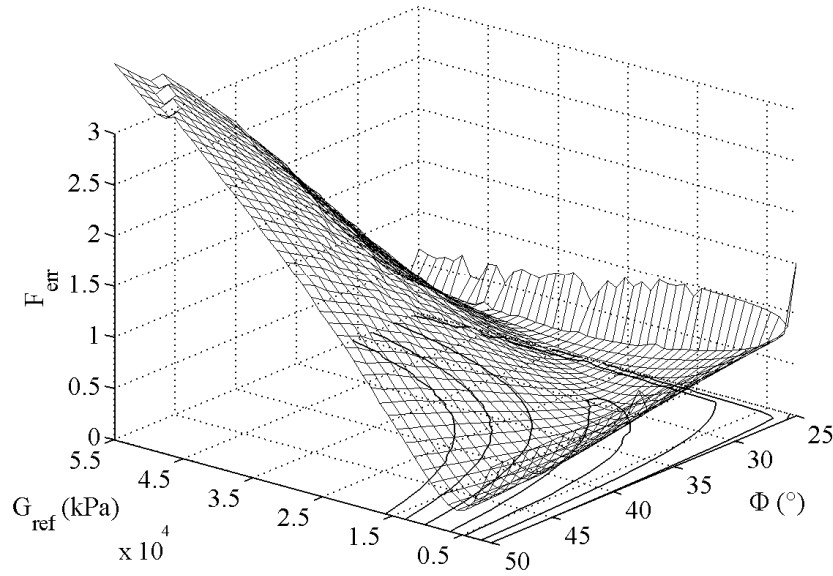


FIG. 5.4 – *Pressiomètre de laboratoire en chambre de calibration : Exploration de la fonction erreur F_{err} sur l'espace de recherche (G_{ref}, ϕ) .*

Sur cet espace, la forme de la fonction erreur, présentée figure 5.4, présente la même allure que celle obtenue dans le cas synthétique (*cf.* figure 4.39) avec en particulier la présence d'une vallée. Cependant, le niveau de la vallée est nettement supérieur à celui observé dans le cas synthétique. Ce niveau d'erreur important révèle que la modélisation utilisée reproduit mal les données expérimentales, et notamment la courbure très marquée de la courbe expérimentale $P(\Delta V/V)$. Pour améliorer la modélisation du problème, il serait nécessaire d'utiliser un modèle de sol plus évolué que le modèle de Mohr-Coulomb. Dans la littérature, de nombreux auteurs ont choisi ce modèle pour caler les courbes pressiométriques de Mokrani. Afin de comparer nos résultats à leurs calages, le modèle de Mohr-Coulomb est conservé pour l'analyse inverse.

Cette mauvaise reproduction des données ne permet pas d'utiliser un critère sur la fonction erreur uniquement fonction de l'erreur des instruments de mesure, à savoir $\varepsilon = 11\text{kPa}$ et $\alpha = 5\%$ [1]. Il est nécessaire de prendre aussi en compte une erreur due à la modélisation du problème. Compte tenu du niveau de F_{err} dans la vallée ($F_{err} \simeq 0.2$), qui représente l'erreur associée à la modélisation du problème, nous avons choisi d'additionner cette valeur à celle de l'erreur relative expérimentale. Ce critère équivaut à considérer comme solutions du problème toutes les combinaisons de paramètres pour lesquelles la valeur de la fonction erreur est inférieure à 0.25. Par conséquent, toutes les courbes numériques incluent entre les lignes discontinues de la figure 5.3 sont solutions du problème inverse. Ce critère correspond à la première ligne de niveau sur le plan G_{ref} et ϕ de la figure 5.4.

L'étude sur un essai pressiométrique synthétique menée au chapitre 4 a mis en évidence l'existence d'une population pivot pour l'algorithme génétique, au delà de laquelle le nuage de points solutions estimé par l'algorithme est représentatif des solutions du problème. Cette population est composée de 240 individus environ. Pour l'optimisation de cet essai pressiométrique de laboratoire, cette taille de population pivot est utilisée. Ainsi, nous fixons $N_{individus} = 240$.

Optimisations et analyse des résultats

Les choix préalables ayant été effectués, une première identification par algorithme génétique de cet essai est réalisée. Le nuage de points solutions est représenté figure 5.5 sur l'espace de recherche. Sur cette figure, on retrouve la forme incurvée de la vallée de la fonction erreur. L'optimum mathématique de ce nuage est la combinaison de paramètres suivante :

$$\begin{aligned} G_{ref} &= 13000 \text{ kPa} \\ \phi &= 32.5^\circ \end{aligned}$$

A partir de ce nuage de points solutions, une analyse en composantes principales évalue l'*enveloppe réponse* symbolisée par l'ellipse sur la figure 5.5. Sur cette figure, il apparaît clairement que le nuage de points solutions est assez mal caractérisé par l'ellipse. Une grande partie du nuage appartient à l'ellipse mais l'allure incurvée du nuage n'est pas du tout reproduite par la forme de l'ellipse. Comme pour le cas synthétique, l'ellipse solution est plus large que nécessaire. Des combinaisons de paramètres ne vérifiant pas le critère souhaité sur la fonction erreur se retrouvent englobées dans l'ellipse solution.

En répétant deux fois de plus cette optimisation, deux nouvelles ellipses solutions sont estimées. La forme de ces ellipses est proche de la précédente comme le montre leur représentation figure 5.6(a). Bien que l'ellipse solution estimée soit plus étendue que le nuage de points réellement identifié, la méthode d'identification donne un résultat stable pour cet essai pressiométrique. La figure 5.6(b) montre que pour trois combinaisons de paramètres choisies arbitrairement sur cet ensemble de solutions, les courbes pressiométriques correspondantes reproduisent toutes correctement les données expérimentales bien qu'aucune ne reproduise la bonne courbure de la courbe pressiométrique. Le nuage de points identifié par AG est donc représentatif des solutions du problème. En revanche, l'ACP sur ce nuage ne permet pas de bien le caractériser.

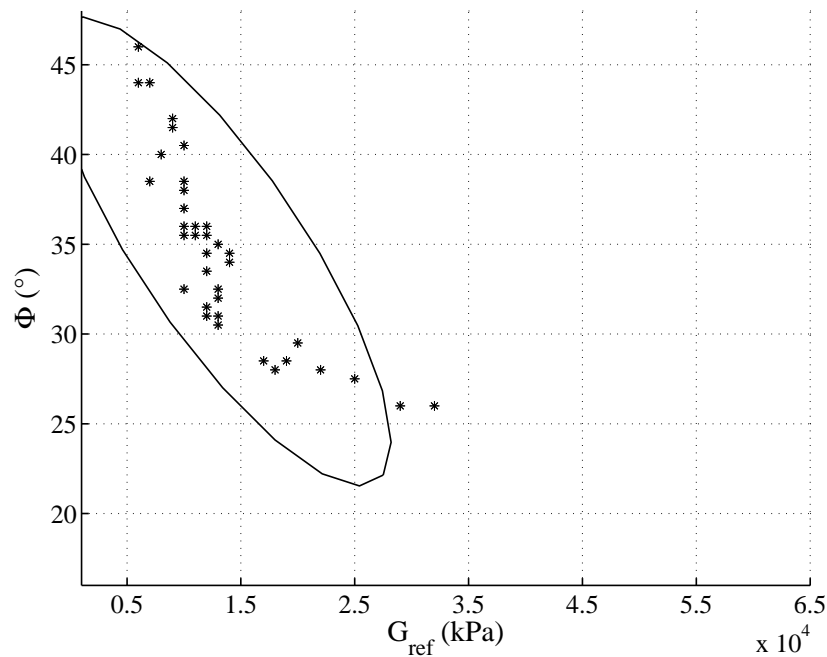
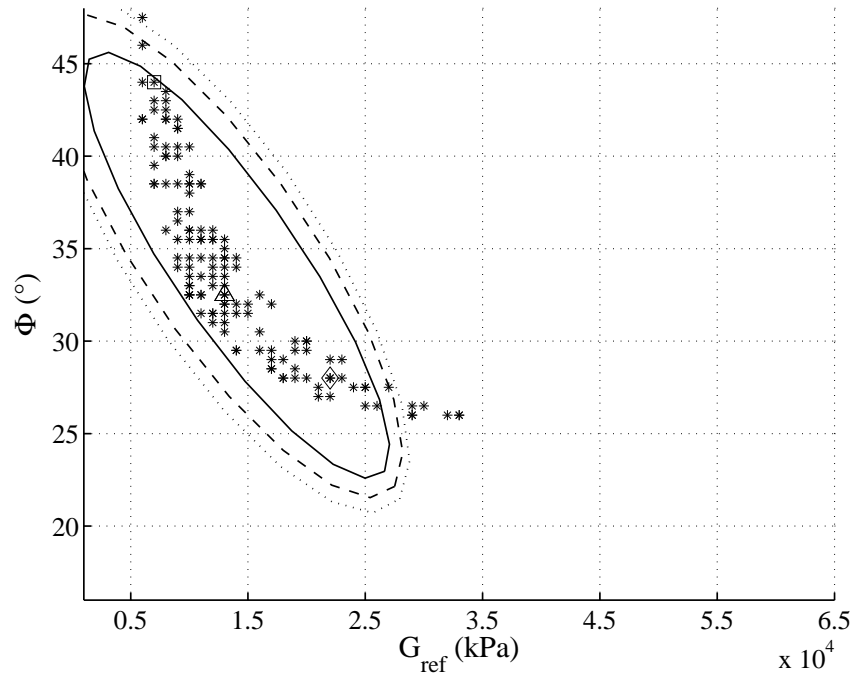
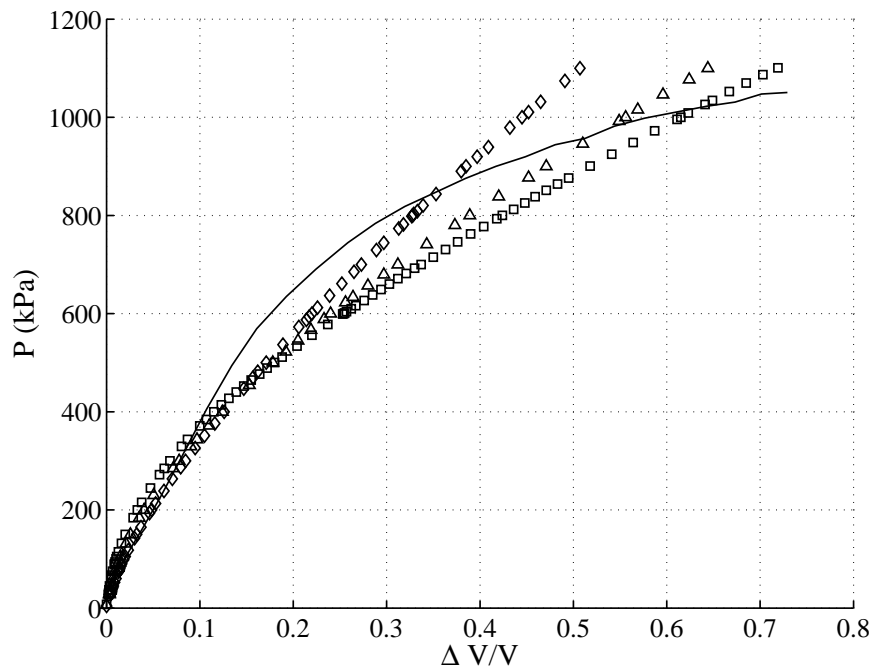


FIG. 5.5 – Pressiomètre de laboratoire en chambre de calibration : Nuage de points solutions identifié par l'algorithme génétique et ellipse solution associée déduite d'une analyse en composantes principales sur l'espace de recherche (G_{ref}, ϕ) .



(a)



(b)

FIG. 5.6 – Pressiomètre de laboratoire en chambre de calibration: (a) Comparaison de trois optimisations AG sur l'espace de recherche (G_{ref}, ϕ) ; nuages de points solutions (*) et ellipses associées. (b) Courbes pressiométriques correspondants à trois combinaisons de paramètres des nuages de points solutions: $G_{ref}=13000\text{kPa}$ $\phi=32.5^\circ$ (Δ); $G_{ref}=22000\text{kPa}$ $\phi=28^\circ$ (\diamond); $G_{ref}=7000\text{kPa}$ $\phi=44^\circ$ (\square); données expérimentales (-).

La figure 5.7(a) compare les résultats de l'optimisation avec l'évaluation des paramètres faite de manière classique à partir de corrélations ou par calage du modèle de Mohr-Coulomb sur la courbe pressiométrique (*cf.* tableau 5.2). On observe sur cette figure que les combinaisons de paramètres issues du calage de Saïghi (\square) et issues des corrélations entre essais pressiométriques et essais triaxiaux de Colliat (\diamond) appartiennent au nuage solution. Ce résultat montre que l'identification par AG est cohérente avec un calage classique mais permet de l'étendre à un ensemble plus vaste de combinaisons de paramètres.

En comparant les courbes pressiométriques correspondant aux calages classiques et au calage optimisé (*cf.* figure 5.7(b)), il apparaît que l'optimisation identifie une courbe pressiométrique qui reproduit en moyenne la courbe expérimentale, sur toute la gamme des déformations volumiques. Au contraire, les calages classiques reproduisent bien le début de la courbe et s'en écartent nettement à mesure que le niveau de déformation augmente. Si l'on fait un parallèle avec les courbes pressiométriques de la figure 5.6(b), cela signifie que l'ensemble des solutions identifiées par l'algorithme génétique permet de connaître les combinaisons de paramètres correspondant à toute une gamme de solutions possibles : celles qui reproduisent mieux le début ou la fin de la courbe ainsi que celles qui reproduisent la courbe en moyenne. C'est la conséquence du choix qui a été fait de conserver la totalité de la courbe pressiométrique pour l'analyse inverse et non de limiter cette courbe aux petites déformations. Plus fondamentalement, la figure 5.6(b) montre qu'il serait nécessaire d'utiliser un modèle de sol qui permette de mieux reproduire les données expérimentales.

5.3.3.2 Identification des trois paramètres de Mohr-Coulomb : G_{ref} , ϕ et ψ

Définition du problème inverse

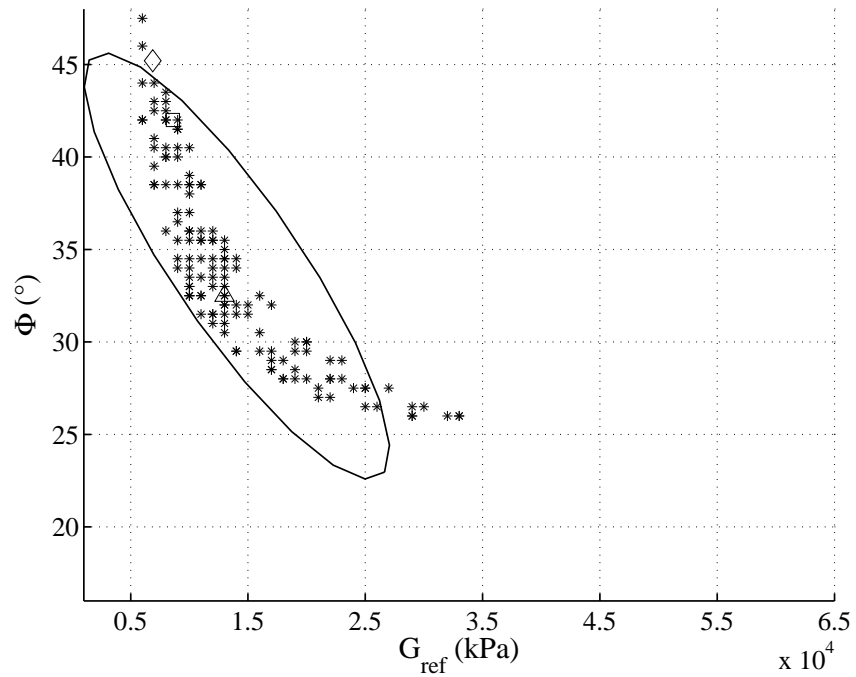
Pour continuer l'analyse inverse de l'essai pressiométrique en chambre de calibration, la recherche de la valeur de l'angle de dilatance ψ est ajoutée à la recherche des valeurs du module de cisaillement G_{ref} et de l'angle de frottement ϕ . Les valeurs du coefficient de Poisson ν et de la cohésion c sont fixées conformément aux évaluations du tableau 5.2. Le coefficient des terres au repos K_0 est évalué par la formule de Jaky (éq. 4.5).

Pour cette identification, l'espace de recherche est défini comme suit :

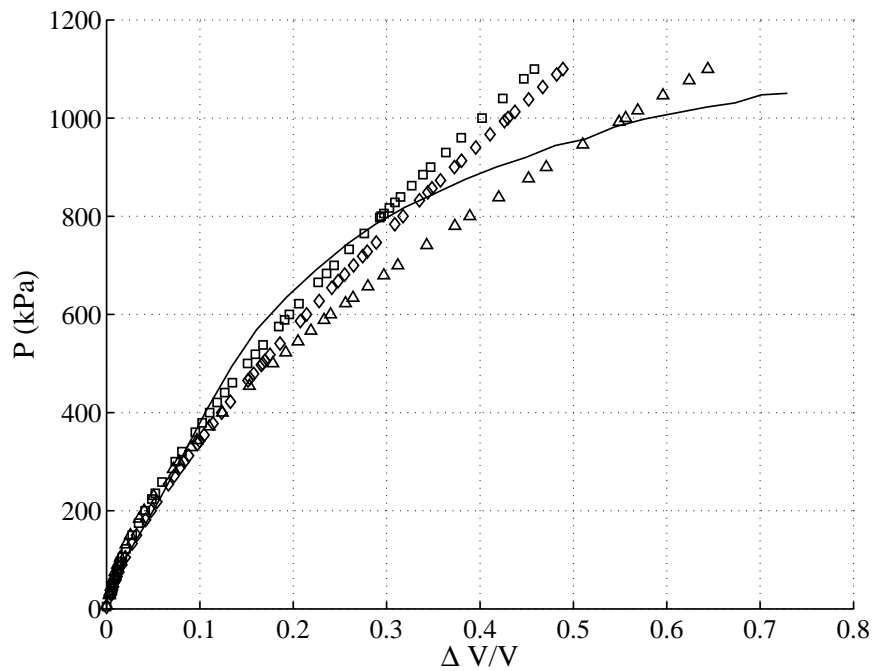
$$\begin{aligned} \text{Dimensions de l'espace de recherche :} \quad & 1000 \leq G_{ref} \leq 65000 \text{ kPa} \\ & 16 \leq \phi \leq 48^\circ \\ & 0 \leq \psi \leq 16^\circ \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Finesse du maillage :} \quad & \Delta G_{ref} = 1000 \text{ kPa} \\ & \Delta \phi = 0.5^\circ \\ & \Delta \psi = 0.5^\circ \end{aligned}$$

ce qui suppose une représentation des deux premiers paramètres sur une chaîne binaire de 6 bits et du dernier paramètre sur une chaîne binaire de 5 bits, soit $N_{bit} = 6+6+5 = 17$ bits. Pour l'optimisation, le critère sur la fonction erreur $F_{err} < 0.25$ est conservé. La taille de la population de l'algorithme génétique est choisie conformément aux résultats du chapitre 4, soit : $N_{individus} = 510$.



(a)



(b)

FIG. 5.7 – Pressiomètre de laboratoire en chambre de calibration : (a) Nuages de points solutions identifiés par trois AG sur l'espace de recherche (G_{ref}, ϕ) (*); paramètres optimum identifiés par AG (Δ) ou tirés de la littérature (Colliat (\diamond); Saïghi (\square)). (b) Courbes pressiométriques déduites du modèle EF pour les valeurs des paramètres présentées en (a) : Colliat (\diamond); Saïghi (\square); optimum identifié par AG (Δ); données expérimentales (-).

Optimisations et analyse des résultats

Compte tenu des choix ci-dessus, une première optimisation par algorithme génétique sur cet essai pressiométrique de laboratoire identifie le nuage de points solutions représenté figure 5.8 dans l'espace de recherche. Sur cette figure, on voit que le nuage s'étire parallèlement à l'axe de l'angle de dilatance ψ . L'optimum mathématique de ce nuage est la combinaison suivante de paramètres :

$$\begin{aligned} G_{ref} &= 13000 \text{ kPa} \\ \phi &= 25^\circ \\ \psi &= 14^\circ \end{aligned}$$

Comparé à l'optimum mathématique identifié précédemment pour les deux paramètres G_{ref} et ϕ , la valeur du module est inchangé, la valeur de l'angle de frottement diminue et l'angle de dilatance est fort. Comparé aux estimations expérimentales des paramètres de Colliat et Saïghi (*cf.* tableau 5.2), l'angle de dilatance est bien évalué alors que la module de cisaillement et l'angle de frottement sont respectivement surévalué et sous-évalué. Physiquement, ces valeurs optimales ne sont pas satisfaisantes pour caractériser un sable dense. Ceci montre l'importance du rôle de l'expert dans ce type d'analyse. Sur l'ensemble des combinaisons de paramètres identifiées, si toutes sont mathématiquement correctes, toutes ne sont pas physiquement acceptables.

A partir de ce nuage de points solutions, une analyse en composantes principales évalue l'enveloppe réponse symbolisée par l'ellipsoïde solution de la figure 5.8. Sur cette figure, il apparaît clairement que le nuage de points solutions est assez bien caractérisé par l'ellipsoïde solution. Notons que cet ellipsoïde solution est centré sur la combinaison suivante de paramètres :

$$\begin{aligned} G_{ref} &= 15000 \pm 6275 \text{ kPa} \\ \phi &= 29 \pm 8.6^\circ \\ \psi &= 7.7 \pm 4.6^\circ \end{aligned}$$

Ces écarts-types et ces moyennes montrent que cette identification n'est pas précise, et par là même, confirment l'importance du rôle de l'expert dans le choix final des valeurs des paramètres.

En répétant deux autres fois cette optimisation, deux nouveaux ellipsoïdes solutions sont identifiés. La comparaison de la taille l'intersection avec la taille du plus grand ellipsoïde donne un taux d'identification η de 75%. Cela signifie que les formes de ces ellipsoïdes sont proches les unes des autres. Ainsi l'ellipsoïde solution identifié est stable pour cet essai pressiométrique. Le nuage de points et l'ellipsoïde solution associé sont donc représentatifs des solutions du problème. De plus, la figure 5.9 montre que l'ellipsoïde solution inclut les résultats expérimentaux de Colliat et Saïghi.

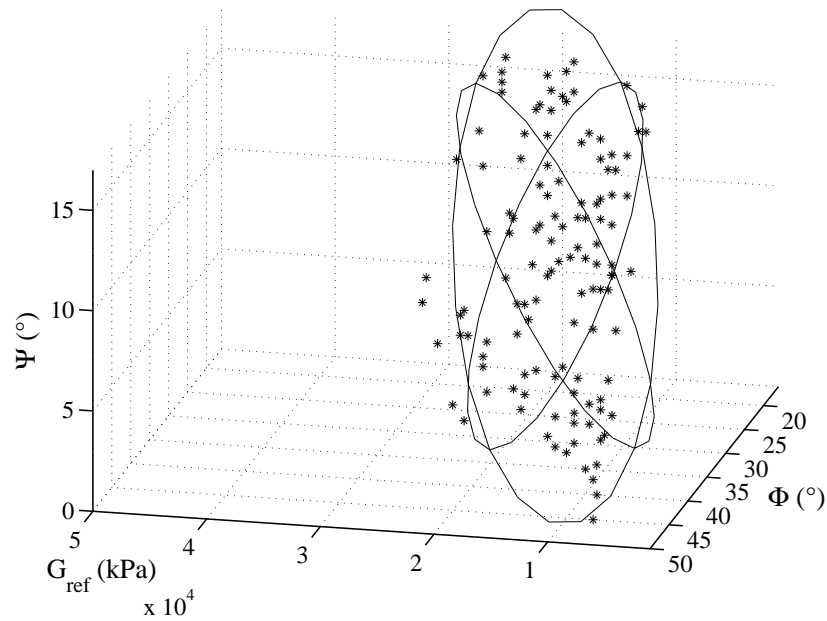


FIG. 5.8 – Pressiomètre de laboratoire en chambre de calibration : Nuage de points solutions estimé par l'algorithme génétique sur l'espace de recherche (G_{ref}, ϕ, ψ) et ellipsoïde solution associé.

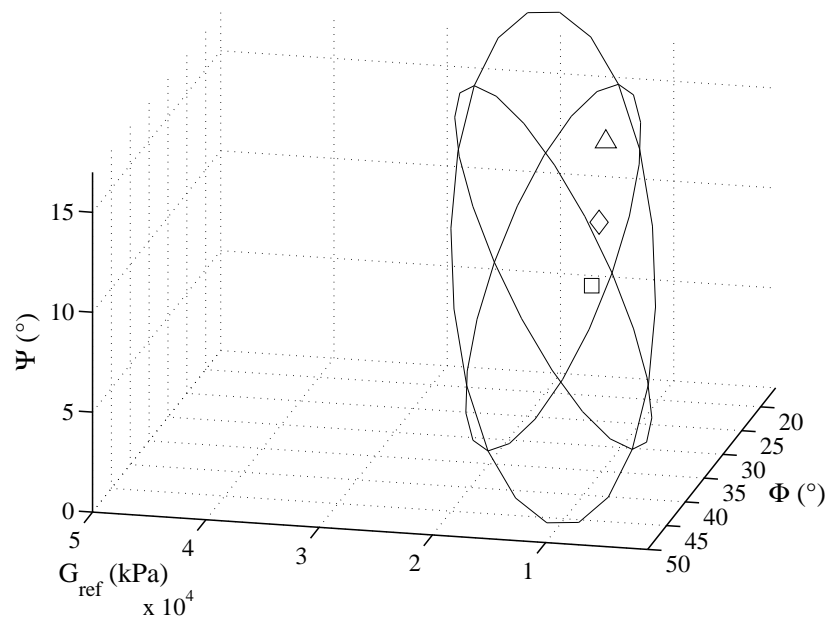


FIG. 5.9 – Pressiomètre de laboratoire en chambre de calibration : Ellipsoïde solution et valeurs des paramètres estimés par AG, $G_{ref}=13000\text{kPa}$ $\phi=25^\circ$ $\psi=14^\circ$ (Δ), et dans la littérature : Colliat, $G_{ref}=6875\text{kPa}$ $\phi=45.2^\circ$ $\psi=15^\circ$ (\diamond); Saïghi, $G_{ref}=8595\text{kPa}$ $\phi=42^\circ$ $\psi=11^\circ$ (\square).

5.3.3.3 Identification des trois paramètres de Mohr-Coulomb : G_{ref} , ϕ et K_0

Définition du problème inverse

Finalement l'analyse inverse de l'essai pressiométrique en chambre de calibration est menée pour l'identification des valeurs du module de cisaillement G_{ref} , de l'angle de frottement ϕ et du coefficient des terres K_0 . Les valeurs du coefficient de Poisson ν et de la cohésion c sont toujours fixées aux valeurs du tableau 5.2 et l'angle de dilatance est évalué par la relation 4.3 qui caractérise les sables denses.

Pour cette identification, l'espace de recherche est défini comme suit :

$$\begin{aligned} \text{Dimensions de l'espace de recherche :} \quad & 1000 \leq G_{ref} \leq 65000 \text{ kPa} \\ & 16 \leq \phi \leq 48^\circ \\ & 0.06 \leq K_0 \leq 0.70 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Finesse du maillage :} \quad & \Delta G_{ref} = 1000 \text{ kPa} \\ & \Delta \phi = 0.5^\circ \\ & \Delta K_0 = 0.01 \end{aligned}$$

ce qui suppose une représentation de chaque paramètre sur une chaîne binaire de 6 bits : $N_{bit} = 6+6+6 = 18$ bits. Pour l'optimisation, le critère sur la fonction erreur $F_{err} < 0.25$ est conservé. Comme précédemment, la taille de la population de l'algorithme génétique est choisie conformément aux résultats du chapitre 4, soit : $N_{individu} = 540$.

Optimisations et analyse des résultats

Compte tenu des choix ci-dessus, une première optimisation par algorithme génétique sur cet essai pressiométrique de laboratoire identifie le nuage de points solutions représenté figure 5.10 sur l'espace de recherche. Sur cette figure, on voit que le nuage s'incurve sur le plan G_{ref} et ϕ . L'optimum mathématique de ce nuage est la combinaison suivante de paramètres :

$$\begin{aligned} G_{ref} &= 9000 \text{ kPa} \\ \phi &= 38.5^\circ \\ K_0 &= 0.61 \end{aligned}$$

Comparé à l'optimum mathématique identifié précédemment pour les deux paramètres G_{ref} et ϕ , la valeur du module diminue alors que celle de l'angle de frottement augmente. Le coefficient des terres au repos est quant à lui légèrement plus élevé. Comparé aux estimations expérimentales des paramètres de Colliat et Saïghi (*cf.* tableau 5.2), le module de cisaillement est bien évalué, l'angle de frottement est légèrement plus faible alors que le coefficient des terres au repos est largement surévalué.

A partir de ce nuage de points solutions, une analyse en composantes principales évalue l'enveloppe réponse symbolisée par l'ellipsoïde solution de la figure 5.10. Sur cette figure, il apparaît clairement que le nuage de points solutions est assez mal caractérisé par l'ellipsoïde solution. En particulier, il n'inclut pas les forts modules et les faibles angles de frottement. Cet ellipsoïde est centré sur la combinaison suivante de paramètres :

$$\begin{aligned} G_{ref} &= 13250 \pm 5780 \text{ kPa} \\ \phi &= 34.9 \pm 5.5^\circ \\ K_0 &= 0.42 \pm 0.17 \end{aligned}$$

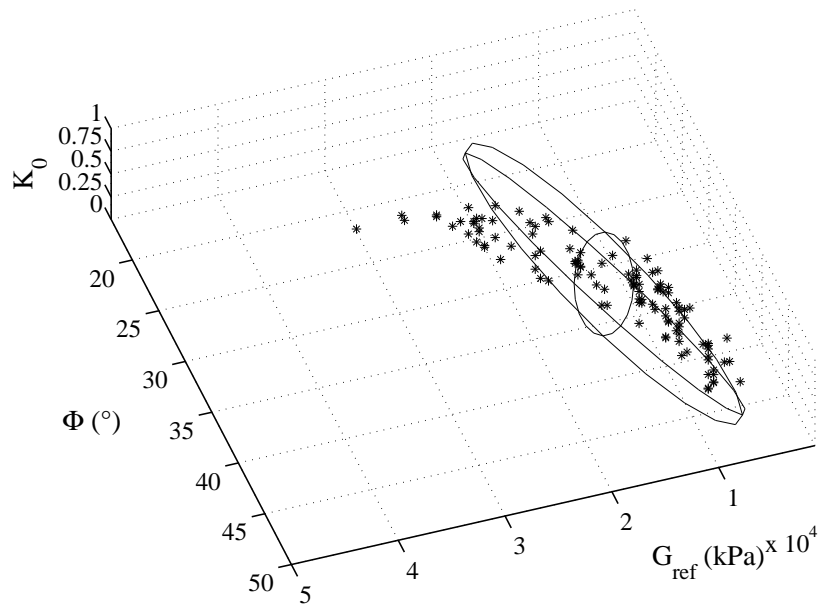


FIG. 5.10 – Pressiomètre de laboratoire en chambre de calibration : Nuage de points solutions estimé par AG sur l'espace de recherche (G_{ref}, ϕ, K_0) et ellipsoïde solution associé.

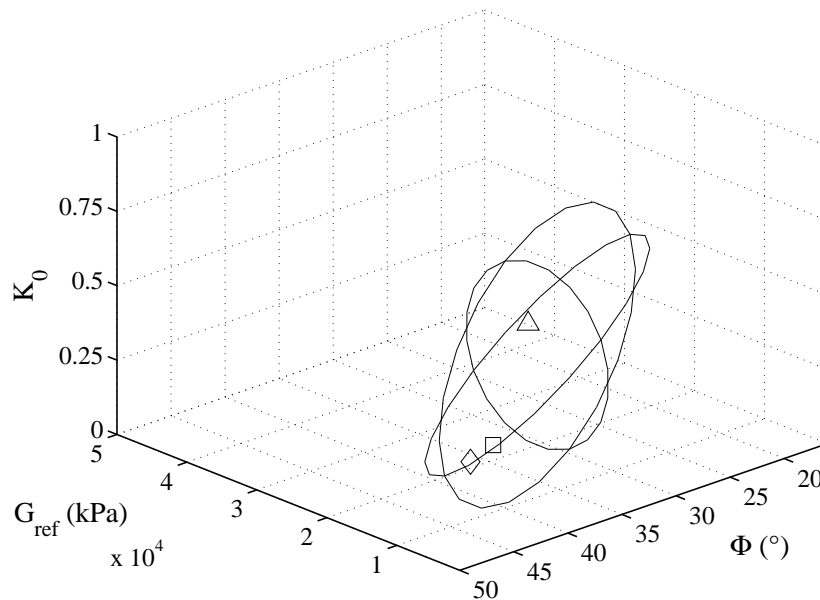


FIG. 5.11 – Pressiomètre de laboratoire en chambre de calibration : Ellipsoïde solution et valeurs des paramètres estimés par la méthode d'identification, $G_{ref}=9000\text{kPa}$ $\phi=38.5^\circ$ $K_0=0.61$ (Δ), et dans la littérature : Colliat, $G_{ref}=6875\text{kPa}$ $\phi=45.2^\circ$ $K_0=0.25$ (\diamond); Saïghi, $G_{ref}=8595\text{kPa}$ $\phi=42^\circ$ $K_0=0.25$ (\square).

Comparées aux valeurs des paramètres identifiées précédemment au paragraphe 5.3.3.2, ces estimations semblent plus raisonnables pour caractériser un sable dense.

En répétant deux autres fois cette optimisation, deux nouveaux ellipsoïdes solutions sont identifiés. La comparaison de la taille l'intersection avec la taille du plus grand ellipsoïde estimé donne un taux d'identification η de 70%. Cela signifie que les formes de ces ellipsoïdes sont proches les unes des autres. Ainsi l'ellipsoïde solution identifié est stable pour cet essai pressiométrique bien que l'ellipsoïde ne soit pas totalement représentatif du nuage solution. De plus, la figure 5.11 montre que l'ellipsoïde solution inclut les résultats expérimentaux de Colliat et Saïghi.

5.3.4 Commentaires

L'étude de ce pressiomètre moulé de laboratoire, en chambre de calibration, présente les mêmes difficultés à identifier les paramètres de sol du modèle de Mohr-Coulomb que l'étude d'un pressiomètre synthétique du chapitre 4. Ce problème est mal posé et par conséquent, l'optimum mathématique identifié pour les différents cas testés fluctue à l'intérieur d'un nuage de points solutions très étendu. Rappelons que cette difficulté à identifier les paramètres est renforcée, pour ce cas expérimental, par une valeur de la fonction erreur qui reste élevée du fait de l'utilisation d'un modèle de comportement du sol mal adapté.

Malgré tout, l'identification de ces paramètres par algorithme génétique assure l'estimation d'un nuage de points solutions relativement stable et représentatif des solutions du problème. Sa caractérisation par une analyse en composantes principales est en revanche peu pertinente sur les cas présentés.

Notons par ailleurs qu'à l'intérieur de ce nuage, si toutes les combinaisons de paramètres sont mathématiquement solutions du problème, toutes ne sont pas physiquement acceptables. Cet exemple rappelle l'importance du rôle de l'expert dans ce type d'analyse. C'est à lui de faire le dernier tri dans le nuage de points solutions pour choisir les paramètres les plus pertinents physiquement pour caractériser le problème considéré.

Par conséquent, l'analyse inverse se présente, dans ce cas, comme un outil d'aide à l'identification des paramètres, en proposant pour chacun d'eux une gamme réduite de variation possible.

5.4 Rideau de palplanches expérimental à Hochstetten

En 1993, l'université de Karlsruhe en Allemagne a construit sur le site de Hochstetten un ouvrage de soutènement expérimental en vraie grandeur. Cette expérimentation consistait à creuser une fouille devant un rideau de palplanches butonné dans un milieu sableux et à solliciter le rideau jusqu'à l'équilibre limite. Suite à cette expérimentation, le *Dutch Center for Civil Engineering Research and Codes (CUR)* et l'université de Karlsruhe ont organisé un concours de prévision du fonctionnement de cet ouvrage de soutènement auquel de nombreux organismes européens spécialisés en génie civil et en géotechnique ont répondu [104; 147; 161].

Le rideau de palplanches expérimental d'Hochstetten est donc un ouvrage géotechnique très bien instrumenté. Il a fait l'objet de nombreuses études qui constituent une importante base de données [104; 147; 161]. En appliquant la méthode d'identification développée dans cette thèse à cet ouvrage, l'objectif est de tester l'efficacité de l'analyse inverse sur un ouvrage réel, comparativement aux études classiques.

5.4.1 Présentation de l'expérimentation

Dans le cadre de ce concours, un dossier géotechnique très complet avait été envoyé aux personnes désireuses de réaliser des prévisions. Il comprenait une description détaillée du site, les conditions d'exécution de l'ouvrage, les caractéristiques des palplanches, les résultats d'essais de sol *in situ* et en laboratoire, une description précise de l'instrumentation et de l'interprétation des mesures, *etc.*

Dispositif expérimental et Instrumentation

L'expérimentation, schématisée figure 5.12, concerne un rideau de palplanches de type KRUPP KD VI de 7m de longueur (rideau expérimental), installé par vibrofonçage jusqu'à 6m de profondeur dans un massif de sol sableux non saturé, et maintenu par un niveau de butons. Ce rideau expérimental assure le soutènement d'une des parois longitudinales d'une fouille rectangulaire (de longueur 7m et de largeur 4m) dont la profondeur atteint 5m à la fin de la construction. Les butons, au nombre de trois, sont espacés de 2.4m sur une longueur totale de 7m. Un second rideau de palplanches de type ARBED PU 8 de 8m de profondeur constitue le soutènement de la paroi opposée. La fiche et l'inertie de ce rideau ont été choisies de manière à ce qu'ils ne subissent aucun déplacement appréciable au cours de l'expérimentation. La nappe phréatique est située à la profondeur de 5.5m.

L'exécution et l'expérimentation de l'ouvrage ont comporté les six étapes suivantes :

- étape 1 : excavation jusqu'à une profondeur de 1.75m;
- étape 2 : installation de trois butons espacés horizontalement de 2.4m et situés à une profondeur de 1.25m. Les butons sont préchargés par une force de 10kN par buton, soit une force unitaire d'environ 4.5kN par mètre de longueur du rideau;
- étape 3 : reprise de l'excavation jusqu'à une profondeur de 4m;
- étape 4 : poursuite de l'excavation jusqu'à une profondeur de 5m. Les excavations sont réalisées en même temps que l'on agit sur le système de butonnage et de vérins à vis de manière à empêcher tout déplacement du niveau de butonnage;

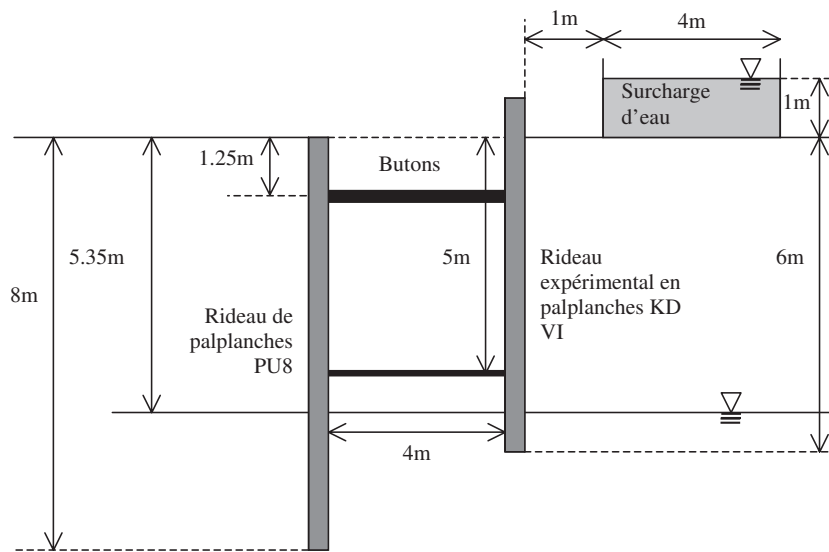


FIG. 5.12 – Schéma de l'expérimentation du rideau de palplanches de Hochstetten

- étape 5 : application d'une surcharge de 10kPa, à la surface, sur une zone située entre 1 et 5m derrière la tête du rideau expérimental. La surcharge est exercée par l'intermédiaire d'un bassin rempli d'eau;
- étape 6 : diminution de l'effort de butonnage par raccourcissement des butons jusqu'à l'état limite du massif de sol. Cet état est atteint lorsque les forces dans les butons demeurent approximativement constantes.

L'instrumentation a consisté à mesurer la déformée du rideau, les efforts dans les butons, les tassements à la surface du sol et la pression des terres appliquée sur les deux cotés du rideau. A l'exception de quelques doutes concernant les appareils de mesure de la pression des terres au début de l'expérience, les autres mesures ont été jugées satisfaisantes [104].

Données géotechniques

Les caractéristiques du sol ont été déterminées à partir d'essais en place et d'essais de laboratoire [161]. Les sondages et l'analyse des échantillons prélevés ont montré que le sol d'Hochstetten est un sable mal gradué, fin à moyen, de compacité moyenne, traversé localement de passées graveleuses. Au dessus de la nappe, le sol a un poids volumique moyen γ_d de $16.5kN/m^3$ et sous la nappe γ_h d'environ $19.8kN/m^3$.

Deux séries de trois essais triaxiaux de compression drainés (pression de confinement égale à 100, 200 et 300kPa), un essai de compression isotrope et deux essais de cisaillement direct ont été effectués sur des éprouvettes de sol séchées, homogénéisées et reconstituées à la densité sèche moyenne en place. Les valeurs de l'angle de frottement interne varient d'un essai à l'autre de 40.5° à 42.5° [104]. La non saturation du sable sur près de 5 mètres de profondeur entraîne l'existence d'une cohésion capillaire, que des mesures en place ont permis d'estimer à quelques kiloPascals. Deux séries de trois mesures locales indiquent respectivement $c' = 2.7kPa$ et $c' = 4kPa$ [104].

Les essais *in situ* ont compris deux essais de plaque avec un cycle de chargement-déchargement et quatre essais pressiométriques. L'interprétation des essais de plaque a donné des modules

de déformation en chargement de 32.5 et 23MPa, et des modules de déchargement de 50MPa et de 35.5MPa. Pour leur part, les essais pressiométriques ont fourni des valeurs de modules de Ménard comprises entre 5 et 20MPa [104].

5.4.2 Modélisation de l'expérimentation

Dans cette expérimentation, deux rideaux de palplanches de caractéristiques différentes interviennent : le rideau instrumenté et le rideau de soutènement. Il est donc nécessaire de modéliser les deux structures. En revanche, compte tenu de la longueur de la fouille et de l'espacement faible des butons, il est raisonnable de réaliser le modèle en déformation plane. Le modèle correspond alors à une coupe transversale de l'ouvrage. La modélisation éléments finis de cet ouvrage est représentée dans sa partie centrale figure 5.13. Le tableau 5.3 donne quelques caractéristiques géométriques et numériques de ce modèle. Les caractéristiques des rideaux et des butons sont présentées tableau 5.4. L'expérimentation est simulée par un enchaînement de calculs par éléments finis, correspondant chacun à une étape des travaux cités ci-dessus.

Pour modéliser le comportement du sable de Karlsruhe, de nombreux participants au concours de prévision ont choisi le modèle constitutif de sol de Mohr-Coulomb. Afin de comparer les résultats de la méthode d'identification à leurs prévisions, ce même modèle est utilisé dans Plaxis. Notons par exemple, qu'à partir d'essais triaxiaux en compression drainée et à partir d'essais de plaque, Mestat et Arafati [104] ont estimé les valeurs moyennes des paramètres de ce modèle présentées tableau 5.5. Pour initier le problème inverse associé au rideau de palplanches expérimental de Hochstetten, nous nous basons sur ces valeurs.

Dans les sols, la rigidité dépend du niveau de contrainte. Pour prendre en compte ce phénomène, il est possible d'utiliser un module de cisaillement G qui croît avec la profondeur z selon une loi puissance du type :

$$\frac{\Delta G}{G_0} = \left(\frac{\Delta z}{z_0} \right)^{0.4} \quad (5.1)$$

où G_0 et z_0 correspondent à la valeur d'un module de référence pour une profondeur donnée. Cette relation correspond à la courbe d'évolution du module en fonction de la profondeur représentée par la ligne discontinue de la figure 5.14.

Dans le modèle de Mohr-Coulomb de Plaxis, l'accroissement de la rigidité avec la profondeur est linéaire. L'équation 5.1 est alors approximée par une droite de régression linéaire représentée par une ligne continue sur la figure 5.14. Cette droite correspond à une augmentation de G avec la profondeur de 2400kPa/m.

Dans Plaxis, pour chaque couche, la rigidité du sol est définie par un module de référence G_{ref} caractéristique d'une cote z_{ref} donnée. Ainsi, la rigidité est définie dans la couche de sable non saturé par G_{ref_d} à la cote $z_{ref}=0\text{m}$, et dans la couche de sable saturé par G_{ref_h} à la cote $z_{ref}=6\text{m}$. Compte tenu de la loi puissance 5.1 et de la régression linéaire associée, ces paramètres vérifient les expressions :

$$G_{ref_d} = 0.357 G_0 \quad (5.2)$$

$$G_{ref_h} = 1.071 G_0 \quad (5.3)$$

où G_0 correspond au module de cisaillement du sol au niveau supérieur de la nappe phréatique soit à $z_0=5.35\text{m}$. Par ces relations, la valeur G_0 est caractéristique de la rigidité du sable

de Karlsruhe aussi bien dans la zone saturée que dans la zone non saturée. Le problème d'identification détaillé ci-dessous n'est donc fonction que d'un seul module G_0 , appelé ici G .

De la même manière que pour l'ouvrage de soutènement synthétique, l'analyse inverse du rideau de palplanches de Hochstetten est basée sur la déformée horizontale du mur de soutènement expérimental. Un important déplacement ayant été observé avant la mise en place des butons en phase 3, cette phase est utilisée comme phase de référence. Une nouvelle origine pour les déplacements est prise à partir de la déformée du rideau après la mise en précontrainte des butons. Ainsi, les données expérimentales utilisées dans la méthode d'identification correspondent au déplacement horizontal du rideau de palplanches entre la fin de l'étape 3 et la fin de l'étape 5. L'erreur acceptée sur la déformée du rideau de palplanches est choisie inférieure à $\pm 1\text{mm}$. La figure 5.15 présente le déplacement horizontal du rideau U_x et l'incertitude associée en fonction de la profondeur z .

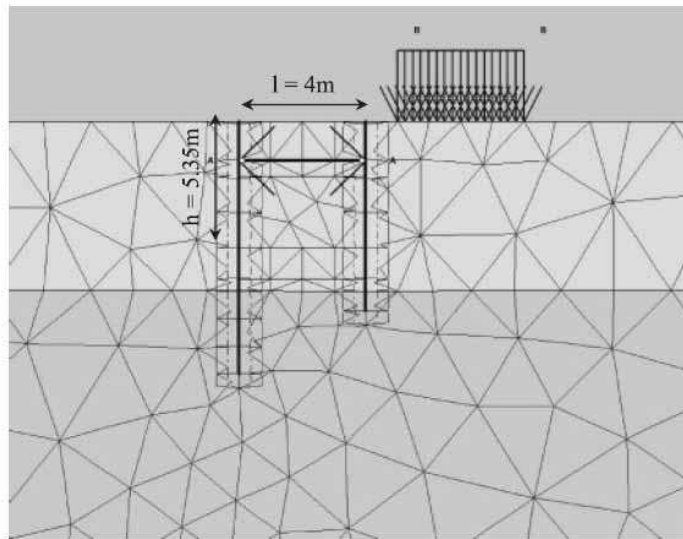


FIG. 5.13 – Rideau de palplanches de Hochstetten : Modèle éléments finis 2D en déformation plane et maillage associé - zoom sur la partie centrale du modèle.

TAB. 5.3 – Rideau de palplanches de Hochstetten : Caractéristiques du modèle éléments finis.

Caractéristiques géométriques	
taille du modèle :	$L = 70\text{m}$ $H = 24\text{m}$
taille de la zone excavée :	$h = 5.35\text{m}$ $l = 4\text{m}$
hauteur du rideau de palplanches de type KRUPP KD VI (rideau expérimental) :	$h_w = 7\text{m}$
hauteur du rideau de palplanches de type ARBED PU 8 (rideau rigide) :	$h_w = 8\text{m}$
Caractéristiques éléments finis	
type d'éléments du maillage :	triangles à 15 noeuds
nombre d'éléments :	464
nombre de noeuds :	3987
nombre de points de Gauss :	5568

TAB. 5.4 – *Rideau de palplanches de Hochstetten: Valeurs des paramètres des modèles de comportement élastiques utilisés pour modéliser le rideau de palplanches et les butons.*

Paramètre	Nom	Valeur	Unité
Rideau de Palplanches KRUPP KD VI			
rigidité normale	EA	$2.2 \cdot 10^6$	kN/m
rigidité de flexion	EI	$2.0 \cdot 10^3$	kNm^2/m
poids	w	0	$kN/m/m$
épaisseur équivalente	d	0.105	m
coefficient de Poisson	ν	0.3	–
Rideau de Palplanches ARBED PU 8			
rigidité normale	EA	$2.2 \cdot 10^6$	kN/m
rigidité de flexion	EI	$24.4 \cdot 10^3$	kNm^2/m
poids	w	0	$kN/m/m$
épaisseur équivalente	d	0.363	m
coefficient de Poisson	ν	0.3	–
Butons			
rigidité normale	EA	$4.2 \cdot 10^6$	kN/m
rigidité de flexion	EI	$1.0 \cdot 10^5$	kNm^2/m
épaisseur équivalente	d	0.535	m

TAB. 5.5 – *Valeurs des paramètres du modèle constitutif de sol Mohr-Coulomb pour un sable de Karlsruhe estimées par Arafati [104].*

Paramètre	Nom	Valeur dans la couche non saturée	Valeur dans la couche saturée
module d'Young	$E'(kPa)$	30000	45000
module de cisaillement	$G(kPa)$	12000	18000
coefficient de Poisson	ν	0.25	0.25
cohésion	c (kPa)	0	3 kPa
angle de frottement	ϕ (°)	41.6	41.6
angle de dilatance	ψ (°)	11.6	11.6
coefficient des terres au repos	K_0	0.336	0.336

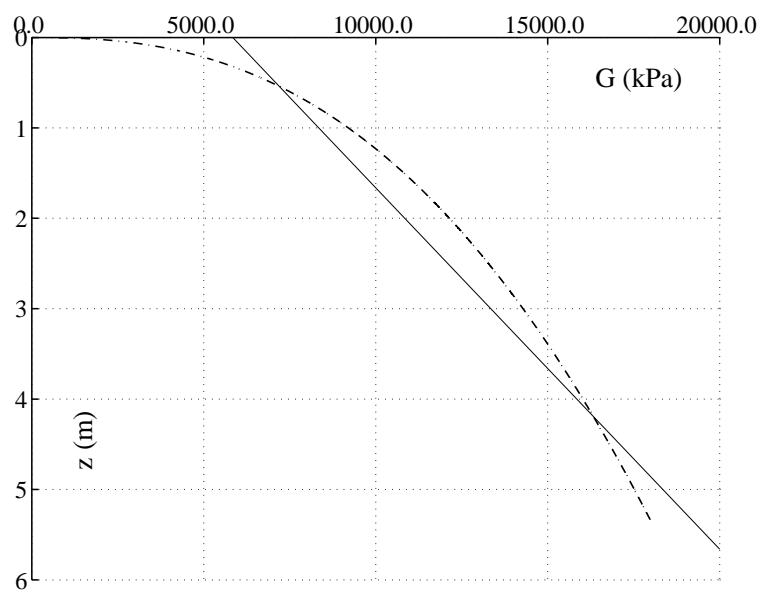


FIG. 5.14 – Rideau de palplanches de Hochstetten : évolution du module de cisaillement G avec la profondeur z et droite de régression linéaire associée utilisée dans Plaxis.

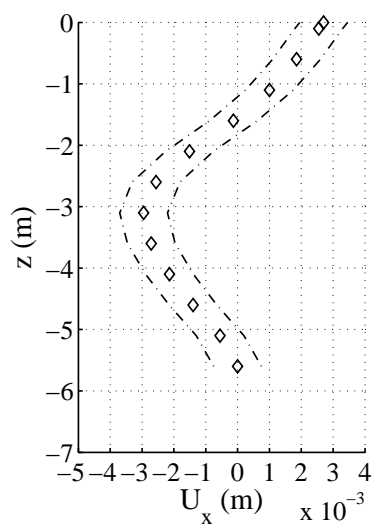


FIG. 5.15 – Rideau de palplanches de Hochstetten : déplacement horizontal du rideau de palplanches expérimental $U_x(z)$ (\diamond) et incertitude expérimentale sur ce déplacement (lignes discontinues).

5.4.3 Analyses inverses du rideau de palplanches de Hochstetten

5.4.3.1 Identification des deux paramètres de Mohr-Coulomb : G et ϕ

Définition du problème inverse

Les paramètres les plus influents sur la déformée horizontale d'un rideau de palplanches sont le module de cisaillement G et l'angle de frottement ϕ . Les valeurs de ces paramètres sont recherchées par analyse inverse. Pour cette étude, les valeurs du coefficient de Poisson ν et de la cohésion c sont fixées conformément aux valeurs estimées par Arafati [104] (*cf.* tableau 5.5). Le sable de Karlsruhe est supposé dense et normalement consolidé, les valeurs de l'angle de dilatance ψ et du coefficient des terres au repos K_0 vérifient respectivement les relations 4.3 et 4.5.

Pour cette identification, l'espace de recherche est défini comme suit :

$$\begin{aligned} \text{Dimensions de l'espace de recherche :} \quad & 1000 \leq G \leq 33000 \text{ kPa} \\ & 14 \leq \phi \leq 46^\circ \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Finesse du maillage :} \quad & \Delta G = 500 \text{ kPa} \\ & \Delta \phi = 0.5^\circ \end{aligned}$$

ce qui suppose une représentation de chaque paramètre sur une chaîne binaire de 6 bits : $N_{bit} = 6+6 = 12$ bits.

Sur cet espace, la forme de la fonction erreur a la même allure que celle obtenue dans le cas synthétique (*cf.* figures 4.11 et 5.16). Cette surface présente en particulier un minimum unique, même si il est moins marqué que dans le cas synthétique.

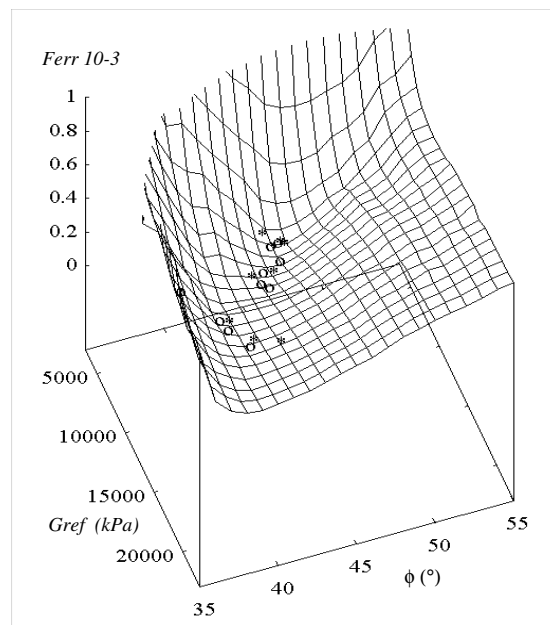


FIG. 5.16 – Rideau de palplanches de Hochstetten : exploration de la fonction erreur F_{err} sur l'espace de recherche (G, ϕ) .

Compte tenu des incertitudes inhérentes à la méthode, l'incertitude sur l'estimation du déplacement horizontal du rideau de palplanches est fixée à une erreur absolue inférieure à $\pm 1\text{mm}$. Après quelques tests sur la fonction erreur, cette incertitude équivaut à limiter F_{err} à $1.5 \cdot 10^{-4}$. Ainsi, toutes les combinaisons de paramètres pour lesquelles $F_{err} \leq 1.5 \cdot 10^{-4}$ sont considérées solutions du problème. Comme pour l'analyse de l'essai pressiométrique au paragraphe précédent, l'identification est menée pour une taille de population de l'algorithme génétique suffisamment grande pour estimer un nuage de points solutions représentatif du problème, soit $N_{individus} = 240$.

Optimisations et analyse des résultats

Compte tenu des choix ci-dessus, une première identification par algorithme génétique sur le rideau de palplanches expérimental de Hochstetten est réalisée. Le nuage de points solutions ainsi obtenu est représenté figure 5.17 sur l'espace de recherche. L'optimum mathématique de ce nuage est la combinaison suivante de paramètres :

$$\begin{aligned} G &= 9000 \text{ kPa} \\ \phi &= 45^\circ \end{aligned}$$

Bien que le modèle de Mohr-Coulomb soit *a priori* peu adapté à l'étude du comportement de ce type de problème, ces valeurs des paramètres assurent une bonne reproduction des déplacements horizontaux du rideau de palplanches en fonction de la profondeur, comme le montre la figure 5.18.

A partir de ce nuage de points solutions, une analyse en composantes principales évalue l'enveloppe réponse symbolisée par l'ellipse sur la figure 5.17. Sur cette figure, il apparaît clairement que comme pour l'ouvrage de soutènement synthétique étudié au chapitre 4, le nuage de points solutions est bien caractérisé par l'ellipse obtenue par ACP.

En répétant deux autres fois cette optimisation, deux nouvelles ellipses sont estimées. La forme de ces ellipses est proche de la précédente, comme le montre leur représentation sur la figure 5.19. La comparaison de la taille de l'intersection entre ces ellipses avec la taille de la plus grande ellipse optimisée donne un taux d'identification η de 76%. Cela signifie que la méthode d'identification donne un résultat stable pour cet ouvrage de soutènement.

La figure 5.20 montre que pour trois combinaisons de paramètres choisies arbitrairement sur cet ensemble de solutions, les courbes correspondantes reproduisent correctement les données expérimentales. Le nuage de points et l'ellipse solution associée sont donc représentatifs des solutions du problème.

Par ailleurs, la figure 5.17 compare les résultats de l'optimisation avec l'évaluation des paramètres faite de manière classique, à partir d'essais de laboratoire (*cf.* tableau 5.5). On observe sur cette figure que la combinaison de paramètres issue du calage d'Arafati (\diamond) est proche de l'ellipse solution estimée par AG/ACP. Ce résultat montre que l'identification par AG est cohérente avec un calage classique, mais permet d'étendre ce résultat à un ensemble plus vaste de combinaisons de paramètres.

En comparant les courbes de déplacement correspondant aux combinaisons de paramètres issues de calages classiques et du calage optimisé (*cf.* figures 5.18 et 5.20), il apparaît que l'optimisation par AG identifie une déformée horizontale du rideau qui reproduit le comportement mesuré sur toute la hauteur du rideau. Au contraire, les paramètres issues des

calages classiques permettent de bien reproduire la déformée du rideau en profondeur mais sous-estiment le déplacement horizontal en tête du rideau de palplanches.

5.4.3.2 Identification des trois paramètres de Mohr-Coulomb : G , ϕ et ψ

Définition du problème inverse

Pour continuer l'étude de la déformée horizontale du rideau de palplanches de Hochstetten, le module de cisaillement G , l'angle de frottement ϕ et l'angle de dilatance ψ sont recherchés par analyse inverse. Pour cela, les valeurs du coefficient de Poisson ν et de la cohésion c sont fixées conformément aux valeurs estimées par Arafati [104], le coefficient des terres au repos K_0 vérifie la formule de Jaky (éq. 4.5).

Pour cette identification, l'espace de recherche est défini comme suit :

$$\begin{aligned} \text{Dimensions de l'espace de recherche :} \quad & 1000 \leq G \leq 33000 \text{ kPa} \\ & 14 \leq \phi \leq 46^\circ \\ & 0 \leq \psi \leq 16^\circ \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Finesse du maillage :} \quad & \Delta G = 500 \text{ kPa} \\ & \Delta \phi = 0.5^\circ \\ & \Delta \psi = 0.5^\circ \end{aligned}$$

ce qui suppose une représentation des deux premiers paramètres sur une chaîne binaire de 6 bits et du dernier paramètre sur une chaîne binaire de 5 bits : $N_{bit} = 6+6+5 = 17$ bits. Pour l'optimisation, le critère sur la fonction erreur $F_{err} < 1.5 \cdot 10^{-4}$ est conservé. Comme précédemment, la taille de la population de l'algorithme génétique est choisie conformément aux résultats du chapitre 4, soit : $N_{individu} = 540$.

Optimisations et analyse des résultats

Compte tenu de ces choix, une première optimisation par algorithme génétique identifie le nuage de points solutions représenté figure 5.21 sur l'espace de recherche. L'optimum mathématique de ce nuage est la combinaison suivante de paramètres :

$$\begin{aligned} G &= 9000 \text{ kPa} \\ \phi &= 45^\circ \\ \psi &= 8.5^\circ \end{aligned}$$

Ce résultat est cohérent avec l'optimum mathématique identifié précédemment pour les deux paramètres G et ϕ . Comparé aux estimations expérimentales des paramètres de Arafati (cf. tableau 5.5), l'angle de frottement et l'angle de dilatance sont bien évalués alors que le module de cisaillement est sous-évalué.

A partir de ce nuage de points solutions, une analyse en composantes principales évalue l'enveloppe réponse symbolisée par l'ellipsoïde solution de la figure 5.21. Sur cette figure, il apparaît clairement que le nuage de points solutions est assez bien caractérisé par l'ellipsoïde.

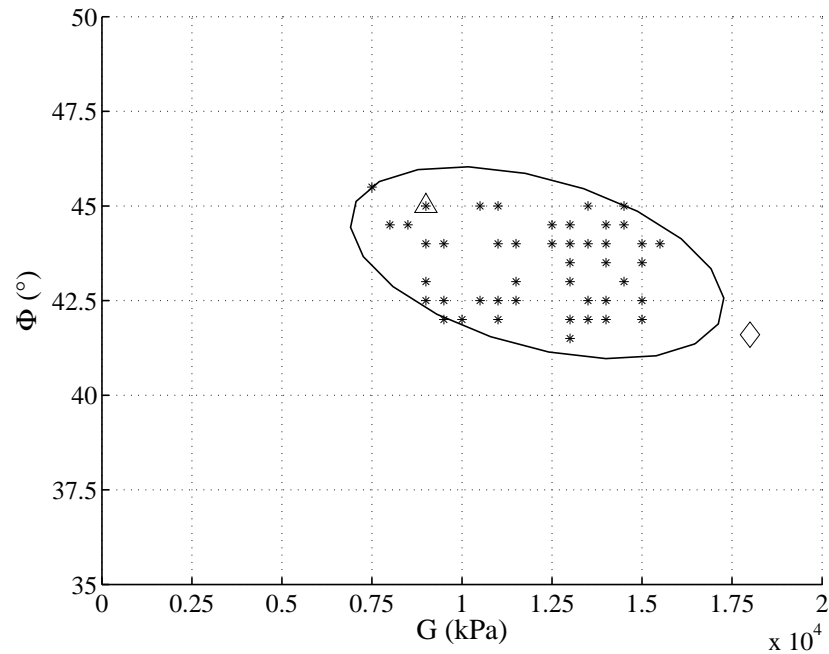


FIG. 5.17 – Rideau de palplanches de Hochstetten : nuage de points solutions et ellipse associée sur l'espace de recherche (G, ϕ) ; valeurs des paramètres estimées par AG, $G=9000\text{kPa}$ $\phi=45^\circ$ (\triangle), et tirées de la littérature : $G=18000\text{kPa}$ $\phi=41.6^\circ$ (\diamond).

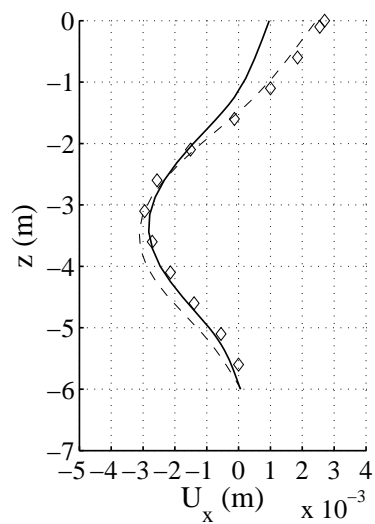


FIG. 5.18 – Rideau de palplanches de Hochstetten : déplacement horizontal du rideau de palplanches expérimental $U_x(z)$ mesuré in situ (\diamond) et simulé numériquement : après optimisation par AG, $G=9000\text{kPa}$ $\phi=45^\circ$ (—), et d'après la littérature, $G=18000\text{kPa}$ $\phi=41.6^\circ$ (- -).

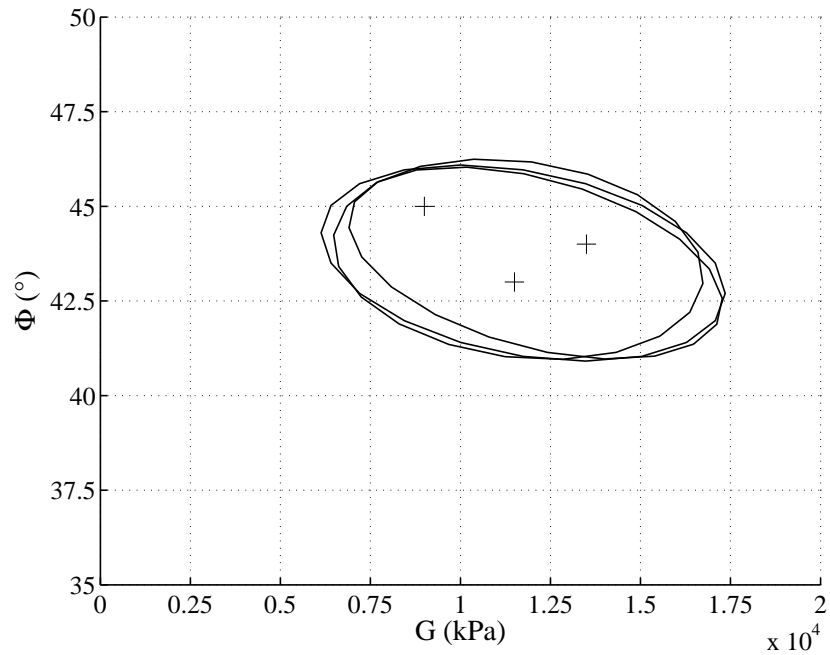


FIG. 5.19 – Rideau de palplanches de Hochstetten : ellipses obtenues par ACP sur l'espace de recherche des paramètres (G, ϕ) après trois optimisations par AG et valeurs particulière de trois combinaisons de paramètres tirées du nuage de points solutions : $G=9000\text{kPa}$ $\phi=45^\circ$, $G=11500\text{kPa}$ $\phi=43^\circ$, $G=13500\text{kPa}$ $\phi=44^\circ$ (+).

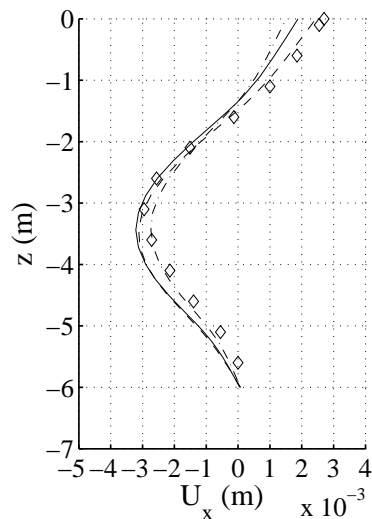


FIG. 5.20 – Rideau de palplanches de Hochstetten : déplacement horizontal du rideau de palplanches expérimental $U_x(z)$ mesuré in situ (\diamond) et simulé numériquement à partir de trois combinaisons de paramètres tirées du nuage de points solutions : $G=9000\text{kPa}$ $\phi=45^\circ$, $G=11500\text{kPa}$ $\phi=43^\circ$, $G=13500\text{kPa}$ $\phi=44^\circ$.

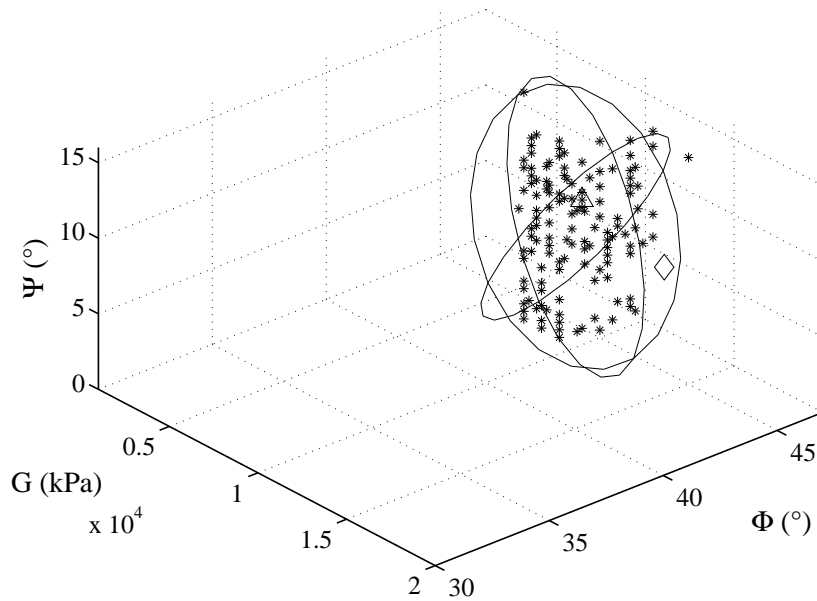


FIG. 5.21 – Rideau de palplanches de Hochstetten : nuage de points solutions (*) et ellipsoïde associé estimé sur l'espace de recherche (G, ϕ, ψ) ; optimum identifié par AG, $G=9000\text{kPa}$ $\phi=45^\circ$ $\psi=8.5^\circ$ (\triangle); valeurs des paramètres selon Arafati, $G=18000\text{kPa}$ $\phi=41.6^\circ$ $\psi=11.6^\circ$ (\diamond).

Notons qu'il est centré sur la combinaison suivante de paramètres :

$$\begin{aligned} G &= 10300 \pm 2200 \text{ kPa} \\ \phi &= 43.7 \pm 1.1^\circ \\ \psi &= 8.3 \pm 4.3^\circ \end{aligned}$$

Cela signifie que l'identification des paramètres est relativement bien ciblée, excepté pour l'angle de dilatance ψ , dont l'influence est faible sur le comportement du mur de soutènement.

En répétant deux autres fois cette optimisation, deux nouveaux ellipsoïdes solutions sont identifiés. La comparaison de la taille l'intersection avec la taille du plus grand ellipsoïde montre que le taux d'identification est de 63%. Cela signifie que les formes de ces ellipsoïdes sont proches les unes des autres. Ainsi l'ellipsoïde solution identifié est stable pour cet ouvrage de soutènement. Le nuage de points et l'ellipsoïde solution associé sont donc représentatifs des solutions du problème. De plus, la figure 5.9 montre que l'ellipsoïde solution approche les résultats expérimentaux de Arafati.

5.4.3.3 Identification des trois paramètres de Mohr-Coulomb : G , ϕ et K_0

Définition du problème inverse

Finalement l'analyse inverse de l'ouvrage de soutènement de Hochstetten est menée pour l'identification des valeurs du module de cisaillement G , de l'angle de frottement ϕ et du coefficient des terres K_0 . Les valeurs du coefficient de Poisson ν et de la cohésion c sont toujours fixées aux valeurs du tableau 5.5 et l'angle de dilatance est évalué par la relation 4.3 qui caractérise les sables denses.

Pour cette identification, l'espace de recherche est défini comme suit :

$$\begin{aligned} \text{Dimensions de l'espace de recherche :} \quad & 1000 \leq G \leq 33000 \text{ kPa} \\ & 14 \leq \phi \leq 46^\circ \\ & 0.25 \leq K_0 \leq 0.762 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Finesse du maillage :} \quad & \Delta G = 500 \text{ kPa} \\ & \Delta \phi = 0.5^\circ \\ & \Delta K_0 = 0.008 \end{aligned}$$

ce qui suppose une représentation de chaque paramètre sur une chaîne binaire de 6 bits : $N_{bit} = 6+6+6 = 18$ bits. Pour l'optimisation, le critère sur la fonction erreur $F_{err} < 1.5 \cdot 10^{-4}$ est conservé. Comme précédemment, la taille de la population de l'algorithme génétique est choisie conformément aux résultats du chapitre 4, soit : $N_{individus} = 540$.

Optimisations et analyse des résultats

Compte tenu des choix ci-dessus, une première optimisation par algorithme génétique identifie le nuage de points solutions représenté figure 5.22 sur l'espace de recherche. Sur cette figure, on voit que le nuage se décompose en deux parties : d'un côté il est caractérisé par des angles de frottement faibles, de l'autre par des angles de frottement élevés. Compte tenu des conditions supposées sur le sol, sable dense normalement consolidé, il est peu probable qu'un faible angle de frottement soit pertinent pour ce problème. Pour réaliser l'analyse statistique, les combinaisons de paramètres appartenant à cette partie du nuage de points solutions sont éliminées. L'optimum mathématique sur la partie restante du nuage de points solutions est la combinaison suivante de paramètres :

$$\begin{aligned} G &= 9500 \text{ kPa} \\ \phi &= 45^\circ \\ K_0 &= 0.338 \end{aligned}$$

Ce résultat est consistant avec les optima précédemment identifiés. Le coefficient des terres au repos, plus élevé que celui estimé par la formule de Jaky, s'explique par une surconsolidation du massif de sol sur les premiers mètres, due à la technique de mise en place du rideau par vibrofonçage et au passage d'engins.

A partir de la première partie de ce nuage de points solutions, une analyse en composantes principales évalue l'enveloppe réponse symbolisée par l'ellipsoïde de la figure 5.23. Sur cette figure, il apparaît que le nuage de points solutions est bien caractérisé par l'ellipsoïde. Notons

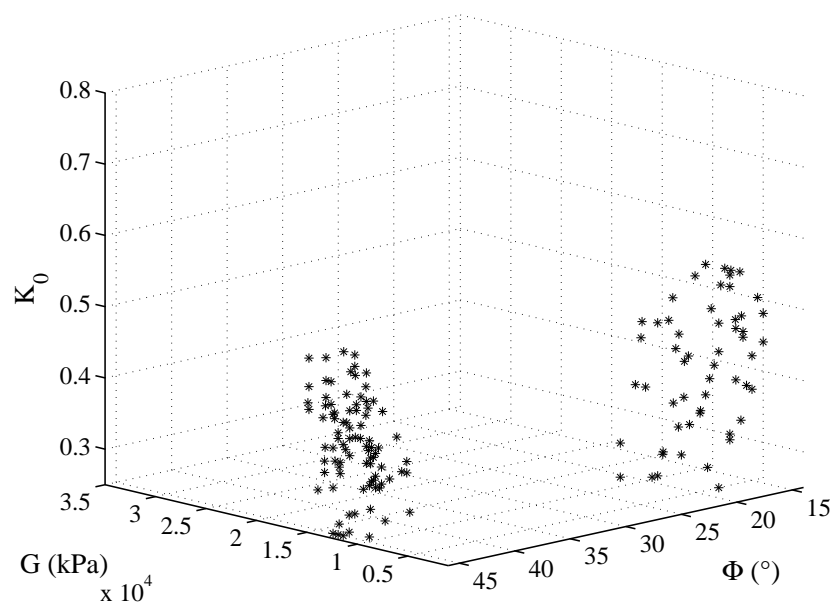


FIG. 5.22 – Rideau de palplanches de Hochstetten : nuage de points solutions (*) sur l'espace de recherche (G, ϕ, K_0) identifié par AG.

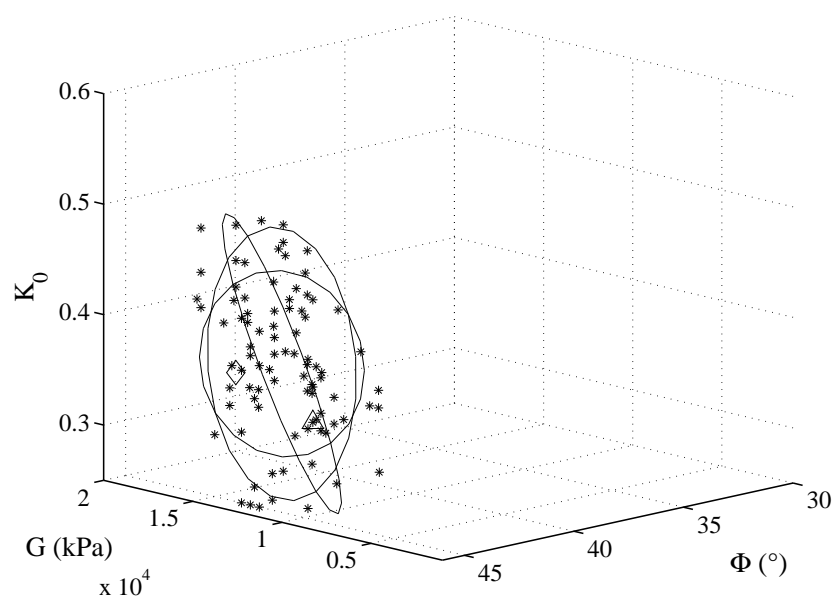


FIG. 5.23 – Rideau de palplanches de Hochstetten : nuage de points solutions (*) et ellipsoïde associé sur l'espace de recherche (G, ϕ, K_0) ; valeurs particulières des paramètres estimées par AG, $G=9500\text{kPa}$ $\phi=45^\circ$ $K_0=0.338$ (\triangle), et par Arafati, $G=18000\text{kPa}$ $\phi=41.6^\circ$ $K_0=0.336$ (\diamond).

qu'il est centré sur la combinaison suivante de paramètres :

$$\begin{aligned}G &= 13200 \pm 2300 \text{ kPa} \\ \phi &= 43.4 \pm 1.1^\circ \\ K_0 &= 0.37 \pm 0.06^\circ\end{aligned}$$

En comparant les moyennes et les écart-types de chaque paramètre, on en conclut que l'identification des paramètres est bien ciblée et consistante avec les conditions du problème (sable dense).

En répétant deux autres fois cette optimisation, deux nouveaux ellipsoïdes solutions sont estimés. La comparaison de la taille l'intersection entre ces ellipsoïdes et la taille du plus grand ellipsoïde optimisé donne un taux d'identification de 62%. Cela signifie que les formes de ces ellipsoïdes sont proches les unes des autres. Ainsi l'ellipsoïde solution identifié est stable pour cet ouvrage de soutènement. Le nuage de points et l'ellipsoïde solution associé sont donc représentatifs des solutions du problème. De plus, la figure 5.23 montre que l'ellipsoïde solution approche les résultats expérimentaux de Arafati [104].

5.4.4 Commentaires

Contrairement à l'identification précédente de l'essai pressiométrique en chambre de calibration, cette étude montre qu'il est possible d'identifier avec précision les paramètres de ce modèle. Ces évaluations sont consistantes quel que soit le type et le nombre de paramètres recherchés. La combinaison AG/ACP permet d'identifier un échantillon représentatif de l'ensemble des solutions du problème inverse. Ceci marque le principal avantage de cette méthode d'identification.

Ainsi, en appliquant la méthode d'identification développée dans cette thèse à des expérimentations en vraies grandeurs, nous avons eu un aperçu plus pratique des capacités de la méthode à estimer les paramètres de sols, à partir de mesures géotechniques *in situ*. Ces applications montrent les avantages et les inconvénients de la méthode. Les résultats de l'identification des paramètres sont d'autant plus plus pertinents que le problème est bien modélisé.

Ces études de cas rappellent que l'utilisation de l'analyse inverse pour un projet géotechnique nécessite une bonne compréhension physique du problème. La convergence d'une analyse inverse vers une solution optimale ne signifie pas nécessairement que les valeurs des paramètres identifiées soient les plus pertinentes. Une expertise géotechnique est toujours nécessaire pour vérifier la justesse des résultats.

Pour continuer cette étude d'ouvrages et d'essais géotechniques, l'excavation en milieu urbain utilisée pour la construction du *Lurie Research Center* de l'université de Northwestern à Chicago est analysée au paragraphe suivant.

5.5 Excavation en milieu urbain à Chicago : *Lurie Research Center*

L'excavation en milieu urbain *Lurie Research Center* a été réalisée en 2002/2003 pour la construction du centre de recherche médicale de l'université de Northwestern à Chicago. Cette étude permet de confronter la méthode d'identification à une situation réelle d'ingénierie.

5.5.1 Présentation de l'ouvrage

Le centre de recherche médical de l'université de Northwestern, *Lurie Research Center*, est situé en plein coeur de Chicago, dans l'état de l'Illinois, aux États-Unis. Sa construction a nécessité la réalisation d'une excavation de 80m de long et 68m de large dont les caractéristiques sont décrites en détails par Finno *et al.* [42] et Roboski [131].

La figure 5.24 présente une coupe stratigraphique du sol à cet endroit de la ville et le système de soutènement de l'excavation. Une couche superficielle moyennement dense de remblai (*fill*) repose sur une couche de sable lâche à moyennement lâche (*sand*) typique des plages avoisinantes. Sous ces couches de matériaux granulaires, on distingue trois couches argileuses, caractéristiques des différentes glaciations ayant eu lieu dans la région, dont la rigidité augmente avec la profondeur : une couche d'argile moyennement raide (*soft to medium clay*), une couche d'argile raide (*stiff clay*) et une couche d'argile très raide (*hard clay*). L'excavation atteint 12.8m de profondeur. Le fond de fouille est dans la couche d'argile moyennement argileuse. Le niveau de la nappe phréatique se situe au même niveau que celui du Lac Michigan, très proche, soit 0m CCD (*Chicago City Datum*).

La figure 5.25 représente le plan et l'instrumentation mise en place pour la construction du *Lurie Research Center*. L'excavation borde à l'Est un bâtiment, *Prentice Pavillon*, de 14 étages plus un niveau de sous sol. Sur chaque coté de l'excavation le soutènement est assuré par un rideau de palplanches de type PZ-27. Ce rideau est maintenu par deux niveaux de tirants d'ancrages à l'Est et trois niveaux de tirants sur les trois autres cotés. Les deux premiers niveaux d'ancrage sont placés en quinconce dans la couche de sable tous les 2.74m. Le troisième niveau est placé dans les couches argileuses tous les 1.83m. La résistance du sol étant moins bonne dans l'argile, les tirants y sont beaucoup plus nombreux. Enfin, pour mesurer les déformations horizontales et verticales du sol autour de cette excavation, 8 inclinomètres et 150 points de mesure ponctuelle sont disposés de part et d'autre de l'excavation [131].

La construction de cette excavation se décompose en sept étapes principales comme décrit par Finno et Roboski [42; 131] :

- étape 1 : installation du mur de soutènement;
- étape 2 : excavation jusqu'à +1.52mCCD de profondeur, installation et mise en tension du premier niveau de tirants d'ancrages à +2.13mCCD;
- étape 3 : construction de caissons en fond de fouille;
- étape 4 : excavation jusqu'à -2.44mCCD de profondeur, installation et mise en tension du deuxième niveau de tirants d'ancrages à -1.22mCCD;
- étape 5 : excavation jusqu'à -5.79mCCD de profondeur, installation et mise en tension du troisième niveau de tirants d'ancrages à -5.18mCCD;
- étape 6 : excavation jusqu'à -8.53mCCD de profondeur;
- étape 7 : construction du radier.

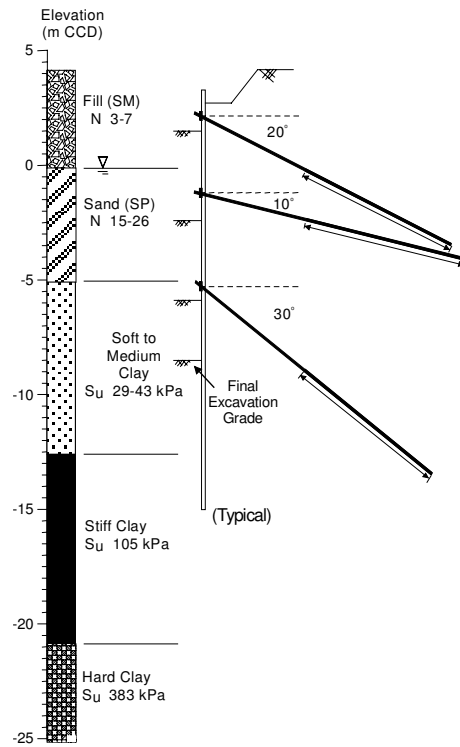


FIG. 5.24 – Excavation en milieu urbain à Chicago : Lurie Research Center. Coupe stratigraphique du sol [129].

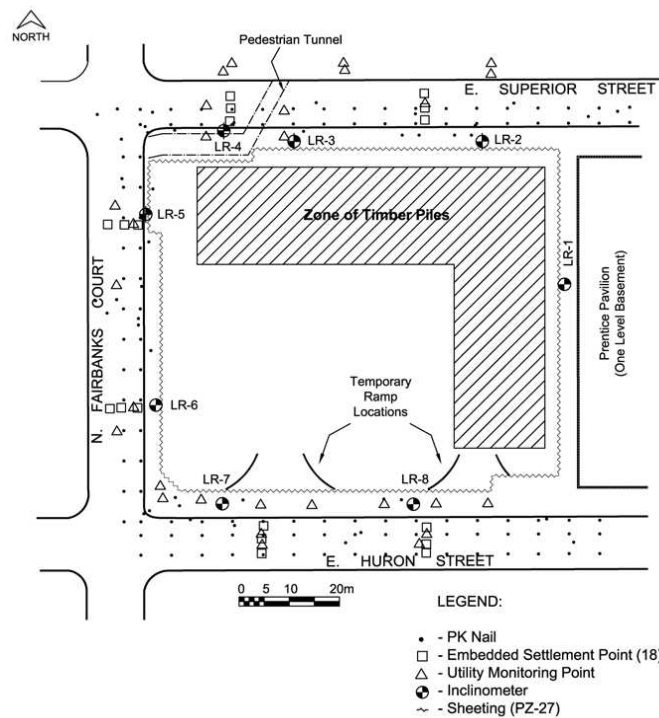


FIG. 5.25 – Excavation en milieu urbain à Chicago : Lurie Research Center. Plan de l'ouvrage et instrumentation du site [129].

5.5.2 Modélisation de l'ouvrage

Compte tenu de la largeur de l'excavation et du système de soutènement de l'ouvrage, seule une moitié de l'excavation est représentée dans le modèle éléments finis à deux dimensions. Ce modèle correspond à une coupe transversale de l'ouvrage en déformations planes. Pour ne pas être perturbé par des effets 3D du modèle et pour que l'hypothèse de déformation plane reste valable tout au long du problème, seuls les inclinomètres situés suffisamment loin des coins de l'excavation sont considérés [42]. Par ailleurs, les inclinomètres au Nord et au Sud étant situés trop près des ouvrages avoisinants, seules les données fournis par l'inclinomètre LR8 au Sud et par l'inclinomètre LR6 à l'Ouest sont retenues pour l'analyse inverse. La modélisation éléments finis de cet ouvrage est représentée, dans sa partie centrale, figure 5.26, au niveau de l'inclinomètre LR8. Pour l'inclinomètre LR6, un modèle éléments finis similaire est créé mais non représenté ici. Les tableaux 5.7 et 5.6 donnent quelques caractéristiques géométriques et numériques de ces modèles.

Notons que ce type de modèle est sensible à la représentation éléments finis des tirants d'ancrage [128; 129]. La modélisation 2D en déformations planes des tirants impose la superposition sur le même plan des deux premiers niveaux d'ancrages alors que dans la réalité ils sont placés en quinconce. Il en résulte une concentration des contraintes aux extrémités des tirants qui est à l'origine d'un très important déplacement latéral du rideau, totalement irréaliste. Pour mieux reproduire les comportements des couches de sols nous avons choisi de simuler les ancrages par des butons élastiques orientés selon l'axe des tirants. Les caractéristiques des rideaux de palplanches et des tirants d'ancrages sont présentés tableau 5.8.

Pour modéliser le comportement des couches de sol de Chicago, le modèle constitutif de sol *Hardening Soil Model* est utilisé. Les valeurs des paramètres constitutifs de ce modèle de sol, décrites tableau 5.9, sont choisies conformément à la littérature [15; 22; 119; 128]. Le sol étant surconsolidé, le coefficient des terres K_0 est estimé par l'équation 4.6.

L'expérimentation est simulée par un enchaînement de calculs par éléments finis, chacun correspondant à une étape des travaux citée ci-dessus. Notons qu'entre l'étape 4 et l'étape 5 de la construction, une augmentation brutale des déplacements horizontaux du sol a été mesurée sur tous les inclinomètres, comme illustré figure 5.27 pour les inclinomètres LR6 et LR8. Cette étape correspond à la phase d'excavation jusqu'à 0.80mCCD dans la couche d'argile moyennement raide avant l'installation du troisième niveau de tirants. Pour tenir compte de la forte modification de l'état de déformation du sol, le problème est optimisé à partir des déplacements horizontaux du rideau de palplanches mesurés à l'étape 6.

D'après Finno et Calvello [40], les paramètres les plus influents sur le comportement de ce type d'ouvrage sont les paramètres de rigidité du modèle dans les couches argileuses. Les modules de déformation plastique au chargement déviatoire pour les couches d'argile moyennement raide et raide, $(E_{50}^{ref})_{med}$ et $(E_{50}^{ref})_{stiff}$, ont donc été initialement choisis pour l'identification. Notons que les valeurs des paramètres E_{50}^{ref} sont liées aux valeurs des modules œdométriques E_{oed}^{ref} et aux valeurs des modules de charge/décharge E_{ur}^{ref} par les relations suivantes :

$$E_{oed}^{ref} = 0.7E_{50}^{ref} \quad (5.4)$$

$$E_{ur}^{ref} = 3E_{50}^{ref} \quad (5.5)$$

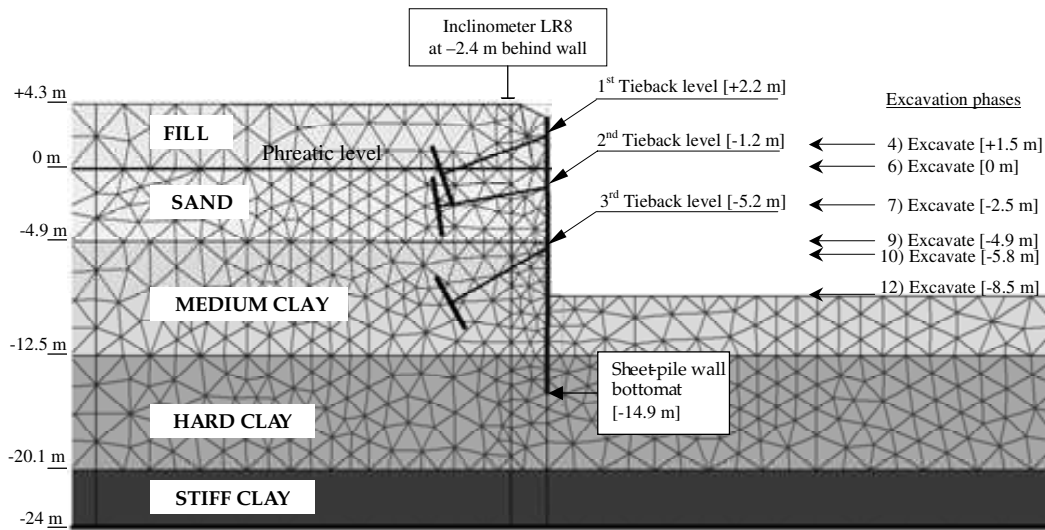


FIG. 5.26 – Excavation en milieu urbain à Chicago : Lurie Research Center. Modèle éléments finis 2D en déformation plane. Zoom sur la partie centrale du modèle pour l'inclinomètre LR8 [129].

TAB. 5.6 – Excavation en milieu urbain à Chicago : Lurie Research Center. Caractéristiques du modèle éléments finis associé à l'inclinomètre LR8.

Caractéristiques géométriques	
taille du modèle :	$L = 184\text{m}$ $H = 29\text{m}$
taille de la zone excavée :	$h = 12.8\text{m}$ $l = 2*34\text{m}$
hauteur du rideau de palplanches :	$h_w = 19.5\text{m}$
emplacement de l'inclinomètre derrière le mur :	$d = 2.5\text{m}$
Caractéristiques éléments finis	
type d'éléments du maillage :	triangles à 15 noeuds
nombre d'éléments :	2435
nombre de noeuds :	19989
nombre de points de Gauss :	29220

TAB. 5.7 – Excavation en milieu urbain à Chicago : Lurie Research Center. Caractéristiques du modèle éléments finis associé à l'inclinomètre LR6.

Caractéristiques géométriques	
taille du modèle :	$L = 190\text{m}$ $H = 29\text{m}$
taille de la zone excavée :	$h = 12.8\text{m}$ $l = 2*40\text{m}$
hauteur du rideau de palplanches :	$h_w = 19.5\text{m}$
emplacement de l'inclinomètre derrière le mur :	$d = 1\text{m}$
Caractéristiques éléments finis	
type d'éléments du maillage :	triangles à 15 noeuds
nombre d'éléments :	2122
nombre de noeuds :	17535
nombre de points de Gauss :	25464

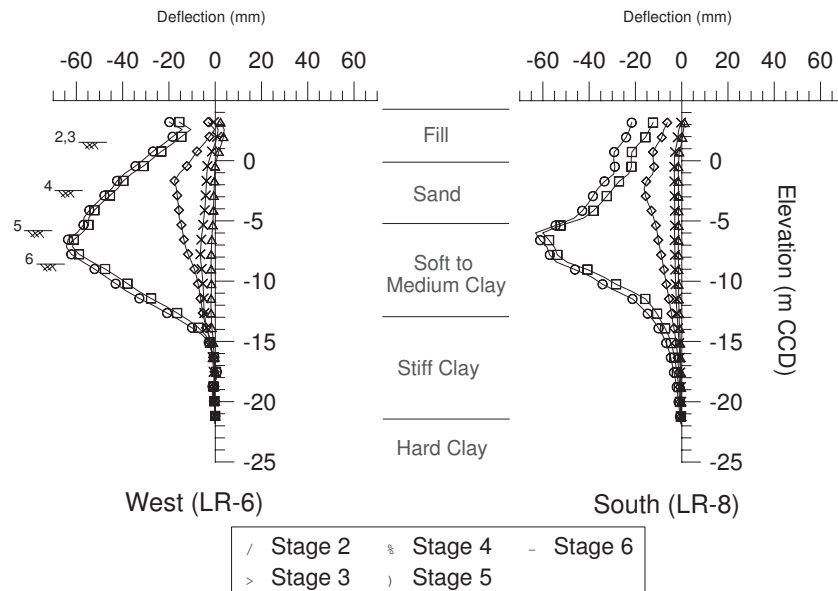
TAB. 5.8 – *Excavation en milieu urbain à Chicago : Valeurs des paramètres des modèles de comportement élastique utilisés pour modéliser le rideau de palplanches et les butons.*

Paramètre	Nom	Valeur	Unité
Rideau de Palplanches PZ-27			
rigidité normale	EA	$3.4 \cdot 10^6$	kN/m
rigidité de flexion	EI	$5.0 \cdot 10^4$	kNm^2/m
poids	w	1.293	$kN/m/m$
épaisseur équivalente	d	0.424	m
coefficient de poisson	ν	0.0	–
1 ^{er} niveau de tirants d’ancrage			
rigidité normale	EA	$1.95 \cdot 10^5$	kN
espacement	L	2.74	m
angle	α	20	°
niveau	z	2.2	mCCD
précontrainte	P	227.4	kN/m
2 ^{ème} niveau de tirants d’ancrage			
rigidité normale	EA	$1.95 \cdot 10^5$	kN
espacement	L	2.74	m
angle	α	10	°
niveau	z	-1.2	mCCD
précontrainte	P	195	kN/m
3 ^{ème} niveau de tirants d’ancrage			
rigidité normale	EA	$1.95 \cdot 10^5$	kN
espacement	L	1.83	m
angle	α	30	°
niveau	z	-5.2	mCCD
précontrainte	P	340.4	kN/m

TAB. 5.9 – Valeurs des paramètres du modèle constitutif de sol *Hardening Soil* pour les couches de sol de Chicago.

Paramètre	Remblai drainé	Sable drainé	Argile moyenne non drainé	Argile raide non drainé	Argile très raide non drainé
	<i>Fill</i>	<i>Sand</i>	<i>Soft to Medium Clay</i>	<i>Stiff Clay</i>	<i>Hard Clay</i>
$E_{50}^{ref} (kPa)$	13500	48000	$(E_{50}^{ref})_{med} (*)$	$(E_{50}^{ref})_{stiff} (*)$	$1.5(E_{50}^{ref})_{stiff}$
$E_{oed}^{ref} (kPa)$	13500	48000	$0.7 (E_{50}^{ref})_{med}$	$0.7 (E_{50}^{ref})_{stiff}$	$1.5 (E_{50}^{ref})_{stiff}$
$E_{ur}^{ref} (kPa)$	40500	144000	$3 (E_{50}^{ref})_{med}$	$3 (E_{50}^{ref})_{stiff}$	$1.5 (E_{50}^{ref})_{stiff}$
$p^{ref} (kPa)$	100	100	100	100	100
m	0.5	0.5	0.8	0.85	0.6
$c (kPa)$	19	0.2	0.2	0.2	0.2
$\phi (^{\circ})$	30	35	26	32	25
$\psi (^{\circ})$	2	5	0	0	0
ν_{ur}	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2
OCR	1	1.1	1.4	1.5	2.5

(*) paramètres principaux recherchés par la méthode d'identification

FIG. 5.27 – Excavation en milieu urbain à Chicago : *Lurie Research Center*. Mesures des inclinomètres LR6 et LR8 après les principales phases de construction de l'ouvrage [129].

5.5.3 Analyses inverses de l'excavation en milieu urbain : *Lurie Research Center*

5.5.3.1 Identification des modules E_{50} des couches d'argiles moyennement raide et raide

Définition du problème inverse

Compte tenu des conditions expérimentales évoquées ci-dessus, deux paramètres principaux sont à identifier pour cet ouvrage : les modules de déformation plastique au chargement déviatoire pour les couches d'argile moyennement raide et raide, soit $(E_{50}^{ref})_{med}$ et $(E_{50}^{ref})_{stiff}$ respectivement. L'espace de recherche pour l'identification par algorithme génétique de ces paramètres est défini comme suit :

$$\begin{aligned} \text{Dimensions de l'espace de recherche :} \quad & 3000 \leq (E_{50}^{ref})_{med} \leq 35000 \text{ kPa} \\ & 40000 \leq (E_{50}^{ref})_{stiff} \leq 200000 \text{ kPa} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Finesse du maillage :} \quad & \Delta(E_{50}^{ref})_{med} = 500 \text{ kPa} \\ & \Delta(E_{50}^{ref})_{stiff} = 2500 \text{ kPa} \end{aligned}$$

ce qui suppose une représentation de chaque paramètre sur une chaîne binaire de 6 bits : $N_{bit} = 6+6 = 12$ bits.

L'identification de ces paramètres est basée sur les déplacements horizontaux mesurés par les inclinomètres, en fonction de la profondeur, après la dernière étape de construction de l'excavation. La figure 5.27 présente ces déplacements fonction de la profondeur sur chacun des deux inclinomètres. Notons que l'identification ne concernant que les paramètres des couches argileuses, seuls les déplacements mesurés à l'étape 6 par les inclinomètres sur ces couches sont utilisés dans l'analyse inverse.

Pour l'espace de recherche considéré, la forme de la surface de la fonction erreur diffère d'un inclinomètre à l'autre comme illustré figure 5.28. Pour l'inclinomètre LR8, cette surface présente un minimum unique, alors que pour l'inclinomètre LR6, elle forme une vallée rectiligne. Le problème inverse associé à l'inclinomètre LR6 est donc moins bien posé que celui associé à l'inclinomètre LR8.

Compte tenu des incertitudes inhérentes à la méthode, l'incertitude sur l'estimation du déplacement horizontal des inclinomètres est estimée à une erreur absolue inférieure à ± 7.5 mm. Après quelques tests sur la fonction erreur, cette incertitude équivaut à limiter F_{err} à 0.75. Ainsi, toutes les combinaisons de paramètres pour lesquelles $F_{err} \leq 0.75$ sont solutions du problème. Comme pour l'analyse de l'ouvrage de soutènement au paragraphe précédent, l'optimisation est menée pour une taille de population de l'algorithme génétique suffisamment grande pour estimer un nuage de points solutions représentatif du problème, soit $N_{individus} = 240$.

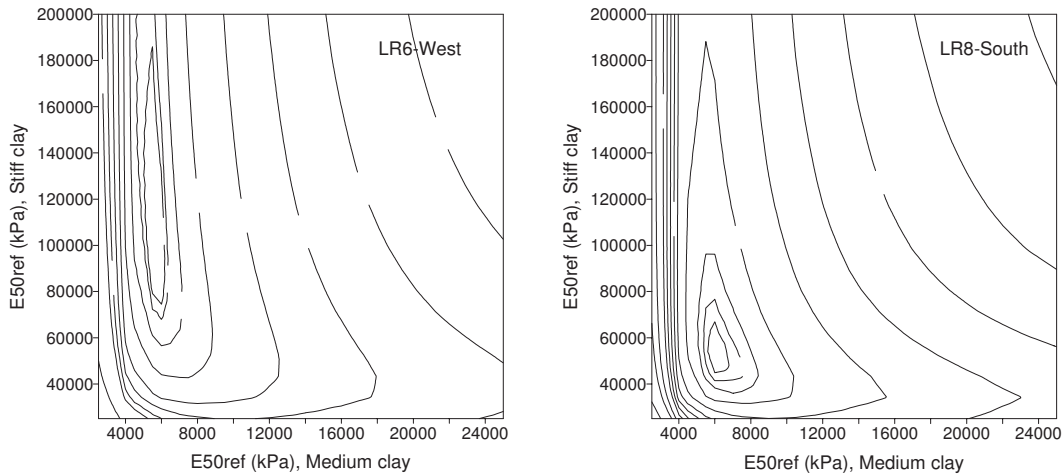


FIG. 5.28 – *Excavation en milieu urbain à Chicago : Lurie Research Center. Exploration de la fonction erreur F_{err} sur l'espace de recherche $((E_{50}^{ref})_{med}, (E_{50}^{ref})_{stiff})$ [129].*

Identification des paramètres sur les inclinomètres LR6 et LR8

Pour chacune des identifications menées sur les inclinomètres LR6 et LR8, un nuage de points solutions est identifié par algorithme génétique. Les caractéristiques de ces solutions sont données dans le tableau 5.10. Elles montrent que sur les deux inclinomètres, une même valeur est estimée pour le module de l'argile moyennement raide $(E_{50}^{ref})_{med}$. En revanche, il existe un écart important entre les valeurs estimées du module pour l'argile raide, $(E_{50}^{ref})_{stiff}$.

Les nuages associés aux optimisations sur LR6 et LR8 peuvent être estimés par des ellipses comme illustré figure 5.29. Cette figure montre que ces ellipses présentent une forme très allongée caractéristique d'une plus forte sensibilité du paramètre relatif à la rigidité de l'argile moyennement raide $(E_{50}^{ref})_{med}$ comparé à la rigidité de l'argile raide $(E_{50}^{ref})_{stiff}$. Ces résultats sont la conséquence du caractère moins bien posé du problème inverse associé à LR6 comparé à celui associé à LR8.

Si l'on compare ces résultats à ceux obtenus par UCODE [67; 123], on voit figure 5.29 que les ellipses solutions estimées par algorithme génétique et analyse en composantes principales incluent dans chaque cas les combinaisons de paramètres identifiées par UCODE. De plus, les tableaux 5.10 et 5.11 montrent que les valeurs optimales des paramètres estimées sur l'inclinomètre LR8 par les deux méthodes sont très proches. Celles estimées pour l'inclinomètres LR6 diffèrent uniquement pour la couche d'argile raide. Cette différence est une fois de plus la conséquence de la faible sensibilité du modèle à ce paramètre. Les courbes $U_x(z)$, présentées figure 5.30, montrent que ces optima assurent une bonne reproduction des données expérimentales mesurées *in situ*.

Cette application sur une excavation en milieu urbain confirme donc les conclusions de l'étude comparative entre algorithme génétique et UCODE menée au chapitre 4 : ces deux méthodes identifient une combinaison précise de paramètres au sens physique du terme pour un problème de soutènement. Cependant, en utilisant une optimisation par algorithme génétique, cette solution peut être étendue à une zone solution plus large de l'espace de recherche [129].

Les ellipses, présentées figure 5.29, définissent pour chaque inclinomètre, un ensemble de combinaisons de paramètres permettant de bien reproduire les données expérimentales mesurées

in situ. En comparant ces deux ellipses, on voit figure 5.31 qu'il existe une zone de recouvrement. Cette zone correspond aux valeurs caractéristiques moyennes des paramètres pour le site.

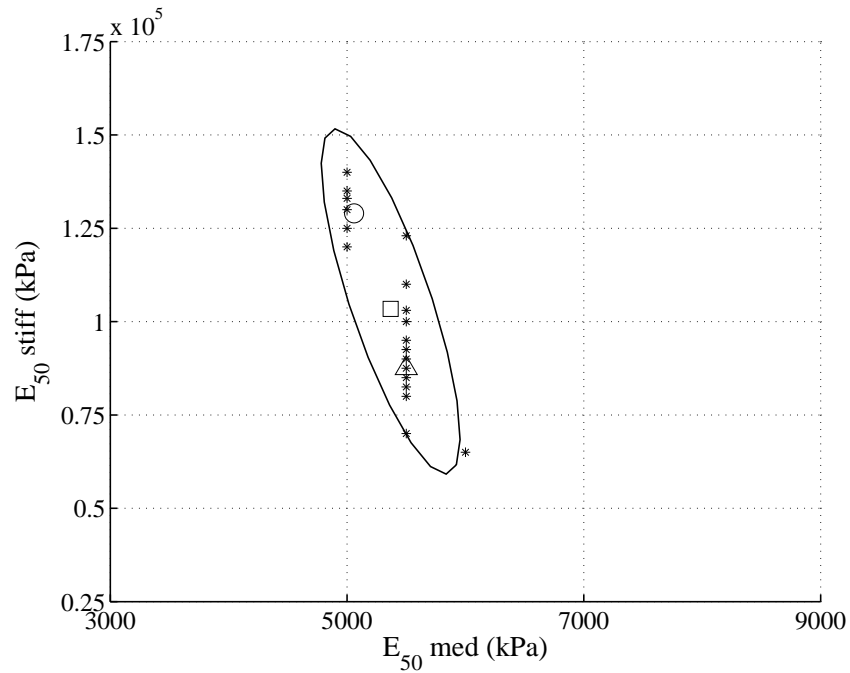
Cette étude montre donc qu'en combinant l'information obtenue sur les inclinomètres LR6 et LR8, il est possible, par ce type d'analyse inverse, d'estimer des valeurs des paramètres représentatives de l'ensemble du site. C'est un moyen de prendre en compte la variabilité spatiale des paramètres. Ceci marque une avancée importante comparé aux méthodes classiques d'identification.

TAB. 5.10 – *Excavation en milieu urbain à Chicago : Lurie Research Center. Résultats de l'identification de $(E_{50}^{ref})_{med}$ et $(E_{50}^{ref})_{stiff}$ par algorithme génétique sur les inclinomètres LR6 et LR8.*

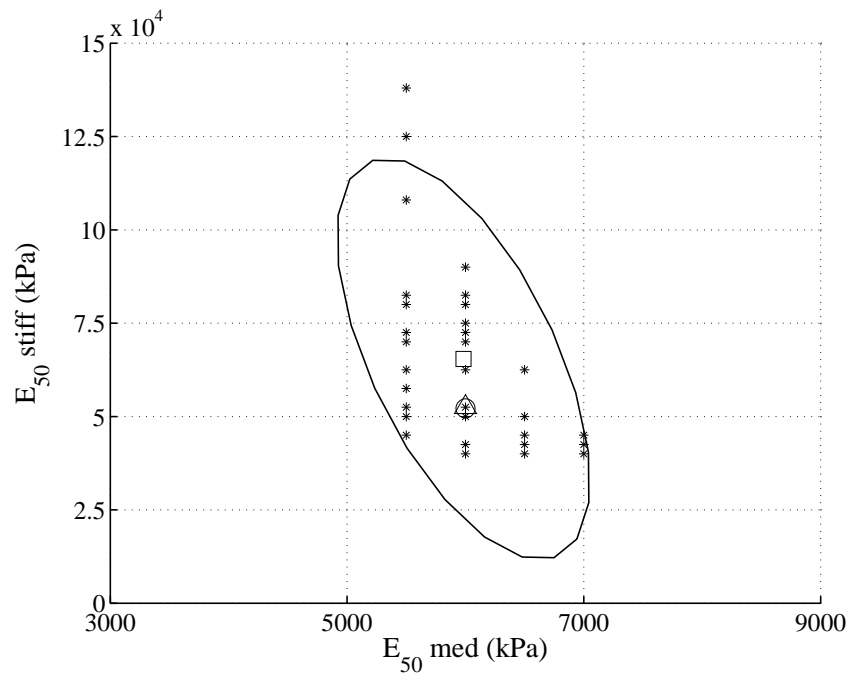
Inclinomètre	LR6	LR8
Paramètres optimaux		
$(E_{50}^{ref})_{med}(kPa)$	5500	6000
$(E_{50}^{ref})_{stiff}(kPa)$	87500	52500
Paramètres moyens		
$(E_{50}^{ref})_{med}(kPa)$	5370 ± 280	5980 ± 490
$(E_{50}^{ref})_{stiff}(kPa)$	105400 ± 22080	65400 ± 24670
Nombre de calculs MEF	600	594

TAB. 5.11 – *Excavation en milieu urbain à Chicago : Lurie Research Center. Résultats de l'identification par UCODE sur les inclinomètres LR6 et LR8.*

Inclinomètre	LR6	LR8
Paramètres initiaux		
$(E_{50}^{ref})_{med}(kPa)$	5000	5000
$(E_{50}^{ref})_{stiff}(kPa)$	150000	50000
Paramètres optimaux		
$(E_{50}^{ref})_{med}(kPa)$	5060	6000
$(E_{50}^{ref})_{stiff}(kPa)$	129000	52200
Nombre de calculs MEF	10	10



(a) Inclinomètre LR6



(b) Inclinomètre LR8

FIG. 5.29 – *Excavation en milieu urbain à Chicago : Lurie Research Center. Nuages de points solution identifiés par AG (*) et ellipses associées sur l'espace de recherche $((E_{50}^{ref})_{med}, (E_{50}^{ref})_{stiff})$; Δ : optima identifiés par AG; \circ : optima identifiés par UCODE; \square : moyennes des nuage de points solutions.*

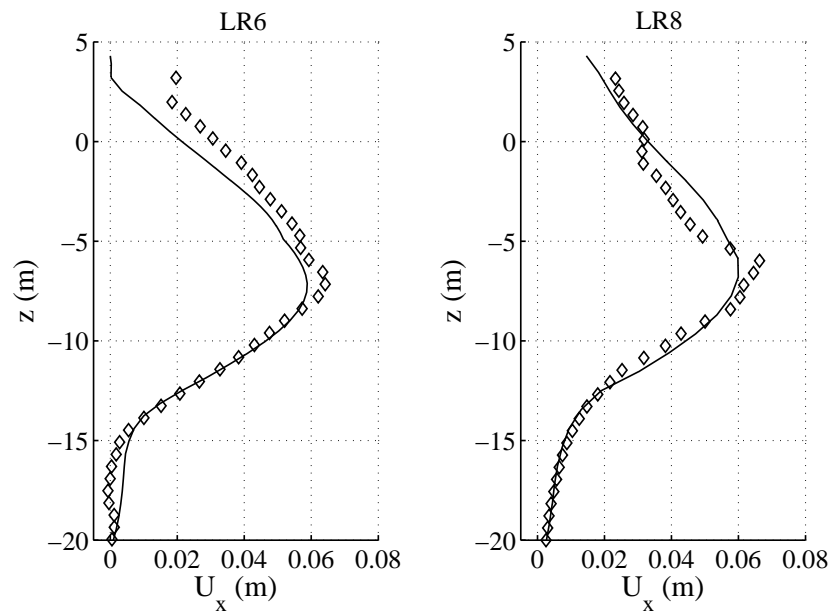


FIG. 5.30 – Excavation en milieu urbain à Chicago : Lurie Research Center. Déplacement horizontal des inclinomètres LR6 et LR8 mesurés *in situ* (\diamond) et estimés par simulations numériques après analyse inverse (-).

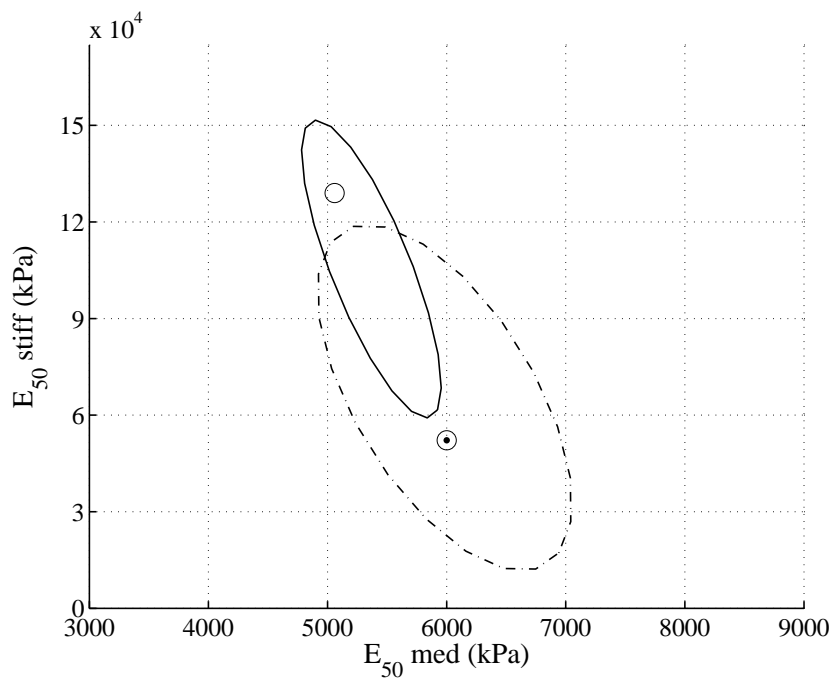


FIG. 5.31 – Excavation en milieu urbain à Chicago : Lurie Research Center. Comparaison des ellipses solutions estimées par AG/ACP sur l'espace de recherche des paramètres $(E_{50}^{ref})_{med}$ $(E_{50}^{ref})_{stiff}$. \circ : optimum identifié par UCODE pour LR6; \odot : optimum identifié par UCODE pour LR8.

5.5.3.2 Identification des modules E_{50} des couches d'argiles moyennement raide et raide et de l'angle de frottement de l'argile moyennement raide

Définition du problème inverse

Le chantier de construction de l'excavation du *Lurie Research Center* a duré plusieurs mois. Cette longue période laisse penser que le comportement du sol, en fin de chantier, n'est plus tout à fait non drainé, mais est plutôt dans une phase transitoire entre drainé et non drainé. Par conséquent, il est probable que les paramètres plastiques des couches argileuses influencent elles aussi le comportement du sol en place.

Pour compléter l'analyse du *Lurie Research Center*, l'angle de frottement ϕ_{med} de la couche d'argile moyennement raide est ajouté aux paramètres inconnus du problème. L'espace de recherche pour l'identification par algorithme génétique de ces paramètres devient alors :

$$\begin{aligned} \text{Dimensions de l'espace de recherche :} \quad & 3000 \leq (E_{50}^{ref})_{med} \leq 35000 \text{ kPa} \\ & 40000 \leq (E_{50}^{ref})_{stiff} \leq 200000 \text{ kPa} \\ & 14 \leq \phi_{med} \leq 46^\circ \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Finesse du maillage :} \quad & \Delta(E_{50}^{ref})_{med} = 500 \text{ kPa} \\ & \Delta(E_{50}^{ref})_{stiff} = 2500 \text{ kPa} \\ & \Delta\phi_{med} = 0.5 \end{aligned}$$

ce qui suppose une représentation de chaque paramètre sur une chaîne binaire de 6 bits : $N_{bit} = 6+6+6 = 18$ bits.

Comme précédemment l'identification est basée sur les déplacements horizontaux U_x mesurés en fonction de la profondeur z sur chacun des deux inclinomètres. Cependant, comme l'identification ne concerne que les paramètres des couches argileuses, seuls les déplacements mesurés à l'étape 6 par les inclinomètres sur ces couches sont utilisés dans l'analyse inverse. Par ailleurs, sont considérées comme solutions du problème, toutes les combinaisons de paramètres pour lesquelles $F_{err} \leq 0.75$. Enfin, l'optimisation est menée pour une taille de population de l'algorithme génétique suffisamment grande pour espérer estimer un nuage de points solutions représentatif du problème, soit $N_{individus} = 450$.

Identification des paramètres sur les inclinomètres LR6 et LR8

Pour chacune des identifications menées sur les inclinomètres LR6 et LR8, un nuage de points solutions est identifié par algorithme génétique. Les principales caractéristiques de ces identifications sont données dans le tableau 5.12. Les valeurs obtenues montrent, comme précédemment, que sur les deux inclinomètres, des valeurs proches sont estimées pour les paramètres de l'argile moyennement raide $(E_{50}^{ref})_{med}$ et ϕ_{med} . Il existe au contraire un écart important entre les valeurs estimées pour le module de l'argile raide, $(E_{50}^{ref})_{stiff}$.

Comparé aux valeurs évaluées au paragraphe 5.5.3.1, les mêmes valeurs sont identifiées pour $(E_{50}^{ref})_{stiff}$ alors que les valeurs des paramètres relatifs à la couche d'argile moyennement raide sont légèrement surévaluées. Malgré tout, les résultats de cette identification à trois paramètres restent consistants avec ceux obtenus lors de l'identification menée pour deux paramètres aux paragraphes 5.5.3.1.

TAB. 5.12 – *Excavation en milieu urbain à Chicago : Lurie Research Center. Résultats de l'identification de $(E_{50}^{ref})_{med}$, $(E_{50}^{ref})_{stiff}$ et ϕ_{med} par algorithme génétique sur les inclinomètres LR6 et LR8.*

Inclinomètre	LR6	LR8
Paramètres optimaux		
$(E_{50}^{ref})_{med}(kPa)$	7500	8000
$(E_{50}^{ref})_{stiff}(kPa)$	80000	42500
ϕ_{med} (°)	22.5	22.5
Paramètres moyens		
$(E_{50}^{ref})_{med}(kPa)$	6240 ± 775	7400 ± 1380
$(E_{50}^{ref})_{stiff}(kPa)$	107200 ± 23800	69250 ± 28450
ϕ_{med} (°)	29.6 ± 5.6	31.6 ± 7.3
Nombre de calculs MEF	2003	1674
Intersection LR6 LR8		
Paramètres moyens		
$(E_{50}^{ref})_{med}(kPa)$	6740 ± 940	
$(E_{50}^{ref})_{stiff}(kPa)$	91580 ± 22710	
ϕ_{med} (°)	31.4 ± 5.7	

Les nuages identifiés peuvent être approximés par des ellipsoïdes, comme illustré figure 5.32. Cette figure montre que ces ellipsoïdes présentent, comme précédemment, une forme très allongée caractéristique d'une plus forte sensibilité aux paramètres relatifs à l'argile moyennement raide, $(E_{50}^{ref})_{med}$ et ϕ_{med} , comparé à la rigidité de l'argile raide, $(E_{50}^{ref})_{stiff}$. Néanmoins, les analyses en composantes principales sur ces nuages de points indiquent que ces trois paramètres jouent un rôle significatif sur les déplacements horizontaux du sol.

Par ailleurs, comme précédemment, il existe une zone de recouvrement entre les deux ellipsoïdes associés aux inclinomètres LR6 et LR8. Cette intersection peut être définie par un nouvel ellipsoïde, comme illustré figure 5.33, qui caractérise des valeurs moyennes sur le site pour les paramètres $(E_{50}^{ref})_{med}$, $(E_{50}^{ref})_{stiff}$ et ϕ_{med} . Notons que cette intersection, dont les caractéristiques présentées tableau 5.12, inclut les combinaisons de paramètres optimales et moyennes estimées sur chaque inclinomètre aux paragraphes 5.5.3.1 et 5.5.3.2.

Enfin, la figure 5.34 présente l'évolution des tassements U_z mesurés en surface derrière le mur de soutènement au niveau des inclinomètres LR6 et LR8. Ces tassements mesurés *in situ* sont comparés aux tassements calculés par les modèles éléments finis correspondants pour les valeurs moyennes des paramètres évaluées ci-dessus. Cette figure montre que les tassements observés auprès de l'inclinomètre LR8 sont très bien reproduits par le modèle éléments finis. En revanche, la cuvette des tassements calculée par le modèle éléments finis n'est pas aussi profonde que celle observées *in situ* auprès de l'inclinomètre LR6.

Selon Roboski [131], les tassements observés à l'Ouest du mur de soutènement ne sont pas réguliers et particulièrement important au niveau de l'inclinomètre LR6. Ce phénomène est

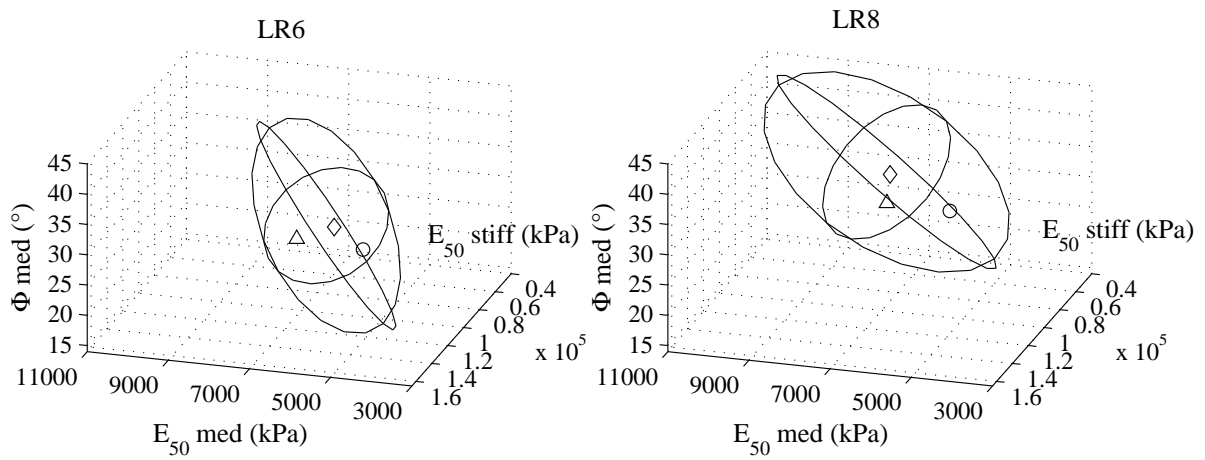


FIG. 5.32 – Excavation en milieu urbain à Chicago : Lurie Research Center. Ellipsoïdes solutions estimés par AG/ACP sur l'espace de recherche $((E_{50}^{ref})_{med}, (E_{50}^{ref})_{stiff}, \phi_{med})$ pour les inclinomètres LR6 et LR8; \triangle : optima identifiés par AG; \diamond : moyennes estimées par AG; \circ : optima identifiés par AG au paragraphe 5.5.3.1.

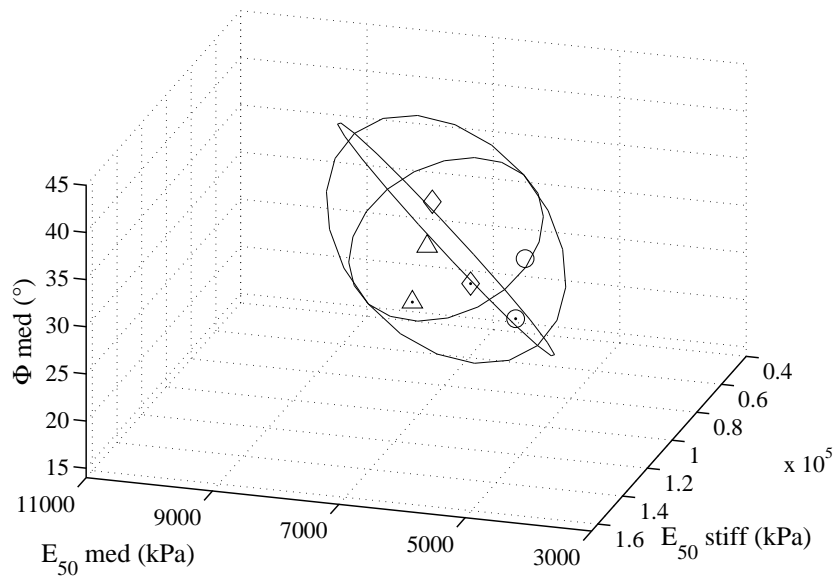


FIG. 5.33 – Excavation en milieu urbain à Chicago : Lurie Research Center. Intersection des ellipsoïdes solutions estimés par AG/ACP sur l'espace de recherche $((E_{50}^{ref})_{med}, (E_{50}^{ref})_{stiff}, \phi_{med})$ pour les inclinomètres LR6 et LR8; \triangle : optima identifiés par AG; \diamond : moyennes estimées par AG; \circ : optima identifiés par AG au paragraphe 5.5.3.1. Les symboles non pointés correspondent à LR6, les symboles pointés correspondent à LR8.

probablement du au phasage des travaux qui n'est pas uniforme sur toute la surface de l'excavation et aussi plus lent qu'au niveau de l'inclinomètre LR8. Le modèle éléments finis utilisé ici pour LR6 ne prenant pas en compte ce phénomène, l'estimation des tassements est sous-estimée. Malgré tout, l'estimation des tassements sur LR6 étant comparable à l'estimation sur LR8, on en déduit qu'ils sont satisfaisants pour le problème considéré. Cela signifie que les valeurs des paramètres estimées par l'algorithme génétique permettent non seulement une bonne estimation des déplacements horizontaux utilisés dans l'algorithme d'optimisation, mais vérifient également les tassements du sol observés *in situ*. C'est la preuve qu'ils sont caractéristiques du sol en place.

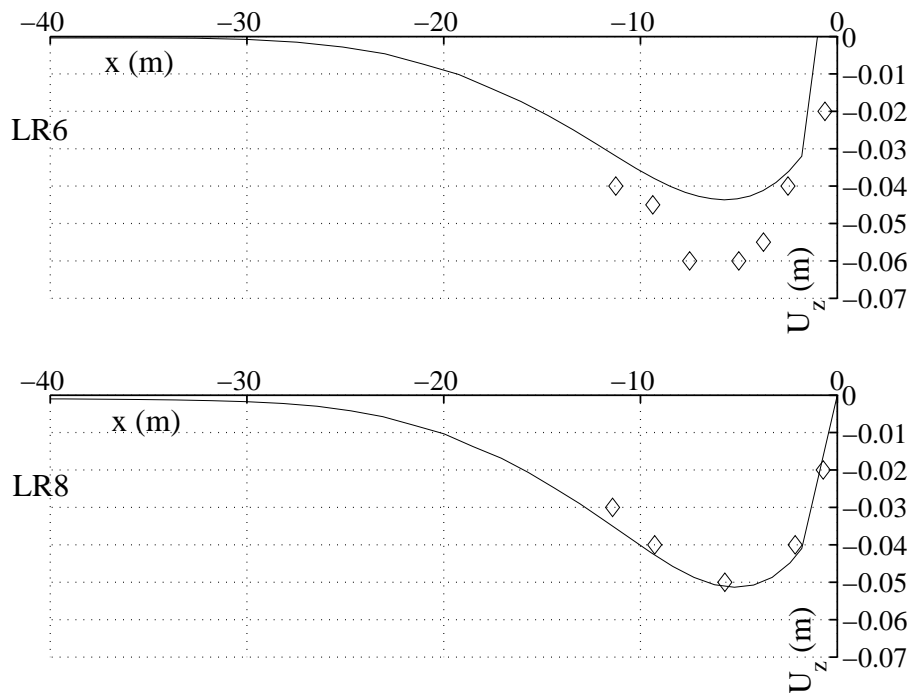


FIG. 5.34 – Excavation en milieu urbain à Chicago : Lurie Research Center. Evolution des tassements U_y mesurés *in situ* (\diamond) et évalués par le modèle éléments finis au niveau des inclinomètres LR6 et LR8 (ligne continue) sur une distance x derrière le mur de soutènement ($x = 0$ m) lorsque $(E_{50}^{ref})_{med} = 6740$ kPa, $(E_{50}^{ref})_{stiff} = 91580$ kPa et $\phi_{med} = 31.4^\circ$.

5.5.3.3 Identification des modules E_{50} et des angles de frottement ϕ des couches d'argiles moyennement raide et raide

Définition du problème inverse

Pour finir, l'identification est étendue à quatre paramètres de sol : le module E_{50} et l'angle de frottement ϕ des couches d'argile moyennement raide et raide. L'espace de recherche pour l'identification par algorithme génétique de ces paramètres devient alors :

$$\begin{aligned} \text{Dimensions de l'espace de recherche :} \quad & 3000 \leq (E_{50}^{ref})_{med} \leq 35000 \text{ kPa} \\ & 40000 \leq (E_{50}^{ref})_{stiff} \leq 200000 \text{ kPa} \\ & 14 \leq \phi_{med} \leq 46^\circ \\ & 14 \leq \phi_{stiff} \leq 46^\circ \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Finesse du maillage :} \quad & \Delta(E_{50}^{ref})_{med} = 500 \text{ kPa} \\ & \Delta(E_{50}^{ref})_{stiff} = 2500 \text{ kPa} \\ & \Delta\phi_{med} = 0.5 \\ & \Delta\phi_{stiff} = 0.5 \end{aligned}$$

ce qui suppose une représentation de chaque paramètre sur une chaîne binaire de 6 bits : $N_{bit} = 6+6+6+6 = 24$ bits.

Comme précédemment l'identification est basée sur les déplacements horizontaux U_x mesurés en fonction de la profondeur z sur chacun des deux inclinomètres. Cependant, comme l'identification ne concerne que les paramètres des couches argileuses, seuls les déplacements mesurés à l'étape 6 par les inclinomètres sur ces couches sont utilisés dans l'analyse inverse. Par ailleurs, sont considérées comme solutions du problème, toutes les combinaisons de paramètres pour lesquelles $F_{err} \leq 0.75$. Enfin, l'optimisation est menée pour une taille de population de l'algorithme génétique suffisamment grande pour espérer estimer un nuage de points solutions représentatif du problème, soit $N_{individus} = 600$.

Identification des paramètres sur les inclinomètres LR6 et LR8

Pour chacune des identifications menées sur les inclinomètres LR6 et LR8, un nuage de points solutions est défini par algorithme génétique. Les caractéristiques de ces solutions sont données dans le tableau 5.13. Les paramètres moyens résultant de cette analyse sont très proches de ceux définis précédemment.

Les nuages de points solutions peuvent être estimés par des ellipsoïdes. Cependant, graphiquement il n'est pas possible de représenter ces hyper-ellipsoïdes à quatre dimensions. Nous avons donc choisi de projeter ces ensembles solutions sur les plans $((E_{50}^{ref})_{med}, \phi_{med})$ et $((E_{50}^{ref})_{stiff}, \phi_{stiff})$ comme illustré figure 5.35. Cette figure montre des ellipses très étirées selon les angles de frottement ce qui signifie que les valeurs de ϕ_{med} et ϕ_{stiff} sont peu sensibles pour ce modèle. Ces paramètres sont estimés avec une faible précision bien que leur moyenne semble acceptable.

Par ailleurs, les ellipsoïdes estimés sur les inclinomètres LR6 et LR8 présentent une zone de recouvrement. Cette intersection caractérise des valeurs moyennes sur le site pour les paramètres $(E_{50}^{ref})_{med}$, ϕ_{med} , $(E_{50}^{ref})_{stiff}$ et ϕ_{stiff} . Notons que cette intersection inclut comme

TAB. 5.13 – *Excavation en milieu urbain à Chicago: Lurie Research Center. Résultats de l'identification de $(E_{50}^{ref})_{med}$ et ϕ_{med} , $(E_{50}^{ref})_{stiff}$ et ϕ_{stiff} par algorithme génétique sur les inclinomètres LR6 et LR8.*

Inclinomètre	LR6	LR8
Paramètres optimaux		
$(E_{50}^{ref})_{med}(kPa)$	5000	6000
ϕ_{med} (°)	31.0	33.0
$(E_{50}^{ref})_{stiff}(kPa)$	110000	80000
ϕ_{stiff} (°)	42.5	43.0
Paramètres moyens		
$(E_{50}^{ref})_{med}(kPa)$	5710 ± 930	6640 ± 1370
ϕ_{med} (°)	29.5 ± 7.2	31.8 ± 6.4
$(E_{50}^{ref})_{stiff}(kPa)$	107100 ± 30000	79150 ± 33230
ϕ_{stiff} (°)	36.6 ± 4.3	35.8 ± 4.7
Nombre de calculs MEF	2178	2185

précédemment les combinaisons de paramètres optimales et moyennes estimées sur chaque inclinomètre.

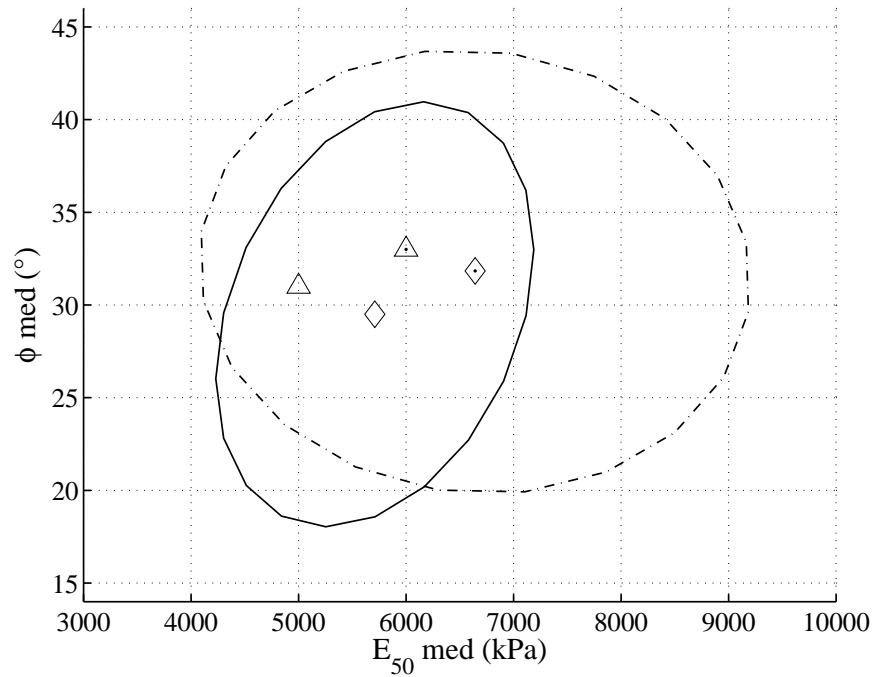
5.5.4 Commentaires

Ce dernier exemple d'analyse inverse sur un ouvrage géotechnique réel montre les capacités de la méthode à identifier un nombre important de paramètres des couches de sol. Ainsi, il est possible d'estimer deux, trois ou quatre paramètres des couches de sol responsables des mouvements mesurés *in situ*. Néanmoins, lorsque les paramètres recherchés sont peu sensibles leur identification perd en précision. Cependant, cela n'empêche pas la convergence de la méthode d'identification.

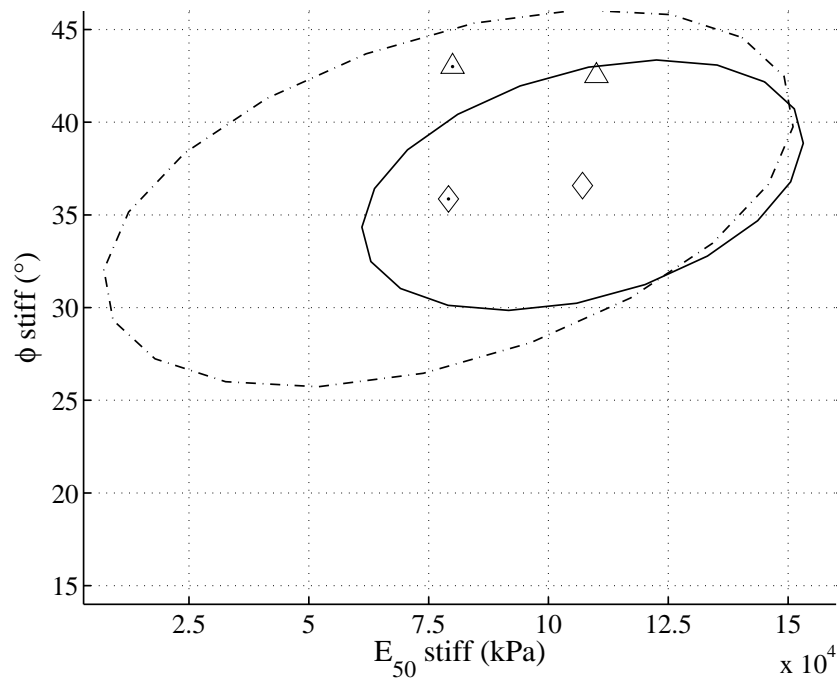
Par ailleurs, nous avons vu qu'en combinant les résultats d'optimisations menées sur différentes sources d'informations *in situ* (*i.e.* mesures des déplacements sur différents inclinomètres), il est possible d'améliorer la précision sur l'évaluation des paramètres.

De plus, avec ces valeurs, d'autres types de mesures géotechniques, n'ayant pas servi pour l'analyse inverse (*i.e.* tassements) peuvent être reproduites.

Pour finir, l'intérêt majeur de l'analyse inverse en géotechnique étant le suivi d'ouvrage par la méthode observationnelle, nous proposons une dernière étude sur un ouvrage de soutènement combinant ces deux concepts.



(a) Argile moyennement raide



(b) Argile raide

FIG. 5.35 – Excavation en milieu urbain à Chicago : Lurie Research Center. Projections des ellipsoïdes identifiés par AG/ACP sur des plans particuliers de l'espace de recherche ($(E_{50}^{ref})_{med}$, ϕ_{med}) et ($(E_{50}^{ref})_{stiff}$, ϕ_{stiff}) pour les inclinomètres LR6 (–) et LR8 (.-); \diamond : valeurs moyennes des paramètres; \triangle : valeurs optimales estimées des paramètres pour l'inclinomètre LR6 (symboles non pointés) et l'inclinomètre LR8 (symboles pointés).

5.6 Analyse inverse et Méthode observationnelle

Sur le rideau expérimental de Hochstetten, un important déplacement a été observé avant la mise en place des butons en phase 3 (*cf.* paragraphe 5.4). De même, entre l'étape 4 et l'étape 5 de la construction de l'excavation en milieu urbain du *Lurie Research Center*, une augmentation brutale des déplacements horizontaux du sol a été mesurée sur tous les inclinomètres (*cf.* paragraphe 5.5). Le rideau expérimental de Hochstetten et l'excavation en milieu urbain du *Lurie Research Center* présentent donc tous les deux quelques désagréments qui ne permettent pas une étude fiable par la méthode observationnelle. Il n'est pas possible d'utiliser les différentes phases de construction de ces excavations pour contrôler l'identification des paramètres des couches de sol. Pour tester l'emploi de la méthode observationnelle sans être gêné par de tels problèmes, nous proposons de présenter ce concept sur l'analyse d'un ouvrage de soutènement synthétique.

5.6.1 Le problème géotechnique et le modèle inverse associé

L'excavation considérée s'étend sur 20m de large et 6m de profondeur. Deux parois de palplanches sont maintenues en tête par une série de butons. La modélisation éléments finis de cet ouvrage est présentée figure 5.36. C'est un modèle à deux dimensions, en déformations planes dont les conditions de symétrie permettent de n'étudier qu'une moitié d'ouvrage. Le tableau 5.14 donne quelques caractéristiques géométriques et numériques de ce modèle. Le modèle est défini en deux étapes de calcul : une pour la mise en place du rideau, des butons et l'excavation d'une première couche du sol jusqu'à 2m de profondeur; l'autre pour la deuxième phase d'excavation jusqu'à 6m de profondeur.

Le sol est sec et composé de deux couches : une première couche supérieure d'argile molle à moyennement raide sur 2m de profondeur et une couche inférieure de sable dense. Chacune d'elle est modélisée sous Plaxis par un modèle de Mohr-Coulomb, dont les valeurs des paramètres sont référencées dans le tableau 5.15. Le sol est maintenu en place par un mur de soutènement en palplanches standards et une rangée de butons dont les caractéristiques sont détaillées dans le tableau 5.16.

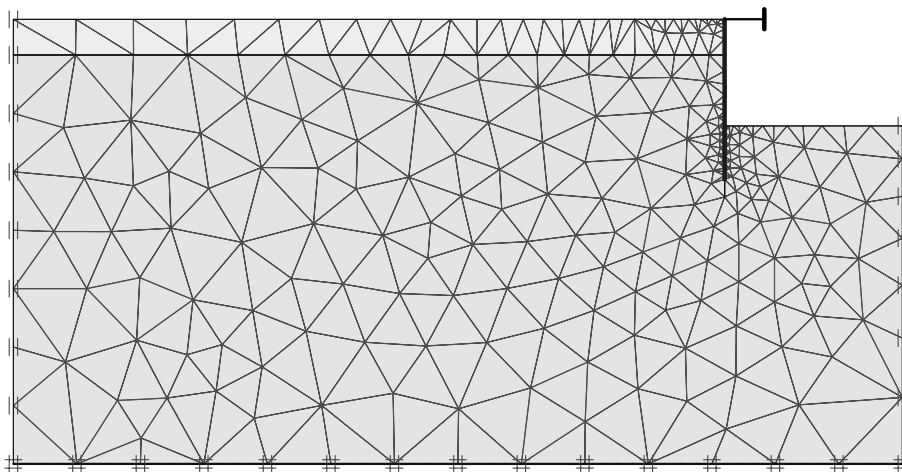


FIG. 5.36 – *Analyse inverse et Méthode observationnelle : Modèle éléments finis 2D en déformation plane et maillage associé.*

TAB. 5.14 – *Analyse inverse et Méthode observationnelle : Caractéristiques du modèle éléments finis.*

Caractéristiques géométriques	
taille du modèle :	$L = 50\text{m}$ $H = 25\text{m}$
taille de la zone excavée :	$h = 6\text{m}$ $l = 2*10\text{m}$
hauteur du mur de soutènement :	$h_w = 9\text{m}$
Caractéristiques éléments finis	
type d'éléments du maillage :	triangles à 15 noeuds
nombre d'éléments :	568
nombre de noeuds :	4917
nombre de points de Gauss :	6816

TAB. 5.15 – *Analyse inverse et Méthode observationnelle : Valeurs des paramètres du modèle constitutif de sol Mohr-Coulomb pour les couches d'argile et de sable.*

Paramètre	Argile drainée	Sable drainée
$G_{ref}(kPa)$	3500	15500
ν	0.35	0.3
$c(kPa)$	5	1
ϕ (°)	25	32
ψ (°)	0	2
K_0	0.577	0.470

TAB. 5.16 – *Analyse inverse et Méthode observationnelle : Valeurs des paramètres des modèles de comportement élastiques utilisés pour modéliser le rideau de palplanches et les butons.*

Paramètre	Nom	Valeur	Unité
Mur de soutènement			
rigidité normale	EA	$3.8 \cdot 10^6$	kN/m
rigidité de flexion	EI	$83.0 \cdot 10^3$	kNm^2/m
poids	w	1.4	$kN/m/m$
épaisseur équivalente	d	0.516	m
coefficient de poisson	ν	0	–
Butons			
rigidité normale	EA	$1.5 \cdot 10^5$	kN/m
effort axial	F_{max}	$4.2 \cdot 10^{14}$	kN/m

Les valeurs des paramètres du modèle ont été choisies arbitrairement pour générer un exemple type d'étude géotechnique. Par la suite, nous considérons inconnues les valeurs des modules de cisaillement et des angles de frottement des deux couches de sol. L'angle de dilatance du sable est lié à l'angle de frottement par la relation 4.3 et les coefficients de terres au repos vérifient la formule de Jaky (éq. 4.5). A partir des informations restantes, ces valeurs sont recherchées par l'algorithme d'optimisation à chaque étape de construction de l'excavation. Par cet exemple, l'objectif est de montrer si l'analyse inverse permet d'identifier les valeurs des paramètres de sols permettant de prédire les déplacements futurs du rideau de palplanches.

5.6.2 Méthode observationnelle : Identification des paramètres $(G_{ref})_{argile}$, ϕ_{argile} , $(G_{ref})_{sable}$ et ϕ_{sable} au cours des étapes de construction de l'excavation

Pour identifier les valeurs des modules de cisaillement et des angles de frottement des deux couches de sol : $(G_{ref})_{argile}$, ϕ_{argile} , $(G_{ref})_{sable}$ et ϕ_{sable} , l'espace de recherche est défini comme suit :

$$\begin{aligned} \text{Dimensions de l'espace de recherche :} \quad & 1000 \leq (G_{ref})_{argile} \leq 33000 \text{ kPa} \\ & 14 \leq \phi_{argile} \leq 46^\circ \\ & 1000 \leq (G_{ref})_{sable} \leq 33000 \text{ kPa} \\ & 14 \leq \phi_{sable} \leq 46^\circ \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Finesse du maillage :} \quad & \Delta(G_{ref})_{argile} = 500 \text{ kPa} \\ & \Delta\phi_{argile} = 0.5 \\ & \Delta(G_{ref})_{sable} = 2500 \text{ kPa} \\ & \Delta\phi_{sable} = 0.5 \end{aligned}$$

Chaque paramètre est alors représenté sur une chaîne binaire de 6 bits, d'où $N_{bit} = 24$.

L'identification est basée sur la déformée horizontale du rideau de palplanches $U_x(z)$ aux différentes phases de construction de l'excavation. Les courbes de références correspondantes, présentées figure 5.37, sont calculées pour les paramètres de sol définis dans le tableau 5.15. Elles correspondent aux déplacements horizontaux des nœuds du modèle éléments finis sur toute la hauteur du rideau après la première étape de calcul, c'est-à-dire après la mise en place du rideau, des butons et l'excavation d'une première couche du sol jusqu'à 2m de profondeur, et après la deuxième étape de calcul, c'est-à-dire après la fin d'excavation jusqu'à 6m de profondeur. Pour notre exemple, nous avons arbitrairement choisi de considérer une incertitude absolue sur l'évaluation du déplacement horizontal du rideau de palplanches d'environ $\pm 0.5\text{mm}$ et une erreur relative d'environ 3% du point mesuré.

L'identification est alors menée pour optimiser les déplacements horizontaux mesurés après la première phase d'excavation. Compte tenu des incertitudes inhérentes à la méthode, nous considérons comme solutions pour ce cas toutes les combinaisons de paramètres pour lesquelles $F_{err} < 1 \cdot 10^{-4}$. Les combinaisons de paramètres estimées sont ensuite testées pour prédire les déplacements horizontaux mesurés sur le rideau de palplanches après la fin de la construction de l'excavation.

Le tableau 5.17 présente les résultats obtenus pour l'identification des paramètres après la première étape de calcul. La première colonne du tableau fournit les valeurs optimales identifiées par l'algorithme génétique. La seconde colonne informe sur les valeurs moyennes du

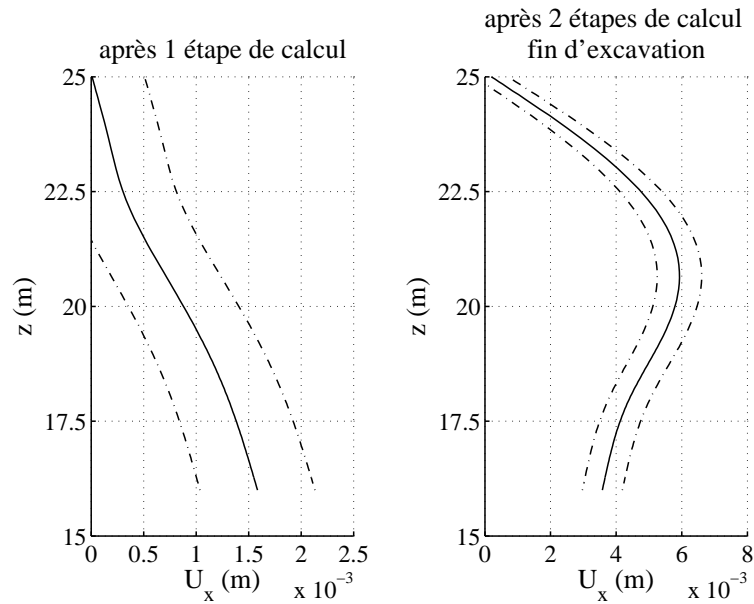


FIG. 5.37 – *Analyse inverse et Méthode observationnelle* : déplacements horizontaux du rideau de palplanches U_x en fonction de la profondeur z , mesurés après la première étape d'excavation (à gauche) et après la seconde étape d'excavation (à droite). Ligne continue : données expérimentales; lignes discontinues : incertitudes acceptées sur les données expérimentales.

nuage de points solutions estimé sur l'espace de recherche. La troisième colonne donne une synthèse des valeurs des paramètres possibles pour le problème compte tenu des optima et des moyennes estimées par l'algorithme génétique.

La figure 5.38 illustre ces résultats en traçant sur un même graphe, pour chacune des combinaisons de paramètres, les déplacements horizontaux U_x en fonction de la profondeur z .

Les résultats du tableau 5.17 montrent que les valeurs estimées des paramètres ne sont pas très précises. Excepté pour l'estimation du module de cisaillement du sable, les coefficients de variation, résultant du rapport entre les écart-types et les moyennes des paramètres du nuage de points solutions, sont supérieurs à 30%. Ceci est la conséquence de différents phénomènes. La couche d'argile est mince et influence donc peu la déformée du rideau. De plus, à ce stade de l'excavation, peu de plasticité se développe dans le sol, les angles de frottement n'ont que peu d'effet sur les déplacements du sol.

Malgré tout, les valeurs optimales et les valeurs moyennes estimées prédisent des déplacements satisfaisants, en fin d'excavation, comparé aux déplacements observés comme le montre la figure 5.38. Par ailleurs, si l'on se donne des valeurs synthétisant les résultats optimum et moyens précédents, il est possible de très bien prédire la déformée du rideau de palplanches en fin d'excavation.

TAB. 5.17 – *Analyse inverse et Méthode observationnelle. Résultats de l'identification par algorithme génétique après la première étape d'excavation.*

Paramètres	Valeurs optimales	Valeurs moyennes	Synthèse
$(G_{ref})_{argile} (kPa)$	4000	3900 ± 1800	4000
$\phi_{argile} (^\circ)$	30.5	27.5 ± 8.8	29
$(G_{ref})_{sable} (kPa)$	15500	16500 ± 2900	16000
$\phi_{sable} (^\circ)$	33	30.2 ± 8.8	31.5

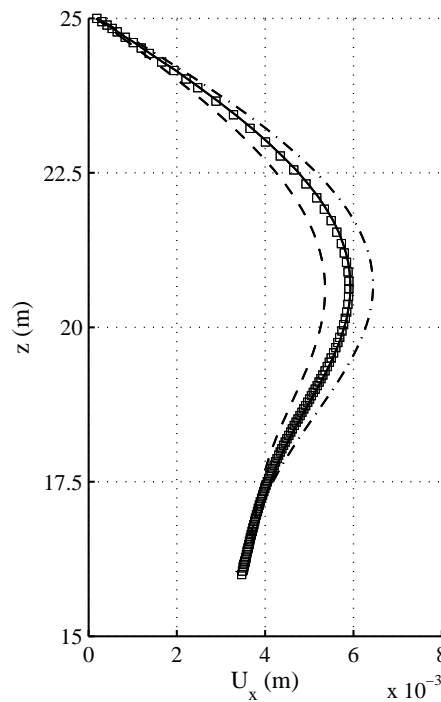


FIG. 5.38 – *Analyse inverse et Méthode observationnelle : déplacements horizontaux du rideau de palplanches U_x en fonction de la profondeur z , évalués d'après les résultats de la première étape d'excavation; données expérimentales (-); déduits des paramètres moyens sur la première étape de calcul (-.); déduits des paramètres optimaux sur la première étape de calcul (...); déduits de la synthèse entre les paramètres moyens et les paramètres optimums (\square).*

5.6.3 Commentaires

Cette dernière analyse liant analyse inverse et méthode observationnelle est très succincte, l'objectif étant ici uniquement de présenter ce concept pour des études futures. Malgré tout, les résultats sont encourageants. Bien qu'en début d'excavation d'un ouvrage de soutènement, les déplacements mesurés soient faibles et que les mécanismes plastiques soient peu influents, il semble possible par cette méthode d'évaluer les valeurs des paramètres du modèle et de prédire les déformations futures du rideau de palplanches.

5.7 Conclusions

Dans ce chapitre, la méthode d'optimisation par algorithme génétique est appliquée à l'analyse d'un pressiomètre en chambre de calibration et à l'étude de deux ouvrages de soutènement. Pour ces deux applications nous avons testé les capacités de la méthode à identifier les valeurs de deux, trois ou quatre paramètres constitutifs de sol sur des données géotechniques mesurées *in situ*.

Ces études montrent que les résultats obtenus pour des applications synthétiques au chapitre 4 restent valables pour des problèmes réels. Une optimisation par algorithme génétique permet d'identifier un optimum satisfaisant pour caractériser le comportement des différentes couches de sol étudiées.

De plus, contrairement aux méthodes classiques, l'utilisation d'un algorithme génétique permet d'identifier un échantillon représentatif de l'ensemble des solutions du problème inverse. Les paramètres de sol optimaux et leur variabilité sont identifiés dans l'espace de recherche. La précision de l'identification dépend du caractère plus ou moins bien posé du problème inverse et de la sensibilité des paramètres recherchés. Par exemple, les valeurs des paramètres estimées à partir de données pressiométriques sont moins précises que celles estimées sur des données de soutènement.

Ainsi, la méthode d'identification développée dans cette thèse pour l'analyse d'essais et d'ouvrages géotechnique se présente comme un outil d'aide à l'identification des paramètres. Elle donne accès à une gamme de variation caractéristique de chaque paramètre.

Malgré tout, dans cette identification l'expert conserve un rôle important. Il doit valider les résultats de l'optimisation, et si besoin procéder à un dernier tri dans le nuage de points solutions pour choisir les paramètres les plus pertinents physiquement, pour caractériser le problème considéré ou bien éliminer les combinaisons de paramètres les plus farfelues. Notons en effet que nous avons volontairement choisi de ne pas éliminer ces combinaisons de paramètres directement au sein de la procédure d'optimisation, pour ne pas trop contraindre le problème inverse et donc ne pas *forcer* la solution du problème.

Par ailleurs, cette étude montre qu'en identifiant les valeurs de paramètres sur différentes données géotechniques, il est possible de définir des ensembles solutions concourants. L'intersection de ces nuages de points caractérise, en cas de variabilité spatiale des paramètres, les valeurs moyennes du site considéré. Ces valeurs moyennes vérifient également les comportements observés sur d'autres types de données géotechniques.

Enfin, une dernière étude sur un ouvrage de soutènement synthétique montre que l'emploi de cette méthode pour l'analyse observationnelle permet de prédire les valeurs des paramètres avant la fin de la construction de l'ouvrage.

Tous ces aspects marquent des avancées importantes de la méthode d'identification développée dans cette thèse par rapport aux méthodes couramment employées dans la littérature.

Conclusions et perspectives

Les méthodes éléments finis sont de plus en plus utilisées pour l'étude des ouvrages géotechniques. Dans ces méthodes, le comportement d'un sol est représenté par un modèle constitutif. La réponse d'un modèle à différentes actions mécaniques est définie à partir des valeurs données aux paramètres de ce modèle. Ces paramètres sont souvent évalués à partir d'un nombre limité d'essais de laboratoire ou d'essais en place. Or, à l'heure actuelle, la plupart des essais géotechniques *in situ* ne permettent pas d'identifier directement les paramètres constitutifs des couches de sol. Les essais de laboratoires quant à eux coûtent chers et ne sont pas représentatifs du massif de sol dans son ensemble.

L'utilisation de calculs par éléments finis pour dimensionner les ouvrages est donc limitée par une mauvaise connaissance des propriétés mécaniques des sols. C'est dans ce contexte que se pose la problématique d'analyse inverse en géotechnique : *quelles informations concernant les paramètres constitutifs du sol est-il possible d'obtenir à partir de mesures in situ ?*

Le travail présenté dans ce mémoire concerne l'identification des paramètres de modèles constitutifs de sols par analyse inverse. Afin d'avoir une méthode d'identification adaptable à tout type de mesures (essais *in situ* ou ouvrages instrumentés), une méthode directe de résolution du problème inverse est développée. Des valeurs *a priori* sont données aux paramètres inconnus pour simuler le problème direct associé, à l'aide du code de calcul par éléments finis, jusqu'à ce que l'écart entre le résultat du calcul numérique et les données expérimentales soit minimal.

L'étude bibliographique, au chapitre 2, montre que les principales méthodes utilisées dans la littérature pour résoudre des problèmes d'optimisation sont basées sur des méthodes de gradient. Ces méthodes supposent l'unicité de la solution du problème inverse. Or, les erreurs de modélisation et les incertitudes de mesures sont le plus souvent importantes en géotechnique. Il n'existe donc pas de solution exacte pour le problème inverse mais plutôt une infinité de solutions approchées.

L'objectif de ce travail a donc été de développer une méthode d'analyse inverse permettant d'identifier l'ensemble de ces solutions. Pour cela, la procédure d'analyse inverse est basée sur un processus d'optimisation par algorithme génétique, dont les principes sont détaillés au chapitre 3. Cette méthode, robuste et efficace, donne accès à un ou plusieurs optima pour un problème donné. Elle est connue pour sa capacité à résoudre des problèmes complexes; pourtant, à notre connaissance elle n'a encore jamais été employée pour identifier des paramètres de sols à partir de données géotechniques mesurées *in situ*.

Au chapitre 4, une étude exhaustive sur l'identification des paramètres de sols sur des essais et ouvrages géotechniques synthétiques est menée pour tester la méthode d'identification par algorithme génétique. Cette étude montre que contrairement aux méthodes classiques de type gradient, un tel algorithme est capable d'identifier la meilleure solution d'un problème inverse, même si la fonction erreur est plate ou bruitée. Par ailleurs, l'analyse des solutions estimées par l'algorithme informe sur la sensibilité des paramètres d'un modèle et sur l'existence possible de relations mathématiques entre ces paramètres [86; 88; 89; 91; 97].

Pour décrire mathématiquement les solutions identifiées par l'algorithme génétique, l'algorithme d'optimisation est complété par un post-traitement statistique de type analyse en composantes principales. Ainsi, même si toutes les solutions d'un problème ne sont pas identifiées directement par l'algorithme génétique, leur exploitation par une analyse en composantes principales permet, dans certains cas, d'estimer l'ensemble des solutions du problème inverse. Cependant, ce résultat n'est pas indépendant de certains paramètres intrinsèques à l'algorithme génétique. La taille de la population de l'algorithme joue notamment un rôle non négligeable sur la qualité de l'échantillon solution identifié. Il est important d'utiliser une taille de population suffisamment grande pour que l'échantillon de solutions soit véritablement représentatif de l'ensemble des solutions du problème. Malheureusement, plus la taille de la population est grande, plus le coût de calculs éléments finis est important [87; 90].

Ainsi, sous certaines conditions, le processus d'optimisation est capable non seulement d'identifier une solution du problème mais aussi d'identifier un échantillon de solutions avec une bonne précision et un coût de calcul raisonnable comparé à une exploration de l'espace de recherche. Cette particularité des algorithmes génétiques permet de pallier les problèmes de non unicité de la solution des analyses inverses pour lesquels les méthodes d'optimisation par gradient échouent [91; 96; 97].

Par ailleurs, les valeurs optimales des paramètres de l'algorithme génétique dépendent *a priori* beaucoup de l'application considérée [33; 153]. Malgré tout, en comparant les résultats obtenus pour le problème d'excavation et le pressiomètre, il est possible d'estimer un ordre de grandeur de ces paramètres qui reste valable pour chacune de ces applications.

En outre, le bruit des données expérimentales et la taille de l'espace de recherche définis pour l'algorithme génétique semblent peu influencer sur le processus d'optimisation pour la recherche d'un ensemble de solutions au problème. Toutefois, la taille et la forme du nuage de points décrit par l'ensemble des solutions recherchées peut perturber la post-optimisation par ACP. Si le nuage de points solutions est trop petit ou trop fin sur l'espace, ou bien, s'il décrit une forme trop incurvée, son évaluation par ACP est moins précise.

Finalement, la méthode est appliquée, au chapitre 5, à des essais et ouvrages géotechniques réels. Ces études de cas confirment les résultats obtenus sur des exemples synthétiques. Bien que les problèmes étudiés soient sujets à de nombreuses incertitudes, les études menées donnent des résultats consistants quel que soit le nombre de paramètres recherchés.

Par ailleurs, en identifiant les valeurs des paramètres sur différentes données géotechniques, il est possible de définir des ensembles solutions concourants. L'intersection de ces nuages de points caractérisent, en cas de variabilité spatiale des paramètres, les valeurs moyennes du site considéré. Ces valeurs moyennes vérifient également les comportements observés sur d'autres types de données géotechniques.

Enfin, une dernière étude sur un ouvrage de soutènement synthétique montre que l'emploi de cette méthode pour l'analyse observationnelle permet d'estimer des valeurs des paramètres pouvant prédire les déplacements d'un rideau de palplanches, avant la fin de construction de l'ouvrage, et ainsi d'anticiper de possibles désordres.

Ainsi, la méthode d'identification développée dans cette thèse pour l'analyse d'essais et d'ouvrages géotechnique se présente comme un outil d'aide à l'identification des paramètres. Elle donne accès à une gamme de variation caractéristique de chaque paramètre. Tous ces aspects marquent des avancées importantes de la méthode d'identification développée dans cette thèse par rapport aux méthodes couramment employées dans la littérature.

Mais, si ces résultats semblent prometteurs quant à l'utilisation de cette méthode d'identification pour estimer des paramètres constitutifs de sol, il est important de garder à l'esprit, que comme dans toute méthode numérique, les résultats doivent être interprétés avec précautions. Une expertise géotechnique reste essentielle pour sélectionner correctement les paramètres de sol d'un modèle.

De plus, selon les cas, l'interprétation statistique du nuage de points solutions par une analyse en composantes principales n'est pas toujours satisfaisante. Ainsi, moins la forme du nuage de points solutions est linéaire, moins son évaluation par un ellipsoïde suite à une analyse en composantes principales est pertinente. On doit alors se contenter d'une lecture directe du nuage de points solutions dans l'espace de recherche. Il serait intéressant, suite à cette thèse, de réfléchir à une nouvelle manière, plus générale, de caractériser un nuage de points solutions. Une piste pourrait être d'employer d'autres méthodes mathématiques, sur la base de transformations fonctionnelles.

Par ailleurs, le problème majeur dans l'utilisation de cette méthode d'identification est le temps de calcul. Même si le nombre de combinaisons de paramètres testé à chaque optimisation ne représente qu'une très faible proportion de l'ensemble des combinaisons de l'espace de recherche, suivant le nombre de paramètres à identifier, chaque identification nécessite de quelques heures à plusieurs jours de calculs. Cette méthode est donc d'autant plus pertinente, par rapport aux méthodes de gradient, que le nombre de paramètres à identifier est important. Pour la suite, plusieurs pistes sont envisageables pour réduire ce temps de calcul.

Tout d'abord, le tirage au sort de la population initiale d'un algorithme génétique est très coûteux. Il serait possible de l'optimiser, en le guidant par une loi gaussienne de densité de probabilité des paramètres, ou par l'emploi de plans d'expériences [58; 59].

Il est également possible de développer des méthodes hybrides d'optimisation. On peut ainsi imaginer combiner un algorithme génétique et une méthode de gradient [159; 160]. L'optimisation globale par algorithme génétique permettrait d'évaluer grossièrement les paramètres d'un problème donné. Puis, en utilisant une optimisation locale de type gradient, sur chacune des solutions identifiées par l'algorithme génétique, il serait possible d'améliorer l'évaluation des solutions à moindre coût. Par cette approche, le nombre de calculs éléments finis nécessaire à

identifier les solutions du problème inverse serait réduit.

De même, on peut imaginer combiner un algorithme génétique et algorithme de voisinage [138; 139; 140]. Cette approche permettrait d'évaluer les fonctions erreurs de quelques générations d'individus de l'algorithme génétique en fonction des valeurs de leurs plus proches voisins. Ceci réduirait le nombre de calculs éléments finis à chaque optimisation.

Enfin, on peut aussi imaginer prendre en compte des informations *a priori*, sous forme statistique sur les valeurs des paramètres à identifier, à l'image des méthode bayésiennes [69; 70; 71]. Cependant, toutes ces approches pour réduire le coût de calcul éléments finis doivent être prises avec précaution. Elles peuvent devenir très contraignantes pour le processus d'optimisation. Or, trop guider une optimisation par algorithme génétique peut lui faire perdre son caractère aléatoire et donc toute son originalité.

Finalement, l'objectif n'était pas ici de développer un outil d'analyse inverse totalement optimisé en terme de coût de calcul, mais plutôt de tester la pertinence de ce type d'approche pour le génie géotechnique. Seuls deux types de modèles constitutifs de sol couramment utilisés en ingénierie ont été étudiés. L'une des difficultés majeures de l'analyse inverse révélée par cette étude est la nécessité de disposer d'un modèle numérique capable de reproduire de manière convenable les données expérimentales. Dans l'avenir, l'utilisation de lois de comportement plus complexes est souhaitable.

En outre, seuls deux types d'essais et d'ouvrages ont été testés dans cette thèse. Il serait intéressant d'étendre la méthode à d'autres types de problèmes tels que les tunnels ou les fondations.

Toutes ces remarques montrent que la recherche en analyse inverse, appliquée au génie géotechnique, reste un sujet d'étude encore largement ouvert.

Bibliographie

- [1] AFNOR. Recueil de normes françaises de géotechnique. Tome 2: essais sur ouvrages géotechniques, dimensionnement, exécution.
- [2] M. Al Husein. *Etude du comportement différé des sols et ouvrages géotechniques*. PhD thesis, Université Joseph Fourier, Grenoble, 2001.
- [3] J.M. Alliot, T. Schiex, P. Brisset, and F. Garcia. *Intelligence artificielle et informatique théorique*. Cépadues éditions, 2002.
- [4] J.L. Amat and G. Yahiaoui. *Techniques avancées pour le traitement de l'information: réseaux de neurones, logique floue, algorithmes génétiques*. Cépadues éditions, 2002.
- [5] A. Anandarajah and D. Agarwal. Computer-aides calibration of soil plasticity model. *International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics*, 15:835–856, 1991.
- [6] K. Arai, H. Ohta, and K. Kojima. Estimation of soil parameters based on monitored movements of subsoil under consolidation. *Soils and Foundations*, 24(4):95–108, 1984.
- [7] K. Arai, H. Ohta, and K. Kojima. Application of back analysis to several test embankments on soft clay deposits. *Soils and Foundations*, 26(2):60–72, 1986.
- [8] A. Baccini, P. Besse, S. Déjean, C. Robert-Granié, and M. San Cristobal. *Analyse statistique des données d'expression génomique*. Toulouse Genopole Midi-Pyrénées, 2005.
- [9] F. Baguelin and J.F. Jezequel. Le pressiomètre autoforeur. *Annales de l'ITBTP*, 307-308:133–160, 1973.
- [10] R. Bahar, B. Cambou, S. Labanieh, and P. Foray. Estimation of soil parameter using a pressuremeter test. In *Proceedings of the 4th Int. Symposium The pressuremeter and its new avenues*, pages 65–72, 1995.
- [11] G. Bolzon, R. Fedele, and G. Maier. Parameter identification of a cohesive crack model by Kalman filter. *Comput. Methods Appl. Mech. Engrg.*, 191:2847–2871, 2002.
- [12] D Breyse and R. Kastner. *Le sol urbain*. Hermès science, 2003.
- [13] R.B.J. Brinkgreve. *Geomaterial models and numerical analysis of softening*. PhD thesis, Technische Universiteit Delft, Delft, 1994.
- [14] R.B.J Brinkgreve. *Plaxis v8 manuel de référence*, 2003.
- [15] M. Calvello. *Inverse analysis of a supported excavation through Chicago glacial clays*. PhD thesis, Northwestern University, Evanston, Illinois, 2002.

- [16] M. Calvello and R.J. Finno. Calibration of soil models by inverse analysis. In *Proceedings of the 8th Int. Symposium on Numerical Models in Geomechanics*, pages 107–113, 2004.
- [17] M. Calvello and R.J. Finno. Selecting parameters to optimize in model calibration by inverse analysis. *Computers and Geotechnics*, 31:411–425, 2004.
- [18] B. Cambou and R. Bahar. Utilisation de l’essai pressiométrique pour l’identification de paramètres intrinsèques du comportement d’un sol. *Revue française de géotechnique*, 63:39–50, 1993.
- [19] M. Cassan. *Les essais in situ en mécanique des sols. Tome 1 : réalisation et interprétation*. Eyrolles, 1978.
- [20] C.F. Castro, C.A.C. Antonio, and L.C. Sousa. Optimisation of shape and process parameters in metal forging using genetic algorithms. *Journal of Materials Processing Technology*, 146:356–364, 2004.
- [21] R. Chelouah. *Adaptation aux problèmes à variables continues de plusieurs métaheuristiques d’optimisations combinatoires*. PhD thesis, Université de Cergy-Pontoise, 1999.
- [22] C.K. Chung and R.J. Finno. Influence of depositional processes on the geotechnical parameters of Chicago glacial clay. *Engineering Geology*, 32:225–242, 1992.
- [23] A. Cividini, L. Jurina, and G. Gioda. Some aspects of characterization problems in geomechanics. *Int. J. Rock Mech. Min. Sci. and Geomech. Abstr.*, 18:487–503, 1981.
- [24] A. Cividini, G. Maier, and A. Nappi. Parameter estimation of static geotechnical model using a Bayes’ approach. *Int. J. Mech. Min. Sci. and Geomech. Abstr.*, 20(5):215–226, 1983.
- [25] D.J.L. Colliat. *Comportement des matériaux granulaires sous fortes contraintes. Influence de la nature minéralogique du matériaux étudié*. PhD thesis, Université de Grenoble, Grenoble, 1986.
- [26] R.L. Cooley. A method of estimating parameters and assessing reliability for models of steady state groundwater flow. 1. Theory and numerical properties. *Water resources research*, 13(2):318–324, 1977.
- [27] R.L. Cooley. A method of estimating parameters and assessing reliability for models of steady state groundwater flow. 2 - Application of statistical analysis. *Water resources research*, 15(3):603–617, 1979.
- [28] M. Crucianu, J.P. Asselin de Beauville, and R. Boné. *Méthodes factorielles pour l’analyse des données*. Hermes Science, 2004.
- [29] L. Cui and D. Sheng. Genetic algorithms in probabilistic finite element analysis of geotechnical problems. *Computer and Geotechnics*, 32:555–563, 2005.
- [30] J.C. Culioli. *Introduction à l’optimisation*. Ellipses, 1999.
- [31] C. Dano, P.Y. Hicher, S. Tailliez, and M. Varajabédian. Identification des paramètres de comportement des sols injectés par analyse inverse d’essais pressiométriques. *Revue française de Génie civil*, 6(4):631–660, 2002.
- [32] C. Darwin. *Ebauche de l’origine des espèces*. Diderot - Paris, 1844.
- [33] L. Davis. *Handbook of genetic algorithm*. Van Norstand Reinhold - New York, 1991.
- [34] K.A. DeJong. *An analysis of the behavior of a class of genetic adaptative systems*. PhD thesis, University of Michigan, 1975.
- [35] J.M. Duncan and Y.Y. Chang. Nonlinear analysis of stress and strain in soils. *Journal of the Soil Mechanics and Foundations Division. ASCE*, 96:1629–1653, 1970.
- [36] S. Eclaircy-Caudron, D. Dias, and R. Kastner. Determination of soil parameters from an inverse analysis of a tunnel excavation. In *Proceedings of the 10th Int. Symposium on Numerical Models in Geomechanics*, pages 347–352, 2007. Rhodes, Grèce.

- [37] S. Eclaircy-Caudron, D. Dias, R. Kastner, and E. Billat. Inverse analysis on an axisymmetric model of a tunnel. In *1st Euro Mediterranean in Advances on Geomaterials and Structures*, 2006. Hammamet, Tunisie.
- [38] S. Eclaircy-Caudron, D. Dias, R. Kastner, and L. Chantron. Evaluation of a back analysis method on simple tests. In *4th int. FLAC Symposium on Numerical Modelling in Geomechanics*, 2006. Madrid, Espagne.
- [39] J.-L. Favre. *Géotechnique. Sécurité des ouvrages. Risques. Modélisation de l'incertain, fiabilité, analyse des risques*. Ellipses. Technosup., 2004.
- [40] R.J. Finno and M. Calvello. Supported excavations: observational method and inverse modeling. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, 131(7):826–836, 2005.
- [41] R.J. Finno and C. Rechea. Lessons learned from case studies of excavation support systems through Chicago glacial clays. In *International conference on Numerical Simulation of Construction process in geotechnical engineering for urban environment, NSC06*, 2006. Bochum, Allemagne.
- [42] R.J. Finno and J.F. Roboski. Three dimensional responses of the tied-back excavation through clay. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, 131(3):273–282, 2005.
- [43] S. Forrest. Genetic algorithms: principles of natural selection applied to computation. *Science*, 261:872–878, 1993.
- [44] Q. Fu, Y.M.A. Hashash, and J. Ghaboussi. Non-uniformity of stresses within a sand specimen in triaxial shear. In *Proceedings of the 10th Int. Symposium on Numerical Models in Geomechanics*, pages 621–626, 2007. Rhodes, Grèce.
- [45] K. Gallagher and M. Sambridge. Genetic algorithms: a powerful tool for large-scale nonlinear optimization problems. *Computers and Geosciences*, 20(7/8):1229–1236, 1994.
- [46] K. Gallagher, M. Sambridge, and G. Drijkoningen. Genetic algorithms: an evolution form Monte Carlo methods for strongly non-linear geophysical optimisation problems. *Geophysical research letters*, 18(12):2177–2180, 1991.
- [47] M. Gambin. Essai pressiométrique. In *Reconnaissance des terrains in situ*. Sous la direction de I. Shahrouh et R. Gourvès. Hermes science, 2005.
- [48] A. Gens, A. Ledesma, and E.E. Alonso. Backanalysis using prior information. - 1. Application to the staged excavation of a cavern in rock. In *Numerical Methods in Geomechanics*, pages 2009–2016, 1988.
- [49] A. Gens, A. Ledesma, and E.E. Alonso. Estimation of parameters in geotechnical backanalysis. - 2. Application to a tunnel excavation problem. *Computer and Geotechnics*, 18(1):29–46, 1996.
- [50] F. Giacobbo, M. Marseguerra, and E. Zio. Solving the inverse problem of parameter estimation by genetic algorithms: the case of a groundwater contaminant transport model. *Annals of Nuclear Energy*, 29:967–981, 2002.
- [51] G. Gioda. Some remarks on back analysis and characterization problems. In *Proceedings of the 5th Int. Conference on Numerical Methods in Geomechanics*, pages 47–61, 1985. Nagoya, Japon.
- [52] G. Gioda and L. Jurina. Numerical identification of soil-structure interaction pressures. *International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics*, 5:33–56, 1981.
- [53] G. Gioda and L. Locatelli. Back analysis of the measurements performed during the excavation of the shallow tunnel in sand. *International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics*, 23:1407–1425, 1999.

- [54] G. Gioda and G. Maier. Direct search solution of an inverse problem in elastoplasticity : identification of cohesion, friction angle and in situ stress by pressure tunnel tests. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, 15:1823–1848, 1980.
- [55] G. Gioda and S. Sakurai. Back analysis procedures for the interpretation of field measurements in geomechanics. *International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics*, 11:555–583, 1987.
- [56] A.T.C. Goh. Genetic algorithm search for critical slip surface in multiple-wedge stability analysis. *Can. Geotech.*, 36:382–391, 1999.
- [57] D.E. Goldberg. *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*. Addison Wesley Publishing Company, 1989.
- [58] J. Goupy. Techniques de l'ingénieur. Traité analyse et caractérisation. CD P230.
- [59] J. Goupy. Techniques de l'ingénieur. Traité mesures et contrôle. CD R275.
- [60] B. Grais. *Méthodes statistiques. Techniques statistiques*. DUNOD, 2003.
- [61] Y.M.A. Hashash, J. Ghaboussi, S. Jung, and C. Marulanda. Systematic update of a numerical model of a deep excavation using field performance data. In *Proceedings of the 8th Int. Conference on Numerical Models in Geomechanics*, pages 517–522, 2002.
- [62] Y.M.A. Hashash, S. Jung, and J. Ghaboussi. Numerical implementation of a neural network based material model in finite element analysis. *International Journal for numerical methods in engineering*, 59:989–1005, 2004.
- [63] Y.M.A. Hashash, C. Marulanda, J. Ghaboussi, and S. Jung. Systematic update of a deep excavation model using field performance data. *Computers and geotechnics*, 30:477–488, 2003.
- [64] Y.M.A. Hashash, C. Marulanda, J. Ghaboussi, and S. Jung. Novel approach to integration of numerical modeling and field observation for deep excavation. *Journal of geotechnical and geoenvironmental engineering*, 132(8):1019–1031, 2006.
- [65] P.Y. Hicher and A. Michali. Utilisation de pressiomètre pour l'identification des paramètres d'un modèle élastoplastique. In *Proceedings of the 4th Int. Symposium The pressuremeter and its new avenues*, pages 169–176, 1995.
- [66] P.Y. Hicher and A. Michali. Identifying soil parameters by means of laboratory and in situ testing. *Computers and Geotechnics*, 19(2):153–170, 1996.
- [67] M.C. Hill. *Methods and guidelines for effective model calibration*, 1998.
- [68] J.H. Holland. *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control and artificial intelligence*. Bradford Books edition, 1992.
- [69] Y. Honjo, B. Limanhadi, and L. Wen-Tsung. Prediction of single pile settlement based on inverse analysis. *Soils and Foundations*, 33(2):126–144, 1993.
- [70] Y. Honjo, L. Wen-Tsung, and S. Guha. Inverse analysis of an embankment on soft clay by extended bayesian method. *International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics*, 18:709–734, 1994.
- [71] Y. Honjo, L. Wen-Tsung, and S. Sakajo. Application of Akaike information criterion statistics to geotechnical inverse analysis: the extended bayesian method. *Structural Safety*, 14:5–29, 1994.
- [72] C. Iacono, L.J. Sluys, and Van Mier J.G.M. Inverse procedure for parameters identification of continuum damage models. In *Inverse problems, design and optimization symposium*, 2004. Rio de Janeiro, Brésil.
- [73] C. Iacono, L.J. Sluys, and Van Mier J.G.M. Estimation of model parameters in nonlocal damage theories by inverse analysis techniques. *Computer methods in applied mechanics and engineering*, 195:7211–7222, 2006.

- [74] J. Kajberg and G. Lindkvist. Characterisation of materials subjected to large strains by inverse modelling based on in-placed displacement fields. *International Journal of Solids and Structures*, 41:3439–3459, 2004.
- [75] Y.L. Kang, X.H. Lin, and Q.H. Qin. Inverse/genetic method and its application in identification of mechanical parameters of interface in composite. *Composite Structure*, 66:449–458, 2004.
- [76] S. Kirkpatrick, C.D. Gelatt, and M.P. Vecchi. Optimization by simulated annealing. *Science*, 220:671–680, 1983.
- [77] W. Krajewski and O. Reul. Deep excavation in stiff clay: comparison between numerical analysis and in situ measurements. In *Proceedings of the 9th Int. Conf. on Numerical models in Geomechanics*, pages 573–578, 2004.
- [78] Laboratoire de Génie Mécanique et matériaux. *Sidolo, version 2.4495. Notice d'utilisation*, 2003. Université de Bretagne Sud.
- [79] L. Lebart, A. Morineau, and J.P. Fénélon. *Traitement des données statistiques*. DUNOD, 1982.
- [80] B. Lecampion and A. Contantinescu. Sensitivity analysis for parameter identification in quasi-static poroelasticity. *International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics*, 29:163–185, 2005.
- [81] B. Lecampion, A. Contantinescu, and D. Nguyen Minh. Parameter identification for lined tunnels in viscoplastic medium. *International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics*, 26:191–1211, 2002.
- [82] A. Ledesma and A. Gens. Inverse analysis of a tunnel excavation problem from displacement and pore water pressure measurements. In *Material identification using mixed numerical experimental methods*, pages 163–172, 1997.
- [83] A. Ledesma, A. Gens, and E.E. Alonso. Estimation of parameters in geotechnical backanalysis. - 1. Maximum likelihood approach. *Computer and Geotechnics*, 18(1):1–27, 1996.
- [84] A. Ledesma, A. Gens, and E.E. Alonso. Parameter and variance estimation in geotechnical backanalysis using prior information. *International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics*, 20:119–141, 1996.
- [85] I.M. Lee, D.H. Kim, and Lo K.Y. A statistical approach on geotechnical parameter estimation for underground structures. In *Proceedings of the 9th Int. Conf. on Computer Methods and Advances in Geomechanics*, pages 775–780, 1997. Wuhan, Chine.
- [86] S. Levasseur. Analyse inverse d’essais et d’ouvrages géotechniques. Master’s thesis, Université Joseph Fourier, Grenoble, 2004.
- [87] S. Levasseur. Identification des paramètres mécaniques des sols par analyse inverse sur des essais et ouvrages géotechniques. In *Proceedings of the 25^{èmes} Rencontres AUGC - Prix Jeunes Chercheurs "René Houpert"*, 2007. Bordeaux, France.
- [88] S. Levasseur, Y. Malécot, M. Boulon, and E. Flavigny. Analyse inverse d’une courbe pressiométrique par algorithme génétique. In *Symposium International ISP5/PRESSIO 2005*, 2005. Paris, France.
- [89] S. Levasseur, Y. Malécot, M. Boulon, and E. Flavigny. Analyse inverse par algorithme génétique en géotechnique : application à un problème d’excavation. In *17^{ème} Congrès Français de la Mécanique*, 2005. Troyes, France.
- [90] S. Levasseur, Y. Malécot, M. Boulon, and E. Flavigny. Soil parameter identification from in situ measurements using a genetic algorithm and a principle component analysis. In *Proceedings of the 10th Int. Symposium on Numerical Models in Geomechanics*, pages 665–670, 2007. Rhodes, Grèce.

- [91] S. Levasseur, Y. Malécot, M. Boulon, and E. Flavigny. Soil parameter identification using a genetic algorithm. *International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics*, in press, 2007.
- [92] J.P. Magnan. *Les méthodes statistiques et probabilistes en mécanique des sols*. Presses de l'école nationale des Ponts et Chaussées, 1982.
- [93] V. Magnan. *Optimisation et algorithmes génétiques*, 2001.
- [94] M.L. Maher and Allen R. *Expert systems for civil engineering: Technology and application*, chapter Expert Systems Components, pages 3–14. ASCE, 1987.
- [95] G. Maier and G. Gioda. Optimization methods for parametric identification of geotechnical systems. In *Numerical methods in geomechanics*, 1981. Braga, Portugal.
- [96] Y. Malécot, E. Flavigny, and M. Boulon. Identification of soil parameters for finite element simulation of geotechnical structures. In *Proceedings of the 2nd Int. Conf. in Structural Engineering and Construction*, pages 3:2393–2399, 2003. Rome, Italy.
- [97] Y. Malécot, S. Levasseur, M. Boulon, and E. Flavigny. Inverse analysis on in situ geotechnical measurements using a genetic algorithm. In *Proceedings of the 9th Int. Symposium on Numerical Models in Geomechanics*, pages 223–228, 2004. Ottawa, Canada.
- [98] A.I.H. Malkawi, W.F. Hassan, and S.K. Sarma. An efficient search method for finding the critical circular slip surface using the Monte Carlo technique. *Can Geotech.*, 38:1081–1089, 2001.
- [99] M. Marseguerra, E. Zio, and L. Podofillini. Model parameters estimation and sensitivity by genetic algorithms. *Annals of Nuclear Energy*, 30:1437–1456, 2003.
- [100] C. Marulanda. *Integration of numerical modeling and field observations of deep excavations*. PhD thesis, University of Illinois, Urbana-Champaign, 2005.
- [101] C. Marulanda, J. Butkovich, Y.M.A. Hasash, and J. Ghaboussi. Constitutive model update using observed field behavior. In *Proceedings of the 9th Int. Conf. on Numerical models in Geomechanics*, pages 217–222, 2004.
- [102] P. McCombie and P. Wilkinson. The use of the simple genetic algorithm in finding the critical factor of safety in slope stability analysis. *Computers and Geotechnics*, 29:699–714, 2002.
- [103] P. Mestat. Modélisation élastoplastique des sols. In *Elastoplasticité des sols et des roches. Modèle de comportement des sols et des roches 1*. Sous la direction de P.Y. Hicher et J.F. Shao. Hermès science, 2002.
- [104] P. Mestat and N. Arafati. Modélisation par éléments finis du comportement du rideau de palplanches expérimental de Hochstetten. *Bulletin des Laboratoires des Ponts et Chaussées*, 216:19–39, 1998.
- [105] P. Mestat and M. Prat. Ouvrages en interaction. In *Emploi des éléments finis en génie civil*. Hermès science, 1999.
- [106] L. Mokrani. *Simulation physique du comportement des pieux à grande profondeur en chambre de calibration*. PhD thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble, 1991.
- [107] K. Morsegaard and A. Tarantola. Monte carlo sampling of solutions to inverse problems. *Journal of Geophysical Research*, 100(B7):12431–12447, 1995.
- [108] J. Morshed and J.J. Kaluarachchi. Parameter estimation using artificial neural network and genetic algorithm for free-product migration and recovery. *Water resources research*, 34(5):1101–1113, 1998.
- [109] M. Moula, D.G. Tol, and N. Vaptismas. Knowledge-based systems in geotechnical engineering. *Géotechnique*, 45(2):209–221, 1995.
- [110] S. Neuman and S. Yakowitz. A statistical approach to the inverse problem of aquifer hydrology. 1 - theory. *Water resources research*, 15(4):845–860, 1977.

- [111] J.P. Nougier. *Méthodes de calcul numérique. Vol. 1 Systèmes d'équations*. Hermes Science, 2001.
- [112] R. Nova. *Fondements de la mécanique des sols*. Hermes Science, 2005.
- [113] S. Orain, Y. Scudeller, S. Garcia, and T. Brousse. Use of genetic algorithms for the simulations estimation of thin films thermal conductivity and contact resistances. *International Journal of Heat and Mass Transfert*, 44:3973–3984, 2001.
- [114] C.Y. Ou and T.C. Kung. Analysis of ground surface settlement induced by excavation. In *Proceedings of the 9th Int. Conf. on Numerical models in Geomechanics*, pages 579–585, 2004.
- [115] C.Y. Ou and Y.G. Tang. Soil parameter determination for deep excavation analysis by optimization. *Journal of the Chinese Institute of Engineering*, 17(5):671–688, 1994.
- [116] S. Pal, Wathugala W., and S. Kundu. Calibration of a constitutive model using genetic algorithms. *Computer and Geotechnics*, 19(4):325–348, 1996.
- [117] L.P. Parker. Understanding inverse theory. *Ann. rev. Earth Planet. Sci.*, 5:35–64, 1977.
- [118] R.B. Peck. Advantages and limitations of the observational method in applied soil mechanics. *Géotechnique*, 19(2):171–187, 1969.
- [119] R.B. Peck and W.C. Reed. Engineering properties of Chicago subsoils. Bulletin n°423 - Engineering experiment station.
- [120] S. Pernot and C.H. Lamarque. Application of neural networks to the modelling of some constitutive laws. *Neural Networks*, 12:371–392, 1999.
- [121] P. Pilvin. *Modélisation du comportement d'assemblages des structures à barres*. PhD thesis, Université Paris IV, Paris, 1983.
- [122] X. Pintado, A. Ledesma, and A. Lloret. Backanalysis of thermohydraulic bentonite properties from laboratory tests. *Engineering Geology*, 64:91–115, 2002.
- [123] E.P. Poeter and M.C. Hill. Documentation of UCODE - a computer code for universal inverse modeling, 1998.
- [124] D.M. Potts and L. Zdravkovic. *Finite element analysis in geotechnical engineering. Theory*. Thomas Telford, 1999.
- [125] D.M. Potts and L. Zdravkovic. *Finite element analysis in geotechnical engineering. Application*. Thomas Telford, 2001.
- [126] D. Rangeard, C. Dano, and P. Marchina. Identifying soil compressibility from pressuremeter tests. In *Proceedings of the 9th Int. Symposium on Numerical Models in Geomechanics*, pages 683–689, 2004. Ottawa, Canada.
- [127] D. Rangeard, P.Y. Hicher, and R. Zentar. Determining soil permeability from pressuremeter tests. *International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics*, 27:1–24, 2003.
- [128] C. Rechea. *Inverse analysis of excavations in urban environnement*. PhD thesis, Northwestern University, Evanston, Illinois, 2006.
- [129] C. Rechea Bernal, S. Levasseur, and R.J. Finno. Inverse analysis techniques for parameter identification in simulation of excavation support systems. *Computers and Geotechnics*, in press, 2007.
- [130] J.M. Renders. *Algorithmes génétiques et réseaux de neurones*. Hermès, 1994.
- [131] J. Roboski. *Three-dimensional performance and analyses of deep excavations*. PhD thesis, Northwestern University, Evanston, Illinois, 2004.
- [132] D.H. Rothman. Nonlinear inversion, statistical mechanics, and residual statics estimation. *Geophysics*, 50(12):2784–2796, 1985.
- [133] D.H. Rothman. Automatic estimation of large residual statics corrections. *Geophysics*, 51(2):332–346, 1986.

- [134] S. Roweis. Levenberg-Marquardt optimization, 1996.
- [135] A. Saighi. *Comparaison des essais au laboratoire et in situ: exemple du triaxial et du pressiomètre*. PhD thesis, Ecole centrale Paris, Châtenay Malabry, 1998.
- [136] S. Sakurai and K. Takeuchi. Back analysis of measured displacements of tunnels. *Rock mechanics and rock engineering*, 16:173–180, 1983.
- [137] P. Samarajiva, E.J. Macari, and W. Wathugala. Genetic algorithms for the calibration of constitutive models of soils. *International Journal of Geomechanics*, 5(3):206–217, 2005.
- [138] M. Sambridge. Geophysical inversion with neighborhood algorithm. 1 - Searching a parameter space. *Geophys. J. Int.*, 138:479–494, 1999.
- [139] M. Sambridge. Geophysical inversion with neighborhood algorithm. 2 - Appraising the ensemble. *Geophys. J. Int.*, 138:727–746, 1999.
- [140] M. Sambridge and K. Mosegaard. Monte carlo methods in geophysical inverse problems. *Reviews of Geophysics*, 40(3), 2002.
- [141] J.C. Santamarina and J.L. Chameau. Expert systems for geotechnical engineering. *Journal of computing in civil engineering*, 1(4):241–252, 1987.
- [142] J.C. Santamarina and D. Fratta. *Introduction to discrete signals and inverse problems in civil engineering*. ASCE Press, 1998.
- [143] J.A. Scales, M.L. Smith, and T.L. Fischer. Global optimization methods for multimodal inverse problems. *Journal of computational physics*, 103:258–268, 1992.
- [144] J.A. Scales and R. Snieder. To bayes or not to bayes. *Geophysics*, 62(4):1045–1064, 1997.
- [145] T. Schanz, P.A. Vermeer, and P.G. Bonnier. Formulation and verification of the hardening soil model. In *Computational Geotechnics*, pages 281–290, 1999.
- [146] B. Schmidt. Earth pressure at rest related to stress history. *Can. Geotech.*, 3(4):239–242, 1966.
- [147] I. Shahrour, A. Kasdi, and N. Abriak. Utilisation de l’essai pressiométrique pour la détermination des propriétés mécaniques des sables obéissant au critère de Mohr-Coulomb avec règle d’écoulement non associée. *Revue française de géotechnique*, 73:28–33, 1995.
- [148] J.F. Shao, A. Dahou, and J.P. Henry. Application de la théorie des problèmes inverses à l’estimation des paramètres des modèles rhéologiques. *Revue française de géotechnique*, 57:75–80, 1991.
- [149] C. Shaopei and D. Boru. *Modeling of fuzzy machine learning and fuzzy neural network in structural design*, chapter Uncertainty modeling and analysis in civil engineering, pages 337–355. CRC Press, 1998.
- [150] T. Shibutani, M. Sambridge, and B. Kennett. Genetic algorithm inversion for receiver functions with application to crust and uppermost mantle structure beneath eastern australia. *Geophysical research letters*, 23(14):1829–1832, 1996.
- [151] H.S. Shin and G.N. Pande. On self-learning finite element codes based on monitored response of structure. *Computers and Geotechnics*, 27:161–178, 2000.
- [152] A.R. Simpson and S.D. Priest. The application of genetic algorithms to optimisation problems in geotechnics. *Computer and Geotechnics*, 15:1–19, 1993.
- [153] P.L. Stoffa and M.K. Sen. Nonlinear multiparameter optimization using genetic algorithms: inversion of plane-wave seismograms. *Geophysics*, 56(11):1794–1810, 1991.
- [154] G. Swoboda, Y. Ichikawa, Q. Dong, and M. Zaki. Back analysis of large geotechnical models. *International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics*, 23:1455–1472, 1999.
- [155] A. Tarantola. *Inverse Problem Theory*. Elsevier Science B.V., 1987.

- [156] K. Terzaghi. *Mécanique théorique des sols*. Dunod, 1951.
- [157] K. Terzaghi and R.B. Peck. *Mécanique des sols appliquée aux travaux publics et aux bâtiment*. Dunod, 1957.
- [158] A. Tikhonov and V. Arsenine. *Méthodes de résolution des problèmes mal posés*. Mir Editions, 1976.
- [159] F.T.C. Tsai, N.Z. Sun, and W.W.G. Yeh. Global-local optimization for parameter structure identification in the three-dimensional groundwater modeling. *Water resources research*, 39(2), 2003.
- [160] F.T.C. Tsai, N.Z. Sun, and W.W.G. Yeh. Parameter structure identification in groundwater modeling: a universal parametrization method. In *World Water and Environmental Resources Congress*, 2003. Philadelphia, USA.
- [161] P.A. Von Wolffersdorff. Results of field test and evaluation of the prediction and subsequent calculations. In *Workshop Sheet Pile Test Karlsruhe*, 1994. Technical University of Delft, The Netherland.
- [162] L.C. Wrobel and P. Miliadiadou. Genetic algorithms for inverse cathodic protection problems. *Engineering Analysis with Boundary Elements*, 28:267–277, 2004.
- [163] T. Yamagami, J.C. Jiang, and Y. Ueta. Back calculation of strength parameters for landslide control works using neural networks. In *Proceedings of the 9th Int. Conf. on Computer methods and advances in geomechanics*, 1997. Wuhan, China.
- [164] R. Zentar. *Analyse inverse des essais pressiométriques. Application à l'argile de Saint-Herblain*. PhD thesis, Université de Nantes, Nantes, 1999.
- [165] R. Zentar, Hicher P.Y., and G. Moulin. Identification of soil parameters by inverse analysis. *Computer and Geotechnics*, 28:129–144, 2001.
- [166] W.-S. Zheng, J.-H. Lai, and P.C. Yuen. GA-Fisher: a new LDA-Based face recognition algorithm with selection of principal components. *IEEE Transactions on systems, man and cybernetics - Part B: Cybernetics*, 35(5):1065–1075, 2005.
- [167] O.C. Zienkiewicz. *The finite element method*. McGraw-Hill, Londres, 1977.
- [168] AR Zolfaghari, A.C. Heath, and P.F. McCombie. Simple genetic algorithm search for critical non-circular failure surface in slope stability analysis. *Computer and Geotechnics*, 32:139–152, 2005.

