

République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Université du 20 Août 1955-Skikda  
Faculté de Technologie  
Département de Génie Civil

## **THESE**

Présentée en vue de l'obtention du diplôme de  
**Docteur en Sciences**  
Spécialité: Géotechnique  
**THEME**

---

# **L'ANALYSE INVERSE DES PROBLÈMES GÉOTECHNIQUES APPLICATIONS DES MÉTHODES D'OPTIMISATIONS STOCHASTIQUES**

---

Par :  
**MOUSSAOUI MOUFIDA**

Soutenue le : 25/04/2013

Devant le Jury composé de :

Président	<b>M. BELACHIA</b>	Prof	Université de 20 Août 1955 - Skikda
Rapporteur	<b>S. MESSAST</b>	Prof	Université de 20 Août 1955 - Skikda
Examineurs	<b>M.S NOUAOURIA</b>	Prof	Université de Guelma
	<b>K. ABBECHE</b>	Prof	Université de Batna
	<b>A. MENDJEL</b>	MCA	Université d'Annaba

**Année : 2013**

## *DEDICACE*

*A la mémoire de Monsieur Hamami Mounir*

*A mes parents*

*A mon Marie*

*A mon Bébé Louai*

*A mes frères et soeurs*

*A mes amis*

*M. Moufida*

## REMERCIEMENTS

*Je tiens tout d'abord à remercier le docteur Messast Salah, pour avoir encadré et suivi ma thèse. Sa patience, Ses remarques et ses documentations, m'ont été d'un soutien particulièrement précieux et indispensable pour mener à bien ce travail.*

*Mes remerciements vont également à l'ensemble des enseignants et tout personnel du département de génie civil de l'université de Skikda et de l'université d'Annaba.*

*Enfin, je remercie énormément tous ceux qui ont participé de près ou de loin et qui ont contribué à l'élaboration de ce travail.*

*M. Moufida*

## **Résumé:**

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 deux méthodes d'identification adaptable à tout type de mesures (essais in situ ou ouvrages instrumentés). 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 Plaxis 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 les méthodes stochastiques. 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 deux programmes sous Matlab 07, ces deux programmes ont été utilisés pour 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 et par un Algorithme Génétique Hybride. Ces méthodes sont développées à partir de quelques résultats obtenus sur deux exemples synthétiques d'ouvrages de soutènement. Puis, une application réelle sur le problème de glissement du Ciloc de la ville de Constantine (Algérie).

## **Mots Clés**

Analyse inverse, Optimisation, Algorithme génétique, Algorithme Génétique Hybride, Méthode des éléments finis, Plaxis, Glissement.

## **Abstract:**

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 problematic 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 methods able to adapt it self to different kinds of geotechnical structures. 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 stochastic 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 cannot exist one exact solution for an inverse problem but rather than an infinity of approximated solutions. The goal of this study is to develop two programs under Matlab 07, these two programs were used to identify all these approached solutions. To identify the soil parameters from geotechnical measurements, the inverse analysis is based on a Genetic Algorithm and a Hybrid Genetic Algorithm optimization process. These methods are well known to be robust and efficient to solve complex problems. These developments are first based on synthetic excavation problems. Then, a true application to study a landslide problem of the Ciloc of the town of Constantine (Algeria).

## **Key words**

Inverse analysis, Optimization, Genetic algorithms, Hybrid Genetic algorithms, Finite element method, Plaxis, landslide.

## الملخص:

إن معظم التجارب الحيوتقنية في الموقع لم تسمح بعد مباشرة في تحديد العناصر المكونة لطبقات التربة ، لذا فإن إستعمال الحسابات بطريقة العناصر المنتهية لتحجيم الهياكل محدود بجهل الخصائص الميكانيكية للتربة، إذا في هذا المضمون تأتي مشكلة التحليل العكسي في المجال الجيوتقني : ماهي المعلومات الممكنة الخاصة بالعناصر المكونة للتربة التي يمكن إستخراجها من القياسات الموقعية؟.

هذا العمل يخص التعريف بالعناصر المكونة للتربة عن طريق التحليل العكسي، لهذا يوجد طريقتين للتعريف بهذه العناصر تستعملان لكل أنواع القياسات (قياسات موقعية، هياكل مجهزة بمعدات قياس). قيم تعطي مبدئيا للعناصر الغير معروفة للتربة لمحاكاة المشكلة مباشرة عن طريق برنامج حساب بالعناصر النهائية بلاكسيس ، إلى أن يكون المجال الفاصل بين نتيجة الحساب الرقمي و القياسات الموقعية يساوي الحد الأدنى.

الطرق الأساسية المستعملة في الأدبيات من أجل حل مشاكل التحسين مركزة على الطرق العشوائية، هذه الطرق تفترض أن هناك حل وحيد للمشكلة العكسية، غير أن أخطاء النمذجة و أخطاء القياسات كبيرة في مجال الجيوتقني، لهذا لا يوجد حل وحيد للمشكل بل عدد لا حصر له من الحلول التقريبية.

إن الهدف من هذا العمل هو تطوير برنامجين عن طريق البرنامج ماطلب 07، يستخدم هذين البرنامجين لتحديد كل هذه الحلول، لهذا إختارنا أن تستند طريقة التحليل العكسي على عمليات التحسين عن طريق الخوارزميات الجينية و الخوارزميات الجينية الهجينة يتم تطوير هذه الطرق بفضل نتائج مأخوذة من المثالين المصنعين مخبريا لهياكل دعم، ثم تطبيق حقيقي لمشكلة إنزلاق التربة للسيلوك لمدينة قسنطينة (الجزائر).

## الكلمات المفتاح:

تحليل عكسي، التحسين، الخوارزميات الجينية، الخوارزميات الجينية الهجينة، طريقة العناصر المنتهية، بلاكسيس، إنزلاق التربة.

## Table des matières

Dédicace.....	i
Remerciements.....	ii
Résumé.....	iii
Abstract.....	iii
ملخص .....	iv
Table des matières.....	v
Notations et abréviations .....	ix
Liste des figures .....	xi
Liste des tableaux .....	y
Introduction.....	1
<b>Chapitre 01 : Analyse Inverse en Géotechnique et Méthodes d’Optimisations.....</b>	<b>6</b>
1.1 Introduction .....	6
1.2 L’analyse inverse en géotechnique .....	6
1.3 Introduction aux Méthodes d’Optimisations .....	10
1.3.1 Estimation de l’erreur sur la solution .....	12
1.3.2 Les Méthodes d’optimisations.....	13
1.3.2.1 Les Méthodes Énumératives .....	14
1.3.2.2 Les Méthodes Déterministes .....	14
1.3.2.2.1 Méthodes de la plus grande pente.....	16
1.3.2.2.2 Gradient Conjugué .....	16
1.3.2.2.3 Méthode de Newton .....	17
1.3.2.2.4 Méthode de Quasi-Newton .....	18
1.3.2.3 Les Méthodes Stochastiques .....	19
1.3.2.3.1 La Méthode de Monté Carlo .....	20
1.3.2.3.2 Recuit Simulé .....	21
1.3.2.3.3 Méthode de la Recherche Tabou.....	23
1.3.2.3.3.1 Principe de base .....	24
1.3.2.3.3.2 Critère d'aspiration .....	25
1.3.2.3.3.3 Intensification .....	25
1.3.2.3.3.4 Diversification .....	25
1.3.2.4 Les Méthodes Évolutionnistes .....	26
1.3.2.4.1 Programmation Evolutive .....	26

1.3.2.4.2 Stratégies d'Evolution .....	27
1.3.2.4.3 Algorithmes Génétiques .....	28
1.3.2.4.4 Programmation Génétique .....	28
1.3.2.4.5 Les Algorithmes Génétiques.....	28
1.3.2.4.5.1 Introduction.....	28
1.3.2.4.5.2 Principe de base d'un Algorithme Génétique standard .....	29
1.3.2.4.5.3 Le principe de fonctionnement général de l'algorithme génétique.....	37
1.3.2.5 Les Algorithmes de Voisinage .....	37
1.3.2.6 Méthodes Hybrides .....	38
1.4 Conclusions.....	39
<b>Chapitre 02: Algorithme Génétique et Algorithme Hybride .....</b>	<b>41</b>
2.1 Introduction.....	41
2.2 Principe d'optimisation.....	41
2.2.1 Optimisation par Algorithme Génétique .....	43
2.2.1.1 Espace de recherche .....	45
2.2.1.2 Évaluation de la population .....	46
2.2.1.3 Évolution de la population .....	47
2.2.1.3.1 Sélection .....	47
2.2.1.3.2 Croisement .....	48
2.2.1.3.3 Mutation .....	49
2.2.1.3.4 Critères d'arrêt .....	50
2.2.2 Algorithme Génétique Hybride .....	51
2.2.2.1 Principe de base de la méthode de recherche Tabou .....	51
2.2.2.1.1 La liste Tabou T .....	53
2.2.2.1.2 L'algorithme de base de la méthode de recherche Tabou .....	54
2.2.2.1.3 Améliorations de la méthode de recherche Tabou.....	55
2.2.2.2 Optimisation par algorithme génétique hybride.....	56
2.3 Conclusions .....	57
<b>Chapitre 03 : Présentation des Cas à Étudier .....</b>	<b>59</b>
3.1 Introduction.....	59
3.2 Généralités sur les ouvrages de soutènement.....	59
3.3 Les ouvrages synthétiques.....	61
3.3.1 Présentation du rideau de palplanches expérimental de Hochstetten .....	62
3.3.1.1 Modélisation de l'ouvrage .....	62

3.3.2 Description du site d'excavation en milieu urbain à Chicago .....	65
3.3.2.1 Modélisation de l'ouvrage .....	65
3.3.3 Etude du cas du glissement du Ciloc .....	68
3.3.3.1 Aperçu sur les mesures inclinométriques .....	69
3.3.3.2 Principe de mesure .....	70
3.3.3.3 Résultats inclinométriques .....	72
3.3.3.4 Modélisation de l'ouvrage .....	75
3.4 Conclusions .....	76
<b>Chapitre 04 : Simulations Numériques</b> .....	<b>78</b>
4.1 Validation des méthodes d'optimisations .....	78
4.1.1 Sur le rideau de palplanches expérimental de Hochstetten .....	78
4.1.1.1 Le modèle inverse associé au rideau de palplanches .....	79
4.1.1.1.1 Application d'Algorithme Génétique .....	80
4.1.1.1.1.1 Résultats d'optimisation .....	81
4.1.1.1.2 Application d'Algorithme Génétique Hybride .....	83
4.1.1.1.2.1 Résultats d'optimisation.....	84
4.1.1.2 Comparaison des résultats obtenus par les deux méthodes d'optimisation.....	86
4.1.1.3 Commentaires sur l'application des méthodes d'optimisation sur le rideau de palplanches expérimental de Hochstetten.....	87
4.1.2 Sur l'excavation en milieu urbain réalisée à Chicago .....	88
4.1.2.1 Le modèle inverse associé à l'excavation en milieu urbain réalisée à Chicago.....	88
4.1.2.1.1 Application d'Algorithme Génétique .....	88
4.1.2.1.1.1 Résultats d'optimisation .....	89
4.1.2.1.2 Application d'Algorithme Génétique Hybride .....	91
4.1.2.1.2.1 Résultats d'optimisation.....	92
4.1.2.2 Comparaison des résultats obtenus par les deux méthodes d'optimisation .....	95
4.1.2.3 Commentaires sur l'application des méthodes d'optimisation sur l'ouvrage d'excavation en milieu urbain réalisée à Chicago.....	95
4.1.3 Etude du problème de Glissement du Ciloc de la ville de Constantine .....	96
4.1.3.1 Le modèle inverse associé au modèle de Glissement .....	96
4.1.3.1.1 Application d'Algorithme Génétique .....	97
4.1.3.1.1.1 Résultats d'optimisation .....	97
4.1.3.1.2 Application d'Algorithme Génétique Hybride .....	100
4.1.3.1.2.1 Résultats d'Optimisation .....	101

4.1.3.2 Comparaison des résultats obtenus par les deux méthodes stochastiques .....	104
4.1.3.3 Commentaires sur l'application des méthodes d'optimisation sur l'ouvrage du Glissement du Ciloc.....	106
4.2 Conclusions .....	106
<b>Conclusions et perspectives.....</b>	<b>108</b>
<b>Bibliographie.....</b>	<b>111</b>
<b>Annexe : Présentation du Code de Calcul Plaxis .....</b>	<b>123</b>
A.1 Introduction.....	123
A.2 Le logiciel Plaxis .....	123
A.3 Les modèles de comportements intégrés dans Plaxis .....	123
A.3.1 Modèle élastique linéaire.....	124
A.3.1.1 Le modèle de Mohr-Coulomb .....	124
A.3.1.2 Modèle de sol avec écoulement .....	126
A.3.1.3 Modèle pour sols Mous .....	129
A.3.1.4 Modèle pour sols mous avec effet du temps .....	132

## Notations et abréviations

### Notations

$e$  : L'erreur

$p$  : Le jeu de paramètres

$U_{ei}$  : Les valeurs mesurées

$U_{ni}$  : Les valeurs calculées

$F_{err}$  : La fonction erreur

$X^{(k)}$  : Le point de recherche à l'itération  $k$

$X^{(k+1)}$  : Le niveau point de recherche calculé à partir de la minimisation de  $f$  dans la direction opposée à son gradient

$\alpha^{(k)}$  : La valeur du pas optimal

$\xi$  : Étant une tolérance prédéterminée

$\nabla$  : L'opérateur nabla

$\nabla f$  : Le gradient de la fonction objectif

$H$  : La matrice Hessienne

$h_0$  : La direction conjuguée par rapport à la matrice Hessienne  $H$

$h_1$  : La direction et sont dites conjuguées par rapport à la matrice Hessienne  $H$

$h^{(k)}$  : La directions conjuguée

$h^{(k+1)}$  : La direction conjuguée

$g^{(k)}$  : La direction opposée au gradient calculé sur le point  $X^{(k)}$

$g^{(k+1)}$  : La directions opposée au gradient calculé sur le point  $X^{(k+1)}$

$S^{(k)}$  : L'approximation de la matrice Hessienne

$G$  : Le module de cisaillement

$\nu$  : Le coefficient de poisson

$c$  : La cohésion

$\phi$  : L'angle de frottement

$E$  : Le module d'élasticité

$\Psi$  : L'angle de dilatance

$EA$  : Rigidité normale

$EI$  : Rigidité de flexion

$w$  : Poids linéique

$d$  : Epaisseur équivalente

$\nu$  : Coefficient de poisson

$F_{max}$  : Effort axial

$X_{i,n}$  : La distance projetée sur l'horizontale entre le point de rang 1 et le point de rang  $i$  pour la série de rang  $n$  dans une direction donnée, exprimée en mètres

$\alpha_{in}$  : Le mesure de l'inclinaison de la sonde par rapport à la verticale; exprimée en radians pour un point de mesure de rang  $i$ , dans une direction donnée pour la série de rang  $n$  dans le temps

$\alpha'_i$ ;  $\alpha''_i$  : Les mesures de l'inclinaison de la sonde par rapport à la verticale obtenues en un point donné en tournant la sonde d'un angle  $\pi$  autour de son axe longitudinale.

$N_{individus}$  : Nombre de combinaisons de paramètres par itération (Taille d'une population d'algorithme génétique)

$N_{bit}$  : Nombre de bits codant une combinaison de paramètres  $N_{paramètre}$  Nombre de paramètres à optimiser

$N_{bit/paramètre}$  : Nombre de bits codant un paramètre

$N_{\text{coupure}}$  : Nombre de points de coupure lors de l'opération de croisement  
 $P_c$  : Taux de croisement  
 $N_{\text{mutation}}$  : Nombre de mutation par itération  
 $P_m$  : Taux de mutation  
 $P_j$  : Le paramètre  $j$   
 $P_{\text{min}j}$  : La borne minimale du paramètre  $P_j$   
 $P_{\text{max}j}$  : La borne maximale du paramètre  $P_j$   
 $N$  : Le nombre de points de mesures  
 $U_{ei}$  : Le déplacement expérimental en point de mesure  $i$   
 $U_{ni}$  : Le déplacement numérique en point de mesure  $i$

$N_{\text{coupure}}$  : Le nombre coupures sur la chaîne de bits  
 $T$  : La Liste tabou  
 $X_i$  : La solution courante  
 $t_i^{-1}$  : Les transformations inverses  
 $x^*$  : La meilleure solution trouvée  
 $V(x)$  : Le voisinage de la solution  $x$   
 $E$  : Les voisins de  $x$  sans les éléments de  $T$   
 $P_0$  : La Population initiale

$E_{50}^{\text{ref}}$  : Module sécant dans un essai triaxial  
 $E_{\text{oed}}^{\text{ref}}$  : Module sécant dans un essai oedométrique  
 $m$  : Puissance (environ 0.58 pour les sables)  
 $E_{ur}^{\text{ref}}$  : Module en décharge (par défaut  $E_{ur}^{\text{ref}} = 4 E_{50}^{\text{ref}}$ )  
 $\nu_{ur}$  : Coefficient de poisson en décharge recharge  
 $P_{\text{ref}}$  : Contraintes de références (par défaut  $P_{\text{ref}} = 100$ )  
 $k_0^{\text{NC}}$  :  $K_0$ -consolidation (par défaut  $k_0^{\text{NC}} = 1 - \sin \phi$ )  
 $R_f$  : Coefficient à la rupture  $q_f / q_a$  (par défaut  $R_f = 0.9$ )  
 $\sigma_{\text{tension}}$  : Résistance à la traction (par défaut  $\sigma_{\text{tension}} = 0$ )  
 $C_{\text{incrément}}$  : par défaut  $C_{\text{incrément}} = 0$   
 $\lambda^*$  : Indice de compression  
 $K^*$  : Indice de gonflement  
 $\nu_{ur}$  : Coefficient de poisson en charge décharge  
 $K_0^{\text{NC}}$  : Paramètre de contrainte  
 $M$  : Paramètre lié à  $K_0^{\text{NC}}$   
 $\mu^*$  : Indice de fluage  
 $K_0$  : Coefficient des terres au repos

### Abréviations

$AG$  : Algorithme génétique  
 $AGH$  : Algorithme génétique hybride  
 $FEM$  ou  $MEF$  : Finite Element Method ou méthode des éléments finis  
 $MC$  : Le modèle de Mohr-Coulomb  
 $H.S.M$  : Le Modèle de sol avec écrouissage (Hardening Soil Model)  
 $S.S.M$  : Le Modèle pour Sols Mous (Soft Soil Model)  
 $S.S.C.M$  : Le Modèle pour Sols mous avec effet du temps (Soft Soil Creep Model)

## Liste des figures

Figure 1.1- Schéma de principe d'une analyse directe .....	7
Figure 1.2 - Schéma de principe d'une analyse inverse par méthode analytique inverse (a) et par méthode numérique directe (b) [06].....	8
Figure 1.3 - Processus d'optimisation selon Balachandran [47].....	11
Figure 1.4 - Estimation de l'erreur sur la solution entre des valeurs mesurées $U_{ei}$ et des valeurs calculées $U_{ni}$ [06].....	12
Figure 1.5 - Méthodes Déterministes Multidimensionnelles.....	15
Figure 1.6 - Principales des Méthodes Stochastiques.....	19
Figure 1.7 - Illustration du processus de recherche de l'optimum global d'une fonction par la méthode du recuit simulé.....	22
Figure 1.8 - Schéma des algorithmes évolutionnistes.....	26
Figure 1.9 - Concepts de base d'un Algorithme Génétique [86].....	29
Figure 1.10 - Organigramme d'un Algorithme Génétique standard [87].....	30
Figure 1.11 - Représentation d'un individu : (a) codage réel, (b) codage binaire [47].....	31
Figure 1.12 - La méthode de sélection de la loterie biaisée [92].....	32
Figure 1.13- Représentation d'une sélection par tournoi d'individus pour un critère de maximisation. Chaque individu représente une solution possible [87].....	33
Figure 1.14 - Représentation d'un croisement en un point de deux chaînes.....	34
Figure 1.15 - Représentation d'un croisement en deux points.....	34
Figure 1.16 - Représentation d'un croisement uniforme.....	35
Figure 1.17 - Représentation d'une mutation de bits dans une chaîne.....	36
Figure 2.1- Principe de l'identification par une méthode numérique directe [06].....	42
Figure 2.2 - Principe d'optimisation par Algorithme génétique [06].....	44
Figure 2.3 - Illustration schématique du codage binaire des paramètres à identifier par Algorithme Génétique : un individu.....	44
Figure 2.4 - Schématisation des niveaux d'organisation d'un Algorithme Génétique.....	45
Figure 2.5 - Le principe d'algorithme génétique de base.....	51
Figure 2.6 - Le principe de base de l'algorithme de recherche Tabou.....	55
Figure 2.7 - Principe d'optimisation par algorithme génétique hybride [117].....	57
Figure 3.1- Allure de la déformée d'un rideau de palplanche.....	60
Figure 3.2 - Ouvrage de soutènement synthétique : Modèle éléments finis 2D en déformation plane et maillage associé.....	62
Figure 3.3 - Ouvrage de soutènement synthétique. Déplacement horizontal du rideau de palplanches en fonction de la profondeur.....	65
Figure 3.4 - Excavation en milieu urbain à Chicago : Lurie Research Center. Plan de l'ouvrage et instrumentation du site [129].....	66
Figure 3.5 - Modèle éléments finis 2D en déformation plane et maillage associé.....	66
Figure 3.6 - Déplacement horizontal deux mètres derrière le rideau de palplanches en fonction de la profondeur.....	67
Figure 3.7 - Vue des immeubles du site glissé de Ciloc montrant la localisation du glissement de terrain au pied du bâtiment B (flèche) [132].....	68
Figure 3.8 - Plan de situation des sondages [03].....	69
Figure 3.9- Schéma de principe d'une mesure inclinométrique pour un massif de sol.....	71
Figure 3.10 -Notation de mesure.....	72
Figure 3.11- Déplacements horizontaux en fonction du temps de l'inclinomètre N°2.....	73
Figure 3.12 - Déplacements horizontaux en fonction du temps de l'inclinomètre N°3.....	73

Figure 3.13 - Déplacements horizontaux en fonction du temps de l'inclinomètre N°9.....	74
Figure 3.14 - Le modèle numérique (référence).....	75
Figure 3.15 - Maillage déformé.....	75
Figure 3.16- Déplacements horizontaux en fonction de la profondeur au niveau d'inclinomètre N°09.....	76
Figure 4.1- Le rideau de palplanches expérimental de Hochstetten : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb $G_{ref}$ et $\phi$ . Évolution de la moyenne de la fonction erreur moyenne sur la population parent en fonction des générations d'algorithme génétique.....	81
Figure 4.2 - Déplacement horizontal du rideau de palplanches en fonction de la profondeur.....	83
Figure 4.3- Le rideau de palplanches expérimental de Hochstetten : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb $G_{ref}$ et $\phi$ . Évolution de la moyenne de la fonction erreur moyenne sur la population parent en fonction des générations d'algorithme génétique hybride.....	85
Figure 4.4 - Déplacement horizontal du rideau de palplanches en fonction de la profondeur.....	86
Figure 4.5 - Déplacement horizontal du rideau de palplanches en fonction de la profondeur.....	87
Figure 4. 6 - L'excavation en milieu urbain réalisée à Chicago: Identification des paramètres de Mohr-Coulomb $G_{ref}$ et $\phi$ . Évolution de la moyenne de la fonction erreur moyenne sur la population parent en fonction des générations d'Algorithme Génétique.....	89
Figure 4.7 - L'excavation en milieu urbain réalisée à Chicago : Identification des paramètres $G_{ref}$ et $\phi$ . Processus d'optimisation par algorithme génétique : Évolution des individus parents (◆) sur l'espace de recherche d'algorithme génétique.....	91
Figure 4.8 - Déplacement horizontal mesuré par l'inclinomètre en fonction de la profondeur.....	91
Figure 4. 9- L'excavation en milieu urbain réalisée à Chicago : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb $G_{ref}$ et $\phi$ . Évolution de la moyenne de la fonction erreur moyenne sur la population parent en fonction des générations d'algorithme génétique hybride.....	93
Figure 4.10- L'excavation en milieu urbain réalisée à Chicago : Identification des paramètres $G_{ref}$ et $\phi$ . Processus d'optimisation par algorithme génétique : Évolution des individus parents (◆) sur l'espace de recherche d'algorithme génétique hybride.....	94
Figure 4.11- Déplacement horizontal mesuré par l'inclinomètre en fonction de la profondeur.....	94
Figure 4.12 - Déplacement horizontal mesuré par l'inclinomètre en fonction de la profondeur.....	95
Figure 4.13- Modèle de glissement du Ciloc : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb $G_{ref}$ et $\phi$ . Evolution de la moyenne de la fonction erreur moyenne sur la population parent en fonction des générations d'Algorithme Génétique.....	98
Figure 4.14 - Modèle de glissement du Ciloc : Identification des paramètres $G_{ref}$ et $\phi$ . Processus d'optimisation par algorithme génétique : Évolution des individus parents (◆) sur l'espace de recherche d'Algorithme Génétique.....	100
Figure 4.15- Déplacements horizontaux en fonction de la profondeur au niveau d'inclinomètre N°09.....	100

Figure 4.16- Modèle de glissement du Ciloc : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb $G_{ref}$ et $\phi$ . Évolution de la moyenne de la fonction erreur moyenne sur la population parent en fonction des générations d'Algorithme Génétique Hybride.....	102
Figure 4.17 - Modèle de glissement du Ciloc : Identification des paramètres $G_{ref}$ et $\phi$ . Processus d'optimisation par algorithme génétique : Évolution des individus parents (◆) sur l'espace de recherche d'Algorithme Génétique Hybride.....	104
Figure 4.18 -Déplacements horizontaux en fonction de la profondeur au niveau d'inclinomètre N°09.....	104
Figure 4.19 - Déplacements horizontaux en fonction de la profondeur au niveau d'inclinomètre N°09.....	105
Figure A.1- Définition du module à 50 % de la rupture.....	125
Figure A.2- Représentation du Hardening Soil Model dans le repère contrainte- déformation .....	127
Figure A.3- Forme de surfaces de charge H.S.M.....	127
Figure A.4- Surface de rupture pour le Hardening soil model cas d'un sol non cohérent.....	128
Figure A.5- Définition du module oedométrique tangent.....	129
Figure A.6- Définition de l'angle de dilatance.....	129
Figure A.7- Différentes représentations lors d'un essai oedométrique.....	130
Figure A.8- Effet du temps sur les essais oedométriques.....	132
Figure A.9- Diagramme de $p^{eq}$ dans le plan $p, q$ .....	133

## Liste des tableaux

Tableau 2.1- Illustration de l'étape de croisement entre deux individus parents pour former deux nouveaux individus enfants.....	49
Tableau 2.2- Illustration de l'étape de mutation des individus.....	50
Tableau 3.1- Ouvrage de soutènement synthétique: Caractéristiques du modèle éléments finis.....	64
Tableau 3.2- Valeurs des paramètres du modèle de Mohr-Coulomb pour un sable d'Hostun lâche à moyennement lâche.....	64
Tableau 3.3 - Ouvrage de soutènement synthétique : Valeurs des paramètres élastiques utilisés pour modéliser le rideau de palplanches et les butons.....	64
Tableau 3.4- Valeurs des paramètres des modèles de comportement élastiques utilisés pour modéliser le rideau de palplanches et les butons.....	67
Tableau 3.5- Valeurs des paramètres des modèles constitutifs de sol Mohr-Coulomb pour les couches de sol du modèle synthétique de soutènement typique de Chicago.....	67
Tableau 3.6 - Mise en place des tubes inclinométriques et dates de mesures.....	72
Tableau 3.7- Valeurs des paramètres des modèles constitutifs de sol Mohr-Coulomb pour les couches de sol du modèle de référence du Ciloc.....	76
Tableau 4.1 - Le rideau de palplanches expérimental de Hochstetten : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb $G_{ref}$ et $\phi$ . Tableau récapitulatif des résultats obtenus pour trois optimisations par Algorithme Génétique.....	82
Tableau 4.2 - Le rideau de palplanches expérimental de Hochstetten : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb $G_{ref}$ et $\phi$ . Tableau récapitulatif des résultats obtenus pour trois optimisations par Algorithme Génétique Hybride.....	85
Tableau 4.3- Les résultats obtenus par l'Algorithme Génétique et l'Algorithme Génétique Hybride.....	105
Tableau A.1-Valeurs des paramètres de compressibilité et de gonflement $\lambda$ et $K$ .....	130



## **Introduction**

L'évolution de la technologie amène l'ingénieur ou le chercheur à réaliser des projets géotechniques de plus en plus complexes, coûteux et soumis à des contraintes de sécurité de plus en plus sévères. Pour réaliser ces projets et vu la complexité des méthodes analytiques de la résistance des matériaux, l'ingénieur ou le chercheur a recours aux méthodes qui lui permettent de simuler le comportement des systèmes physiques complexes. Conditionnée par les progrès effectués dans le domaine informatique et les acquis des mathématiques dans la théorie de l'énergie, les méthodes d'optimisations et la méthode des éléments finis est devenue éventuellement la plus performante des méthodes numériques vu son grand champ d'application aux problèmes géotechnique [01].

Le développement de l'analyse numérique et ses applications aux problèmes géotechniques (glissement de terrain, tassement des pieux, ...) au cours des 20 dernières années ont donné aux ingénieurs géotechniciens un outil d'analyse extrêmement puissant. Cependant, l'utilisation de cette analyse est encore restreinte et même lorsqu'elle est utilisée, elle est trop souvent mal pratiquée. La raison en est, en partie, le manque d'information et de formation, notamment dans les codes de pratique, sur le bon emploi de ces méthodes d'analyse.

La géotechnique utilise une gamme de méthodes numériques diverses et variée qui s'adaptent aux caractères particuliers des terrains (sol et roche). Les comportements de terrains sont souvent méconnus et non linéaires sous des sollicitations induites, ce qui nécessite un effort particulier [02].

Les méthodes numériques en géotechniques ont pour but de décrire, d'expliquer ou de prédire le comportement d'une structure naturelle ou artificielle sur la base de lois physiques qui relient les variations des contraintes aux déformations et aux déplacements [02].

La forme mathématique que prennent les liaisons entre les grandeurs géométriques (déformations ou déplacements) et les grandeurs mécaniques (contraintes ou forces) dépend de leur domaine de variation [02].

Les différents outils de calcul qui existent actuellement présentent des degrés de sophistication différents qui pèsent évidemment sur la performance des modèles réalisés. Il en

est ainsi de leur possibilité de refléter plus ou moins fidèlement la géométrie de l'ouvrage, les anisotropies et hétérogénéités des matériaux ainsi que les sollicitations [02].

Dans les calculs géotechniques on est loin de la rigueur mathématique de la simulation numérique. Les géotechniciens disposent de trois ingrédients : d'un côté un outil de calcul, de l'autre un rapport de sol (jamais aussi complet qu'ils le souhaiteraient à cause des incertitudes de mesures sur les paramètres du sol) et enfin un ouvrage à modéliser : l'objectif est de produire une note de calcul ou une justification de l'ouvrage [02].

Modélisation rime toujours avec simplification. Comme dans toute méthode classique de calcul, la première simplification est l'établissement d'une coupe du sous-sol : cette simplification des différents sols rencontrés lors des reconnaissances permet à l'ingénieur de disposer d'un schéma conceptuel de calcul comportent les principales couches de sol influentes. C'est pour ces couches que se pose la question de la détermination des paramètres de sol ? [03].

Le rapport de sol comporte des reconnaissances par sondage (carotté ou pelle mécanique), des pressiomètres, des pénétromètres statique ou dynamique et des essais de laboratoire sur des échantillons remaniés ou intacts. Les conditions économiques font que ce rapport a souvent été obtenu pour un coût minimum, avec le nombre d'essais minimum permettant de faire une étude adaptée aux besoins du maître d'ouvrage ou du maître d'œuvre. Un autre cas de figure peut être celui de chantier ou d'ouvrages importants pour lesquels les sondages et les essais de laboratoire ou essais in situ sont très nombreux : dans ce cas le géotechniciens doit extraire de ces piles de dossiers des paramètres de calcul. L'abondance dans ces cas n'est pas facile à gérer que la pénurie suivante. Il ressort, donc, le problème de choix des paramètres adéquat pour les calculs à effectuer [03].

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. A 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.

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 [04]. 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, des méthodes d'identification de paramètres, basée sur le Principe d'analyse inverse de Tarantola [05], est développée. Pour 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 stochastique [06].

Cette approche, basée sur une modélisation directe du problème géotechnique, assure le développement des méthodes d'identifications 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 [07; 08; 09; 10].

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 [11]. Les principales méthodes utilisées dans la littérature pour résoudre des problèmes d'optimisation en géotechnique sont les méthodes déterministes, les méthodes énumératives et les méthodes stochastiques (les méthodes utilisées dans cette thèse).

Les méthodes déterministes basées sur des méthodes de gradient [12; 13; 14; 15; 16]. 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 [17; 18; 19; 20; 21; 22].

Les méthodes énumératives sont de principes simples. Dans une 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. Les méthodes énumératives ne sont pas guidées par un raisonnement ou un processus intelligent, conduisant la recherche vers des sous espaces susceptibles de contenir la bonne solution, sans balayer tout l'espace de recherche [23].

Les méthodes stochastiques se sont des méthodes où l'approche de l'optimum est entièrement guidée par un processus probabiliste est aléatoire (stochastique). Ces méthodes ont une grande capacité de trouver l'optimum global du problème [24]. Contrairement à la plupart des méthodes déterministes ou énumératives.

L'objectif de ce travail est d'appliquer le principe d'analyse inverse sur quelques méthodes d'optimisation stochastiques pour identifier l'ensemble de solutions. Ces méthodes permettent de prendre en compte les incertitudes sur la définition des couches de sol ou sur l'étendue de l'espace de variation des propriétés mécaniques [25; 09]. 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 deux méthodes d'optimisations, la méthode d'optimisation par Algorithme Génétique (AG). 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 [26; 27; 28]. 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 paramètres d'entrée d'un système. La méthode d'Algorithme Génétique, robuste et efficace, est connue pour sa capacité à résoudre des problèmes complexes [29; 27; 30]. De plus, elle permet l'identification d'un ensemble de solutions pour un problème donné et la méthode d'Algorithme Génétique Hybride (AGH) avec la méthode de la Recherche Tabou. La méthode de la Recherche Tabou est une méthode d'optimisation stochastique développée par Glover [31] et indépendamment par Hansen [32], sous l'appellation de "steepest ascent mildest descent". Elle est basée sur des idées simples, mais elle est néanmoins très efficace. Cette méthode combine une procédure de recherche locale avec un certain nombre de règles et de mécanismes permettant à celle-ci de surmonter

l'obstacle des optima locaux [33 ; 34]. Pour le calcul numérique on utilisera le logiciel Plaxis V8 [35].

Notre travail est structuré en cinq chapitres :

Le premier chapitre présente la notion d'analyse inverse en géotechnique et propose également une synthèse des différentes méthodes d'optimisation couramment employées dans la littérature.

Le deuxième chapitre présente en détails le principe d'optimisation des méthodes stochastiques utilisées dans cette thèse, l'Algorithme Génétique et l'Algorithme Génétique Hybride avec la méthode de la recherche Tabou.

Dans Le troisième chapitre nous avons cherché à établir les modèles numériques des problèmes géotechniques étudiés dans cette thèse: Deux ouvrages de soutènements synthétiques sont étudiés : le rideau de palplanches expérimental de Hochstetten et une excavation en milieu urbain réalisée à Chicago. Ensuite, ce chapitre se poursuit par une étude sur le problème de glissement du Ciloc de la ville de Constantine.

Le quatrième chapitre présente la validation des différents programmes basés sur les méthodes d'optimisations stochastiques (AG et AGH) pour l'identification des paramètres de sol sur les ouvrages géotechniques cités au chapitre 3 (Ouvrages synthétiques et le problème du glissement du Ciloc). Ces exemples permettent de clarifier les principes des programmes et de juger sa pertinence à résoudre des problèmes géotechniques.

Des conclusions sur l'analyse inverse des problèmes géotechniques avec l'utilisation des différentes méthodes stochastiques clôturent ce travail.

# Chapitre 1

## Analyse Inverse en Géotechnique et Méthodes d'Optimisations

### 1.1 Introduction

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. A 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. 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.

### 1.2 L'analyse inverse en géotechnique

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 [36]. 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 [06].

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 sur la figure 1.1, constitue ce que nous appelons l'analyse directe [06].

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 [06].

Tous ces points montrent que la validité des résultats des calculs par éléments finis est limitée par les incertitudes sur les paramètres introduits 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? [06].

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 a juste 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 [06].

Parker et Santamarina ont introduit la notion d'analyse inverse pour la géophysique et le génie civil [37; 38]. 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 1.2 (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 [38] 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 sur la figure 1.2 (b). Nous l'appelons l'analyse inverse par méthode numérique directe [06].

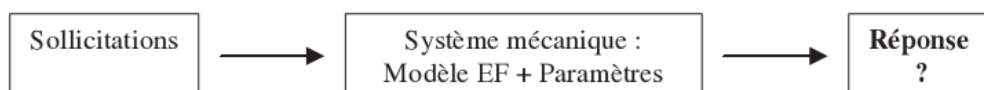


Figure 1.1- Schéma de principe d'une analyse directe.

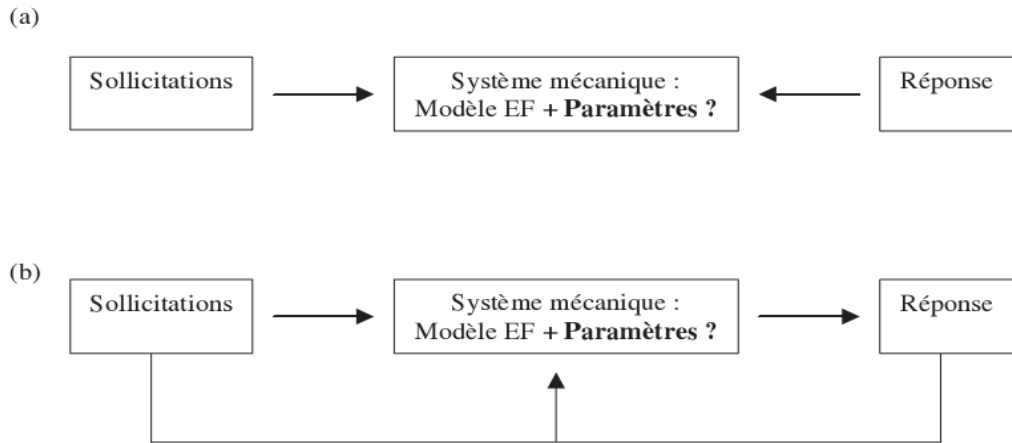


Figure 1.2 – Schéma de principe d’une analyse inverse par méthode analytique inverse (a) et par méthode numérique directe (b) [06].

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 [11].

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 [07; 39; 40; 41; 42; 08; 09].

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 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 pour quoi Cividini et al. Montrent qu'il est préférable d'utiliser l'analyse inverse par approche directe pour la résolution de problèmes géotechniques [06].

Maier et Gioda [09] 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 [10]. Les problèmes géotechniques sont trop complexes et la dispersion des données rend inapplicable en géotechnique l'analyse inverse par une approche inverse [06].

Mais c'est quelques années plus tard que Gioda et Sakurai [08] 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 [08] 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"[06].

L'analyse inverse est alors utile pour l'usage de la méthode observationnelle introduite par Terzaghi et Peck [43; 44; 45] dans les années 60, afin de suivre l'estimation des paramètres, pour recalibrer le modèle éléments finis et modifier, si besoin, le dimensionnement d'un ouvrage en cours de construction.

Gioda et Sakurai [08] 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 [06].

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 n'ayant un caractère automatique et objectif [06].

### **1.3 Introduction aux Méthodes d'Optimisations**

Parmi les problèmes rencontrés par le chercheur et l'ingénieur, les problèmes d'optimisation occupent à notre époque une place de choix. La méthode de base pour optimiser un dispositif est la méthode d'essai et erreur : il s'agit de tester un certain nombre de solutions jusqu'à l'obtention d'une solution adéquate [46]. Les solutions inadéquates sont éliminées, jusqu'à ce qu'un essai se révèle satisfaisant. Ce schéma est très général, c'est ce que nous faisons quand nous donnons à un paramètre plusieurs valeurs successives, de façon continue ou aléatoire et que nous observons le résultat. La méthode d'essai et erreur nécessite un grand nombre d'essais ce qui n'est pas toujours compatible avec la modélisation numérique même de manière automatique. La résolution d'un problème d'optimisation s'appuie généralement sur un algorithme d'optimisation. L'algorithme d'optimisation cherche le jeu de paramètres de l'objet (sol) à optimiser donnant à une fonction relative au problème, la valeur minimale (ou maximale) [46].

L'algorithme d'optimisation doit permettre de converger vers l'objet optimal en minimisant (ou maximisant) cette fonction par rapport aux paramètres variables. Généralement, pour toute méthode d'optimisation, le chercheur définit les variables du problème, l'espace de recherche et la fonction d'adaptation relative au problème (la fonction erreur) et les méthodes d'optimisations [46] :

- 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.
- Sur la fonction objective : 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 objective ou fonction erreur dans cette thèse. Elle dépend des objectifs à atteindre. La qualité de la solution dépend en partie de la pertinence de sa définition.
- 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. La figure 1.3 présente le processus d'optimisation selon Balachandran [47].

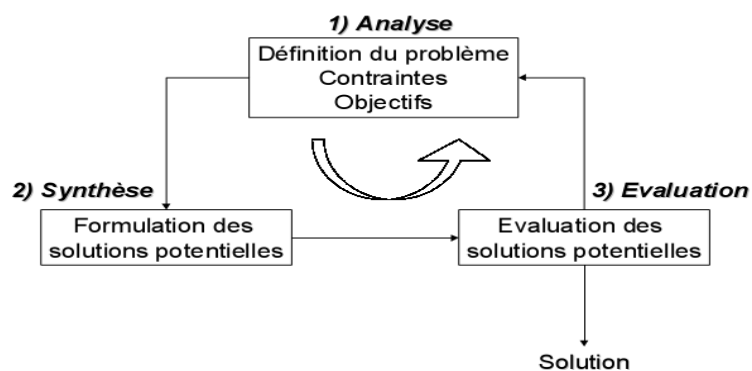


Figure 1.3 - Processus d'optimisation selon Balachandran [47].

Une fois cette analyse du problème terminée, le processus d'optimisation peut démarrer. Le code d'optimisation utilisé dans cette thèse est Matlab 07.

La synthèse des résultats obtenus permet ensuite de tirer des conclusions quant aux fourchettes de valeurs plausibles des paramètres. 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.

### 1.3.1 Estimation de l'erreur sur la solution

La solution d'un problème inverse est guidée par une appréciation de l'erreur  $e = (e_1, e_2, \dots, e_i, \dots)$  entre les valeurs mesurées  $U_e = (U_{e1}, U_{e2}, \dots, U_{ei}, \dots)$  et les valeurs calculées  $U_n = (U_{n1}, U_{n2}, \dots, U_{ni}, \dots)$  (Figure 1.4).

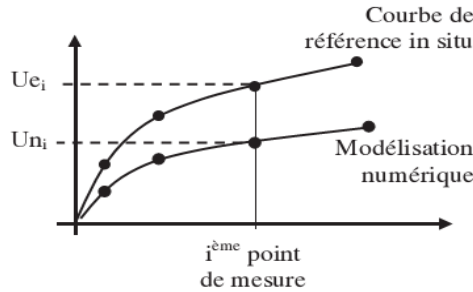


Figure 1.4 - Estimation de l'erreur sur la solution entre des valeurs mesurées  $U_{ei}$  et des valeurs calculées  $U_{ni}$  [06].

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

$$e_i(p) = U_{e_i}(p) - U_{n_i}(p) \quad (1.1)$$

D'après Santamarina [38], 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  $F_{err1}$ :

$$F_{err1} = \sum_i |e_i| \quad (1.2)$$

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  $F_{err2}$ :

$$F_{err2} = \left( \sum_i (e_i)^2 \right)^{1/2} \quad (1.3)$$

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 [38] 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  $F_{err3}$ :

$$F_{err3} = \max_i (|e_i|) \quad (1.4)$$

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 [06].

Comme le rappellent Kajberg et Lindkvist [48], 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 moindre carré 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  $F_{err}$  [06].

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 [38]. Les données du modèle éléments finis sont associées aux nœuds du maillage. Ces nœuds 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 [06].

### 1.3.2 Les Méthodes d'optimisations

Dans la littérature, les méthodes développées pour résoudre des problèmes d'optimisation sont traditionnellement réparties en différentes classes. Pour Goldberg [27], elles sont principalement de trois types: les méthodes énumératives, les méthodes déterministes et les méthodes stochastiques [06]. Les méthodes énumératives et déterministes sont généralement efficaces quand l'évaluation de la fonction objective est très rapide ou quand la forme de la fonction objective est connue a priori. Les cas plus complexes seront souvent traités

efficacement par des méthodes non-déterministes, telles que les méthodes stochastiques (les méthodes appliquées dans cette thèse).

### **1.3.2.1 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 objective 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 [06].

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 [27].

Les méthodes énumératives présentent deux inconvénients majeurs:

- elles sont inadaptées aux problèmes de grande dimension;
- elles ne sont pas guidées par un raisonnement ou un processus intelligent, qui conduit la recherche vers des sous-espaces, susceptible de contenir une bonne solution, sans balayer tout l'espace des solutions [23].

### **1.3.2.2 Les Méthodes Déterministes**

Une méthode d'optimisation est dite déterministe lorsque son évolution vers la solution du problème est toujours la même pour un même point initial donné, ne laissant aucune place au hasard. Ces méthodes nécessitent des hypothèses sur la fonction objective à optimiser, telles que la continuité et la dérivabilité en tout point du domaine admissible. Ce sont en général des méthodes efficaces, peu coûteuses, mais qui nécessitent une configuration initiale (point de départ) pour résoudre le problème. Ce sont souvent des méthodes locales, c'est-à-dire qu'elles convergent vers l'optimum le plus proche du point de départ, qu'il soit local ou global.

Elles peuvent être classées, selon l'utilisation de l'information des dérivées de la fonction objective par rapport aux paramètres  $X_k$ . Elles sont nommées directes ou d'ordre 0 si elles n'utilisent que l'information de la valeur de la fonction elle-même et dites indirectes ou de l'ordre 1, dans le cas où elles nécessitent aussi le calcul du gradient de la fonction [49].

Les méthodes d'ordre 0 tel que la méthode de Powell sont en général peu précises et convergent très lentement vers l'optimum. En revanche, elles offrent l'avantage de se passer du calcul du gradient, ce qui peut être intéressant lorsque la fonction n'est pas différentiable ou lorsque le calcul de son gradient représente un coût important.

Les méthodes d'ordre 1 permettent d'accélérer la localisation de l'optimum. Par contre, elles sont applicables uniquement aux problèmes où la fonction objective est continûment différentiable en tout point de l'intervalle admissible.

Nous pouvons diviser les méthodes déterministes quelles soient directe ou indirecte en deux groupe : Les méthodes analytiques ou descente comme la méthode de la Plus Grande Pente, le Gradient Conjugué, la méthode de Powell et la méthode de Quasi-Newton et les méthodes géométriques (heuristiques), telles que la méthode du Simplex et la méthode de Rosenbrock (figure 1.5).

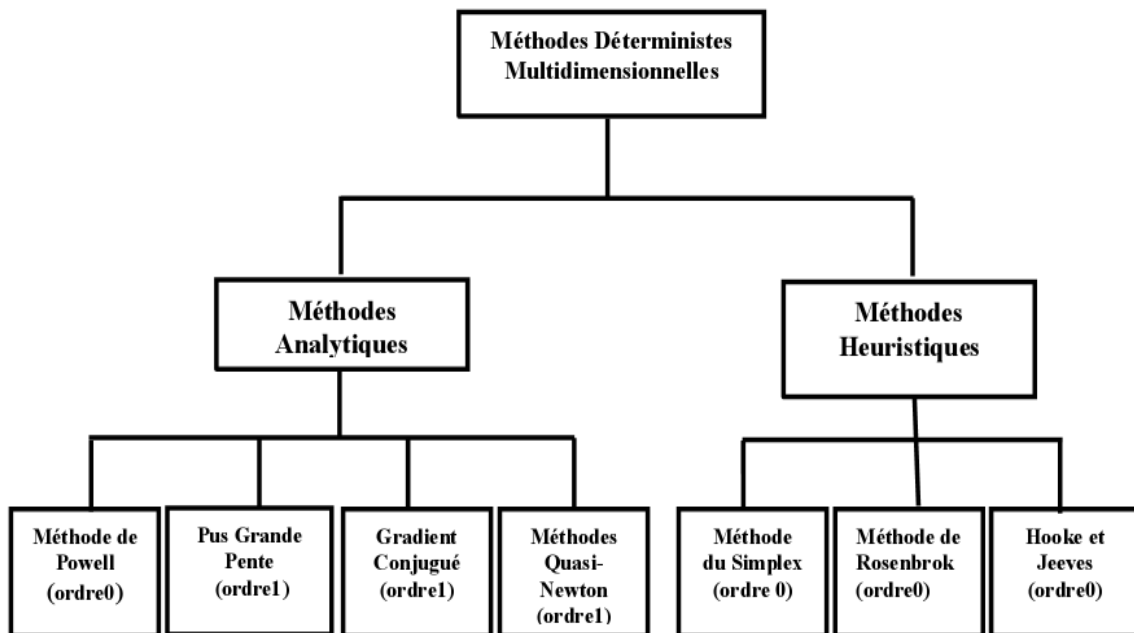


Figure 1.5 - Méthodes Déterministes Multidimensionnelles.

Nous allons citer dans le paragraphe suivant que les méthodes analytiques :

### 1.3.2.2.1 Méthodes de la plus grande pente

La méthode de la plus Grande Pente (Steepest Descent) ou méthode du Gradient à Pas Optimal est une des méthodes les plus classiques utilisées pour minimiser une fonction à plusieurs variables. Cette méthode d'ordre 1 est basée sur la constatation que la direction opposée à celle du gradient de la fonction, représente une direction de descente.

Nous pouvant donc, à partir d'un point initial  $X_0$ , calculer la valeur du gradient et utiliser une méthode de recherche linéaire pour minimiser la fonction dans la direction de descente opposée. Cette minimisation permet de calculer la valeur du pas optimal  $\alpha^{(k)}$  qui nous emmène à un niveau de recherche à chaque itération du processus, en utilisant l'équation (1. 5) [50].

$$X^{(k+1)} = X^{(k)} - \alpha^{(k)} \nabla f(X^{(k)}) \quad (1. 5)$$

Où :

$X^{(k)}$  : le point de recherche à l'itération k.

$X^{(k+1)}$  : le niveau point de recherche calculé à partir de la minimisation de  $f$  dans la direction opposée à son gradient. Le processus s'arrête lorsque  $\| X^{(k+1)} - X^{(k)} \| \leq \xi$ .

$\xi$  : étant une tolérance prédéterminée;

$\nabla$  : L'opérateur nabla;

$\nabla f$  : est le gradient de la fonction objectif.

### 1.3.2.2.2 Gradient Conjugué

Le Gradient Conjugué utilise le même principe que la méthode précédente, à la différence que la direction de descente n'est plus donnée par le gradient de la fonction, mais par des directions conjuguées successives. Deux directions  $h_0$  et  $h_1$  sont dites conjuguées par rapport à la matrice Hessienne  $H$  d'une fonction si  $h_0^T H h_1 = 0$  :

$H = \nabla^2 f$  est la matrice de dérivées secondes partielles de  $f$ , appelée matrice Hessienne.

La méthode du Gradient Conjugué effectue le calcul des directions conjuguées à partir des équations (1. 6) et (1. 7).

$$h^{(k+1)} = g^{(k+1)} + \beta^{(k)} h^{(k)} \quad (1. 6)$$

$$\beta^{(k)} = \frac{g^{(k+1)T} g^{(k+1)}}{g^{(k)T} g^{(k)}} \quad (1. 7)$$

$h^{(k)}$  et  $h^{(k+1)}$  sont des directions conjuguées

$g^{(k)}$  et  $g^{(k+1)}$  sont les directions opposées aux gradients calculés sur les points  $X^{(k)}$  et  $X^{(k+1)}$  respectivement. Ce calcul est uniquement valable si le point  $X^{(k+1)}$  est obtenu à partir d'une minimisation linéaire.

$h^{(k)}$  représente la direction de recherche, et  $\alpha^{(k)}$  est le pas optimal donné par une minimisation linéaire donnée par (1.8):

$$X^{(k+1)} = X^{(k)} - \alpha^{(k)} h^{(k)} \quad (1.8)$$

### 1.3.2.2.3 Méthode de Newton

La méthode de Newton se base sur le calcul de la dérivée seconde de la fonction objective, par conséquent elle demande un effort de calcul important (évaluation de la matrice Hessienne et résolution d'un système d'équations linéaires à chaque étape de calcul).

La condition nécessaire pour que  $X^*$  soit minimum s'écrit :

$$\forall X^* \in R^n \quad \nabla f(X^*) = 0 \quad (1.9)$$

Il s'agit d'un système de n équation à n inconnu. Ce système peut être linéaire ou non suivant le problème.

Si  $\nabla f(X^*)$  est continue et dérivable dans un voisinage proche de  $X^*$  [50] on peut écrire :

$$\nabla f(X^*) = \nabla f(X + \Delta X) = \nabla f(X) + E \cdot \Delta X \quad (1.10)$$

Ou :

$$E = \nabla^2 f(X)$$

D'où l'équation (1.9) et (1.10), connaissant un estimé  $X^{(k)}$  et  $X^*$  on a :

$$E^{(k)} \cdot \Delta X^{(k)} = - \nabla f(x^{(k)}) \quad (1.11)$$

La résolution de ce système linéaire nous donne une direction de descente et l'on calcule :

$$X^{(k+1)} = X^{(k)} + \Delta X^{(k)} \quad (1.12)$$

Pour que  $\Delta X^{(k)}$  soit une direction de descente, il faut que :

$$\Delta X^{(k)T} \cdot \nabla f(X^{(k)}) < 0 \quad (1.13)$$

D'où, d'après les équations (1.11) et (1.13) :

$$\Delta X^{(k)T} \cdot E^{(k)} \cdot \Delta X^{(k)} > 0 \quad (1.14)$$

Donc la condition nécessaire pour que  $X^{(k)}$  calculé par l'équation (1.11) soit une direction de descente, il faut que  $E^{(k)}$  soit définie positive.

La méthode de newton a une bonne convergence (quadratique) mais elle demande un bon estimé de départ de la solution [50].

### 1.3.2.2.4 Méthode de Quasi-Newton

À la différence de la méthode de Newton, les méthodes Quasi-Newton ne calculent pas la matrice Hessienne, elles utilisent une approximation définie positive de H qui peut être obtenue soit à partir de l'expression proposée par Davidon-Fletcher-Powell (DFP) (1.15), soit par celle proposée par Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS) (1.16).

$$S^{(k+1)} = S^{(k)} + \frac{\delta^{(k)}(\delta^{(k)})^T}{(\delta^{(k)})^T \gamma^{(k)}} - \frac{S^{(k)}(\gamma^{(k)})^T S^{(k)}}{(\gamma^{(k)})^T S^{(k)} \gamma^{(k)}} \quad (1.15)$$

$$S^{(k+1)} = S^{(k)} + \left(1 + \frac{(\gamma^{(k)})^T S^{(k)} \gamma^{(k)}}{(\delta^{(k)})^T \gamma^{(k)}}\right) \frac{\delta^{(k)}(\delta^{(k)})^T}{(\delta^{(k)})^T \gamma^{(k)}} - \frac{\delta^{(k)}(\gamma^{(k)})^T S^{(k)} + S^{(k)} \gamma^{(k)}(\delta^{(k)})^T}{(\delta^{(k)})^T \gamma^{(k)}} \quad (1.16)$$

Où

$$\delta^{(k)} = X^{(k+1)} - X^{(k)}$$

$$\gamma^{(k)} = \nabla f(X^{(k+1)}) - \nabla f(X^{(k)})$$

$S^{(k)}$  est l'approximation de la matrice Hessienne qui, à l'itération  $k = 0$ , est égale à une matrice identité.

À chaque itération, le point  $X^{(k+1)}$  est obtenu à partir d'une recherche linéaire qui se fait dans la direction donnée par  $S^{(k)} \cdot \nabla f(X^{(k)})$ , ce qui nous amène à l'équation (1.17).

$$X^{(k+1)} = X^{(k)} - \alpha^{(k)} S^{(k)} \cdot \nabla f(X^{(k)}) \quad (1.17)$$

$\alpha^{(k)}$  est le pas optimal donné par une minimisation linéaire.

Il est reconnu que les méthodes déterministes manquent généralement de robustesse. Elles évaluent la fonction objective 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 objectif ne garantit pas qu'on ait obtenu la solution du problème inverse [06].

De plus, les méthodes de gradient dépendent de l'existence de dérivées ce qui pose un problème majeur car dans la pratique la fonction objective, 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 [06].

Ces méthodes présentent deux inconvénients majeurs :

- en pratique, un grand nombre de fonctions à optimiser ne sont pas dérivables et souvent même pas continues. Il est difficile de savoir si la fonction objective à étudier satisfait ou non à de telles conditions;

- ces méthodes ne convergent vers l'optimum global que lorsque le point de départ de l'algorithme est proche de cet optimum.

### 1.3.2.3 Les Méthodes Stochastiques

Se sont des méthodes où l'approche de l'optimum est entièrement guidée par un processus probabiliste est aléatoire (stochastique). Ces méthodes ont une grande capacité de trouver l'optimum global du problème [24]. Contrairement à la plupart des méthodes déterministes, elles ne nécessitent ni le point de départ, ni la connaissance du gradient de la fonction objective pour atteindre la solution optimale. Cependant, elles demandent un nombre important d'évaluations de la fonction objective avant d'arriver à la solution du problème.

Les méthodes stochastiques 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 [25; 09]. 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 stochastiques les plus employées, nous distinguons la méthode de Monte Carlo, le recuit simulé développé par Kirkpatrick en 1983 [51], la recherche Tabou développée par Glover en 1986 [31] et par Hansen en 1986 [32], les méthodes évolutionnistes comme les Algorithmes Génétiques développés par Holland [28] et les méthodes Hybrides [52 ; 53 ; 54 ; 55 ; 56 ; 57] (figure 1.6).

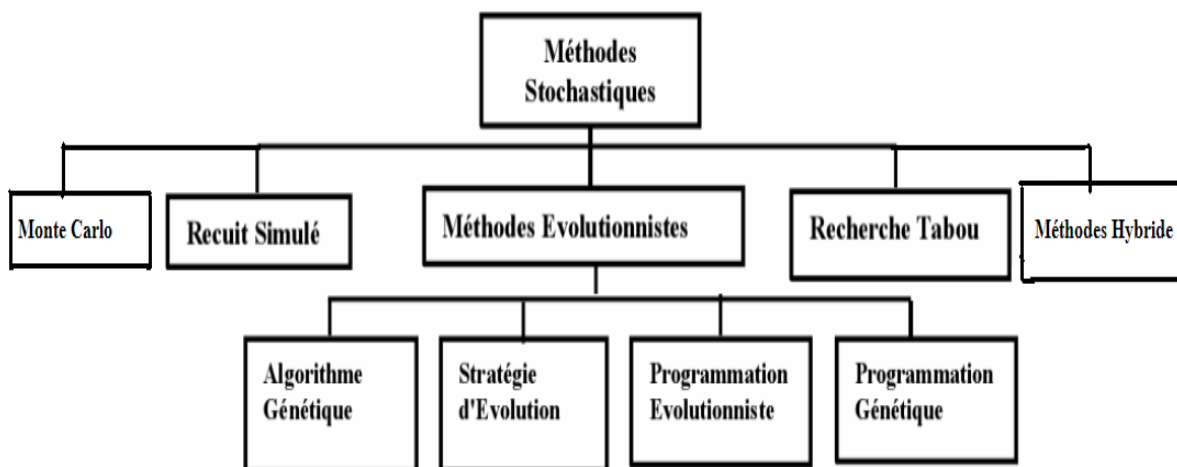


Figure - 1.6 Principales des Méthodes Stochastiques.

### 1.3.2.3.1 La Méthode de Monté Carlo

La méthode de Monte-Carlo, apparue dès les années 40. Le nom de Monte Carlo fait référence à la ville de la principauté de Monaco célèbre par ses casinos. En effet l'élément essentiel des jeux de la chance dans ce genre d'établissement est la roulette qui n'est rien d'autre qu'un générateur de nombres aléatoires.

C'est la plus simple des méthodes stochastiques. Cette méthode consiste à tirer à chaque itération une solution au hasard. La fonction objective est évaluée en ce point. La nouvelle valeur est comparée à la précédente. Si elle est meilleure que la précédente, cette valeur est enregistrée, ainsi que la solution correspondante, et le processus aléatoire continu. Sinon, on repart du point précédent et on recommence le procédé, jusqu'à ce que les conditions d'arrêt soient atteintes [58].

Depuis le milieu des années 80, les méthodes de Monte Carlo sont devenues de plus en plus populaires au près de géophysiciens pour résoudre des problèmes inverses [59; 60; 61; 62]. Sambridge et Mosegaard [60] 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. On leur préfère les méthodes dites pseudo-aléatoires, ces méthodes utilisent un choix aléatoire comme outil pour guider une exploration intelligente de l'espace des solutions 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 [06].

Sambridge et Mosegaard [60] présentent différentes méthodes globales du type Monte Carlo pour l'analyse inverse de problèmes géophysiques. En géophysique, le 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 du 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. [63] 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 [06].

Par leur étude comparative, Sambridge et Mosegaard [60] 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 objective 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. Cette méthode n'est donc valable qu'à condition de disposer d'une puissance de calcul suffisante. La méthode de Monte Carlo uniforme de base, présentée par Sambridge et Mosegaard [60], 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 pseudo aléatoire de combinaisons de paramètres, telles que le recuit simulé, l'algorithme de voisinage (ex: la Recherche Tabou), l'algorithme génétique.

### **1.3.2.3.2 Recuit Simulé**

Le recuit simulé trouve ses origines dans la thermodynamique. Cette méthode est issue d'une analogie entre le phénomène physique de refroidissement lent d'un corps en fusion, qui le conduit à un état solide, de basse énergie. Il faut abaisser lentement la température, en marquant des paliers suffisamment longs pour que le corps atteigne l'équilibre thermodynamique à chaque palier de température. Pour les matériaux, cette basse énergie se manifeste par l'obtention d'une structure régulière, comme dans les cristaux et l'acier [51; 64]. L'analogie exploitée par le recuit simulé consiste à considérer une fonction objective à minimiser comme fonction d'énergie, et une solution  $x$  peut être considérée comme un état donné de la matière dont  $f(x)$  est l'énergie. Le recuit simulé exploite généralement le critère défini par l'algorithme de Metropolis [65] pour l'acceptation d'une solution obtenue par perturbation de la solution courante. Pour une température  $T$  donnée, à partir d'une solution courante  $x$ , on considère une transformation élémentaire qui changerait  $x$  en  $s(x)$ . Si cette perturbation induit une diminution de la valeur de la fonction objective,  $\Delta f = f(s(x)) - f(x) < 0$ ,

elle est acceptée. Dans le cas contraire, si  $\Delta f = f(s(x)) - f(x) \geq 0$ , la perturbation est acceptée tout de même avec une probabilité  $P = \exp \frac{-\Delta f}{T}$ .

Le paramètre de contrôle  $T$  est la température du système, qui influe sur la probabilité d'accepter une solution plus mauvaise. A une température élevée, la probabilité d'acceptation d'un mouvement quelconque tend vers 1: presque tous les changements sont acceptés.

L'algorithme équivaut alors à une marche aléatoire dans l'espace des configurations. Cette température est diminuée lentement au fur à mesure du déroulement de l'algorithme pour simuler le processus de refroidissement des matériaux, et sa diminution est suffisamment lente pour que l'équilibre thermodynamique soit maintenu.

L'efficacité du recuit simulé dépend fortement du choix de ses paramètres de contrôle, dont le réglage reste très empirique.

Les principaux paramètres de contrôles ont les suivants:

- La valeur initiale de la température,
- La fonction de décroissance de la température,
- Le critère de changement de palier de température,
- Les critères d'arrêt.

La figure 1.7 illustre le processus de recherche de l'optimum global d'une fonction par la méthode du recuit simulé [24].

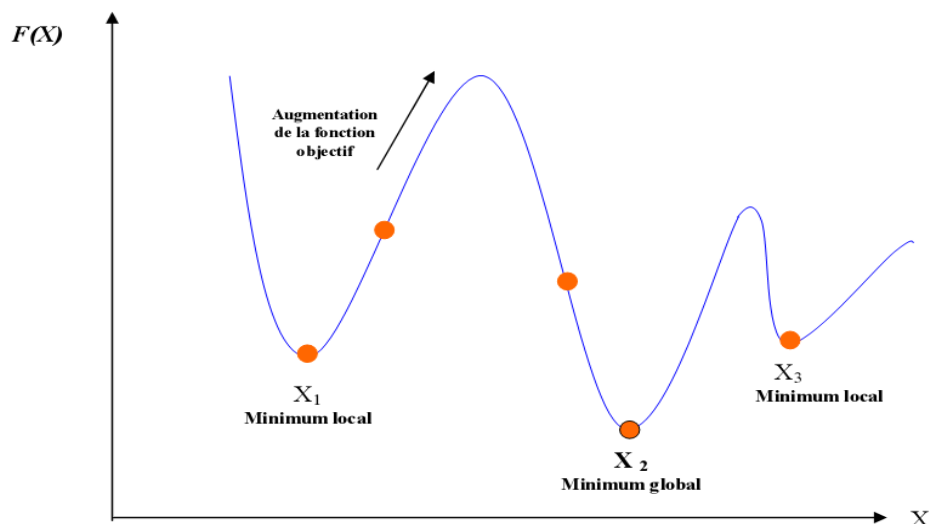


Figure 1.7 - Illustration du processus de recherche de l'optimum global d'une fonction par la méthode du recuit simulé.

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 [66; 51; 61]. Kirkpatrick [51] 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. [67], 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 [38]. Par contre, elle est sujette à converger vers un possible minimum local de la fonction erreur [68]. Rothmann a introduit le recuit simulé pour l'optimisation de problèmes géophysiques [69; 70]. Il considère qu'une recherche d'optimum, quand on ne peut pas bien estimer initialement.

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 lors que la relation modèle/données est fortement non linéaire et produit une fonction objective 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 [06].

Cette méthode présente plusieurs avantages et inconvénients cités ci-dessous [71]:

\* Avantages :

- Très simple et très rapide à mettre en place.
- Le recuit simulé peut trouver la meilleure solution si on le laisse chercher indéfiniment.

\* Inconvénients :

- Mais le non utilisation de mémoire bride les possibilités.
- Il faut déterminer les paramètres à la main : température initiale, modification élémentaire, en testant divers valeurs.

### **1.3.2.3.3 Méthode de la Recherche Tabou**

La Recherche Tabou (RT) est une stochastique originalement développée par Glover [31] et indépendamment par Hansen [32], sous l'appellation de "steepest ascent mildest descent". Elle est basée sur des idées simples, mais elle est néanmoins très efficace.

Cette méthode combine une procédure de recherche locale avec un certain nombre de règles et de mécanismes permettant à celle-ci de surmonter l'obstacle des optima locaux, tout en évitant de cycler [33 ; 72 ; 73 ; 34].

#### **1.3.2.3.3.1 Principe de base :**

Dans une première phase, la méthode de recherche tabou peut être vue comme une généralisation des méthodes d'amélioration locales [74]. En effet, en partant d'une solution  $x$  appartenant à l'ensemble de solutions quelconque  $X$ , on se déplace vers une solution  $s(x)$  située dans le voisinage de  $x$ . Donc l'algorithme explore itérativement l'espace de solutions  $X$ .

Afin de choisir le meilleur voisin  $s(x)$  dans  $x$ , l'algorithme évalue la fonction objective en chaque point  $s(x)$ , et retient le voisin qui améliore la valeur de la fonction objective, ou au pire celui qui la dégrade le moins.

L'originalité de la méthode de recherche tabou, par rapport aux méthodes locales, qui s'arrêtent dès qu'il n'y a plus de voisin  $s(x)$  permettant d'améliorer la valeur de la fonction objective, réside dans le fait que l'on retient le meilleur voisin, même si celui-ci est plus mauvais que la solution d'où l'on vient. Ce critère autorisant les dégradations de la fonction objective évite à l'algorithme d'être piégé dans un minimum local. Mais il induit un risque de cyclage. En effet, lorsque l'algorithme a quitté un minimum quelconque par acceptation de la dégradation de la fonction objective, il peut revenir sur ses pas, à l'itération suivante [74].

Pour régler ce problème, l'algorithme a besoin d'une mémoire pour conserver pendant un moment la trace des dernières meilleures solutions déjà visitées. Ces solutions sont déclarées tabou, d'où le nom de la méthode. Elles sont stockées dans une liste de longueur  $L$  donnée, appelée liste tabou [74]. Une nouvelle solution n'est acceptée que si elle n'appartient pas à cette liste tabou. Ce critère d'acceptation d'une nouvelle solution évite le cyclage de l'algorithme, durant la visite d'un nombre de solutions au moins égal à la longueur de la liste tabou, et il dirige l'exploration de la méthode vers des régions du domaine de solutions non encore visitées [74]. La liste tabou est généralement gérée comme une liste "circulaire": on élimine à chaque itération la solution tabou la plus ancienne, en la remplaçant par la nouvelle solution retenue.

#### **1.3.2.3.3.2 Critère d'aspiration :**

Le critère d'aspiration le plus simple et le plus couramment utilisé consiste à tester si la solution produite de statut tabou présente un coût inférieur à celui de la meilleure solution trouvée jusqu'à présent. Si cette situation se produit, le statut tabou de la solution est élevé. Ce critère est évidemment très sévère, il ne devrait pas être vérifié très souvent, donc il apporte peu de changements à la méthode. D'autres critères d'aspiration plus complexes peuvent être envisagés. L'inconvénient de recourir trop souvent à l'aspiration est qu'elle peut détruire, dans une certaine mesure, la protection offerte par la liste tabou vis-à-vis du cyclage.

Notons que, dans le cas d'une liste tabou de solutions, le concept de critère d'aspiration n'est pas intéressant. Toute annulation du statut tabou d'une solution se trouvant dans la liste tabou pourrait conduire l'algorithme au cyclage [74].

#### **1.3.2.3.3.3 Intensification :**

L'intensification consiste à approfondir la recherche dans certaines régions du domaine, identifiées comme susceptibles de contenir un optimum global. Cette intensification est appliquée périodiquement, et pour une durée limitée. Pour mieux intensifier la recherche dans une zone bien localisée, plusieurs stratégies sont proposées dans la littérature [74].

La plus simple consiste à retourner à l'une des meilleures solutions trouvée jusqu'à présent, puis de reprendre la recherche à partir de cette solution, en réduisant la longueur de la liste tabou pour un nombre limité d'itérations. Dans ce cas, on adapte la procédure de recherche tabou, en élargissant le voisinage de la solution courante (en augmentant la taille de l'échantillon  $s(x)$ ). On peut aussi remplacer simplement l'heuristique tabou par une autre méthode plus puissante, ou mieux adaptée, pour une recherche locale [74].

#### **1.3.2.3.3.4 Diversification :**

La diversification permet à l'algorithme de bien explorer l'espace des solutions, et d'éviter que le processus de recherche ne soit trop localisé et laisse de grandes régions du domaine totalement inexplorées. La plus simple des stratégies de diversification consiste à interrompre périodiquement l'acheminement normal de la procédure tabou, et à la faire redémarrer à partir d'une autre solution, choisie aléatoirement, ou intelligemment [74]. En résumé, nous dirons que la diversification et l'intensification sont des concepts complémentaires, qui enrichissent la méthode de recherche tabou et la rendent plus robuste et plus efficace [74].

Cette méthode présente plusieurs avantages et inconvénients citées ci-dessous :

- Avantages :
  - Grande efficacité.
  - Fonctionnement simple à comprendre.
- Inconvénients :
  - Paramètres peu intuitifs.
  - Demande en ressources importantes si la liste des tabous est trop imposante.

#### 1.3.2.4 Les Méthodes Évolutionnistes :

Les algorithmes évolutionnaires s'inspirent de la théorie de l'évolution de Charles Darwin [75]. Un tel algorithme fonctionne comme une population mimant cette évolution des espèces et faisant appel à la notion de sélection naturelle. Le nombre d'évaluations de la fonction objective pour ce type de méthode peut être considérable. Dans un contexte de ressources (temps de calcul et/ou mémoire) limitées, l'optimalité de la solution ne sera pas garantie, ni même l'écart avec la valeur optimale.

Le concept d'algorithme évolutionniste se décline en plusieurs modèles recensés ci-dessous et décrits en figure 1.8 [76].

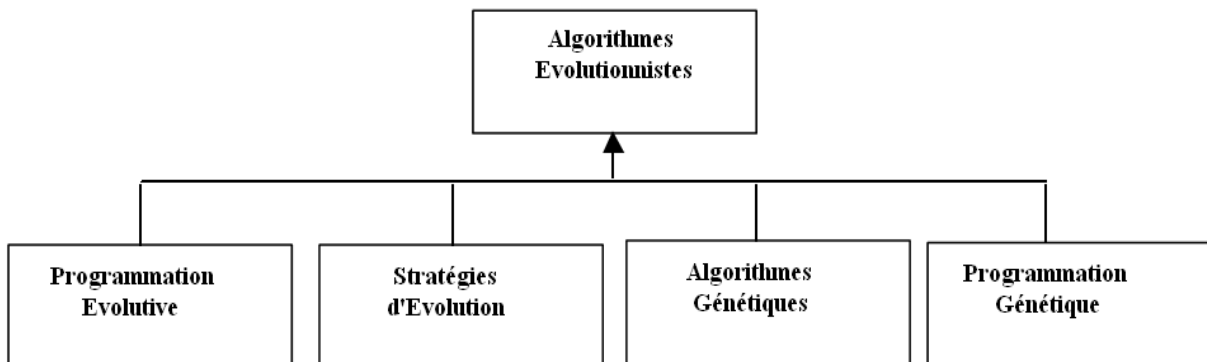


Figure 1.8 - Schéma des algorithmes évolutionnistes.

##### 1.3.2.4.1 Programmation Evolutive

Ce modèle évolutionniste accentue d'utilisation de la mutation et n'utilise pas dans sa version originale la recombinaison des individus par croisement [77]. Développé à l'origine pour l'évolution d'automates à état fini, ce modèle est souvent appliqué à la résolution de problèmes d'optimisation à variables réelles. Dans ce cas, il utilise une mutation qui consiste à ajouter une perturbation Gaussienne à chaque composante du vecteur à variables réelles constituant l'individu. Cette perturbation est basée sur la performance de l'individu : l'idée consiste à faire subir des mutations importantes aux mauvais individus et inversement des

mutations faibles aux bons individus. L'opérateur de sélection est de type probabiliste : il s'agit de la méthode du tournoi basée sur une compétition entre individus choisis aléatoirement. Il est à noter que la représentation des individus n'est pas contrainte à une forme spécifique de génome telle que dans une représentation linéaire de type chaîne binaire par exemple. En effet, l'opérateur de recombinaison qui induit de fortes contraintes de représentation, est ici absent.

#### **1.3.2.4.2 Stratégies d'Evolution**

Elles ont été développées pour résoudre des problèmes d'optimisation industriels à variables réelles dans lesquels il n'existe pas de fonction objective analytique [78]. Rappelons que dans le contexte général de l'optimisation, chaque individu représente un point dans l'espace de recherche des solutions potentielles au problème donné. Ce modèle des Stratégies d'Evolution utilise le principe de mutation sur les réels du modèle de la Programmation Evolutive. Cependant, ce principe a été affiné de sorte que la fonction de perturbation gaussienne est contrôlée par l'ensemble de la population courante [79], sur un intervalle de temps passé de profondeur donné, lorsque la proportion des enfants (descendants) de bonne qualité i.e. nombre de mutation à succès, dépasse 20 % de la population totale, l'intensité de cette mutation est augmentée. Cette augmentation se traduit par un accroissement de la variance caractérisant la perturbation gaussienne. Elle est diminuée dans le cas opposé. Une interprétation possible de cette règle est la suivante : si la proportion de mutation réussie est élevée, l'espace de recherche exploré est restreint autour d'un optimum local, il faut donc diversifier la population en augmentant le taux de mutation. Ces approches utilisent un opérateur de sélection de type déterministe: les solutions dont le fitness est mauvais sont éliminées de la population. En outre, dans le modèle originel, les populations des parents et de leurs enfants (descendants) sont généralement de taille différente.

Il convient de noter que le principe de mutation est une caractéristique importante qui préfigure la mutation auto adaptative et l'extension du processus d'évolution aux paramètres de contrôle de l'algorithme génétique. En effet, la variance de la mutation peut être ajustée au cours du temps par le processus d'évolution. Les méthodes évolutionnistes auto adaptatives visent précisément à automatiser le réglage des paramètres de l'algorithme évolutionniste et ainsi à remédier aux méthodes empiriques du type essais erreurs qui sont employées dans la pratique.

#### **1.3.2.4.3 Algorithmes Génétiques**

Contrairement au modèle de la Programmation Evolutive, les algorithmes génétiques favorisent l'utilisation du croisement comme principal opérateur de recherche. Il utilise cependant la mutation avec un faible pourcentage de probabilité [80 ; 81; 82]. La représentation des individus qui est à l'origine de type binaire, a été par la suite étendue à de nombreuses autres formes de représentation.

#### **1.3.2.4.4 Programmation Génétique**

C'est une extension du modèle d'apprentissage des algorithmes génétiques à l'espace des programmes [83]. Les individus formant une population sont donc des programmes candidats à la résolution d'un problème. Ces programmes sont exprimés sous la forme d'arbres sur lesquels les opérateurs génétiques produisent des transformations en vue d'obtenir un programme qui satisfait la résolution du problème choisi.

Ces différents modèles évolutionnistes dont les origines diffèrent et qui possèdent chacun leur spécificité tendent aujourd'hui à converger vers le modèle unique des algorithmes évolutionnistes intégrant les particularités de chacun des modèles.

Nous allons choisir de développer plus en détail la méthode des algorithmes génétique dans le paragraphe suivant.

#### **1.3.2.4.5 Les Algorithmes Génétiques**

##### **1.3.2.4.5.1 Introduction**

Les algorithmes génétiques (AGs) sont des méthodes utilisées dans les problèmes d'optimisation. Ils tirent leur nom de l'évolution biologique des êtres vivants dans le monde réel. Ces algorithmes cherchent à simuler le processus de la sélection naturelle dans un environnement défavorable en s'inspirant de la théorie de l'évolution proposée par C. Darwin. Dans un environnement, les individus les mieux adaptés tendent à vivre assez longtemps pour se reproduire alors que les plus faibles ont tendance à disparaître [84 ; 85 ; 86] (figure 1.9).

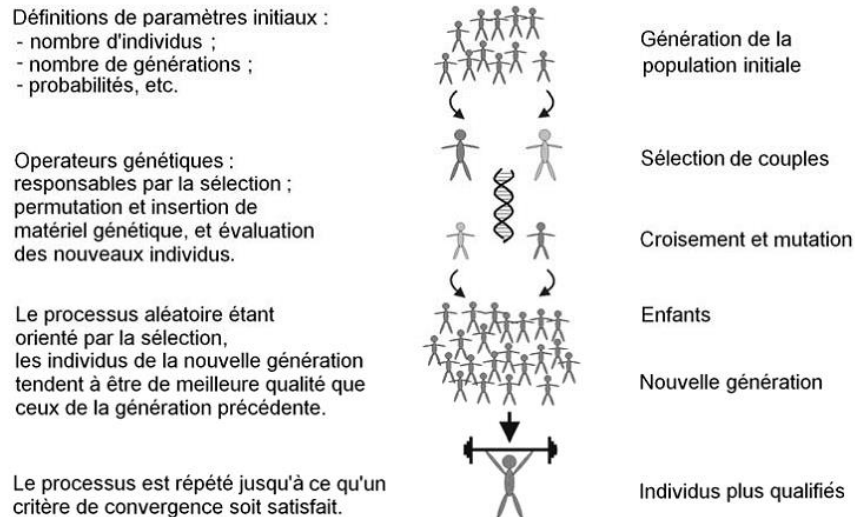


Figure1.9 - Concepts de base d'un algorithme génétique [86].

Par analogie avec l'évolution naturelle, les algorithmes génétiques font évoluer un ensemble de solutions candidates, appelé une population d'individus. Un individu n'est autre qu'une solution possible du problème à résoudre. Chaque individu de cette population se voit attribuer la fonction objective qui permet de mesurer sa qualité ou son poids, cette fonction peut représenter la fonction objective à optimiser. Ensuite, les meilleurs individus de cette population sont sélectionnés, subissent des croisements et des mutations et une nouvelle population de solutions est produite pour la génération suivante [87].

#### 1.3.2.4.5.2 Principe de base d'un Algorithme Génétique standard

Un algorithme génétique standard nécessite en premier le codage de l'ensemble des paramètres du problème d'optimisation en une chaîne de longueur finie. Le principe d'un AG est simple, il s'agit de simuler l'évolution d'une population d'individus jusqu'à un critère d'arrêt. On commence par générer une population initiale d'individus (solutions) de façon aléatoire. Puis, à chaque génération, des individus sont sélectionnés, cette sélection est effectuée à partir d'une fonction objective. Puis, les opérateurs de croisement et de mutation sont appliqués et une nouvelle population est créée. Ce processus est itéré jusqu'à un critère d'arrêt. La figure 1.10 présente le principe d'un Algorithme Génétique standard [87].

L' algorithme génétique débute par la génération d'une population initiale et l'évaluation de la fonction objective de tous les individus qui composent cette première

population. Puis, des individus sont sélectionnés pour la reproduction selon le principe de la survie du plus adapté. Ensuite, des individus enfants (ou les descendants) sont générés en appliquant les deux opérateurs génétiques suivants : le croisement et la mutation. Ces enfants sont placés dans une nouvelle population  $P(t)$  et vont se substituer, en tout ou en partie, à la population de la génération précédente. De nouvelles populations d'individus vont ensuite se succéder, d'une génération  $(t)$  à la génération  $(t+1)$ , chaque génération représentant une itération jusqu'à l'atteinte du critère d'arrêt [87].

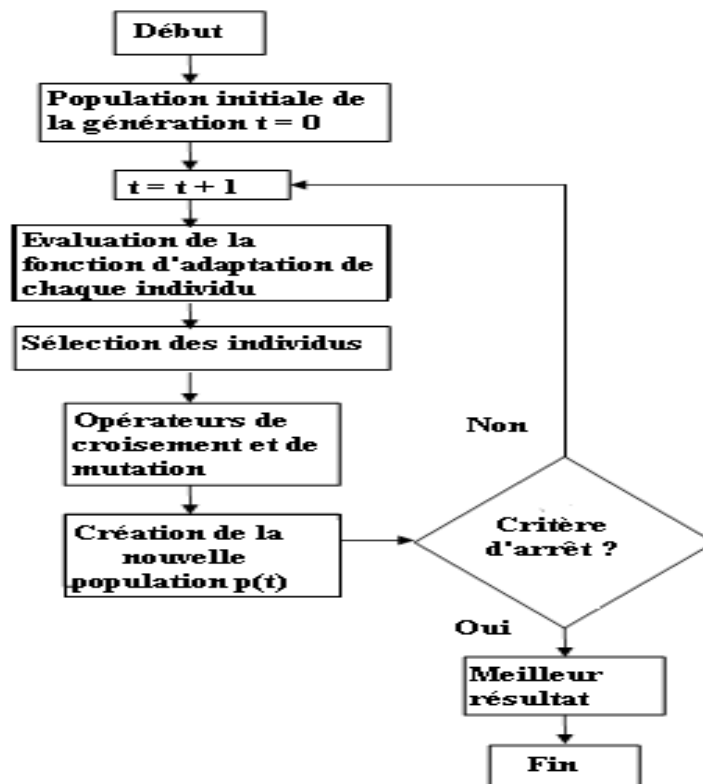


Figure 1.10 - Organigramme d'un algorithme génétique standard [87].

Un algorithme génétique est défini sur un espace de recherche. Pour l'utiliser, on doit disposer les éléments suivants :

#### a) Espace de recherche

La taille de la population initiale est le nombre d'individus dans la population [88]. Si la taille est trop petite, L'algorithme génétique peut converger trop rapidement vers un mauvais individu, par contre si elle est trop grande, l'évaluation des individus peut être très longue et le temps de calcul d'algorithme peut s'avérer très important [87]. Les individus de la population initiale sont initialisés de façon aléatoire.

### b) Une fonction objective de l'individu

Cette fonction évalue l'adaptation de chaque individu de la population à la solution recherchée (la solution optimale) [89].

### c) Codage des variables

Dans l'algorithme génétique de base, tel qu'il a été fondé par Holland, les paramètres à optimiser sont formés de 1 et 0. Dans ce cas, chaque paramètre réel est codée par son équivalent en binaire et l'individu obtenu est représenté par une chaîne codée de plusieurs paramètres représentant une solution particulière pour la fonction objective, figure (1.11 b).

De nouvelles versions d'algorithme génétique sont apparues. Elles ne se basent plus sur le codage binaire mais elles travaillent directement sur les paramètres réels. Ces versions sont appelées algorithmes génétiques codés réels figure (1.11 a).

Le codage binaire c'est le plus utilisé de point de vue informatique, nous utilisons dans cette thèse un codage binaire.

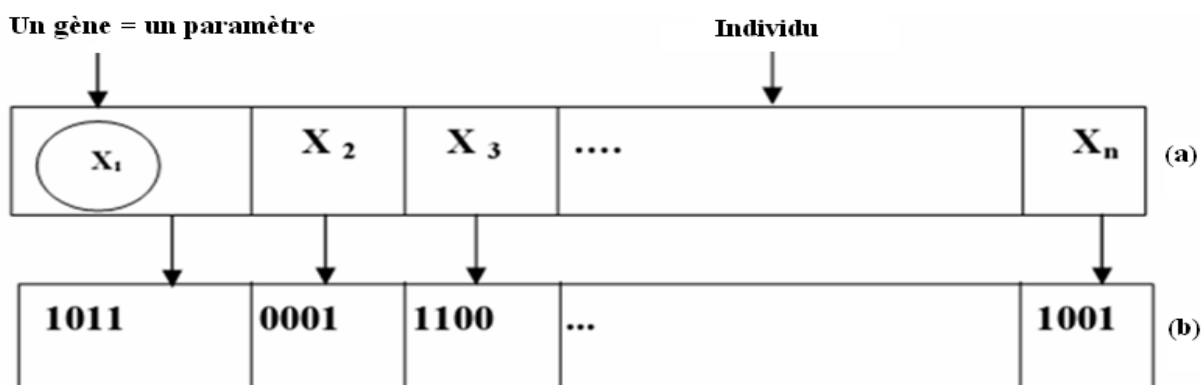


Figure 1.11- Représentation d'un individu : (a) codage réel, (b) codage binaire [47].

Un des avantages du codage binaire est que l'on peut ainsi facilement coder toutes sortes d'objets : des réels, des entiers, des valeurs booléennes, des chaînes de caractères... Cela nécessite simplement l'usage de fonctions de codage et décodage pour passer d'une représentation à l'autre. Rappelons que dans cette thèse les paramètres sont supposés réels.

### d) Convergence

Beaucoup de variantes de l'algorithme génétique ont été proposées pour résoudre les problèmes d'optimisation, mais tous les algorithmes génétiques sont basés sur trois

composantes qui constituent un algorithme génétique simple : opérateurs de sélection, de croisement et de mutation.

### e) Sélection

Cet opérateur est chargé de définir quels seront les individus de population initiale qui vont être dupliqués dans la nouvelle population et vont servir de parents. Cet opérateur est peut-être le plus important puisqu'il permet aux individus d'une population de survivre, de se reproduire ou de mourir. En règle générale, la probabilité de survie d'un individu sera directement reliée à son efficacité relative au sein de la population [90 ; 91 ; 92].

On trouve essentiellement trois types de méthodes de sélection différentes :

- 1- La méthode de la loterie biaisée (roulette wheel),
- 2- La sélection par tournois,
- 3- La méthode élitiste.

#### 1- La loterie biaisée

Cette méthode est la plus connue et la plus utilisée. Avec cette méthode chaque individu a une chance d'être sélectionné proportionnelle à sa performance, donc plus les individus sont adaptés au problème, plus ils ont de chances d'être sélectionnés. Pour utiliser l'image de la roue du forain, chaque individu se voit attribué un secteur dont l'angle est proportionnel à son adaptation, sa fitness [92]. On fait tourner la roue et quand elle cesse de tourner on sélectionne l'individu correspondant au secteur désigné par une sorte de curseur, curseur qui pointe sur un secteur particulier de celle-ci après qu'elle se soit arrêté de tourner (Figure 1.12).

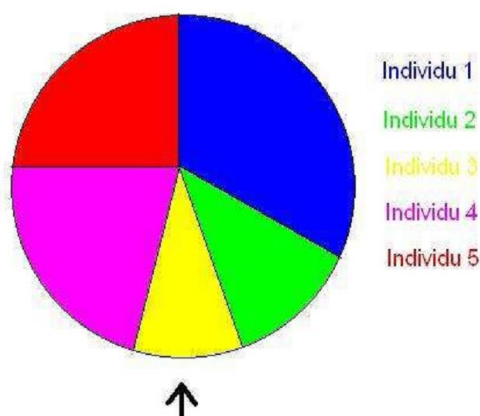


Figure 1.12 - La méthode de sélection de la loterie biaisée [92].

Cette méthode, bien que largement répandue, a pas mal d'inconvénients :

- En effet, elle a une forte variance. Il n'est pas impossible que sur  $n$  sélections successives à désigner les parents de la nouvelle génération, la quasi-totalité, voire pire la totalité des  $n$  individus sélectionnés soient des individus ayant une fitness vraiment mauvaise et donc que pratiquement aucun individu voire aucun individu a forte fitness ne fasse partie des parents de la nouvelle génération. Ce phénomène est bien sûr très dommageable car cela va complètement à l'encontre du principe des algorithmes génétiques qui veut que les meilleurs individus soient sélectionnés de manière à converger vers une solution la plus optimale possible [92].

- A l'inverse, on peut arriver à une domination écrasante d'un individu localement supérieur. Ceci entraînant une grave perte de diversité. Imaginons par exemple qu'on ait un individu ayant une fitness très élevée par rapport au reste de la population, disons dix fois supérieure, il n'est pas impossible qu'après quelques générations successives on se retrouve avec une population ne contenant que des copies de cet individu. Le problème est que cet individu avait une fitness très élevée, mais que cette fitness était toute relative, elle était très élevée mais seulement en comparaison des autres individus. On se retrouve donc face à problème connu sous le nom de convergence prématurée, l'évolution se met donc à stagner et on atteindra alors jamais l'optimum, on restera bloqué sur un optimum local [92]. Malgré tout, il est conseillé d'opter plutôt pour une autre méthode de sélection.

## 2- La sélection par tournoi

Consiste à tirer aléatoirement ( $k$ ) individus de la population, sans tenir compte de la valeur de leur fonction d'adaptation, et de choisir le meilleur individu parmi les  $k$  individus [87]. On refait cette procédure jusqu'à ce que la nouvelle population soit complète, lorsque  $k = 2$ , la sélection est dite par tournoi binaire (Figure 1.13).

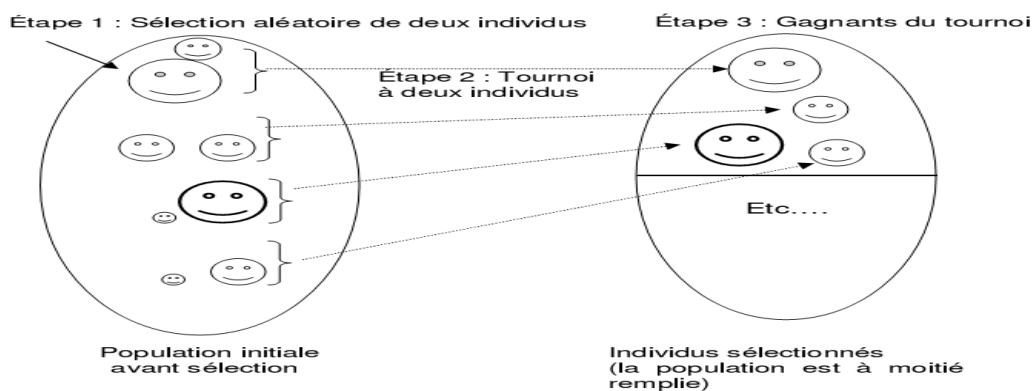


Figure 1.13- Représentation d'une sélection par tournoi d'individus pour un critère de maximisation. Chaque individu représente une solution possible [87].

Là aussi il faut opter pour une autre méthode de sélection.

### 3- La méthode élitiste

Cette méthode consiste à sélectionner les N individus dont on a besoin pour la nouvelle génération en prenant les N meilleurs individus de la population après l'avoir triée de manière croissante selon la fitness de ses individus (correspondant aux plus faibles valeurs de la fonction objective). Cette approche assure la conservation d'un plus grand nombre d'individus performants d'une génération à une autre. La méthode élitiste augmente significativement les performances de l'algorithme (stabilité, efficacité et rapidité de convergence) [06].

#### f) Croisement

Le croisement permet de créer de nouvelles chaînes en échangeant de l'information entre deux chaînes. Le croisement s'effectue en deux étapes. D'abord les nouveaux éléments produits par la reproduction sont appariés, ensuite chaque paire de chaînes subit un croisement comme suit : un entier k représentant une position sur la chaîne est choisi aléatoirement entre 1 et la longueur de chaîne (l) moins un (l - 1) [87]. Deux nouvelles chaînes sont créées en échangeant tous les caractères compris entre les positions k + 1 et l inclusivement. L'exemple suivant (figure 1.14) montre deux chaînes (A<sub>1</sub> et A<sub>2</sub>) de longueur l = 5 appartenant à la population initiale. Les deux nouvelles chaînes (A<sub>3</sub> et A<sub>4</sub>) appartenant à la nouvelle population sont obtenues par croisement à la position k = 4 [87]:

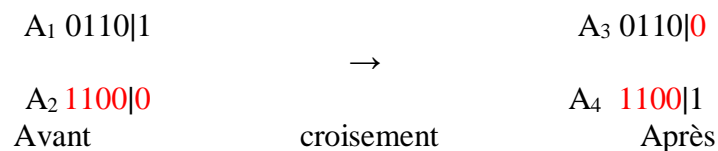


Figure 1.14 - Représentation d'un croisement en un point de deux chaînes.

Il existe d'autres opérateurs de croisement :

- **Croisement en deux points** : on choisit au hasard deux points de croisement et on échange les parties de chaîne situées entre ces deux points (Figure 1.15).

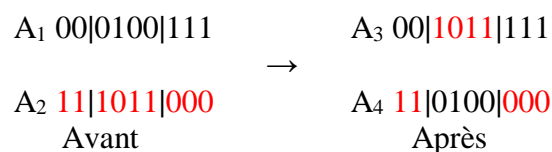


Figure 1.15 - Représentation d'un croisement en deux points.

- **Croisement uniforme** : dans ce type de croisement, on utilise un masque de croisement, qui consiste en un vecteur généré aléatoirement, de longueur identique aux chaînes parents, et composé de 0 et 1. Lorsque le bit du masque vaut 0, l'enfant hérite le bit du premier parent, sinon il hérite de celui du second parent [87]. Le second enfant est le complémentaire du premier. Ce croisement peut être considéré comme une généralisation du croisement multipoint sans connaissance préalable du point de croisement (Figure 1.16).

A <sub>1</sub>	001010	(Parent 1)
A <sub>2</sub>	011111	(Parent 2)
Masque 001101		
A <sub>3</sub>	001111	(Enfant 1)
A <sub>4</sub>	011010	(Enfant 2)

Figure 1.16 - Représentation d'un croisement uniforme.

Cependant, le croisement à un point ne se révèle réellement efficace que dans un nombre limité de cas. De meilleurs résultats sont obtenus en étendant ce principe en utilisant plusieurs points de coupures de chromosomes [93]. Cette opération peut même être généralisée jusqu'au cas limite correspondant à un croisement uniforme [94].

Dans ce cas, chaque gène des deux individus parents est échangé avec une probabilité donnée. L'exécution de l'opération de croisement dépend du résultat de tirage d'un nombre aléatoire par rapport à la probabilité du croisement  $p_c$  qui peut varier ou rester fixe (entre 0.50 et 0.90) [95]. L'opérateur de croisement favorise l'exploration de l'espace de recherche. On peut noter aussi que le nombre de points de croisements ainsi que la probabilité de croisement  $P_c$  permet d'introduire plus ou moins de diversité.

### g) Mutation

La mutation est exécutée seulement sur une seule chaîne. Elle représente la modification aléatoire et occasionnelle de faible probabilité de la valeur d'un caractère de la chaîne, pour un codage binaire cela revient à changer un 1 en 0 et vice versa [87]. On peut aussi prendre  $p_m = 1 / l$  où  $l$  est la longueur de la chaîne de bits codant notre individu [92]. Cet opérateur introduit de la diversité dans le processus de recherche des solutions et peut aider l'algorithme génétique à ne pas stagner dans un optimum local (Figure 1.17).

011001  
↓  
011011

Figure 1.17 - Représentation d'une mutation de bits dans une chaîne.

L'opérateur de mutation apporte aux algorithmes génétiques la propriété d'ergodicité de parcours de l'espace [96 ; 97 ; 98 ; 99]. Cette propriété indique que l'AG est capable d'atteindre tous les points de l'espace des solutions, sans pour autant avoir la nécessité d'énumérer l'ensemble de points de l'espace. D'un point de vue théorique, les propriétés de convergence des algorithmes génétiques sont fortement dépendantes de cet opérateur. Il garantit ainsi que l'optimum global peut être atteint.

En effet, une mutation pouvant intervenir de manière aléatoire au niveau de n'importe quel bit, on a la certitude mathématique que n'importe quel permutation de notre chaîne de bits peut apparaître au sein de la population et donc que tout point de l'espace de recherche peut être atteint. Grâce à cette propriété on est donc sûr de pouvoir atteindre l'optimum global [92].

L'opérateur de mutation modifie donc de manière complètement aléatoire les caractéristiques d'une solution, ce qui permet d'introduire et de maintenir la diversité au sein de notre population de solutions.

Cet opérateur dispose de deux grands avantages [92]:

- Il garantit la diversité de la population, ce qui est primordial pour les algorithmes génétiques.
- Il permet d'éviter un phénomène connu sous le nom de dérive génétique. On parle de dérive génétique quand certains paramètres favorisés par le hasard se répandent au détriment des autres et sont ainsi présents au même endroit sur tous les individus. Le fait que l'opérateur de mutation puisse entraîner de manière aléatoire des changements au niveau de n'importe quel bit permet d'éviter l'installation de cette situation défavorable.

#### **h) critère d'arrêt**

Les critères d'arrêt se résument généralement en [74]:

- Arrêt un nombre d'itérations fixé à priori.
- Arrêt lorsque la population cesse d'évoluer ou en présence d'une population homogène.

Un algorithme génétique dépend des paramètres précédents qui sont fixés à l'avance et dont dépend fortement la convergence de l'algorithme.

### **1.3.2.4.5.3 Le principe de fonctionnement général de l'algorithme génétique :**

Etape 1 : Génération aléatoirement d'une population (solutions possibles) ;

Etape 2: Calcul d'une valeur d'adaptation pour chaque individu. Elle sera fonction directe de la proximité des différents individus avec l'objectif afin de confirmer que les meilleurs individus ont les plus grandes possibilités d'être choisis ;

Etape 3: Sélection d'un couple de parents en utilisant une technique de sélection selon leurs valeurs d'adaptation ;

Etape 4 : Croisement des deux parents avec une probabilité  $P_c$  pour générer deux enfants ;

Etape 5: Mutation des deux enfants avec une probabilité  $P_m$  ;

Etape 6 : Répéter les étapes (3), (4), et (5) jusqu'à ce que la nouvelle population se produise ;

Etape 7: Itérer à partir de l'étape (2) jusqu'à ce qu'une des conditions d'arrêt soit satisfaite.

Les algorithmes génétiques sont faciles d'utilisation [100]:

- Ces algorithmes sont vus comme globaux. C'est à dire qu'ils permettent une exploration suffisante du domaine de solutions pour ne pas se faire piéger vers un optimum local. En fait, tout dépend de la fonction à évaluer.

- Pour utiliser au mieux ces algorithmes, il faut réaliser des réglages des différents opérateurs. On ne peut effectivement pas connaître a priori le réglage idéal avant de le tester.

### **1.3.2.5 Les Algorithmes de Voisinage**

L'algorithme de voisinage est une nouvelle classe de recherche des paramètres directe basée sur la méthode de Monte Carlo. La philosophie de cette méthode est de considérer qu'un point sur l'espace de recherche est représentatif de ses voisins. 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 objective. 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 [06]. Sambridge [101; 102] 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. [103], 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. 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. L'évaluation de la fonction objective est alors remplacée par une évaluation de son plus proche voisin.

### **1.3.2.6 Méthodes Hybrides**

Les méthodes hybrides sont applicables à un grand nombre de problèmes sans nécessiter de connaissances approfondies sur le problème traité. Elles permettent, en général, d'obtenir de bonnes performances, mais sur certains problèmes, ou certaines instances d'un problème, leurs performances ne sont parfois pas assez bonnes [104; 105 ; 106 ; 107]. Au contraire, les méthodes dédiées permettent d'obtenir d'excellents résultats pour certains problèmes, ou certaines instances particulières mais ces méthodes sont bien souvent difficilement généralisables à d'autres types de problèmes car elles exploitent toutes les spécificités du problème pour lequel elles se sont concentrées. En fait, une bonne méthode de recherche ne doit pas uniquement être applicable à un grand nombre de problèmes mais elle doit également être performante, dans le sens de trouver une solution acceptable et robuste [108 ; 109 ; 110 ; 111]. L'idéal serait donc de combiner, en une méthode hybride, plusieurs méthodes de recherche, exactes, stochastiques ou heuristiques. Pour cela, il faut savoir caractériser les points forts et également les points faibles des méthodes de recherche que nous désirons choisir pour construire une méthode hybride. Par exemple, les algorithmes génétiques s'avèrent très performants lorsqu'il s'agit d'explorer l'espace de recherche, mais ils sont incapables d'exploiter efficacement la zone vers laquelle la population converge, et donc il serait intéressant d'utiliser une autre méthode pour pallier cet inconvénient [112 ; 113 ; 114 ; 115 ; 116].

A l'heure actuelle, ces méthodes hybrides sont très employées pour l'étude d'écoulements souterrains. Par exemple, Tsai et al. [117; 118] 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 [119] combinent un réseau de neurones et un algorithme génétique pour estimer des paramètres hydrologiques. Les méthodes hybrides sont des méthodes d'optimisation très puissantes. En combinant la globalité des algorithmes génétiques avec le comportement plus rapidement convergent d'une technique locale, ou d'une technique stochastique 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 s'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. Nous allons, en conséquence, nous concentrer dans cette thèse sur l'hybridation de deux méthodes d'optimisation stochastiques l'algorithme génétique avec la méthode de la Recherche Tabou.

#### **1.4 Conclusions**

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'analyse inverse par la méthode numérique directe qui est associée à la notion d'optimisation. Les méthodes les plus utilisées dans la résolution d'un problème d'optimisation peuvent être subdivisées en trois différents groupes : les méthodes déterministes, énumératives et les méthodes stochastiques [24].

Ce chapitre montre aussi 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, continument 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 à cause de nombreux minima locaux sur la fonction erreur apparaissent dans l'espace des paramètres. 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.

Malgré le nombre important d'évaluations de la fonction objectif demandé par les méthodes stochastiques, ces méthodes constituent une classe de méthodes approchées adaptables à un très grand nombre de problèmes d'optimisation. Elles ont montré leur grand nombre de problèmes d'optimisation classiques et d'applications réelles de grande taille. C'est pourquoi l'étude de ces méthodes est actuellement en plein développement.

Les méthodes d'optimisation stochastiques, présentent un grand avantage par rapport aux méthodes déterministes : la capacité de trouver l'optimum global du problème. Mais le choix de la méthode à utiliser reste toujours lié au problème à optimiser. Ainsi, le nombre de paramètres existants et surtout le temps de calcul nécessaire pour faire une évaluation de la fonction objective sont des facteurs importants à considérer avant de choisir une méthode d'optimisation.

Ainsi, les méthodes d'optimisations 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 [60] proposent de classer les méthodes d'optimisation selon deux composantes, exploration et exploitation de l'espace de recherche. 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 algorithmes de la recherche tabou, ont une convergence plus efficace mais souvent le résultat final dépend du résultat initial. Les algorithmes d'exploration, tels que les algorithmes génétiques, sont très coûteux en calculs. Donc l'utilisation des méthodes hybrides permet d'améliorer les capacités d'exploration et d'exploitation de l'espace de recherche.

## Chapitre 2

# Algorithme Génétique et Algorithme Hybride

### 2.1 Introduction

Parmi les problèmes rencontrés par le chercheur et l'ingénieur, les problèmes d'optimisation occupent à notre époque une place de choix. La méthode de base pour optimiser un problème géotechnique est la méthode d'essai et erreur : il s'agit de tester un certain nombre de solutions jusqu'à l'obtention d'une solution adéquate. Les solutions inadéquates sont éliminées, jusqu'à ce qu'un essai se révèle satisfaisant. Ce schéma est très général, c'est ce que nous faisons quand nous donnons à un paramètre plusieurs valeurs successives, de façon continue ou aléatoire et que nous observons le résultat. La méthode d'essai et erreur nécessite un grand nombre d'essais ce qui n'est pas toujours compatible avec la modélisation numérique même de manière automatique. Dans ce chapitre nous allons présenter le principe d'optimisation des méthodes stochastiques utilisées dans cette thèse, l'algorithme génétique et l'algorithme génétique hybride avec la méthode de la recherche tabou.

### 2.2 Principe d'optimisation

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? [06]

Dans cette thèse, nous allons utiliser l'analyse inverse 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 2.1.

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 objective (la fonction erreur dans cette étude),

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 [06].

La figure 2.1 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 [35]. 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 au chapitre 3. La réponse numérique obtenue est

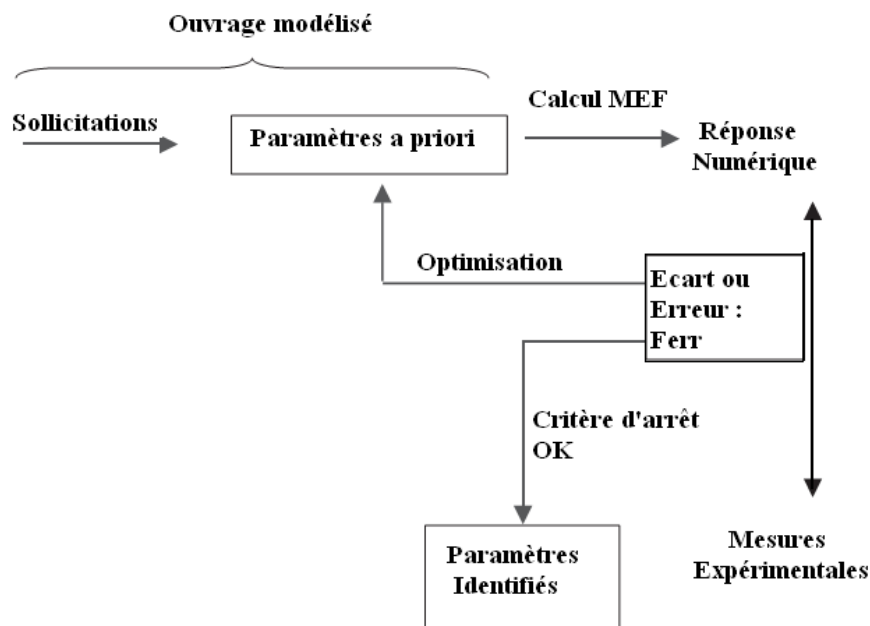


Figure 2.1- Principe de l'identification par une méthode numérique directe [06].

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. 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 [36]. 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 [120; 34]. 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 [11].

Pour tenter d'identifier un échantillon représentatif de ces solutions approchées, nous proposons dans cette thèse d'utiliser deux méthodes d'optimisations l'une par algorithme génétique et la deuxième par algorithme génétique hybride avec la méthode de la recherche Tabou. Comme nous le verrons par la suite, ces deux méthodes permettent d'identifier rapidement un ensemble de solutions pour un problème donné.

### **2.2.1 Optimisation par Algorithme Génétique**

Goldberg [27] 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 pseudo aléatoires pour former un algorithme d'exploration. La figure 2.2 illustre son fonctionnement. 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.

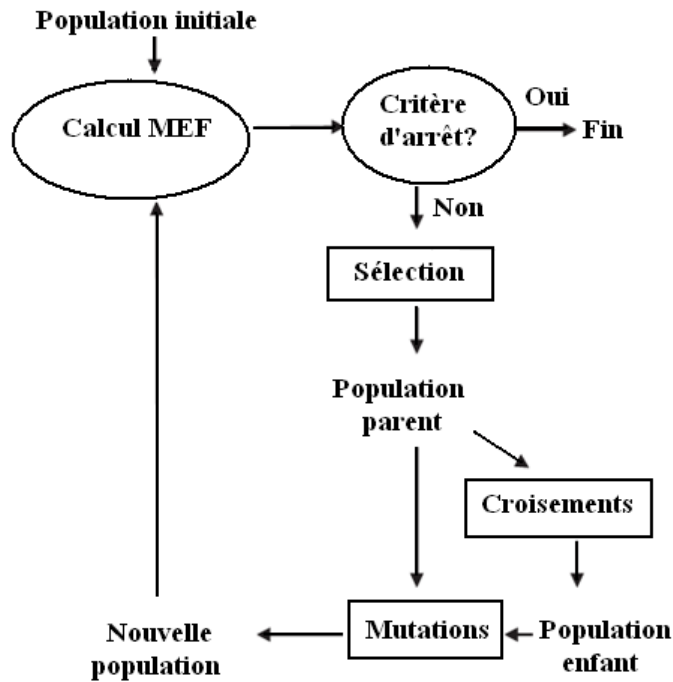


Figure 2.2 – Principe d’optimisation par algorithme génétique [06].

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 paramètre (gène) (figure 2.3). La concaténation de plusieurs paramètres forme un individu. Le regroupement de plusieurs individus constitue une population. Chaque individu d’une population code un point de l’espace de recherche (figure 2.4). Une population est donc un tableau d’individus dans lequel chaque élément représente les paramètres codés [06].

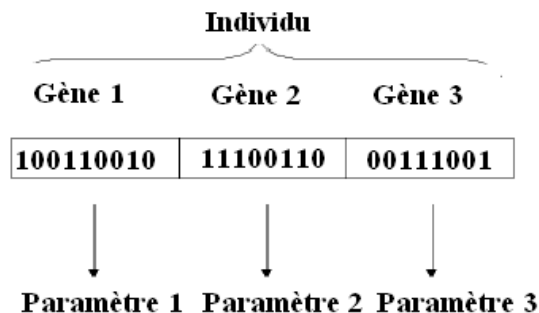


Figure 2.3 – Illustration schématique du codage binaire des paramètres à identifier par algorithme génétique : un individu.

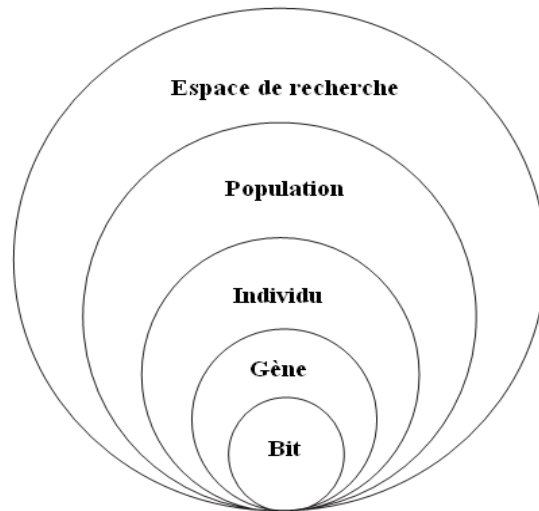


Figure 2.4 – Schématisation des niveaux d'organisation d'un algorithme génétique.

### 2.2.1.1 Espace de recherche

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. Comme le souligne Magnin [121], le codage binaire facilite le codage de toutes sortes d'objets: des réels, des entiers, ....

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  $N_{\text{individus}}$  individus. Chaque individu est représenté sous forme d'une chaîne de  $N_{\text{bit}}$  bits contenant toute l'information nécessaire à la description d'un point dans l'espace de recherche, c'est un vecteur de  $N_{\text{paramètre}}$  paramètres constitutifs. L'algorithme génétique est donc caractérisé par des constantes telles que la taille de la population  $N_{\text{individus}}$  et la longueur de la chaîne de bits  $N_{\text{bit}}$ . La taille de la chaîne de bits  $N_{\text{bit}}$  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  $P_{\text{min}j}$  et maximale  $P_{\text{max}j}$  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  $\Delta P_j$ , est en fonction de la taille du gène correspondant  $N_{\text{bit}/\text{paramètre}}(P_j)$  comme suit:

$$\Delta P_j = \frac{P_{\text{max}j} - P_{\text{min}j}}{2^{N_{\text{bit}/\text{paramètre}}(P_j)}} \quad (2.1)$$

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

$$N_{bit} = \sum_{i=1}^{N_{param\grave{e}tre}} N_{bit/param\grave{e}tre}(P_j) \quad (2.2)$$

La taille d'une population  $N_{individus}$  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 [122]. 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 [123; 124; 30; 125]. Cependant, par simplicité, une taille de population constante est couramment choisie dans la littérature [26].

Pour cette thèse, les paramètres sont codés sous forme binaire et la taille de la population initiale est choisie trois 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 [06].

### 2.2.1.2 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 " $U_{ni}$ ", et une courbe de référence mesurée in situ, décrite par  $N$  points " $U_{ei}$ " (figure 1.4). Le choix de la fonction erreur n'a fait l'objet que de peu d'études dans la littérature. Ce pendant, en faisant l'hypothèse que la somme des erreurs tend à suivre une distribution normale, cette fonction est généralement choisie de type moindres carrés [38]. Pour cette thèse, la fonction erreur  $F_{err}$  est définie comme une fonction scalaire, adimensionnelle, pondérée et de type moindres carrés [38]:

$$F_{err} = \left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{(U_{ei} - U_{ni})^2}{(0.01 + U_{ei})^2} \right)^{\frac{1}{2}} \quad (2.3)$$

Où  $N$  est le nombre de points de mesures ;

$U_{ei}$  est le déplacement expérimental en point de mesure  $i$ ;

$U_{ni}$  est le déplacement numérique en point de mesure  $i$ .

Cette expression de  $F_{err}$  est définie pour l'optimisation à partir d'une seule courbe expérimentale. Cependant, Castro et al. [126] 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.

### **2.2.1.3 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 [06].

#### **2.2.1.3.1 Sélection**

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, on trouve essentiellement trois types de méthodes pour sélectionner les individus : méthode de la loterie biaisée (roulette Wheel), la sélection par tournois et une méthode élitiste (citées dans le chapitre 1). Dans cette thèse nous avons choisi la méthode élitiste.

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 [27].

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 d'identifier l'ensemble de ces solutions. 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 [121].

#### **2.2.1.3.2 Croisement**

Le mécanisme de croisement est appliqué 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 2.1, 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  $N_{\text{coupure}} + 1$  de morceaux. L'emplacement de ces  $N_{\text{coupure}}$  coupures sur la chaîne de bits est choisi aléatoirement et indépendamment des paramètres. C'est-à-dire la représentation binaire d'un paramètre, peut aussi bien être coupée 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 [06].

Quelle que soit la méthode de sélection choisie, le taux de croisement  $P_c$  détermine le nombre de combinaisons de paramètres recrées à chaque itération de l'algorithme. Stoffa et Sen [62] 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 [127] 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 tableau 2.1.

Tableau 2.1 – Illustration de l'étape de croisement entre deux individus parents pour former deux nouveaux individus enfants.

Individus parents	
Parent A:	1100 110 10011
Points de croisement :	
Parent B:	0110 001 01111
Individus enfants	
Enfant A':	1100 001 10011
Points de croisement :	
Enfant B':	0110 110 01111

Un point sur la chaîne de bits, aujourd'hui, il est recommandé d'utiliser de multiples points de croisement [29]. Pal et al. [128] montrent qu'utiliser un nombre de coupures,  $N_{\text{coupure}}$ , égal au nombre de paramètres,  $N_{\text{paramètre}}$ , augmente la convergence d'un algorithme génétique pour la géotechnique. C'est le choix qui a été fait pour l'algorithme génétique 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.

### 2.2.1.3.3 Mutation

Dans les systèmes génétiques artificiels, l'opérateur de mutation protège contre de telles pertes irréparables [27]. 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 copie, 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 sur le tableau 2.2.

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 [128 ; 129 ; 130]. Goldberg recommande d'utiliser un taux de mutation compris entre 0.001 et 0.1. Davis [29], comme Stoffa et Sen [62], 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 [127] a démontré que cette méthode n'est pas idéale car elle

diminue les performances de l’algorithme. Pour Magnin [121], les probabilités de mutation doivent dépendre du paramètre 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 étude, nous avons choisie un taux de mutation  $p_m = 1 / l$  où  $l$  est la longueur de la chaîne de bits codant notre individu, comme suit permet une bonne convergence de l’algorithme et limite le temps de calcul [21].

Tableau 2.2- Illustration de l’étape de mutation des individus.

Individu avant mutation	Individu après mutation
110000110 0 11	110000110 1 11
Bit sélectionné	Bit muté

D’après Davis [29], 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.

#### 2.2.1.3.4 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. Les critères d’arrêt envisageables pour les algorithmes génétiques sont [06]:

- La non convergence de l’algorithme: si l’algorithme ne converge pas vers une solution, la procédure est stoppée après un nombre maximal d’itérations.
- La courbe expérimentale est bien reproduite: il s’agit d’une condition sur la moyenne de la fonction erreur de la population parent. 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.

Dans cette thèse nous allons choisi un nombre maximal d’itérations comme critère d’arrêt.

L’algorithme génétique classique est présenté dans la figure 2.5.

```

POP, POP' et QUALITE : tableau de taille N
POP := initialiser population
 $f(x)_{1 \leq i \leq N} := \min [(f(x_i))]$ 
fmin := f(x)
xmin := x
REPETER
  QUALITE (évaluer la population POP)
  REPETER (phase de reproduction génétique)
    sélection
    croisement
    mutation
  JUSQU'A POP' remplie
  POP := sélectionner nouvelle population (POP, POP')
   $f(x_i) := \min_{1 \leq i \leq N} [f(x_i)]$ 
  si f(x) < fmin
    fmin := f(x)
    xmin := x
  FIN DE SI
JUSQU'A conditions d'arrêt satisfaisantes

```

Figure 2.5 - Le principe d'algorithme génétique de base.

## 2.2.2 Algorithme Génétique Hybride

Nous allons, en conséquence, nous concentrer sur l’hybridation de deux méthodes d’optimisation stochastiques l’algorithme génétique avec la méthode de la recherche Tabou. L’algorithme génétique va intervenir comme mécanisme de diversification, tandis que la recherche Tabou va agir comme intensificateur de la recherche en explorant intensément le voisinage des solutions. L’hybridation des deux méthodes permet donc d’améliorer les capacités d’exploration de l’espace de recherche en vue de maintenir un compromis acceptable entre intensificateur et diversificateur, gagne de performance de toute méthode de recherche qui se respecte [116].

### 2.2.2.1 Principe de base de la méthode de recherche Tabou

La recherche Tabou est une méthode d’optimisation mathématique de la famille des techniques de recherche locale présentée par Fred Glover en 1986. Cette méthode a attiré de

nombreuses équipes de recherche dans plusieurs domaines. Partant de l'informatique et des réseaux numériques d'information et allant à l'industrie, la logistique et le transport, les bons résultats obtenus par la recherche Tabou appliquée à des problèmes de tailles et de natures différentes ont montré son efficacité [131]. La recherche Tabou utilise un mécanisme afin d'échapper aux optima locaux. Le principe de ce mécanisme est de permettre de choisir un voisin dont la valeur de la fonction objectif est la meilleure dans le voisinage [116].

La recherche Tabou consiste à introduire la notion d'historique dans la politique d'exploration des solutions afin de diriger au mieux la recherche dans l'espace. Cette méthode s'est révélée particulièrement efficace et a été appliquée avec succès à de nombreux problèmes difficiles [73].

La recherche Tabou exprime l'interdiction de reprendre des solutions récemment visitées. A cette fin, des structures de mémoire adaptées sont mises en œuvre, ce qui permet à la recherche Tabou d'augmenter les performances d'une méthode de recherche locale. Classiquement, une méthode de recherche telle que l'ascension locale passe à côté de certaines zones de l'espace de recherche qui pourraient contenir un optimum global. La recherche Tabou va tenter de modifier petit à petit la structure du voisinage d'un point de l'espace de recherche afin de contraindre l'algorithme à explorer d'autres régions de l'espace. De manière plus détaillée, chaque point exploré est enregistré dans une mémoire.

A chaque itération, toutes les solutions possibles sont examinées et le meilleur, ou plus exactement le moins mauvais est sélectionné parmi tous les points du voisinage direct de la position courante ne figurant pas dans la mémoire. La mémoire des points visités est appelée liste Tabou du fait que les dernières solutions choisies sont considérées comme interdites (ou Tabous). La solution effectivement choisie à chaque itération est donc la meilleure solution non Tabou [132].

Cette méthode a par ailleurs l'avantage d'être facilement paramétrable. Il existe en effet au maximum deux paramètres qui peuvent réellement influencer la recherche. Le premier consiste à bien choisir la taille de la liste Tabou. Elle est généralement déterminée empiriquement et varie avec les problèmes, mais c'est une donnée primordiale : une taille trop petite peut amener l'algorithme à boucler sur une zone locale de l'espace de recherche tandis qu'une trop grande taille saturera rapidement les ressources disponibles.

Le deuxième se retrouve relativement fréquemment dans les méthodes d'optimisation utilisant une exploration locale afin de mener à l'optimum: le choix du critère d'arrêt.

Ce dernier peut s'avérer difficile à déterminer pour éviter de ne prolonger trop longtemps la recherche ou de rater l'optimum global recherché [132].

#### **2.2.2.1.1 La liste Tabou**

La liste Tabou (T) est une structure de données, dans laquelle les solutions Tabous sont mémorisées, servant à interdire de revenir sur les solutions précédentes pendant un certain nombre d'itérations. La liste Tabou est mise à jour à chaque itération selon une règle de premier arrivé premier sorti (First In First Out, FIFO), on élimine le plus vieux point tabou et on insère la nouvelle solution. La taille de la liste Tabou constitue un paramètre ajustable de la méthode et elle peut varier selon les caractéristiques du problème considéré.

Il est clair qu'il est important de choisir une taille appropriée : une liste Tabou contenant trop peu d'éléments peut s'avérer inutile et mener à des mouvements cycliques, mais une liste Tabou avec trop d'éléments peut devenir très restrictive. Il a été observé que trop de tabous forcent le programme à visiter des solutions voisines peu intéressantes à la prochaine itération, autrement dit, qu'il peut interdire des nouvelles solutions de bonne qualité. Les règles déterminant la taille de la liste Tabou peuvent être statiques ou dynamiques selon les auteurs Glover et Laguna, 1992 [73].

Les règles statiques choisissent une valeur fixe pour la taille, qui va normalement de 3 à 12 solutions taboues, mais cela dépend du problème à traiter [131]. Les règles dynamiques font varier la valeur de la taille de la liste au fur et à mesure des itérations. Les expériences pratiques indiquent que généralement les règles dynamiques sont plus robustes que les règles statiques mais beaucoup plus complexes [116].

La liste Tabou peut soit être représentée par une matrice, soit par un vecteur. Dans les différentes publications lues, la modélisation de la liste Tabou sous forme de vecteur est associée à un tabou tenure statique. La modélisation sous forme de matrice est associée à un tabou tenure dynamique [133].

Au début de la procédure de recherche Tabou, la liste Tabou est initialisée à vide et ensuite se remplit pendant le déroulement de la procédure. Lorsque la liste est pleine, alors son élément le plus ancien sera remplacé par le nouveau [116].

Intérêt de la liste Tabou T:

Limiter les risques de cyclages autour d'un optimum local [131].

- On ne stocke pas dans T toutes les solutions déjà rencontrées mais seulement un certain nombre → on définit a priori la taille de la liste.

La liste est gérée sous forme d'une liste FIFO (First In, First Out). A chaque itération :

- si la liste T n'est pas pleine, on ajoute le nouvel élément interdit à la liste,
- si la liste T est pleine, on ajoute le nouvel élément interdit et on enlève le plus ancien.

- Constitution de la liste Tabou:

La liste tabou est divisée en deux catégories :

-la Liste tabou stricte: on met dans la liste tabou les solutions taboues. Si la solution courante est  $X_i$ , alors la liste tabou est  $T = [X_{i-1}, X_{i-2}, \dots, X_{i-|T|}]$ ;

- la Liste tabou non stricte: plus souvent, on ne stocke pas les solutions taboues mais on s'interdit les transformations  $t_i^{-1}$  inverses de celles que l'on a effectuées :

$$T = [t_{i-1}^{-1}, t_{i-2}^{-1}, \dots, t_{i-|T|}^{-1}].$$

La liste stricte est la liste choisie dans notre algorithme génétique hybride.

La recherche tabou s'arrête lorsque atteint une valeur seuil, souvent un nombre max d'itérations qui est fixé a priori et c'est le cas choisi dans notre algorithme génétique hybride.

### 2.2.2.1.2 L'algorithme de base de la méthode de recherche Tabou

Le principe d'algorithme Tabou est à chaque itération le voisinage de la solution courante est examiné. L'algorithme enregistre la meilleure solution parmi les voisins, même si elle est moins bonne que la solution courante permet d'éviter de tomber dans un optimum local. Pour échapper de tourner dans un cercle entre plusieurs solutions, l'algorithme interdit le passage par des solutions récemment visitées.

En pratique la méthode stocke dans une liste tabou T les dernières solutions visitées. Dans l'itération suivante, la meilleure nouvelle solution voisine enlève la solution la plus ancienne

dans la liste. Dans d'autres cas, la méthode mémorise les mouvements réalisés plutôt que les solutions. Ensuite, on interdit les mouvements inverses [134 ; 135].

L'algorithme de recherche tabou est présenté dans la figure 2.6.

Début

```

Calculer une solution initiale x
 $x^* \leftarrow x$       { $x^* \leftrightarrow$  meilleure solution trouvée}
 $f_{\min} \leftarrow f(x^*)$ 
 $T \leftarrow \phi$       { $T \leftrightarrow$  liste des solutions interdites}
 $N \leftarrow$  nombre d'itération maximale
 $V(x) \leftarrow$  voisinage de la solution x
 $K = 0$ 
tant que  $k < N$  faire
     $k \leftarrow k + 1$ 
     $E \leftarrow V(x) / T$  {les voisins de x sans les éléments de T}
    soit  $y \in E$  et y meilleure solution dans E
    si  $f(y) < f_{\min}$  alors
        finsi
         $x \leftarrow y$ 
        si la liste tabou est pleine alors
            Remplacer le dernier élément de la liste tabou par la solution y
        sinon
            Ajouter y à la liste tabou
        finsi
         $T \leftarrow T + \{y\}$ 
    fin tant que
    retourner  $x^*$ 

```

fin

Figure 2.6 - Le principe de base de l'algorithme de recherche Tabou.

### 2.2.2.1.3 Améliorations de la méthode de recherche Tabou

L'utilisation de points tabous peut empêcher, dans certains cas, la méthode Tabou d'atteindre une solution intéressante. Par conséquent, il est nécessaire de ne pas être trop restrictif tout en évitant de boucler dans le parcours d'une branche dans la recherche d'une solution [136 ; 137]. Il existe des techniques intéressantes pour améliorer la puissance de la méthode Tabou, en particulier, l'intensification et la diversification. Toutes les deux se basent sur l'utilisation d'une mémoire et se différencient selon la façon d'exploiter les informations de cette mémoire [52]. Dans certains cas, il peut être également judicieux d'intensifier les recherches sur des zones qui paraissent prometteuses. Par exemple, Chakrapani et Skorin-Kapov, 1993 [132] utilise cette technique en repartant de la meilleure solution avec une liste tabou vide. Cet examen approfondi peut permettre de dégager quelques propriétés communes

définissant les régions intéressantes de l'espace de recherche. Il est alors aisé d'orienter la recherche vers ces zones en rendant tabou tous les points menant à sortir de ces régions.

D'une manière symétrique, lorsque le processus de recherche parcourt une branche sur une longue période, il est possible de le stopper et de diversifier la recherche sur une autre zone de l'espace. L'algorithme reprend alors généralement sur une autre solution générée aléatoirement. Mais il est possible d'utiliser une stratégie plus fine en mémorisant les solutions les plus fréquemment visitées et en imposant un système de pénalités, afin de favoriser les solutions les moins souvent utilisés [138 ; 139 ; 140 ; 141].

Dans cette thèse nous allons utiliser le paramètre d'intensification comme paramètre d'amélioration local dans notre algorithme génétique hybride.

#### **2.2.2.2 Optimisation par algorithme génétique hybride**

Nous basant sur les principes de fonctionnement de la recherche Tabou et de l'algorithme génétique, nous allons maintenant les combiner pour construire un algorithme génétique hybride (figure 2.7). Celui-ci va donc disposer d'un principe de codage des individus, d'un mécanisme de génération de la population initiale et d'opérateurs permettant de diversifier la population au cours des générations et d'explorer l'espace de recherche. De plus, à l'instar notamment de Kreuz et al. [54], Wang [55], Liaw [56] et surtout de Nowicki et Smutnicki [57], nous allons utiliser la recherche Tabou pour améliorer un nouvel individu généré à chaque itération. Un algorithme génétique hybride peut être décrit comme ci-dessous. Cet algorithme hybride est obtenu en remplaçant les étapes 5 et 6 de l'algorithme génétique selon le principe de fonctionnement général de l'algorithme génétique (Paragraphe 1.3.2.4.5.3) comme suit :

Etape 5: (Mutation)

Choisir aléatoirement un enfant généré par l'opérateur de croisement dans l'étape 4 et puis lui appliquer l'opérateur de mutation avec une probabilité de mutation pour obtenir un nouvel individu ;

Etape 6: (Amélioration locale)

Appliquer l'opérateur d'intensification qui est un paramètre de la procédure de recherche Tabou, comme un opérateur d'amélioration locale, à l'autre enfant généré par l'opérateur de croisement non choisi par l'étape 5 pour la mutation. Un nouvel individu est obtenu.

Notons que nous appliquons une technique d'élitisme dans notre algorithme afin d'assurer que le meilleur individu actuel est toujours gardé dans la mémoire de l'algorithme. Autrement dit, un individu de la population courante, dont la valeur d'adaptation est la meilleure, va sûrement être choisi comme un individu de la génération prochaine.

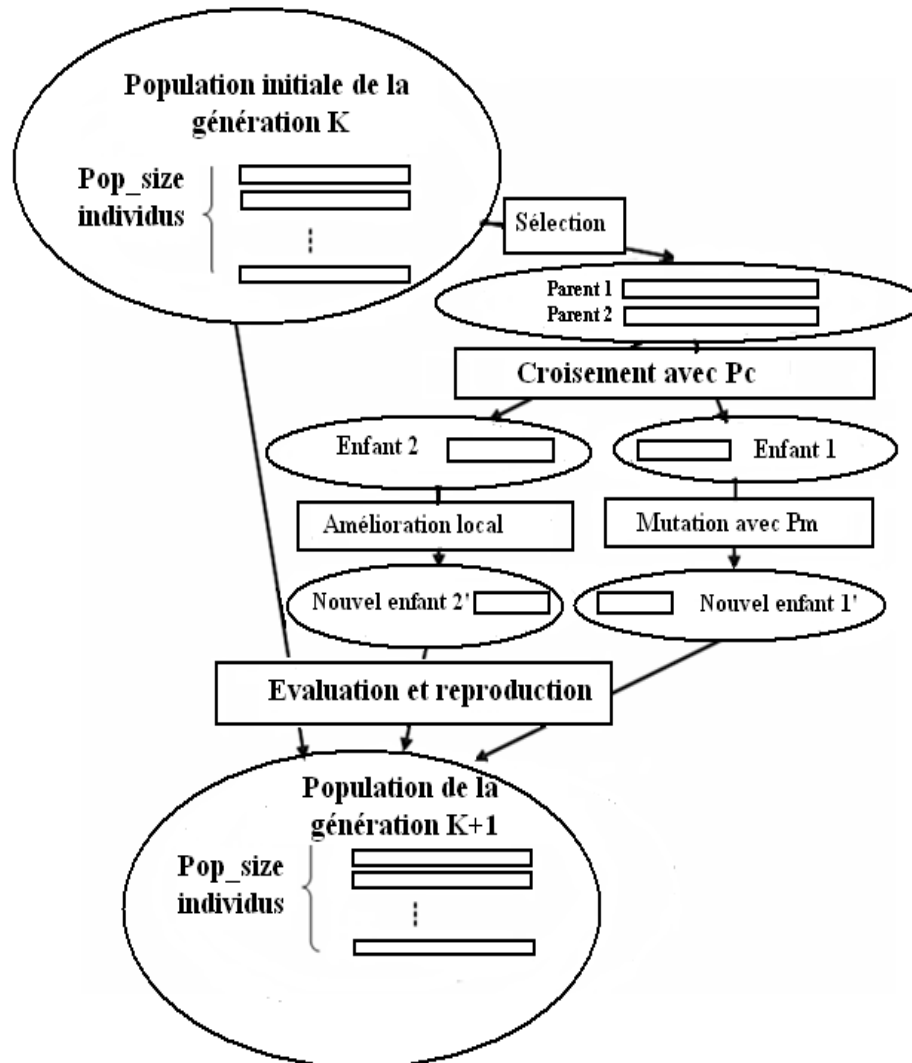


Figure 2.7 - Principe d'optimisation par algorithme génétique hybride [116].

### 2.3 Conclusions

Les méthodes stochastiques connaissent actuellement un essor considérable dans le domaine de l'optimisation des problèmes géotechniques, grâce à leur universalité, fiabilité et robustesse. Ils ont été utilisés récemment pour la résolution de certains problèmes d'optimisation où ils ont montré de nombreux avantages par rapport aux méthodes classiques d'optimisation [142 ; 143].

Ce chapitre expose le principe d'optimisation des deux méthodes stochastiques utilisées dans cette thèse, l'algorithme génétique et l'algorithme génétique hybride. 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 à fin 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 [27].

Dans le but d'améliorer les solutions fournies par l'algorithme génétique, nous appliquons un algorithme génétique hybride avec une recherche Tabou spécialement conçue pour notre problème en détaillant ses principes et ses caractéristiques. La principale particularité d'un algorithme génétique hybride est d'utiliser un mécanisme afin d'échapper aux optima locaux. Le principe de ce mécanisme est de permettre de choisir un voisin dont la valeur de la fonction objectif est la meilleure dans le voisinage. Ces particularités de la méthode d'optimisation justifient son intérêt pour la géotechnique. Pour tant 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 ces méthodes, deux exemples d'ouvrages de soutènements synthétiques (le rideau de palplanches expérimental de Hochstetten, l'excavation en milieu urbain réalisée à Chicago) issus de calcul numérique sont étudié avec une application réelle sur le glissement du Ciloc de la ville Constantine au chapitre 4.

# Chapitre 3

## Présentation des Cas à Étudier

### 3.1 Introduction

Lorsque le comportement du sol est modélisé de façon non linéaire et irréversible, la méthode de résolution numérique la plus fréquemment utilisée dans la pratique est la méthode des éléments finis [112]. La méthode de calcul par éléments finis vise à donner une solution numérique approchée à un problème spécifique au moyen d'un modèle mathématique représentatif d'une réalité physique [105]. L'objectif du géotechnicien consiste à résoudre numériquement un problème géotechnique par des simulations éléments finis successives à partir de paramètres mécaniques optimisés. 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 [144 ; 145]. La loi constitutive utilisée pour représenter le comportement mécanique du sol est la loi élastique parfaitement plastique de type Mohr-Coulomb.

Dans ce qui suit nous avons cherché à établir les modèles numériques des problèmes géotechniques étudiés dans cette thèse: Deux ouvrages de soutènements synthétiques sont étudiés : le rideau de palplanches expérimental de Hochstetten au paragraphe 3.3.1 et une excavation en milieu urbain réalisée à Chicago au paragraphe 3.3.2. Ensuite, ce chapitre se poursuit par une étude sur le problème de glissement du Ciloc de la ville de Constantine en Algérie est proposée au paragraphe 3.3.3. Dans cette thèse nous avons choisi pour résoudre les applications géotechniques d'utiliser le code d'éléments finis Plaxis détaillé à l'annexe.

### 3.2 Généralités sur 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...

L'ouvrage de soutènement étudié dans cette thèse est un écran de soutènement de type rideaux de palplanches figure 3.1. 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 [146]. Ils sont fréquemment utilisés dans la construction de murs de quai, de fouilles en sites urbain, de parking souterrain,...

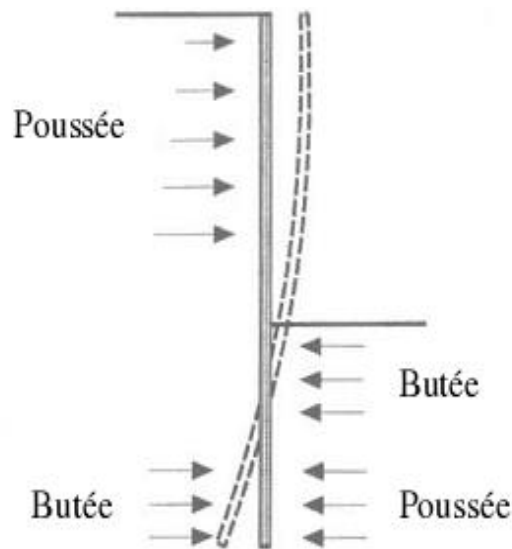


Figure 3.1- Allure de la déformée d'un rideau de palplanche.

Pour limiter les mouvements engendrés par les travaux en sous-sol et ainsi réduire les déplacements et les perturbations apportés à des 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 bouton a pour effet d'annuler en partie le déplacement latéral provoqué par l'excavation. La partie supérieure du sol est alors en butée [147].

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. A propos des propriétés des sols, des études paramétriques [146] 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  $\nu$  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  $\phi$  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 [147]. Les données du problème et les valeurs des paramètres mécaniques de sol ne sont notamment pas toujours connus 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 ce lui 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.

### 3.3 Les ouvrages synthétiques

Les ouvrages synthétiques 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. Les ouvrages synthétiques sert de référence pour décrire les principes de l'optimisation par algorithme génétique et l'algorithme génétique hybride avec la recherche tabou a identifier deux paramètres du modèle de Mohr-Coulomb, le module de cisaillement  $G_{ref}$  et de l'angle de frottement  $\phi$ , à partir de la déformée horizontale d'un écran de soutènement. Les résultats obtenus sont ensuite étendus à un cas plus complexe au paragraphe 3.3.3.

### 3.3.1 Présentation du rideau de palplanches expérimental de Hochstetten

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 du rideau de palplanches expérimental de Hochstetten. Cet ouvrage de soutènement synthétique 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.

#### 3.2.1.1 Modélisation de l'ouvrage

La modélisation éléments finis de cet ouvrage de soutènement est représentée sur la figure 3.2. 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 3.1 donne 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 3.2. Ces valeurs ont été choisies conformément aux données de Mestat [148], ainsi que la formule de Jaky (éq.3.1) reliant  $K_0$  et  $\phi$  pour un sol normalement consolidé.

$$K_0 = 1 - \sin \phi \quad (3.1)$$

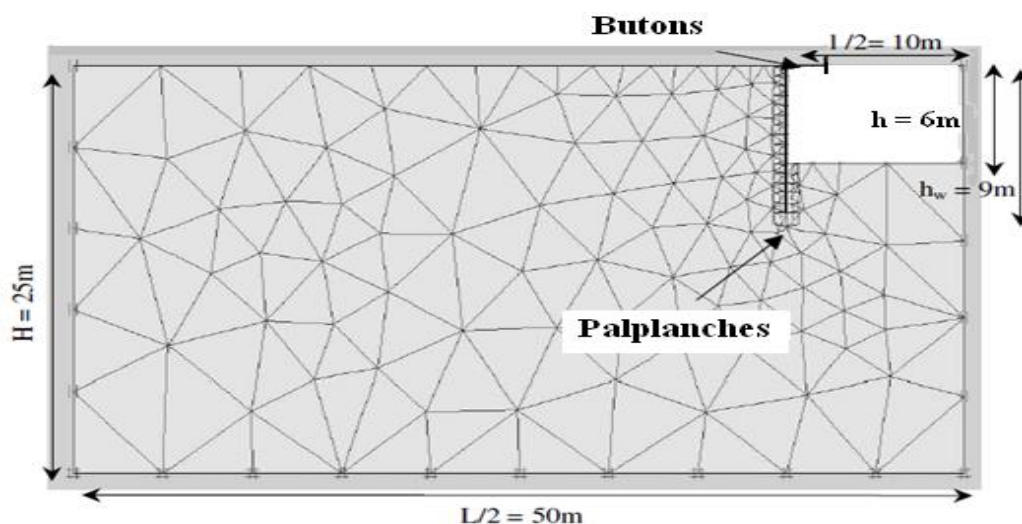


Figure 3.2 - Ouvrage de soutènement synthétique de Hochstetten: Modèle éléments finis 2D en déformation plane et maillage associé.

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'enclenchent 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 3.3.

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 [146]. 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 3.3.

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 [146]. 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 [149; 150].

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 [146].

Pour limiter ces erreurs sur les tassements et à voir 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 [35]. Son emploi ici est donc tout à fait justifié. La figure 3.3 présente la courbe expérimentale (de référence).

Tableau 3.1- Ouvrage de soutènement synthétique de Hochstetten: Caractéristiques du modèle éléments finis.

Caractéristiques géométriques	
Taille du modèle	L = 50m et H = 25m
Taille de la zone excavée	h = 6m = 2*10m
Hauteur du mur de soutènement	h <sub>w</sub> = 9m
Caractéristiques éléments finis	
Type d'éléments du maillage	triangles à 15 noeuds
Nombre d'éléments	288
Nombre de noeuds	2449
Nombre de points de Gauss	3456

Tableau 3.2- 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 <sub>ref</sub>	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 <sub>0</sub>	0.426	-

Tableau 3.3 - Ouvrage de soutènement synthétique de Hochstetten : 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 10 <sup>6</sup>	kN/m
Rigidité de flexion	EI	84.0 10 <sup>3</sup>	kNm <sup>2</sup> /m
Poids linéique	w	1.4	kN/m/m
Epaisseur équivalente	d	0.516	m
Coefficient de poisson	ν	0	-
Butons			
Rigidité normale	EA	1.5 10 <sup>5</sup>	KN/m
Effort axial	F <sub>max</sub>	4.2 10 <sup>14</sup>	KN/m

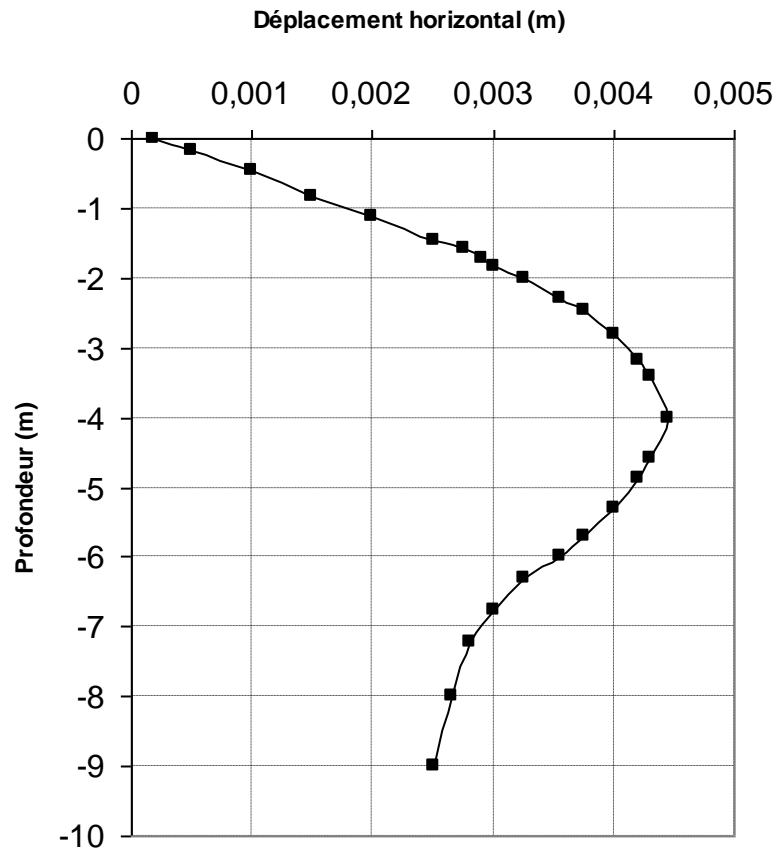


Figure 3.3 - Ouvrage de soutènement synthétique de Hochstetten: Déplacement horizontal du rideau de palplanches en fonction de la profondeur.

### 3.3.2 Description du site d'excavation en milieu urbain à Chicago

Ce modèle de soutènement synthétique étudié est choisi pour représenter une excavation typique dans l'argile de Chicago, 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. Lurie Research Center, est situé en plein cœur de Chicago, dans l'état de l'Illinois, aux Etats-Unis (figure 3.4). Cette étude permet de confronter la méthode d'identification à une situation réelle d'ingénierie.

#### 3.3.2.1 Modélisation de l'ouvrage

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 3.5 présente le modèle numérique en déformation plane associé à ce problème. Le tableau 3.4 détaille les caractéristiques du rideau

et des butons. Le comportement mécanique du sable et de l'argile sont modélisés par la loi constitutive Mohr-Coulomb dont les valeurs des paramètres sont fournies dans le tableau 3.5. Ces valeurs servent dans un premier temps à définir les données expérimentales utilisées pour l'analyse inverse. Les données expérimentales utilisées pour l'optimisation correspondent aux déplacements horizontaux d'un inclinomètre fictif placé 2 m derrière le mur de soutènement. Cette courbe de référence, présentée figure 3.6, est calculée pour les paramètres de sol dont les valeurs sont données dans le tableau 3.5, Ces valeurs ont été choisies conformément aux données de Finno et Calvello [151]. Elle correspond aux déplacements des nœuds d'une ligne artificielle sur le modèle éléments finis, estimés suite à l'excavation.

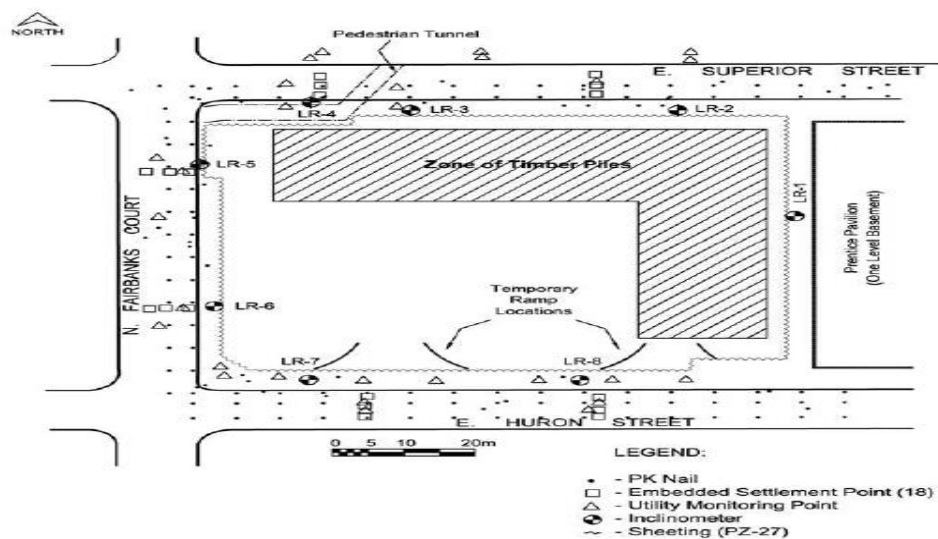


Figure 3.4 - Excavation en milieu urbain à Chicago : Lurie Research Center. Plan de l'ouvrage et instrumentation du site [152].

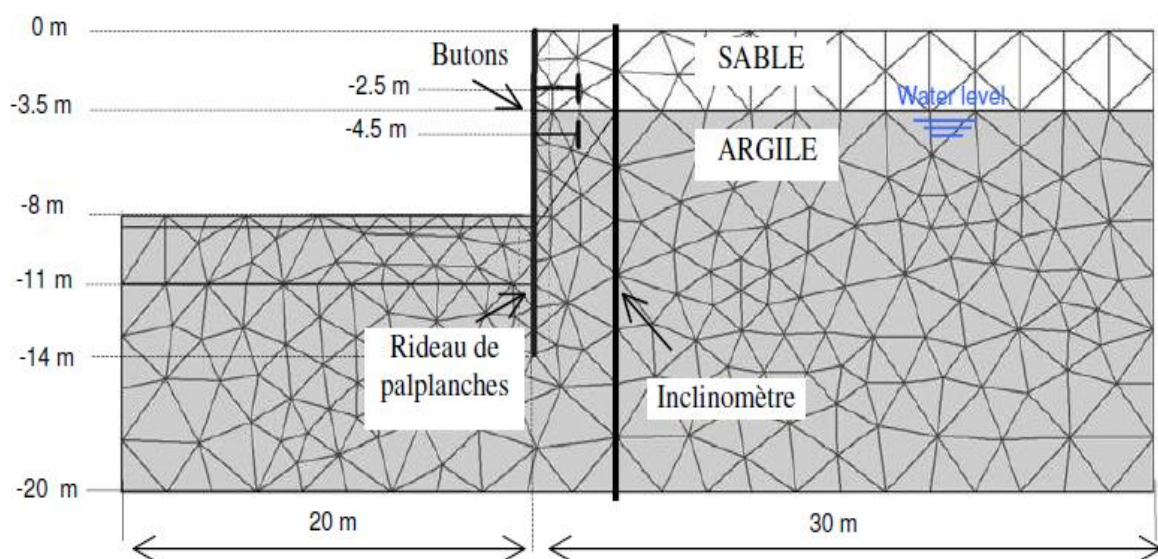


Figure 3.5 - Modèle éléments finis 2D en déformation plane et maillage associé.

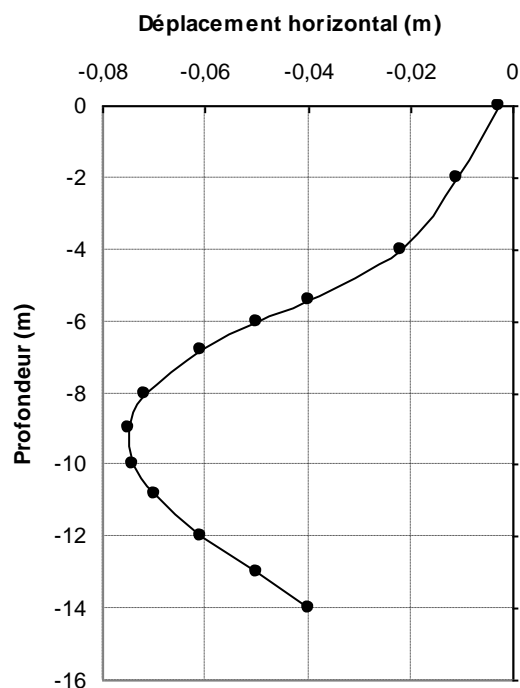


Figure 3.6 - Déplacement horizontal deux mètres derrière le rideau de palplanches en fonction de la profondeur.

Tableau 3.4- 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 <sup>2</sup> /m
Poids linéique	w	2.22	KN/m/m
Epaisseur équivalente	d	0.495	m
Coefficient de poisson	$\nu$	0	-
Butons			
Rigidité normale	EA	$9.0 \cdot 10^5$	KN/m

Tableau 3.5- Valeurs des paramètres des modèles constitutifs de sol Mohr-Coulomb pour les couches de sol du modèle synthétique de soutènement typique de Chicago.

Paramètre	Nom	Couche de sable	Couche d'argile
Module de cisaillement (Kpa)	$G_{ref}$	9000	25000
Coefficient de poisson	$\nu$	0.2	0.2
cohésion (Kpa)	c	0.2	0.2
Angle de frottement (°)	$\phi$	37	26
Angle de dilatance (°)	$\psi$	5	0

### 3.3.3 Etude du cas du glissement du Ciloc

Le site du Ciloc est situé dans une zone tectoniquement complexe ; au nord-ouest de la ville de Constantine en Algérie et sujette à des instabilités actives. Un glissement affecte, depuis février 1987, le versant (de faible pente, 10 à 15 %) au pied du bâtiment B (figure 3.7). La niche d'arrachement de ce glissement passe à quelques mètres du bâtiment B et se développe sur une centaine de mètres, entraînant avec lui le basculement de ce dernier. D'après Benaïssa et Bellouche [153], il semblerait que ces mouvements lents se produisent, essentiellement, dans les sols fins à faible plasticité et ils fluage donnent en surface une morphologie particulière. Il affecte essentiellement les formations argilo-marneuses. Ces formations renferment par endroits une chenalisation sablograveleuse plus ou moins épaisse. Ces niveaux aquifères sont captifs et leur mise en charge provoque par augmentation des pressions interstitielles des plans de rupture. Les sondages de reconnaissance géologique S2, S3 et S9 ont été équipé des inclinomètres destinés essentiellement de suivre à long terme les zones de glissement et de déterminer les déplacements horizontaux [154]. Le sondage qui nous intéresse dans cette étude c'est l'inclinomètre N°9 que leur résultat fera l'objet d'étude approfondie en les comparant avec les résultats numériques (figure 3.8).



Figure 3.7 - Vue des immeubles du site glissé du Ciloc montrant la localisation du glissement de terrain au pied du bâtiment B (flèche) [155].

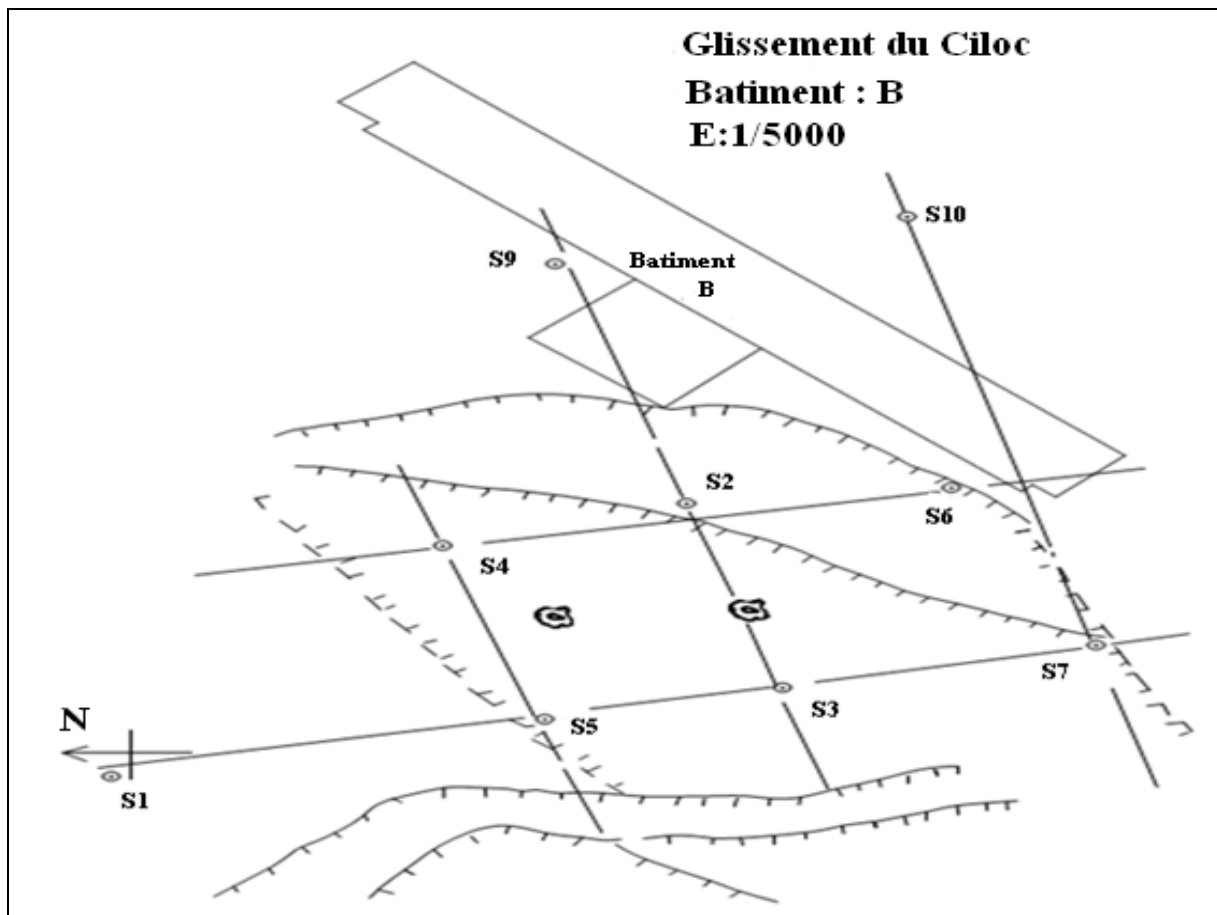


Figure 3.8 - Plan de situation des sondages [03].

### 3.3.3.1 Aperçu sur les mesures inclinométriques

Depuis longtemps déjà (une cinquantaine d'années environ), les pétroliers mesurent la déviation de leurs puits. De telles opérations étaient négligées dans les travaux de génie civil où les déformations de forages généralement assez courts n'ont que peu d'influence sur les résultats recherchés. Mais, on s'est aperçu depuis quelques années de tout l'intérêt que pouvaient présenter de telles mesures dans la surveillance des ouvrages ou dans la prévision du comportement des talus. On rencontre, souvent par exemple, sur les tracés d'autoroutes, des remblais de grande hauteur qui reposent sur des couches d'argiles plastiques très déformables. Sous l'effet de la hauteur qui reposent sur des couches d'argiles plastiques très déformables. Sous l'effet de la charge verticale due au remblai, les argiles tassent, mais ces tassements verticaux s'accompagnent de déplacements horizontaux. Si les théories de la mécanique des sols permettent à l'heure actuelle d'estimer un ordre de grandeur des tassements verticaux, on ne sait pas déterminer l'amplitude des déformations horizontales, leur évolution en fonction du temps, ni leur distribution dans l'espace [03].

Or, ce sont des résultats qu'il est souvent très important de connaître, afin d'estimer, entre autre, les risques que peut représenter un remblai pour les constructions voisines. Si, avant la construction de grands remblais, on prenait soin de mettre en place à l'extérieur de leur emprise et dans les couches déformables, des tubes verticaux souples, la mesure de la déformée de ces tubes nous renseignerait sur le comportement du sol et sur la transmission des efforts horizontaux, et permettrait ainsi de faire progresser la solution d'un problème particulièrement important. De même, on sait que les ruptures de talus qu'il s'agisse de talus naturels ou artificiels (déblais) qui se manifestent par de grands déplacements verticaux et horizontaux, sont en général précédées de petites déformations horizontales. Des tubes souples placés dans des forages réalisés dans les talus permettront de suivre l'évolution de ces déformations et éventuellement de prévoir la rupture [03].

### **3.3.3.2 Principe de mesure**

Dans un forage de petit diamètre (60 ou 80 mm environ) on met en place un tube souple en matière plastique. Pour assurer un contact permanent entre les parois du forage et le tube, on injecte dans l'espace annulaire un mélange de bentonite et de ciment. Le tubage devra en principe être descendu jusqu'à un horizon supposé indéformable (rocher ou marne par exemple) dans lequel il sera profondément scellé. S'il n'existe pas d'horizon indéformable, il faudra, chaque fois que l'on procédera à une mesure, positionner la tête du tube par des procédés topographiques [03].

Le principe consiste à introduire dans ce tube une sonde inclinométrique, et à mesurer l'angle que fait, à une profondeur donnée, l'axe de l'élément du tube guide avec la verticale. L'inclinaison du tube par rapport à la verticale est obtenue, de proche en proche, en déplaçant la sonde avec un pas constant égale à la longueur de la sonde. Le déplacement horizontal du tube par rapport à une position de référence est déterminé par calcul si le déplacement d'au moins une des deux extrémités du tube est mesuré ou connu. La figure 3.9 schématise une mesure à l'inclinomètre dans un massif de sol en mouvement. Les mesures sont répétées avec le même appareillage et selon la même procédure à différents intervalles de temps en vue de déterminer les mouvements du tube inclinométriques [03].

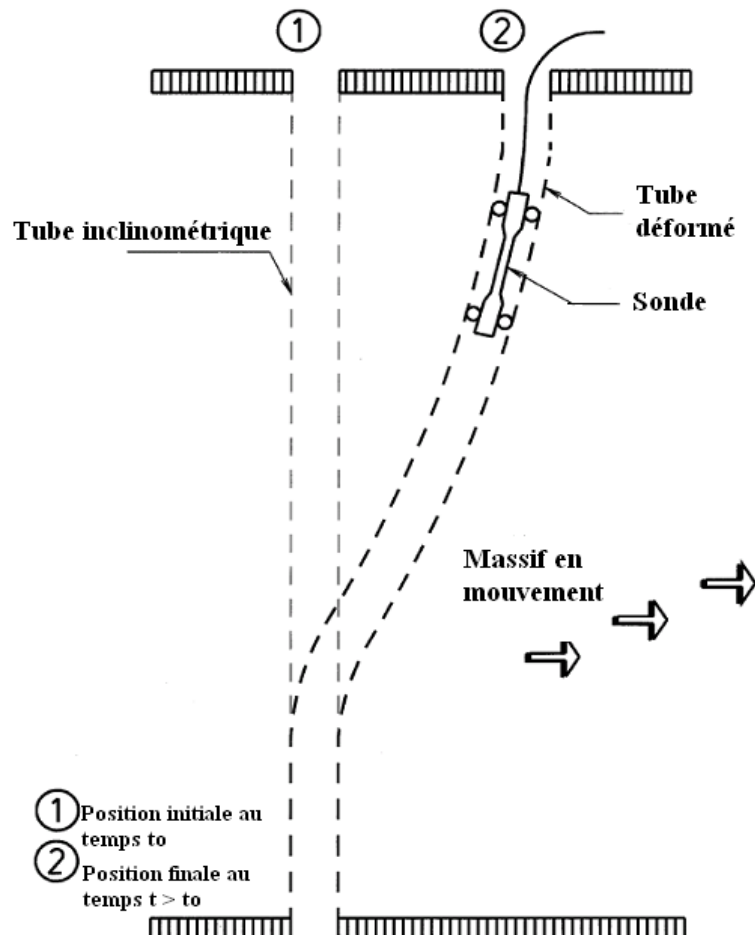


Figure 3.9- Schéma de principe d'une mesure inclinométrique pour un massif de sol.

Le déplacement horizontal, exprimé en mètres, du point de rang  $i$  entre la mesure origine et la mesure de rang  $n$ , dans une direction donnée, si l'on suppose l'axe inférieur du système de guidage de la sonde, lors de la mesure de rang 1 fixe dans le temps [03]:

$$(\Delta X_i)_n = X_{i,n} - X_{i,0} \quad (3.2)$$

Avec :  $X_{i,n}$  est la distance projetée sur l'horizontale entre le point de rang 1 et le point de rang  $i$  pour la série de rang  $n$  dans une direction donnée, exprimée en mètres :

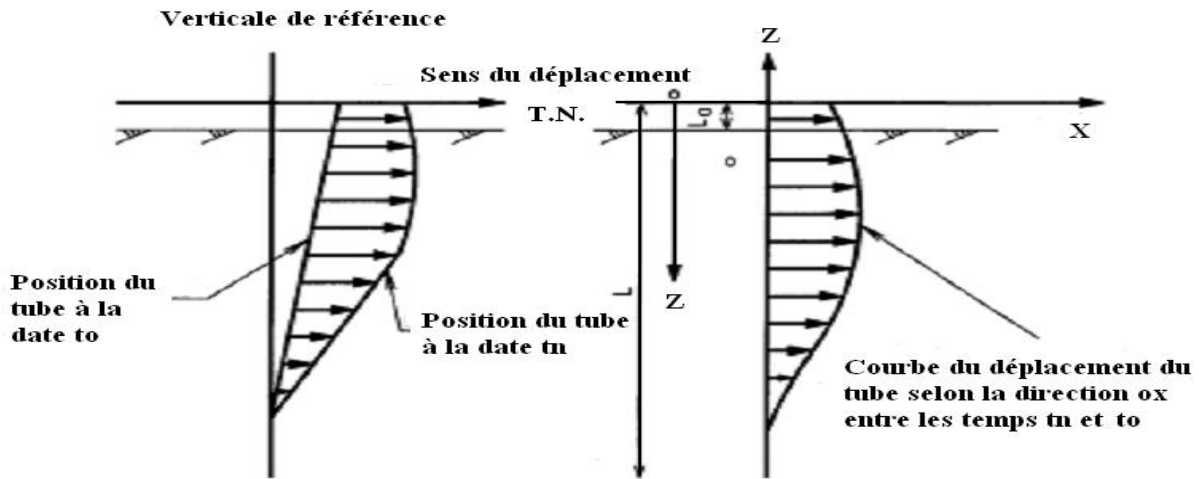
$$X_{i,n} = \alpha \left[ \sum_{k=1}^{k=i} \sin \alpha_k \right]_n \quad (3.3)$$

$(\alpha_i)_n$  est la mesure ; exprimée en radians, de l'inclinaison de la sonde par rapport à la verticale pour un point de mesure de rang  $i$ , dans une direction donnée pour la série de rang  $n$  dans le temps :

$$(\alpha_i)_n = 0,5(\alpha_i' - \alpha_i'')_n \quad (3.4)$$

$\alpha_i'$  ;  $\alpha_i''$  sont les mesures de l'inclinaison de la sonde par rapport à la verticale obtenues en un point donné en tournant la sonde d'un angle  $\pi$  autour de son axe longitudinale.

$\alpha_i'$  et  $\alpha_i''$  sont des valeurs absolues voisines et de signes opposés. Elles sont exprimées en radian (figure 3.10).



a) position du tube par rapport à la verticale de référence aux dates  $t_0$  et  $t_n$  pour une direction donnée

b) Amplitude du déplacement selon  $ox$  du tube entre les dates  $t_0$  et  $t_n$

Figure 3.10 -Notation de mesure.

### 3.3.3.3 Résultats inclinométriques

Le plan d'implantation montre la position des 6 tubes inclinométriques posés dans les sondages N° 2, 3, 4, 5, 6 et 9. Le tableau suivant résume les profondeurs des sondages et les dates de mise en place des tubes inclinométriques :

Tableau 3.6 - Mise en place des tubes inclinométriques et dates de mesures

Sondage N°	Profondeur en (mm)	Date de mise en place	Date de la mesure initiale	Date de la dernière mesure
2	21	22/06/1987	29/06/1987	13/09/1987
3	29	09/05/1987	11/05/1987	06/07/1987
4	27.5	18/05/1987	20/05/1987	14/09/1987
5	29	14/06/1987	17/06/1987	14/09/1987
6	17	27/05/1987	29/05/1987	13/09/1987
9	33	11/06/1987	16/06/1987	19/09/1987

Les déplacements horizontaux de ces trois inclinomètres en fonction du temps sont présentés dans les figures (3.11), (3.12) et (3.13) suivantes :

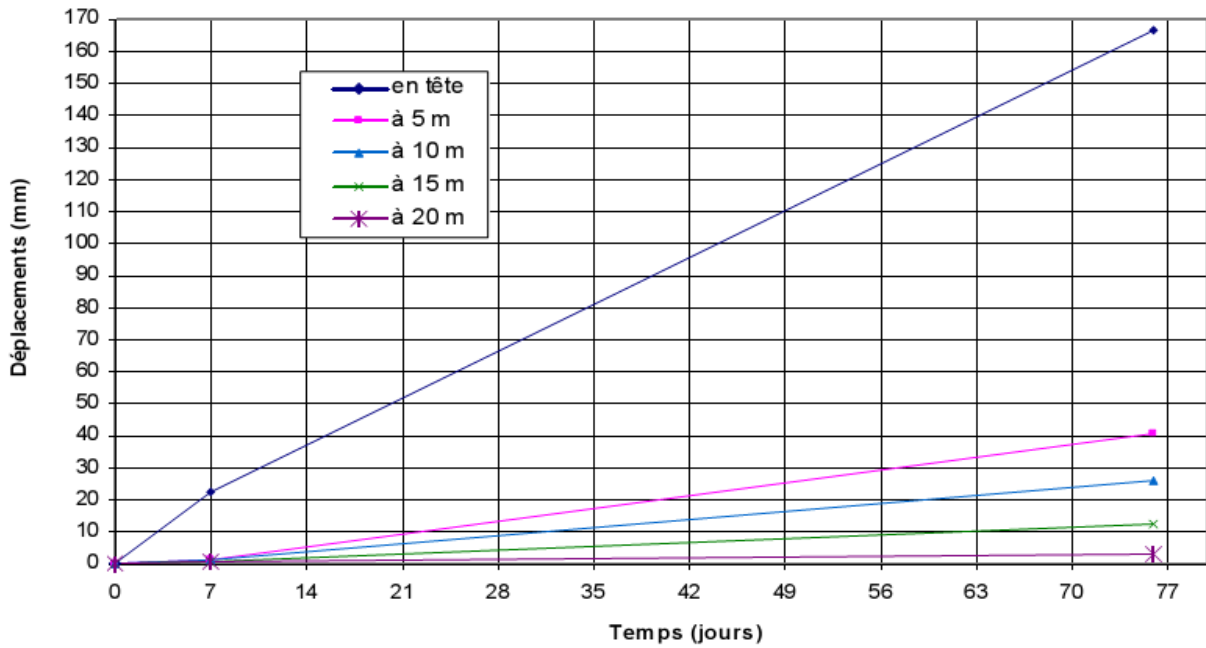


Figure 3.11- Déplacements horizontaux en fonction du temps de l'inclinomètre N°2 [03].

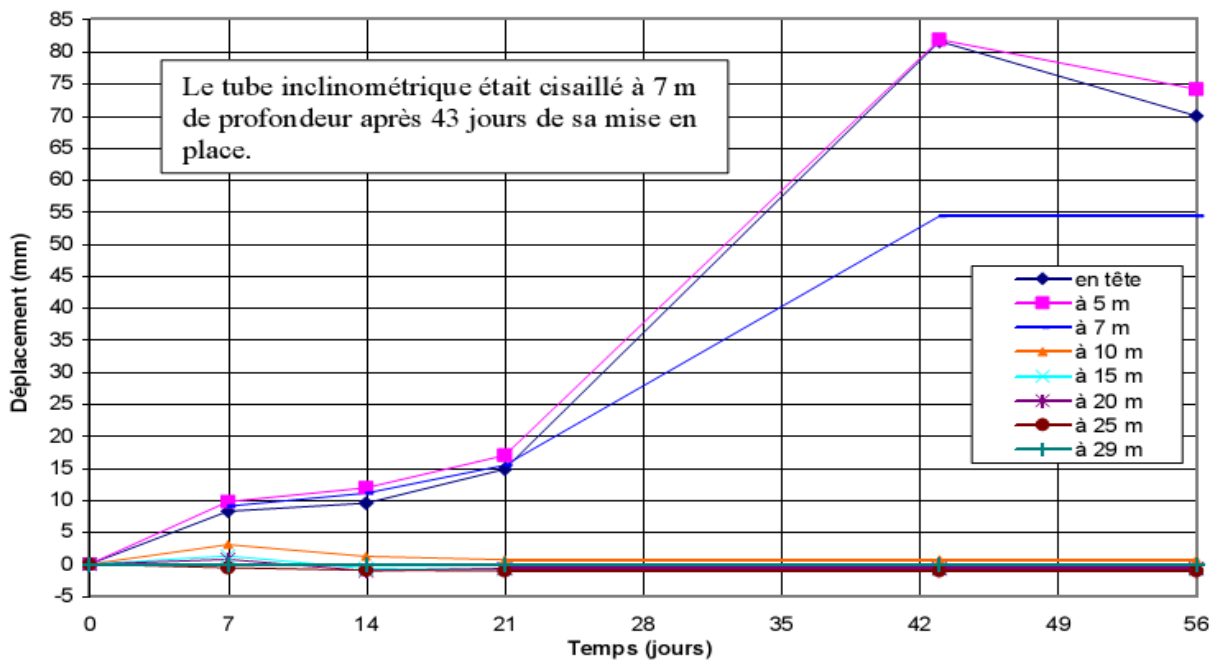


Figure 3.12 - Déplacements horizontaux en fonction du temps de l'inclinomètre N°3 [03].

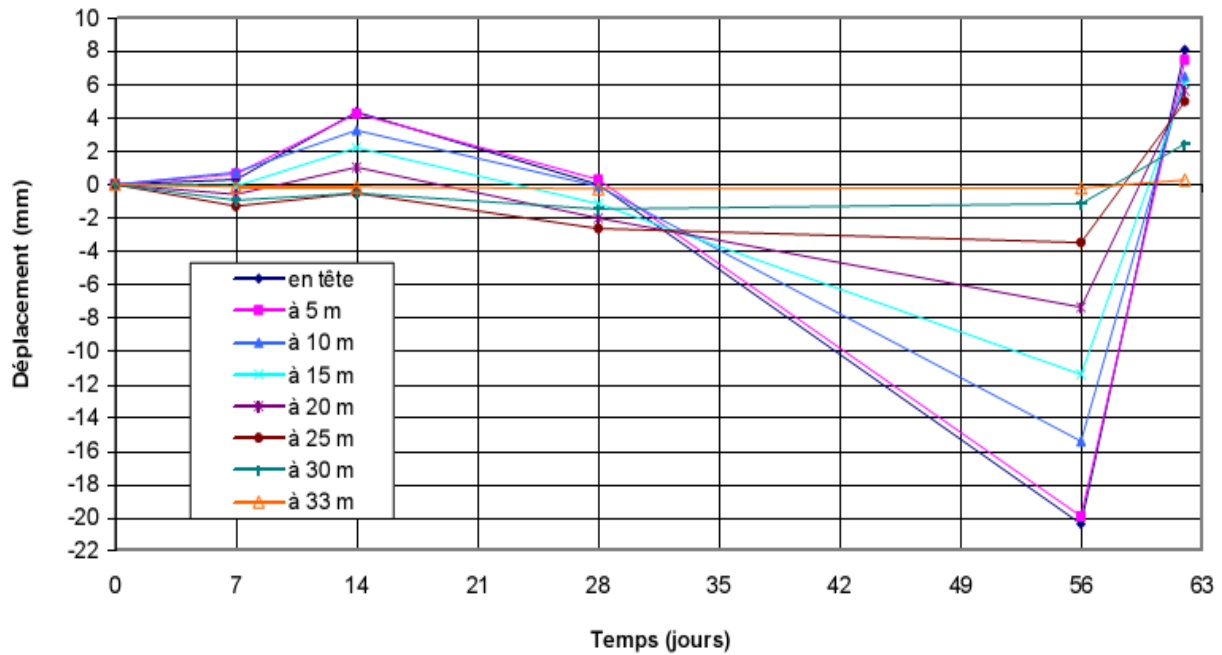


Figure 3.13 - Déplacements horizontaux en fonction du temps de l'inclinomètre N°9 [03].

D'après ces courbes déplacement-temps, il est évident que l'évolution du déplacement d'un point du site instable (à l'intérieur ou à la surface du sol) est très variable dans le temps. Notons que les valeurs positives représentent des déplacements vers l'aval et les valeurs négatives représentent des déplacements vers l'amont.

Cependant, nous remarquons un déplacement de tout le tube inclinométrique N°2 vers l'aval de 5 à 20.50 m rejoignant la valeur de 1.65 mm à la base et un déplacement des 5 premiers mètres de 40 à 170 mm. Par contre l'inclinomètre N°3 est pratiquement stable en profondeur, en marquant une grande vitesse de déplacement du tube de 0 à 7 m de profondeur après 21 jours de sa mise en place, ce mouvement conduisait au cisaillement du tube à 7 m de profondeur après 43 jours de sa mise en place. Ce qui explique le léger recul du tube vers l'amont de l'ordre de 10 mm car les calculs n'ont pas tenus compte des déplacements de la base. En fin le sondage n'est plus exploitable. Concernant l'inclinomètre N°9, nous remarquons une translation de tout le tube vers l'aval pendant les premiers 14 jours, puis un déplacement plus important de tout le tube vers l'amont. Après 56 jours une reprise du mouvement vers l'aval avec accélération.

Il est à souligner que les résultats du sondage 9 feront l'objet d'étude approfondie dans cette thèse en les comparant avec les résultats numériques.

### 3.3.3.4 Modélisation de l'ouvrage

Notre modèle numérique à une hauteur de 49 m et une largeur de 272 m (figure 3.14). Il est constitué de trois couches :

Couche 01 : Argiles sableuses graveleuses ;

Couche 02 : Sables et graviers ;

Couche 03 : Argiles marneuses sableuses compactes.

Le modèle de référence se fait par des éléments triangulaires à 15 nœuds. Il est constitué de 219 éléments, 1871 nœuds et 2628 points de contrainte (figure 3.15).

Les calculs sont effectués en déformation plane, à partir d'une initialisation des contraintes hydrostatiques. Trois phases de calculs sont envisageables :

- Phase 1 : un calcul plastique avec le modèle Mohr-Coulomb en condition drainée en appliquant le chargement gravitaire pour obtenir les contraintes effectives initiales.
- Phase 2 : un calcul plastique en remettant les déplacements initiaux engendrés par le chargement gravitaire dans la première phase à zéro.
- Phase 3 : détermination du coefficient de sécurité avec la méthode de réduction des paramètres de résistance du sol (Phi-C réduction).

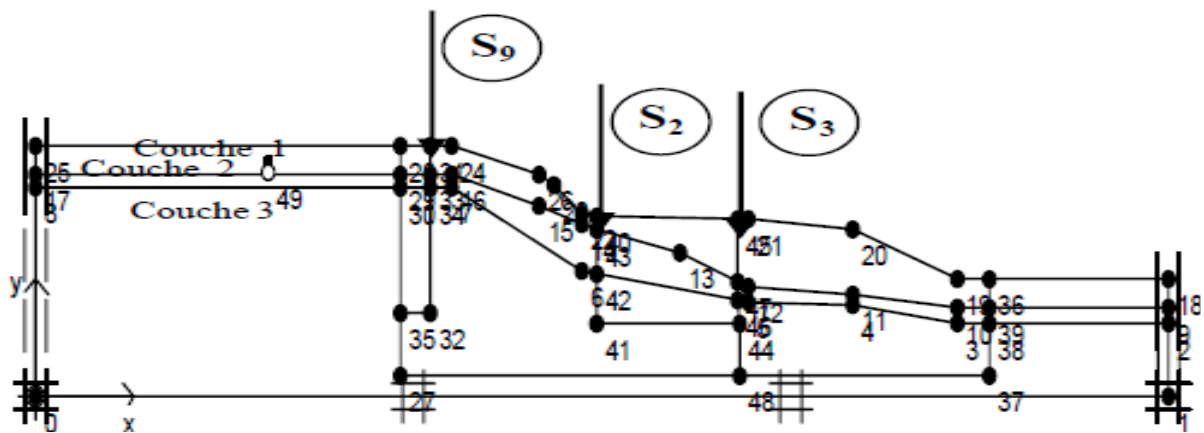


Figure 3.14 - Le modèle numérique (référence).

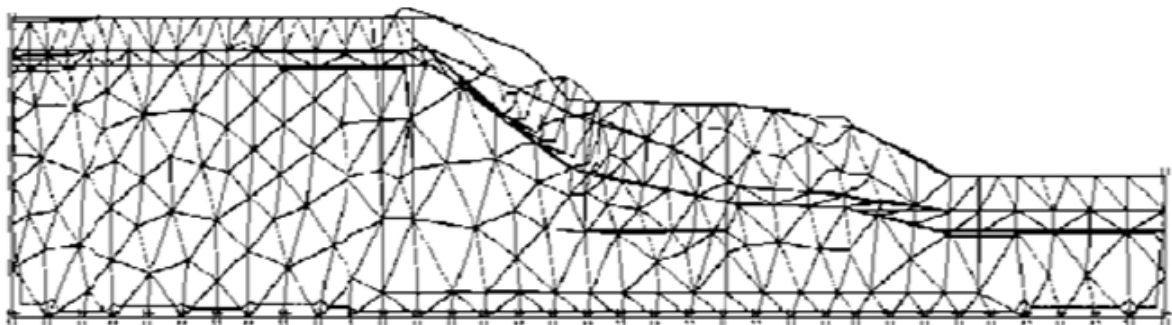


Figure 3.15 - Maillage déformé.

Les caractéristiques mécaniques des trois couches de sol sont représentées dans le tableau 3.7 ci-dessous [03]:

Tableau 3.7- Valeurs des paramètres des modèles constitutifs de sol Mohr-Coulomb pour les couches de sol du modèle de référence du Ciloc.

Couche N°	$\gamma_d$ (kn/m <sup>3</sup> )	$\gamma_{sat}$ (kn/m <sup>3</sup> )	C (kn/m <sup>2</sup> )	$\phi$ (°)	$G_{ref}$ (kn/m <sup>2</sup> )	$\nu$
01	17	19.5	15	12	376	0.33
02	15	17.5	8	21	385	0.30
03	18	21.5	55	22	1154	0.30

Compte tenu de ces informations a priori, nous cherchons à identifier deux paramètres : le module de cisaillement  $G_{ref}$  et l'angle de frottement  $\phi$  selon les travaux Benaissa et al, 1989 [156] nous allons prendre les paramètres de la première couche du modèle de référence puisqu'elle est la couche la plus sensible. Le déplacement horizontal du talus (mesure d'inclinomètre N°09) en fonction de la profondeur pour les valeurs des paramètres :  $G_{ref} = 376$  kpa et  $\phi = 12^\circ$  (figure 3.16), ces paramètres sont ensuite considérés inconnus est utilisé comme donnée expérimentale dans la procédure d'analyse inverse.

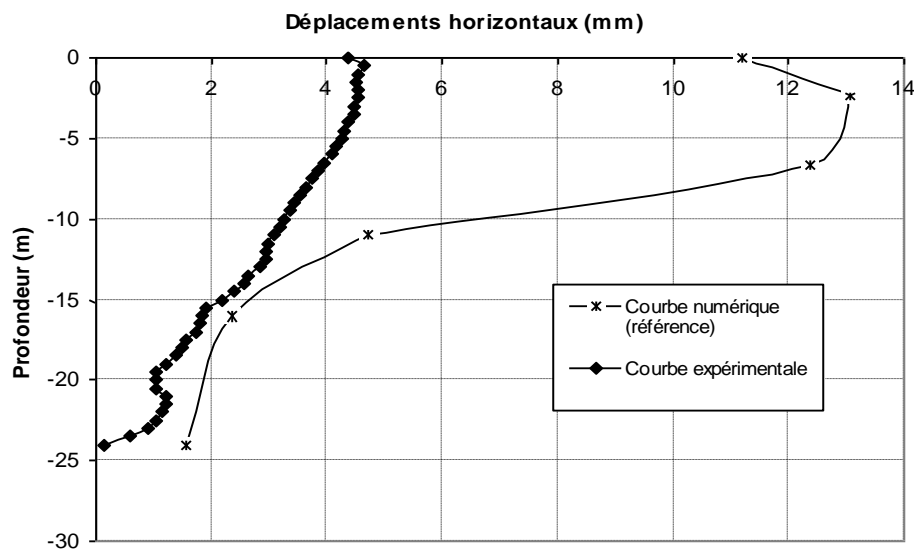


Figure 3.16- Déplacements horizontaux en fonction de la profondeur au niveau d'inclinomètre N°09.

### 3.4 Conclusions

L'utilisation des modèles numériques dans les multiples configurations en géotechnique est une composante essentielle pour l'analyse du comportement des ouvrages et de terrains. Mais Pour bien poser le problème d'optimisation il reste toujours le bon choix des paramètres de modélisation et l'interprétation des résultats.

Dans ce chapitre une modélisation numérique bidimensionnelle a été effectuée avec le logiciel Plaxis en utilisant le modèle de comportement Mohr-Coulomb pour les deux ouvrages de soutènements synthétiques (le rideau de palplanches expérimental de Hochstetten, l'excavation en milieu urbain réalisée à Chicago) et le modèle de glissement du Ciloc de Constantine afin de simuler les expérimentations effectuées in situ. La réponse numérique obtenue est ensuite comparée aux données expérimentales disponibles.

# Chapitre 4

## Simulations Numériques

### 4.1 Validation des méthodes d'optimisations

Les principales étapes de la méthode d'optimisation montrent qu'il faut d'abord se donner un problème géotechnique et le modéliser numériquement. Pour cela, le code éléments finis Plaxis est utilisé. Il convient ensuite de poser le problème inverse. Nous avons vu, au chapitre 3, 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. 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 2.3.

Enfin, cet écart est minimisé par deux différents algorithmes d'optimisation (AG et AG hybride). 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. Suivant les principes rappelés ci-dessus, voyons quels résultats peuvent être obtenus par ces méthodes pour identifier les caractéristiques mécaniques des sols à partir de données géotechniques mesurées in situ.

Dans le but de tester la convergence et l'efficacité des deux méthodes stochastique, nous allons développer deux programmes sous Matlab 07. Le premier programme utilise la méthode d'algorithme génétique et Le second programme, utilise la méthode d'algorithme génétique hybride avec la méthode de la recherche Tabou, ces deux programmes ont été utilisés pour identifier les meilleures jeux de paramètres de sol qui détermine l'optimum de la fonction erreur.

#### 4.1.1 Sur le rideau de palplanches expérimental de Hochstetten

Pour tester les méthodes, des données expérimentales synthétiques sont construites numériquement à partir d'un ouvrage typique de soutènement. La modélisation éléments finis de cet ouvrage de soutènement est représentée sur la figure 3.2.

Maintenant que le contexte de l'étude est posé, il est nécessaire de tester les méthodes à fin d'en définir plus précisément le fonctionnement. Pour cela, un ouvrage synthétique est étudié. C'est une application géotechnique créée numériquement qui permet 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 [06].

Dans ce qui suit, les méthodes d'optimisation (AG et AG Hybride) sont testées pour identifier deux paramètres du modèle de Mohr-Coulomb, le module de cisaillement  $G_{ref}$  et de l'angle de frottement  $\phi$ , à partir de la déformée horizontale d'un écran de soutènement. Cet exemple sert de référence pour décrire le principe d'optimisation des deux méthodes d'optimisation précédente (AG, AG Hybride).

#### **4.1.1.1 Le modèle inverse associé au rideau de palplanches**

Pour l'analyse inverse de cet ouvrage de soutènement synthétique, seul le déplacement horizontal du rideau de palplanches suite à l'excavation est utilisé pour l'analyse inverse. Cette courbe de référence, présentée sur la figure 3.3, est calculée pour les paramètres du sable d'Hostun définis dans le tableau 3.2. Elle correspond au déplacement horizontal des nœuds du modèle éléments finis sur toute la hauteur du rideau.

Les valeurs des paramètres du modèle décrit au tableau 3.2 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 les algorithmes d'optimisations. Pour cet exemple simple, deux paramètres de sol sont supposés inconnus: le module de cisaillement  $G_{ref}$  et l'angle de frottement  $\phi$ .

Conformément à la description des méthodes d'optimisation (détaillées au chapitre 2), l'identification des paramètres  $G_{ref}$  et  $\phi$  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).

#### 4.1.1.1.1 Application d'Algorithme Génétique

Les algorithmes génétiques figurent parmi les méthodes stochastiques qui sont capables de maîtriser de telles situations. Ils connaissent actuellement un essor considérable dans le domaine de l'optimisation des problèmes géotechniques, grâce à leur universalité, fiabilité et robustesse. Ils ont été utilisés récemment pour la résolution de certains problèmes d'optimisation où ils ont montré de nombreux avantages par rapport aux méthodes classiques d'optimisation. La robustesse est une des caractéristiques principales des algorithmes génétiques. En effet, ils permettent de fournir une ou plusieurs solutions de bonne qualité qui ne comprennent pas nécessairement la solution optimale au sens mathématique mais qui se révèlent suffisantes en pratique pour des problèmes très variés, en sollicitant un investissement en temps et puissance de calcul assez faible [142]. Dans ce travail, le choix d'algorithme génétique pour l'optimisation de cet ouvrage synthétique est motivé, d'une part, par la nature du problème d'optimisation et, d'autre part, par la robustesse et l'efficacité de cet algorithme pour la recherche d'une solution très proche de l'optimum ou presque optimale. Les caractéristiques adoptées pour cet algorithme génétique sont détaillées ci-dessous [06]:

Dimensions de l'espace de recherche:

$$11000 \leq G_{\text{ref}} \leq 83000 \text{ kPa}$$

$$14 \leq \phi \leq 46^\circ$$

Finesse du maillage:

$$\Delta G_{\text{ref}} = 1125 \text{ kPa}$$

$$\Delta \phi = 0.5^\circ$$

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 :  $N_{\text{bit}} = 12$ . L'optimisation à l'intérieur de l'espace de recherche est contrôlée par la fonction erreur  $F_{\text{err}}$  de type moindres carrés, qui mesure l'écart entre des données mesurées expérimentalement  $U_{\text{ei}}$  (la courbe de référence sur la figure 3.3) et des données calculées numériquement  $U_{\text{ni}}$  (éq.2.3). Le programme d'Algorithme Génétique utilisée dans notre thèse est établi sur le code de programmation Matlab version 07. De nombreux paramètres influencent la résolution du problème d'optimisation par algorithme génétique. Nous avons relevé qu'une bonne précision avec un temps de calcul relativement acceptable est obtenue en appliquant les paramètres suivants :

- Population initiale  $P_0$  égale à 30 individus ;
- Probabilité de croisement  $P_c = 0.6$  ;

- Probabilité de mutation  $P_m = 0.08$  ;
- Nombre de génération 100.

L'efficacité d'un algorithme génétique dépend fortement du choix de ses paramètres de contrôle, dont le réglage reste très empirique [143].

#### 4.1.1.1.1 Résultats d'optimisation

L'évaluation des solutions se fait à partir de la fonction erreur citée à l'équation 2.3. Le programme d'algorithme génétique utilisé dans notre étude est établi sur le code de programmation Matlab version 07. Le programme d'algorithme génétique est d'abord lancé pour l'identification des deux paramètres de Mohr-Coulomb  $G_{ref}$  et  $\phi$ , à partir de la déformée horizontale d'un écran de soutènement en fonction de la profondeur. La figure 4.1 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. Partant d'une population initiale uniformément répartie sur l'espace de recherche les individus évoluent dès la première génération du processus d'optimisation vers une zone de l'espace où  $F_{err}$  est minimale. Ceci se traduit par une forte baisse de la valeur moyenne de la fonction erreur entre la génération 0 et les générations 1et 4. Ensuite, les individus parents se stabilisent sur une unique combinaison de paramètres solution du problème pour laquelle  $F_{err}$  est minimale. Ceci caractérise la convergence de l'algorithme. Finalement, l'optimum identifié du problème, soit la combinaison de paramètres suivante:

$$G_{ref} = 21125 \text{ kPa}$$

$$\phi = 34^\circ$$

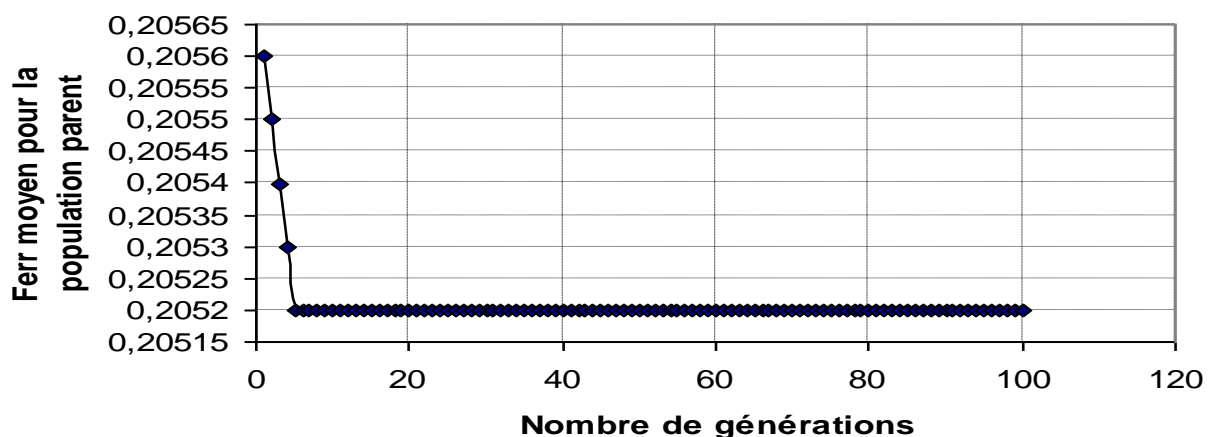


Figure 4.1- Le rideau de palplanches expérimental de Hochstetten : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb  $G_{ref}$  et  $\phi$ . Évolution de la moyenne de la fonction erreur moyenne sur la population parent en fonction des générations d'algorithme génétique.

Cet exemple montre que l'optimisation par algorithme génétique permet d'identifier le module de cisaillement  $G_{ref}$  et l'angle de frottement  $\phi$  d'un sable derrière une excavation à partir de la mesure de la déformation d'un rideau de palplanches [157; 158].

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 4.1 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.

Tableau 4.1 - Le rideau de palplanches expérimental de Hochstetten : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb  $G_{ref}$  et  $\phi$ . Tableau récapitulatif des résultats obtenus pour trois optimisations par algorithme génétique.

Paramètre	Valeur identifiée	$F_{err}$	Nombre de générations
Optimisation n°1			
$G_{ref}$	27875 Kpa	0.2056	1
$\phi$	39°		
Optimisation n°2			
$G_{ref}$	27875 Kpa	0.2054	3
$\phi$	29°		
Optimisation n°3			
$G_{ref}$	21125 Kpa	0.2052	5
$\phi$	34°		

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.

Le calcul de l'écart type sur chacun des combinaisons de paramètres permet d'estimer l'optimum statistique du problème. Cette définition statistique de l'optimum du problème montre que l'évaluation des valeurs des paramètres  $G_{ref}$  et  $\phi$  est très proches de la solution exacte. De plus, ces combinaisons de paramètres assurent une acceptable reproduction des mesures expérimentale comme illustré par la figure 4.2.

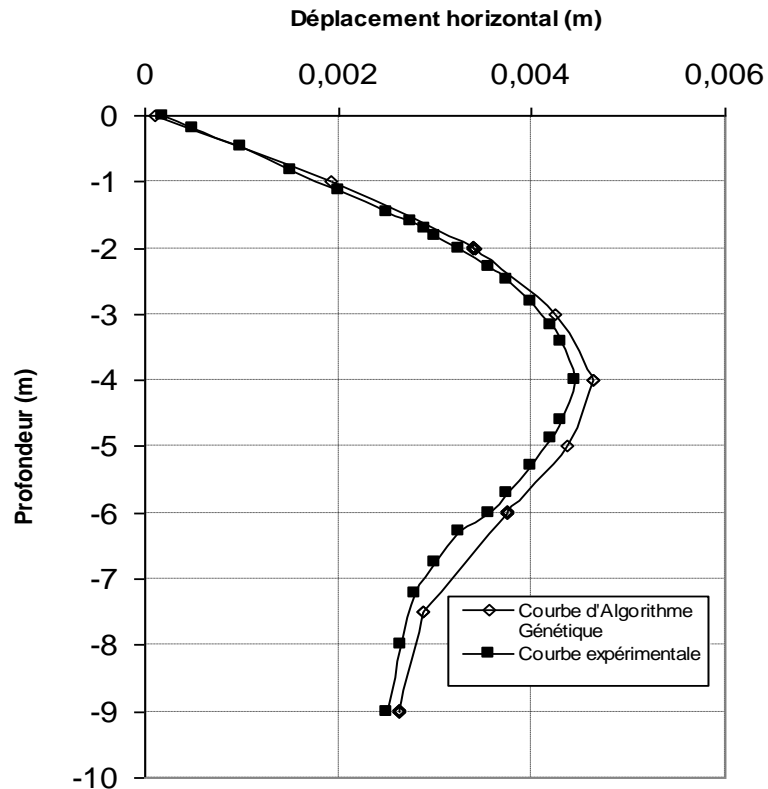


Figure 4. 2 - Déplacement horizontal du rideau de palplanches en fonction de la profondeur.

#### 4.1.1.1.2 Application d'Algorithme Génétique Hybride

En ce qui concerne l'hybride que nous avons réalisé, un algorithme génétique et un algorithme de la recherche Tabou collaborent alors qu'ils traitent deux problèmes d'optimisation distincts. La recherche Tabou résout le problème propre pendant que l'algorithme génétique lui fournit des solutions de départ dans des zones de l'espace de recherche encore peu explorées. Ils coopèrent à travers une zone d'échange, la liste Tabou à laquelle la méthode Tabou communique les zones déjà explorées et l'algorithme génétique communique de nouveaux points dans des zones non encore visitées. Les caractéristiques spécifiques de notre algorithme génétique hybride sont les mêmes adoptées pour l'algorithme génétique [06]:

Dimensions de l'espace de recherche:

$$11000 \leq G_{ref} \leq 83000 \text{ kPa}$$

$$14 \leq \phi \leq 46^\circ$$

Finesse du maillage:

$$\Delta G_{ref} = 1125 \text{ kPa}$$

$$\Delta \phi = 0.5^\circ$$

$N_{bit} = 12$ . L'optimisation à l'intérieur de l'espace de recherche est contrôlée par la fonction erreur  $F_{err}$ , de type moindres carrés, qui mesure l'écart entre des données mesurées expérimentalement  $U_{ei}$  (la courbe de référence figure 3.3) et des données calculées numériquement  $U_{ni}$  (éq.2.3). L'optimisation par algorithme génétique hybride peut être réalisée de façon aisée tout en jouant sur les paramètres d'entrée de l'algorithme.

Les paramètres d'entrée du programme d'algorithme génétique hybride sont :

- Population initiale  $P_0$  égale à 30 individus ;
- Probabilité de croisement  $P_c = 0.6$  ;
- Probabilité de mutation  $P_m = 0.04$  ;
- Le facteur d'amélioration local utilisé pour notre Algorithme Génétique Hybride est le paramètre d'intensification ;
- La taille de la liste taboue est choisie égale à  $T = 3$
- Nombre de génération égal à 100.

#### **4.1.1.1.2.1 Résultats d'optimisation**

Après lancement du programme d'algorithme génétique hybride pour l'identification des deux paramètres de Mohr-Coulomb  $G_{ref}$  et  $\phi$ , à partir de la déformée horizontale d'un écran de soutènement.

La figure 4.3 présente l'évolution de la moyenne de la fonction erreur sur les populations parents de l'algorithme génétique hybride en fonction des générations du processus d'optimisation pour une population de l'algorithme génétique hybride composée de 30 individus, 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  $F_{err}$  est minimale. Après seulement deux itérations, l'algorithme a convergé et les individus parents se stabilisent sur une unique combinaison de paramètres solution du problème. Finalement, l'optimum identifié du problème, soit la combinaison de paramètres suivante:

$$G_{ref} = 20000 \text{ kPa}$$

$$\phi = 34^\circ$$

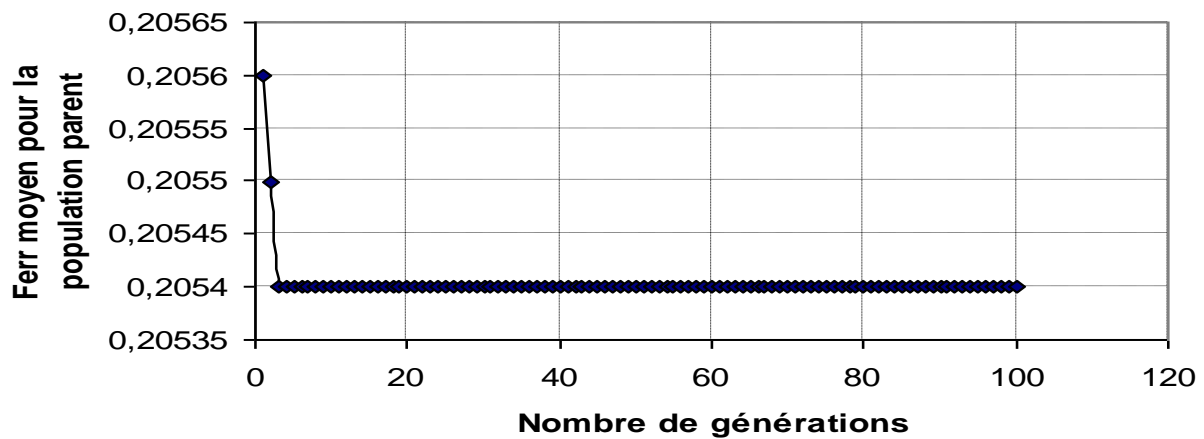


Figure 4. 3- Le rideau de palplanches expérimental de Hochstetten : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb  $G_{ref}$  et  $\phi$ . Évolution de la moyenne de la fonction erreur moyenne sur la population parent en fonction des générations d’algorithme génétique hybride.

On remarque à partir de cet exemple que l’optimisation par algorithme génétique hybride ne garantit pas l’identification d’une même combinaison de paramètres que l’optimisation par algorithme génétique. Ceci montre que même dans ce cas synthétique et avec l’optimisation par algorithme génétique hybride, plusieurs combinaisons de paramètres peuvent être considérées solutions approchées du problème comme illustré par le tableau 4.2

Tableau 4.2 - Le rideau de palplanches expérimental de Hochstetten : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb  $G_{ref}$  et  $\phi$ . Tableau récapitulatif des résultats obtenus pour trois optimisations par algorithme génétique hybride.

Paramètre	Valeur identifiée	$F_{err}$	Nombre de générations
Optimisation n°1			
$G_{ref}$	18875Kpa	0.2056	1
$\phi$	29°		
Optimisation n°2			
$G_{ref}$	24500 Kpa	0.2055	2
$\phi$	36°		
Optimisation n°3			
$G_{ref}$	20000 Kpa	0.2054	3
$\phi$	34°		

Dans le cadre de notre application, l’algorithme génétique hybride converge plus vite vers des solutions approchées du problème géotechnique à cause du paramètre d’intensification (paramètre d’amélioration local) de la recherche tabou qui nous donne dans ce cas une très bonne exploitation de l’espace de recherche dans un temps raisonnable.

L’optimisation par algorithme génétique hybride montre que l’optimum du problème identifié diffère légèrement de la solution exacte du problème. C'est-à-dire que ces combinaisons de

paramètres ne produisent pas suffisamment les mesures expérimentales. Comme illustré par la figure 4.4.

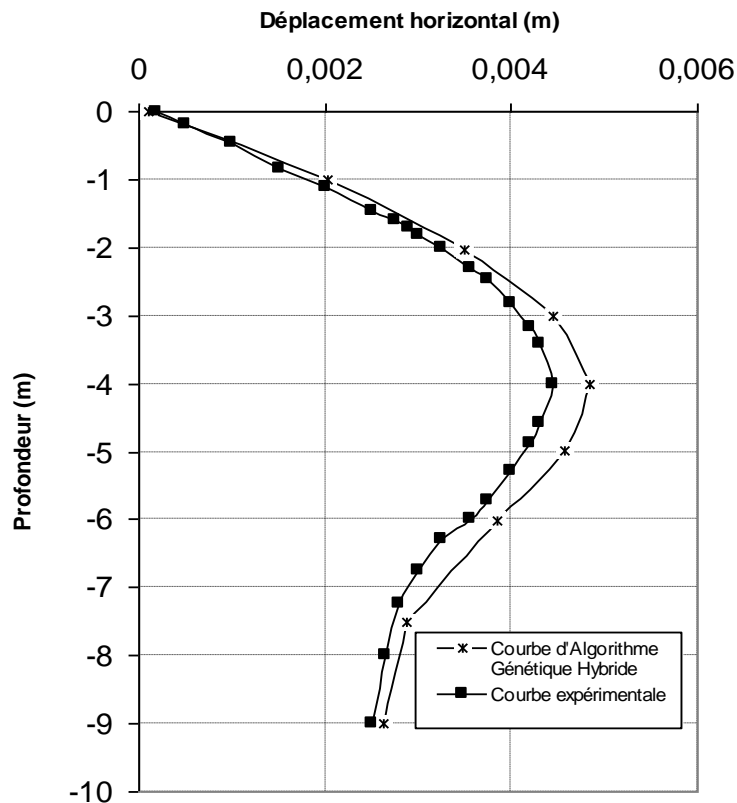


Figure 4. 4 - Déplacement horizontal du rideau de palplanches en fonction de la profondeur.

#### 4.1.1.2 Comparaison des résultats obtenus par les deux méthodes d'optimisation

Cet exemple montre que l'optimisation par algorithme génétique permet d'identifier le module de cisaillement  $G_{ref}$  et l'angle de frottement  $\phi$  d'un sable derrière une excavation à partir de la mesure de la déformation d'un rideau de palplanches. L'étude de ce problème simple de géotechnique met en lumière quelques points quant à l'optimisation de problèmes géotechniques par les méthodes stochastiques. La comparaison des déplacements horizontaux du rideau de palplanches obtenus par les courbes d'optimisations stochastiques (l'algorithme génétique et l'algorithme génétique hybride) et celle obtenus expérimentalement par les mesures in situ montre que d'une manière générale que l'optimisation par algorithme génétique donne un résultat globalement proche de l'expérience et un léger écart observé entre la courbe d'optimisation par algorithme génétique hybride et celle de la courbe expérimentale (figure 4.5). Nous pouvons donc conclure que la courbe d'optimisation par algorithme génétique constitue effectivement une approximation satisfaisante du

comportement réel du rideau de palplanches par rapport à la courbe d'optimisation par algorithme génétique hybride.

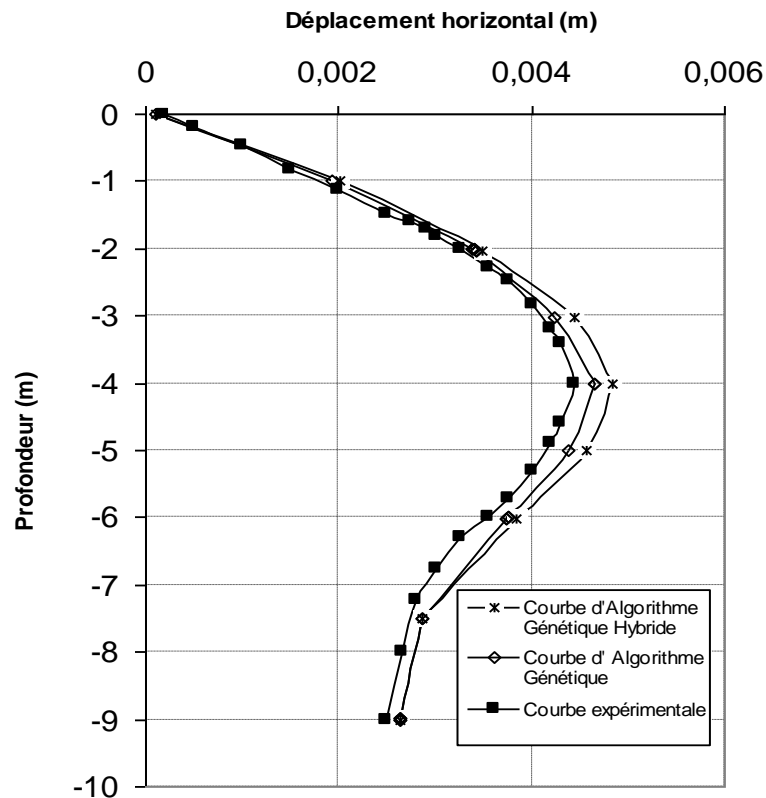


Figure 4.5 - Déplacement horizontal du rideau de palplanches en fonction de la profondeur.

#### 4.1.1.3 Commentaires sur l'application des méthodes d'optimisation sur le rideau de palplanches expérimental de Hochstetten

Dans cet exemple d'ouvrage de soutènement synthétique, nous avons validé la capacité des deux méthodes d'optimisation (AG et AGH) à identifier les deux paramètres de Mohr-Coulomb ( $G_{ref}$ ,  $\phi$ ). Le résultat obtenu par l'application de la méthode d'algorithme génétique montre qu'à partir d'une population initiale uniformément répartie sur l'espace de recherche l'optimum a été obtenu après 4 générations pour les 100 générations du programme d'algorithme génétique. Cependant l'amélioration a été plus rapide et plus efficace concernant l'algorithme génétique hybride, où l'optimum a été obtenu après seulement 02 générations pour la totalité des générations. Donc, l'optimisation globale de cet ouvrage de soutènement synthétique montre qu'un algorithme génétique seul est robuste permet d'identifier un optimum satisfaisant. Cet optimum présente une très bonne reproduction des données expérimentales, mais coûteux en temps de calcul. Au contraire, une méthode d'algorithme génétique hybride est plus rapide mais dans certains cas ne peut pas converger vers la bonne

solution du problème à cause du mécanisme de la recherche tabou qui enregistre la meilleure solution parmi les voisins même si elle est moins bonne que la solution courante pour éviter de tomber dans un optimum local.

#### **4.1.2 Sur l'excavation en milieu urbain réalisée à Chicago**

Après avoir détaillé la procédure d'optimisation par algorithme génétique et par algorithme génétique hybride sur le premier ouvrage de soutènement synthétique (le rideau de palplanches d'Hochstetten), il est nécessaire de tester les méthodes d'optimisation stochastique sur un autre ouvrage de soutènement synthétique choisi pour représenter une excavation typique dans l'argile de Chicago, cet ouvrage est représentée sur la figure 3.5.

Pour cette application nous avons testé les capacités des méthodes d'optimisations (AG et AG Hybride) à identifier les valeurs de deux paramètres du modèle de Mohr-Coulomb, le module de cisaillement  $G_{ref}$  et de l'angle de frottement  $\phi$ , à partir du déplacement horizontal mesuré par l'inclinomètre [06]. Notons que l'identification ne concernant que les paramètres de la couche d'argile.

##### **4.1.2.1 Le modèle inverse associé à l'excavation en milieu urbain réalisée à Chicago**

Les paramètres les plus influents sur la déformée horizontale d'un rideau de palplanches sont le module de cisaillement  $G_{ref}$  et l'angle de frottement  $\phi$  [06]. Les valeurs de ces paramètres sont recherchées par analyse inverse. Pour cette étude, la courbe de référence, présentée sur la figure 3.6, est calculée pour les paramètres de la couche d'argile définis dans le tableau 3.5.

###### **4.1.2.1.1 Application d'Algorithme Génétique**

Dans cette étude, l'optimisation par algorithme génétique est donc équivalente à un processus d'identification des paramètres d'un modèle constitutif de sol, Le recours à cette méthode de résolution pour l'optimisation de cet ouvrage synthétique justifié par l'obtention d'une solution très proche de l'optimum ou presque optimale. Pour cette identification, l'espace de recherche est défini comme suit [06]:

Dimensions de l'espace de recherche :

$$6046 \leq G_{ref} \leq 99358 \text{ kPa}$$

$$14 \leq \phi \leq 46^\circ$$

Finesse du maillage:

$$\Delta G_{ref} = 1458 \text{ kPa}$$

$$\Delta \phi = 0.5^\circ$$

Ce qui suppose une représentation de chaque paramètre sur une chaîne binaire de 6 bits :

$N_{\text{bit}} = 12$  bits. L'optimisation à l'intérieur de l'espace de recherche est contrôlée selon la fonction erreur  $F_{\text{err}}$  (éq.2.3). Le lancement du programme d'algorithme génétique nécessite l'application des paramètres suivants :

- Population initiale  $P_0$  égale à 30 individus ;
- Probabilité de croisement  $P_c = 0.6$  ;
- Probabilité de mutation  $P_m = 0.08$  ;
- Nombre de génération 100.

#### 4.1.2.1.1 Résultats d'optimisation

L'identification des deux paramètres de Mohr-Coulomb  $G_{\text{ref}}$  et  $\phi$  par le programme d'algorithme génétique est basé sur le déplacement horizontal mesuré par l'inclinomètre, en fonction de la profondeur. La figure 4.6 montre que pour l'optimisation par algorithme génétique, la valeur de  $F_{\text{err}}$  chute fortement à partir de la première génération, caractérisant l'identification d'un ensemble de solutions approchées dès les premières générations. Puis, elle évolue progressivement entre la génération 02 et la génération 03 et 4 jusqu'à ce que tous les individus parents soient égaux à une même combinaison de paramètres solution du problème. Ceci caractérise la convergence de l'algorithme. Finalement, l'optimum identifié du problème, soit la combinaison de paramètres suivante:

$$G_{\text{ref}} = 25000 \text{ kPa}$$

$$\phi = 26^\circ$$

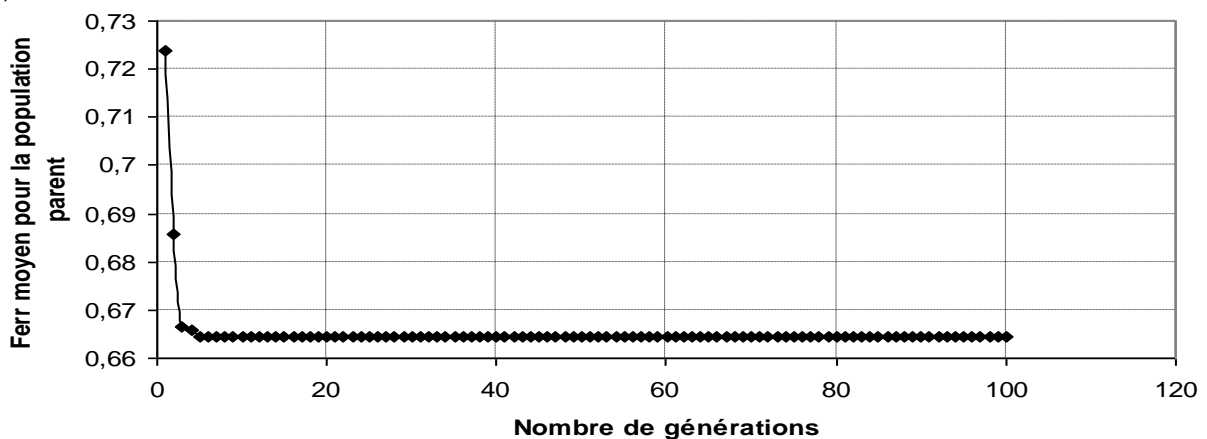
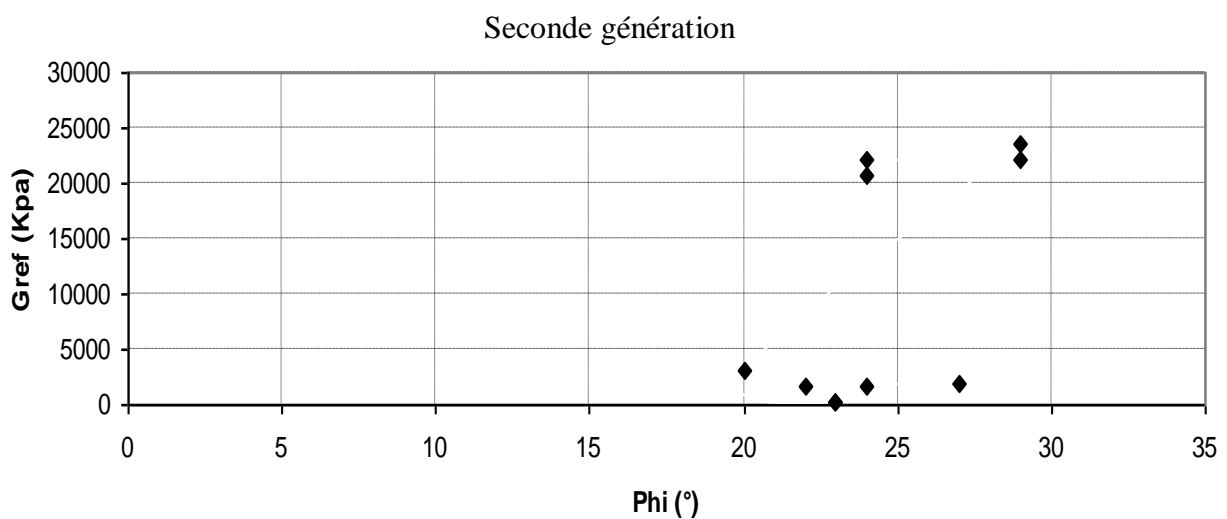
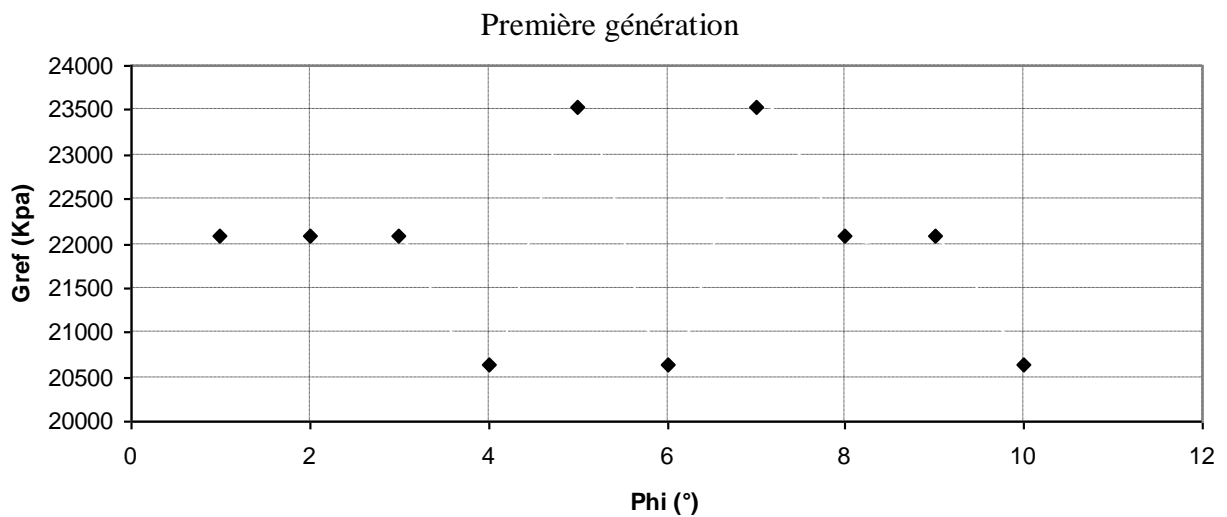


Figure 4.6 - L'excavation en milieu urbain réalisée à Chicago: Identification des paramètres de Mohr-Coulomb  $G_{\text{ref}}$  et  $\phi$ . Évolution de la moyenne de la fonction erreur moyenne sur la population parent en fonction des générations d'algorithme génétique.

Le résultat obtenu par la méthode d’algorithme génétique montre que d’algorithme génétique converge progressivement vers des solutions approchées pour cet ouvrage synthétique mais nécessite de nombreuses itérations avant de converger vers une unique solution.

Pour identifier toutes les solutions du problème, les combinaisons de paramètres générées par l’algorithme génétique sont conservées et définissent le nuage de points solutions. La figure 4.7 représente ce nuage de points dans l’espace de recherche. Cette figure montre que le nuage solution a une forme presque allongée dans l’espace ( $G_{ref}, \phi$ ), parallèle à l’axe de l’angle de frottement  $\phi$ .

Le calcul de l’écart type sur chacun des combinaisons de paramètres permet d’estimer l’optimum statistique du problème. Cette définition statistique de l’optimum du problème montre que l’évaluation des valeurs des paramètres  $G_{ref}$  et  $\phi$  égale à la solution exacte du problème. Donc, ces combinaisons de paramètres assurent une très bonne reproduction des mesures expérimentale comme illustré par la figure 4.8.



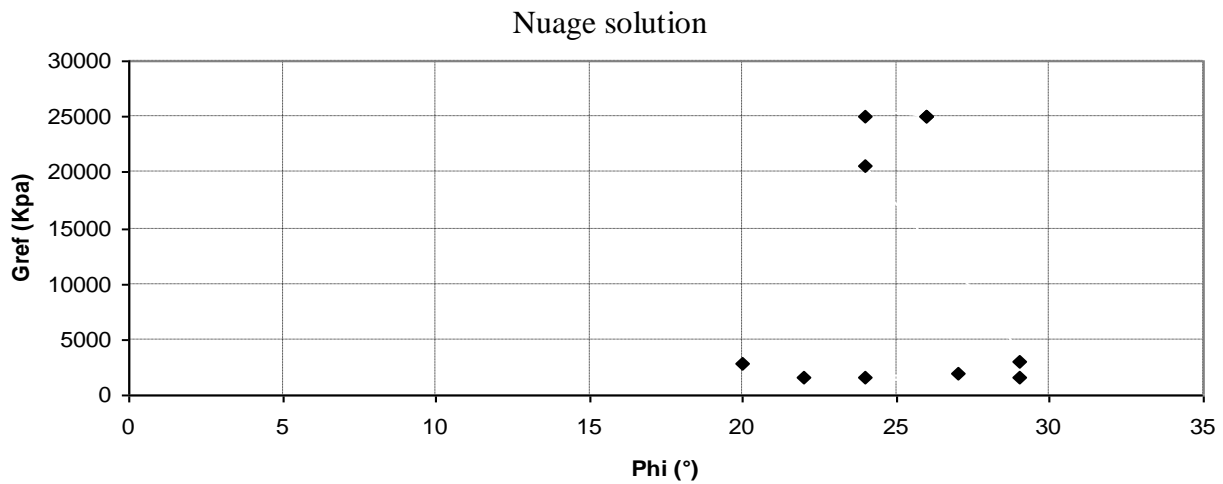


Figure 4. 7 - L'excavation en milieu urbain réalisée à Chicago : Identification des paramètres  $G_{ref}$  et  $\phi$ . Processus d'optimisation par algorithme génétique : Évolution des individus parents (◆) sur l'espace de recherche d'algorithme génétique.

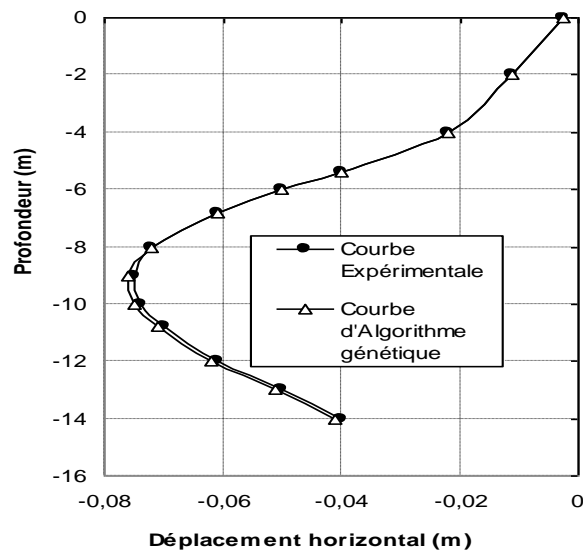


Figure 4. 8 - Déplacement horizontal mesuré par l'inclinomètre en fonction de la profondeur.

#### 4.1.2.1.2 Application d'Algorithme Génétique Hybride

Nous basant sur les principes de fonctionnement de la recherche Tabou et de l'algorithme génétique, nous allons maintenant les combiner pour construire un algorithme génétique hybride. L'algorithme génétique permet de diversifier la population au cours des générations et d'explorer l'espace de recherche et nous appliquons une technique de la recherche Tabou comme un opérateur d'intensification. Pour cette identification, l'espace de recherche est défini comme suit :

Dimensions de l'espace de recherche [06]:

$$6046 \leq G_{\text{ref}} \leq 99358 \text{ kPa}$$

$$14 \leq \phi \leq 46^\circ$$

Finesse du maillage:

$$\Delta G_{\text{ref}} = 1458 \text{ kPa}$$

$$\Delta \phi = 0.5^\circ$$

$$N_{\text{bit}} = 12 \text{ bits.}$$

L'optimisation à l'intérieur de l'espace de recherche est contrôlée selon la fonction erreur  $F_{\text{err}}$  (éq.2.3). Les paramètres d'entrée du programme d'algorithme génétique hybride sont :

- Population initiale  $P_0$  égale à 30 individus ;
- Probabilité de croisement  $P_c = 0.6$  ;
- Probabilité de mutation  $P_m = 0.04$  ;
- Le facteur d'amélioration local utilisé pour notre Algorithme Génétique Hybride est le paramètre d'intensification ;
- La taille de la liste taboue est choisie égale à  $T = 3$
- Nombre de génération égal à 100.

#### **4.1.2.1.2.1 Résultats d'optimisation**

Après lancement du programme d'algorithme génétique hybride, la figure 4.9 est tracée l'évolution de la moyenne de la fonction erreur sur des individus composant la population parent 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'algorithme génétique, l'identification s'affine à l'optimum exact du problème après seulement deux itérations :

$$G_{\text{ref}} = 25000 \text{ kPa}$$

$$\phi = 26^\circ$$

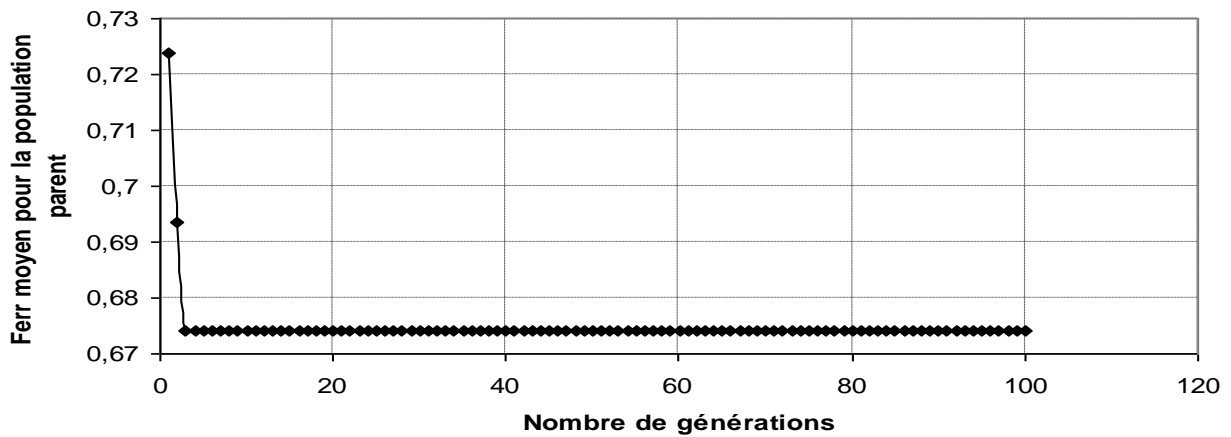
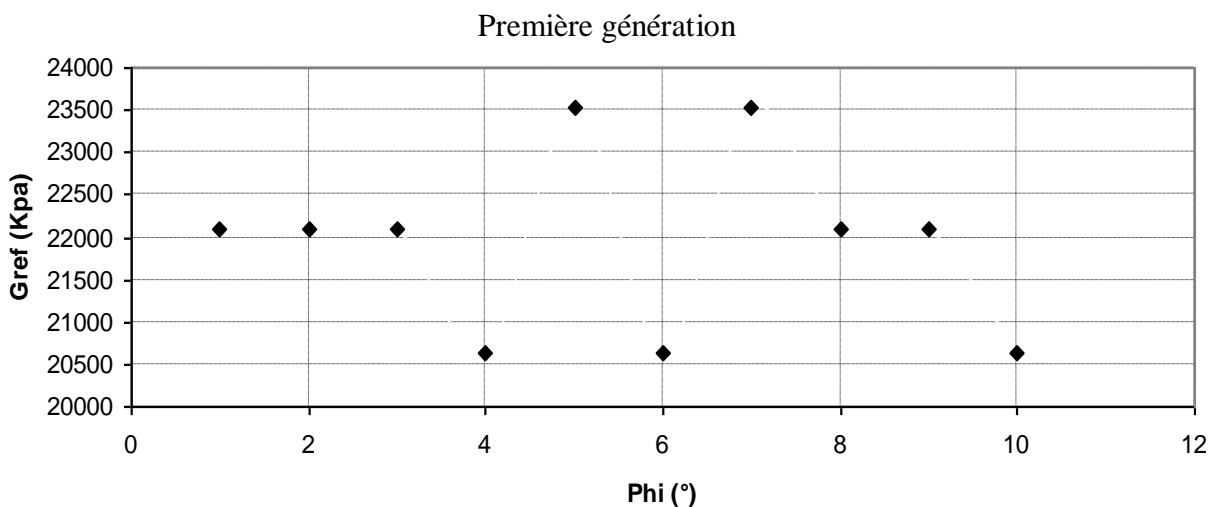


Figure 4. 9 - L'excavation en milieu urbain réalisée à Chicago : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb  $G_{ref}$  et  $\phi$ . Évolution de la moyenne de la fonction erreur moyenne sur la population parent en fonction des générations d'algorithme génétique hybride.

L'algorithme génétique met bien en évidence un nuage de points solutions caractéristique du problème en un temps de calcul raisonnable, la figure 4.10 illustre pour trois générations, l'évolution des individus parents que le nuage solution a une forme parallèle à l'axe de l'angle de frottement  $\phi$ . Cette figure montre qu'à partir d'une population initiale uniformément répartie sur l'espace de recherche, les individus parents convergent progressivement vers les zones de l'espace de recherche où  $F_{err}$  est faible. Après 100 calculs éléments finis, tous les individus vérifient le critère retenu sur la fonction erreur et l'optimisation s'arrête. De cette optimisation l'optimum statistique est identifié. Cette définition statistique de l'optimum montre que l'optimum identifié est l'optimum exact du problème. C'est-à-dire que ces combinaisons de paramètres montre sur la figure 4.11 que la déformée du rideau de palplanches est bien reproduite.



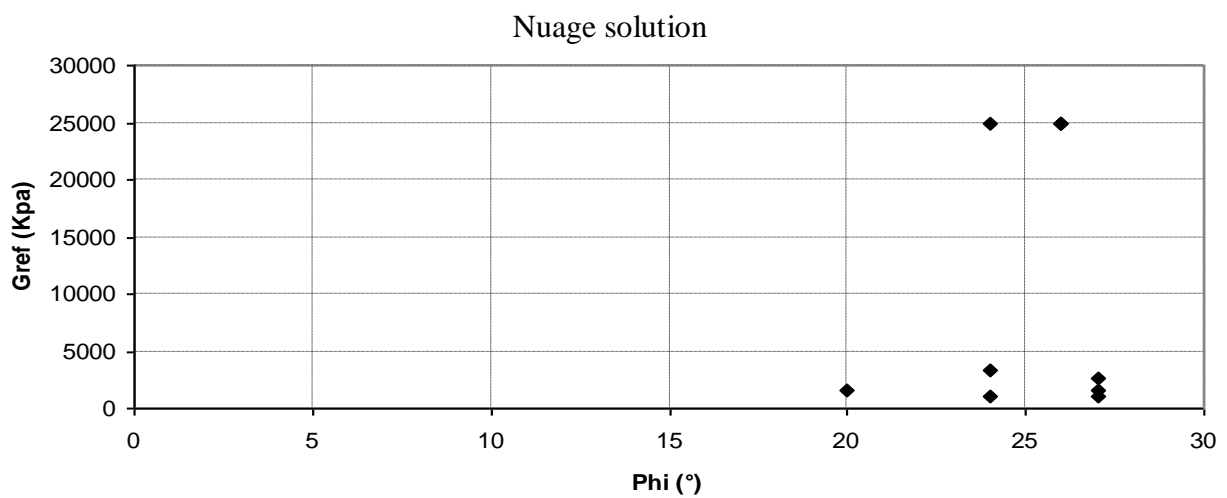
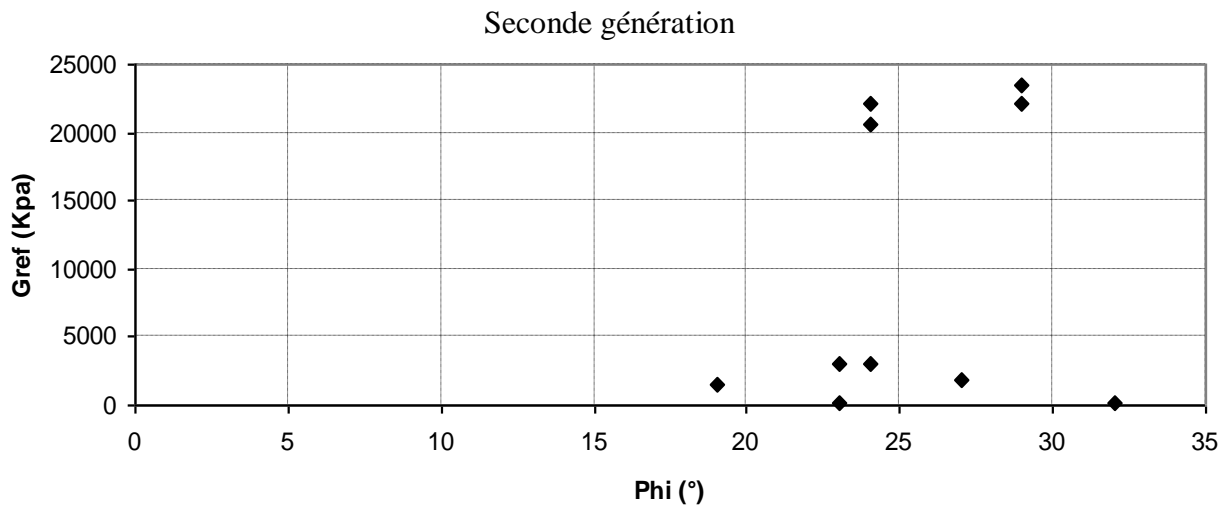


Figure 4. 10 - L'excavation en milieu urbain réalisée à Chicago : Identification des paramètres  $G_{ref}$  et  $\phi$ . Processus d'optimisation par algorithme génétique : Évolution des individus parents (◆) sur l'espace de recherche d'algorithme génétique hybride.

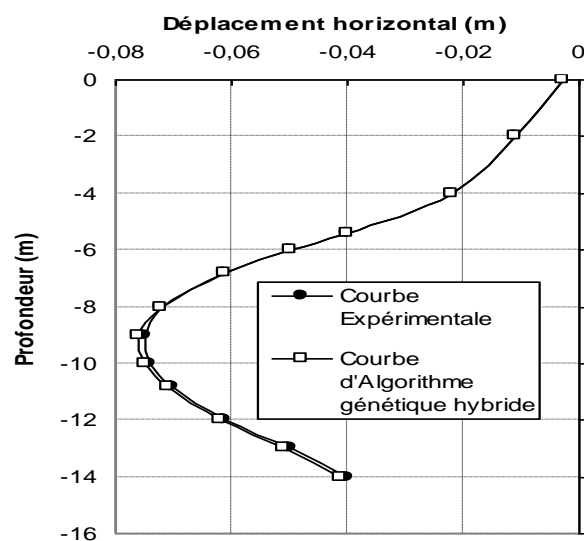


Figure 4. 11- Déplacement horizontal mesuré par l'inclinomètre en fonction de la profondeur.

#### 4.1.2.2 Comparaison des résultats obtenus par les deux méthodes d'optimisation

Les résultats obtenus par les courbes d'optimisations stochastiques (AG et AGH) et celle obtenu expérimentalement par les mesures in situ montrent que les courbes sont parfaitement bien superposées (figure 4.12), ce résultat est due aux mêmes combinaisons de paramètres solutions qui correspond à la solution exacte du problème de soutènement obtenue par les deux méthodes d'optimisations stochastiques. Nous pouvons donc conclure que les deux courbes d'optimisation constituent effectivement une approximation satisfaisante du comportement réel de cet ouvrage de soutènement.

La comparaison entre une optimisation par algorithme génétique et une optimisation par algorithme génétique hybride montre pour cet ouvrage de soutènement que l'optimisation par algorithme génétique hybride nécessite un temps de calcul moindre comparé à une optimisation par algorithme génétique, pour converger vers l'optimum exact du problème.

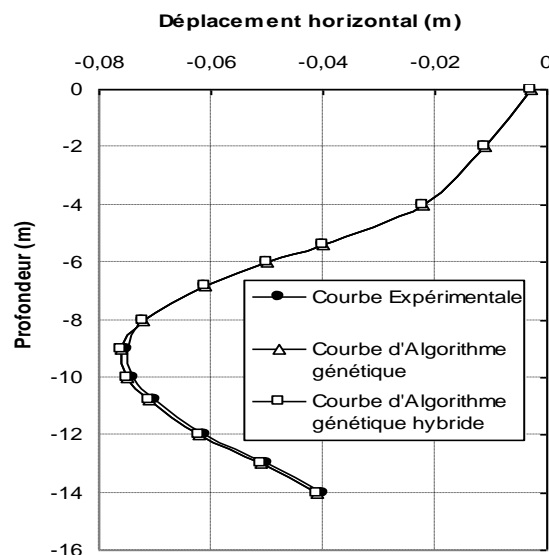


Figure 4. 12 - Déplacement horizontal mesuré par l'inclinomètre en fonction de la profondeur.

#### 4.1.2.3 Commentaires sur l'application des méthodes d'optimisation sur l'ouvrage d'excavation en milieu urbain réalisée à Chicago

Les résultats estimés par application de la méthode d'algorithme génétique et l'algorithme génétique hybride sur une excavation en milieu urbain pour l'identification des deux paramètres de Mohr-Coulomb ( $G_{ref}, \phi$ ) montrent que ces deux méthodes d'optimisation fournissent pour ce problème de soutènement les mêmes combinaisons de paramètres solutions. Cependant alors qu'il faut 04 générations à l'algorithme génétique pour converger, il en faut uniquement 02 à la méthode d'algorithme génétique hybride.

L'hybridation d'algorithme génétique avec la recherche tabou a permis d'accélérer la convergence de l'algorithme et d'améliorer la qualité des solutions obtenues. La performance et la robustesse des méthodes hybrides proviennent d'un bon équilibre entre l'exploration de l'espace de recherche et l'exploitation des régions prometteuses. Nous constatons pour l'étude de cet ouvrage de soutènement que la méthode d'algorithme génétique hybride permet d'estimer un couple de paramètres ( $G_{ref}, \phi$ ) de bonnes qualités égales à l'optimum exact du problème.

Pour généraliser les résultats obtenus par l'étude des deux ouvrages synthétiques, l'analyse du processus d'optimisation par la méthode d'algorithme génétique et l'algorithme génétique hybride est étendue ci-dessous à l'identification des paramètres mécaniques de sol d'un problème plus complexe tel que le problème de glissement du Ciloc de la ville de Constantine en Algérie à partir de résultats d'essais in situ (mesures inclinométriques). Cette étude sert à tester la capacité de la méthode d'optimisation à résoudre un problème géotechnique dans des conditions réelles.

#### **4.1.3 Etude du problème de Glissement du Ciloc de la ville de Constantine**

Plusieurs méthodes de calcul furent proposées et devant l'énorme volume de travail et de calculs par ces méthodes le recours à l'informatique s'est fait, sérieusement ressentir. Ainsi, plusieurs programmes de calcul virent le jour permettant aux ingénieurs ou aux chercheurs d'entreprendre des études complètes en introduisant plusieurs paramètres dans un temps très réduit [135]. Le but de cette étude est de déterminer un modèle numérique, dit de référence (figure 3.14), pour le glissement du Ciloc de la ville de Constantine en Algérie. Une comparaison des déplacements horizontaux du talus avec les données d'inclinomètre N°9 sera faite (figure 3.16). Le logiciel Plaxis permet de modéliser de manière détaillée ce type de problème, en spécifiant les propriétés des matériaux (tableau 3.7). Les méthodes d'optimisation par algorithme génétique et par l'algorithme génétique hybride sont validées sur le modèle numérique du problème de Glissement du Ciloc pour identifier deux paramètres du modèle comportement de Mohr-Coulomb, le module de cisaillement  $G_{ref}$  et de l'angle de frottement  $\phi$ .

##### **4.1.3.1 Le modèle inverse associé au modèle de Glissement**

L'identification des paramètres de sol est basée sur les déplacements horizontaux mesurés par

L'inclinomètre N°9, en fonction de la profondeur. Notons que l'identification ne concernant que les paramètres  $G_{ref}$  et  $\phi$  de la première couche du modèle de référence cités sur le tableau 3.7 sont utilisés pour l'analyse inverse.

#### 4.1.3.1.1 Application d'Algorithme Génétique

Le processus d'optimisation par algorithme génétique est capable non seulement d'identifier une solution du problème mais aussi d'identifier un échantillon de solutions avec une bonne exploration de l'espace de recherche. 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 [88; 91]. L'espace de recherche pour l'identification par algorithme génétique de ces paramètres devient alors après plusieurs essais:

Dimensions de l'espace de recherche:

$$131 \leq G_{ref} \leq 143360 \text{ kPa}$$

$$6 \leq \phi \leq 38^\circ$$

Finesse du maillage:

$$\Delta G_{ref} = 35 \text{ kPa}$$

$$\Delta \phi = 0.5^\circ$$

$$N_{bit} = 18$$

Evaluation des solutions se fait à partir de l'équation 2.3. L'efficacité d'un algorithme génétique s'appuie pour une grande part sur les paramètres suivants :

- Population initiale  $P_0$  égale à 30 individus ;
- Probabilité de croisement  $P_c = 0.6$  ;
- Probabilité de mutation  $P_m = 0.05$  ;
- Nombre de génération égal à 100.

##### 4.1.3.1.1.1 Résultats d'optimisation

Le programme d'algorithme génétique est d'abord lancé pour l'identification des deux paramètres de Mohr-Coulomb  $G_{ref}$  et  $\phi$ , à partir des déplacements horizontaux du talus en fonction de la profondeur. La figure 4. 13 présente l'évolution de la moyenne de la fonction erreur sur la population parent de l'algorithme génétique en fonction des générations du

processus d'optimisation. Partant d'une population initiale uniformément répartie sur l'espace de recherche les individus évoluent dès la première génération du processus d'optimisation vers une zone de l'espace où  $F_{err}$  est minimale. Ceci se traduit par une forte baisse de la valeur moyenne de la fonction erreur entre la génération 0 et les générations 1et 11. Ensuite, les individus parents se stabilisent sur une unique combinaison de paramètres solution du problème pour laquelle  $F_{err}$  est minimale. Ceci caractérise la convergence de l'algorithme. Finalement, l'optimum identifié du problème, soit la combinaison de paramètres suivante:

$$G_{ref} = 621 \text{ kPa,}$$

$$\phi = 9.5^\circ$$

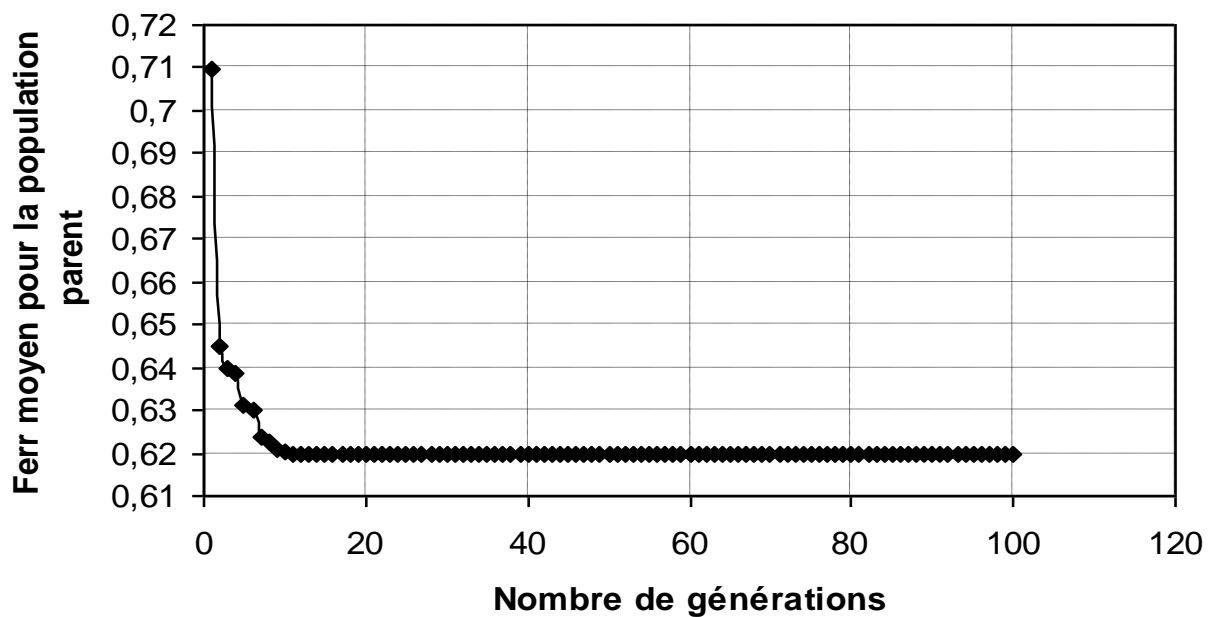
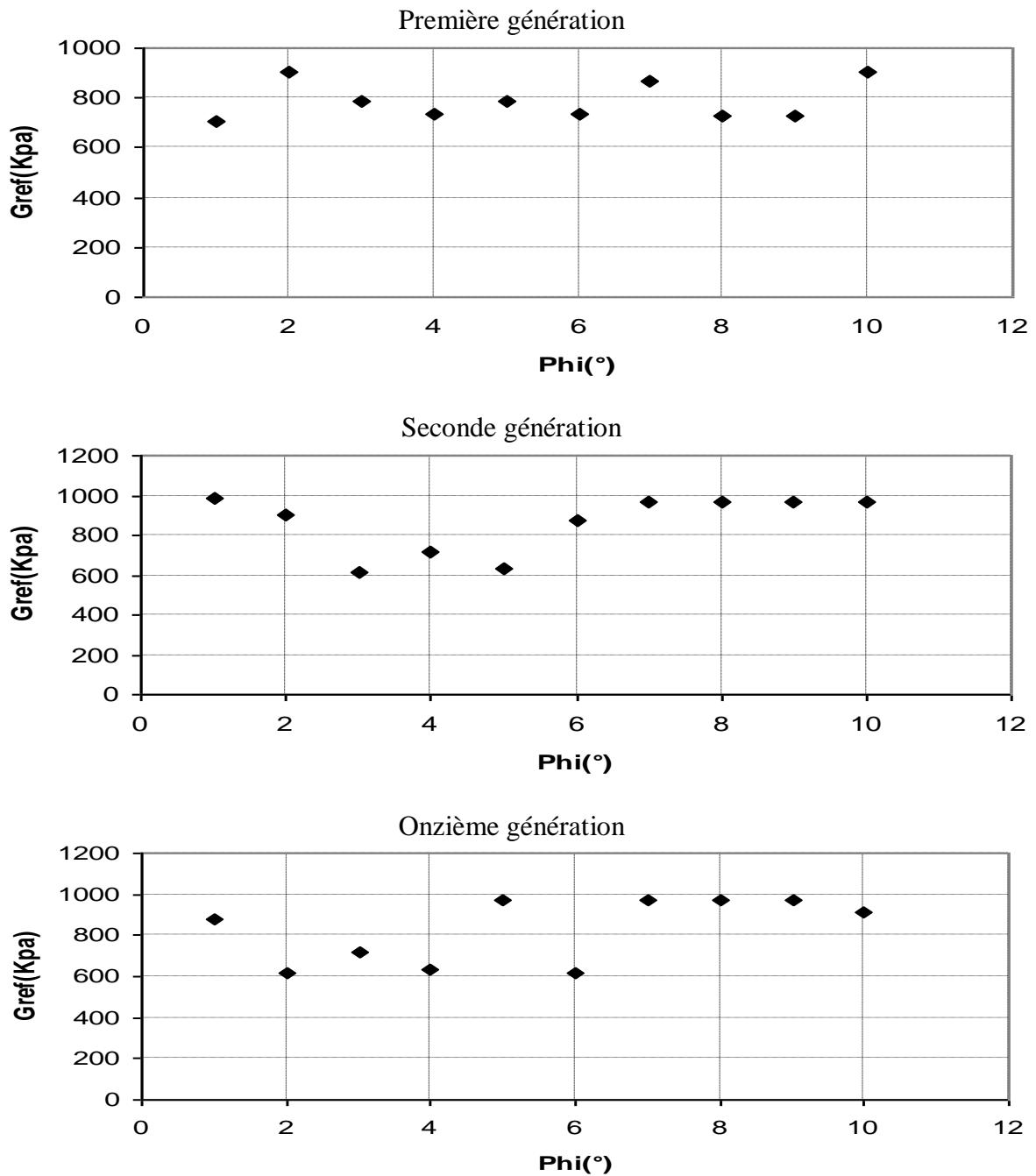


Figure 4. 13- Modèle de glissement du Ciloc : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb  $G_{ref}$  et  $\phi$ . Évolution de la moyenne de la fonction erreur moyenne sur la population parent en fonction des générations d'algorithme génétique.

Cet exemple montre que l'optimisation par algorithme génétique permet d'identifier le module de cisaillement  $G_{ref}$  et l'angle de frottement  $\phi$  du modèle de glissement à partir des mesures d'inclinomètre N°9. Nous remarquons aussi que même dans un cas réel tel que le problème du glissement du Ciloc, plusieurs combinaisons de paramètres peuvent être considérées solutions du problème. Le plus souvent il n'existe pas de solution unique et exacte pour le problème inverse mais plutôt une infinité de solutions approchées à cause des erreurs de modélisation et d'incertitudes de mesures qui sont importantes en géotechnique

Pour identifier toutes les solutions du problème, les combinaisons de paramètres générées par l'algorithme génétique sont conservées et définissent le nuage de points solutions.

La figure 4. 14 représente ce nuage de points dans l'espace de recherche. Cette figure montre que le nuage solution a une forme très allongée et presque linéaire dans l'espace ( $G_{ref}$ ,  $\phi$ ), parallèle à l'axe de l'angle de frottement  $\phi$ . Le calcul de l'écart type sur chacun des paramètres du nuage permet d'estimer l'optimum statistique du problème. L'optimum du problème montre que l'évaluation des valeurs des paramètres  $G_{ref}$  et  $\phi$  assurent globalement une bonne reproduction des mesures expérimentale comme illustré par la figure 4. 15.



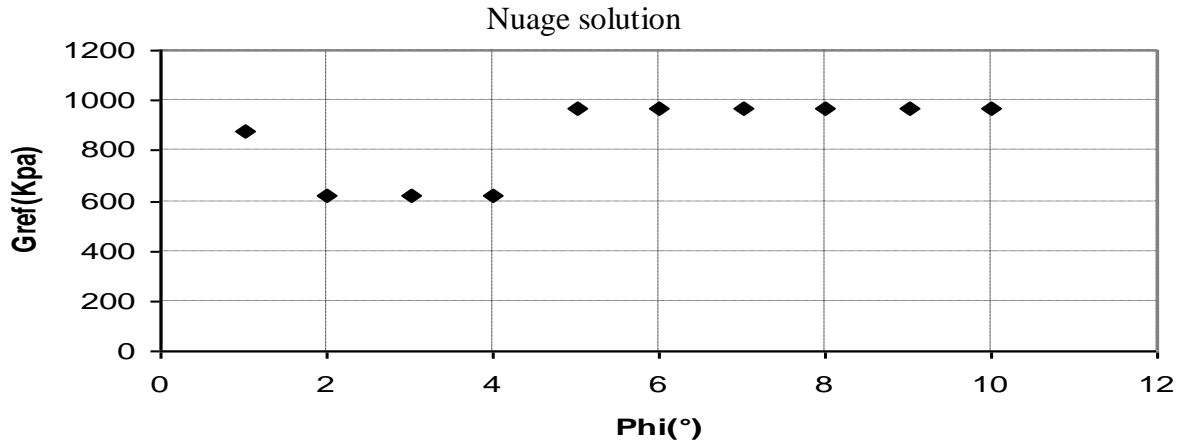


Figure 4. 14 - Modèle de glissement du Ciloc : Identification des paramètres  $G_{ref}$  et  $\phi$ .  
Processus d'optimisation par algorithme génétique : Évolution des individus parents (◆) sur l'espace de recherche d'algorithme génétique.

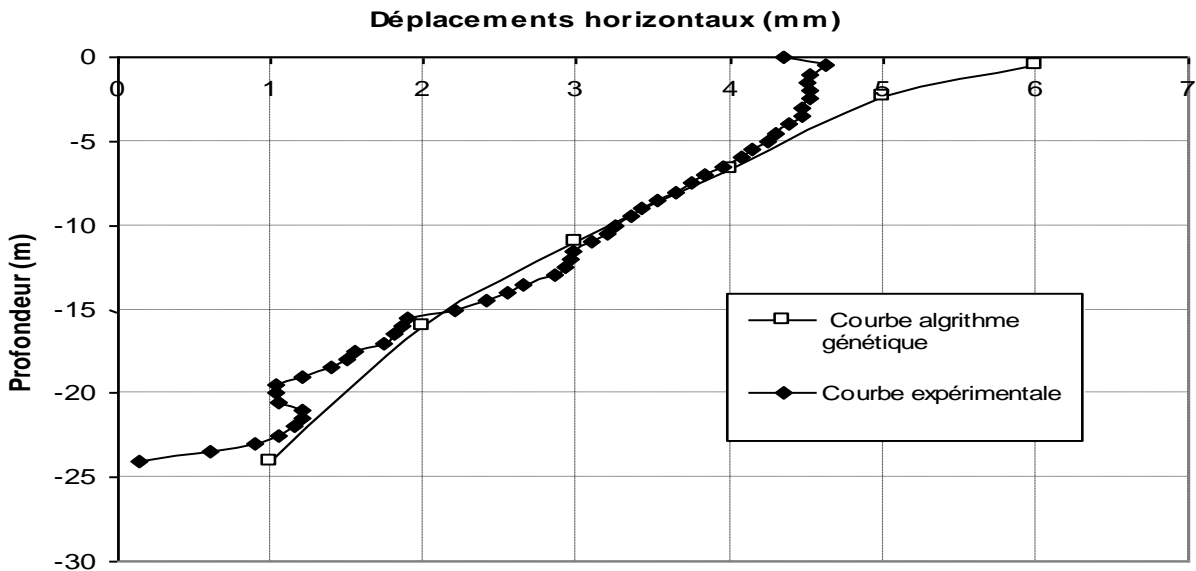


Figure 4. 15- Déplacements horizontaux en fonction de la profondeur au niveau d'inclinomètre N°09.

#### 4.1.3.1.2 Application d'Algorithme Génétique Hybride

Les méthodes hybrides sont plus rapides que les algorithmes génétiques. 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 [06]. L'application du processus d'optimisation pour notre algorithme génétique hybride sur ce problème est guidée par certain nombre de paramètres qui influencent la réussite ou non de l'algorithme, ces paramètres sont les mêmes adoptées par l'algorithme génétique :

Dimensions de l'espace de recherche:

$$131 \leq G_{\text{ref}} \leq 143360 \text{ kPa}$$

$$6 \leq \phi \leq 38^\circ$$

Finesse du maillage:

$$\Delta G_{\text{ref}} = 35 \text{ kPa}$$

$$\Delta \phi = 0.5^\circ$$

$$N_{\text{bit}} = 18$$

Evaluation des solutions se fait à partir de l'équation 2.3. Le calcul par le programme d'algorithme génétique hybride débute en utilisant les valeurs des paramètres suivants :

- Population initiale  $P_0$  égale à 30 individus ;
- Probabilité de croisement  $P_c = 0.6$  ;
- Probabilité de mutation  $P_m = 0.025$  ;
- Le facteur d'amélioration local utilisé pour notre algorithme génétique hybride est le paramètre d'intensification ;
- La taille de la liste taboue est choisie égale à  $T = 3$
- Nombre de génération égal à 100 pour l'algorithme hybride Global.

#### **4.1.3.1.2.1 Résultats d'Optimisation**

Après lancement du programme d'algorithme génétique hybride pour l'identification des deux paramètres de Mohr-Coulomb  $G_{\text{ref}}$  et  $\phi$ , à partir des déplacements horizontaux du talus. La figure 4. 16 présente l'évolution de la moyenne de la fonction erreur sur la population parent de l'algorithme génétique hybride en fonction des générations du processus d'optimisation pour une population de l'algorithme génétique hybride composée de 30 individus, 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  $F_{\text{err}}$  est minimale. Après seulement cinq itérations, l'algorithme a convergé et les individus parents se stabilisent sur une unique combinaison de paramètres solution du problème. Finalement, l'optimum identifié du problème, soit la combinaison de paramètres suivante:

$$G_{\text{ref}} = 656 \text{ kPa}$$

$$\phi = 9.5^\circ$$

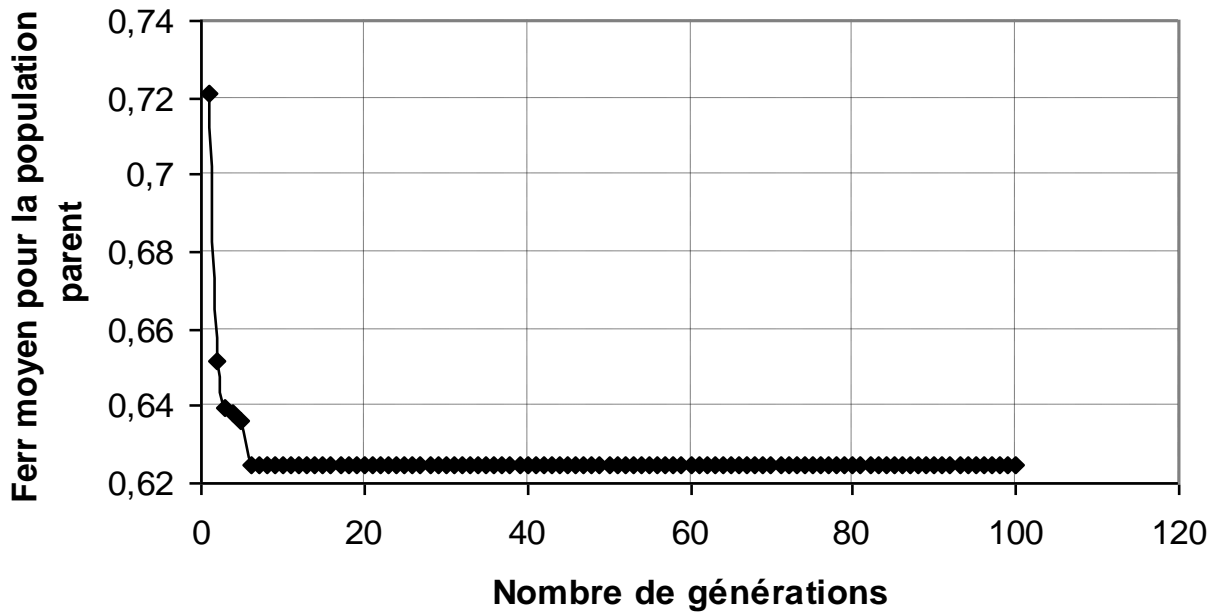
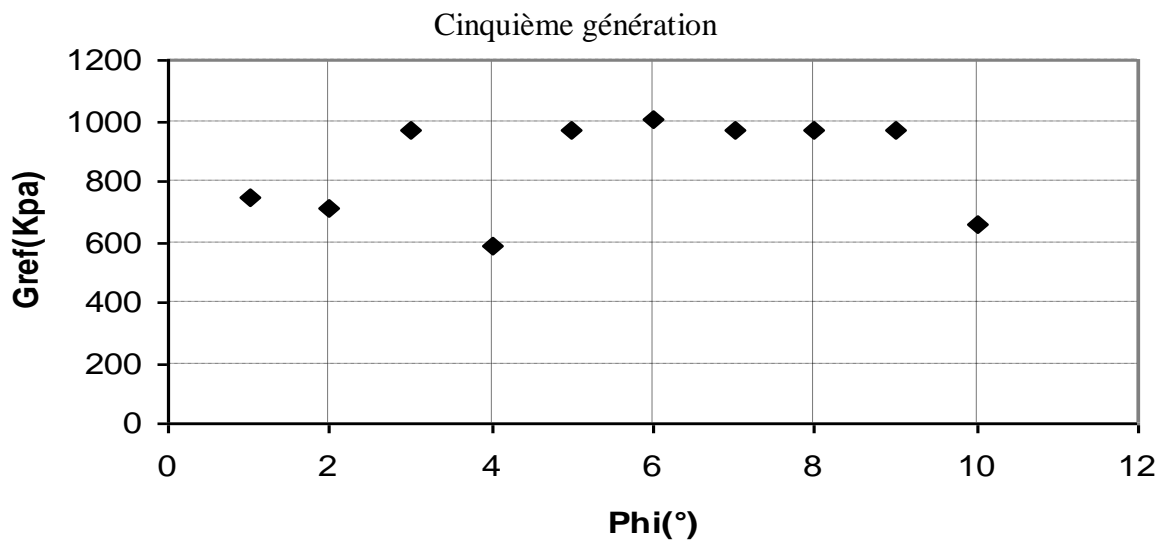
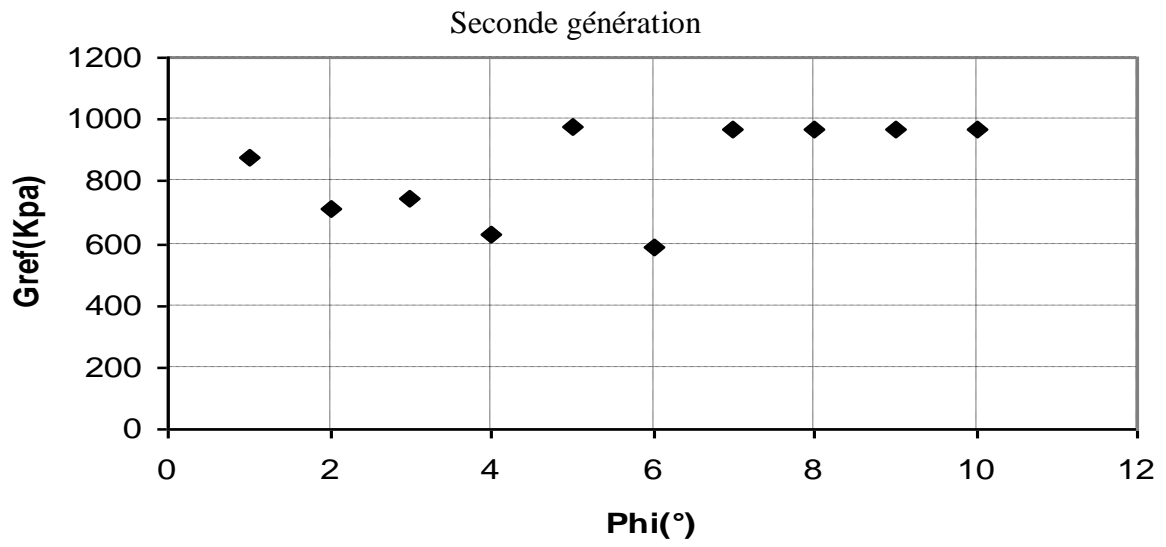
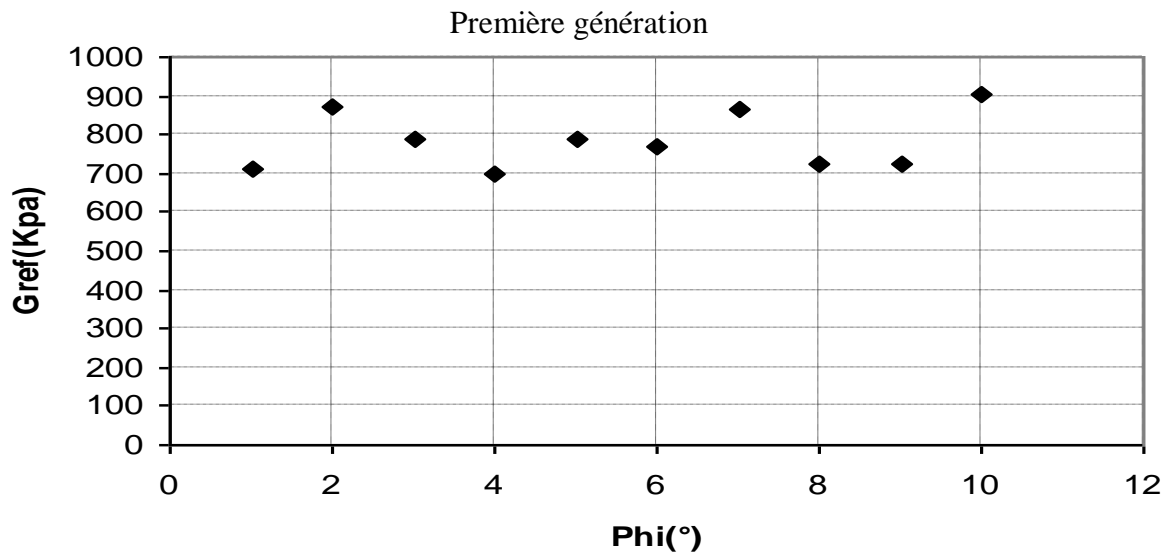


Figure 4. 16 - Modèle de glissement du Ciloc : Identification des paramètres de Mohr-Coulomb  $G_{ref}$  et  $\phi$ . Évolution de la moyenne de la fonction erreur moyenne sur la population parent en fonction des générations d’algorithme génétique hybride.

Les résultats obtenus par application d’algorithme génétique hybride sur le problème de glissement du Ciloc ont permis d’accélérer la convergence de l’algorithme et d’améliorer le temps des solutions obtenus par l’algorithme génétique simple, qui est assuré toujours par le paramètre d’intensification de la recherche tabou qui nous donne une bonne exploitation de l’espace de recherche.

L’optimisation par algorithme génétique hybride identifie le nuage de points solutions, la figure 4. 17 illustre pour quatre générations, l’évolution des individus parents. Cette figure montre qu’à partir d’une population initiale uniformément répartie sur l’espace de recherche, les individus parents convergent progressivement vers les zones de l’espace de recherche où  $F_{err}$  est faible. Après 100 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 statistique est identifié. Cette définition statistique de l’optimum du problème montre que l’évaluation des valeurs des paramètres  $G_{ref}$  et  $\phi$  ne produisent pas suffisamment les mesures expérimentales. Comme illustré par la figure 4. 18.



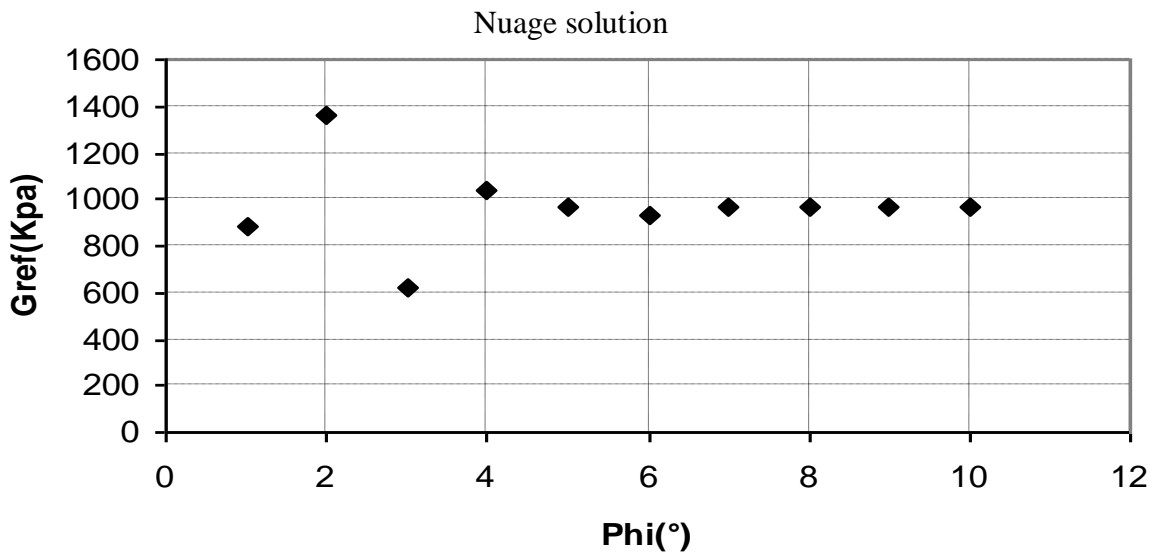


Figure 4. 17 - Modèle de glissement du Ciloc : Identification des paramètres  $G_{ref}$  et  $\phi$ .  
 Processus d'optimisation par algorithme génétique : Évolution des individus parents (◆) sur l'espace de recherche d'algorithme génétique hybride.

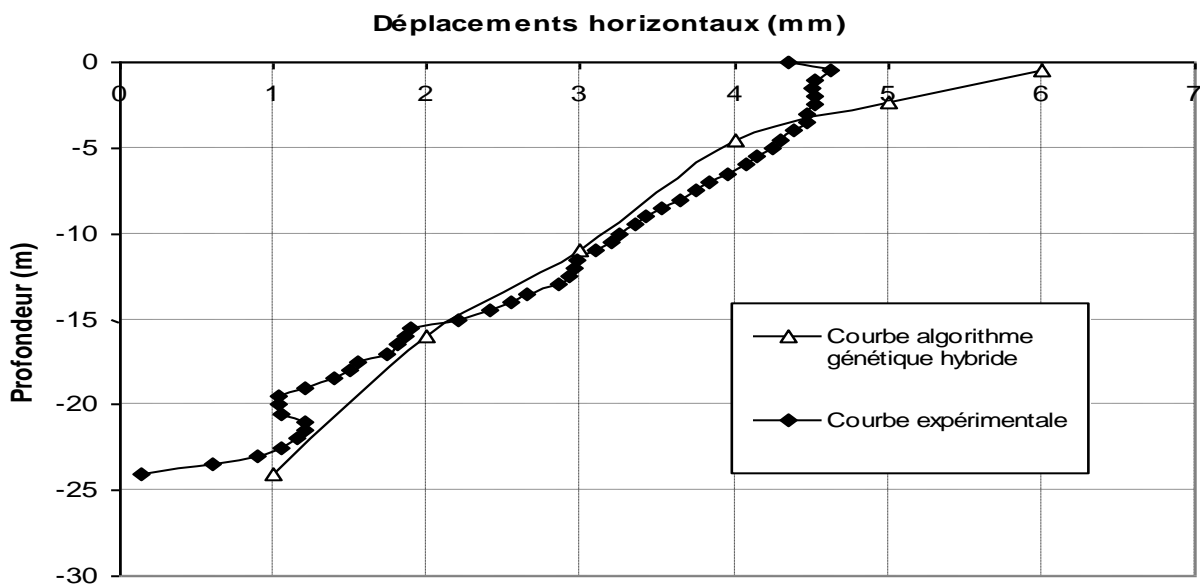


Figure 4. 18 -Déplacements horizontaux en fonction de la profondeur au niveau d'inclinomètre N°09.

#### 4.1.3.2 Comparaison des résultats obtenus par les deux méthodes stochastiques

La comparaison des déplacements horizontaux obtenus par la modélisation numérique du talus (courbe numérique) en utilisant les valeurs des deux paramètres ( $G_{ref}$  et  $\phi$ ) de la 1<sup>ère</sup> couche du sol présenter sur le tableau 3.7 et les courbes d'optimisations stochastiques (AG et AGH) sont comparées à celle obtenus expérimentalement par les mesures inclinométriques (inclinomètre N°09) montre que notre courbe numérique présente un écart très important par rapport à la courbe expérimentale et les deux autre courbe d'optimisations (AG et AGH), cet

écart peut être dus aux incertitudes sur les sollicitations et les conditions aux limites ainsi que l'erreur que peuvent introduire les hypothèses et approximations du modèle mécanique utilisé qui ne sont pas pris en considération dans la modélisation numérique, donc la courbe numérique constitue effectivement une approximation loin d'être satisfaisante du comportement réel du talus. La comparaison des résultats obtenus par optimisation d'algorithme génétique et celle de l'expérience montre une bonne concordance sur une profondeur entre (5-20.5) m et un léger écart sur une profondeur inférieur à 5 m, par contre en voit clairement une concordance de l'expérience avec le résultat obtenu par optimisation d'algorithme génétique hybride sur une profondeur entre (10-20.5) m et un écart plus important sur une profondeur inférieur à 10 m (Figure 4. 19). Donc la courbe d'optimisation par algorithme génétique est un peu plus proche de l'expérience que la courbe d'optimisation par algorithme génétique hybride.

Cette étude montre aussi que les meilleurs jeux de paramètres qui minimisent l'écart entre le modèle et l'expérience sont trouvés par la méthode d'optimisation par algorithme génétique, mais avec un temps de calcul plus considérable (Tableau 4.3).

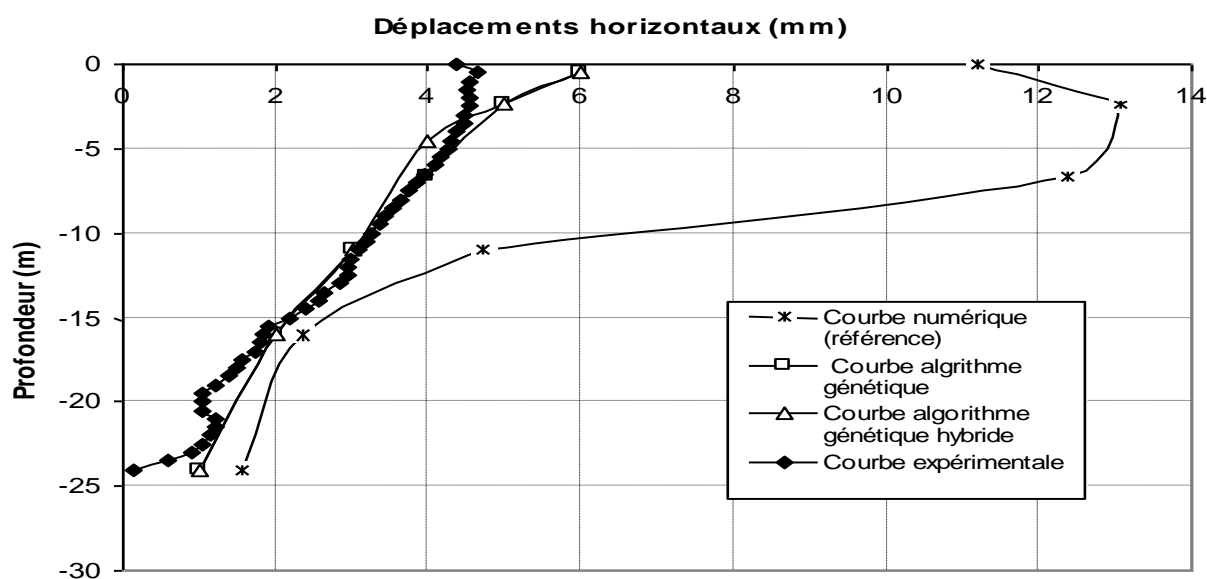


Figure 4. 19 - Déplacements horizontaux en fonction de la profondeur au niveau d'inclinomètre N°09.

Tableau 4.3- Les résultats obtenus par l'algorithme génétique et l'algorithme génétique hybride

Optimum	l'Algorithme Génétique	l'Algorithme Génétique Hybride
$G_{op}$	621 kPa	656 kPa
$\phi_{op}$	9.5°	9.5°
$F_{err}$	0.6161	0.6166

### **4.1.3.3 Commentaires sur l'application des méthodes d'optimisation sur l'ouvrage du Glissement du Ciloc**

L'analyse du processus d'optimisation par algorithme génétique est étendue à l'identification des paramètres de sol d'un problème plus complexe tel que le problème de glissement du Ciloc de Constantine à partir d'essais in situ. Cette étude permet d'estimer un couple de paramètres  $(G_{ref}, \phi)$  proche de l'optimum.

Le résultat obtenu par l'application de la méthode d'algorithme génétique montre qu'à partir d'une population initiale uniformément répartie sur l'espace de recherche l'optimum a été obtenu après 11 générations pour les 100 générations du programme d'algorithme génétique. Cependant l'amélioration a été plus rapide et plus efficace concernant l'algorithme génétique hybride, où l'optimum a été obtenu après seulement 05 générations pour la totalité des générations. La richesse des résultats obtenus ne se limite pas à la détermination de l'optimum statique, mais permet également d'avoir accès à un ensemble d'individus satisfaisants pour cette étude.

On voit clairement que soit l'algorithme génétique ou l'algorithme génétique hybride converge vers un optimum particulier, c'est-à-dire que tous les individus de la population parent ont une fonction erreur quasi-similaire. Physiquement, ces solutions ne sont pas forcément satisfaisantes mais mathématiquement ce sont les meilleures.

On a noté aussi que l'utilisation de ces deux méthodes stochastiques a mené à des solutions différentes du même problème. Ce qui explique le manque de ténacité de ce type d'algorithmes et entraîne la nécessité de finaliser le processus d'optimisation en utilisant des algorithmes plus tenaces, tels que certains algorithmes déterministes.

L'optimisation globale du problème de Glissement du Ciloc de la ville de Constantine montre qu'un algorithme génétique seul est robuste permet d'identifier un optimum satisfaisant. Cet optimum présente une bonne reproduction des données expérimentales, mais coûteux en temps de calcul. Au contraire, une méthode d'algorithme génétique hybride est plus rapide mais dans certains cas ne peut pas converger vers la bonne solution du problème à cause du mécanisme de la recherche tabou qui enregistre la meilleure solution parmi les voisins même si elle est moins bonne que la solution courante pour éviter de tomber dans un optimum local.

## **4.2 Conclusions**

Dans ce chapitre, nous avons cherché à valider les méthodes d'optimisations par algorithme génétique et par algorithme génétique hybride à l'aide des programmes développés sous Matlab 07 sont testé sur deux ouvrages de soutènements synthétiques et validé sur un cas réel

de glissement du Ciloc de la ville de Constantine en Algérie. Pour ces trois applications, nous avons testé les capacités des méthodes d'optimisations à identifier deux paramètres de Mohr-Coulomb ( $G$ ,  $\varphi$ ). Il est ressorti qu'une optimisation par algorithme génétique ou par algorithme génétique hybride permet dans chaque cas d'identifier un optimum satisfaisant, cet optimum est proche ou égal à des valeurs optimales pour les cas des deux ouvrages de soutènements synthétiques.

Dans le cas du Glissement du Ciloc le processus d'optimisation des deux méthodes stochastiques utilisées montre que l'algorithme génétique hybride montre d'excellentes propriétés d'exploitation du domaine de recherche et offre l'avantage d'être très précise à condition qu'elle ne reste pas piégée dans un minimum local et cette précision est atteinte en un temps relativement court comparable à la méthode d'algorithme génétique, tandis que l'algorithme génétique prend un temps de calcul bien plus considérable pour atteindre un optimum plus proche à la valeur optimale du problème.

De plus, contrairement aux méthodes classiques, l'utilisation d'un algorithme génétique ou d'un algorithme génétique hybride permet d'identifier un échantillon représentatif de l'ensemble des solutions du problème inverse. 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 inclinométriques sont moins précises que celles estimées sur des données des deux ouvrages de soutènement. Ainsi, les programmes basés sur les méthodes d'optimisation stochastique développées dans cette thèse pour l'analyse des ouvrages géotechnique se présentent comme un outil d'aide à l'identification des paramètres. Ils donnent accès à une gamme de variation caractéristique de chaque paramètre. Malgré tout, dans cette identification l'expert conserve un rôle important.

## 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. Deux programmes développés sous Matlab 07 pour la résolution du problème inverse adaptable à tout type de mesures (ouvrages instrumentés ou essais in situ). Des valeurs a priori sont données aux paramètres inconnus pour simuler le problème direct associé, à l'aide du 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 1, montre que les principales méthodes utilisées dans la littérature pour résoudre des problèmes d'optimisation sont basées sur le principe d'analyse inverse. L'analyse des ouvrages géotechniques est possible grâce à de nombreux codes éléments finis. Dans cette thèse nous avons donc volontairement choisi pour résoudre les applications géotechniques d'utiliser le code d'éléments finis Plaxis détaillé à l'annexe.

Les méthodes d'optimisations utilisées pour cette étude 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 deux programmes basés sur la 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 et par algorithme génétique hybride, dont les principes sont détaillés au chapitre 2. La robustesse et l'efficacité de ces méthodes donne accès à un ou plusieurs optima pour un problème donné. La méthode d'optimisation par

algorithme génétique hybride 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.

La présentation des problèmes géotechniques à étudier dans cette thèse vise à donner une solution numérique approchée à un problème spécifique au moyen d'un modèle numérique représentatif de réalité physique. Donc les modèles numériques utilisés pour les problèmes géotechniques étudiés sont établis au chapitre 3.

Au chapitre 4, Deux programmes développés sous Matlab 07 pour l'identification des paramètres de sols sur deux ouvrages géotechniques synthétiques est menée pour tester la méthode d'identification par algorithme génétique et par algorithme génétique hybride. Cette étude montre que contrairement aux méthodes classiques, un tel algorithme est capable d'identifier la meilleure solution d'un problème inverse. [86; 88; 89; 91; 97]. Ainsi, sous certaines conditions, le processus d'optimisation des méthodes stochastiques (AG et AGH) 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 [91; 96; 97]. Finalement, les méthodes d'optimisations sont appliquées, à un ouvrage géotechnique réel. Cette étude de cas confirme les résultats obtenus sur les exemples synthétiques. Bien que les problèmes étudiés soient sujets à de nombreuses incertitudes, les études menées donnent des résultats consistants. Par ailleurs, en identifiant les valeurs des paramètres sur différentes données géotechniques, il est possible de définir des ensembles solutions concourants.

Ainsi, les méthodes d'identification développées dans cette thèse pour l'analyse d'ouvrages géotechnique se présentent 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 des méthodes d'identification développées dans cette thèse par rapport aux méthodes couramment employées dans la littérature. Mais, si ces résultats semblent prometteurs quant à l'utilisation de ces méthodes 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.

Par ailleurs, le problème majeur dans l'utilisation de ces méthodes 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 [60; 61].

Il est également nécessaire de développer des méthodes hybrides d'optimisation. On peut ainsi combiner un algorithme génétique et la méthode de recherche Tabou. L'optimisation globale par algorithme génétique permettrait d'évaluer grossièrement les paramètres d'un problème donné. Puis, en utilisant une optimisation locale de la méthode de recherche Tabou, 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.

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. Seul un type de modèle constitutif de sol couramment utilisé en ingénierie a été étudié. Dans l'avenir, l'utilisation de lois de comportement plus complexes est souhaitable.

La méthode d'algorithme génétique hybride appliquée à tous les ouvrages géotechniques étudiés à cette thèse montre d'excellentes propriétés d'exploitation du domaine de recherche et offre l'avantage d'être très précise à condition qu'elle ne reste pas piégée dans un minimum local et cette précision est atteinte en un temps relativement court. Ce résultat nous permet de dire que la méthode d'algorithme génétique hybride est plus rapide que la méthode d'algorithme génétique.

On voit clairement que soit l'algorithme génétique ou l'algorithme génétique hybride converge vers un optimum particulier, c'est-à-dire que tous les individus de la population parent ont une fonction erreur quasi-similaire. Physiquement, ces solutions ne sont pas forcément satisfaisantes mais mathématiquement ce sont les meilleures.

On a noté aussi que l'utilisation de ces deux méthodes stochastiques a mené à des solutions différentes du même problème (ex : l'ouvrage de soutènement de Hochtetten et l'ouvrage de Glissement du Ciloc). Ce qui explique le manque de ténacité de ce type d'algorithmes et entraîne la nécessité de finaliser le processus d'optimisation en utilisant des algorithmes plus tenaces, tels que certains algorithmes déterministes.

En outre, seuls deux types d'ouvrages de soutènements synthétiques et un cas d'ouvrage réel ont été testés dans cette thèse. Il serait intéressant d'étendre les méthodes d'optimisation à d'autres types de problèmes géotechniques. Toutes ces remarques montrent que la recherche en analyse inverse, appliquée à la géotechnique, reste un sujet d'étude encore largement ouvert.

## Bibliographie

- [01] M. Moussaoui. Modélisation du comportement d'un pieu isolé sous charges verticales. Thèse de Magistère en géotechnique. Université de Skikda, Algérie, 2008.
- [02] A. Koudery. Stabilité des pentes, cours réalisé avec le soutien de l'agence universitaire de la francophonie AUF, 2005.
- [03] H. Mokhbi. Etude paramétrique de la déformation d'un massif en pente par la méthode des éléments finis. Application au glissement du Ciloc de Constantine. Thèse de Magistère en géotechnique. Université de Skikda, Algérie, 2007.
- [04] J.P. Magnan. Les méthodes statistiques et probabilistes en mécanique des sols. Presses de l'école nationale des ponts et chaussées, 1982.
- [05] A. Tarantola. Inverse Problem Theory. Elsevier Science B.V., 1987.
- [06] S. Levasseur. Analyse inverse en géotechnique : développement d'une méthode à base d'algorithmes génétiques, Thèse de doctorat en mécanique et énergétique, Université Joseph Fourier Grenoble, France, 2007.
- [07] A. Cividini, L. Jurina, G. Gioda. Some aspects of characterization problems in geomechanics. International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics, vol. 18, pages 487–503, 1981.
- [08] G. Gioda, S. Sakurai. Back analysis procedures for the interpretation of field measurements in geomechanics. International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics, vol. 11, pages 555–583, 1987.
- [09] G. Maier, G. Gioda. Optimization methods for parametric identification of geotechnical systems. In Numerical methods in geomechanics, Braga, Portugal, 1981.
- [10] S. Sakurai, K. Takeuchi. Back analysis of measured displacements of tunnels. Rock mechanics and rock engineering, vol. 16, pages 173–180, 1983.
- [11] A. Tikhonov, V. Arsenine. Méthodes de résolution des problèmes mal posés. Mir Editions, 1976.
- [12] A. Anandarajah, D. Agarwal. Computer-aides calibration of soil plasticity model. International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics, vol. 15, pages 835–856, 1991.
- [13] M. Calvello, 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.
- [14] M. Calvello, R. J. Finno. Selecting parameters to optimize in model calibration by inverse analysis. Computers and Geotechnics, vol. 31, pages 411–425, 2004.

- [15] R.J. Finno, M. Calvello. Supported excavations: observational method and inverse modeling. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, vol. 131, pages 826–836, 2005.
- [16] R.J. Finno, C. Rechea. Lessons learned from case studies of excavation support systems through Chicago glacial clays. International conference on Numerical Simulation of Construction process in geotechnical engineering for urban environment, NSC06, Bochum, Allemagne, 2006.
- [17] A. Gens, A. Ledesma, E.E. Alonso. Backanalysis using prior information. Application to the staged excavation of a cavern in rock. In *Numerical Methods in Geomechanics*, vol. 89, pages 2009–2016, 1988.
- [18] A. Gens, A. Ledesma, E.E. Alonso. Estimation of parameters in geotechnical backanalysis. Application to a tunnel excavation problem. *Computer and Geotechnics*, vol. 18, pages 29–46, 1996.
- [19] B. Lecampion, A. Contantinescu. Sensitivity analysis for parameter identification in quasi-static poroelasticity. *International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics*, vol. 29, pages 163–185, 2005.
- [20] B. Lecampion, A. Contantinescu, D. Nguyen Minh. Parameter identification for lined tunnels in viscoplastic medium. *International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics*, vol. 26, pages 191–211, 2002.
- [21] A. Ledesma, A. Gens, E.E. Alonso. Estimation of parameters in geotechnical backanalysis. Maximum like lihood approach. *Computer and Geotechnics*, vol. 18, pages 1–27, 1996.
- [22] R. Zentar, P.Y. Hicher, G. Moulin. Identification of soil parameters by inverse analysis. *Computer and Geotechnics*, vol. 28, pages 129–144, 2001.
- [23] L. Mokrani. Contribution à la CAO optimisées des machines électriques. Application au moteur linéaire à induction. Thèse de doctorat d'Etat en électrotechnique. Université de Batna, , Algérie, 2005.
- [24] K. Bouali. Étude et conception de structures électromagnétiques utilisant des matériaux composites fer-résine. Thèse de Magistère en électrotechnique. Université de Batna, Algérie, 2005.
- [25] L. Cui, D. Sheng. Genetic algorithms in probabilistic finite element analysis of geotechnical problems. *Computer and Geotechnics*, vol. 32, pages 555–563, 2005.
- [26] S. Forrest. Genetic algorithms: principles of natural selection applied to computation. *Science*, vol. 216, pages 872–878, 1993.

- [27] D.E. Goldberg. Genetic algorithms in search, optimization and machine learning. Addison Wesley Publishing Company, 1989.
- [28] J.H. Holland. Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control and artificial intelligence. Bradford Books edition, 1992.
- [29] L. Davis. Handbook of genetic algorithm. Van Norstand Reinhold - New York, 1991.
- [30] J.M. Renders. Algorithmes génétiques et réseaux de neurones. Hermès, 1994.
- [31] F. Glover. Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. Computers and Operations Research, vol 13, pages 533-549, 1986.
- [32] P. Hansen. The steepest Ascent Mildest Descent Heuristic for Combinatorial Programming. Congress on Numerical Methods in Combinatorial Optimization, Capri, 1986.
- [33] I. Charon, A. Germa, O. Hudry. Méthode d'optimisation combinatoire. Editions Masson, 1996.
- [34] C.R. Reeves. Modern heuristic techniques for combinatorial problems. Marc Graw-Hill, 1995.
- [35] R. B. J Brinkgreve, P. A Vermeer. Plaxis Finite Element Code for Soil and Rock Analyses. Version 08, 2003.
- [36] R. Nova. Fondements de la mécanique des sols. Hermes Science, 2005.
- [37] L.P. Parker. Understanding inverse theory. Revue of Earth Planet, vol. 5, pages 35–64, 1977.
- [38] J.C. Santamarina, D. Fratta. Introduction to discrete signals and inverse problems in civil engineering. ASCE Press, 1998.
- [39] G. Gioda. Some remarks on back analysis and characterization problems. In Proceedings Of the 5th Int. Conference on Numerical Methods in Geomechanics, Nagoya, Japon, 1985.
- [40] G. Gioda, L. Jurina. Numerical identification of soil-structure interaction pressures. International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics, vol. 5, pages 33–56, 1981.
- [41] G. Gioda, 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, vol. 23, pages 1407–1425, 1999.
- [42] G. Gioda, 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, vol. 15, pages 1823–1848, 1980.
- [43] R.B. Peck. Advantages and limitations of the observational method in applied soil mechanics. International Journal of Géotechnique, vol. 19, pages 171–187, 1969.

- [44] K. Terzaghi. Mécanique théorique des sols. Dunod, 1951.
- [45] K. Terzaghi, R.B. Peck. Mécanique des sols appliqués aux travaux publics et aux bâtiments. Dunod, 1957.
- [46] A.H. Atousa. Contribution du développement de méthodes d'optimisation structurelle pour la conception assistée par ordinateur de composants et de circuits hyperfréquences, Thèse de doctorat en Electronique des Hautes Fréquences et Optoélectronique. Université de Limoges, France, 2007.
- [47] M. Balachandran. Knowledge-Based Optimum Design. Topics in Engineering. Computational Mechanics Publications, vol. 10, pages 120-160, 1993.
- [48] J. Kajberg, G. Lindkvist. Characterisation of materials subjected to large strains by inverse modeling based on inplaced displacement fields. International Journal of Solids and Structures, vol. 41, pages 3439–3459, 2004.
- [49] D. Hoang. Détermination simultanée de la résistivité et de l'épaisseur des Tôles Métalliques et d'alliages non Magnétiques par Méthode Electromagnétique Sans Contact, Thèse de doctorat, Ecole Doctorale Electronique et Automatique, Lyon, 2002.
- [50] A. Gourdin, M. Boumahrat. Méthodes numériques appliquées. Office des Publications Universitaires d'Alger. 2ème Edition, 1991.
- [51] S. Kirkpatrick, C. D Gelatt, M.P. Vecchi. Optimization by simulated annealing, Editions Masson, 1983.
- [52] J.K Hao, P. Galinier, M. Habib. Métaheuristiques pour l'optimisation combinatoire et l'affectation sous contraintes. Revue d'Intelligence Artificielle, vol. 13, pages 283-324, 1999.
- [53] M. Caldora Costa. Optimisation de dispositifs Electromagnétiques dans un Contexte d'analyse par la méthode des éléments Finis. Thèse de Doctorat de L'INPG en Génie Electrique. Ecole Doctorale EEATS Grenoble, France, 2001.
- [54] M. Kreutz, D. Hanke, S. Gehlen. Solving extended hybrid-flow-shop problems using active schedule generation and genetic algorithms. Parallel Problem Solving from Nature 6th International Conference (PPSN 2000), France, 2000.
- [55] H. Wang. Flexible flow shop scheduling: optimum, heuristic and artificial intelligence solutions, Expert Systems, vol. 13, pages 78-85, 2005.
- [56] C. F. Liaw. A hybrid genetic algorithm for the open shop scheduling problem, European Journal of Operational Research, vol. 124, pages 28-42, 2000.
- [57] E. Nowicki, C. Smutnicki. The flow shop with parallel machines: A Tabou Search approach, European Journal of Operational research, vol. 106, pages 226-253, 1998.

- [58] P. Siary, J. C. Mipo, D. Schulte. Optimisation des moteurs à induction comparaison entre la méthode des variables d'Etat et la méthode du recuit simulé, Université de Paris XII, 2001.
- [59] K. Mosegaard, A. Tarantola. Monte carlo sampling of solutions to inverse problems. *Journal of Geophysical Research*, vol. 100, pages 12431–12447, 1995.
- [60] M. Sambridge, K. Mosegaard. Monte carlo methods in geophysical inverse problems. *Reviews of Geophysics*, vol. 40, pages 2339–2440, 2002.
- [61] J.A. Scales, M.L. Smith, T.L. Fischer. Global optimization methods for multimodal inverse problems. *Journal of computational physics*, vol. 103, pages 258–268, 1992.
- [62] P.L. Stoffa, M.K. Sen. Nonlinear multiparameter optimization using genetic algorithms : inversion of plane-wave seismograms. *Reviews of Geophysics*, vol. 56, pages 1794–1810, 1991.
- [63] A.I.H. Malkawi, W.F. Hassan, S.K. Sarma. An efficient search method for finding the critical circular slip surface using the monte carlo technique. *Canadian Geotechnics journal*, vol. 38, pages 1081–1089, 2001.
- [64] V. Cerny. A thermodynamical approach to the travelling salesman problem: an efficient simulated annealing algorithm, *Journal of Optimization Theory and Applications*, vol. 45, pages 41-51, 1985.
- [65] W. Metropolis, A. Rosenbluth, M. Rosenbluth, A. Teller, E. Teller. Equation of the state calculations by fast computing machines. *Journal of Chemical Physics*, vol. 21, pages 1087-1092, 1953.
- [66] R. Chelouah. Adaptation aux problèmes à variables continues de plusieurs métaheuristiques d'optimisations combinatoires. Thèse de doctorat en électrotechnique, Université de Cergy-Pontoise, France, 1999.
- [67] J.M. Alliot, T. Schiex, P. Brisset, F. Garcia. Intelligence artificielle et informatique théorique. Cépadues éditions, 2002.
- [68] J. L. Amatand, G. Yahiaoui. Techniques avancées pour le traitement de l'information: réseaux de neurones, logique floue, algorithmes génétiques. Cépadues éditions, 2002.
- [69] D.H. Rothman. Nonlinear inversion, statistical mechanics, and residual statics estimation. *Reviews of Geophysics*, vol. 50, pages 2784–2796, 1985.
- [70] D.H. Rothman. Automatic estimation of large residual statics corrections. *Reviews of Geophysics*, vol. 51, pages 332–346, 1986.
- [71] K. Lapetoule. Les algorithmes métaheuristiques. Cépadues éditions, 2006.

- [72] F. Glover. Multilevel Tabu Search and Embedded Search Neighborhoods for the Traveling Salesman Problem. Rapport technique. University of Colorado at Boulder. Graduate School of Business and Administration, 1991.
- [73] F. Glover, M. Laguna, Tabu search. In: Modern heuristic Techniques for Combinatorial Problems. University of Colorado at Boulder, Graduate School of Business and Administration, United States of America, 1992.
- [74] F. Picarougne. Recherche d'information sur internet par algorithmes évolutionnaires. Thèse de doctorat en informatique, Université de tours, France, 2004.
- [75] V. Magnin. Contribution a l'étude et a l'optimisation de composants optoélectroniques. Thèse de doctorat en électronique. Université des sciences et technologies de Lille, France, 1998.
- [76] R. Dupas. Amélioration de performance des systèmes de production apport des algorithmes évolutionnistes aux problèmes d'ordonnancement cycliques et flexibles, Habilitation à Diriger des Recherches, Université d'Artois, France, 2004.
- [77] L.J. Fogel, A. J. Owens, M. J. Walch. Artificial intelligence through simulated evolution, New York, Wiley, 1966.
- [78] H.P. Schzefel. Evolution and optimum seeking, New York, Wiley, 1995.
- [79] I. Rechenberg. Evolution strategie: Optimierung technischer systeme nach prinzipien des biologischen evolution. Fromman- Hozlboog Verlag, Stuttgart, 1973.
- [80] J. H. Holland. Outline for a logical theory of adaptive systems, ACM Journal 9, pages 297-314, 1962.
- [81] D.E. Goldberg. Genetic algorithms in search: Optimisation and machine learning, Addition-Wesley publishing company, 1989.
- [82] Z. Michalewicz. Genetic algorithms + Data structure = Evolution programs, 3rd edn, Springer Verlag, Berlin Heidelberg New York, 1996.
- [83] J.R. Koza. Genetic programming, Cambridge MA, MIT Press, 1992.
- [84] Z. Michalewicz, K. Deb, M. Schmidt, TH. Stidsen. Evolutionary algorithms for engineering applications. pages 73-94, 1999.
- [85] M. Tomassini. Parallel and distributed evolutionary algorithms. A Review. Pages 113-133, 1999.
- [86] S.L. Avila. Optimisation multiobjectif et analyse de sensibilité appliquées à la conception de dispositifs, Thèse de doctorat en génie électrique, Ecole Centrale de Lyon en cotutelle avec L'Université Fédérale de Santa Catarina, Brésil, 1992.

- [87] L. Drdi. Les Algorithmes génétiques. Thèse de doctorat en Géoscientifique. INRS-ETE, Québec, 2005.
- [88] T. Vallée, M. Yildizoglu. Présentation des algorithmes génétiques et de leurs applications en économie. Université de Nantes. Université de Montesquieu Bordeaux IV, 2001.
- [89] S. Cadieux. Reconnaissance et comptage de silhouettes de poissons, Mémoire de maîtrise en génie électrique. Mémoire de maîtrise en génie électrique. Université de Sherbrooke, Canada, 2002.
- [90] J. M. Alliot, N. Durand. Algorithmes génétiques, Evolution Artificielle 94, Toulouse, France, 2005.
- [91] D.E. Goldberg. Genetic algorithms in search, optimization and machine learning. Addison Wesley Longman, 1989.
- [92] A. Souquet, F. G. Radet. Algorithmes génétiques. Thèse d'étude de fin d'année, 2004.
- [93] W.M. Spears, K. A. De Jong. An analysis of multi-point crossover. In Rawlins, G. J. E., editor, Foundations of Genetic Algorithms. Morgan Kaufmann Publishers, 1991.
- [94] G. Syswerda. Uniform Crossover in genetic algorithms; Proceedings of the third conference on genetic algorithms. Morgan Kaufmann Publisher, 1989.
- [95] N. Srinivas, K. Deb. Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms. Evolutionary Computation, Vol. 2, pages 221-248, 1994.
- [96] L.J. Fogel, A.J. Owens, M.J Walsh. Artificial intelligence through simulated evolution. J. Wiley, Chichester, UK, 1966.
- [97] W.B. Langdon. Genetic programming and data structure: genetic programming + data structures = automatic programming, Boston. Kluwer Academic Publishers, 1998.
- [98] C. Ryan. Automatic re-engineering of software using genetic programming. Kluwer Academic Publishers, 2000.
- [99] M. Cerrolaza, W. Annicchiarico. Genetic algorithms in shape optimization. Finite and boundary element applications, pages 283-323. 1999.
- [100] A. Carpentier. Optimisation multi-niveaux de panneaux composites. Thèse de doctorat en génie mécanique. Université de Paul Sabatier de Toulouse, France, 2008.
- [101] M. Sambridge. Geophysical inversion with neighborhood algorithm. Searching a parameter space. International Journal of Geophysics, vol. 138, pages 479–494, 1999.
- [102] M. Sambridge. Geophysical inversion with neighborhood algorithm. Appraising the ensemble. International Journal of Geophysics, vol. 138, pages 727–746, 1999.

- [103] T. Shibutani, M. Sambridge, B. Kennett. Genetic algorithm inversion for receiver functions with application to crust and uppermost mantle structure beneath eastern Australia. *Geophysical Research Letters*, vol. 23, pages 1829–1832, 1996.
- [104] C. Shaopei and D. Boru. Modeling of fuzzy machine learning and fuzzy neural network instructional design, chapter Uncertainty modeling and analysis in civil engineering. CRC Press, pages 337–355, 1998.
- [105] H.S. Shin and G.N. Pande. On self-learning finite element codes based on monitored response of structure. *Computers and Geotechnics*, vol. 27, pages 161–178, 2000.
- [106] Q. Fu, Y.M. A. Hashash, J. Ghaboussi. Non-uniformity of stresses with in a sand specimen in triaxial shear. In *Proceedings of the 10th Int. Symposium on Numerical Models in Geomechanics*, Rhodes, Grèce, 2007.
- [107] Y.M.A. Hashash, J. Ghaboussi, S. Jung, 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*, 2002.
- [108] Y.M.A. Hashash, S. Jung, J. Ghaboussi. Numerical implementation of a neural network based material model in finite element analysis. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, vol. 59, pages 989–1005, 2004.
- [109] Y.M.A. Hashash, C. Marulanda, J. Ghaboussi, S. Jung. Systematic update of a deep excavation model using field performance data. *Computers and geotechnics*, vol. 30, pages 477– 488, 2003.
- [110] Y.M.A. Hashash, C. Marulanda, J. Ghaboussi, S. Jung. Novel approach to integration of numerical modeling and field observation for deep excavation. *Journal of geotechnical and geoenvironmental engineering*, vol. 132, pages 1019–1031, 2006.
- [111] C. Marulanda. Integration of numerical modeling and field observations of deep excavations. *Thèse de doctorat en géotechnique*, University of Illinois, Etats-Unis, 2005.
- [112] C. Marulanda, J. Butkovich, Y.M.A. Hasash, J. Ghaboussi. Constitutive model update using observed field behavior. In *Proceedings of the 9th International Conference on Numerical models in Geomechanics*, 2004.
- [113] T.Yamagami, J.C. Jiang, Y. Ueta. Back calculation of strength parameters for landslide control works using neural networks. In *Proceedings of the 9th International Conference on Computer methods and advances in geomechanics*, Wuhan, China 1997.
- [114] S. Pernot, C.H. Lamarque. Application of neural networks to the modelling of some constitutive laws. *Neural Networks*, vol.12, pages 371–392, 1999.

- [115] H.S. Shin, G.N. Pande. On self-learning finite element codes based on monitored response of structure. *Computers and Geotechnics*, vol. 27, pages 161–178, 2000.
- [116] F. Hongying. Vers un outil d'aide à la planification et à l'ordonnement des blocs opératoires. Thèse de doctorat en sciences de gestion, Université Catholiques de Mons en cotutelle avec l'Université de Technologie de Troyes, France, 2006.
- [117] F.T.C. Tsai, N.Z. Sun, W.W. G. Yeh. Parameter structure identification in ground water modeling: A universal parametrization method. In *World Water and Environmental Resources Congress*, Philadelphia, USA, 2003.
- [118] F.T.C. Tsai, N.Z. Sun, W.W.G. Yeh. Global-local optimization for parameter structure identification in the three-dimensional ground water modeling. *Water resources research*, vol.39, pages 1301–1313, 2003.
- [119] J. Morshed, J.J. Kaluarachchi. Parameter estimation using artificial neural network and genetic algorithm for free-product migration and recovery. *Water resources research*, vol. 34, pages 1101–1113, 1998.
- [120] C. Iacono, L.J. Sluys, J.G.M. Van Mier. Estimation of model parameters in non local damage theories by inverse analysis techniques. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, vol. 195, pages 7211–7222, 2006.
- [121] V. Magnan. *Optimisation et algorithmes génétiques*, 2001.
- [122] Y.L. Kang, X.H. Lin, Q.H. Qin. Inverse genetic method and its application in identification of mechanical parameters of interface in composite. *Composite Structure*, vol. 66, pages 449–458, 2004.
- [123] K. Gallagher, M. Sambridge. Genetic algorithms: a powerful tool for large-scale nonlinear optimization problems. *Computers and Geosciences*, vol. 20, pages 1229–1236, 1994.
- [124] K. Gallagher, M. Sambridge, G. Drijkoningen. Genetic algorithms : an évolution form monte carlo methods for strongly non-linear geophysical optimisation problems. *Geophysical research lettres*, vol.18, pages 2177–2180, 1991.
- [125] P. Samarajiva, E.J. Macari, W. Wathugala. Genetic algorithms for the calibration of constitutive models of soil. *International Journal of Geomechanics*, vol. 5, pages 206–217, 2005.
- [126] C.F. Castro, C.A.C. Antonio, L.C. Sousa. Optimisation of shape and process parameters in metal forging using genetic algorithms. *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 146, pages 356–364, 2004.

- [127] K.A. De Jong. An analysis of the behavior of a class of genetic adaptative systems. Doctorat thesis in computer and communication science, University of Michigan, united states or America, 1975.
- [128] S. Pal, W. Wathugala, S. Kundu. Calibration of a constitutive model using genetic algorithms. *Computer and Geotechnics*, vol. 19, pages 325–348, 1996.
- [129] S. Levasseur. Analyse inverse d’essais et d’ouvrages géotechniques. Thèse de Master en mécanique et énergétique, Université Joseph Fourier Grenoble, France, 2004.
- [130] S. Levasseur, Y. Malécot, M. Boulon, E. Flavigny. Analyse inverse par algorithme génétique en géotechnique : application à un problème d’excavation. In 17ème Congrès Français de la Mécanique, Troyes, France, 2005.
- [131] R. Kammarti. Approche évolutionniste pour la résolution du 1-PDPTW statique et dynamique. Thèse de doctorat en automatique et informatique industrielle. Université des sciences et technologies de Lille, France, 2006.
- [132] J. Chakrapani, J. Skorin-Kapov. Massively parallel tabu search for the quadratic assignment problem. *Annals of Operations Research*, vol. 41, pages 327–341, 1993.
- [133] J.K. Hao, R. Dorne, P. Galinier. Tabu search for Frequency Assignment in Mobile Radio Networks. *Journal of Heuristics*, vol. 4, pages 47–62, 1998.
- [134] B. Escoffier. Cours en Métaheuristiques et optimisation combinatoire, Université Paris Dauphine.
- [135] K. ZIDI. Système interactif d’aide au déplacement Multimodal (SIADM). Thèse de doctorat en automatique et informatique industrielle. Université des sciences et technologies de Lille, France, 2006.
- [136] A. Caminada. Etudes d’heuristiques à mémoire pour l’affectation de fréquences. Diplôme D’études approfondies. Université de Technologie de Belfort-Montbéliard, 2004.
- [137] G. Laporte, I.H. Osman. Meta-heuristics in combinatorial optimization, *Annals of Operations Research* 63, J.C. Baltzer Science Publishers, Basel, Switzerland, 1996.
- [138] I.H. Osman, J.P. Kelly. Meta-heuristics: theory and applications, Kluwers Academic Publishers, Boston, 1996.
- [139] C. Fleurent, J. Ferland. Algorithmes génétiques hybrides pour l’optimisation combinatoire. *RAIRO*, 1995.
- [140] P. Preux, E.G. Talbi. Towards hybrid Evolutionary algorithms. Technical Report LIL. Laboratoire d’informatique du littoral, 1997.

- [141] S. Levasseur. Identification des paramètres mécaniques des sols par analyse inverse sur des essais et ouvrages géotechniques. In Proceedings of the 25èmes Rencontres AUGC -Prix Jeunes Chercheurs René Houpert. Bordeaux, France, 2007.
- [142] S. Levasseur, Y. Malécot, M. Boulon, 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, Rhodes, Grèce, 2007.
- [143] N. Gadenne. Programmation et évaluation d'algorithmes d'affectation des niveaux de vol. Rapport de Stage, Université de Technologie Compiègne, France, 2005.
- [144] M. Kreutz, D. Hanke, S. Gehlen. Solving extended hybrid-flow-shop problems using active schedule generation and genetic algorithms. Parallel Problem Solving from Nature 6th International Conference, France, 2000.
- [145] E. Nowicki, C. Smutnicki. The flow shop with parallel machines: A Tabu Search approach, European Journal of Operational Research, vol. 106, pages 226-253, 1998.
- [146] P. Mestat, M. Prat. Ouvrages en interaction. In emploi des éléments finis en génie civil. Hermès science, 1999.
- [147] D. Breyse, R. Kastner. Le sol urbain. Hermès science, 2003.
- [148] 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.
- [149] W. Krajewski, O. Reul. Deep excavation in stiff clay: comparison between numerical analysis and in situ measurements. In Proceedings of the 9th International Conference On Numerical models in Geomechanics, 2004.
- [150] C.Y. Ou, T.C. Kung. Analysis of ground surface settlement induced by excavation. In Proceedings of the 9th International Conference on Numerical models in Geomechanics, 2004.
- [151] R.J. Finno, M. Calvello. Supported excavations : observational method and inverse modeling. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, vol. 131, pages 826–836, 2005.
- [152] C.R. Bernal, S. Levasseur, R. J. Finno. Inverse analysis techniques for parameter identification in simulation of excavation support systems. Computers and Geotechnics, in press, 2007.

- [153] A. Benaïssa, M.A. Bellouche. Propriétés géotechniques de quelques formations géologiques propices aux glissements de terrains dans l'agglomération de Constantine en Algérie, *Bulletin d'Ingénieur en Environnement*, vol. 57, pages 301-310, 1999.
- [154] N. Houssou. Utilisation du modèle Cam Clay dans l'étude de Glissement de terrain Application au Glissement du Ciloc de Constantine. Thèse de Magistère en génie civil, Université de Skikda, Algérie, 2008.
- [155] B. Lafifi, M. Guenfoud, F. Darve. Utilisation du critère de stabilité de Hill en milieu non saturé pour la modélisation des glissements de terrain de la région de Constantine. *Conférence Internationale sur le Calcul Numérique en Géotechnique*, 2008.
- [156] A. Benaïssa, D. Cordary, A. Giraud. Les mouvements de terrain dans la zone urbaine de Constantine en Algérie, *Bulletin de l'Association Internationale de Géologie de l'Ingénieur*, Paris, vol. 40, 1989.
- [157] S. Levasseur, Y. Malécot, M. Boulon, E. Flavigny. Soil parameter identification using a genetic algorithm. *International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics*, in press, 2007.
- [158] Y. Malécot, S. Levasseur, M. Boulon, E. Flavigny. Inverse analysis on in situ geotechnical measurements using a genetic algorithm. In *Proceedings of the 9th International Symposium on Numerical Models in Geomechanics*, Ottawa, Canada, 2004.

# **Annexe**

## **Présentation du Code de Calcul Plaxis**

### **A.1 Introduction**

Lorsque le comportement du sol est modélisé de façon non linéaire et irréversible, la méthode de résolution numérique la plus fréquemment utilisée dans la pratique est la méthode des éléments finis [06]. L'analyse des projets géotechniques est possible grâce à de nombreux codes éléments finis, le chercheur ayant de l'expérience en ce domaine sait que le poids des hypothèses permettent le passage de la réalité au modèle numérique est difficile à évaluer. Il sait que le code éléments finis est parfois rebutant il souhaiterait ne pas avoir à intervenir sur la numérotation des nœuds, des éléments, sur certains choix réservés au numéricien [01]. 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 [35].

### **A.2 Le logiciel Plaxis**

Le code éléments finis Plaxis représente certainement un optimum actuel sur le plan scientifique et pratique. Scientifiquement, c'est un outil d'analyse non linéaire en élasto-plasticité, avec prise en compte des pressions interstitielles, doté des méthodes de résolution, éprouvés, ainsi que de procédures de choix automatique évitant des choix délicats à l'opérateur peu averti. Bien que très fiable sur le plan numérique. Du point de vue pratique, le système de menus arborescents à l'écran rend l'utilisation souple, car l'opérateur ne s'encombre pas l'esprit outre mesure. Le recours aux manuels devenant rare, ceux-ci sont de volumes réduits, faciles à consulter. L'ensemble des options simplifiées permettent d'aller au but (prévoir le comportement d'un ouvrage) [35].

### **A.3 Les modèles de comportements intégrés dans Plaxis**

Les modèles de comportement de sols sont très nombreux, depuis le modèle élastique plastique de Mohr-Coulomb jusqu'aux lois de comportement les plus sophistiquées permettant de décrire presque tous les aspects du comportement élasto-visco-plastique des sols [01]. Ces modèles ont été développés dans le but d'être intégrés dans les calculs par éléments finis. La modélisation par éléments finis permet de résoudre le problème aux limites en tenant compte du comportement réel du sol. Deux difficultés majeurs ont empêché la

réalisation complète de ce schéma : d'une part les lois de comportement qui décrivent bien le comportement des sols sont complexes et demande, pour la détermination des paramètres qu'elles contiennent, des études spécifiques lourdes sortant du cadre des projets d'ingénierie même complexe. La validation des lois de comportement a fait l'objet, dans les années 80 de plusieurs ateliers pour comparer les réponses des différents modèles sur différents chemins de sollicitation. La seconde difficulté a été l'intégration de ces lois de comportement dans des codes de calcul par éléments finis, bi ou tridimensionnels. Peu de codes sont opérationnels actuellement, avec des lois sophistiquées. Le coût de ces calculs est généralement important. La démarche suivie dans le développement du code Plaxis est différente. Un des objectifs de Plaxis est de fournir à l'utilisateur un code d'élément finis, permettant de traiter des problèmes géotechnique réels, dans un délais raisonnable en utilisant des modèles de comportement de sols dont les paramètres puissent être déterminé à partir d'une étude géotechnique normale. En ce sens, Plaxis peut apparaître comme une règle de calcul de l'ingénieur géotechnicien. Les modèles de comportement utilisés dans plaxis sont [01]:

### **A.3.1 Modèle élastique linéaire**

Le modèle élastique utilisé dans Plaxis est classique. Les tableaux de rentrée des données demandent le module de cisaillement  $G$  et le coefficient de poisson  $\nu$ , l'avantage de  $G$  est d'être indépendant des conditions de drainage du matériau ( $G_U = G$ ), ce qui n'est pas le cas des modules d'Young : le module de Young non drainé est supérieur au module de Young drainé.  $G$  est en fait le module mesuré dans les essais pressiométriques [35]. On passe de  $G$  à  $E$  par la relation :

$$E = 2 G (1 + \nu) \quad (\text{A.1})$$

Le modèle élastique de Plaxis peut être employé surtout pour modéliser les éléments de structures béton ou métal en interaction avec le sol.

#### **A.3.1.1 Le modèle de Mohr-Coulomb**

Le modèle de Mohr-Coulomb demande la détermination de paramètres. Les deux premiers sont  $E$  et  $\nu$  (paramètres d'élasticité). Les deux autre sont  $c$  et  $\phi$  respectivement, la cohésion et l'angle de frottement. Ce sont des paramètres classiques de la géotechnique, certes souvent fournis par des essais de laboratoires [35].

### a) le module de Young

Le choix d'un module de déformation est un des problèmes les plus difficiles en géotechnique. Le module de Young varie en fonction de la déformation et en fonction de la contrainte moyenne. Dans le modèle de Mohr-Coulomb, le module de déformation est constant. Ce module nécessite des essais spéciaux. Il est conseillé de prendre un module moyen, par exemple celui correspondant à un niveau de 50 % du déviateur de rupture (Figure A.1).

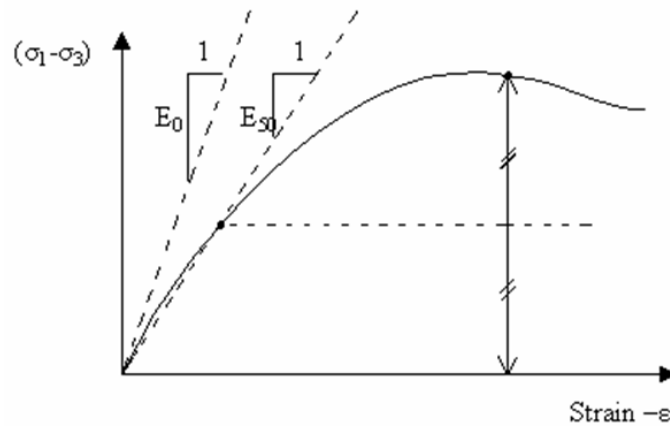


Figure A.1- Définition du module à 50 % de la rupture.

### b) Le coefficient de poisson

On conseille une valeur de 0.2 à 0.4 pour le coefficient de poisson. Pour des sols incompressibles, le coefficient de poisson s'approche de 0.5 sans que cette valeur soit utilisable.

### c) L'angle de frottement

Plaxis ne prend pas en compte une variation d'angle de frottement avec la contrainte moyenne. L'angle de frottement à introduire est soit l'angle de frottement « de pic » soit l'angle de frottement de palier.

### d) La cohésion

Il peut être utile d'attribuer, même à des matériaux purement frottant, une très faible cohésion (0.2 à 1kpa) pour des questions numériques. Pour les analyses non drainé avec  $\phi_U = 0$ , Plaxis offre l'option de faire varier la cohésion non drainée avec la profondeur : ceci correspond à la croissance linéaire de la cohésion en fonction de la profondeur observée dans des profils au

scissomètre ou en résistance de pointe de pénétromètre. Cette option est réalisée avec le paramètre C-depth.

### e) L'angle de dilatance

Le dernier paramètre est l'angle de « dilatance » noté  $\Psi$  ; c'est le paramètre le moins courant. Il peut cependant être facilement évalué par la règle (grossière) suivante :

$$\Psi = \phi - 30^\circ \quad \text{pour } \phi > 30^\circ \quad (\text{A.2})$$

$$\Psi = 0 \quad \text{pour } \phi < 30^\circ \quad (\text{A.3})$$

- Les cas où  $\Psi < 0$  correspondent à des sables très lâches.
- La valeur  $\Psi = 0$  correspond à un matériau élastique parfaitement plastique, ou il n'y a donc pas de dilatance lorsque le matériau atteint la plasticité. C'est souvent le cas pour les argiles ou pour les sables de densité faible ou moyenne sous contraintes assez fortes [35].

### A.3.1.2 Modèle de sol avec écrouissage

Le modèle de sol avec écrouissage (Hardening Soil Model (H.S.M)) a pour objet d'améliorer le modèle de Mohr-Coulomb sur différents points, il s'agit essentiellement :

- De prendre en compte l'évolution du module de déformation lorsque la contrainte augmente : les courbes oedométriques en contraintes-déformation ne sont pas des droites.
- De prendre en compte l'évolution non linéaire du module de déformation lorsque le cisaillement augmente : le module  $E_{50}$  n'est pas réaliste : il y a une courbure des courbes effort-déformation avant d'atteindre la plasticité [35].
- De tenir compte de la dilatance qui n'est pas indéfinie.

On pourrait dire que ce modèle est un dérivé du modèle hyperbolique de Duncan-Chang car il en reprend et améliorant les formulations hyperboliques des courbes effort-déformation.

### a) Courbes effort-déformation

$$-\varepsilon_1 = \frac{1}{2E_{50}} \frac{q}{1 - \frac{q}{q_a}} \quad \text{Pour } q < q_f \quad (\text{A.4})$$

Et avec :

$$q_f = (c \cot \varphi - \sigma'_3) \frac{2 \sin \varphi}{1 - \sin \varphi} \quad \text{et } q_a = q_f / R_f \quad (\text{A.5})$$

**b) Les modules**

$$E_{50} = E_{50}^{ref} \left( \frac{c \cot \phi - \sigma_3'}{c \cot \phi + p^{ref}} \right)^m \quad (\text{A.6})$$

Avec  $p^{ref} = 100$  (kpa)

Le paramètre  $R_f$  est analogue à celui introduit par Duncan.

Pour la décharge on prend :

$$E_{ur} = E_{ur}^{ref} \left( \frac{c \cot \phi - \sigma_3'}{c \cot \phi + p^{ref}} \right)^m \quad (\text{A.7})$$

La figure A.2 redonne ces définitions :

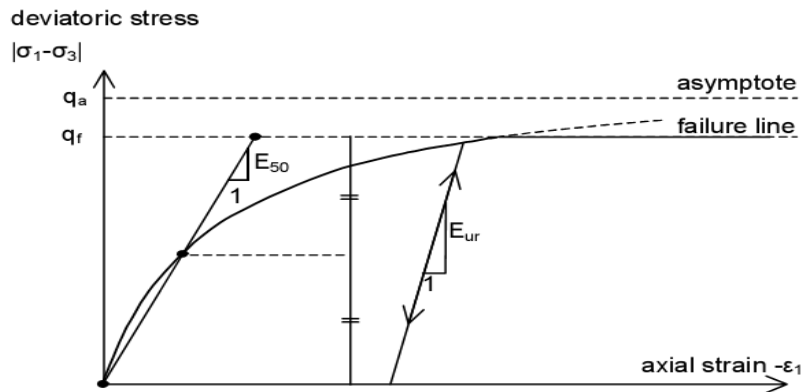


Figure A.2- Représentation du Hardening Soil Model dans le repère contrainte- déformation.

**c) La surface de charge**

En fonction du paramètre d'écroûissage, on obtient alors dans le plan q-p la forme des surfaces de charge (figure A.3 et A.4).

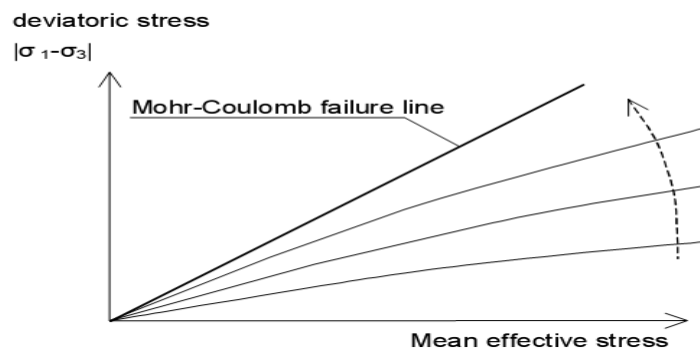


Figure A.3- Forme de surfaces de charge H.S.M.

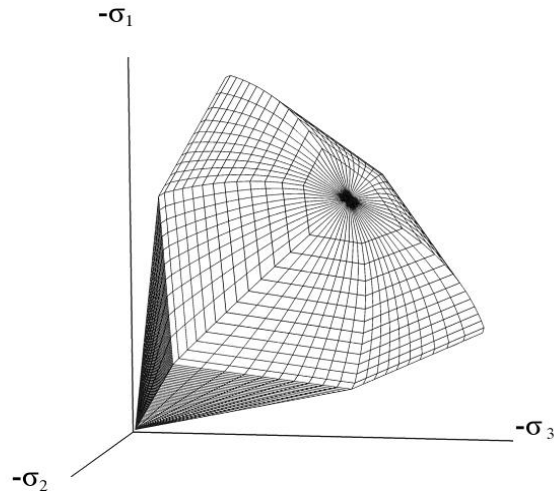


Figure A.4- Surface de rupture pour le Hardening soil model cas d'un sol non cohérent.

### -Paramètres de Mohr-Coulomb

$C$  : Cohésion (effective) [KN/m<sup>2</sup>]

$\phi$  : Angle de frottement effectif [°]

$\Psi$  : Angle of dilatance [°]

### -Paramètres de rigidité

$E_{50}^{ref}$  : Module sécant dans un essai triaxial [KN/m<sup>2</sup>]

$E_{oed}^{ref}$  : Module sécant dans un essai oedométrique [KN/m<sup>2</sup>]

$m$  : puissance (environ 0.58 pour les sables) [-]

### -Paramètres avancés

$E_{ur}^{ref}$  : Module en décharge (par défaut  $E_{ur}^{ref} = 4 E_{50}^{ref}$ ) : [KN/m<sup>2</sup>]

$\nu_{ur}$  : Coefficient de poisson en décharge recharge [-]

(Par défaut  $\nu_{ur} = 0.2$ )

$P^{ref}$  : Contraintes de références (par défaut  $P^{ref} = 100$ ) [KN/m<sup>2</sup>]

$K_0^{NC}$  :  $K_0$ -consolidation (par défaut  $k^{nc}_0 = 1 - \sin \phi$ ) [-]

$R_f$  : Coefficient à la rupture  $q_f/q_a$  (par défaut  $R_f = 0.9$ ) [-]

$\sigma_{tension}$  : Résistance à la traction (par défaut  $\sigma_{tension} = 0$ ) [KN/m<sup>2</sup>]

$C_{incrément}$  : par défaut  $C_{incrément} = 0$  [KN/m<sup>2</sup>]

La définition du module oedométrique tangent est donnée sur la figure A.5 et celle de la dilatance (éventuellement) sur la figure A.6.

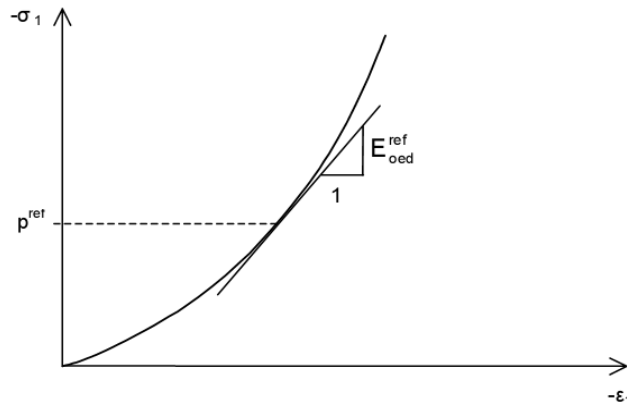


Figure A.5- Définition du module oedométrique tangent.

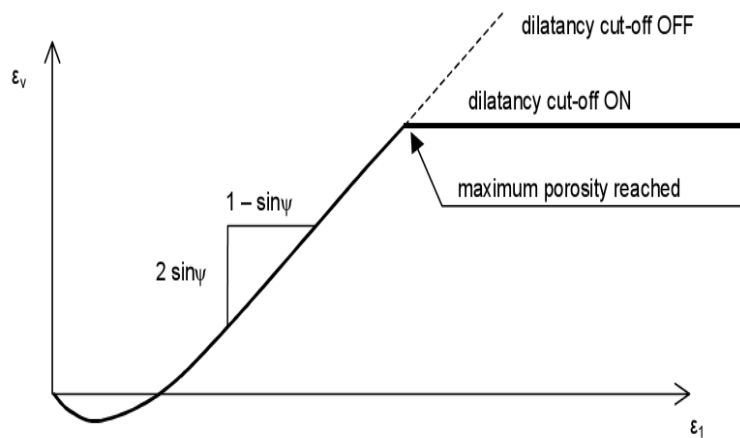


Figure A.6- Définition de l'angle de dilatance.

### A.3.1.3 Modèle pour Sols Mous

Le modèle pour Sols Mous (Soft Soil Model (S.S.M)) est un modèle dérivé du modèle de Cam-Clay. Historiquement le modèle de Cam-Clay a été développé à Cambridge dans les années 60. L'idée de base de ce modèle est de prendre en compte l'effet d'écrouissage que provoque sur les argiles. Sous l'effet d'une pression moyenne, la teneur en eau diminue et l'argile devient plus résistante. Il s'agit d'un modèle élasto-plastique avec une surface de charge. Sous la surface de charge, le matériau reste élastique [35].

### a) Les paramètres de compressibilité

Les deux paramètres  $C_c$  et  $C_s$  décrivent le comportement oedométrique ou isotrope observé dans des essais de laboratoire : ce seront les deux paramètres de base réglant la position des lignes de consolidation. L'axe des contraintes est trace en logarithme naturel, ce qui conduit à modifier la définition de  $C_c$  et  $C_s$  en  $\lambda$  et  $K$  dans ce cas, l'axe des ordonnées est l'indice des vides. Il peut être judicieux de remplacer l'indice des vides par la déformation volumique (identique à la déformation axiale dans l'essai oedométrique).

On utilise alors  $\lambda^*$  et  $K^*$  (figure A.7). Dans ce cas, l'indice des vides variable apparaît dans les expressions du tableau A.1. Il peut dans la majorité des cas être pris constant, et égal à la valeur initiale. Les relations avec les paramètres du modèle de Cam-Clay sont indiquées dans le tableau A.1.

Tableau A.1-Valeurs des paramètres de compressibilité et de gonflement  $\lambda$  et  $K$ .

Relation avec l'indice des vides.	(1) $\lambda^* = \frac{\lambda}{1+e}$ (A.8)	(2) $K^* = \frac{k}{1+e}$ (A.11)
Relation avec les paramètres « Hollandais »	(3) $\lambda^* = \frac{1}{c_p}$ (A.9)	(4) $K^* = \frac{1-v_{ur}}{1-v_{ur} c_p} \frac{3}{c_p}$ (A.12)
Relation avec les indices des compressibilités et de gonflement.	(5) $\lambda^* = \frac{c_c}{2,3(1+e)}$ (A.10)	(6) $K^* = 1,3 \frac{1-v_{ur}}{1-v_{ur}} \frac{c_s}{1+e}$ (A.13)

La figure ci-dessous résume les différentes définitions des paramètres.

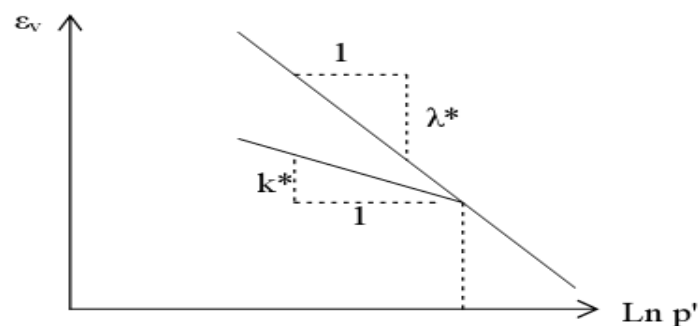


Figure A.7- Différentes représentations lors d'un essai oedométrique.

## b) La cohésion

Une cohésion effective peut être introduire dans le S.S.M. Elle peut être nulle.

## c) Paramètre de frottement

On rentre directement les valeurs de cohésion et d'angle de frottement.

## d) Paramètre de dilatance

Il est calculé automatiquement à partir de l'angle de dilatance : normalement, dans les sols mous celui-ci est faible et la valeur nulle est proposée par défaut.

## c) Paramètre de contrainte $K_0$

Le paramètre M est calculé à partir de  $K_0$  par la formule ci-dessous :

$$M = 3 \sqrt{\frac{(1 - K_0^{NC})^2}{(1 + 2K_0^{NC})} + \frac{(1 - K_0^{NC})(1 - 2\nu_{ur})(\lambda^* / K^* - 1)}{(1 + K_0^{NC})(1 - 2\nu_{ur})\lambda^* / K^* - (1 - K_0^{NC})(1 + \nu_{ur})}} \quad (\text{A.14})$$

$$M = 3,0 - 2,8 K_0^{NC}$$

Ceci permet de définir la forme de la surface d'érouissage dans le plan p-q.

## f) Coefficient de poisson

Dans les modèles de Cam-Clay et dérivés (dont le SSM), le coefficient de poisson est un paramètre élastique important. Dans une charge-décharge oedométrique, c'est ce paramètre qui fait que les contraintes horizontales diminuent moins vite que les contraintes verticales.

Ce n'est donc pas le coefficient de Poisson qui pourrait être relié à une valeur de  $K_0$  mais une valeur plus faible, typiquement 0,1 ou 0,2.

$$\frac{\nu_{ur}}{1 - \nu_{ur}} = \frac{\Delta\sigma_{xx}}{\Delta\sigma_{yy}} \quad (\text{A.15})$$

Dans Plaxis la valeur de  $\nu_{ur}$  est prise de 0,15.

## g) Prise en compte de la surconsolidation

Plaxis calcule la pression de préconsolidation  $p_c$  à partir des données. Si un matériau est surconsolidé, il est possible de prendre en compte le degré de surconsolidation (OCR) ou le poids des terres de préconsolidation (POP) (Pre Overbuden Pressure).

## - Les paramètres nécessaires au SSM

$\lambda^*$  : Indice de compression

[-]

$K^*$ : Indice de gonflement	[-]
$C$ : Cohésion	[KN/m <sup>2</sup> ]
$\phi$ : Angle de frottement	[°]
$\Psi$ : Angle de dilatance	[°]

**- les paramètres avancés**

$\nu_{ur}$ : Coefficient de poisson en charge décharge	[-]
$K_0^{NC}$ : Paramètre de contrainte	[-]
$M$ : Paramètre lié à $K_0^{NC}$	[-]

**A.3.1.4 Modèle pour Sols mous avec effet du temps**

Le Modèle pour Sols mous avec effet du temps (Soft Soil Creep Model (S.S.C.M)), permet de prendre en compte l'écroutissage des argiles molles mais pas la consolidation secondaire : celle-ci se traduit par une évolution de la déformation axiale dans un essai oedométrique en fonction du temps, après la fin de la consolidation primaire. Cette déformation évolue en fonction du logarithme du temps. Elle est caractérisée par le paramètre  $C_\alpha$ . Elle génère ce qui est appelé la quasi-préconsolidation dans des sols déposés depuis longtemps [35].

La figure A.8 résume ce phénomène. Ces déformations secondaires se rencontrent dans les tassements différés, notamment sur sols argileux mous.

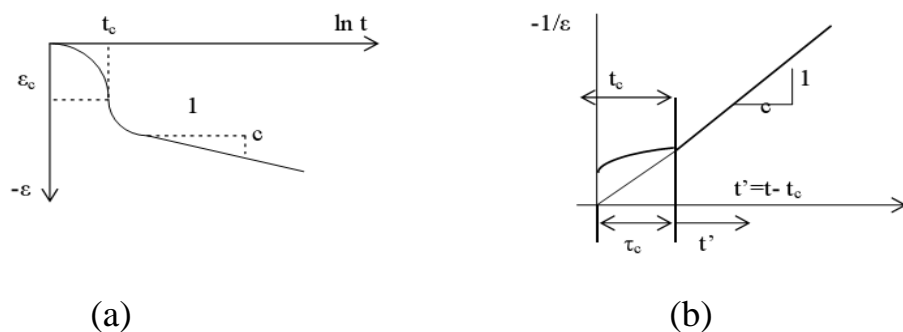


Figure A.8- Effet du temps sur les essais oedométriques.

Le soft soil creep model élargit ces résultats dans le plan p-q en introduisant des surfaces de charges qui s'appuient sur l'évolution observée en consolidation secondaire sur l'axe isotrope (figure A.9).

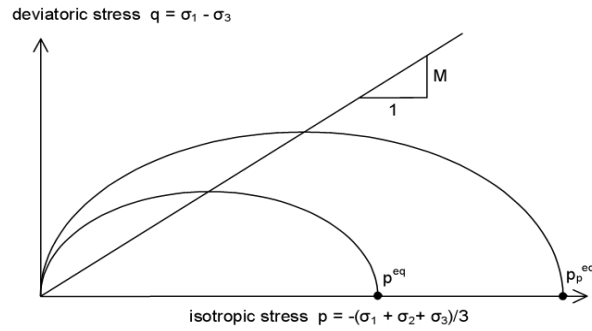


Figure A.9- Diagramme de  $p^{eq}$  dans le plan  $p, q$ .

Avec les définitions suivantes des paramètres :

$$M = \frac{6 \sin \phi_{cv}}{3 - \sin \phi_{cv}} \quad (\text{A.16})$$

$$p_{eq} = \sigma \left[ \frac{1 + 2K_0^{NC}}{3} + \frac{3(1 - K_0^{NC})}{M^2(1 + 2K_0^{NC})} \right] \quad (\text{A.17})$$

#### - Les paramètres du SSCM

Le paramètre de fluage est  $\mu^*$  défini par :

$$\mu^* = \frac{C_{av}}{2,3(1 + e)} \quad (\text{A.18})$$

#### - Paramètre du modèle de Mohr-Coulomb

$C$  : cohésion [KN/m<sup>2</sup>]

$\phi$  : Angle de frottement [°]

$\psi$  : Angle de dilatance [°]

#### - Paramètre de consolidation

$K^*$  : Indice de gonflement [-]

$\lambda^*$  : Indice de compression [-]

$\mu^*$  : Indice de fluage [-]

#### - Les paramètres avancés

$\nu_{ur}$  : Coefficient de poisson en charge-décharge (par défaut 0,15) [-]

$K_0^{NC}$  :  $\sigma'_{xx}/\sigma'_{yy}$  coefficient des terres au repos pour un sol normalement Consolidé [-]

M : Pente de la ligne de l'état critique

[-]

Les différents modèles utilisés par Plaxis montre qu'il s'agit de modèles suffisamment simple pour qu'il soit possible d'en déterminer les paramètres avec une étude géotechnique classique ou avec des corrélations. Il n'y a dans ces modèles aucun paramètre de calage ou sans signification physique comme on rencontre souvent dans des modèles sophistiqués. Souvent la détermination des paramètres nécessite des techniques d'optimisation. Ces modèles appartiennent au domaine de recherche.

L'utilisateur doit se concentrer sur deux choix : l'un est inhérent à la géotechnique en général, l'autre concerne la simulation numérique [03].

La détermination des paramètres géotechniques à entrer dans Plaxis n'est pas différente d'un choix de paramètre de calcul (manuel) pour un calcul à partir d'essais, il est indispensable d'arriver à ce que l'on pourrait appeler un modèle géotechnique de terrain. Certains des paramètres sont différents dans leurs expressions, mais toujours reliés à des paramètres géotechniques classiques. Le paramètre le moins « courant » est vraisemblablement l'angle de dilatance.

Le choix du modèle de comportement dépend en fait du problème posé : soutènement, glissement de terrain, tassement de remblai, fondation sur sol en pente, tunnel : quel modèle de comportement utiliser pour quel problème géotechnique ? La question n'est pas simple car il n'existe pas le modèle universel [03].

Dans cette thèse nous allons utiliser le modèle de comportement de Mohr Coulomb pour la modélisation numérique des ouvrages géotechnique par Plaxis.