

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

BADJI-MOKHTAR-ANNABA UNIVERSITY  
UNIVERSITE BADJI-MOKHTAR-ANNABA



جامعة باجي مختار - عنابة

Faculté des sciences de l'ingénieur

Année 2012

Département de Génie Civil

## THESE

Présentée en vue de l'obtention du diplôme de DOCTORAT DES SCIENCES

**ANALYSE INVERSE DANS LE CALCUL  
GEOTECHNIQUE  
-APPLICATION AU CALCUL DE LA STABILITE DES  
TALUS-**

**Option**

**Géotechnique**

**Présentée par :**

**Melle MENDJEL DJENATTE**

**SOUS LA DIRECTION DU: Dr. MESSAST SALAH M.C –A- Université de Skikda**

**DEVANT LE JURY**

<b>Pr. HABITA Faouzi</b>	<b>Université d'Annaba</b>	<b>Président</b>
<b>Pr. NOUAOURIA Med Salah</b>	<b>Université de Guelma</b>	<b>Examineur</b>
<b>Dr. HIDJEB Moustapha</b>	<b>Université de Skikda</b>	<b>Examineur</b>
<b>Dr. CHELGHOUM Noureddine</b>	<b>Université d'Annaba</b>	<b>Examineur</b>
<b>Dr. SBARTAI Badreddine</b>	<b>Université de Skikda</b>	<b>Examineur</b>

---

# Remerciements

En terme de rédaction de cette thèse, nous remercions à tout instant notre dieu qui a toujours éclairé notre vie par le savoir, et nous a guidé dans le bon chemin.

Je tiens à remercier tout d'abord Pr. Mounir. HAMAMI, Que Dieu bénisse son âme, pour m'avoir initié et pour m'avoir donné l'occasion de faire ce sujet pertinent, et d'actualité ainsi que pour son aide et son encadrement pendant les trois premières années de recherche.

Bien évidemment je remercie très chaleureusement Dr. Salah MESSAST, pour l'intérêt incessant qu'il a porté au suivi de ce travail, en dépit de ses occupations et malgré la difficulté rencontrée tout le long de cette étude. J'ai beaucoup apprécié ses méthodes de travail, la liberté qu'il m'a laissée dans l'organisation de ces recherches et ses encouragements nombreux et réguliers, qui m'ont toujours remonté le moral dans les moments difficiles, ses remarques, toujours pertinentes, ont été très bénéfiques à l'avancement de cette thèse.

Je tiens vivement à remercier Dr. Mourad MARDJAOUI de l'université de Skikda, qui m'a aidé dans les premières initiations des algorithmes génétiques.

Je remercie plus sincèrement le professeur HABITA Faouzi. qui m'a fait l'honneur de présider le jury de soutenance.

Mes plus sincères remerciements vont également aux membres de jury : Pr. NOUAOURIA Med Salah, Dr. HIDJEB Moustapha, Dr. CHELGHOUM Noureddine et Dr. SBARTAI Badreddine, qui ont accepté de relire et commenter cette thèse.

Mes remerciements aussi au Pr. Guenfoud Mohamed directeur du laboratoire LGCH de l'université de Guelma pour leur mise en disposition le logiciel Plaxflow. Sans oublier Dr. Lafifi Brahim chercheur au même laboratoire pour ses conseils concernant l'utilisation de plaxflow.

Mes remerciements vont également au corps administratif du département de Génie Civil de l'université d'Annaba.

J'adresse un grand merci à qui je dédie cette thèse, à mes parents, à mon soutien moral mon frère Hacène, et sa femme, à mes sœurs, et leurs maris, surtout à Allah qui m'a vraiment aidé. A mon bon frère Mourad que Dieu bénisse son âme qui me manque, il a toujours voulu me voir au plus haut grade.

Pour couronner ces remerciements, je rends un hommage à ma Mère, pour son irremplaçable et inconditionnel soutien. « Ton amour maternelle, ton soutien, et tes encouragements m'ont été d'une aide précieuse. MERCI et que Dieu puisse te prêter longue vie ».

---

## Résumé

Les problèmes géotechniques sont complexes, et les équations qui lient les paramètres du sol sont généralement irréversibles et non linéaires, en plus des incertitudes sur ces paramètres.

L'optimisation par algorithme génétique présente un grand intérêt dans la résolution des problèmes complexes, elle montre son efficacité dans le domaine de la géotechnique et surtout dans le calcul de la stabilité des talus. Dans un algorithme génétique la sélection au fil des générations s'opère sur des individus. Ces individus évoluent ensuite selon des mécanismes génétiques de sélections, croisements et de mutation.

L'analyse de la stabilité des talus est généralement faite en utilisant les méthodes d'équilibre limite.

Ce travail concerne l'utilisation de l'optimisation par algorithme génétique, pour le calcul de la stabilité des talus par méthodes d'équilibre limite, ce qui revient à chercher le coefficient de sécurité minimal et la surface de rupture correspondante.

L'eau joue un rôle important dans l'analyse de la stabilité des pentes, d'où la nécessité de bien caractériser les sols en considérant un comportement hydromécanique couplé.

Une deuxième partie de cette thèse est consacrée au développement d'une méthode d'optimisation par algorithme génétique permettant l'identification de la perméabilité des sols non saturés en minimisant l'écart entre les mesures expérimentales et les résultats numériques. Le comportement du sol sera caractérisé par les déplacements horizontaux qui seront déterminés après un calcul en éléments finis au moyen du code de calcul Plaxis, en considérant un comportement hydromécanique du sol. Ces déplacements horizontaux seront comparés aux mesures inclinométriques. Cette approche est appliquée à l'identification de la perméabilité de la cité Ciloc à Constantine - Algérie.

**Mots clés :** *Analyse inverse ; Algorithme génétique ; Stabilité des talus ; Facteur de sécurité ; Sol non saturé ; Plaxis*

## ملخص

المشاكل الجيوتقنية معقدة، والمعادلات التي تربط بين المتغيرات الخاصة بالتربة غالبا ما تكون غير عكسية ولا خطية، بالإضافة إلى وجود إرتيابات في قيم هذه المتغيرات.

للتحسين باستخدام الخوارزمية الوراثة أهمية كبيرة في حل المشاكل المعقدة، حيث يظهر نجاعته في مجال الهندسة الجيوتقنية وخصوصا في حساب استقرار المنحدرات.

في الخوارزمية الوراثة الاختيار عبر الأجيال يجري على الأفراد. هذه الأفراد تتطور بعد ذلك وفقا لآليات وراثية من التقاطع، والتحول.

معاينة استقرار المنحدرات عادة ما يتم باستخدام طرق الاتزان الحدي.

هذا العمل يرمي إلى التحسين باستخدام الخوارزمية الوراثة، لحساب اتزان الميول بطرق الاتزان الحدي.

هذا ما يعود إلى حساب معامل الأمان الأدنى ومستوى القص الموافق له.

للماء دور كبير في دراسة استقرار المنحدرات. و بالتالي من الضروري تشخيص التربة مع اعتبار السلوك الهيدروميكانيكي.

كما تم انجاز هذا العمل لتطوير وسيلة التحسين باستخدام الخوارزمية الوراثة. وتسمح هذه الطريقة في تحديد معامل النفاذية للتربة غير المشبعة عن طريق التقليل من الفارق بين القياسات التجريبية والنتائج العددية.

يتميز سلوك التربة عن طريق الإزاحات الأفقية التي يتم تحديدها بعد الحساب بالعناصر المنتهية باستخدام Plaxis، مع افتراض السلوك الهيدروميكانيكي للتربة.

هذه الإزاحات الأفقية يتم مقارنتها مع الإزاحات المقاسة بجهاز Inclinomètre

يتم تطبيق هذا النهج لتحديد معامل النفاذية لمنحدر Ciloc بمدينة قسنطينة - الجزائر.

**الكلمات المفتاح:** التحليل العكسي؛ الخوارزمية الوراثة؛ اتزان الميول؛ معامل الامان؛ تربة غير مشبعة؛ Plaxis

## Abstract

The problems of geotechnical are complex, and the equations which link the parameters of soil are generally irreversible and nonlinear, in addition to the uncertainties on these parameters.

The genetic algorithm optimization is of great interest in solving complex problems; it shows its effectiveness in the field of geotechnical engineering and especially in the calculation of slope stability. In a genetic algorithm selection over generations takes place on individuals. These individuals then evolve according to the genetic mechanisms of selection, crossing and mutation.

The analysis of slope stability is usually done using the limit equilibrium methods. This work concerns the use of genetic algorithm optimization, the calculation of slope stability using limit equilibrium methods, which amounts to the calculation of minimum factor of safety and the corresponding critical failure surface.

Water has an important role in the analysis of slope stability; hence it is necessary to characterize the soil by considering a coupled hydromechanics behavior.

This work is also designed for the development of a method of genetic algorithm optimization. This method allows the identification of the permeability of unsaturated soils by minimizing the discrepancy between experimental measurements and numerical results. Soil behavior is characterized by horizontal displacements to be determined after a calculation using the finite element code Plaxis calculation, considering a hydro-mechanical behavior of soil. These horizontal displacements will be compared to inclinometer measurements. This approach is applied for the identification of the permeability of the city Ciloc Constantine - Algeria.

**Keywords:** *Inverse analysis; Genetic algorithm; Slope stability; Factor of safety; unsaturated soil; Plaxis.*

# Table des matières

<b>Remerciements</b> .....	i
<b>Résumé</b> .....	iii
<b>ملخص</b> .....	iv
<b>Abstract</b> .....	v
<b>Table des matières</b> .....	vi
<b>Liste des notations</b> .....	ix
<b>Liste des figures</b> .....	xi
<b>Liste des tableaux</b> .....	xvi
<b>Introduction générale</b> .....	1
<b>Chapitre 1 : Méthodes d'optimisation</b> .....	5
1.1 Introduction.....	5
1.2 Principe d'analyse inverse.....	5
1.3 Analyse inverse par méthode numérique directe : algorithmes d'optimisation.	7
1.3.1 Les méthodes énumératives.....	9
1.3.2 Les méthodes déterministes.....	11
1.3.3 Les méthodes stochastiques.....	12
1.3.3.1 Les méthodes Monte Carlo.....	12
1.3.3.2 Le recuit simulé.....	14
1.3.3.3 Les algorithmes de voisinage.....	15
1.3.3.4 Les réseaux de neurones.....	17
1.3.3.5 Algorithmes évolutionnaires.....	20
1.4 Conclusion.....	21
<b>Chapitre 2 : Optimisation par Algorithme Génétique</b> .....	23
2.1 Introduction.....	23
2.2 Principe d'optimisation.....	28
• Codage, individu, population et espace de recherche.....	28

• Evaluation de la population.....	30
• Mécanisme d'évolution de la population.....	31
◦ Sélection.....	32
◦ Croisement et mutation.....	33
◦ Critères d'arrêt.....	35
2.3 Conclusion.....	35
<b>Chapitre 3 : Analyse de la stabilité des talus.....</b>	<b>37</b>
3.1 Introduction.....	37
3.2 Méthodes de calcul de stabilité des talus.....	38
3.3 Méthodes de calcul à la rupture.....	39
3.3.1 Méthodes des blocs.....	40
3.3.2 Méthodes des tranches.....	41
3.3.2.1 Méthode de Fellenius (1927).....	43
3.3.2.2 Méthode de Bishop (1955).....	43
3.3.2.3 Méthode de Morgenstern and Price (1965).....	45
3.3.2.4 Méthode de Spencer (1967).....	48
3.3.2.5 Méthode de Janbu simplifiée .....	48
3.4 Conclusion.....	50
<b>Chapitre 4 : Développement de deux processus de résolution d'équations d'équilibre limite comme approches d'optimisation dans l'analyse de la stabilité des talus.....</b>	<b>52</b>
4.1 Introduction.....	52
4.2 Processus de résolution par algorithme génétique (cas de surface de rupture circulaire).....	53
4.2.1 Applications numériques.....	55
4.3 Processus de résolution par algorithme génétique (cas de surface de rupture non circulaire).....	66
a. Résolution de l'équation de Morgenstern-Price pour trouver le coefficient de sécurité qui assure l'équilibre au maximum pour chaque surface de rupture.....	67
b. Détermination de la surface de rupture non circulaire critique.....	67
4.3.1 Applications numériques.....	69
4.4 Conclusion.....	73

---

<b>Chapitre 5 : Identification des paramètres hydromécaniques d'un sol non saturé d'un talus par algorithme génétique.....</b>	<b>76</b>
5.1 Introduction.....	76
5.2 Présentation et modélisation du versant. ....	78
5.3 Principe d'optimisation par algorithme génétique.....	81
5.4 Résultats de l'identification.....	82
5.5 Conclusion.....	85
<b>Conclusion générale.....</b>	<b>87</b>
<b>Annexe A : Code de calcul par éléments finis (Plaxis v8.2 et PlaxFlow).....</b>	<b>89</b>
A.1 Introduction.....	89
A.2 Code de calcul Plaxis v8.2.....	91
A.2.1 Options par défaut et solutions approchées.....	92
A.2.2 Lois de comportement dans Plaxis.....	93
A.2.2.1 Modèle de Mohr-Coulomb.....	93
A.2.2.2 Modèle élastoplastique avec écrouissage ( <i>Hardening Soil Model H.S.M</i> ).....	97
A.3 Code de calcul PlaxFlow.....	100
<b>Bibliographie.....</b>	<b>102</b>

## Liste des notations

$F_{err}$	Fonction erreur
$N_{individus}$	Nombre d'individus (taille de la population)
$N_{param\grave{e}tre}$	Nombre de paramètres à optimiser
$N_{bit}$	Nombre de bits codant un individu
$P_{min}^i$ et $P_{max}^i$	borne inférieure et supérieure de chaque paramètre de la population
$\Delta P^i$	Incertitude acceptée sur l'évaluation des paramètres
$N$	Nombre de points de mesure
$U_{ni}$	Déplacement horizontal calculé numériquement au point $i$
$U_{ei}$	Déplacement horizontal mesuré expérimentalement au point $i$
$P_c$	Probabilité de croisement
$P_m$	Probabilité de mutation
$N_{coupure}$	Nombre de points de coupure lors de l'opération de croisement
$F$	Coefficient de sécurité
$\alpha_i$	Angle entre la base du $i^{\text{ème}}$ tranche et l'horizontale
$N_{tranches}$	Nombre des tranches d'une surface de rupture
$b$	Largeur de la tranche du sol
$c'$	Cohésion effective du sol
$\varphi'$	Angle de frottement effectif du sol
$\gamma$	Poids volumique du sol
$N'$	Force normale à la base de la tranche due à la contrainte effective
$u$	Pression interstitielle
$W$	Poids de la tranche
$\tau_f$	Contrainte de cisaillement sur la surface de rupture
$l$	Projection de $b$ sur la ligne de rupture
$H$	Hauteur du talus
$\beta$	Angle du talus
$X_i, X_{i+1}$	Composantes verticales des forces d'interaction
$E_i, E_{i+1}$	Composantes horizontales des forces d'interaction

---

$Q_i$	Résultante des forces inter-tranches
$q_c$	Surcharges sur le talus
$a_h$	Coefficient pseudo-statique sismique horizontal
$a_v$	Coefficient pseudo-statique sismique vertical
$\theta_i$	Angle formé par la résultante et l'horizontale
$f(x'_i)$	Fonction de variation par rapport à la distance le long de la surface de glissement
$q$	Vitesse d'écoulement
$k_x$ et $k_y$	Composantes de la perméabilité effective
$k_{rel}$	Perméabilité relative
$K$	Perméabilité effective
$K_{sat}$	Perméabilité à l'état de saturation
$S_{residu}$	Saturation résiduelle
$S_e$	Degré de saturation effectif
$\varphi$	Gradient hydraulique
$\varphi_p$	Potentiel de pression des vides
$y$	Position verticale
$P$	Pression de fluide dans les vides
$\gamma_w$	Poids volumique de l'eau
$g_w$ $g_n$ et $g_i$	Paramètres relatifs à chaque matériau

## Liste des figures

<b>Figure. 1.1</b> – Schéma du principe d’une analyse inverse par méthode analytique inverse (a) et par méthode numérique directe (b).....	6
<b>Figure.1.2</b> – Exemple d’exploration exhaustive de l’espace de recherche [39]. Représentation de la fonction erreur $F_{\text{err}}$ sur l’espace de recherche $(G_{\text{ref}}, \Phi)$ .....	10
<b>Figure.1.3</b> – Principe de la méthode du recuit simulé.....	14
<b>Figure.1. 4</b> – Illustration du principe d’optimisation par Algorithme de voisinage [68] : cellules de Voronoi initiales (a), nouvelles cellules générées par l’algorithme à différentes étapes du processus d’optimisation (b,c), topologie de la fonction erreur correspondante (d) .....	16
<b>Figure. 1.5</b> – Schéma d’un réseau de neurones [28].....	18
<b>Figure. 2.1</b> – Schéma d’un algorithme génétique selon Orain et al. [57].....	24
<b>Figure. 2.2</b> – (a) : Illustration schématique des niveaux d’organisation d’un algorithme génétique, (b) : Représentation d’un individu.....	30
<b>Figure. 2.3</b> – Estimation de l’erreur sur la solution entre des valeurs mesurées $U_{ei}$ et des valeurs calculées $U_{ni}$ .....	31
<b>Figure. 3.1</b> – Schéma de rupture plane.....	41
<b>Figure. 3.2</b> – Les inconnues d’une méthode des tranches.....	42
<b>Figure. 3.3</b> – Représentation des forces sur une tranche selon la méthode simplifiée de Bishop [83].....	44
<b>Figure. 3.4</b> – Représentation des forces sur une tranche selon la méthode simplifiée de Morgenstern et Price [55].....	47
<b>Figure. 3.5</b> – Variation du coefficient de sécurité fonction de $\lambda$ [36].....	49

---

<b>Figure.4.1</b> – Principe d’optimisation par Algorithme génétique (cas de la stabilité des talus-rupture circulaire-)	54
<b>Figure.4.2</b> – Utilisation de l’exploration exhaustive de l’espace de recherche pour l’application 1. Représentation de la fonction erreur F dans l’espace de recherche	56
<b>Figure.4.3</b> –Variation de la fonction objective avec le nombre de génération de l’application 1	57
<b>Figure.4.4</b> – Surface de rupture circulaire critique de l’application 1	57
<b>Figure.4.5</b> –Variation de la fonction objective avec le nombre de génération de l’application 2	58
<b>Figure.4.6</b> – Surface de rupture circulaire critique de l’application 2	58
<b>Figure.4.7</b> –Variation de la fonction objective avec le nombre de génération de l’application 3	58
<b>Figure.4.8</b> – Surface de rupture circulaire critique de l’application 3	58
<b>Figure.4.9</b> –Variation de la fonction objective avec le nombre de génération de l’application 4	58
<b>Figure.4.10</b> – Surface de rupture circulaire critique de l’application 4	58
<b>Figure.4.11</b> –Variation de la fonction objective avec le nombre de génération de l’application 5	59
<b>Figure.4.12</b> – Surface de rupture circulaire critique de l’application 5	59
<b>Figure.4.13</b> –Géométrie de l’application 6	61
<b>Figure.4.14</b> – Variation de la fonction objective avec le nombre de génération de l’application 6 (cas 1)	61

<b>Figure.4.15</b> – Surface de rupture circulaire critique de l’application 6 (cas 1).....	61
<b>Figure.4.16</b> – Variation de la fonction objective avec le nombre de génération de l’application 6 (cas 2).....	62
<b>Figure.4.17</b> – Surface de rupture circulaire critique de l’application 6 (cas 2).....	62
<b>Figure.4.18</b> –Géométrie de l’application 7.....	63
<b>Figure.4.19</b> – Variation de la fonction objective avec le nombre de génération de l’application 7 (cas 1).....	63
<b>Figure.4.20</b> – Surface de rupture circulaire critique de l’application 7 (cas 1).....	63
<b>Figure.4.21</b> – Variation de la fonction objective avec le nombre de génération de l’application 7 (cas 2).....	63
<b>Figure.4.22</b> – Surface de rupture circulaire critique de l’application 7 (cas 2).....	63
<b>Figure.4.23</b> – Variation de la fonction objective avec le nombre de génération de l’application 7 (cas 3).....	64
<b>Figure.4.24</b> – Surface de rupture circulaire critique de l’application 7 (cas 3).....	64
<b>Figure.4.25</b> –Géométrie de l’application 8.....	65
<b>Figure.4.26</b> – Variation de la fonction objective avec le nombre de génération de l’application 8.....	65
<b>Figure.4.27</b> – Surface de rupture circulaire critique de l’application 8.....	65
<b>Figure.4.28</b> –Paramètres définissant une rupture non circulaire.....	66
<b>Figure.4.29</b> – Principe d’optimisation par Algorithme génétique (cas de la stabilité des talus -rupture non circulaire -).....	68
<b>Figure.4.30</b> – Surface de rupture non circulaire critique de l’application 1.....	70

<b>Figure.4.31</b> – valeurs optimales des fonctions objectives (F et opt_eq) convergées, par la méthode de Morgenstern-Price de l'application 1.....	70
<b>Figure.4.32</b> – Surface de rupture non circulaire critique de l'application 2.....	70
<b>Figure.4.33</b> – valeurs optimales des fonctions objectives (F et opt_eq) convergées, par la méthode de Morgenstern-Price de l'application 2.....	70
<b>Figure.4.34</b> – Surface de rupture non circulaire critique de l'application 4.....	71
<b>Figure.4.35</b> – valeurs optimales des fonctions objectives (F et opt_eq) convergées, par la méthode de Morgenstern-Price de l'application 4.....	71
<b>Figure.4.36</b> – Surface de rupture non circulaire critique de l'application 9 .....	71
<b>Figure.4.37</b> – valeurs optimales des fonctions objectives (F et opt_eq) convergées, par la méthode de Morgenstern-Price de l'application 9.....	71
<b>Figure. 5.1</b> – La coupe géométrique du modèle.....	79
<b>Figure.5.2</b> – Maillage et conditions aux limites cinématiques par éléments finis.....	80
<b>Figure.5.3</b> –Conditions aux limites hydrauliques.....	81
<b>Figure.5.4</b> – Principe d'optimisation par Algorithme génétique (cas de paramètres hydromécaniques).....	81
<b>Figure.5.5</b> – Evolution de la moyenne de Ferr sur la population parent en fonction des générations.....	83
<b>Figure.5.6</b> – Identification de la perméabilité effective des trois couches de sol $K1$ , $K2$ et $K3$ . Processus d'optimisation par algorithme génétique : évolution des individus parents sur l'espace de recherche à chaque génération.....	84

---

<b>Figure.5.7</b> – Déplacement horizontal numérique ( $U_n$ ) de la dernière génération et expérimental ( $U_e$ ) en fonction de la profondeur.....	85
<b>Figure. A.1</b> – Modélisation d’un essai de compression triaxiale avec le modèle de Mohr-Coulomb <b>(a)</b> et représentation des contraintes dans le plan de Mohr <b>(b)</b> .....	95
<b>Figure.A.2</b> –Définition du module d’Young $E$ à 50% de la rupture.....	96
<b>Figure.A.3</b> – Représentation de la relation hyperbolique géant l’écroutissement du modèle HSM.....	99
<b>Figure.A.4</b> – Définition du paramètre $E_{oed}^{ref}$ à partir des résultats d’un essai oedométrique.....	99

## Liste des tableaux

<b>Tableau.2.1</b> – L'opérateur de croisement dans le codage binaire .....	34
<b>Tableau.2.2</b> – L'opérateur de mutation dans le codage binaire.....	35
<b>Tableau.3.1</b> – Forces inter-tranches et équations à satisfaire pour différentes méthodes [36].....	42
<b>Tableau.4.1</b> –La géométrie et les paramètres des sols des applications 1, 2 et 3.....	57
<b>Tableau.4.2</b> – La géométrie et les paramètres de sol de l'application 4.....	57
<b>Tableau.4.3</b> – La géométrie et les paramètres de sol de l'application 5.....	59
<b>Tableau 4.4</b> – Propriétés du sol pour l'application 6.....	61
<b>Tableau. 4.5</b> – Propriétés du sol de l'application 7.....	62
<b>Tableau. 4.6</b> – Propriétés du sol de l'application 8.....	64
<b>Tableau. 4.7</b> – La géométrie et les paramètres de sol de l'application 9.....	69
<b>Tableau. 4.8</b> – Résultats de l'approche de résolution de Morgenstern-Price, et ceux de la littérature.....	69
<b>Tableau. 5.1</b> – Caractéristiques physico-mécaniques des sols.....	79

## Introduction générale

La construction de nombreuses infrastructures nécessite la mise en place de talus. L'analyse de la stabilité de ces talus comporte, outre la connaissance du site, et le choix des caractéristiques mécaniques et hydrauliques des sols, un calcul de stabilité.

L'estimation de cette stabilité vis-à-vis du risque de rupture est l'une des importants problèmes en géotechnique surtout dans le domaine des données limitées ou peu connues. Lambe [37] rappelait que les résultats obtenus sont le produit de méthodes de mesure, pour les paramètres, et de méthodes de calcul, et il précisait que les résultats doivent être appréciés en tenant compte de ces deux éléments.

Les caractéristiques des sols sont complexes, variables dans l'espace et dans le temps. De ce fait, les paramètres que l'on doit introduire dans les calculs géotechniques, sont souvent mal connus. De nombreux modèles constitutifs de sols existent pour représenter la plupart des comportements de sols réels, ces modèles approchés peuvent être utilisés avec une certaine confiance dans les calculs, à condition de bien choisir les valeurs des paramètres [39]. Les équations définissant le comportement des sols sont complexes et fortement non linéaires, ainsi que dans l'analyse des problèmes géotechniques (comme l'analyse de la stabilité des talus) les équations à résoudre sont souvent non linéaires.

Pour pallier au problème sus cité, on utilise le principe d'analyse inverse dans l'identification des paramètres du sol et/ou la résolution des équations d'analyse des problèmes géotechniques. Ce principe dans les problèmes complexes de la géotechnique est utilisé comme méthodes numériques directes (méthodes d'optimisation).

Pour S. Levasseur [39], l'identification des paramètres répond sur la question : *quelles informations concernant les paramètres constitutifs du sol est-il possible d'obtenir à partir de mesures in situ ?* Une méthode directe de résolution du problème inverse est développée. Des valeurs a priori sont données aux paramètres inconnus pour simuler le problème direct associé, à l'aide du code de calcul par éléments finis jusqu'à ce que l'écart entre les résultats du calcul numérique et les mesures in situ (fonction erreur) soit minimal.

L'objectif de ce travail est de développer une approche d'analyse inverse se basant sur la notion d'optimisation par algorithmes génétiques. L'approche consiste à déterminer les paramètres du modèle qui minimisent une certaine fonction, appelée fonction coût ou fonction erreur, en utilisant les paramètres génétiques les plus performants.

Cette thèse est structurée en cinq chapitres comme suit :

Le chapitre 1, présente en détail la notion d'analyse inverse, les méthodes principalement utilisées, et plus particulièrement les méthodes d'optimisation stochastiques. Par rapport aux méthodes déterministes les méthodes stochastiques ne nécessitent aucune information sur la dérivée de la fonction erreur, ces méthodes font

appel à des tirages de nombres aléatoire. Elles permettent d'explorer l'espace de recherche plus efficacement, et de résoudre des problèmes de plus en plus complexes.

Plus particulièrement, les algorithmes génétiques convergent rapidement vers les bonnes régions de l'espace et leurs performances s'améliorent avec la taille du problème [25]. Ils combinent la robustesse de l'exploration de Monte Carlo à une exploitation efficace de l'information. Dans un algorithme génétique la sélection au fil des générations s'opère sur des individus. Ces individus évoluent ensuite selon des mécanismes génétiques de sélections, croisements et de mutation.

Le chapitre 2, présente en détail la méthode d'optimisation par algorithme génétique. Les paramètres optimaux caractérisant un algorithme génétique varient d'un problème à un autre [12 ; 62 ; 80]. Cependant, il est important de bien choisir les paramètres caractérisant les algorithmes génétiques pour leur bonne utilisation.

Le chapitre 3, présente quelques méthodes d'analyse de la stabilité des talus, et plus particulièrement les méthodes de calcul à l'équilibre limite. Par la suite dans le chapitre 4, on s'intéresse à résoudre deux équations d'équilibre limite du problème de stabilité de talus en déterminant la surface de rupture critique circulaire ou non circulaire et le coefficient de sécurité correspondant. Pour cela et pour faire éloigner la difficulté de trouver le coefficient de sécurité global minimal deux méthodes d'optimisation ont été développées en se basant sur l'analyse par algorithme génétique. La qualité des résultats dépend des valeurs de paramètres intrinsèques choisies dans l'algorithme génétique. La validation des programmes a été faite par plusieurs exemples publiés dans la littérature. Le traitement de ces exemples, a permis de clarifier les principes de la méthode et de juger de sa pertinence à résoudre les problèmes de stabilité, en optimisant certains paramètres génétiques.

Le chapitre 5 est consacré au développement d'une méthode d'optimisation par algorithme génétique pour l'estimation d'un paramètre inconnu (la perméabilité de sols) en se basant sur des mesures de déformations in situ, le problème donné doit tout d'abord être modélisé numériquement par un calcul éléments finis. En fonction des sollicitations imposées au modèle et des paramètres supposés au modèle du sol, une réponse numérique est calculée. La réponse numérique obtenue est ensuite comparée aux données expérimentales. Cette comparaison se traduit par le calcul de l'écart entre les données observées et les valeurs calculées (fonction erreur  $F_{err}$ ). Cet écart est ensuite minimisé par algorithme génétique. Le programme est validé par l'exemple du versant de la cité Ciloc à Constantine - Algérie.

# Chapitre 1 :

## Méthodes d'optimisation

### 1.1 Introduction

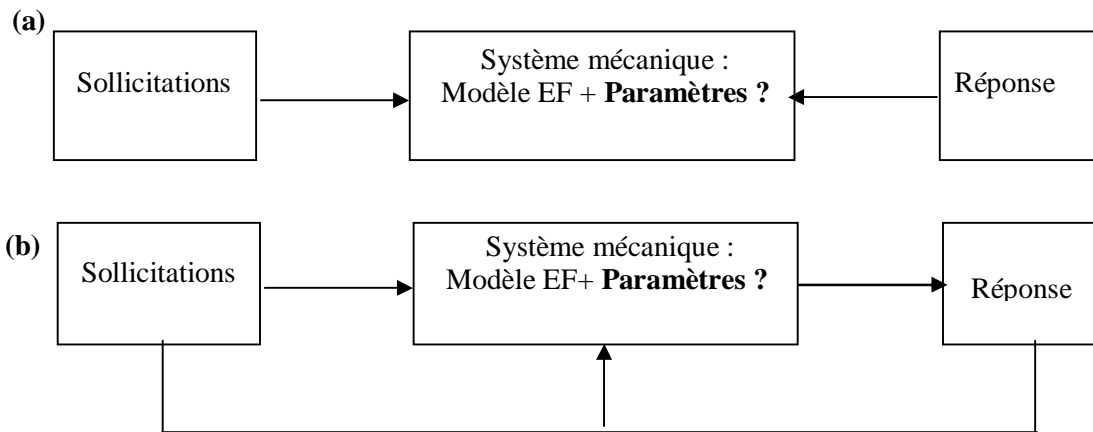
Dans sa version automatisée, l'analyse inverse est une procédure relativement nouvelle d'étude des problèmes géotechniques.

La première partie de ce chapitre est consacrée à la présentation de ce concept et elle pose la problématique de la thèse. Ensuite, ce chapitre se poursuit par un état des lieux des recherches actuelles sur les méthodes inverses à travers quelques applications géotechniques. L'objectif n'est pas d'en faire une liste, mais de comprendre les avantages et les inconvénients de chacun, afin d'établir la méthodologie à mettre en place pour choisir l'algorithme adéquat en fonction d'un problème donné. En fin une attention particulière est portée à la procédure d'analyse inverse basée sur la technique d'algorithmes génétiques, avec quelques conclusions sur cette étude qui permettent la justification de la méthode d'optimisation choisie pour cette thèse.

### 1.2 Principe d'analyse inverse

Parker et Santamarina ont introduit la notion d'analyse inverse pour la géophysique et le génie civil [60; 71]. Ils décrivent deux types d'approches pour résoudre les problèmes inverses :

- L'approche d'analyse inverse par méthode analytique inverse, schématisée la figure 1.1-(a).
- L'approche d'analyse inverse par méthode numérique directe, schématisée la figure 1.1-(b).



**Figure. 1.1** – Schéma du principe d'une analyse inverse par méthode analytique inverse (a) et par méthode numérique directe (b).

Classiquement, un problème est dit bien posé si les sollicitations, les conditions aux limites et les paramètres du sol sont connus. Si le système est stable, alors la réponse du modèle est unique. La résolution du problème inverse peut alors se faire analytiquement figure 1.1-(a).

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 [81]. De plus les paramètres que l'on doit introduire dans les calculs géotechniques, sont souvent mal connus. A cela s'ajoutent les incertitudes sur les sollicitations et les conditions aux limites ainsi que l'erreur qui peuvent introduire les hypothèses et les approximations du modèle mécanique utilisé, donc trouver une solution analytique devient difficile. La solution est sensible aux données et aux erreurs sur ces données. Maier et Gioda [45] montrent 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 [66] et par la suite par Levasseur [38 ; 39 ; 40 ; 41 ; 42] dans la géotechnique. Les problèmes géotechniques sont trop complexes et la dispersion des données rend inapplicable l'analyse inverse par une approche inverse. La résolution du problème inverse peut se faire alors par méthode numérique directe figure 1.1-(b).

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.

### **1.3 Analyse inverse par méthode numérique directe : algorithmes d'optimisation**

Par sa définition, l'analyse inverse par méthode numérique directe est associée à la notion d'optimisation. Pour bien poser un problème d'optimisation, il convient tout d'abord d'analyser le problème et d'opérer un certain nombre de choix :

- Sur les variables du problème.

Avant de procéder à une analyse inverse, il faut se demander quels sont les paramètres intéressants à optimiser.

– Sur l'espace de recherche.

Une fois les paramètres sélectionnés, il faut définir dans quelles limites les faire varier. Cela revient à définir un espace de recherche.

– Sur la fonction erreur.

Un algorithme d'optimisation nécessite généralement la définition d'une fonction rendant compte de la pertinence des solutions potentielles, à partir des grandeurs à optimiser. Il s'agit de la fonction d'adaptation (fitness function) encore appelée fonction objective ou fonction erreur. Elle dépend des objectifs à atteindre.

– Sur la méthode d'optimisation.

Une fois définie la fonction à optimiser, il s'agit de choisir une méthode de minimisation adaptée au problème posé. Les méthodes d'optimisation sont classées selon Goldberg [25] en trois types : les méthodes énumératives, les méthodes déterministes et les méthodes non déterministes ou stochastiques.

Une fois cette analyse du problème terminée, le processus d'optimisation peut démarrer. La synthèse des résultats obtenus permet ensuite de tirer des conclusions quant aux fourchettes de valeurs possibles des paramètres. La solution du problème inverse n'est pas garantie a priori [33 ; 60], elle est toujours liée à la complexité des systèmes étudiés et aux hypothèses simplificatrices des méthodes de calcul associées. En pratique, l'objectif du géotechnicien n'est pas d'obtenir un optimum absolu, mais seulement une bonne solution et la garantie de l'inexistence d'une solution sensiblement meilleure [8].

Pour atteindre cet objectif au bout d'un temps de calcul raisonnable, il est nécessaire d'avoir recours à des méthodes d'optimisation appelées heuristiques. Le mot heuristique vient du grec heurein, qui signifie découvrir, et qualifie tout ce qui sert à la découverte, à l'invention et à la recherche. Pour l'algorithmique, les heuristiques sont des méthodes qui cherchent à approcher une solution optimale, elles sont encore appelées méthodes approchées.

On trouve dans la littérature un grand nombre d'heuristiques qui produisent des solutions proches de l'optimum. Elles ont été développées pour les problèmes difficiles d'optimisation combinatoire. Ces méthodes peuvent être partagées en deux catégories. Celles qui permettent de déterminer un minimum local, ces méthodes sont appelées méthodes de recherche locales; et celles qui s'efforcent de déterminer un optimum global, ces méthodes sont appelées méthodes de recherche globales. Le terme d'optimisation globale fait référence à la recherche de l'optimum global de la fonction erreur. De ce point de vue, la méthode d'optimisation globale vise la détermination de l'optimum global du problème, en évitant le piègeage dans l'un de ses optima locaux [39].

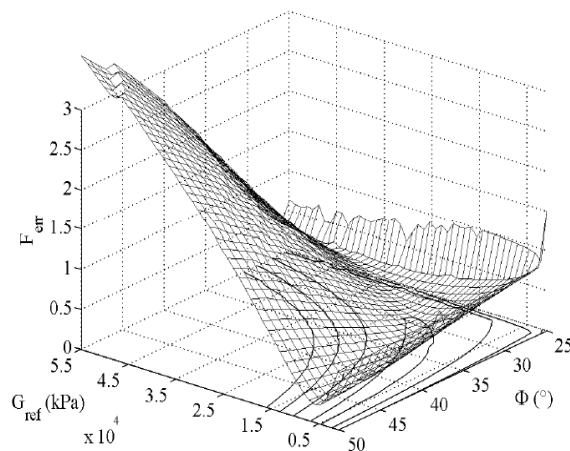
### **1.3.1 Les méthodes énumératives**

Les méthodes énumératives sont de principes simples. Dans un espace de recherche fini et discrétisé, un algorithme énumératif évalue la valeur de la fonction 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.

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 [25].

La figure 1.2 présente un exemple d'optimisation par une méthode énumérative. Cet exemple concerne l'identification de deux paramètres du modèle de Mohr-Coulomb, le module de cisaillement  $G_{ref}$  et l'angle de frottement  $\Phi$  à partir de mesures pressiométriques [39]. L'évaluation de la fonction erreur  $F_{err}$  pour une combinaison de paramètres représente un point de la grille. Les points qui ont même  $F_{err}$  sont liés par une ligne, cette ligne est analogue à une ligne de niveau qui joint les points de même altitude d'une carte géographique.



**Figure.1. 2** – Exemple d'exploration exhaustive de l'espace de recherche [39].  
Représentation de la fonction erreur  $F_{err}$  sur l'espace de recherche  $(G_{ref}, \Phi)$ .

### 1.3.2 Les méthodes déterministes

Le principe des méthodes déterministes est d'exploiter au mieux l'information connue sur un espace de recherche pour estimer l'optimum. Les méthodes déterministes correspondent principalement aux méthodes dites de gradient. Elles n'utilisent aucun concept statistique mais requièrent des hypothèses sur la fonction à optimiser. Celle-ci doit être continue et dérivable en tout point de l'espace de recherche. Dans la littérature, on trouve comme méthodes déterministes la méthode de plus grande pente, celle du gradient conjugué, celle de Newton, celle de Levenberg-Marquardt ou Quasi-Newton.

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

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

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

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

### 1.3.3 Les méthodes stochastiques

Ce sont des méthodes de recherche aléatoires qui explorent et mémorisent le meilleur élément, parmi ces méthodes la plus simple est le type de Monte Carlo. Malheureusement, elles sont robustes mais peu efficaces. On leur préfère souvent des méthodes pseudo-aléatoires telles que les algorithmes génétiques ou le recuit simulé. Ces procédures d'exploration utilisent un choix aléatoire comme outil pour guider une exploration intelligente dans l'espace des paramètres codés.

Notons que ces méthodes itératives d'optimisation ne garantissent pas d'atteindre l'optimum. Cependant, leur grande robustesse permet dans tous les cas d'identifier une ou plusieurs solutions proches de cet optimum.

#### 1.3.3.1 *Les méthodes Monte Carlo*

Depuis le milieu des années 80, les méthodes de Monte Carlo sont devenues de plus en plus populaires auprès de géophysiciens pour résoudre des problèmes inverses. La méthode Monte Carlo consiste à tirer sur l'espace de recherche, à chaque itération, un jeu de valeurs au hasard. La fonction erreur  $F_{err}$  est évaluée en ce point. La nouvelle valeur de  $F_{err}$  est comparée à la précédente. Si elle est meilleure que la précédente, cette valeur est enregistrée, ainsi que la solution correspondante, et le processus continu. Sinon on conserve le point précédent et on poursuit la procédure jusqu'à ce que les conditions d'arrêt soient atteintes.

Sambridge et Mosegaard [70] présentent différentes méthodes globales du type Monte Carlo pour l'analyse inverse de problèmes géophysiques. 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.* [47] utilisent quant à eux les méthodes Monte Carlo pour identifier la surface de rupture d'un talus donnant le plus petit facteur de sécurité.

Selmi et *al.* [74] développent un programme de calcul permettant l'analyse de la stabilité des talus, tenant compte de la variabilité spatiale des paramètres d'entrés, et basé sur la simulation de Monte et Carlo, il fournit en résultat le cercle critique, la probabilité de ruine et l'indice de fiabilité.

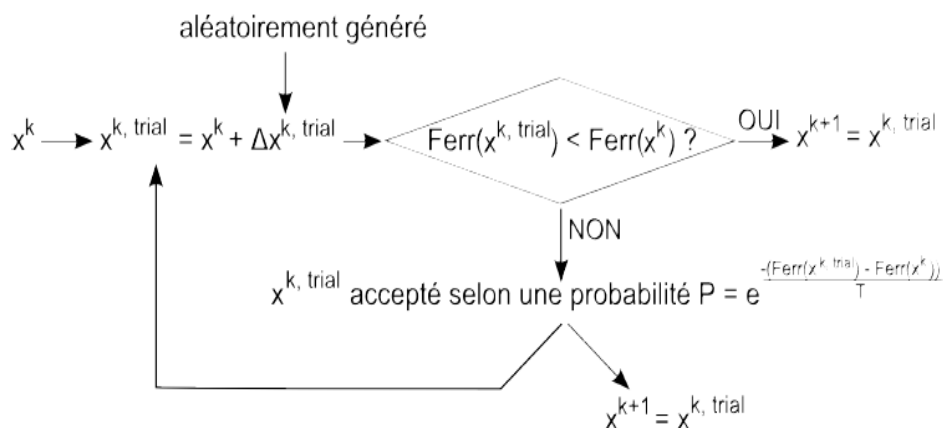
Par leur étude comparative, Sambridge et Mosegaard [70] indiquent que pour des problèmes complexes les méthodes de Monte Carlo sont plus favorables que les méthodes déterministes. Comme elles se basent uniquement sur l'évaluation de la fonction erreur et non sur l'évaluation de sa dérivée, elles sont plus stables. Elles donnent également des estimateurs de moyenne et autres moments statistiques qui permettent une meilleure approche de la solution. Mais, l'inconvénient de la méthode Monte Carlo est qu'elle est très coûteuse en calcul. Certaines zones de l'espace des solutions peuvent rester inexplorées. Ces méthodes ne sont donc valables qu'à condition de disposer d'une puissance de calcul suffisante. Mieux vaut considérer la méthode comme une aide à l'interprétation plutôt que comme un résultat absolu. L'enveloppe estimée des modèles acceptables est un guide pour l'hypothèse d'une solution et non une conclusion ferme et définitive. Ainsi, la méthode de Monte Carlo uniforme de base, présentée par Sambridge et Mosegaard [70], 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 le recuit simulé, l'algorithme de

voisinage ou l'algorithme génétique, sont préférables. Chacune de ces méthodes est développée ci-dessous.

### 1.3.3.2 *Le recuit simulé*

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

L'intérêt du recuit simulé est de pouvoir être utilisé lorsque la relation modèle/données est fortement non linéaire et produit une fonction erreur multimodale. Mais, son efficacité dépend fortement du choix des paramètres de contrôle, dont le réglage reste empirique. Malgré tout, l'étude de Rothmann [65] montre que pour des applications géophysiques, l'optimum global est bien identifié. La figure.1.3, représente le principe de la méthode du recuit simulé [59].



**Figure.1.3** – Principe de la méthode du recuit simulé.

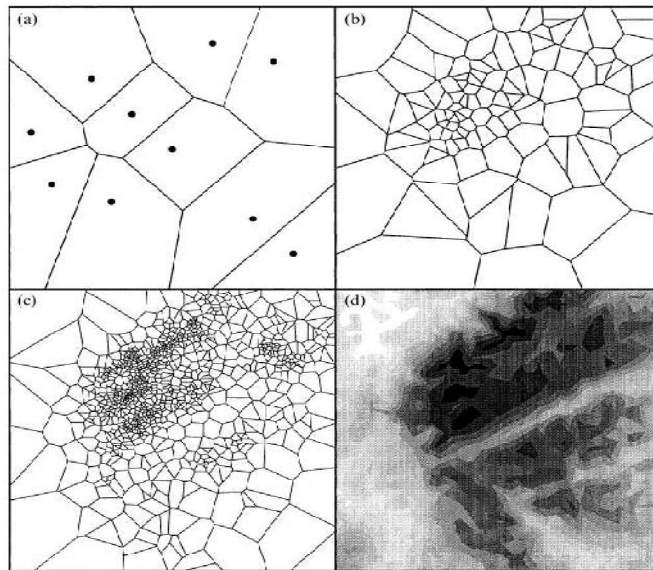
### 1.3.3.3 *Les algorithmes de voisinage*

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

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

Comme illustré la figure 1.4, un échantillon de solutions est initialement généré aléatoirement sur l'espace. Des cellules de Voronoi (polyèdres convexes) sont ensuite construites selon l'évaluation de chacune des combinaisons de paramètres. En fonction de ces résultats, l'algorithme évolue ensuite progressivement sur l'espace et de nouvelles cellules de Voronoi sont construites.

Chaque nouvelle itération concentre les solutions autour du meilleur calage [70]. Ainsi, la taille des cellules étant inversement proportionnelle à la densité de l'échantillon, la topologie de la fonction erreur du problème est évaluée approximativement à partir de l'évaluation de quelques jeux de paramètres sur l'espace.



**Figure.1.4** – Illustration du principe d'optimisation par Algorithme de voisinage [68] : cellules de Voronoi initiales (a), nouvelles cellules générées par l'algorithme à différentes étapes du processus d'optimisation (b,c), topologie de la fonction erreur correspondante (d)

Comme pour les algorithmes génétiques ou le recuit simulé, l'algorithme de voisinage est une recherche globale contrôlée de l'espace de recherche et n'a pas besoin de calcul autre que celui de la fonction erreur. L'objectif de l'algorithme de voisinage est de trouver un ensemble de modèles sur l'espace de paramètres qui représentent bien les données et non pas une solution unique [39].

Sambridge [68; 69] 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. [76], ils ont également comparé l'utilisation d'un algorithme génétique et d'un algorithme de voisinage pour ces problèmes. D'après eux, il semble que l'algorithme de voisinage identifie mieux les couches terrestres que l'algorithme génétique. Un algorithme génétique travaille sur un espace de recherche discrétisé (*cf.* chapitre 2). L'échantillon de solutions identifié par l'algorithme génétique est limité par la taille du maillage de l'espace de recherche. Diminuer le pas de cette grille suppose d'augmenter le temps de calcul. L'algorithme de voisinage

quant à lui travaille sur un espace de recherche continu. Il devient alors plus précis dans la recherche d'une région acceptable comme solution d'un problème.

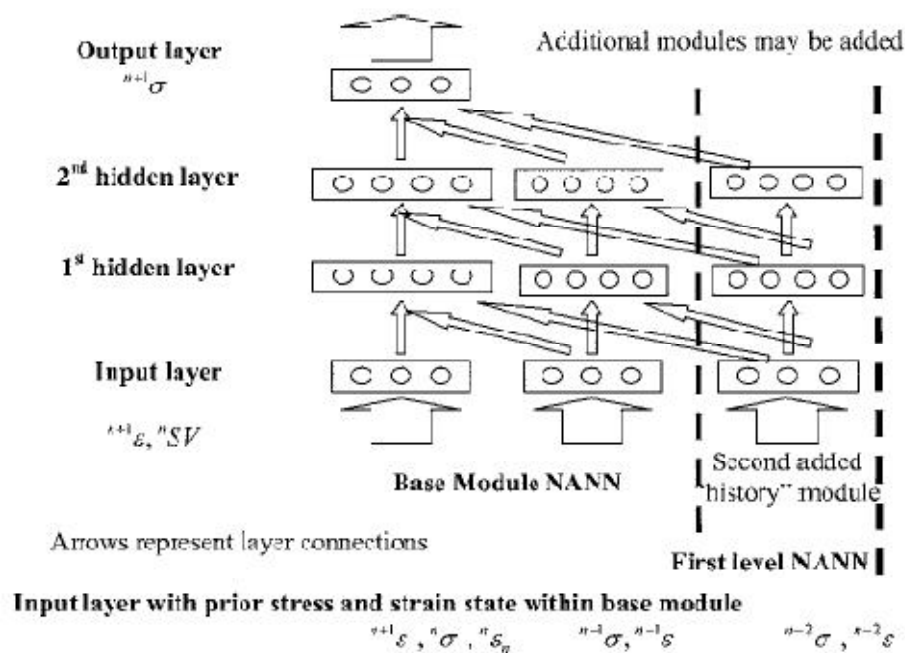
#### **1.3.3.4 Les réseaux de neurones**

Les réseaux neuronaux sont des méthodes inspirées du fonctionnement cérébral principalement basé sur le concept de neurone. Cette méthode est connue pour sa polyvalence et pour être très puissante dans la résolution des problèmes complexes, non linéaires et/ou bruités [62;75; 77]. L'idée est de reproduire le mécanisme cérébral d'apprentissage, soit l'adaptation lente d'un individu à l'exécution d'une tâche nouvelle.

Bekkouche et al. [2] ont utilisé les réseaux de neurones pour l'estimation de la vitesse maximale du sol sous les effets sismiques, Gouasmia et Djeghaba [26] ont utilisé ce type de méthode pour l'analyse dynamique non linéaire de l'interaction sol-structure.

Hashash et al. développent une méthode d'analyse inverse pour la géotechnique basée sur un réseau de neurones [21; 27; 28]. Ils proposent notamment d'appliquer ce principe à la détermination des caractéristiques du sol en identifiant un réseau de neurones à partir des étapes de la construction d'une excavation. Leur but est de déterminer une formulation de la matrice de rigidité, reliant le tenseur d'entrée au tenseur de sortie, pour un problème analysé par la méthode des éléments finis. Ils cherchent ainsi à formuler la loi de comportement du sol dans un contexte particulier. De même, Yamagami et al. [85] s'intéressent aux réseaux de neurones pour étudier la stabilité des pentes.

Un réseau de neurones se décompose en plusieurs couches de neurones interconnectées reliant des données en entrée, l'input (par exemple, le tenseur des déformations) et des données en sortie, l'output (par exemple, le tenseur des contraintes) comme illustré la figure 1.5. Suite à une phase d'apprentissage, ces interconnexions définissent les relations constitutives de sol. La phase d'apprentissage est une étape du processus d'optimisation reliant contraintes et déformations sur chaque point d'intégration d'un modèle éléments finis.



**Figure. 1.5** – Schéma d'un réseau de neurones [28]

Elle permet d'améliorer le réseau en calant mathématiquement une fonction sur des données expérimentales. Ce mécanisme consiste à propager l'information disponible sur l'excavation entre les différentes couches de neurones, en minimisant l'erreur entre le signal simulé et le signal connu. La méthode la plus courante pour minimiser cette erreur est l'algorithme de rétro-propagation de l'erreur qui repose sur une minimisation par descente de gradient d'un critère d'erreur de type moindres carrés.

Pour un vecteur d'entrée connu et sa solution en sortie connue, le résidu sur chaque paramètre est propagé entre les différentes couches du réseau.

Les poids des interconnexions (les neurones) sont modifiés dans ce sens proportionnellement à leurs contributions à l'erreur. Pendant ces deux phases, le réseau converge vers un état stable proche de l'erreur minimale. Le réseau obtenu représente le modèle constitutif du problème particulier étudié. Si la phase d'apprentissage est suffisante, cette loi de comportement est généralisable à un autre cas de charge pour le problème considéré [62].

L'optimisation par réseaux de neurones est donc équivalente à un processus de développement d'un modèle constitutif de sol conventionnel et au choix adéquat des propriétés d'un modèle [77]. Elle ne nécessite aucune information a priori sur le comportement du sol. Mais la loi de comportement déterminée dépend fortement de la phase d'apprentissage. L'approximation du modèle constitutif de sol sera d'autant plus précise que la quantité d'information disponible pour ces phases sera importante. Ainsi, pour Yamagami et al. [85], un réseau de neurones est capable d'apprendre des relations complexes et fortement non linéaires si une grande variété de données d'apprentissage est disponible. De même, pour Pernot et Lamarque [61], bien qu'un réseau de neurones ressemble à une boîte noire, il est capable de bien prendre en compte les incertitudes expérimentales et de comprendre, mémoriser et généraliser les règles de comportement des matériaux. Enfin, la robustesse et la bonne convergence des réseaux de neurones pour la géotechnique sont démontrées par Hashash et al. [27]. Cependant, Shaopei et Boru [75] rappellent que si le réseau de neurones ainsi constitué permet de bien caractériser le comportement étudié, la relation liant l'input à l'output reste généralement inconnue.

### 1.3.3.5 Algorithmes évolutionnaires

La théorie de l'évolution développée par Darwin a donné naissance à des algorithmes dits évolutionnaires. Ces algorithmes visent à faire évoluer un ensemble de solutions à un problème donné vers un ensemble de meilleures solutions. A chaque itération des opérateurs pseudo-aléatoires cherchent à reproduire le phénomène de sélection naturelle et modifient l'ensemble de solutions courant. Deb [13] présente quatre types d'algorithmes évolutionnaires :

- Les algorithmes génétiques
- Les stratégies d'évolution
- La programmation évolutionnaire
- La programmation génétique.

Parmi les algorithmes évolutionnaires cités par Deb [13], les plus utilisés sont les algorithmes génétiques (AG) dérivent des méthodes Monte Carlo dans le sens où les paramètres d'évolution de l'algorithme sont aléatoires.

Goldberg [25] définit les algorithmes génétiques comme des algorithmes d'exploration fondés sur les mécanismes de la sélection naturelle de Darwin. A chaque génération, un nouvel ensemble d'individus est créé en utilisant les meilleurs éléments de la génération précédente, ainsi que des nouveaux éléments. Les algorithmes génétiques exploitent efficacement l'information obtenue précédemment pour spéculer sur la position de nouveaux points à explorer avec l'espoir d'améliorer les performances. Cette méthode est l'objet principal de cette thèse. Elle est détaillée au chapitre 2.

Les stratégies évolutives (SE). Plus ou moins contemporains, leur fonctionnement est très proche des AG. Les stratégies évolutives peuvent être définies comme des AG particuliers, plus précisément des AG codés-réel et sans opération de croisement.

La Programmation Evolutionnaire (PE) est un algorithme évolutionnaire basé sur la mutation et appliqué à des espaces de recherche discrets. La Programmation Génétique (PG) est un algorithme génétique appliqué aux programmes informatiques afin de développer des programmes efficaces dédiés à la résolution d'une tâche. Le lecteur intéressé pourra se référer à [13] pour une description plus détaillée des algorithmes évolutionnaires autres que les AG.

#### **1.4 Conclusion**

Généralement, un problème inverse en géotechnique est formulé comme un problème d'optimisation. Dans la littérature, les principales méthodes d'optimisation peuvent être réparties en trois types : les méthodes énumératives, déterministes et stochastiques.

Ce chapitre montre que les méthodes déterministes n'ont pas la même efficacité pour tous types de problèmes. Ces méthodes sont efficace, lorsque la forme de la fonction erreur est simple (continues, dérivables...). Contrairement aux méthodes de types gradient, les méthodes stochastiques n'utilisent que la valeur de la fonction erreur, aucune information sur la dérivée de la fonction erreur n'est nécessaire, ces méthodes font appel à des tirages de nombres aléatoire. Elles permettent d'explorer l'espace de recherche plus efficacement.

De plus, les problèmes géotechniques présentent généralement de nombreuses incertitudes, la solution d'un problème est par conséquent rarement unique [81]. Il peut

exister un nombre infini de modèles qui satisfont les données de manière acceptable. Il est souvent intéressant de caractériser l'ensemble de ces solutions acceptables [60]. Or, les méthodes de gradient n'identifient qu'une solution. Pour pallier les problèmes de non unicité, Zentar et al. [86] recommandent d'effectuer plusieurs simulations successives à partir de différents points initiaux. L'utilisation de méthodes stochastiques évite ce problème en identifiant les régions de solutions acceptables sur un espace de recherche [19 ; 70]. Les méthodes stochastiques aident à interpréter des solutions possibles pour un problème et non pas de trouver une solution exacte.

Plus particulièrement, les algorithmes génétiques ont une rapidité de convergence vers les bonnes régions de l'espace et leurs performances s'améliorent avec la taille du problème [25]. Ils combinent la robustesse de l'exploration de Monte Carlo à une exploitation efficace de l'information.

Grace aux nombreux avantages de l'optimisation par algorithme génétique, aujourd'hui cette méthode attire l'attention de plusieurs chercheurs géotechniciens. Elle est employée pour résoudre les problèmes de stabilité des talus [24 ; 48 ; 87], pour l'identification des paramètres de sols sur des essais de laboratoire [58 ; 67], ainsi que pour l'identification des paramètres de modèles constitutifs de sols à partir des mesures in situ [39]. Dans cette thèse nous avons choisi cette méthode pour résoudre le problème de stabilité des pentes, et aussi pour identifier les paramètres hydromécaniques de sols à partir de mesures in situ.

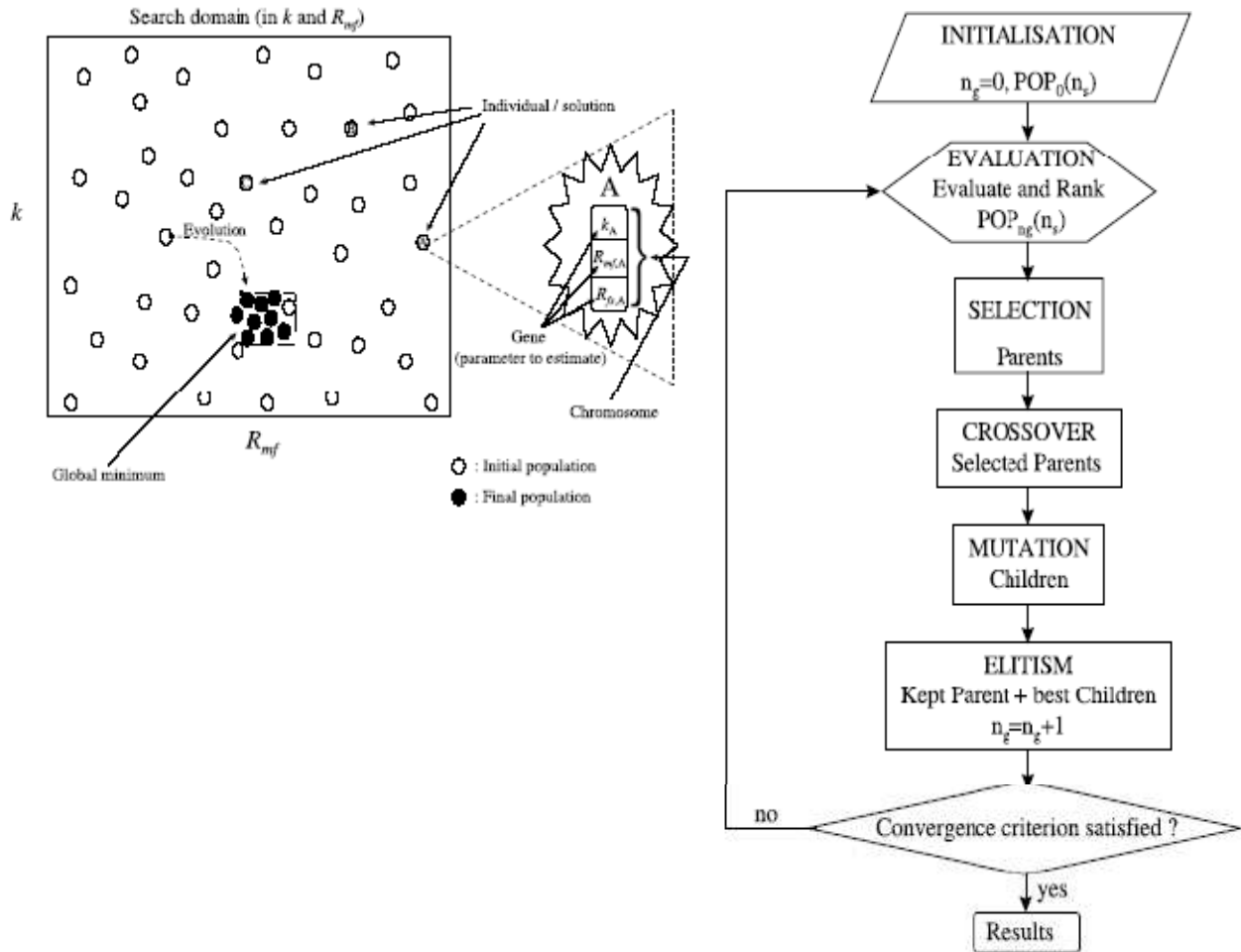
# Chapitre 2 :

## Optimisation par Algorithme Génétique

### 2.1 Introduction

La méthode d'optimisation par algorithme génétique est, initialement développée par John Holland [31] sur les systèmes adaptatifs remontent à 1962, elle utilise à la fois les principes de la survie des structures les mieux adaptées et les échanges d'informations pseudo-aléatoires pour former un algorithme d'exploration qui possède certaines caractéristiques de l'évolution des espèces.

La théorie de l'évolution de Charles Darwin [10] décrit l'évolution des systèmes biologiques selon le principe de la sélection naturelle. C'est sur ce concept d'évolution que se base la notion d'algorithme génétique. Dans un algorithme génétique la sélection au fil des générations s'opère sur des individus. Ces individus évoluent ensuite selon des mécanismes génétiques de croisements et de mutation. Ces principes, sont schématisés par la figure 2.1.



**Figure. 2.1** – Schéma d'un algorithme génétique selon Orain et al. [57]

Les algorithmes génétiques ont fait la preuve de leur capacité dans de nombreuses études théoriques et expérimentales. Pour Forrest [19] et Goldberg [25], ces mécanismes de sélection, croisement et mutation permettent aux algorithmes génétiques d'évoluer vers les solutions d'un problème d'optimisation. Cependant, il est important de souligner que par cette méthode seule une petite partie de l'espace de recherche est examinée. Il n'est donc pas raisonnable de penser qu'un algorithme génétique identifie l'optimum global de l'espace, il identifie uniquement les bonnes régions de l'espace. Mais, la puissance d'un algorithme génétique est de converger rapidement vers une zone privilégiée de l'espace de recherche. L'optimisation par algorithmes génétiques a montré son efficacité dans de nombreux domaines.

Plus particulièrement, les algorithmes génétiques permettent de résoudre une large gamme de problèmes géophysiques ou géotechniques. En géophysique, Gallagher et Sambridge [22; 23] utilisent des algorithmes génétiques pour le calage de propagations d'ondes sismiques. Pour eux, le risque des méthodes de type Monte Carlo est de réaliser un grand nombre de calculs inutiles dans des zones défavorables de l'espace de recherche. Il est préférable d'utiliser un algorithme génétique car il combine la robustesse de l'exploration Monte Carlo à une exploitation efficace de l'information.

Simpson et Priest [78] sont parmi les premiers à avoir évoqué l'utilisation d'algorithmes génétiques pour l'optimisation de problèmes géotechniques. Ils appliquent notamment cette méthode à l'identification de la fréquence de discontinuité maximale dans des structures rocheuses complexes. Leur étude montre qu'une solution proche de l'optimum peut être déterminée après le calcul d'une petite fraction de l'espace de recherche.

McCombie et Wilkinson [48] utilisent quant à eux un algorithme génétique pour résoudre des problèmes de stabilité de pentes. Par une étude comparative entre un algorithme génétique et une optimisation classique de type Monte Carlo, ils montrent que cette méthode est plus efficace qu'une méthode traditionnelle d'optimisation numérique pour la caractérisation d'une surface de rupture circulaire critique et du coefficient de sécurité correspondant. Zolfaghari et al. [87] étendent ces résultats aux surfaces de rupture non circulaires. Ils montrent que grâce à cet algorithme génétique, une surface de rupture non circulaire avec un coefficient de sécurité minimal est identifiable en un faible temps de calcul. Ils conseillent d'appliquer ce type d'approche aux problèmes de stabilité de barrages en terre, de pentes naturelles ou à tout autre problème géotechnique à une ou plusieurs couches. De même, Goh [24] utilise un

algorithme génétique pour la recherche de surfaces critiques de glissement dans une analyse de stabilité multi-coins. Il montre que cette méthode est suffisamment robuste pour traiter des problèmes multicouches et de couches minces. Sarat Kumar Das [11] a utilisé un algorithme génétique à codage réel pour trouver la surface de rupture réelle et le coefficient de sécurité correspondant par la méthode d'analyse de stabilité des trois coins.

De même pour Mendjel et *al.* [49 ; 51] ont montré qu'une solution proche de l'optimum peut être déterminée après le calcul d'une petite fraction de l'espace de recherche pour l'identification de coefficient de sécurité minimal et de surface circulaire de la rupture correspondante.

Pal et *al.* [58] tout comme Samarajiva et *al.* [67] appliquent les algorithmes génétiques au calage de paramètres de modèles de comportement sur des essais de laboratoire. Ils montrent que contrairement à toute autre méthode de calage, l'utilisation d'un algorithme génétique permet de tenir compte des caractéristiques globales des résultats d'essais de laboratoire selon chaque chemin de contrainte ou de déformation. La méthode de calage traditionnelle est séquentielle et un seul paramètre est identifié à la fois. Or, les paramètres de modèles constitutifs sont souvent interdépendants, la moindre erreur sur un paramètre affecte toute la chaîne d'identification. Comme un algorithme génétique identifie plusieurs paramètres simultanément, il évite ce genre de problèmes.

Levasseur et *al.* [38 ; 39 ; 40 ; 41 ; 42] et Malécot et *al.* [46] en géotechnique expliquent quant à eux qu'un algorithme génétique permet d'identifier un plus grand nombre de paramètres ainsi que des paramètres corrélés ou peu sensibles

contrairement aux méthodes de gradient qui fonctionnent plus difficilement dans ces cas.

Levasseur [39] a posé la problématique d'analyse inverse en géotechnique comme suit : *quelles informations concernant les paramètres constitutifs du sol est-il possible d'obtenir à partir de mesures géotechniques in situ ?*

Ainsi, l'optimisation par algorithme génétique s'avère être un outil puissant pour optimiser des problèmes variés de géotechnique. Cependant comme le souligne Goh [24], le principal inconvénient des algorithmes génétiques par rapport aux autres méthodes est la puissance informatique nécessaire pour mener l'optimisation. Le coût de calcul d'une optimisation par algorithme génétique est supérieur à celui nécessaire à toute autre méthode d'optimisation. Pour Simpson et Priest [78], un algorithme génétique est une méthode fortement probabiliste. Plus le problème est mal posé, plus le coût de calcul augmente [23], il est donc difficile de savoir à l'avance le nombre d'évaluations nécessaires à l'identification de l'optimum.

Les algorithmes génétiques ont comme principal objectif d'améliorer une solution. Leur priorité est d'atteindre rapidement une performance de niveau satisfaisant. Ils isolent rapidement des zones intéressantes d'un espace de recherche, et n'ont besoin que des valeurs de la fonction à optimiser associée à chaque individu. Cette caractéristique fait des algorithmes génétiques une méthode très générale comparée à beaucoup de méthodes d'exploration. Pour Renders [62] les algorithmes génétiques sont une classe de stratégies de recherche réalisant un compromis équilibré et raisonnable entre l'exploration et l'exploitation de l'espace de recherche.

Un algorithme génétique est une procédure itérative sur un échantillon de candidats pour la résolution d'un problème d'optimisation.

## 2.2 Principe d'optimisation

Après avoir défini les paramètres à optimiser, l'algorithme génétique recherche la ou les extrema d'une fonction définie sur un espace de données. Pour l'utiliser on définit les principales étapes d'optimisation par les points suivants :

- **Codage, individu, population et espace de recherche**

La concaténation des paramètres recherchés forme un individu, les individus sont codés sous formes (décimal, analogique ou binaire), comme le souligne Magnin [44], le codage binaire facilite le codage de toutes sortes d'objets : des réels, des entiers, des chaînes de caractères...

Renders [62] précise qu'il garantit une meilleure indépendance du codage par rapport au problème.

Dans cette étude les paramètres sont codés sous forme binaire, la chaîne de bits codant un paramètre s'appelle un gène.

Une population est un ensemble de  $N_{individu}$  individus (chromosomes). Chaque individu est un vecteur de  $N_{paramètre}$  paramètres il est représenté sous forme d'une chaîne de  $N_{bit}$  bits contenant toute l'information nécessaire à la description d'un point dans l'espace de recherche.

Levasseur [39] montre que l'algorithme génétique se caractérise par des constantes telles que la taille de la population  $N_{individu}$  et la longueur de la chaîne de bits  $N_{bit}$ . La

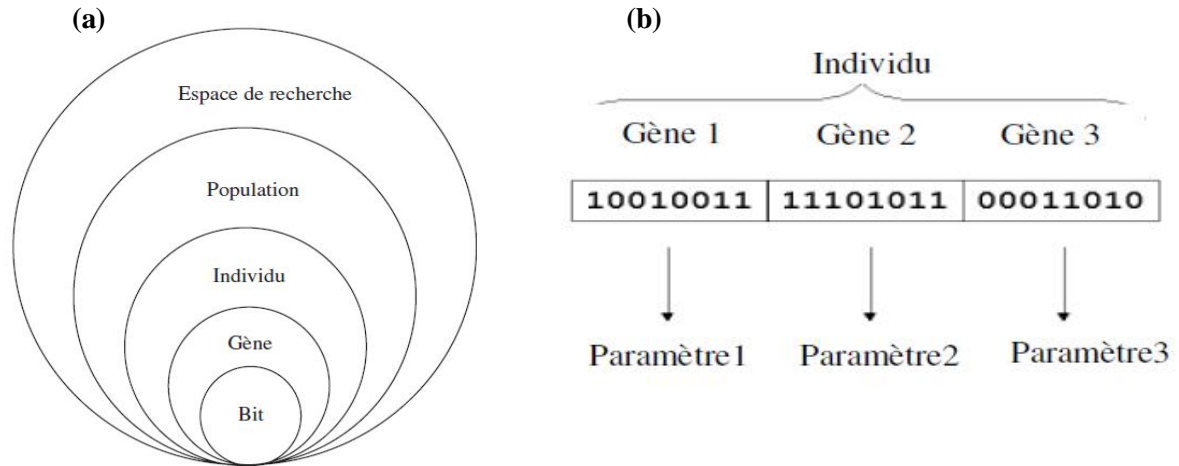
taille de l'espace de recherche doit être choisie en fonction des bornes minimale  $P_{min}^i$  et maximale  $P_{max}^i$  supposées pour chaque paramètre  $P^i$ . La taille de la chaîne de bits doit être choisie en fonction de l'incertitude  $\Delta P^i$  acceptée sur l'évaluation des paramètres définit comme suit :

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

Les individus sont de taille  $N_{bit}$  telle que :

$$N_{bit} = \sum_{i=1}^{N_{paramètre}} N_{bit/paramètre} \quad (2.2)$$

La taille de la population  $N_{individus}$  joue un rôle important sur l'efficacité de l'algorithme génétique [35]. 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 est meilleure mais le temps de calcul est beaucoup plus long [22 ; 23; 44 ; 62; 67]. Par raison de simplicité, une taille de population constante est couramment choisie dans la littérature [19]. Pour Goldberg [25], il n'y a aucune raison particulière pour garder la taille de la population constante au cours d'optimisation. Une population est donc un tableau d'individus dans lequel chaque élément représente les paramètres codés (figures 2.2 (a) et 2.2(b)).



**Figure. 2.2** – (a) : Illustration schématique des niveaux d'organisation d'un algorithme génétique, (b) : Représentation d'un individu.

La taille de la population initiale choisie pour cette thèse est deux fois plus grande que la taille de la population des générations suivantes. Ce qui permet d'avoir une bonne exploration initiale de l'espace de recherche et facilite la convergence de l'algorithme génétique.

- **Evaluation de la population**

Les individus choisis d'une population initiale générée aléatoirement, sont testés pour qualifier chaque individu par une évaluation numérique correspondant à la fonction erreur (fonction objective). Le peu d'hypothèses requises sur cette fonction permet de traiter des problèmes très complexes.

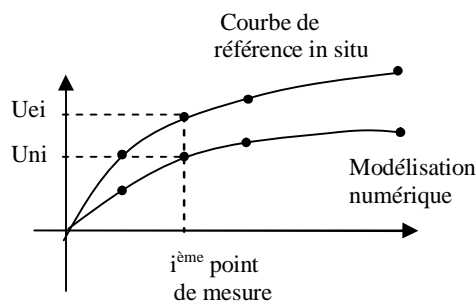
Pour cette thèse on a deux fonctions erreurs à examiner selon les deux problèmes à étudier.

La première fonction erreur, correspond aux équations d'équilibre limite pour l'analyse de la stabilité des talus. Cette fonction est pour but de faire chercher le

coefficient de sécurité minimal pour la surface de glissement critique. Elle dépend de la méthode de résolution du problème.

La deuxième fonction erreur, est faite pour l'identification de paramètres hydromécaniques d'un sol non saturé. Elle est définie pour l'estimation de 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  $U_{ei}$ ) est évalué par la fonction d'écart type suivante notée  $F_{err}$  :

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



**Figure. 2.3** – Estimation de l'erreur sur la solution entre des valeurs mesurées  $U_{ei}$  et des valeurs calculées  $U_{ni}$

### • Mécanisme d'évolution de la population

La population est évoluée vers les zones les plus favorables de l'espace de recherche après avoir évalué chaque individu. Chaque nouvelle population correspond à ce qu'on appelle en biologie une nouvelle génération. Une 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 opérateurs se succèdent : sélection, croisement et mutation.

➤ **Sélection**

La sélection sert à éliminer d'une population les individus dont la fonction erreur est mauvaise. Dans la littérature, deux méthodes existent pour sélectionner les individus : une méthode dite *roue de loterie biaisée* et une méthode dite *élitiste* [25].

Goldberg [25] montre que pour les fonctions erreurs unimodales, la méthode élitiste augmente significativement les performances de l'algorithme (stabilité, efficacité et rapidité de convergence), alors que pour des fonctions erreurs multimodales, la méthode élitiste détériore les performances.

Nous avons choisi dans notre problème unimodal la méthode de sélection élitiste. Dans cette méthode les individus sont triés selon leur fonction erreur. Seuls les individus aux plus faibles valeurs de fonction erreur sont sélectionnés pour survivre dans la génération suivante. Cette méthode assure la conservation d'un plus grand nombre d'individus performants d'une génération à une autre. 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. Les 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. Dans cette étude nous avons choisi  $1/3$  d'individus conservés à

chaque génération, pour une diversité génétique et une convergence non prématurée.

➤ ***Croisement et mutation***

Ces mécanismes sont appliqués aux individus parent pour former *une population enfant*. Le croisement caractérise la phase d'échange d'informations entre deux individus parents sélectionnés aléatoirement. Ils sont croisés entre eux pour former de nouveaux individus (Tableau.2.1),  $P_c$  détermine le nombre de combinaisons de paramètres recrées à chaque itération. De Jong [14] a étudié l'impact de ce taux de croisements sur le processus d'optimisation. Il a conclu que  $P_c = 2/3$  est un compromis raisonnable. Le croisement se fait entre les morceaux coupés des individus, l'emplacement de  $N_{coupure}$  coupures sur la chaîne de bits est choisi aléatoirement et indépendamment des gènes, cela signifie qu'un gène, peut être coupé en plusieurs morceaux comme être ne pas coupé du tout. Pal et al. [59] montrent qu'utiliser un nombre de coupure égale au nombre de paramètres ( $N_{coupure} = N_{paramètre}$ ), augmente la convergence d'un algorithme génétique pour la géotechnique. C'est notre choix dans cette thèse.

La mutation fabrique des erreurs de recopie, pour diversifier les individus de la nouvelle population (inversion d'un bit d'un gène) (Tableau.2.2). Comme ce phénomène est rare dans la nature, le taux de mutation doit être faible [58]. Goldberg [25] recommande d'utiliser un taux de mutation  $P_m$  entre 0.001 et 0.1. Davis [12], comme Stoffa et Sen [80], 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 Magnin [44], les probabilités de mutation doivent dépendre du gène

considéré et de la taille de la population. Levasseur [39] montre que fixer un taux de mutation à chaque génération en fonction du nombre de paramètres permet une bonne convergence de l'algorithme et limite le temps de calcul. Ces références montrent que la littérature est floue sur le choix de  $P_m$ .

Pour cette thèse on a pris, pour l'application sur l'analyse de stabilité des talus  $P_m = 0.09$ . Et pour l'identification de paramètres à partir de mesures in situ, on a pris le choix fait par Levasseur [39] :

$$P_m = 2^{N_{param\grave{e}tre}} / N_{individu} \quad (2.4)$$

Les deux phases de croisement et de mutation créent de nouveaux individus qui ont des chances d'être meilleurs. D'après Davis [12], 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.

**Tableau.2.1**– L'opérateur de croisement dans le codage binaire

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

**Tableau.2.2**– *L'opérateur de mutation dans le codage binaire*

<b>Individu avant mutation</b>	
Individu :	110000110 <b>0</b> 1110100111
Bit sélectionné:	
<b>Individu après mutation</b>	
Individu muté:	110000110 <b>1</b> 1110100111

### ➤ *Critères d'arrêt*

Les deux étapes d'évaluation et d'évolution de la population sont répétées jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit satisfait. Les critères d'arrêt envisageables pour les algorithmes génétiques sont :

- *Un nombre maximal de génération* : si l'algorithme ne converge pas vers une solution, la procédure est stoppée après un nombre maximal de calculs.
- *La convergence vers l'optimum* : si la fonction erreur ou la moyenne sur la fonction erreur converge vers la solution.

## 2.3 Conclusion

Un algorithme génétique est une méthode stochastique itérative d'optimisation qui opère sur des ensembles de points codés, à partir d'une population initiale, et qui est bâti à l'aide de trois opérateurs : *croisement*, *mutation* et *sélection*. Les deux premiers sont des opérateurs d'exploration de l'espace, tandis que le dernier fait évoluer la population vers les optima d'un problème. Une petite partie de l'espace de recherche est examinée, il n'est donc pas raisonnable de penser qu'un algorithme génétique

identifie à coup sûr l'optimum global de l'espace de recherche. Malgré tout, il isole rapidement les zones intéressantes.

Les paramètres optimaux caractérisant un algorithme génétique varient d'un problème à un autre [12 ; 62 ; 80]. Il semble peu réaliste d'attaquer le problème de front, en analysant mathématiquement et rigoureusement les phénomènes intervenants dans les algorithmes génétiques, pour essayer d'en tirer une théorie applicable à tout type de problème géotechnique [39]. Cependant, il est important de bien choisir les paramètres caractérisant les algorithmes génétiques pour leur bonne utilisation.

Ces particularités de la méthode d'optimisation par algorithme génétique justifient son intérêt pour la géotechnique. Pour montrer l'efficacité de la méthode, deux programmes ont été élaborés et validés par des exemples tirés de la littérature pour l'analyse de la stabilité des talus en déterminant la surface de glissement critique et le coefficient de sécurité minimal correspondant. Un autre programme est conçu pour l'estimation de la perméabilité d'un versant à multicouches en se basant sur des mesures in situ.

# Chapitre 3 :

## Analyse de la stabilité des talus

### 3.1 Introduction

La rupture par glissement d'un talus se manifeste habituellement par un déplacement en bloc d'une partie du massif. L'analyse de la stabilité des talus est l'une des importants problèmes en géotechnique. L'estimation de la sécurité réelle vis-à-vis du risque de rupture est une question complexe surtout dans le domaine des données limitées ou peu connues.

L'étude d'un talus comporte, outre la connaissance du site (la géométrie, les surcharges au sommet et au pied, et les effets dynamiques ou sismiques), et le choix des caractéristiques mécaniques des sols et hydrauliques, un calcul de stabilité.

Le problème réside dans la détermination de la surface critique de rupture et le facteur de sécurité correspondant ( $F$ ). Il est plus approprié d'utiliser la définition du coefficient de sécurité de la mécanique des sols, c'est-à-dire le rapport entre la résistance au cisaillement du sol à la contrainte de cisaillement s'exerçant le long de la surface de rupture.

En 1973, le professeur Lambe [37] rappelait que les résultats obtenus sont le produit de méthodes de mesure, pour les paramètres, et de méthodes de calcul, et il précisait que les résultats doivent être appréciés en tenant compte de ces deux éléments.

Dans ce chapitre on définit quelques méthodes de calcul de stabilité des talus, et plus particulièrement les méthodes de calcul à la rupture.

### 3.2 Méthodes de calcul de stabilité des talus

Les chercheurs géotechniciens proposent plusieurs méthodes d'évaluation et de prédiction des catastrophes naturelles engendrés par les glissements de terrain. Parmi ces méthodes on trouve essentiellement selon Faure [17] :

- *les méthodes de calcul à la rupture* : Lorsqu'une masse rigide peut se déplacer le long d'une surface de géométrie bien définie, le comportement est contrôlé par la loi de Mohr- Coulomb, qui donne la résistance au cisaillement  $\tau_f$ . Les méthodes dites d'équilibre limite sont très appropriées car on peut écrire facilement les équations qui relient les variables ; mais, sauf pour les cas les plus simples, le nombre des variables est bien supérieur au nombre d'équations. Pour pouvoir résoudre les équations, il faut alors introduire des hypothèses supplémentaires et simplificatrices, de manière à égaliser le nombre d'inconnues et le nombre d'équations.
- *Les méthodes volumiques ou méthodes sans hypothèse sur la surface de rupture (de type éléments finis)* : avant la rupture, au stade de la pré-rupture, le massif de sol ou de roche est continu et son comportement ne peut être analysé par des méthodes d'équilibre limite, car on ne peut pas mettre en évidence une surface de rupture. Les phénomènes à décrire sont nombreux et complexes (élasto-plasticité, fluage, rupture progressive). Il est alors nécessaire de considérer des méthodes volumiques prenant en compte l'ensemble du volume pour analyser les mouvements ainsi que leur évolution dans le temps.

- *Les méthodes énergétiques* : l'amplitude et la vitesse des mouvements dépendent essentiellement de la redistribution de l'énergie potentielle devenant disponible au moment de la rupture. Pour les grandes vitesses et les grands déplacements, il faut alors considérer des approches énergétiques.

Les méthodes d'équilibre limite sont largement utilisées pour leurs formes simples et leurs résultats qui se rapprochent aux méthodes rigoureuses [24]. Dans ce travail on s'intéresse à ces *méthodes à la rupture*.

### 3.3 Méthodes de calcul à la rupture

Les méthodes de calcul à la rupture sont des méthodes où l'analyse et le calcul sont locaux, limités sur une ligne ou une surface de rupture, et s'opposent donc aux méthodes volumiques. Elles sont basées sur les hypothèses suivantes : le massif en mouvement peut être décomposé en un ensemble de blocs rigides indéformables qui frottent les uns sur les autres. Le comportement de l'interface est presque toujours défini par la loi de Coulomb.

Ces hypothèses fortes des calculs à l'équilibre limite, distinguent une partie potentiellement mobile, séparée d'une partie fixe du massif, par une courbe de rupture définissant une rupture cinématiquement admissible. Dans ce cas :

- Le calcul d'équilibre est fait à la rupture ;
- Les équations résolvantes sont des équations de la statique ;
- Le coefficient de sécurité  $F$  est spatialement bien déterminé (on peut considérer par exemple  $F$  constant par tout).

Parmi ces méthodes on distingue selon Faure [17] :

### 3.3.1 Méthodes des blocs

- *Cas statiquement définis (rupture plane d'un talus) :*

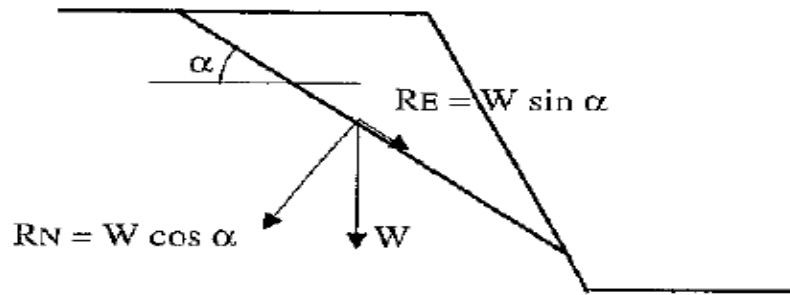
On écrit l'équilibre de la masse potentiellement instable sur un plan incliné d'un angle ( $\alpha$ ) (figure. 3.1), et l'on obtient la formule suivante :

$$F(\alpha) = \frac{c'l + W.\cos\alpha.\tan\phi'}{W.\sin\alpha} \quad (3.1)$$

Où ( $W.\sin\alpha$ ) est la force d'entraînement et ( $c'l + W.\cos\alpha.\tan\phi'$ ) est la force résistante obtenue par la loi de Coulomb appliquée à la réaction normale de la masse en mouvement sur le sol fixe. On retient la ligne de rupture définie par ( $\alpha$ ) qui minimise  $F$ .

Cette formule surestime généralement le coefficient de sécurité. En effet, les simplifications éloignent de la réalité, et on traite un mécanisme plus résistant que le mécanisme réel, qui correspond à un minimum. Une analyse critique du résultat peut conduire à le rejeter, si par exemple cette surface de rupture est incompatible avec la structure géologique du terrain.

Ce principe d'équilibre, illustré par ce cas simple, est à la base de toutes les méthodes de calcul à la rupture. Il est développé avec toutes les hypothèses simplificatrices nécessaires pour modéliser le cas réel et le réduire à une équation que l'on résout. La description des autres méthodes consiste à préciser les hypothèses choisies et le mode de résolution utilisé.



**Figure. 3.1** – Schéma de rupture plane.

- *Cas statiquement indéfinis (équilibre de plusieurs blocs) :*

Une bonne façon d'aborder le problème consiste à faire l'inventaire des inconnues.

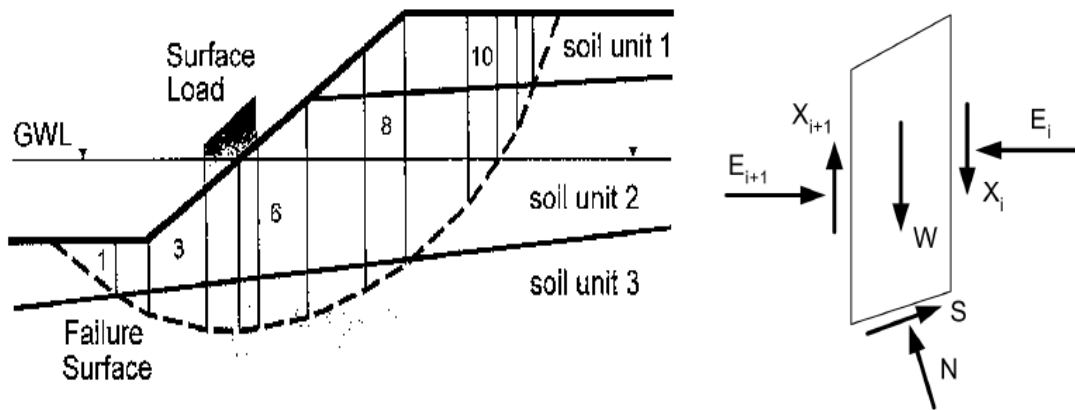
Parmi les méthodes à multi blocs on rencontre: Sarma 1979; Hoek 1987; Donald and Giam 1989a. [72 ; 30 ; 15]

### 3.3.2 Méthodes des tranches

Le découpage de la masse en mouvement en tranches verticales (figure. 3.2) a permis le développement d'un très grand nombre de méthodes. Trois hypothèses sont ajoutées par rapport à la méthode des blocs : - les bords des blocs sont devenus verticaux ; - le point de passage de la force à la base de la tranche est situé au centre de cette base ; - le coefficient de sécurité est unique et ne s'applique qu'à la base des tranches.

Ces méthodes issues de l'analyse de l'équilibre d'une tranche, le dénombrement des inconnues et des équations du problème permet de comparer facilement les méthodes. Par tranche, il y a les forces situées à droite et à gauche (deux forces et leurs points de passage, soit  $6n$  inconnues,  $n$  est le nombre des tranches), les forces à la base  $2n$

inconnues, et le coefficient de sécurité qui est pris constant le long de la courbe de rupture, ce qui fait au total  $8n+1$  inconnues. Le principe d'action et de réaction entre tranches fournit  $3(n-1)$  équations, l'équilibre de chaque tranche  $3n$  équations ; on a aussi  $n$  équations de type Coulomb à la base des tranches et les 6 équations correspondant à des forces nulles aux extrémités du glissement, ce qui fait au total  $7n+3$  équations. Il manque  $(n-2)$  équations pour résoudre. Le choix de ces  $(n-2)$  équations différencie les méthodes. Le tableau 3.1 présente cette différence entre différentes méthodes :



**Figure. 3.2** – Les inconnues d'une méthode des tranches

**Tableau.3.1**– Forces inter-tranches et équations à satisfaire pour différentes méthodes [36]

Method	Moment equilibrium	Horizontal force equilibrium	Interslice normal ( $E$ )	Interslice shear ( $X$ )	Inclination of $X/E$ resultant
Ordinary or Fellenius	Yes	No	No	No	No force
Bishop's simplified	Yes	No	Yes	No	Horizontal
Janbu's simplified	No	Yes	Yes	No	Horizontal
Spencer	Yes	Yes	Yes	Yes	Constant
Morgenstern-Price	Yes	Yes	Yes	Yes	Variable
Corps of Engineers - 1	No	Yes	Yes	Yes	Inclination of a line from crest to toe
Corps of Engineers - 2	No	Yes	Yes	Yes	Slice top ground surface inclination
Lowe-Karafiath	No	Yes	Yes	Yes	Average of ground surface slope and slice base inclination

Il existe plusieurs méthodes des tranches, on définit parmi les plus utilisées, les suivantes :

### 3.3.2.1 Méthode de Fellenius (1927)

Cette méthode néglige les forces qui existent entre les tranches, elle consiste à admettre que, la résultante de  $E_i$  et  $X_i$  est égale à  $E_{i+1}$  et  $X_{i+1}$  avec une ligne d'action qui coïncide. Cette résultante parallèle à la base de la tranche. Quand les tranches adjacentes ont différentes inclinaison de la base, cette hypothèse simplificatrice conduit à des erreurs [1].

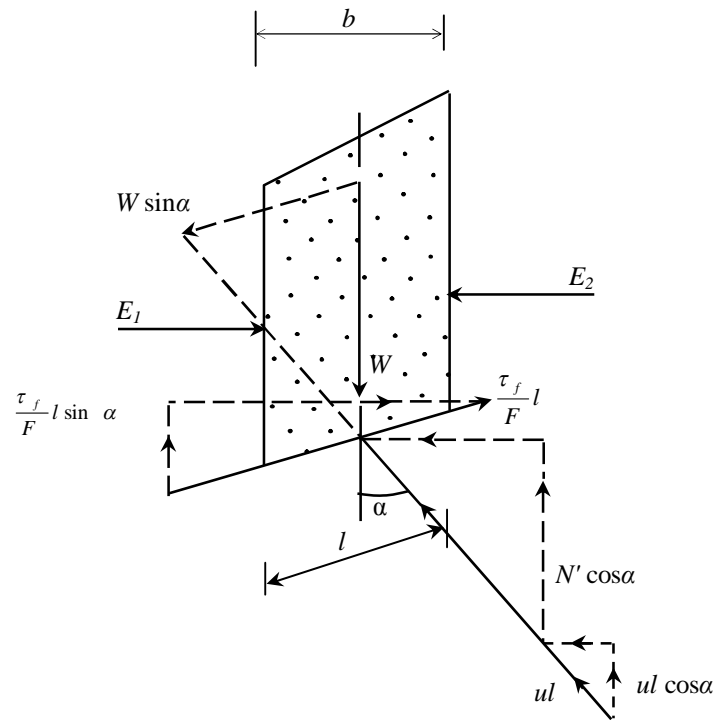
La méthode satisfait l'équilibre des moments, et le coefficient de sécurité a la forme linéaire suivante:

$$F = \frac{\sum(c'l + [W\cos\alpha - ul]\tan\phi')}{\sum W\sin\alpha} \quad (3.2)$$

### 3.3.2.2 Méthode de Bishop (1955)

Bishop ne néglige plus les forces horizontales inter-tranches, dans sa méthode simplifiée la résultante verticale des forces inter-tranches est nulle, d'où :  $X_i = X_{i+1}$  mais  $E_i \neq E_{i+1}$  (figure 3.3)

Cette méthode satisfait, l'équilibre des forces verticales de chaque tranche ainsi que l'équilibre des moments par rapport au centre du cercle de rupture.



**Figure. 3.3** – Représentation des forces sur une tranche selon la méthode simplifiée de Bishop[83].

Selon Huang [32], R. Whitlow [83] a formulé l'équation de la méthode de Bishop comme suit:

L'équilibre le long de la base de la tranche :

$$0 = W \sin \alpha - \frac{\tau_f}{F} l = W \sin \alpha - \frac{c' l + N' \tan \phi'}{F} \quad (3.3)$$

L'équilibre dans la direction verticale :

$$0 = W - N' \cos \alpha - ul \cos \alpha - \frac{c'}{F} l \sin \alpha - \frac{N' \tan \phi'}{F} \sin \alpha \quad (3.4)$$

$$l = b \sec \alpha \quad (3.5)$$

Après substitution de,  $l$  et  $N'$  (tirés de l'équation (3.4)) dans l'équation (3.3), on trouve une équation de coefficient de sécurité non linéaire :

$$F = \frac{1}{\sum W \sin \alpha} \sum \frac{[c'b + (W - ub) \tan \varphi'] \sec \alpha}{1 + \frac{\tan \alpha \tan \varphi'}{F}} \quad (3.6)$$

Ces méthodes non linéaires nécessitent un processus itératif. La programmation à l'aide d'un ordinateur permet de trouver une solution rapide après seulement quelques cycles. En supposant tout d'abord que  $F=1$  à droite, et en calculant ensuite la valeur de gauche. Cette dernière valeur de  $F$  est comparée à la valeur proposée, s'il n'est pas suffisamment proche, le coefficient  $F$  calculé est utilisé dans la prochaine itération et ainsi de suite.

Il existe une autre version rigoureuse pour Bishop qui justifiée toutes les équations d'équilibre mais, l'écart entre la version rigoureuse et la version simplifiée n'étant que de 1% [7].

### 3.3.2.3 Méthode de Morgenstern et Price (1965)

Morgenstern et Price définissent une fonction donnant l'inclinaison des efforts inter-tranches, cette méthode introduit une fonction mathématique arbitraire pour représenter la variation de la direction des forces entre les tranches :

$$\tan \theta_i = X/E = \lambda \cdot f(x'_i) \quad (3.7)$$

Où :  $\theta_i$  est l'angle formé par la résultante et l'horizontale, il varie systématiquement d'une tranche à une autre le long de la surface de glissement ;

$\lambda$  est une constante qui doit être évaluée pour le calcul du facteur de sécurité ;

$f(x'_i)$  est la fonction de variation par rapport à la distance le long de la surface de glissement.

$x'_i$  est la normalisation linéaire des coordonnées  $x_i$ , avec les valeurs des deux bouts de la surface de rupture égales à zéro et  $\pi$ .

Cette méthode satisfait toutes les conditions d'équilibre statique pour chaque tranche, ainsi que l'équilibre des moments et l'équilibre des forces dans la direction horizontale, pour l'ensemble de la masse qui glisse suivant une surface de rupture circulaire ou non circulaire.

La figure.3.4 représente les forces sur une tranche [87].

Selon zolfaghari [87], en assurant l'équilibre des forces de chaque tranche, la résultante ( $Q_i$ ) des forces inter-tranches ( $Z_i, Z_{i+1}$ ), inclinées d'un angle  $\theta_i$  par rapport à l'horizontal est :

$$Q_i = \frac{\frac{c'.b.\sec\alpha}{F} + \frac{\tan\phi'}{F}(W.\cos\alpha - W.a_v.\cos\alpha - W.a_h.\sin\alpha - u.b.\sec\alpha + q_c.b.\cos\alpha) - W.\sin\alpha + W.a_v.\sin\alpha - W.a_h.\cos\alpha - q_c.b.\sin\alpha}{\cos(\alpha - \theta_i).(1 + \tan(\alpha - \theta_i).\frac{\tan\phi'}{F})} \quad (3.8)$$

L'équilibre des moments dans chaque tranche est pris par rapport au point  $E$  défini sur la figure, il permet de trouver le point d'application de la résultante :

$$\sum M = Q.\cos\theta_i.h_Q - W.a_h.h_G = 0 \quad (3.9)$$

L'ordonnée du point d'application de la résultante  $Q_i$  par rapport à l'axe global devient :

$$Y_{qi} = Y_{ei} + h_Q \quad (3.10)$$

L'équilibre des forces de toute la masse glissée, donne :

$$\sum(Q_i \cdot \cos\theta_i) = 0 \quad (3.11)$$

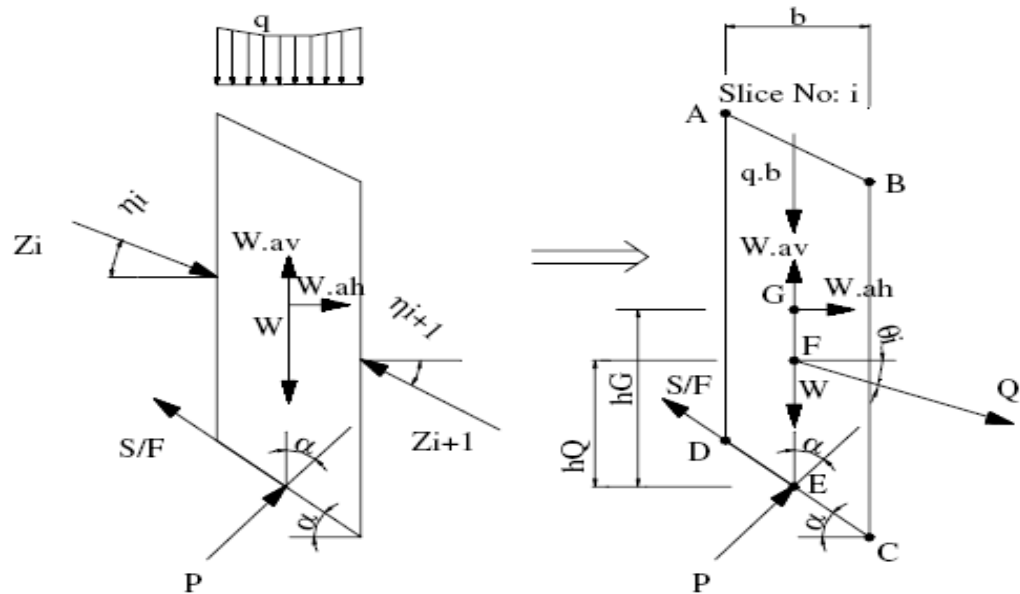
$$\sum(Q_i \cdot \sin\theta_i) = 0 \quad (3.12)$$

L'équilibre global des moments par rapport à l'origine ( $x=0$  ;  $y=0$ ) :

$$\sum M = \sum(Q_i \cdot \cos\theta_i \cdot Y_{qi} + Q_i \cdot \sin\theta_i \cdot X_{qi}) = 0 \quad (3.13)$$

Pour trouver les deux inconnues,  $F$  et  $\lambda$ , on résout l'équation (3.11) (ou (3.12)) et l'équation (3.13). Et on assure la théorie algébrique suivante :

$$|\sum M| + |\sum(Q_i \cdot \cos\theta_i)| = |\sum(Q_i \cdot \cos\theta_i \cdot Y_{qi} + Q_i \cdot \sin\theta_i \cdot X_{qi})| + |\sum(Q_i \cdot \cos\theta_i)| = 0 \quad (3.14)$$



**Figure. 3.4** – Représentation des forces sur une tranche selon la méthode simplifiée de Morgenstern et Price [55]

En 1977, Fredlund et Krahn [20] ont démontré dans une étude comparative des méthodes d'analyse, que le choix de la fonction  $f(x)$  dans la méthode de Morgenstern et Price a une faible influence sur la valeur du facteur de sécurité.

### 3.3.2.4 Méthode de Spencer (1967)

Cette méthode a le même principe de calcul que la méthode de Morgenstern and Price, la différence réside dans la fonction de variation qui est constante ( $f(x)=1$ ), et que l'angle d'inclinaison ( $\theta$ ) est constant dans toutes les tranches.

Spencer [79] a présenté cette méthode pour une surface de rupture circulaire, Wright [84] l'a développé pour une surface non circulaire.

### 3.3.2.5 Méthode de Janbu simplifiée

Cette méthode elle a comme hypothèse, les forces inter-tranches sont horizontales, ce qui sous estime le coefficient de sécurité.

Dans cette méthode les forces verticales inter-tranches sont supposées nulles. Le facteur de sécurité est calculé à partir d'équilibre des forces horizontales, puis un facteur de correction empirique est multiplié par ce coefficient de sécurité pour pallier au manque de l'effet des forces verticales inter-tranches. L'équilibre des moments n'est pas satisfait.

Il existe d'autres méthodes de calcul à la rupture comme : *méthodes globales* (on trouve : méthodes graphiques, méthode des perturbations...), et des méthodes en trois dimensions.

En 1977, Fredlund et Krahn [20] ont entrepris une étude de comparaison en déterminant le facteur de sécurité pour différentes méthodes de calcul. L'exemple d'un talus simple a été traité avec plusieurs combinaisons de la géométrie, des propriétés du sol et des conditions piézométriques. Mis à part la méthode ordinaire (méthode de Fellenius [18]), les écarts du calcul du facteur de sécurité, avec un même jeu de

données, n'excèdent pas de plus de 4% pour l'ensemble des méthodes utilisées (Bishop simplifiée, Spencer, Janbu simplifiée, Janbu rigoureuse, Morgenstern et Price). Dans ces cas là, la différence entre le facteur de sécurité obtenu par la méthode de Bishop simplifiée et celui obtenu par les méthodes de Spencer et Morgenstern-Price (avec  $\lambda$  choisi pour satisfaire les forces et les moments d'équilibre), ne dépasse pas 0.4%.

Fig. 3. A factor of safety versus  $\lambda$  plot.

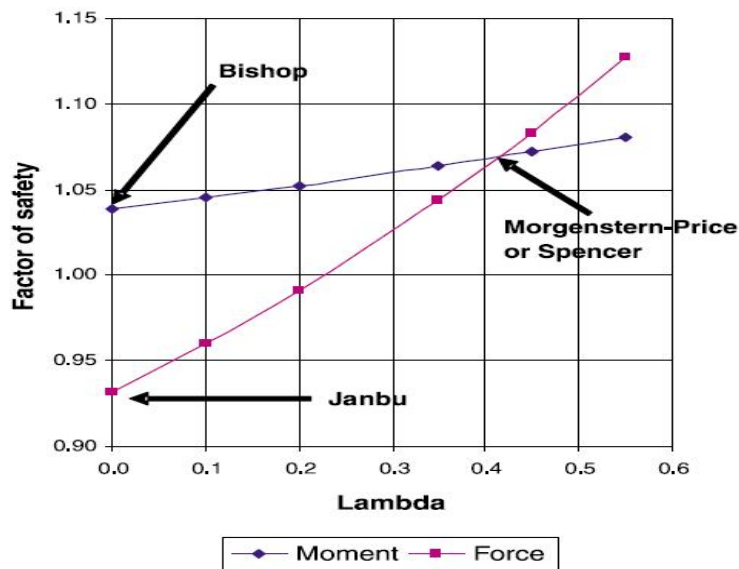


Figure. 3.5 – variation du coefficient de sécurité fonction de  $\lambda$  [36].

Le facteur de sécurité  $F$ , déterminé à partir de l'équilibre des forces (comme Janbu simplifiée sans correction [34]), est plus sensible aux hypothèses faites sur les forces de cisaillement inter-tranches que le facteur de sécurité déterminé par les moments d'équilibre, comme illustre la figure 3.5.

Pour cette raison, il est préférable d'utiliser une méthode d'analyse où le moment d'équilibre est satisfait.

### 3.4 Conclusion

Les massifs de terre limités par des talus aménagés ou par des versants naturels peuvent perdre leur stabilité par détachement et glissement d'un volume de terre au long d'une surface critique de rupture, par la suite de dépassement de la résistance au cisaillement sur cette surface.

Le danger de l'apparition d'un glissement peut être estimé par l'analyse de la variation du facteur de sécurité en fonction de la forme et de la position de la surface possible de glissement. C'est la surface de glissement pour laquelle le facteur de sécurité a la valeur minimale qui représente la surface critique de rupture.

Les méthodes qui considèrent l'équilibre limite, admettant la formation d'une surface de rupture dans le massif et opérant par la division du massif qui glisse dans des tranches verticales, sont les méthodes les plus utilisées, grâce à leur capacité de prendre en considération des variétés géométriques et des conditions complexes de stratification et de chargement. Ces méthodes diffèrent entre elles par les conditions d'équilibre statique utilisées et par les hypothèses admises pour annuler l'indétermination statique du problème [4]. Ces différences dues essentiellement aux hypothèses faites sur les forces inter-tranches.

Il existe des dizaines de méthodes de calcul de stabilité ayant toutes des avantages et des inconvénients. Aucune n'est parfaite, car aucune ne tient compte de la déformabilité du sol.

Selon Fredlund et Krahn [20], la méthode de Bishop simplifiée donne des résultats aussi précis que d'autres méthodes rigoureuses.

Dans ce travail, on a utilisé la méthode de Bishop simplifiée, qui semble justifiée pour les surfaces de rupture circulaires, car elle permet de résoudre quasiment tous les problèmes sans que trop d'hypothèses simplificatrices ne soient formulées. De plus, son utilisation est aisée. On a aussi utilisé la méthode la plus rigoureuse de Morgenstern et Price pour une rupture non circulaire.

## Chapitre 4 :

# Développement de deux processus de résolution d'équations d'équilibre limite comme approches d'optimisation dans l'analyse de la stabilité des talus

### 4.1 Introduction

Pour évaluer la stabilité des talus par une méthode d'équilibre limite, il existe des méthodes linéaires et non linéaires. Les méthodes linéaires sont des méthodes directes de calcul du coefficient de sécurité  $F$  et les méthodes non linéaires nécessitent un processus itératif.

Parmi les méthodes non linéaires, on a choisi la méthode de Bishop modifiée pour une rupture circulaire. Pour une rupture non circulaire on a utilisé la méthode de Morgenstern et Price.

Le principe général consiste, à tracer des surfaces de rupture arbitraires pour le talus étudié. Puis chercher parmi ces surfaces celle qui est la plus défavorable au point de vue sécurité. A cette surface, dite surface critique, correspond un coefficient de sécurité minimal  $F_{min}$ .

Pour déterminer la surface de rupture critique, et pour faire éloigner la difficulté d'obtenir le coefficient de sécurité global minimal deux processus d'optimisation ont été développées en se basant sur l'analyse par algorithme génétique.

Dans ce chapitre, on va présenter les deux approches d'analyse utilisées pour automatiser la résolution. La comparaison des résultats obtenus par ces approches aux résultats tirés de la littérature confirme leur fiabilité.

#### **4.2 Processus de résolution par algorithme génétique (cas de surface de rupture circulaire)**

McCombie et Wilkinson [48], développent un simple algorithme génétique pour la recherche du facteur de sécurité minimal au cas de surfaces de rupture circulaire dans l'analyse de la stabilité des talus. Ils présentent trois paramètres, qui sont les coordonnées du centre de cercle et le rayon de la surface de rupture circulaire. Ils ont montré que le remplacement du rayon par les coordonnées d'un point appartenant au cercle de rupture (ce qui fait quatre paramètres inconnus), travail mieux, parce que la formulation du problème devient proche à ce que détermine la fonction objective pour chaque individu.

L'approche d'algorithme génétique utilisée dans cette étude consiste à résoudre l'équation (3.6), pour déterminer  $F_{min}$  et la surface de rupture circulaire correspondante.

Dans cette approche l'utilisation des trois paramètres (les coordonnées du centre de cercle  $(x_0, y_0)$ , et  $x_I$  l'abscisse du point d'intersection du cercle avec le niveau supérieur du talus), peut fonctionner mieux, car les données du problème deviennent très proche à ce que détermine la fonction objective pour chaque individu, en éliminant les cercles de rupture qui ne coupent pas la géométrie du talus, et en réduisant la taille de l'espace de recherche.

La réduction de la taille de l'espace de recherche (réduction de nombre de paramètres à optimiser et la limitation de ses bornes), minimise le nombre des

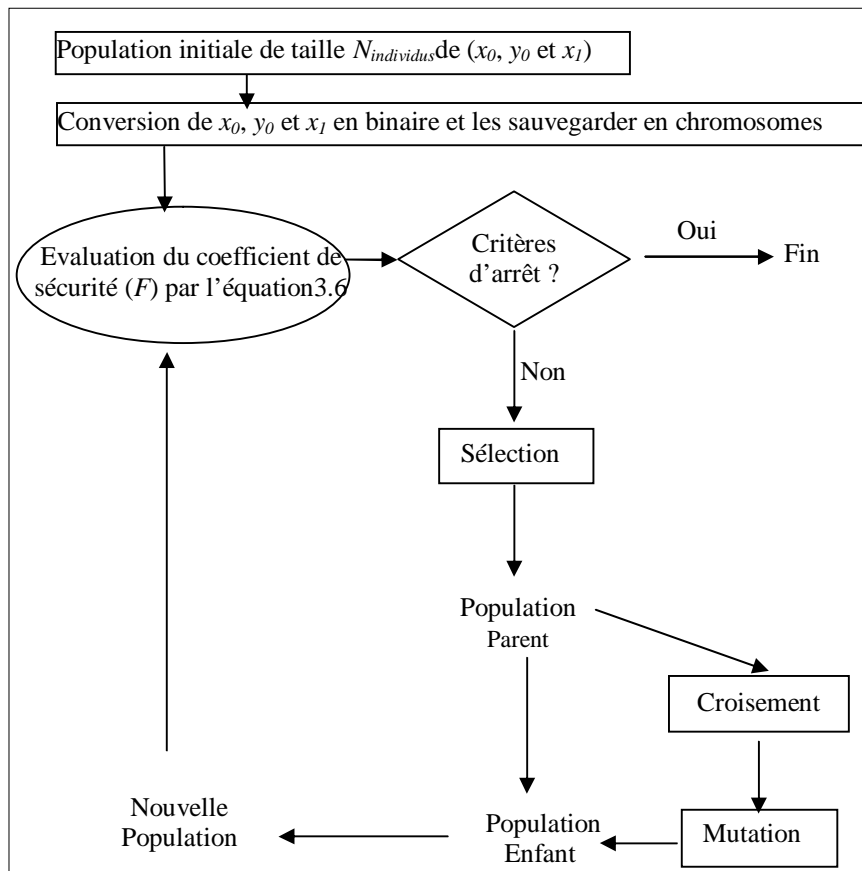
itérations, raffine le maillage de l'espace de recherche, et par conséquent améliore le coefficient de sécurité.

Dans ce travail, l'individu se compose de trois paramètres qui sont  $(x_0, y_0$  et  $x_1)$ .

$$y_1 \text{ est relié à la topographie du talus } s(x_1). \quad y_1 = s(x_1). \quad (4.1)$$

Le principe de fonctionnement de l'optimisation par algorithme génétique, élaboré dans cette thèse (pour ce cas), peut être schématisé par l'organigramme représenté par la figure 4.1. Cet organigramme a été programmé en langage Matlab.

Ce processus d'optimisation commence par, la génération d'une population initiale aléatoire, de  $N_{individus} = 100$  individus uniformément répartie sur l'espace de recherche en utilisant la commande *rand*, les paramètres réels nécessitent d'être exprimés comme des entiers pour une sélection aléatoire, puis ces paramètres sont convertis en binaires.



**Figure.4.1** – Principe d'optimisation par algorithme génétique (cas de la stabilité des talus-rupture circulaire- )

Les limites de chaque paramètre ( $P_{max}$ ,  $P_{min}$ ) sont déterminées par la méthode énumérative (cf. paragraphe : 1.3.1). La réduction de l'espace de recherche, permet de raffiner le maillage qui influe sur la précision des résultats. On calcule la fonction objective (à partir de l'équation 3.6) pour chaque individu, et on vérifie le critère d'arrêt (dans ce cas  $F$  soit minimal, et la valeur moyenne des coefficients de sécurité soit égale à ce  $F$  ; ou d'atteindre le nombre maximal de génération  $G_{c_{max}}=50$ ). Si, le critère d'arrêt est garanti le processus s'arrête, et on prend ce  $F$  comme  $F_{min}$ . Si, non les opérateurs génétiques suivants seront appliqués :

Une sélection de type élitiste de 1/3 des individus, qui ont été triés par ordre croissant pour former une population parent, puis pour former une population enfant l'opérateur de croisement avec un taux de croisement :  $P_c = 2/3$  et un nombre de coupure de l'individu égal au nombre de paramètres à identifier, et l'opérateur de mutation avec un taux de :  $P_m = 0.09$ , seront appliqués à l'individu parent. L'ensemble population parent et population enfant forme une nouvelle génération, le processus d'optimisation se répète, jusqu'à l'obtention d'un bon individu qui satisfait le critère d'arrêt. Chaque solution est créée par un codage binaire de  $N_{bit}=6+6+6$ , qui nécessite d'être décodé.

#### 4.2.1 Applications numériques

Cette partie consiste, au traitement numérique par l'approche développée dans cette partie de thèse des cas suivants tirés de différentes références bibliographiques : trois cas d'application de talus homogènes secs traités par la méthode des trois wedges, selon S.K. DAS [11] ; un cas de talus homogène sec et un autre à multicouches traités par la méthode de Bishop simplifiée pour une surface circulaire et la méthode de Morgenstern-Price pour une surface circulaire et pour une surface non circulaire, selon

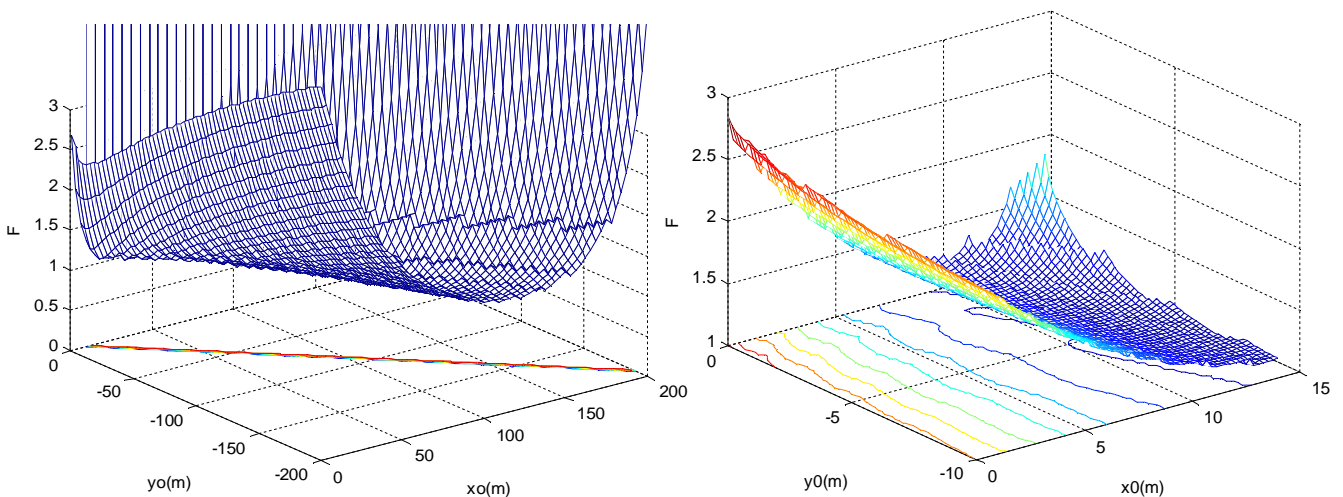
AR Zolfaghari et *al.*[87] ; et trois autres cas de talus homogènes avec et sans nappe d'eau calculés par la méthode de Bishop dans *Slide* version 5.0, selon Rocscience, Inc. [63 ; 64].

Les tableaux 4.1 et 4.2, représentent respectivement les paramètres des trois cas tirés de [11], et du cas de talus homogène tiré de [87].

Plusieurs paramètres influencent la convergence des résultats, parmi ces paramètres on a, la taille et le maillage de l'espace de recherche. Pour minimiser le nombre des itérations et par conséquent le temps de calcul, il est nécessaire de faire réduire l'espace de recherche.

La méthode énumérative, permet de connaître l'allure de la fonction erreur sur le domaine de recherche [25]. De cela on peut restreint l'espace de recherche dans la bonne région de la fonction objective  $F$ , en donnant un bon choix des bornes de cet espace.

La figure 4.2 présente l'utilisation de cette méthode sur la première application.



**Figure.4.2** – Utilisation de l'exploration exhaustive de l'espace de recherche pour l'application 1. Représentation de la fonction erreur  $F$  dans l'espace de recherche.

L'analyse de la stabilité de ces talus par algorithme génétique nous a permis de trouver les résultats suivants : le coefficient de sécurité  $F$  change au cours des

générations et converge vers un minimum après un nombre limite de génération comme illustrent les figures (4.3 ; 4.5 ; 4.7 ; 4.9), les figures (4.4 ; 4.6 ; 4.8 ; 4.10) montrent les surfaces de rupture critique circulaire de chaque cas.

**Tableau.4.1**– La géométrie et les paramètres des sols des applications 1, 2 et 3.

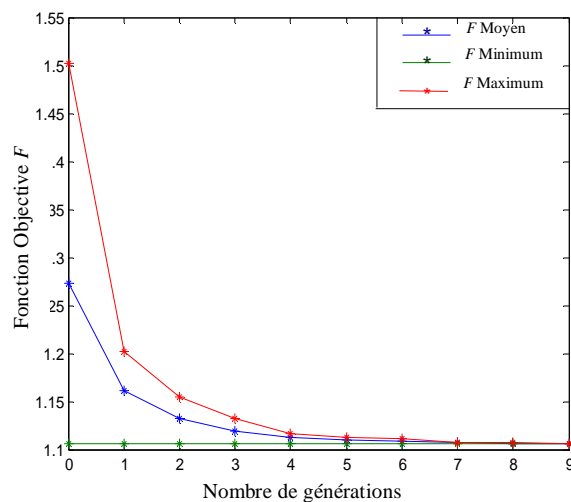
	H(m)	$\beta(^{\circ})$	$c'(kN/m^2)$	$\phi(^{\circ})$	$\gamma$ ( $kN/m^3$ )	$F^{(1)}$	$F^{(2)}$
Application 1	11.6	45	15	22	19.10	<b>1.105</b>	1.130
Application 2	3.8	65	7.5	28	19.04	<b>1.131</b>	1.178
Application3	8.3	78	7.5	28	19.04	<b>0.616</b>	0.663

(1) : Résultats de ce travail ; (2): Résultats tirés de [11].

**Tableau.4.2**– La géométrie et les paramètres de sol de l'application 4.

	H(m)	$\beta(^{\circ})$	$c'$ ( $kN/m^2$ )	$\phi'$ ( $^{\circ}$ )	$\gamma$ ( $kN/m^3$ )	$F^{(1)}$	$F^{(2)}$		
							Méthode de Bishop (rupture circulaire)	Méthode de Morgenstern-Price (rupture circulaire)	Méthode de Morgenstern-Price (rupture non circulaire)
Application 4	8.5	26.565	15	20	19	<b>1.741</b>	1.74	1.76	1.75

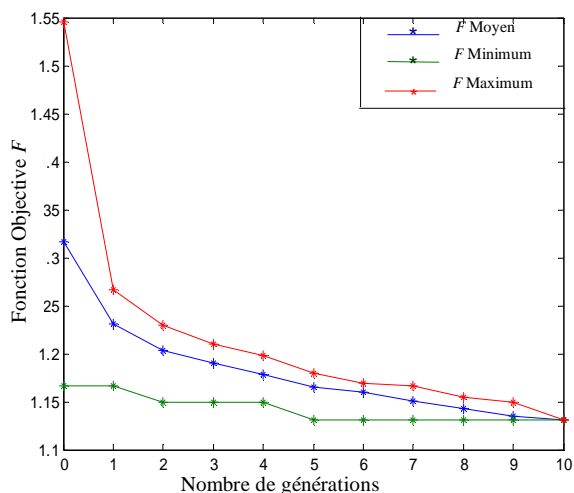
(1) : Résultats de ce travail ; (2): Résultats tirés de [87].



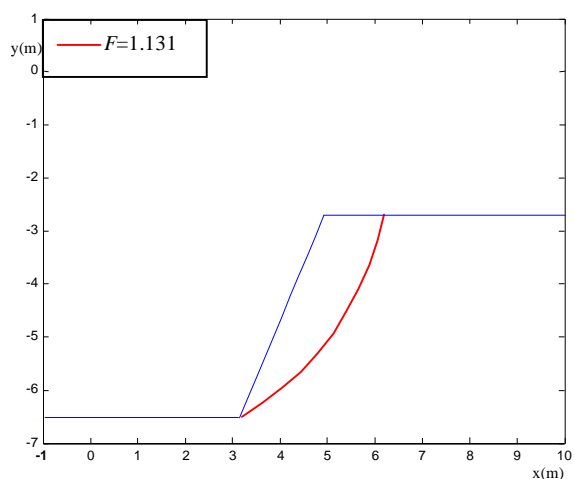
**Figure.4.3** –Variation de la fonction objective avec le nombre de génération de l'application 1.



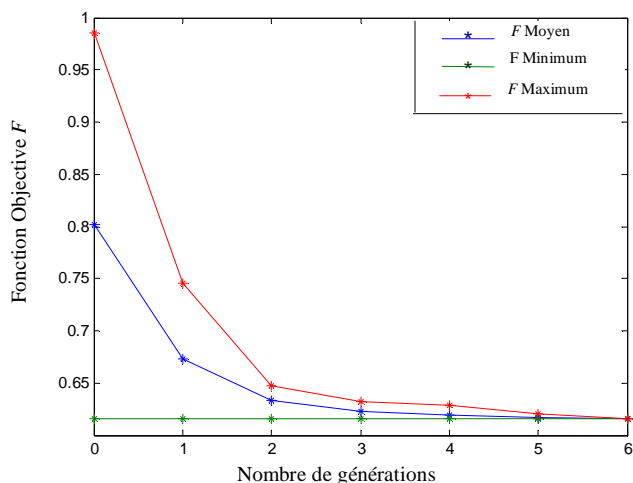
**Figure.4.4** – Surface de rupture circulaire critique de l'application 1



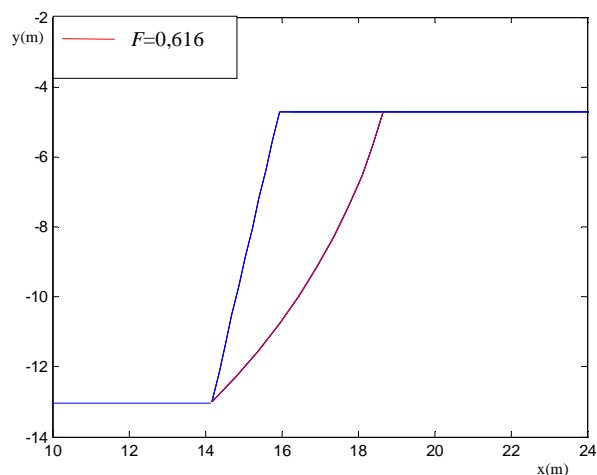
**Figure.4.5** –Variation de la fonction objective avec le nombre de génération de l'application 2.



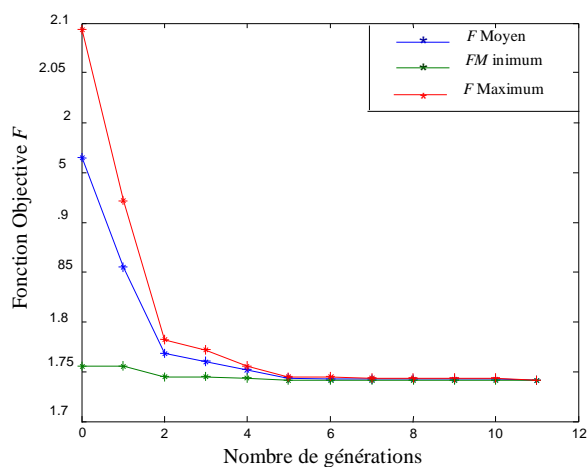
**Figure.4.6** –Surface de rupture circulaire critique de l'application 2.



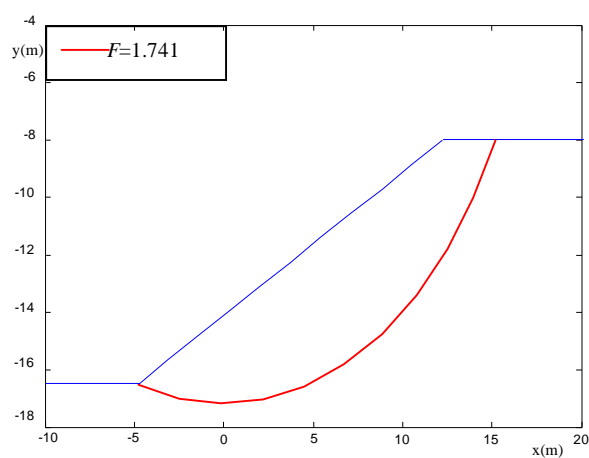
**Figure.4.7** –Variation de la fonction objective avec le nombre de génération de l'application 3.



**Figure.4.8** –Surface de rupture circulaire critique de l'application 3.



**Figure.4.9** –Variation de la fonction objective avec le nombre de génération de l'application 4.



**Figure.4.10** –Surface de rupture circulaire critique de l'application 4.

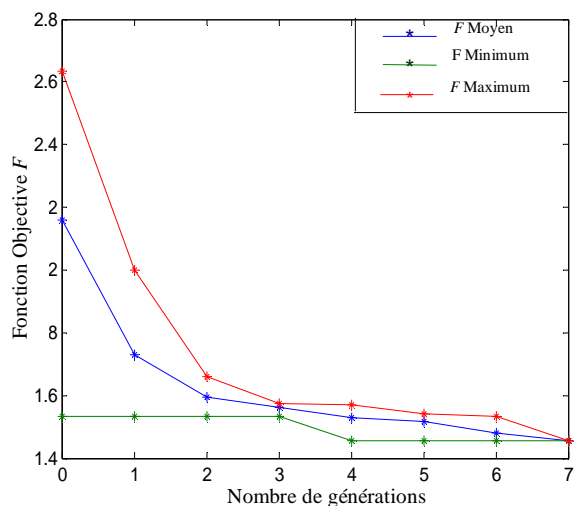
L'application 5, est un talus à quatre couches avec une couche mince [87], les données géométriques et les caractéristiques des sols sont représentées par le tableau 4.3.

Les figures 4.11 et 4.12 illustrent les résultats de ce cas d'application.

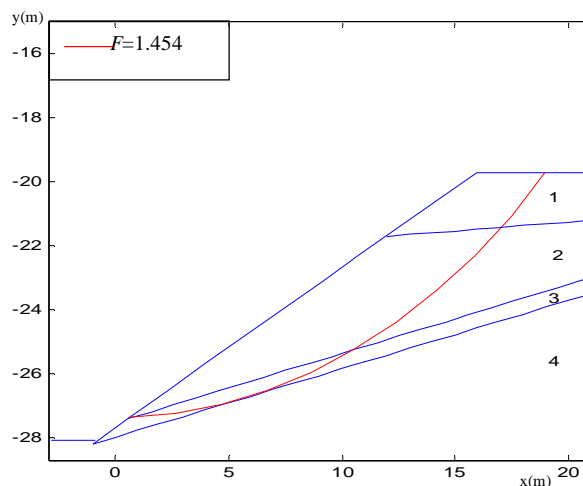
**Tableau.4.3**–La géométrie et les paramètres de sol de l'application 5.

	H <sub>1</sub> m	β <sub>1</sub> (°)	c <sub>1</sub> kN/m <sup>2</sup>	φ <sub>1</sub> (°)	H <sub>2</sub> m	β <sub>2</sub> (°)	c <sub>2</sub> kN/m <sup>2</sup>	φ <sub>2</sub> (°)	H <sub>3</sub> m	β <sub>3</sub> (°)	c <sub>3</sub> kN/m <sup>2</sup>	φ <sub>3</sub> (°)	H <sub>4</sub> M
Application 5	8.5	26.56 5	15	20	0.5	3.18	17	21	4.4	12.17	5	10	4.7
β <sub>4</sub> (°)	c <sub>4</sub> (kN/m <sup>2</sup> )	φ <sub>4</sub> (°)	γ <sub>1</sub> =γ <sub>2</sub> =γ <sub>3</sub> =γ <sub>4</sub> (kN/m <sup>3</sup> )	F <sup>(1)</sup>	F <sup>(2)</sup>								
					Méthode de Bishop (rupture circulaire)	Méthode de Morgenstern-Price (rupture circulaire)	Méthode de Morgenstern-Price (rupture non circulaire)						
12.06	35	28	19	<b>1.454</b>	1.475	1.50	1.24						

(<sup>1</sup>): Résultats de ce travail ; (<sup>2</sup>): Résultats tirés de [87].



**Figure.4.11** – Variation de la fonction objective avec le nombre de génération de l'application 5.



**Figure.4.12** –Surface de rupture circulaire critique de l'application 5.

Les résultats trouvés par cette approche, sont comparés avec ceux de la littérature.

On constate que, les résultats trouvés par l'approche développée dans cette thèse basée sur le principe de résolution par algorithme génétique, en considérant une rupture circulaire pour les cinq talus de sol sec homogène ou non homogène, sont inférieurs de (0.1 à 4.7)% à ceux tirés de la littérature basées sur le même principe de résolution (calculés par la méthode des trois wedges [11], la méthode de Bishop simplifiée et la méthode de Morgenstern -Price pour talus homogène (*Application 4*) pour une rupture circulaire ou non ; ainsi que le talus hétérogène (de *l'application 5*) pour une rupture circulaire [87]).

Pour le talus hétérogène de l'application 5, le coefficient de sécurité déterminé par cette approche qui est de 1.454 est supérieur de 21.4% à celui obtenu par Zolfaghari et al. pour une rupture non circulaire [87]. Ce qui montre que ce coefficient  $F$  pour les talus hétérogènes est sur estimé dans le cas d'une rupture circulaire.

Les trois applications suivantes, pour talus homogènes sec et avec une pression d'eau sont analysées par la même approche d'algorithme génétique proposée dans cette thèse. Les résultats ont été comparés avec ceux calculés par la méthode de Bishop dans *Slide* version 5.0 [63 ; 64].

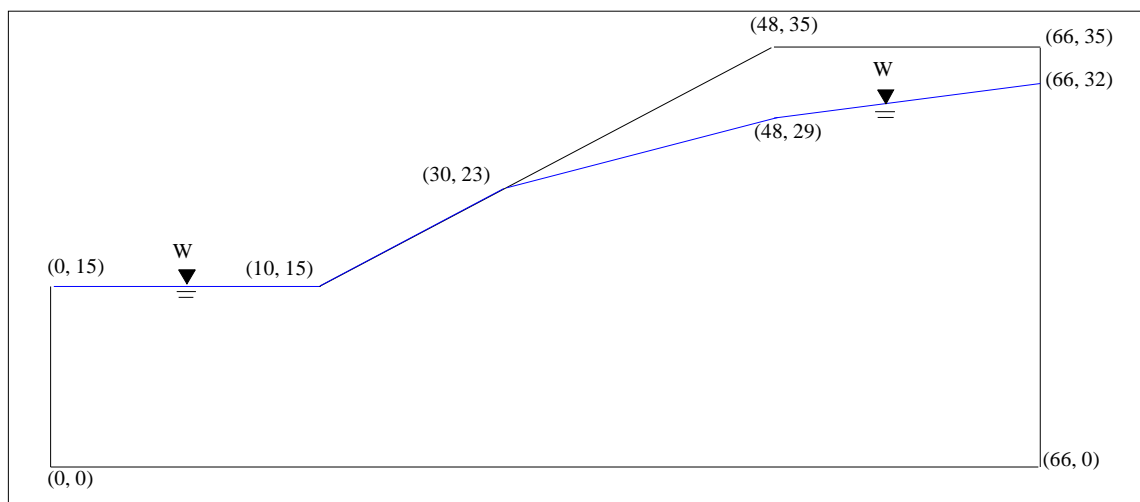
L'analyse nous a permis de trouver les résultats suivants, le coefficient de sécurité change au cours des générations et converge vers un minimum après un nombre limité de génération comme illustrent les figures (4.14 ; 4.16 ; 4.19 ; 4.21 ; 4.23 ; 4.26), les figures (4.15 ; 4.17 ; 4.20 ; 4.22 ; 4.24 ; 4.27) montrent les surfaces de rupture critique circulaire de chaque application.

La géométrie de l'application 6 [64], est représentée par la figure 4.13, les caractéristiques du sol sont données par le tableau 4.4. On a deux cas de calcul: *Cas 1*- pas de pression interstitielle de l'eau. *Cas 2*- la pression existe par nappe d'eau.

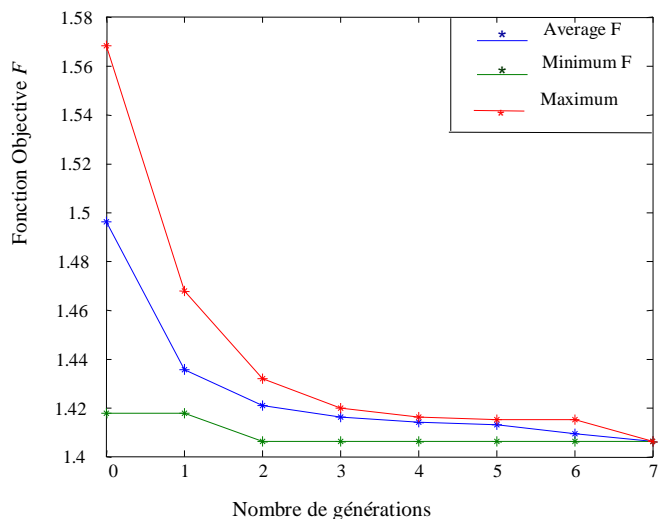
**Tableau 4.4**– Propriétés du sol pour l'application 6

	$c'$ (kN/m <sup>2</sup> )	$\Phi'$ (°)	$\gamma$ (kN/m <sup>3</sup> )	$F^{(1)}$ <i>Cas 1</i>	$F^{(1)}$ <i>Cas 2</i>	$F^{(2)}$ <i>Cas 1</i>	$F^{(2)}$ <i>Cas 2</i>
Application 6	41.65	15	18.82	1.406	1.112	1.409	1.117

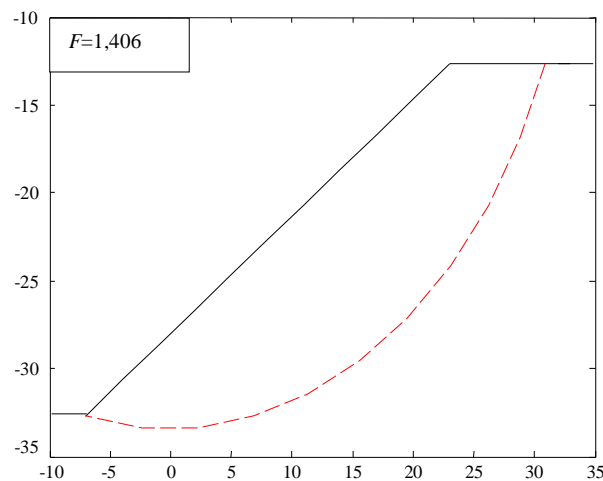
(1) : Résultats de ce travail; (2): Résultats à partir de [64].



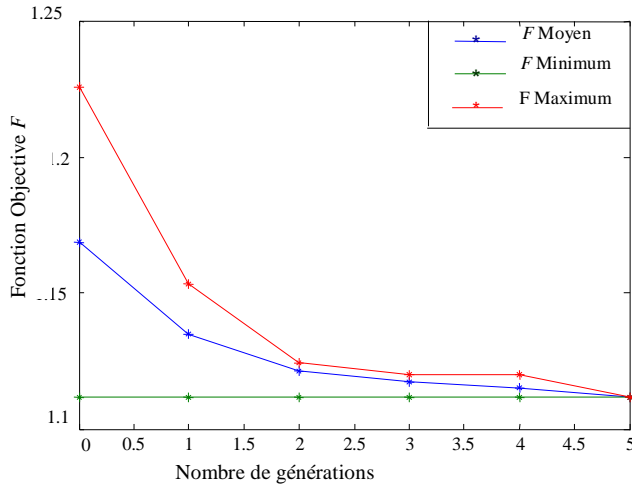
**Figure.4.13** –Géométrie de l'application 6



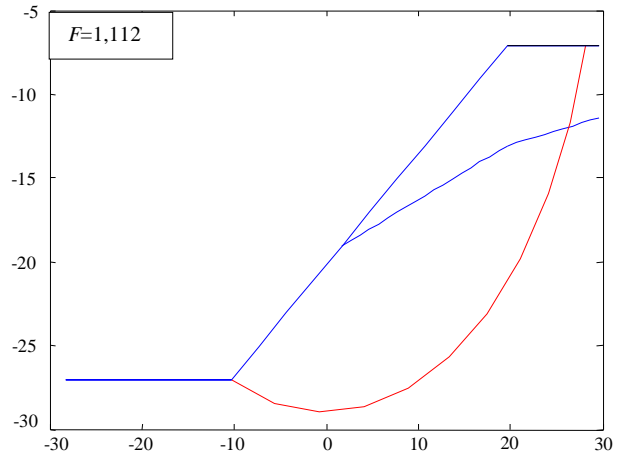
**Figure.4.14** –Variation de la fonction objective avec le nombre de génération de l'application 6 (cas 1).



**Figure.4.15** –Surface de rupture circulaire critique de l'application 6 (cas 1).



**Figure.4.16** –Variation de la fonction objective avec le nombre de génération de l'application 6 (cas 2).



**Figure.4.17** –Surface de rupture circulaire critique de l'application 6 (cas 2).

La géométrie de l'application 7 [64], est représentée par la figure 4.18, les caractéristiques du sol sont données par le tableau 4.5. On a trois cas de calcul: *Cas 1*- pas de pression interstitielle de l'eau. *Cas 2*- la pression existe par nappe d'eau. *Cas 3*- Ru défini la pression interstitielle.

Le modèle se fait en unités impériales pour être compatible avec le document original.

**Tableau. 4.5** – Propriétés du sol de l'application 7

	$c'$ (psf)	$\Phi'$ (°)	$\gamma$ (pcf)	Ru	$F^{(1)}$ <i>Cas 1</i>	$F^{(1)}$ <i>Cas 2</i>	$F^{(1)}$ <i>Cas 3</i>	$F^{(2)}$ <i>Cas 1</i>	$F^{(2)}$ <i>Cas 2</i>	$F^{(2)}$ <i>Cas 3</i>
Application 7	600	20	120	0.25	2.010	1.802	1.703	2.079	1.833	1.763

<sup>(1)</sup>: Résultats de ce travail ; <sup>(2)</sup>: Résultats à partir de [64].

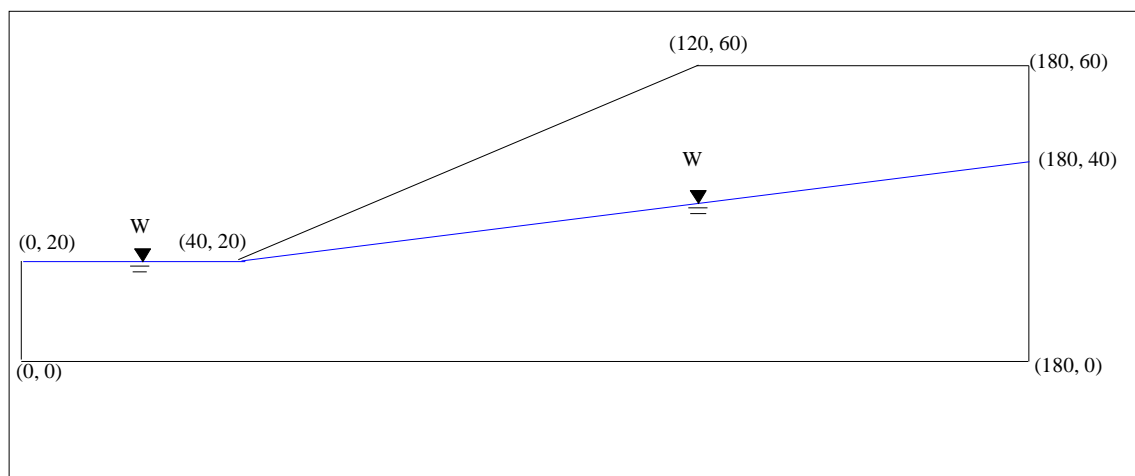


Figure.4.18 –Géométrie de l'application 7

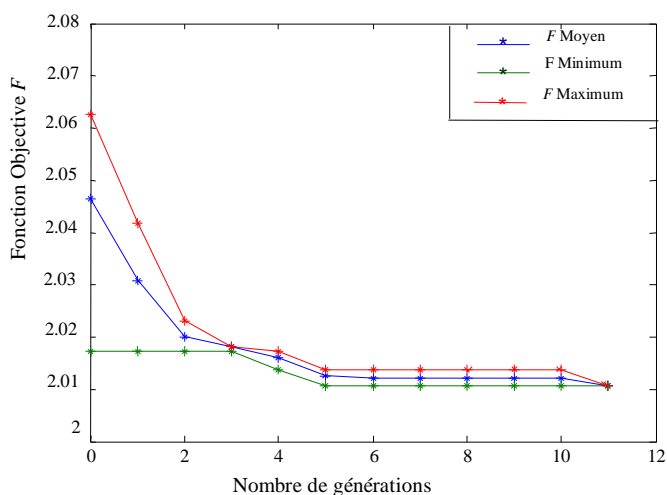


Figure.4.19 –Variation de la fonction objective avec le nombre de génération de l'application 7 (cas 1).

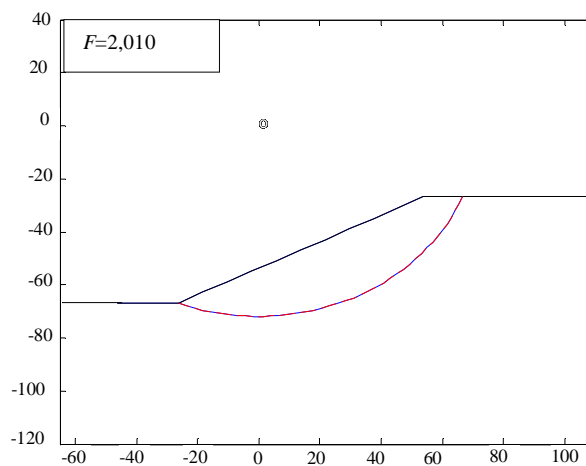


Figure.4.20 –Surface de rupture circulaire Critique de l'application 7 (cas 1).

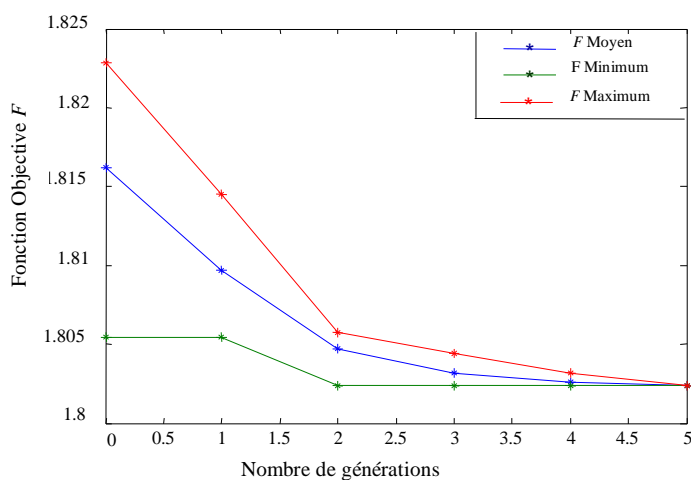


Figure.4.21– Variation de la fonction objective avec le nombre de génération de l'application 7 (cas 2).

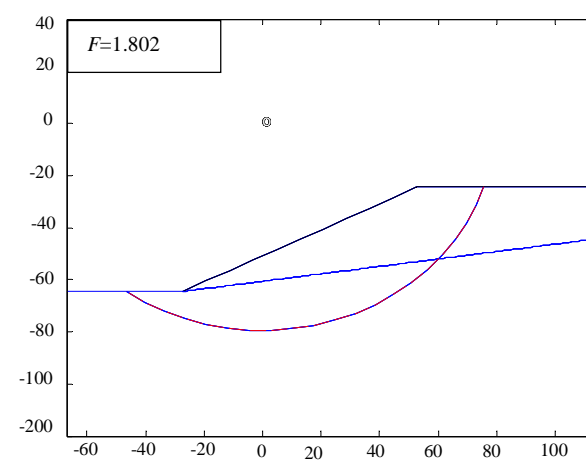
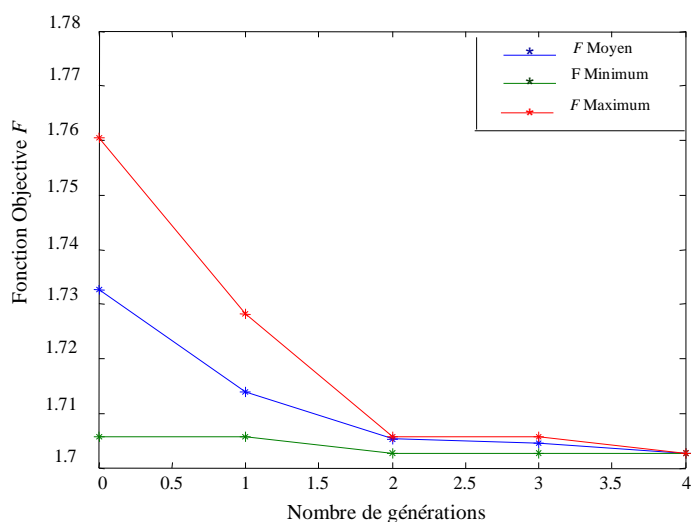
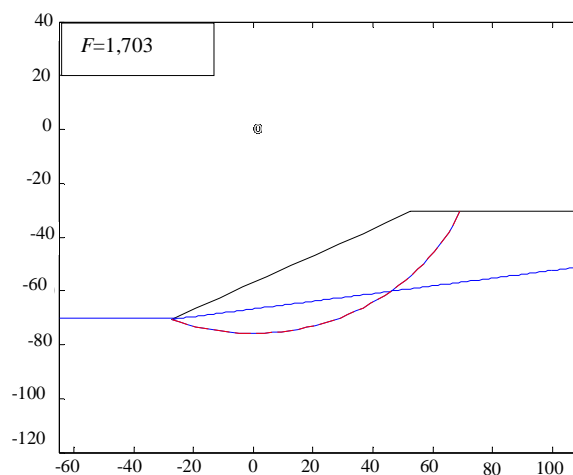


Figure.4.22– Surface de rupture circulaire critique de l'application 7 (cas 2).



**Figure.4.23**– Variation de la fonction objective avec le nombre de génération de l'application 7 (cas 3).



**Figure.4.24** –Surface de rupture circulaire Critique de l'application 7 (cas 3).

La géométrie de l'application 8 [63], est représentée par la figure 4.25, les caractéristiques du sol sont données par le tableau 4.6. Un seul cas avec une nappe d'eau est traité.

Le modèle se fait en unités impériales pour être compatible avec le document original.

**Tableau.4.6**– Propriétés du sol de l'application 8

	$c'$ (psf)	$\Phi'$ (°)	$\gamma$ (pcf)	$F^{(1)}$	$F^{(2)}$
Application 8	300	30	120	1.291	1.288

<sup>(1)</sup>: Résultats de ce travail; <sup>(2)</sup>: Résultats à partir de [63].

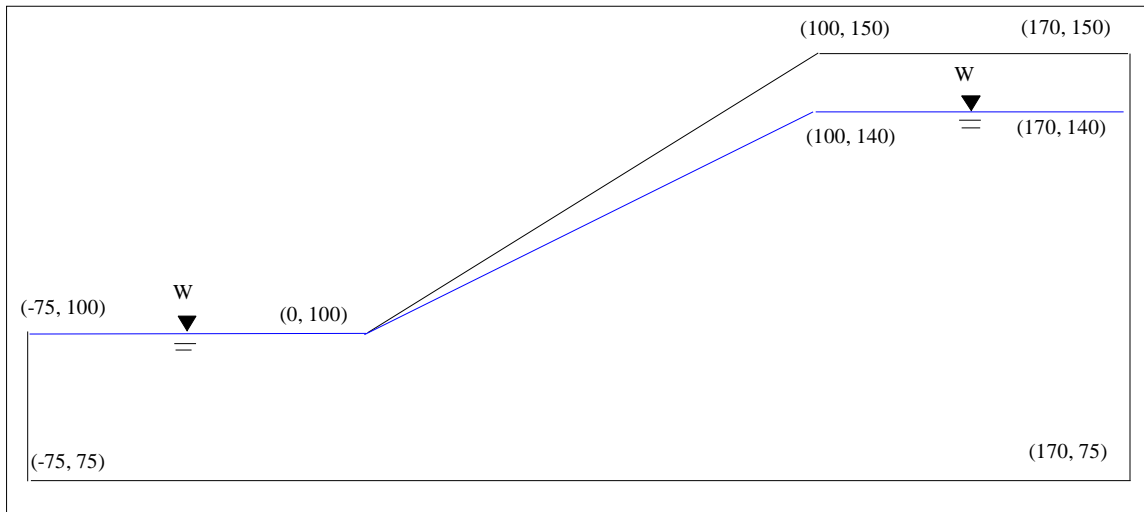


Figure.4.25 –Géométrie de l'application 8

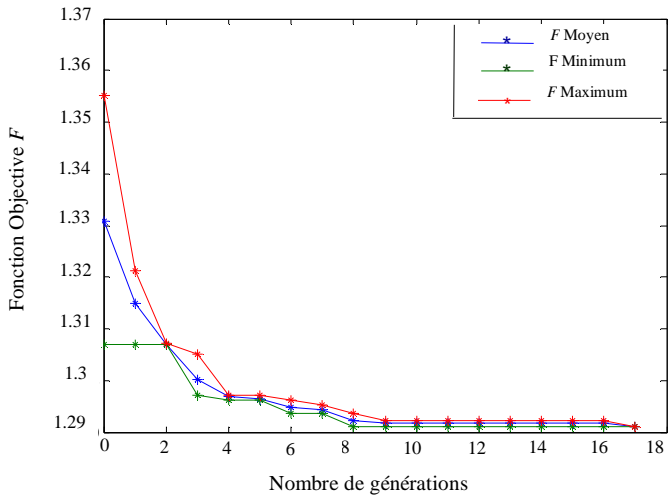


Figure.4.26 –Variation de la fonction objective avec le nombre de génération de l'application 8.

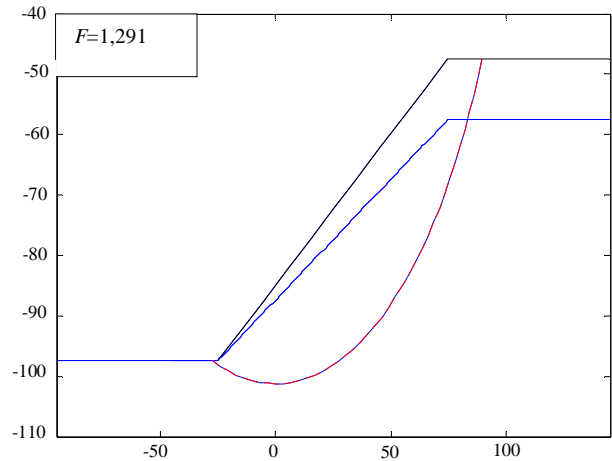


Figure.4.27 –Surface de rupture circulaire critique de l'application 8.

On constate, pour les applications 6, 7 et 8, que les résultats trouvés par cette approche sont inférieurs à ceux trouvés par *Slide* (basant sur la méthode de Monte Carlo) publiés dans [63 ; 64]. Cette différence est entre (0.3 et 6.9)%.

Pour toutes les applications, on remarque que le coefficient de sécurité converge vers la valeur minimale après un nombre d'itération très réduit au maximum (17 générations, pour l'application 8)

### 4.3 Processus de résolution par algorithme génétique (cas de surface de rupture non circulaire)

Ce processus a été développé pour résoudre l'équation (3.14). Dans cette équation on a deux inconnus ( $\theta_i$  et  $F$ ),  $\theta_i$  peut être remplacé par  $\lambda$  en utilisant l'équation (3.7), avec  $f(x'_i)$  prise égale à :  $\sin(x'_i)$ .

La surface de rupture non circulaire est définie par : la coordonnée du premier point  $x_l$  appartient au sommet de talus, la coordonnée du dernier point  $x_f$  ainsi que l'inclinaison  $\alpha_i$  des tranches de la ligne de rupture par rapport à l'horizontale. Les tranches sont de largeur ( $b$ ) identique, l'inclinaison de la première tranche  $\alpha_1$  est prise proche à celle du critère de Rankine ( $45+\phi/2$ ).

Les deux variables  $x_l$  et  $x_f$  sont choisies aléatoirement, leurs valeurs sont converties en binaire, et sauvegardées en chromosomes (individu). Pour les autres tranches (à condition que le nombre des tranches ( $N_{tranche}$ ) soit supérieur ou égal à 2 c.à.d.  $f \geq 3$ ), l'inclinaison de chaque tranche  $\alpha_i$  est reliée à la précédente  $\alpha_{i-1}$ , la variation de cette inclinaison est choisie en fonction de la pente du talus  $\beta$  et de  $N_{tranche}$ .

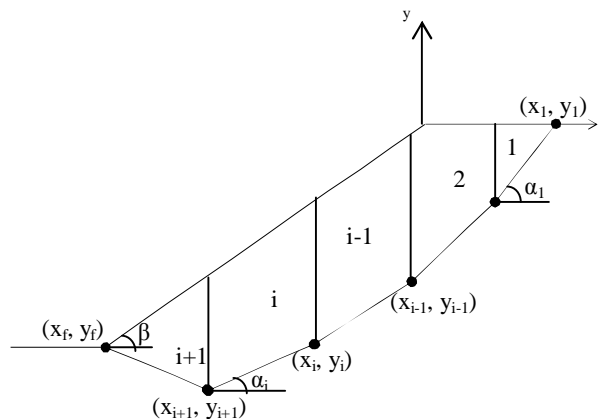


Figure.4.28 – Paramètres définissant une rupture non circulaire

Les  $\alpha_i$  sont choisis aléatoirement, ses valeurs sont converties en binaire et sauvegardées au même individu contenant  $x_l$  et  $x_f$ .

Chaque individu représente une surface de rupture. Un nombre de  $N_{individus} = 40$  a été choisi.

Le processus d'optimisation peut être décomposé en deux étapes :

***a. Résolution de l'équation Morgenstern-Price pour trouver le coefficient de sécurité qui assure l'équilibre au maximum pour chaque surface de rupture***

Pour la détermination du coefficient de sécurité  $F$  correspond à chaque surface de rupture, on a défini une population initiale de  $F$  de  $N_{individus}=20$ , les valeurs de  $\lambda$  sont choisies proche de  $(0,7*\tan\beta)$  [87]. La fonction objective ( $opt\_eq$ ) est calculée pour chaque combinaison de ( $F$  et  $\lambda$ ), en utilisant l'équation (3.14) :

$$opt\_eq = \left| \sum(Q_i \cdot \cos\theta_i \cdot Y_{qi} + Q_i \cdot \sin\theta_i \cdot X_{qi}) \right| + \left| \sum(Q_i \cdot \cos\theta_i) \right|$$

Les individus sont classés en ordre croissant par rapport à la fonction objective. Le processus s'arrête si le critère d'arrêt ( $opt\_eq$  soit minimale), si non, le processus continu en appliquant les opérateurs de : sélection (1/3 des individus), croisement (de :  $P_c = 2/3$ ) et mutation ( $P_m = 0.09$ ), pour créer une nouvelle génération, le processus d'optimisation se répète, jusqu'à l'obtention d'un bon individu qui satisfait le critère d'arrêt. Cet individu est le coefficient de sécurité qui correspond à un équilibre garanti au maximum. Ce dernier et  $opt\_eq$  seront sauvegardés pour la surface de rupture correspondante.

***b. Détermination de la surface de rupture non circulaire critique***

Les individus sont triés par ordre croissant du coefficient de sécurité  $F$ , si une surface de rupture ne coupe pas la géométrie du talus, on affecte à  $F$  une valeur élevé

( $F=1000$ ). Le processus se répète jusqu'à l'obtention d'une surface de rupture critique qui correspond à un  $F$  minimal.

Ce processus d'optimisation peut être résumé par l'organigramme de la figure.4.29, l'automatisation de cette résolution a été programmée en langage Matlab.

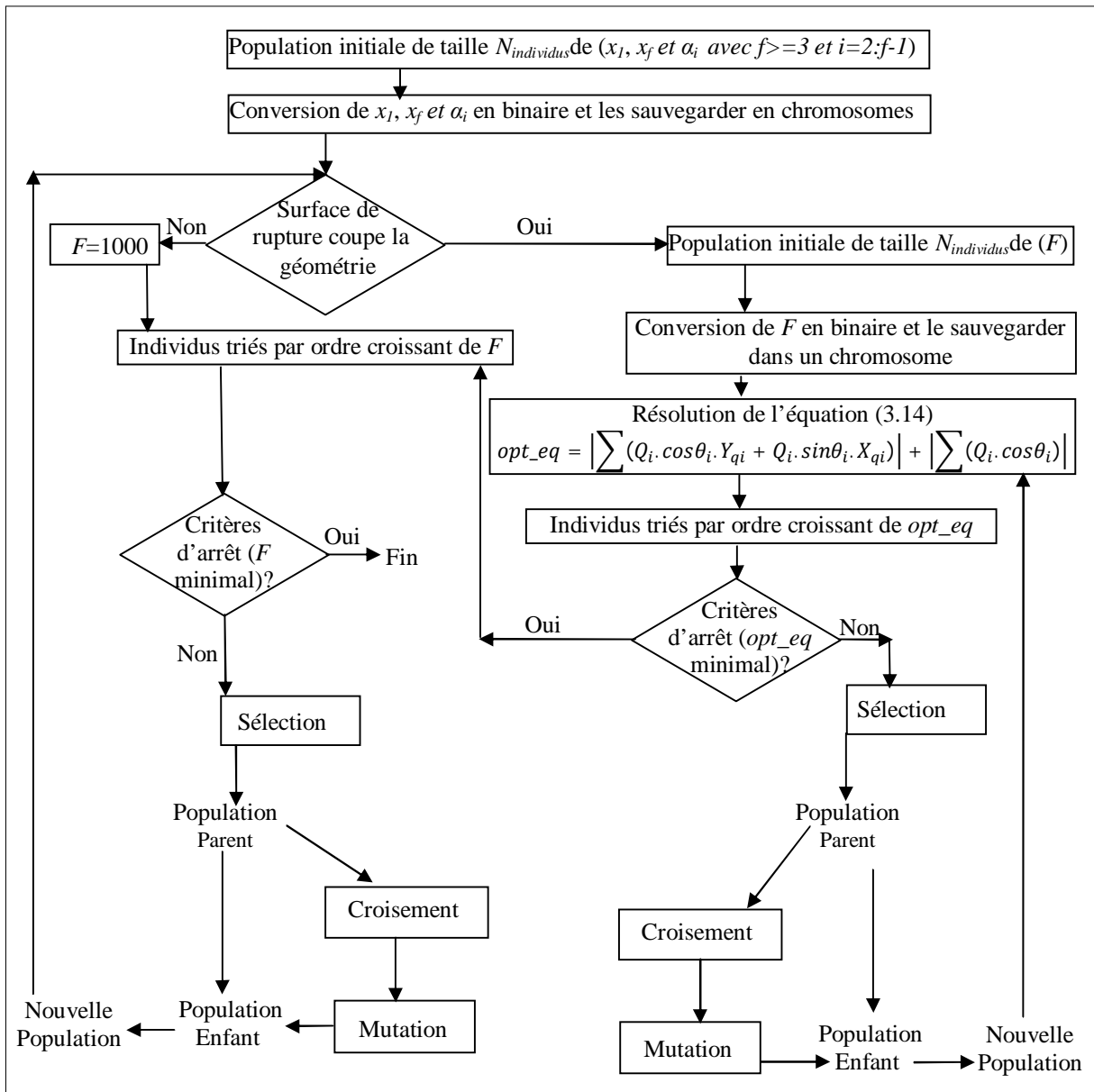


Figure.4.29 – Principe d'optimisation par algorithme génétique (cas de la stabilité des talus - rupture non circulaire -)

### 4.3.1 Applications numériques

On applique cette approche sur les talus homogènes traités par la première approche des applications 1 et 2 tirées de [11] et de l'application 4 tirée de [87], ainsi que pour une autre application sur talus homogène sec traité par la méthode des trois wedges, selon S.K. DAS [11], de caractéristiques données par le tableau 4.7. Les résultats trouvés sont comparés à ceux calculés par la première approche de Bishop à rupture circulaire développée dans cette thèse, ainsi que les résultats calculés par le logiciel Géo-Slope (Slope/w), et ceux tirés de la littérature [11 ; 87].

**Tableau.4.7**– La géométrie et les paramètres de sol de l'application 9.

	H(m)	$\beta(^{\circ})$	$c(\text{kN/m}^2)$	$\phi(^{\circ})$	$\gamma$ ( $\text{kN/m}^3$ )
Application 9	3.8	30	7.5	28	19.04

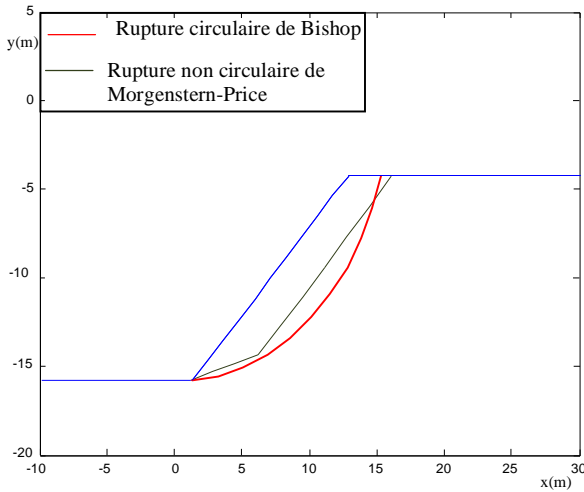
Les résultats trouvés par cette approche ainsi que les résultats de comparaison sont résumés par le tableau 4.8.

**Tableau.4.8**– Résultats de cette approche en utilisant la méthode de Morgenstern-Price, et celles de la littérature.

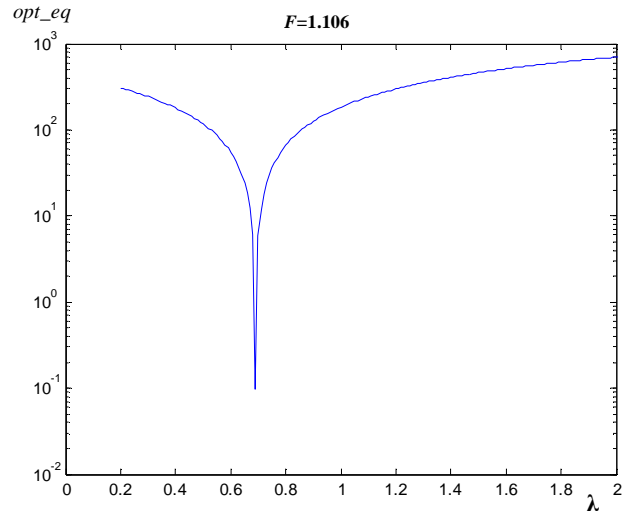
	$F^{(1)}$			Méthode de Bishop (rupture circulaire)	$F^{(2)}$		$F^{(3)}$		$F^{(4)}$
	Méthode de Morgenstern-Price (rupture non circulaire)				Méthode de Bishop (rupture circulaire)	Méthode de Morgenstern-Price (rupture non circulaire)	Méthode de Bishop (rupture circulaire)	Méthode de Morgenstern-Price (rupture non circulaire)	
	1 tranche	2 tranches	3 tranches						
Application 1	1.578	1.375	<b>1.106</b>	<b>1.105</b>	1.106	1.082	/	/	1.130
Application 2	1.328	1.328	<b>1.131</b>	<b>1.131</b>	1.139	1.085	/	/	1.178
Application 4	3.418	1.803	<b>1.731</b>	<b>1.741</b>	1.751	1.711	1.74	1.75	/
Application 9	3.520	2.125	<b>2.062</b>	<b>2.099</b>	2.105	2.056	/	/	1.190

<sup>(1)</sup> : Résultats de ce travail; <sup>(2)</sup> : Résultats par Slope/w ; <sup>(3)</sup> : Résultats tirés de [87]; <sup>(4)</sup> : Résultats tirés de [11].

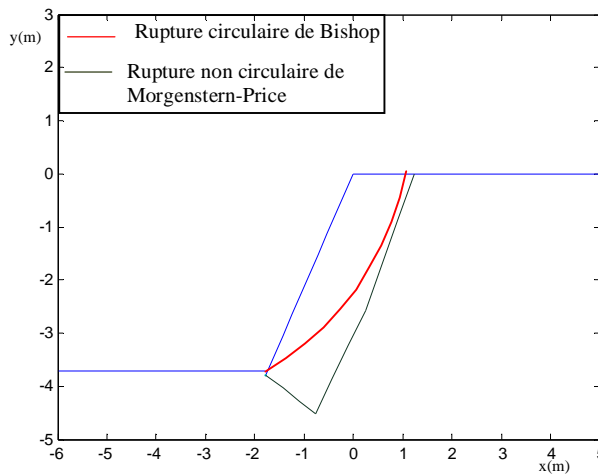
Les figures (4.30 ; 4.32 ; 4.34 ; 4.36), présentent les surfaces de rupture non circulaires de ces applications. Et les figures (4.31 ; 4.33 ; 4.35 ; 4.37), représentent les valeurs optimales des fonctions objectives ( $F$  et  $opt\_eq$ ) convergées, par la méthode de Morgenstern-Price.



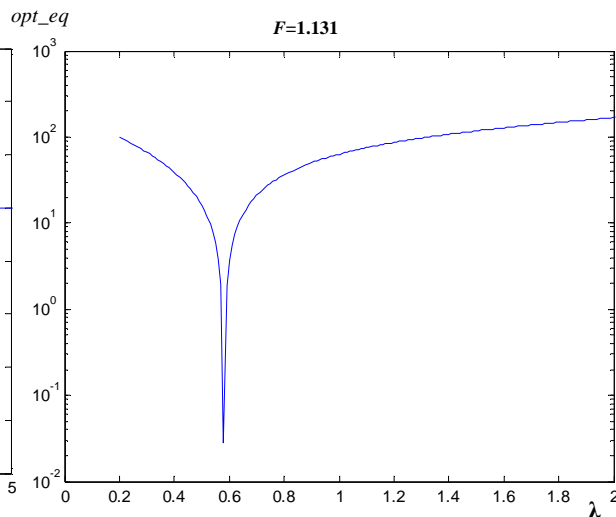
**Figure.4.30** – Surface de rupture non circulaire critique de l'application 1.



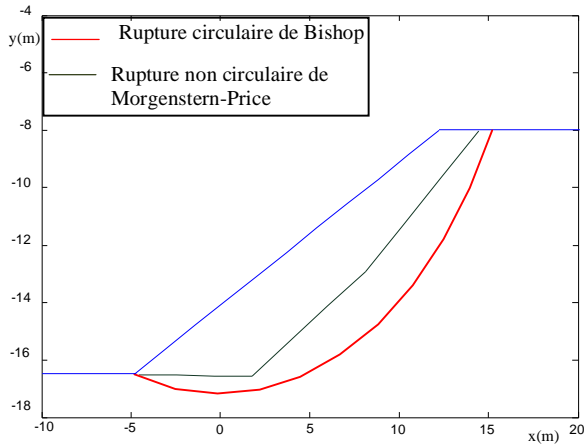
**Figure.4.31** –valeurs optimales des fonctions objectives ( $F$  et  $opt\_eq$ ) convergées, par la méthode de Morgenstern-Price de l'application1.



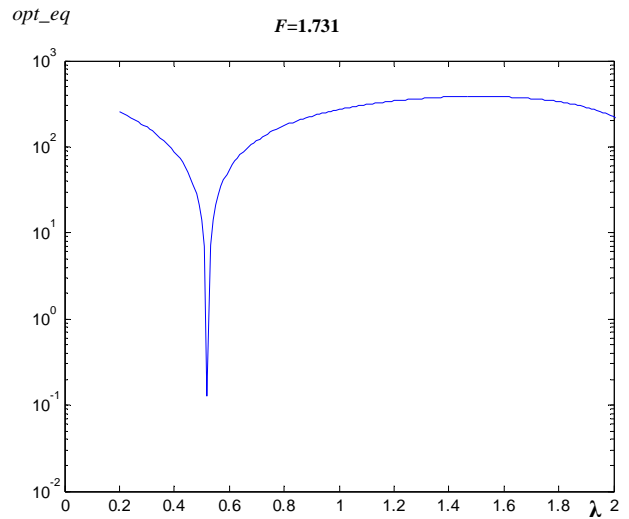
**Figure.4.32** – Surface de rupture non circulaire critique de l'application 2.



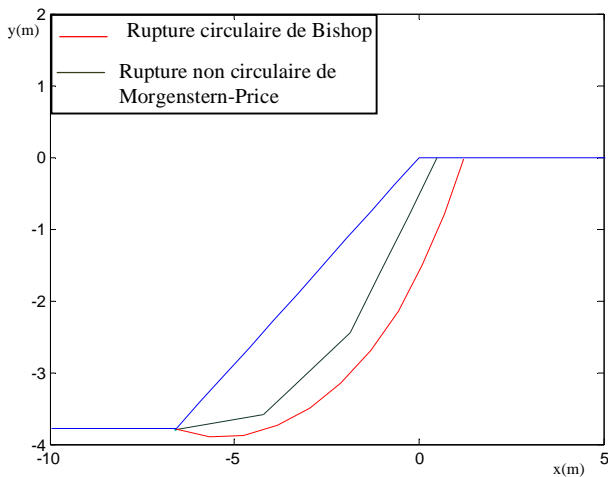
**Figure.4.33** –valeurs optimales des fonctions objectives ( $F$  et  $opt\_eq$ ) convergées, par la méthode de Morgenstern-Price de l'application2.



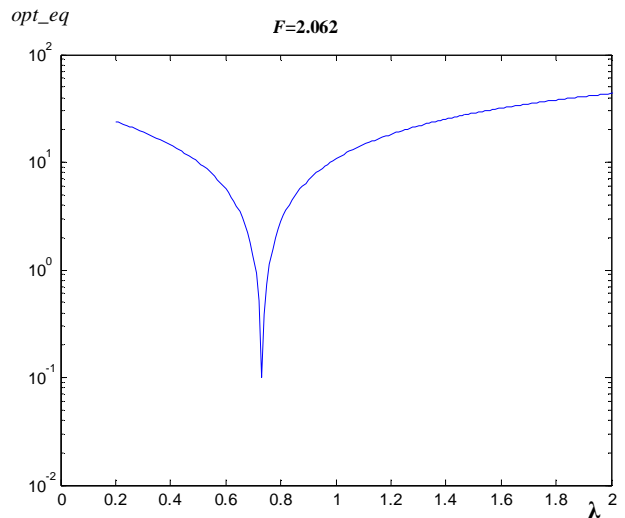
**Figure.4.34** – Surface de rupture non circulaire critique de l'application 4.



**Figure.4.35** –valeurs optimales des fonctions objectives ( $F$  et  $opt\_eq$ ) convergées, par la méthode de Morgenstern-Price de l'application4.



**Figure.4.36** – Surface de rupture non circulaire critique de l'application 9.



**Figure.4.37** –valeurs optimales des fonctions objectives ( $F$  et  $opt\_eq$ ) convergées, par la méthode de Morgenstern-Price de l'application9.

Dans cette approche, la résolution a été faite par un nombre de tranches variable.

Le choix d'une seule tranche a donné des valeurs de coefficient de sécurité ( $F$ ) élevées par rapport à la réalité, l'augmentation à deux tranches a permis de diminuer les résultats, mais avec des valeurs toujours supérieures. A partir de la troisième tranche les résultats ont devenu comparables aux différentes méthodes de comparaison citées dans le tableau.4.8.

L'augmentation de nombre des tranches a fait augmenter les paramètres à identifier et par conséquent l'espace de recherche, la taille significative de la population initiale ainsi que le temps du calcul. Pour pallier à cet inconvénient, on a arrêté le calcul à trois tranches.

Pour l'application 1, le résultat trouvé de 1.106, coïncide bien avec  $F$  calculé par la méthode de Bishop dans *Slope/w*, il est supérieur de 0.1% par rapport à l'approche de *Bishop* définie dans cette thèse, et supérieur de 2.4% à la méthode de Morgenstern-Price pour 30 tranches calculée dans *Slope/w*, par rapport à la méthode des *trois wedges* tiré de [11] il est inférieur de 2.4%.

l'application 2, a donné  $F=1.131$ , ce résultat coïncide bien avec  $F$  calculé par l'approche de *Bishop* définie dans cette thèse, il est inférieur de 0.9% par rapport à la méthode de Bishop dans *Slope/w*, supérieur de 4.6% à la méthode de Morgenstern-Price pour 30 tranches calculée dans *Slope/w*, et inférieur de 4.7% à celui calculé par la méthode des *trois wedges* tirée de [11].

Dans l'application 4, on a trouvé  $F=1.731$ , ce résultat est inférieur de 1% à celui calculé par l'approche de *Bishop* définie dans cette thèse, il est inférieur de 1.9% par rapport à la méthode de Bishop dans *Slope/w*, supérieur de 2% à la méthode de Morgenstern-Price pour 30 tranches calculée dans *Slope/w*, et inférieur de (0.9% à celui calculé par la méthode de Bishop, et 1.9% à la méthode de Morgenstern-Price calculée pour 150 tranches tirée de [87].

Pour l'application 9, ce calcul a donné  $F=2.062$ , comparant avec les autres résultats, cette valeur est inférieure de 3.7% à celle calculée par l'approche de *Bishop* définie dans cette thèse, elle est inférieure de 4.3% par rapport à la méthode de Bishop dans

*Slope/w*, supérieure de 0.6% à la méthode de Morgenstern-Price pour 30 tranches calculée dans *Slope/w*, et supérieure de 87.2% à celle calculée par la méthode des *trois wedges* tirée de [11], dans ce cas cette dernière méthode paraît incomparable aux autres résultats puisque elle a sous-estimé le coefficient de sécurité .

A partir de ces résultats, on constate que l'approche développée pour la résolution de l'équation de Morgenstern-Price donne des coefficients de sécurité égaux ou inférieurs de 4.3% au maximum par rapport à ceux calculés par la méthode de Bishop simplifiée résolue par différents programmes.

On constate aussi que les résultats de cette approche avec trois tranches, sont supérieurs d'au plus de 4.6% au cas de 30 tranches dans *Slope/w*, et inférieur de 1.9% pour le cas de 150 tranches tiré de [87].

#### **4.4 Conclusion**

Dans ce chapitre l'analyse de la stabilité des talus a été faite, en utilisant les deux méthodes d'équilibre limite : Bishop simplifiée et Morgenstern-Price.

La résolution des équations du coefficient de sécurité a été faite par une méthode stochastique d'algorithme génétique (définie dans ce document).

Plusieurs applications ont été faites sur des talus homogènes, et une sur un talus hétérogène.

La comparaison des résultats trouvés par les deux approches développées dans ce travail avec ceux publiés dans la littérature montre l'efficacité de ces approches.

L'approche utilisée pour la résolution de l'équation de Bishop, pour une rupture circulaire appliquée sur talus homogènes, a donné des résultats similaires à ceux calculés par d'autres méthodes plus rigoureuses (soit la méthode de Morgenstern-Price pour rupture non circulaire développée dans cette thèse ou les méthodes publiées dans la littérature pour rupture circulaire ou non circulaire). Ce qui garantit que la méthode de Bishop simplifiée avec surface de rupture circulaire est suffisante pour les talus homogènes.

En comparant les deux approches développées dans cette thèse entre eux. La méthode de Bishop est plus rapide est simple à résoudre par rapport à la méthode de Morgenstern-Price qui demande un nombre de calcul plus élevé.

La méthode de Bishop simplifiée avec rupture circulaire s'avère suffisante pour le calcul des talus homogènes.

Pour le talus hétérogène, la surface de rupture circulaire par méthode de Bishop sur estime le coefficient de sécurité par rapport à la surface de rupture non circulaire.

Les résultats de coefficient de sécurité trouvés par cette approche d'algorithme génétique, sont plus précis que ceux trouvés par l'approche de résolution de Monte Carlo dans *Slide*. Ce qui peut tirer la même conclusion que Gallagher et Sambridge [22 ; 23] qui ont utilisé des algorithmes génétiques pour le calage de propagations d'ondes sismiques : il est préférable d'utiliser un algorithme génétique car il combine la robustesse de l'exploration Monte Carlo à une exploitation efficace de l'information.

Les coefficients de sécurité obtenus par la première approche sont un peu inférieurs à ceux trouvés dans la littérature, et la convergence de ces coefficients se fait après un nombre d'itération très limité. C'est due à l'effet des paramètres génétiques (taille et maillage de l'espace de recherche), *qui sont optimisés dans cette étude, par la limitation des bornes de l'espace de recherche, et du nombre des paramètres à identifiés en trois paramètres.*

Pour la deuxième approche de résolution de la formule de Morgenstren-Price les coefficients de sécurité sont un peu supérieurs (au maximum 4.6%) à ceux calculés par la même formule dans *Slope/w* pour un nombre de tranche de 30 tranches, ils sont un peu inférieurs (de 1.9%) à ceux calculés par la même formule pour un nombre de tranche de 150 dans la référence [87], et inférieurs d'au plus de 4.7% à ceux calculés par la méthode des *trois wedges* dans la référence [11]. *De ce fait un nombre de trois tranches montre son efficacité de donner un coefficient de sécurité fiable, ce qui permet d'optimiser le nombre de paramètres à identifier et par conséquence le nombre d'opérations de calcul dans l'approche génétique.*

## Chapitre 5 :

# Identification des paramètres hydromécaniques d'un sol non saturé d'un talus par algorithme génétique

### 5.1 Introduction

La mécanique des sols et des roches s'est généralement intéressée dans le passé à l'étude des matériaux totalement saturés en eau ou parfaitement secs. Or, en génie civil, en ingénierie de l'environnement ou en ingénierie des réservoirs, on rencontre fréquemment des problèmes qui impliquent des sols ou des roches sous saturation partielle.

Par rapport aux sols saturés, les sols non saturés ont des propriétés de déformabilité et de rupture changeantes avec la teneur en eau. Il en résulte des couplages complexes entre les mouvements d'eau, la redistribution des contraintes internes et la réponse des massifs en termes de déformations [9].

L'interaction air – eau – solide rend le comportement mécanique ainsi que les aspects hydriques beaucoup plus compliqués que dans un sol saturé. En outre, la pression d'eau est toujours inférieure à la pression d'air dans un sol non saturé. Cette différence de pression entre l'air et l'eau, appelée succion, est à l'origine de certains comportements hydromécaniques particuliers du sol non saturé. En effet, plusieurs sources de non linéarité sont introduites lors de la formulation d'un problème : la saturation varie lorsque la succion varie et le coefficient de perméabilité dépend de la

saturation. D'où la nécessité de bien caractériser les sols en considérant un couplage hydromécanique [43].

Les ruptures dans les pentes et les talus sont souvent liées à des modifications du degré de saturation qui dépend de même de la perméabilité du sol.

Hicher Pierre-Yves et Rangeard Damien [29] ont développé une procédure d'analyse inverse basée sur l'utilisation conjointe d'un code de calcul par éléments finis et d'un logiciel d'optimisation. La procédure d'identification permet d'aboutir à la détermination simultanée des paramètres mécaniques, correspondant au modèle Cam-Clay, et de la perméabilité des sols fins saturés.

Dans ce chapitre, Une méthode directe de résolution du problème inverse est développée, cette méthode d'optimisation basée sur algorithme génétique, Des valeurs a priori sont données au paramètre inconnu pour simuler le problème direct associé, à l'aide des logiciels *plaxflow* et *plaxis* (*cf.* annexe A), jusqu'à ce que l'écart entre les résultats du calcul numérique et les mesures inclinométriques soit minimal.

Le logiciel *PlaxFlow* est utilisé pour la génération des pressions interstitielles en milieu non saturé et le logiciel *Plaxis* pour l'analyse du problème en déformation plane, dans le but d'identifier la perméabilité du sol.

Cette approche est appliquée pour l'identification de la perméabilité de la cité Ciloc à Constantine - Algérie.

## 5.2 Présentation et modélisation du versant

L'estimation de la perméabilité des sols rencontrés dans un site bien connu est instrumentée par des inclinomètres pour la mesure des déplacements horizontaux. Ce site est la cité Ciloc à Constantine, Algérie.

La cité Ciloc à Constantine situé sur un versant à faible pente ( $10^\circ$  à  $15^\circ$ ) qui a subi un glissement en 1987 sur une centaine de mètres.

Une campagne de reconnaissance géophysique réalisée à la fin des années 80 et complétée par des sondages carottés a permis de préciser la nature du versant. En surface des argiles sont présentés sur une épaisseur de 8m, auxquels succèdent des sables et graviers, probablement fortement imprégnés d'eau, qui reposent eux-mêmes sur des marnes.

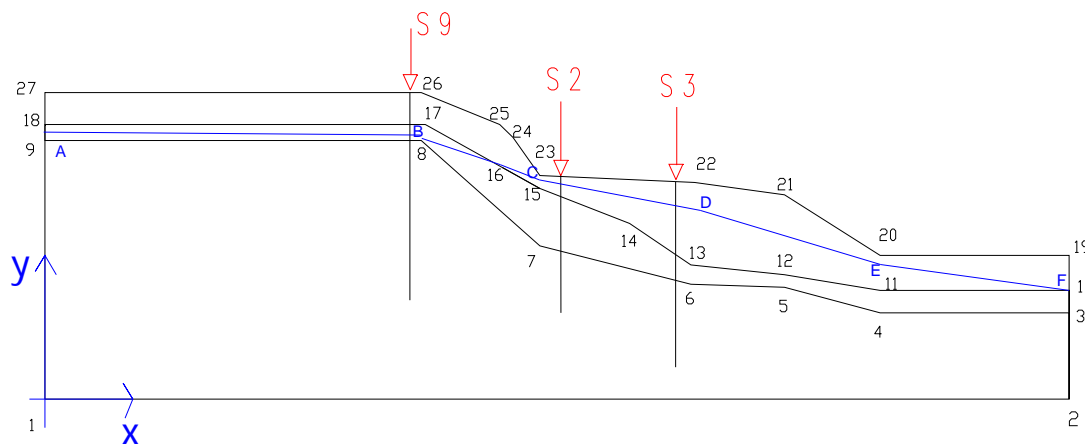
La géométrie et les caractéristiques mécaniques des sols constituant le versant du Ciloc se référencées au travail de Mokhbi *et al.* [54]. La géométrie du Ciloc est présentée par la figure 5.1, elle a une largeur de 272m, et une hauteur minimale de 23m et maximale de 49m. Le tableau 5.1 récapitule les caractéristiques physico-mécaniques de chaque couche, ces caractéristiques correspondent au modèle élasto-plastique avec écoulement (HSM), choisis pour un calcul dans plaxis. En considérant les couches de sols non saturés avec un comportement hydromécanique.

Les positions S2, S3 et S9 représentent l'emplacement des sondages inclinométriques. Dans ce travail on s'intéresse des déplacements horizontaux donnés par l'inclinomètre S9.

Pour simplifier la modélisation du problème on définit deux parties :

– Modélisation de la nappe phréatique dans le site en milieu non saturé, en considérant le niveau d'eau constant ;

– Modélisation du site en conditions de déformations planes par le logiciel Plaxis, en tenant compte des résultats fournis par le logiciel plaxflow.



**Figure. 5.1**– La coupe géométrique du modèle

**Tableau 5.1**– Caractéristiques physico-mécaniques des sols

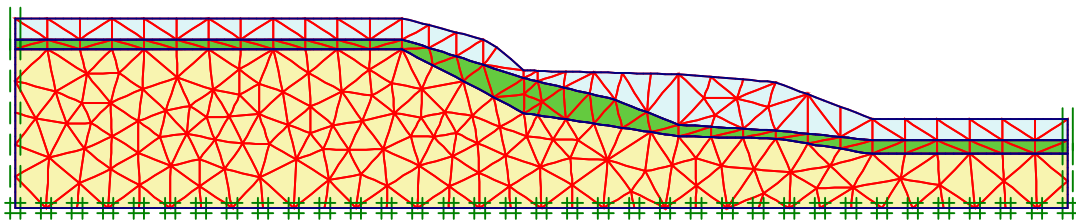
Couche N°	$\gamma_d$ kN/m <sup>3</sup>	$\gamma_{sat}$ kN/m <sup>3</sup>	$C'$ kN/m <sup>2</sup>	$\varphi'$ (°)	$\psi$ (°)	$E_{50}^{ref}$ kN/m <sup>2</sup>	$E_{oed}^{ref}$ kN/m <sup>2</sup>	$E_{ur}^{ref}$ kN/m <sup>2</sup>	$\nu$
01	17	19.5	15	12	0	2100	2100	6300	0.33
02	15	17.5	8	21	0	2200	2200	6600	0.30
03	18	21.5	55	22	0	6600	6600	19800	0.30

Les conditions aux limites dans un problème couplé seront qualifiées respectivement de :

- Conditions aux limites mécaniques pour celles se basant les équations d'équilibre mécanique ;
- Conditions aux limites hydrauliques pour celles se basant les équations d'écoulement.

Nous imposons des déplacements horizontaux nuls selon l'axe  $X$  sur les parois verticales et au fond, et verticaux nuls selon l'axe  $Y$  sur le fond du massif.

La figure 5.2 représente le maillage.



**Figure.5.2**– *Maillage et conditions aux limites cinématiques par éléments finis.*

Pour les conditions hydrauliques, on considère une nappe d'eau a niveau constant, avec un écoulement permanent, les parois verticales sont perméables par contre le substratum est considéré imperméable. La figure 5.3 représente les conditions aux limites du modèle numérique.

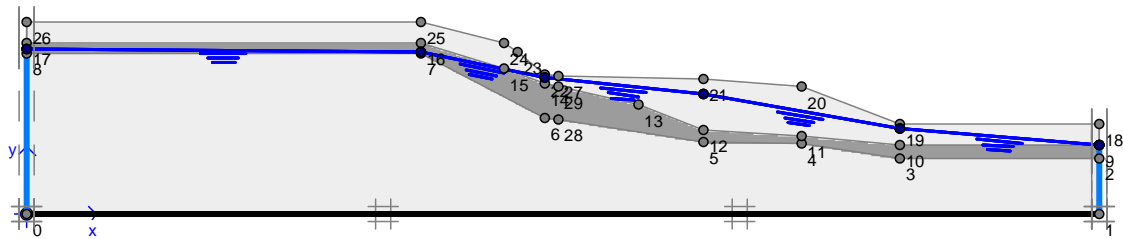


Figure.5.3 – Conditions aux limites hydrauliques.

### 5.3 Principe d'optimisation par algorithme génétique

La figure 5.4, illustre les différentes étapes, qui suit l'approche d'optimisation par algorithme génétique défini dans ce travail.

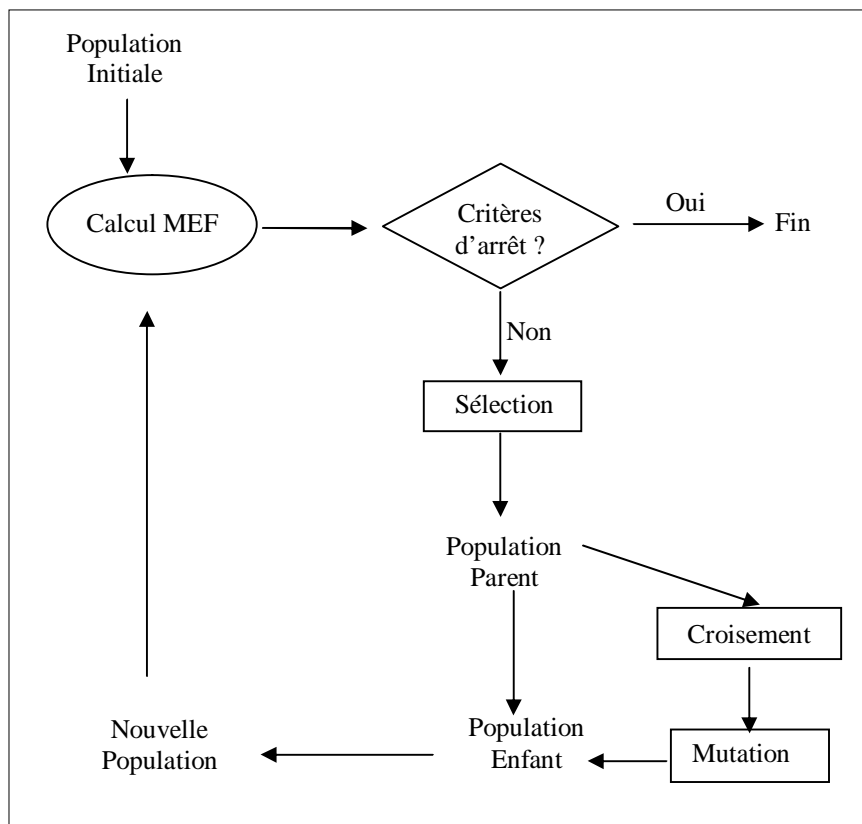


Figure.5.4 – Principe d'optimisation par algorithme génétique (cas de paramètres hydromécaniques)

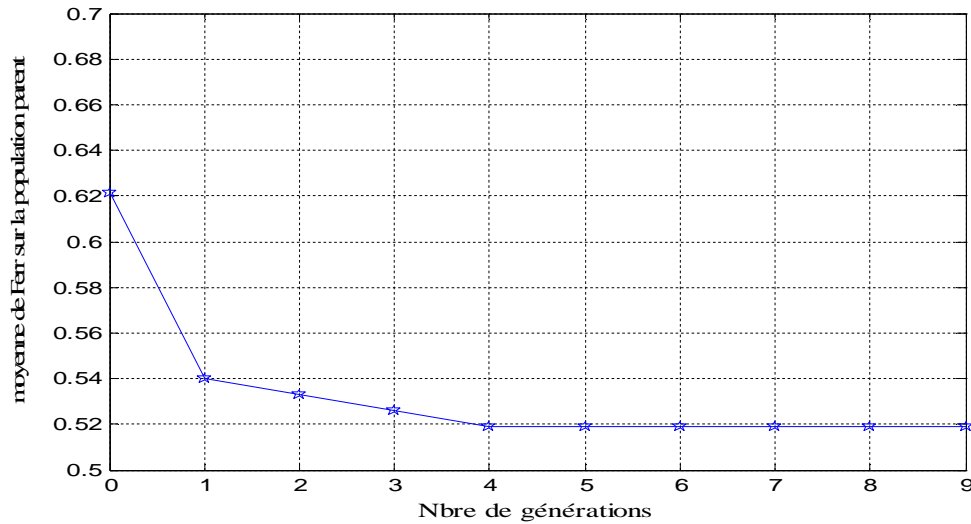
Pour identifier la perméabilité à l'état saturé ( $K$ ) du sol en se basant sur les mesures inclinométriques. La formulation du principe d'optimisation schématisé par la figure 5.4 est écrite en langage Matlab. On choisit une génération initiale de 3 paramètres ( $K_1$ ,  $K_2$ ,  $K_3$ , les indices 1,2 et 3 correspondent aux couches du sol), et de 30 individus. Puis on passe à un calcul par éléments finis dans Plaxis, la génération des pressions interstitielles se fait par le module Plaxflow pour prendre en considération le non saturation du sol. Les déplacements horizontaux sont ensuite intégrés dans le programme pour trouver la fonction erreur  $F_{err}$  (équation.2.3), Si la condition d'arrêt n'est pas satisfaisante on applique les trois mécanismes d'optimisation par algorithme génétique (sélection ( $1/3$  des individus), croisement ( $P_c = 2/3$ ) et mutation ( $P_m$  de l'équation.2.4) pour former une nouvelle génération, ensuite on répète les mêmes étapes que la génération précédente jusqu'à ce que  $F_{err}$  soit minimale.

#### 5.4 Résultats de l'identification

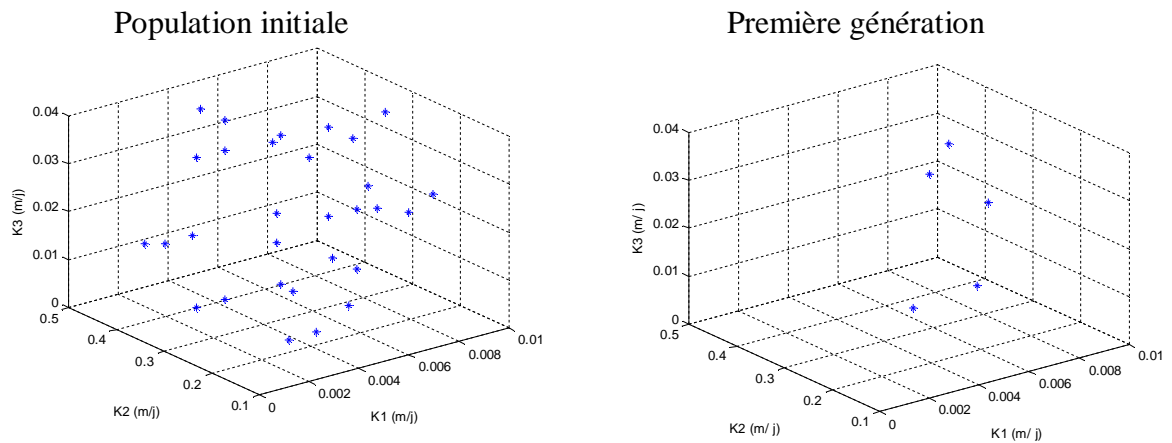
Partant d'une population initiale de petite taille uniformément répartie sur l'espace de recherche (Figure 5.5) et (Figure 5.6), les individus évoluent dès la première génération du processus d'optimisation vers une zone de l'espace où  $F_{err}$  est minimale. Ensuite, les individus parents évoluent progressivement entre la 1<sup>ère</sup> et la 4<sup>ème</sup> génération. Enfin, la *population parent* se stabilise dès la 4<sup>ème</sup> génération pour donner dans la 9<sup>ème</sup> génération un ensemble de deux individus de même  $F_{err}$  et d'un ordre de grandeur raisonnable pour les types de sol des trois couches (comparant à la perméabilité donnée par le système de classification internationale des sols «*Starling*» donné par Plaxflow).

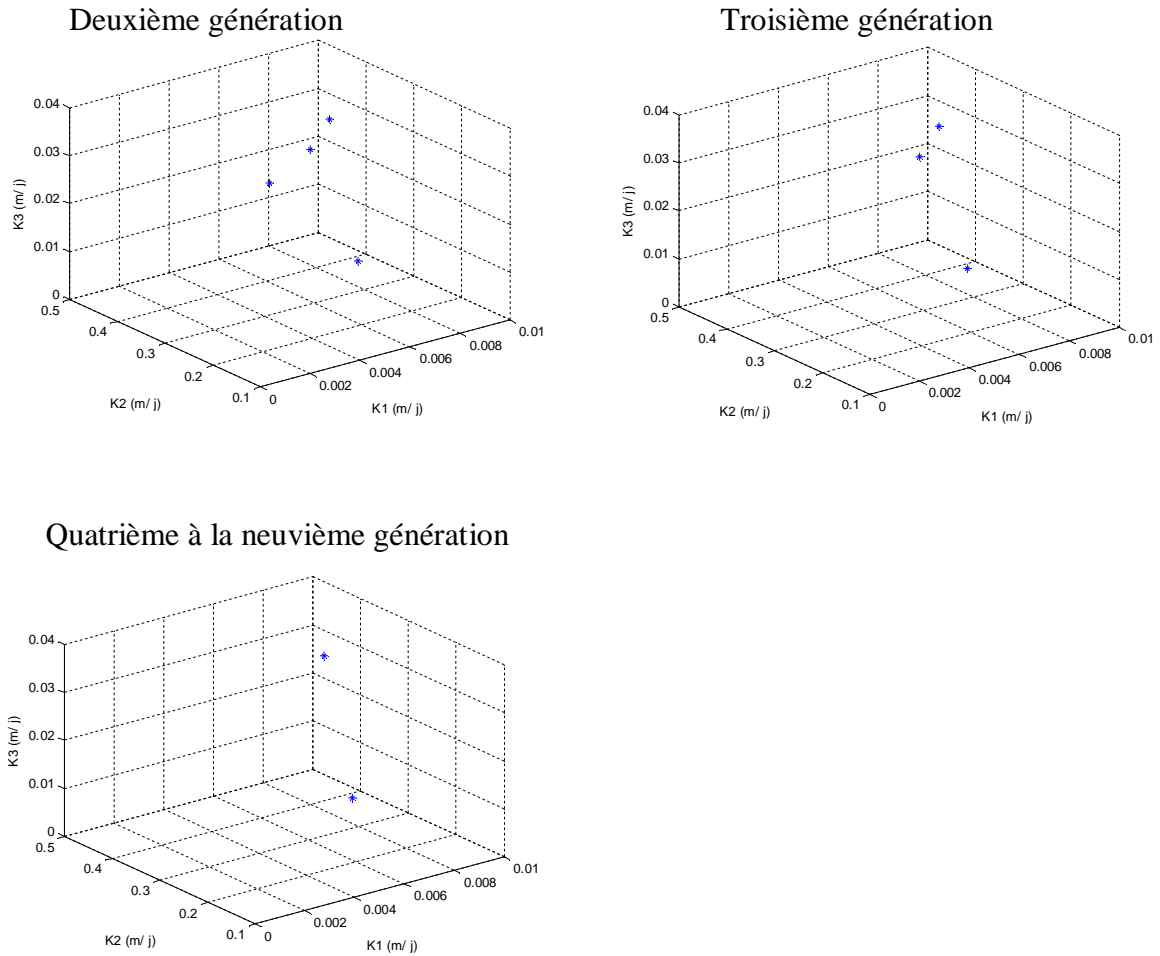
Chaque individu représente la perméabilité effective ( $K$ ) d'unité (m/jour)

	<i>Individu 1 :</i>	<i>Individu 2 :</i>
<b>Couche 1 : argiles de :</b>	$K_1 = 7.75 \cdot 10^{-3}$ m/j ;	$K_1 = 6.63 \cdot 10^{-3}$ m/j
<b>Couche 2 : sable graveleux de :</b>	$K_2 = 0.3$ m/j ;	$K_2 = 0.3$ m/j
<b>Couche 3 : marnes de :</b>	$K_3 = 6.34 \cdot 10^{-3}$ m/j ;	$K_3 = 3.75 \cdot 10^{-2}$ m/j



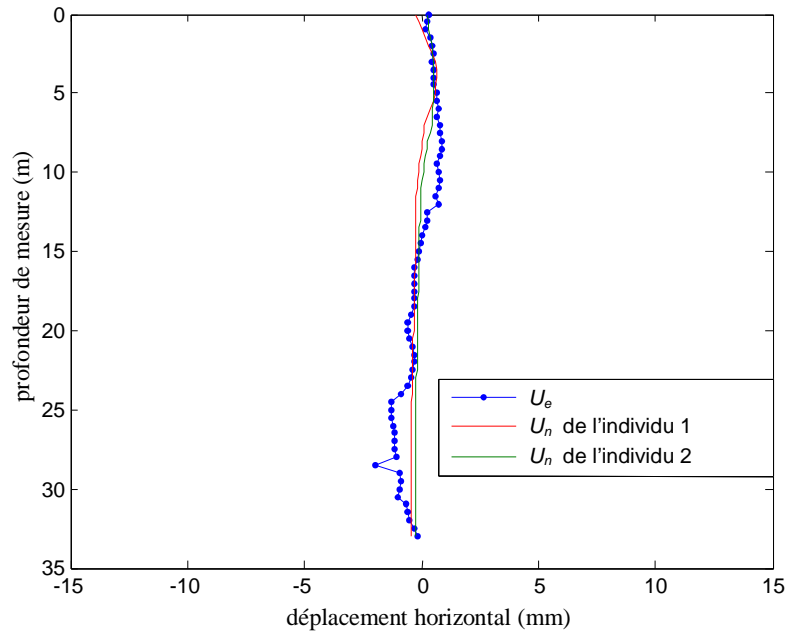
**Figure.5.5**– Evolution de la moyenne de Ferr sur la population parent en fonction des générations





**Figure.5.6**– Identification de la perméabilité effective des trois couches de sol  $K1$ ,  $K2$  et  $K3$ . Processus d'optimisation par algorithme génétique : évolution des individus parents sur l'espace de recherche à chaque génération.

La figure 5.7 présente la variation des déplacements horizontaux numériques et expérimentaux de la dernière génération fonction de la profondeur. Elle montre que les valeurs des déplacements calculées numériquement se rapprochent aux valeurs mesurées par inclinomètres, ce qui montre que le modèle choisi décrit bien le problème traité.



**Figure.5.7**– *Déplacement horizontal numérique ( $U_n$ ) de la dernière génération et expérimental ( $U_e$ ) en fonction de la profondeur.*

## 5.5 Conclusion

La géotechnique, et plus généralement la physique, produisent des analyses et des prédictions faisant appel à des modèles basés sur un certain nombre de paramètres. La recherche des valeurs numériques de ces paramètres de manière à ce que les modèles rendent compte au mieux de la réalité observée, constitue la démarche d'analyse inverse. Ce travail présente une technique d'estimation de la perméabilité des sols non saturés basée sur l'analyse inverse en utilisant l'algorithme génétique. Les résultats de l'application faite sur le cas du site de Ciloc à Constantine avec le choix d'un modèle couplé hydromécanique pour des sols non saturés, montre que cette technique permet de bien identifier la perméabilité des trois couches de sol. La perméabilité estimée est dans l'ordre de grandeur des valeurs données par le système de classification internationale des sols «*Staring*» donné par PlaxFlow.

Ces résultats basés sur la reproduction des mesures inclinométriques des déplacements horizontaux, montrent la bonne adaptation de cette approche pour le traitement des problèmes de ce type.

## Conclusion générale

Généralement, un problème inverse en géotechnique est formulé comme un problème d'optimisation. Les méthodes stochastiques n'utilisent que la valeur de la fonction erreur, ils font appel à des tirages de nombres aléatoire. Elles permettent d'explorer l'espace de recherche plus efficacement.

A travers l'étude bibliographique, l'optimisation par algorithme génétique présente un grand intérêt dans la résolution des problèmes complexes, elle montre son efficacité dans le domaine de la géotechnique et surtout dans le calcul de la stabilité des talus.

L'objectif de ce travail est de faire développer des méthodes de résolution du problème de la stabilité des talus, ainsi que de faire établir une méthode d'identification de la perméabilité des sol non saturés en se basant sur l'optimisation par algorithmes génétiques.

Cependant, il est important de bien choisir les paramètres caractérisant les algorithmes génétiques pour leur bonne utilisation.

Dans le chapitre 4, on a développé deux programmes d'optimisation par algorithme génétique permettant, de résoudre deux équations non linéaire du coefficient de sécurité, en déterminant le coefficient de sécurité minimal et la surface critique de

rupture correspondante. L'optimisation de la taille et du maillage de l'espace de recherche a montré l'efficacité de ces approches, elle permet de trouver des résultats, performant après un nombre de génération très limité.

Un autre programme a été développé dans le chapitre 5, il montre que cette technique permet de bien estimer la perméabilité des trois couches de sol, en se basant sur un comportement hydromécanique couplé. Ces résultats basés sur la reproduction des mesures inclinométriques des déplacements horizontaux, montrent la bonne adaptation de cette approche pour le traitement des problèmes de ce type. La précision de l'identification dépend du caractère plus ou moins posé du problème inverse. Ainsi, la méthode d'estimation développée dans ce chapitre se présente comme un outil d'aide à l'identification des paramètres. Les résultats doivent être interprétés avec précautions. Une expertise géotechnique est importante.

Par ailleurs, même que le nombre de combinaisons de paramètres testés ne représente qu'une très faible proportion de l'ensemble des combinaisons de l'espace de recherche, suivant le nombre de paramètres à identifier, le problème majeur dans l'utilisation de ces méthodes d'identification, surtout dans le programme d'identification de la perméabilité là où on a un échange des données entre plusieurs programmes est le temps de calcul. Pour réduire ce temps de calcul, plusieurs pistes sont envisageables.

Il est également possible de développer des méthodes hybrides d'optimisation pour minimiser le nombre d'individus à calculer.

# **Annexe A:**

## **Code de calcul par éléments finis (Plaxis v8.2 et PlaxFlow)**

### **A.1 Introduction**

Lorsque le comportement du sol est modélisé de façon non linéaire et irréversible, les méthodes de résolution numérique les plus fréquemment utilisées dans la pratique sont : la méthode des différences finies et la méthode des éléments finis [56].

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

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

Ces méthodes de résolution numérique ne sont pas discutées dans cette thèse; cependant selon Nova [56], l'expérience montre que dans de nombreux cas géotechniques, la méthode des éléments finis est plus performante et plus précise que la méthode des différences finies.

Pour résoudre un problème d'analyse inverse, nous avons donc choisi de modéliser le versant selon la méthode des éléments finis.

Les méthodes de calcul par éléments finis visent à donner une solution numérique approchée à un problème spécifique au moyen d'un modèle mathématique représentatif d'une réalité physique [52].

Cette méthode nécessite :

- La définition de la géométrie du problème, pour que les frontières du calcul n'influence pas sur les résultats.
- Le choix d'une loi de comportement du sol, de type Mohr-Coulomb, Duncan, Cam-Clay, ... etc..
- Les caractéristiques des ouvrages et des éléments d'interface pour introduire l'interaction sol-structures et les conditions hydrauliques.
- L'état initial des contraintes et des pressions interstitielles.

Et elle permet de :

- Effectuer les calculs d'écoulement ;
- simuler toutes les phases de travaux ;
- prendre en compte les variations des caractéristiques : des ouvrages, des couches de terrain...;

- calculer un coefficient de sécurité.

## A.2 Code de calcul Plaxis v8.2

L'utilisation de lois de comportement complexes dans des modèles éléments finis pour l'ingénierie est délicate. Elle demande pour la détermination des paramètres des études spécifiques lourdes sortant du cadre des projets d'ingénierie. L'intégration de telles lois dans des codes éléments finis est difficile. Le coût de ces calculs est généralement important et peu de codes sont actuellement opérationnels [ 39].

Pour notre problème, on a choisi d'utiliser le code de calcul Plaxis.

La démarche suivie dans le développement de Plaxis est de fournir à l'utilisateur un code éléments finis qui soit à la fois robuste et convivial, permettant de traiter des problèmes géotechniques réels, dans un délai raisonnable en utilisant un modèle de comportement de sols dont les paramètres puissent être déterminés à partir d'une étude géotechnique normale. Différents modèles de comportement, plus ou moins sophistiqués, ont été implémentés dans Plaxis : élastique linéaire, Mohr-Coulomb, modèles de sol avec écrouissage ou spécifiques aux sols mous, etc.

Le code Plaxis [5] de la société Plaxis B.V. C'est un logiciel aujourd'hui couramment utilisé en bureaux d'études. Conçu par des géotechniciens numériques de l'université de Delft aux Pays-Bas dans les années 1980, le code de calcul éléments finis Plaxis est un outil pratique d'analyse d'ouvrages et d'essais géotechniques. Si ce code a initialement été développé pour analyser les digues et les sols mous, son champ d'application s'étend aujourd'hui à une large gamme de problèmes géotechniques. Il permet d'analyser des problèmes élastiques, élastoplastiques, élastoviscoplastiques en 2D ou 3D et en grands déplacements. Très fiable sur le plan numérique. Le manuel

d'utilisation du code Plaxis présente une description détaillée du logiciel. L'ensemble des options par défaut (condition aux limites) rend la mise en données aisée et rapide. Enfin, les options simplifiées (initiation des contraintes, pressions interstitielles) permettent d'aller droit au but (prévoir le comportement d'un ouvrage).

### **A.2.1 Options par défaut et solutions approchées**

Le système d'options par défaut et de solutions approchées spécifiques, est destiné à faire gagner du temps à l'opérateur, à lui éviter de devoir faire des choix tracassant, et enfin à améliorer la convivialité du logiciel. Ce système est inséparable du traitement à partir d'un menu arborescent. Ces options tiennent compte de l'expérience des numériciens en la matière. Les options par défaut commencent dès le maillage : si seules les grandes lignes de celui-ci importent, le détail des éléments, agencé de manière optimale du point de vue numérique, sera entièrement généré par le logiciel à partir d'un petit nombre de nœuds. De même en ce qui concerne les conditions aux limites en déplacements : si elles ont un caractère standard (vecteur déplacement nul à la base du domaine étudié et vecteur déplacement horizontal nul sur ses faces latérales), l'application peut être réalisée automatiquement (par défaut) à partir du menu avec contrôle immédiat du résultat à l'écran. L'application des contraintes initiales dues au poids des terres peut être réalisée de manière exacte par activation du multiplicateur de chargement relatif au poids propre. Par contre, si comme bien souvent en géotechnique on connaît ou on sait estimer un état  $K_0$  donné, celui-ci peut être spécifié directement. Dans ce cas, le massif est souvent en léger déséquilibre (incompatibilité entre  $K_0$  et les autres caractéristiques mécaniques). Le menu permet alors, par un chargement fictif nul, de rééquilibrer le massif, puis de réinitialiser à zéro le champ de déplacement de manière à prendre comme nouvelle origine l'état du

matériau après application de la gravité. L'option  $K_0$  est particulièrement intéressante (et réaliste) dans le cas d'un modèle hétérogène de surface libre presque horizontale.

## **A.2.2 Lois de comportement dans PLAXIS**

La modélisation du sol a pour objectif de déterminer un modèle de comportement qui permet d'étudier l'évolution de ses caractéristiques physiques et mécaniques. Il faudra que celui-ci puisse représenter le plus possible tous les aspects essentiels du comportement mis en évidence par les essais de laboratoire et in situ. Le modèle est ainsi une description complète du comportement du sol.

La plupart des matériaux ont un comportement élastoplastique, qui est caractérisé par l'apparition de déformations réversibles élastiques et de déformations irréversibles plastiques. Sur la surface de charge, deux cas de comportement sont possibles : la surface de charge n'évolue pas, on parle de loi élastique parfaitement plastique, c'est le cas du modèle de Mohr-Coulomb; la surface de charge évolue au cours du chargement, on parle de modèle élastoplastique avec écrouissage dont le modèle Hardening Soil de Plaxis fait partie [39].

Dans Plaxis, il existe plusieurs types de modèles, on définit dans la suite deux modèles élastoplastiques.

### **A.2.2.1 Modèle de Mohr-Coulomb**

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

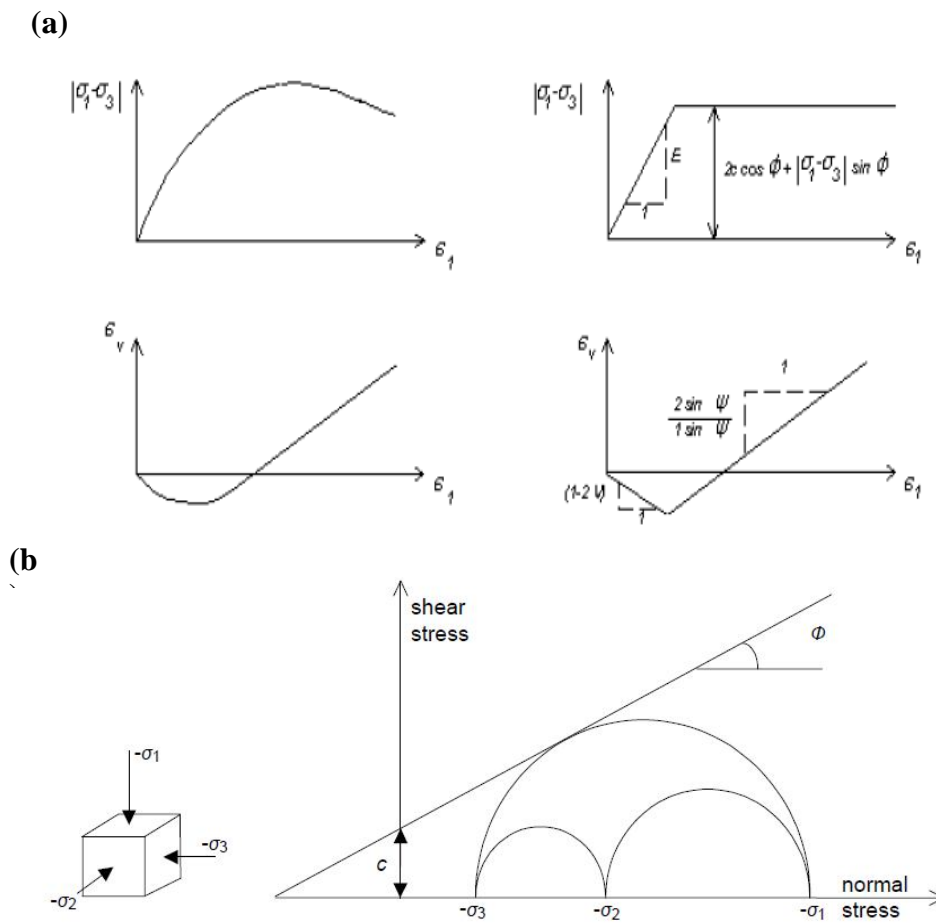
anisotrope. Sur la surface de rupture, le comportement est considéré comme parfaitement plastique.

Le modèle de Mohr-Coulomb nécessite cinq paramètres fondamentaux :

- deux paramètres élastiques : le module d'Young  $E$  et le coefficient de Poisson  $\nu$  ;
- deux paramètres relatifs aux conditions à la rupture : la cohésion  $c$  et l'angle de frottement  $\varphi$  ;
- un paramètre relatif à la règle d'écoulement plastique, l'angle de dilatance  $\psi$ .

Ces paramètres sont facilement identifiables à partir d'essais de laboratoire, essais oedométriques ou triaxiaux, comme le montre la figure A.1.

Plusieurs études ont été réalisées concernant l'influence de divers facteurs sur ces paramètres [53]. La valeur de l'angle de frottement  $\varphi$  est couramment comprise entre  $15^\circ$  et  $45^\circ$ . Les valeurs inférieures ou autour de  $30^\circ$  sont typiques des argiles, tandis que des valeurs supérieures, entre  $25^\circ$  et  $45^\circ$ , caractérisent les sables. A compacité donnée, l'angle de frottement est pratiquement indépendant de la teneur en eau du sol, mais il augmente avec le diamètre moyen des grains. L'angle de frottement dépend également de la forme et de l'état de surface des grains.



**Figure. A.1** – Modélisation d'un essai de compression triaxiale avec le modèle de Mohr-Coulomb (a) et représentation des contraintes dans le plan de Mohr (b).

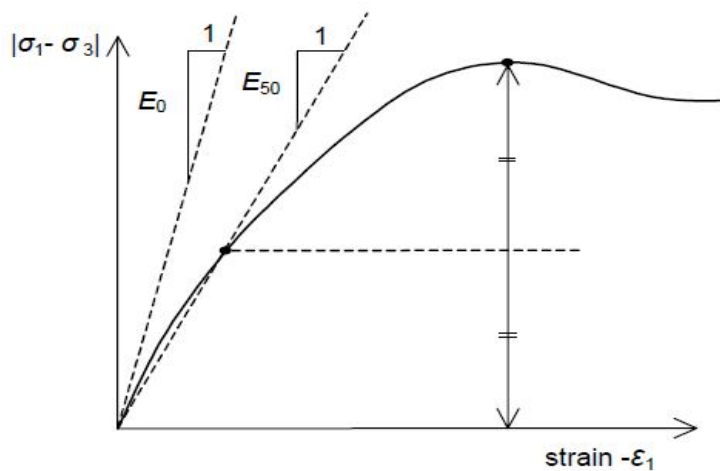
Les sols pulvérulents n'ont pratiquement pas de cohésion,  $0 < c <$  quelques kiloPascals. On parle de cohésion capillaire ou de cimentation en place. Les sols cohérents ont une cohésion comprise entre quelques kiloPascals et plusieurs centaines de kiloPascals.

L'angle de dilatance  $\psi$  est quant à lui généralement compris entre  $0$  et  $15^\circ$ . D'une manière générale, l'angle de frottement est pratiquement toujours supérieur à l'angle de dilatance. La valeur de  $\psi$  peut être simplement déterminée à partir de la pente de dilatance observée dans les essais triaxiaux (cf. figure A.1(a)). Il existe également une

relation empirique simple, généralement bien vérifiée pour les sables denses, reliant l'angle de dilatance et l'angle de frottement interne :

$$\psi = \varphi - 30^\circ \quad (\text{A.1})$$

Pour ce qui est des paramètres élastiques, le module d'Young  $E$  dépend essentiellement du niveau de déformation et de la pression de confinement. Dans le modèle de Mohr-Coulomb, le module est constant. Il paraît peu réaliste de considérer un module tangent à l'origine (ce qui correspondait au  $G_{\max}$  mesuré dans des essais dynamiques ou en très faibles déformations). 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. L'utilisateur doit rester conscient de l'importance du choix du module qu'il prendra en compte (figure A.2)



**Figure.A.2**–Définition du module d'Young  $E$  à 50% de la rupture

Il est conseillé de prendre une valeur de 0.2 à 0.4 pour le coefficient de poisson. Celle-ci est réaliste pour l'application du poids propre (procédure  $K_0$  ou chargement gravitaires). Pour certains problèmes, notamment en décharge, on peut utiliser des valeurs plus faibles.

Le modèle de Mohr-Coulomb utilisé dans Plaxis est un modèle de comportement simple et robuste. Il peut être considéré comme une approximation au premier ordre du comportement réel d'un sol. Ce modèle constitue une approche acceptable pour analyser la rupture des sols dans les problèmes de fondation, stabilité de pentes, de tunnel et de soutènement [39].

Cependant, ce modèle suppose une rigidité constante pendant la phase de chargement alors qu'en réalité elle dépend à la fois du niveau de contrainte et du niveau de déformation du sol. De plus, expérimentalement il est possible d'observer des déformations irréversibles même pour des chemins de contraintes qui n'atteignent jamais la rupture. Or, un tel modèle n'est pas capable de reproduire ce phénomène.

Pour bien suivre les déformations au cours de la sollicitation, il est préférable d'adopter un modèle élastoplastique plus complexe qui tienne compte de l'irréversibilité du comportement des sols [56]. Ici, on a intéressé à un modèle élastoplastique avec écrouissage appelé Hardening Soil Model (HSM).

#### **A.2.2.2 Modèle élastoplastique avec écrouissage (*Hardening Soil Model. H.S.M*)**

Une loi de comportement élastoplastique avec écrouissage telle que le modèle HSM permet de mieux tenir compte des déformations irréversibles qu'on observe dans le sol même loin de la rupture [56]. Ce concept est dérivé du comportement des métaux écrouis (hardened) dont le niveau de plasticité augmente avec l'intensité des déformations plastiques subies.

L'implémentation de ce modèle dans le code de calcul Plaxis est présentée par Schanz et al. [73]. Précisons toutefois que le modèle Hardening Soil est un modèle constitutif de sol avancé basé sur le modèle de Duncan & Chang [16] mais modifié

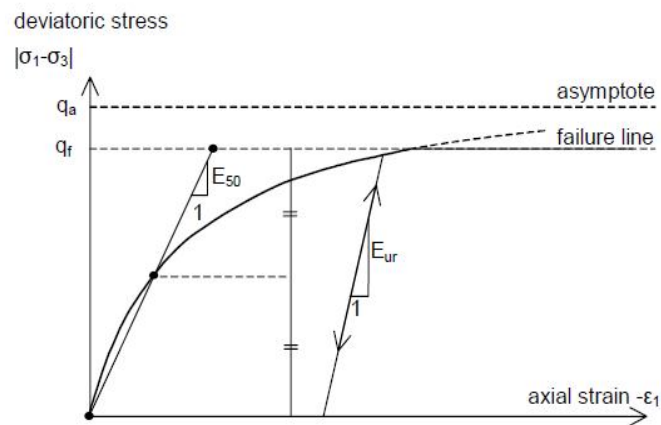
pour tenir compte de la plasticité du sol. Les plastifications peuvent être de deux natures : liées au cisaillement ou à la compression.

La déformation axiale et le déviateur des contraintes sont reliés dans le modèle Hardening Soil par une fonction hyperbolique comme représenté figure A.3. La rigidité de cisaillement est utilisée pour modéliser des déformations irréversibles dues au chargement déviatorique primaire. La rigidité en compression est utilisée pour modéliser les déformations plastiques irréversibles dues aux compressions primaires oedométriques et isotropes respectivement.

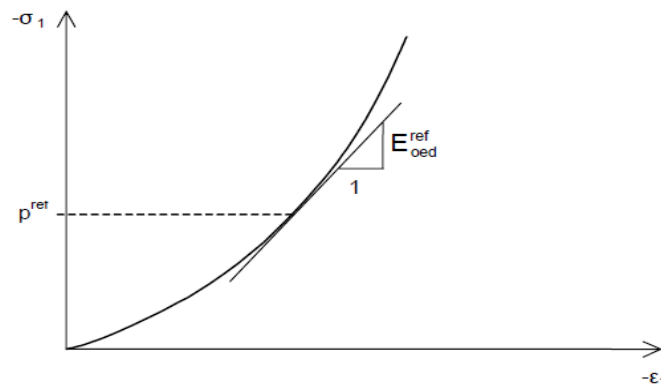
Le modèle HSM nécessite donc principalement les huit paramètres suivant, qui comme pour le modèle de Mohr-Coulomb sont identifiables à partir d'essais oedométriques ou triaxiaux comme illustré figures A.3 et A.4 :

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

Trois paramètres de plasticité de Mohr-Coulomb : la cohésion  $c$ , l'angle de frottement  $\varphi$  et l'angle de dilatance  $\psi$  .



**Figure.A.3** – Représentation de la relation hyperbolique gérant l'écroûssage du modèle HSM.



**Figure.A.4** – Définition du paramètre  $E_{oed}^{ref}$  à partir des résultats d'un essai oedométrique.

D'un point de vue qualitatif, ce type de modèle basé sur la théorie de la plasticité avec écroûssage est capable de prendre en compte les aspects majeurs du comportement du sol et de reproduire avec suffisamment de précision l'évolution observée lors d'essais expérimentaux [56]. Il peut alors être considéré comme une approximation au deuxième ordre du comportement réel d'un sol.

Le choix du modèle de comportement dépend en fait du problème posé : soutènement, tassement de remblai, glissement de terrain, 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 de modèle « *universel* »...

### A.3 Code de calcul PlaxFlow

Un programme Plaxis séparé pour les écoulements non saturés et transitoires, *PlaxFlow* est disponible en tant qu'extension de la version 8 [6].

Bien que les écoulements transitoires ne donnent généralement pas de pressions interstitielles permanentes, les pressions interstitielles obtenues avec ce programme sont traitées comme si elles étaient permanentes dans une analyse en déformations.

Le modèle analytique de la sorption proposé par *Van Genuchten* [82], permet de prendre en compte l'effet d'une variation de succion sur la saturation en eau du matériau. La modélisation des écoulements dans les sols non saturés est essentiellement basée sur ce modèle. Il propose une fonction reliant le degré de saturation effectif et la succion.

On présente la théorie utilisée dans Plaxflow pour l'écoulement d'eau. Initialement, l'écoulement dans un milieu poreux est décrit par la loi de Darcy. Considérant l'écoulement dans le plan vertical x, y, on applique les équations suivantes :

$$q_x = -k_x \frac{\partial \phi}{\partial x} \quad (\text{A. 2})$$

$$q_y = -k_y \frac{\partial \phi}{\partial y} \quad (\text{A. 3})$$

Ces équations montrent que la vitesse d'écoulement  $q$  est fonction de la perméabilité effective  $K$  (qu'on peut la décomposer en  $k_x$  et  $k_y$ ), et du gradient hydraulique  $\phi$  qui est défini comme suit :

$$\phi = y - \frac{P}{\gamma_w} \quad (\text{A. 4})$$

$$\phi_p = -\frac{P}{\gamma_w} \quad (\text{A. 5})$$

Où  $y$  est la position verticale,  $P$  est la pression de fluide dans les vides, et  $\gamma_w$  est le poids volumique de l'eau.  $\phi_p$  est le potentiel de pression des vides.

La perméabilité effective  $K$  est reliée à la saturation comme suite :

$$K = k_{rel}(s) K_{sat} \quad (\text{A. 6})$$

Le modèle d'écoulement non saturé est généralement basé sur la description de Van Genuchten. Suivant ce modèle la saturation dépend du potentiel de pression effective  $\phi_p$  :

$$S(\phi_p) = S_{residu} + (S_{sat} - S_{residu}) \left( 1 + \left( g_a |\phi_p| \right)^{g_n} \right)^{\frac{1-g_n}{g_n}} \quad (\text{A. 7})$$

En général la condition de saturation des vides n'est pas complètement remplie par l'eau, l'air peut être piégé et la saturation devienne inférieure à un. Van Genuchten adopte une saturation résiduelle  $S_{residu}$  qui décrit à part le fluide dans les vides. Les paramètres  $g_a$ ,  $g_n$  et  $g_i$  sont mesurés pour chaque matériau. La perméabilité relative est liée à la saturation effective :

$$S_e = \frac{S - S_{residu}}{S_{sat} - S_{residu}} \quad (\text{A. 8})$$

La perméabilité relative selon Van Genuchten, est maintenant écrite comme suit :

$$k_{rel}(S) = (S_e)^{g_i} \left( 1 - \left( 1 - S_e \left( \frac{g_n}{g_n - 1} \right) \right)^{\frac{g_n - 1}{g_n}} \right)^2 \quad (\text{A. 9})$$

## Bibliographie

- [1] L.W. Abramson , T.S. Lee, S. Sharma, and G.M. Boyce. Slope stability and stabilization methods. 2nd ed., John Wiley & Sons, New York. pp. 374, 2002.
- [2] A. Bekkouche, B. Derras, et D. Zendagui. Estimation de la vitesse maximale du sol par la méthode des réseaux de neurones artificiels, 1<sup>er</sup> Symposium méditerranéen de géotechnique (SMGE'09), Alger, Algérie, pp. 134-142, 2009.
- [3] A.W. Bishop. The use of the slip circle in the stability analysis of slopes. *Géotechnique*, Vol. 5, N° 1, pp. 7–17, 1955.
- [4] F. Blondeau. Les méthodes d'analyse de stabilité des talus, Lab. des ponts et chaussées, Vol. 1, pp. 56, 1976.
- [5] R.B.J. Brinkgreve. Plaxis v8 manuel de référence, Delft University of Technology & PLAXIS bv, Pays-Bas, 2003.
- [6] R.B.J. Brinkgreve. Plaxflow v1 scientific manuel , Delft University of Technology & PLAXIS bv, The Netherlands, 2003.
- [7] W. Bruno, G.J. Louis, L. William. Stabilité des pentes, T.P. Université Libre de Bruxelles (ULB), Faculté des Sciences Appliquées, École Polytechnique, IRCNST-4, 2005.
- [8] R. Chelouah. Adaptation aux problèmes à variables continues de plusieurs métaheuristiques d'optimisations combinatoires. PhD thesis, Université de Cergy-Pontoise, 1999.
- [9] Y.J. Cui and P. Delage, Sols non saturés - Applications au calcul des ouvrages, *Techniques de l'ingénieur*, 2003.
- [10] C. Darwin. Ebauche de l'origine des espèces. Diderot - Paris, 1844.

- [11] S. K. Das. *Slope stability analysis using genetic algorithm*. Research Scholar, Department of Civil Engineering, Indian Institute of Technology Kanpur, India, 2005.
- [12] L. Davis. *Handbook of genetic algorithm*. Van Norstand Reinhold - New York, 1991.
- [13] K. Deb. *Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms*. Wiley, 2001.
- [14] K.A. DeJong. *An analysis of the behavior of a class of genetic adaptative systems*. PhD thesis, University of Michigan, 1975.
- [15] I.B. Donald, and P.S.K. Giam. *Improved comprehensive limit equilibrium stability analysis*. Department of Civil Engineering Report No. 1/1989, Monash University, Melbourne, Australia, , 1989a.
- [16] J.M. Duncan and Y.Y. Chang. *Nonlinear analysis of stress and strain in soils*. *Journal of the Soil Mechanics and Foundations Division*. ASCE, Vol.96, pp.1629–1653, 1970.
- [17] R.M.Faure. *L'évolution des méthodes de calcul en stabilité des pentes. Partie I : Méthodes à la rupture*, *Revue Française de Géotechnique*, N°92, 2000.
- [18] W. Fellenius. *Erdstatische berechnungen mit reibung und kohaesion* W. Ernst. 1927.
- [19] S. Forrest. *Genetic algorithms: principles of natural selection applied to computation*, *Science*, Vol. 261, pp. 872–878, 1993.
- [20] D.G. Fredlund, and J. Krahn. "Comparison of Slope Stability Methods of Analysis," *Canadian Geotechnical Journal*, Vol. 14, N° 3, pp 429-439, 1977.

- [21] Q. Fu, Y.M.A. Hashash, and J. Ghaboussi. Non-uniformity of stresses within a sand specimen in triaxial shear. In Proceedings of the 10th Int. Symposium on Numerical Models in Geomechanics, Rhodes, Grèce, pp. 621–626. 2007
- [22] K. Gallagher and M. Sambridge. Genetic algorithms: a powerful tool for large-scale nonlinear optimization problems. *Computers and Geosciences*, Vol. 20, N°7, pp.1229–1236, 1994.
- [23] K. Gallagher, M. Sambridge, and G. Drijkoningen. Genetic algorithms : an evolution form monte carlo methods for strongly non-linear geophysical optimisation problems. *Geophysical research letters*, Vol. 18, N°12, pp.2177–2180, 1991.
- [24] A.T.C. Goh. Genetic algorithm search for critical slip surface in multiple-wedge stability analysis. *Canadian Geotechnical Journal*, Vol. 36, pp.382–391, 1999.
- [25] D.E. Goldberg. Genetic algorithms in search, optimization and machine learning. Addison Wesley, Massachusetts, USA, 1989.
- [26] A. Gouasmia et K. Djeghaba. Nonlinear dynamic soil-structure interaction analysis of buildings using artificial neural networks, Séminaire national de Génie Civil, Annaba, Algérie, 2007.
- [27] Y.M.A. Hashash, S. Jung, and J. Ghaboussi. Numerical implementation of a neural network based material model in finite element analysis. *International Journal for numerical methods in engineering*, Vol. 59, pp.989–1005, 2004.
- [28] Y.M.A. Hashash, C. Marulanda, J. Ghaboussi, and S. Jung. Novel approach to integration of numerical modeling and field observation for deep excavation. *Journal of geotechnical and geoenvironmental engineering*, Vol. 132, N°8, pp.1019–1031, 2006.

- [29] P.Y. Hicher et D. Rangeard. Interprétation des essais pressiométriques. II. Détermination des caractéristiques hydromécaniques des sols fins saturés par analyse inverse, *Revue française de génie civil*, Vol. 8, N°7, pp. 819-849, 2004.
- [30] E. Hoek. *General two-dimensional slope stability analysis*. In *Analytical and computational methods in engineering rock mechanics*. Edited by E.T. Brown. Allen & Unwin, London, pp.95–128, 1987.
- [31] J.H. Holland. *Adaptation in natural and artificial systems : an introductory analysis with applications to biology, control and artificial intelligence*. Bradford Books edition, 1992.
- [32] Y.H. Huang. *Stability analysis of slopes*. Van Nostrand Reinhold Company, USA, 1983.
- [33] C. Iacono, L.J. Sluys, and Van Mier J.G.M. Estimation of model parameters in nonlocal damage theories by inverse analysis techniques. *Computer methods in applied mechanics and engineering*, Vol. 195, pp. 7211–7222, 2006.
- [34] N. Janbu. *Slope stability computations*. In *Embankment dam engineering*. Edited by R.C. Hirschfield and J. Poulos. John Wiley and Sons, New York, pp. 47–86, 1973.
- [35] Y.L. Kang, X.H. Lin, and Q.H. Qin. Inverse/genetic method and its application in identification of mechanical parameters of interface in composite. *Composite Structure*, Vol. 66, pp. 449–458, 2004.
- [36] J. Krahn. The 2001 R.M. Hardy Lecture: The limits of limit equilibrium analyses, *Can. Geotech. J.* Vol. 40, pp. 643–660, 2003.
- [37] T.W. Lambe. *Predictions in soils engineering*, *Géotechnique*, N°23, 1973.

- [38] S. Levasseur, Y. Malécot, M. Boulon, and E. Flavigny. Analyse inverse d'une courbe pressiométrique par algorithme génétique. In Symposium International ISP5/PRESSIO Paris, France, 2005.
- [39] S. Levasseur. Analyse inverse en géotechnique : développement d'une méthode à base d'algorithmes génétiques. *Thèse de Doctorat*, Université Joseph Fourier – Grenoble I, 2007.
- [40] S. Levasseur, Y. Malécot, M. Boulon, and E. Flavigny. Soil parameter identification using a genetic algorithm. *International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics*, in press, 2007.
- [41] S. Levasseur, Y. Malecot, M. Boulon and E. Flavigny. Statistical inverse analysis based on genetic algorithm and principal component analysis: Method and developments using synthetic data, *Int. J. Numer. Anal. Meth. Geomech*, Vol. 33, pp.1485–1511, 2009.
- [42] S. Levasseur, Y. Malecot, M. Boulon and E. Flavigny. Statistical inverse analysis based on genetic algorithm and principal component analysis: Applications to excavation problems and pressuremeter tests, *Int. J. Numer. Anal. Meth. Geomech*, Vol. 34, pp. 471–491, 2010.
- [43] X.L. Li. Comportement hydromécanique des sols fins : de l'état saturé à l'état non saturé, *Thèse de doctorat*, Université de Liège, 1999.
- [44] V. Magnan. *Optimisation et algorithmes génétiques*, 2001.
- [45] [95]G. Maier and G. Gioda. Optimization methods for parametric identification of geotechnical systems. In *Numerical methods in geomechanics*, Braga, Portugal, 1981.

- [46] Y. Malécot, S. Levasseur, M. Boulon, and E. Flavigny. Inverse analysis on in situ geotechnical measurements using a genetic algorithm. In Proceedings of the 9th Int. Symposium on Numerical Models in Geomechanics, Ottawa, Canada, pp. 223–228, 2004.
- [47] A.I.H. Malkawi, W.F. Hassan, and S.K. Sarma. An efficient search method for finding the critical circular slip surface using the monte carlo technique. *Can Geotech.*, Vol. 38, pp. 1081–1089, 2001.
- [48] P. McCombie and P. Wilkinson. The use of the simple genetic algorithm in finding the critical factor of safety in slope stability analysis. *Computers and Geotechnics*, Vol. 29, pp. 699–714, 2002.
- [49] D. Mendjel, M. Hamami et S. Messast, Identification de surfaces de rupture d'un talus par algorithme génétique, 1<sup>er</sup> Symposium méditerranéen de géotechnique (SMGE'09), Alger, Algérie, pp. 467-471, 2009.
- [50] D. Mendjel and S. Messast, Identification des paramètres hydromécaniques d'un sol non saturé par analyse inverse, colloque international Sols Non Saturés et Environnement, Tlemcen, Algérie, 2009.
- [51] D. Mendjel and S. Messast, Genetic algorithm search for critical slip surface in slope stability analysis, Third Euro Mediterranean Symposium on Advances in Geomaterials and Structures, Djerba, Tunisia, 2010.
- [52] P. Mestat and M. Prat. *Ouvrages en interaction*. In *Emploi des éléments finis en génie civil*. Hermès science, 1999.
- [53] 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.

- [54] H. Mokhbi, M. Hamami et T. Belhanachi. Etude paramétrique de la déformation d'un massif en pente par la méthode des éléments finis : application au glissement du Ciloc de Constantine, Proceedings of the International Conference on Numerical Computation in Geotechnical Engineering NUCGE'08, Skikda, Algérie, pp.216-221, 2008.
- [55] N.R.Morgenstern and V.E. Price. The analysis of stability of general slip surface. *Géotechnique*, Vol. 15, N°1, pp. 79–93, 1965.
- [56] R. Nova. Fondements de la mécanique des sols. Hermes Science, 2005.
- [57] S. Orain, Y. Scudeller, S. Garcia, and T. Brousse. Use of genetic algorithms for the simulations estimation of thin films thermal conductivity and contact resistances. *International Journal of Heat and Mass Transfert*, Vol. 44, pp. 3973–3984, 2001.
- [58] S. Pal, Wathugala W., and S. Kundu. Calibration of a constitutive model using genetic algorithms. *Computer and Geotechnics*, Vol. 19, N°4, pp.325–348, 1996.
- [59] A. Papon. Modélisation numérique du comportement des sols sous très grands nombres de cycles Homogénéisation temporelle et identification des paramètres *Thèse de Doctorat*, l'École Centrale de Nantes, 2010.
- [60] L.P. Parker. Understanding inverse theory. *Ann. rev. Earth Planet. Sci.*, Vol. 5, pp. 35–64, 1977.
- [61] S. Pernot and C.H. Lamarque. Application of neural networks to the modelling of some constitutive laws. *Neural Networks*, Vol. 12, pp. 371–392, 1999.
- [62] J.M. Renders. Algorithmes génétiques et réseaux de neurones. Hermès, 1994.
- [63] Rocscience, Inc. Slide. 2D limit equilibrium slope stability for soil and rock, slopes. Verification Manual Part II, 2006.

- [64] Rocscience, Inc. Phase2. 2D elasto-plastic finite element program for slope and excavation stability analyses. Slope Stability Verification Manual Part I, 2009.
- [65] D.H. Rothman. Automatic estimation of large residual statics corrections. *Geophysics*, Vol. 51, N°2, pp. 332–346, 1986.
- [66] S. Sakurai and K. Takeuchi. Back analysis of measured displacements of tunnels. *Rock mechanics and rock engineering*, Vol. 16, pp.173–180, 1983.
- [67] P. Samarajiva, E.J. Macari, and W. Wathugala. Genetic algorithms for the calibration of constitutive models of soils. *International Journal of Geomechanics*, Vol. 5, N°3, pp. 206–217, 2005.
- [68] M. Sambridge. Geophysical inversion with neighborhood algorithm. 1 - searching a parameter space. *Geophys. J. Int.*, Vol. 138, pp. 479–494, 1999.
- [69] M. Sambridge. Geophysical inversion with neighborhood algorithm. 2 - appraising the ensemble. *Geophys. J. Int.*, Vol. 138, pp. 727–746, 1999.
- [70] M. Sambridge and K.Mosegaard. Monte carlo methods in geophysical inverse problems. *Reviews of Geophysics*, Vol. 40, N°3, 2002.
- [71] J.C. Santamarina and D. Fratta. Introduction to discrete signals and inverse problems in civil engineering. ASCE Press, 1998.
- [72] S.K. Sarma. Stability analysis of embankments and slopes. *Journal of the Geotechnical Engineering Division*, ASCE, Vol. 105, N°12, pp. 1511–1524, 1979.
- [73] T. Schanz, P.A. Vermeer, and P.G. Bonnier. Formulation and verification of the hardening soil model. In *Computational Geotechnics*, pp. 281–290, 1999.
- [74] M. Selmi, M. Ltfi et H. Hassis. Effet de l'incertitude sur la stabilité des pentes. Colloque, Sols et Matériaux à Problèmes, Tunisie, 2007.

- [75] C. Shaopei and D. Boru. Modeling of fuzzy machine learning and fuzzy neural network in structural design, chapter Uncertainty modeling and analysis in civil engineering, CRC Press, pp. 337–355, 1998.
- [76] T. Shibutani, M. Sambridge, and B. Kennett. Genetic algorithm inversion for receiver functions with application to crust and uppermost mantle structure beneath eastern australia. *Geophysical research letters*, Vol. 23, N°14, pp. 1829–1832, 1996.
- [77] H.S. Shin and G.N. Pande. On self-learning finite element codes based on monitored response of structure. *Computers and Geotechnics*, Vol. 27, pp. 161–178, 2000
- [78] A.R. Simpson and S.D. Priest. The application of genetic algorithms to optimisation problems in geotechnics. *Computer and Geotechnics*, Vol. 15, pp. 1–19, 1993.
- [79] E. Spencer. A method of analysis of the stability of embankments assuming parallel interslice forces. *Géotechnique*, Vol. 17, N°1, pp. 11–26, 1967.
- [80] P.L. Stoffa and M.K. Sen. Nonlinear multiparameter optimization using genetic algorithms: inversion of plane-wave seismograms. *Geophysics*, Vol. 56, N°11, pp. 1794–1810, 1991.
- [81] A. Tikhonov and V. Arsenine. *Méthodes de résolution des problèmes mal posés*. Mir Editions, 1976.
- [82] M.T. Van Genuchten, A closed-form equation for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated soils, *J. of Soil Sci. Soc. Am*, Vol. 44, pp. 892-898, 1980.
- [83] R. Whitlow. *Basic Soil Mechanics*, 3rd edn. Longman, Harlow, Essex. (New edition in press by Pearson Education, Harlow, Essex.), 1995.

- [84] S.G. Wright, F.G. Kulhawy and J.M. Duncan. Accuracy of equilibrium slope stability analysis, ASCE, J. SMFD, S.M., Vol. 99, N°10, pp. 791-793, 1973.
- [85] T. Yamagami, J.C. Jiang, and Y. Ueta. Back calculation of strength parameters for landslide control works using neural networks. In Proceedings of the 9th Int. Conf. On Computer methods and advances in geomechanics, Wuhan, China, 1997.
- [86] R. Zentar, Hicher P.Y., and G. Moulin. Identification of soil parameters by inverse analysis. *Computer and Geotechnics*, Vol. 28, pp. 129–144, 2001.
- [87] AR Zolfaghari, A.C. Heath, and P.F. McCombie. Simple genetic algorithm search for critical non-circular failure surface in slope stability analysis. *Computer and Geotechnics*, Vol. 32, pp. 139–152, 2005.

### **Bibliographie relative à cette thèse**

- D. Mendjel and S. Messast, Development of limit equilibrium method as optimization in slope stability analysis. *Int. J. Structural Engineering and Mechanics*, Techno Press, Vol.41, N°3, pp. 339-348, 2012.
- D. Mendjel, M. Hamami et S. Messast, Identification de surfaces de rupture d'un talus par algorithme génétique, 1<sup>er</sup> Symposium méditerranéen de géotechnique (SMGE'09), Alger, Algérie, pp. 467-471, 2009.
- D. Mendjel and S. Messast, Identification des paramètres hydromécaniques d'un sol non saturé par analyse inverse, colloque international Sols Non Saturés et Environnement, Tlemcen, Algérie, 2009.
- D. Mendjel and S. Messast, Genetic algorithm search for critical slip surface in slope stability analysis, Third Euro Mediterranean Symposium on Advances in Geomaterials and Structures, Djerba, Tunisia, 2010.