الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

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

جـــامعـــة محمد الصديق بن يحـيـــــى جيجـل

Université de Mohamed Seddik Ben Yahia -Jijel

Faculté des Sciences et de la technologie

Département génie civil et d'hydraulique

كليـة العـــلوم والتكنولوجيا

قســـم الهندسة المدنيةوالري

Mémoire de Fin d'Etudes pour l'Obtention du Diplôme

De Master Académique

Filière: génie civil

Option: géotechnique

Thème

Optimisation d'un mur cantilever par l'algorithme génétique

Encadré par:

Mr.GOUDJIL Kamel

Présenté par:

BELAAGOUN Wissem

BOUSSETOUA Sarah

Devant le jury composé de:

Président: Mr.AMARA Lyes

Examinateur: Mr.BOURAOUI Ichem

Année Universitaire 2019/2020

بسم الله الرحمن الرحيم

Remerciements

Avant de présenter notre rapport du projet de fin d'étude, Nous désirons sincèrement remercier et rendre grâce à Dieu le tout puissant de nous avoir donné la connaissance et la toute possibilité de mener à bon terme ce travail.

Nos sincères remerciements à notre encadrant Mr. « Goudjil Kamel » qui, malgré ses multiples engagements, a accepté de nous encadrer et nous a comblé par ses précieux remarques et ses suggestions qu'on a bien pris en compte pour la réalisation de notre projet.

Nous remercions également les membres de jury pour l'effort qu'ils feront dans le but d'examiner ce modeste travail ainsi que tous les enseignants de département de géni civil.

Nous ne saurions terminer sans adresser un mot de reconnaissance à nos chers parents, nos frères, nos sœurs et nos amis qui ont été présents à chaque moment et qui nous ont fortement encouragés.

Dédicace

Je dédie ce travail A la mémoire de mon cher père disparue trop tôt, dieu repose son âme. Quoi que je fasse ou je dise, je ne saurai point la remercier comme il se doit.

A ma chère mère, tu as toujours été a mes coté pour me soutenir et m'encourager. Que ce travaille traduit ma gratitude et mon efficacité.

A ma très chères Asma , Haroun pour leur soutien moral et leurs conseils précieux tout au long de mes études.

A tous mes proches de la famille BOUlaagoune et Guious

A mon fiancé Bilel

A mon binôme et tout d'abord mon amie Sarah

A mes Chère amis particulièrement :

Soumia, Wissam, Omaima , Sarah , Maha, baya, Hakima, qui ont partagées avec moi les journées de cinq ans à l'université.

Finalement, une spéciale dédicace à tous mes collègues de promo 2020 de géotechnique

Belaagoune Wissem

Dédicace

Je dédie ce travaille

A la mémoire de mon cher père disparue trop tôt, dieu repose son âme. Quoi que je fasse ou je dise, je ne saurai point la remercier comme il se doit.

A ma chère mère, tu as toujours été à mes coté pour me soutenir et m'encourager. Que ce travaille traduit ma gratitude et mon efficacité.

A mes chers frères Anis et Amir, ma très chère sœur Rym , pour leur soutien moral et leurs conseils précieux tout au long de mes études.

A tous mes proches de la famille BOUSSETOUA

A mon binôme et tout d'abord mon amie Wisssem

A mes Chère amis particulièrement :

Soumia, Bessma, Nadjat qui ont partagées avec moi les journées de cinq ans à l'université.

Finalement, une spéciale dédicace à tous mes collègues de promo 2020 de géotechnique.

Boussetoua Sarah

Résumé

La conception des ouvrages de soutènement tels que le mur cantilever se base jusqu'à ce jour par nos bureaux d'étude sur le principe de l'essai et erreur, c'est-à-dire, on propose des dimensions pour les parties formant l'ouvrage en fonction de la hauteur du remblai et si cette conception est vérifié vis-à-vis du glissement, renversement et la capacité portante, le dimensionnement sera opté sinon un redimensionnement de l'ouvrage sera nécessaire. Avec ce genre de méthode, on n'est pas sûr d'avoir la conception optimale (coût et sécurité). Pour cette raison, le but de cette étude est d'utiliser une des méthodes d'intelligence artificielle utilisée dans les problèmes d'optimisation avec contraintes, l'algorithme génétique pour déterminer la conception optimale de l'ouvrage. Pour ce faire, un programme en Matlab composé de trois fichiers a été utilisé regroupant la théorie de Rankine avec l'algorithme génétique. Les résultats de l'étude comparative ont montré que l'utilisation de l'algorithme génétique dans l'optimisation assure une conception optimale ce qui réduit le cout de l'ouvrage. De plus, la sensibilité de l'algorithme en fonction de paramètres mécaniques du remblai et pour différentes surcharges a été proposée. Les résultats obtenus montrent que la méthode est très utile et représente une méthode de dimensionnement très efficace.

Mots clés : l'optimisation, mur cantilever, l'algorithme génétique « AG , Théorie de Rankine.

ملخص

يعتمد *مكاتبنا الهندسية* في تصميم الهياكل الاستنادية مثل جدار *(cantilever)* حتى *الآن* على *مبدأ التجربة والخطأ. يقترح المهندس أبعاد العناصر المختلفة المكونة للجدار وفقًا لارتفاع الردم ، إذا تم التحقق من هذا التصميم فيما يتعلق بالانزلاق والانقلاب وقدرة تحمل التربة ، فسيتم اختيار الأبعاد وإلا فسيكون تغيير حجم الهيكل ضروريًا. باستخدام هذا النوع من الأساليب ، لست متأكدًا من أن لديك التصميم الأمثل (التكلفة والأمان). لهذا السبب ، فإن الهدف من هذه الدراسة هو استخدام إحدى طرق الذكاء الاصطناعي المستخدمة في مشاكل التحسين المقيدة ، وهي الخوارزمية الجينية ، لتحديد التصميم الأمثل للهيكل. للقيام بذلك ، تم استخدام برنامج Matlab المكون من ثلاثة ملفات يجمع بين نظرية رانكين والخوارزمية الجينية. أظهرت نتائج الدراسة المقارنة أن استخدام الخوارزمية الجينية في التحسين يضمن التصميم الأمثل الذي يقلل من تكلفة الهيكل. بالإضافة إلى ذلك ، تم اقتراح حساسية الخوارزمية كدالة للمعلمات الميكانيكية للردم وللأحمال المختلفة. تظهر النتائج التي تم الحصول عليها أن الطريقة مفيدة للغاية وتمثل طريقة تحجيم فعالة للغاية.*

الكلمات المفتاحية : التحسين , جدار استنادي , الخوارزمية الجينية .

Abstract

The design of retaining structures such as the cantilever wall is based until now by our engineering offices design on the principle of trial and error. The engineer propose dimensions of different elements composed the wall according to the height of the backfill, if this design is verified with regard to sliding, overturning and bearing capacity of soil, the dimensioning will be chosen otherwise a resizing of the structure will be necessary. With this kind of method, you are not sure you have the optimal design (cost and safety). For this reason, the aim of this study is to use one of the artificial intelligence methods used in constrained optimization problems, the genetic algorithm, to determine the optimal design of the structure. To do this, a Matlab program consisting of three files was used combining Rankine's theory with the genetic algorithm. The results of the comparative study showed that the use of the genetic algorithm in the optimization ensures an optimal design which reduces the cost of the structure. In addition, the sensitivity of the algorithm as a function of mechanical parameters of the backfill and for different loads has been proposed. The results obtained show that the method is very useful and represents a very efficient sizing method.

Keywords: optimization, cantilever wall, genetic algorithm, Rankine theory.

Table des matières

Remerciement

Dédicace

Résumé

Liste des figures

Liste des tableaux

Introduction générale……1

Chapitre I : Généralité sur les murs de soutènement

I. Introduction 3

II. Type des murs de soutènement 3

II.1 Mur poids 3

II.1.1 Mur en gabions 4

II.1.2 Les murs en éléments préfabriqués 5

II.1.3 Les murs en béton armé 6

II.2 Type des écrans de soutènement 9

II.2.1 Les murs en parois moulées 9

II.2.2 Les rideaux de palplanches 10

II.2.3 Les murs en terre armée 10

III. Conclusion 11

Chapitre II : Méthodes de conception des murs de soutènement

I. Introduction 12

II. Approche et calcul statique 12

II.1 Les forces agissantes sur un mur cantilever 12

II.1.1 Etude des poussées et butées des terres 14

II.1.1.1 Etat des sols 14

a. Etat des sols au repos 14

b. Notions de poussée et de butée 15

II.1.1.2 Évaluation des coefficients de poussée et de butée 16

II.1.1.3 Calcul des forces de poussée et de butée 19

a. Théorie de Coulomb 19
b. Théorie de RANKINE 21
c. Théorie de BOUSSINESQ 24

II.2 Calcul des moments 26

II.3 Stabilité des murs de soutènement 27

II.3.1 Fonctionnement des ouvrages de soutènement 27

II.3.2 Stabilité d'un ouvrage de soutènement 28

II.3.2.1 Stabilité interne 28

II.3.2.2 Stabilité externe 28

a) Stabilité au renversement 29
b) Stabilité au glissement 30
c) Stabilité au poinconnement 31

III. Conclusion 32

Chapitre III : Méthodes d'optimisation

I. Introduction 33

II. Problème d'optimisation 33

III. Les méthodes métaheuristiques 35

III.1 Métaheuristiques d'optimisation mono-objectif 37

III.1.1 Algorithme génétique 38

III.1.1.1 Concepts communs pour les algorithmes évolutionnaires 38

a. Représentation 38
b. Fonction objectif 38
c. Stratégie de sélection 38
d. Stratégie de reproduction 39

III.1.2 Méthode de recuit simulé (Simulated anealing) 39

III.1.3 Méthode de recherche avec tabous (Tabu Search) 40

III.1.4 Algorithmes de colonies de fourmis 41

III.1.5 Méthode d'essaim de particules (Particles Swarm Optimization) 42

III.2 Métaheuristiques d'optimisation multi-objectif 43
III.2.1 Concepts d'optimisation multi-objectif 44
III.2.1.1 La domination de Pareto 44
III.2.1.2 Pareto optimal 44
III.2.1.3 Front de Pareto 45
III.2.2 Méthode VEGA (Vector Evolutionary Genetic Algorithm) 45
III.2.3 Méthode lexicographique 46
III.2.4 Méthode basées sur l'approche de Pareto 47
III.2.5 Méthode MOGA (Multiple Objective Genetic Algorithm) 48
III.2.6 Méthode NSGA (Non dominated Sorting Genetic Algorithm) 50
III.2.7 Mèthode NPGA (Niched Pareto Genetic 52
III.2.8 Méthode PAES (Pareto Archived Evolution Strategy) 52
III.2.9 Méthode SPEA (Strength Pareto Evolutionnary Algorithm) 53
III.2.10 Méthode NSGA II (Non- Dominated Sorting Genetic Algorithm II) 54
III.2.11 Méthode MOPSO (Multi-objective Particles Swarm Optimization) 56
IV. Conclusion 57

Chapitre IV : Application de l'algorithme génétique

I. Introduction 58
II. Conception d'un mur cantilever 59
III. Application de l'algorithme génétique dans l'optimisation du cantilever 61
III.1 Formulation mathématique d'un problème d'optimisation 61
III.2 Fonction objective 62
III.3 Contraintes 62
III.3.1 Contraintes de stabilité 62
III.3.2 Contraintes géométriques 62
III.4 Exemple de validation 64
IV. Application d'Algorithme génétique : Étude paramétrique 65

IV.1 l'influence de l'angle de frottement de remblais 65

IV.2 l'influence de la surcharge Q 66

IV.3 l'influence de l'angle de remblais 'Alpha' 66

V. Étude comparative 67

V.1 Exemple0: modèle d'une mure cantilever calculé dans le livre de Braja 67

V.1.1 Les caractéristiques du sol 67

V.1.2 les résultats et calcul de la stabilité 68

V.1.3 Les résultats par la méthode de « AG » 69

V.2 Exemple02: modèle d'un mur cantilever d'un bureau d'étude (cas réel) à Skikda 69

V.2.1 Les caractéristiques du sol 69

V.2.2 Les caractéristiques du mur 69

V.2.3 Les résultats et calcul de la stabilité 70

V.2.4 Les résultats par la méthode de « AG » 71

VI. Conclusion 72

Conclusion générale 73

Listes des figures

Figure I.1 : coupe Mur en maçonnerie de pierres sèches 3
Figure I.2 : Mur en maçonnerie jointoyée. 4
Figure I.3 : Mur poids en béton 4
Figure I.4 : Mur en gabions 4
Figure I.5 : Mur en éléments préfabriqués en béton empilés (PELLER) 5
Figure I.6 : mur en «T renversé» 6
Figure I.7 : présentation murs en déblai 7
Figure I.8 : Diverses dispositions de la bêche 7
Figure I.9 : mur a contreforts 8
Figure I.10 : Murs ancrés par dalle de frottement, tirant, ou dalle d'ancrage 9
Figure I.11: Les murs en parois moulées 9
Figure I.12: Les rideaux de palplanches 10
Figure I.13 : mur en terre armée 10

Figure II.1 : les forces agissant sur un mur 13
Figure II.2 : Développement des pressions actives et passives de la terre 14
Figure II.3 : contrainte au repos 15
Figure II.4 : Principe de la poussée et de la butée 16
Figure II.5 : Calcul des coefficients de poussée et de butée par le cercle de Mohr 17
Figure II.6 : représente les contraintes horizontales 18
Figure II.7 : Ruptures à court et long terme d'un sol fin 18
Figure II.8 : Equilibre du coin Coulomb 19
Figure II.9 : Équilibre de poussée et de butée de RANKINE 22
Figure II.10 : Diagramme de poussée sur l'écran l 23
Figure II.11 : Équilibres de Boussinesq et de Rankine 24
Figure II.12 : la combinaison d'action 27
Figure II.13: Mode de rupture des ouvrages de soutènement 28
Figure II.14 : Trois types de stabilité externe 29
Figure II.15 : Influence de renversement sur le mur 30
Figure II.16: Influence de glissement sur le mur 31
Figure II.17: Influence de poinçonnement sur le mur 31

Figure III.1 : Espace de décision et objectifs dans POM (Talbi, 2009) 35

Figure III.2 : Principe de fonctionnement d'AG 39

Figure III.3 : Analogie physique de recuit simulé 40

Figure III.4 : Faculté d'une colonie de fourmis pour trouver le chemin le plus court, fortuitement *bloqué par un obstacle (Johann Dreo et al., 2006)*..... 42

Figure III.5 : Principe de fonctionnement de PSO (Talbi, 2009) 43

Figure III.6 : Concepts principaux de l'approche avec Pareto 45

Figure III .7 : Principe de fonctionnement de VEGA (Deb, 2001) 46

Figure III.8: Principe lexicographique dans POM (Talbi, 2009) 47

Figure III.9 : a) Exemple d'un problème de minimisation à deux objectifs,

b) Concept de tri de non-dominance par le rang utilisé par MOGA (Deb K. , 2001).

..... 48

Figure III.10 : Principe de tri en front (NSGA) (Deb K. , 2001)..... 51

Figure III.11: Illustration graphique de la grille adaptative utilisée par PAES (Coello et al, 2007)..... 53

Figure III.12 : Schéma de la procédure NSGA-II (Deb et al., 2000). 55

Figure IV.1 : les variables de conception pour un mur de soutènement..... 59

Figure IV.2: Organigramme de l'application de l'algorithme génétique dans l'optimisation.63

Figure IV.3 : l'évaluation de l'algorithme génétique 64

Figure IV.4: Le pré- dimensionnement du mur de l'exemple 01 (**livre de Braja**). 68

Figure IV.5 : Le pré- dimensionnement du mur de l'exemple 02 70

Liste des tableaux

Tableau III.1 : Classification des méthodes métaheuristiques 36
Tableau IV.1 : Paramètres du sol remblai et sol fondation 64
Tableau IV.2 : Paramètres du mur de soutènement 64
Tableau IV.3 : la conception optimale de l'exemple de validation 65
Tableau IV.4 : influence d'angle de frottement 65
Tableau IV.5 : l'influence de la surcharge Q 66
Tableau IV.6 : l'influence d'angle de remblais 67
Tableau IV.7 : les paramètres du sol de l'exemple 01 67
Tableau IV.8 : La conception de mur par «AG » de l'exemple 01 69
Tableau IV.9 : les paramètres du sol d'exemple 02 69
Tableau IV.10 : Les caractéristiques de matériaux de l'exemple 02 69
Tableau IV.11 : La conception du mur par AG de l'exemple 02 71
Tableau IV.12 : Tableau comparatif 71

INRODUCTION GENERALE

Introduction générale

Un mur de soutènement est une structure utilisée pour améliorer la stabilité des masses de terre instables sur leurs pentes naturelles. Ces pentes du sol se produisent fréquemment lors de la construction des voies ferrées, d'autoroutes, de ponts et d'autres projets de génie civil ; par conséquent, la conception à coût minimal des murs de soutènement en béton armé est une tâche d'optimisation de conception importante en raison de son application fréquente en génie civil.

Pour le dimensionnement des ouvrages de soutènement, il peut être judicieux de distinguer les principaux types d'ouvrages de soutènement suivant :

Les murs-poids qui sont des murs en pierre, en béton ou en béton armé, ayant une semelle de base horizontale avec ou sans talon, épaulement ou contrefort. Le poids du mur lui-même, qui inclut parfois une masse stabilisatrice de sol ou de rocher joue un rôle important dans le soutènement du matériau retenu.

Les murs encastrés sont des murs relativement minces en acier, en béton armé ou en bois, supportés par des ancrages, des butons et/ou la butée des terres. La résistance à la flexion de ces murs joue un rôle important dans le soutènement du matériau retenu alors que le poids du mur a un rôle insignifiant.

La conception des murs de soutènement doit satisfaire aux exigences géotechniques, structurelles et économiques. Une approche par essais et erreurs est généralement nécessaire pour concevoir des murs de soutènement : les concepteurs doivent développer une conception d'essai initiale pour que le mur atteigne une conception finale appropriée qui satisfait toutes les exigences. Cependant, il n'y a aucune garantie que la conception finale sera une conception économique. La conception optimale d'un mur de soutènement a fait l'objet de nombreuses études dans le passé. La modélisation mathématique de la procédure de conception de mur en tant que fonction objective d'optimisation sera une méthode efficace pour atteindre la conception optimale.

Récemment, plusieurs chercheurs ont tenté d'utiliser diverses méthodes métaheuristiques d'optimisation telles que l'algorithme génétique, **optimisation par essaims particulaires. Ces algorithmes font partie des méthodes d'intelligence artificielle, ils s'utilisent** pour résoudre des problèmes non linéaires et complexes comme l'optimisation de la conception des murs de soutènement. Ces algorithmes n'ont besoin d'aucune solution initiale sont capable de rechercher des solutions dans un large espace possible.

L'objectif principal de ce mémoire est trouver la conception optimale d'un mur de soutènement de type cantilever en utilisant l'algorithme génétique. Pour ce faire, un code de trois fichiers (fichier de la fonction objective, fichier des contraintes et fichier principal) a été développé en utilisant le logiciel MATLAB.

Le mémoire se compose de quatre chapitres, une introduction générale et une conclusion générale. Après une introduction ou nous avons exposé la problématique, l'objectif et plan du mémoire), le chapitre I présente une généralité sur les murs de soutènement, Le chapitre II présente les approches et les méthodes de calcul. Le chapitre III décrit les différents types des méthodes d'optimisations .le chapitre IV présente le noyau de notre travail. Dans cette partie, nous avons exposé les différents résultats de l'application de l'algorithme génétique sur un mur cantilever ainsi qu'une étude paramétrique. Pour valider la performance du modèle développé dans ce mémoire, une étude comparative avec un cas réel (mur de soutènement sur les hauteurs de la commune ramdan djamel) fait à skikda par le bureau d'étude a été élaborée. Enfin une conclusion générale présentant les différents résultats trouvés dans ce mémoire ont été présentés.

CHAPITRE I

GENERALITE SUR LES MURS DE SOUTENEMENT

I. Introduction

Les murs de soutènements sont des ouvrages qui servent à protéger les chaussées contre le risque d'éboulement ou d'avalanche, ou en site pour réduire l'emprise d'un terrain naturel, en vue de la construction d'une route, d'un bâtiment ou d'un ouvrage. Le terme "mur de soutènement" désigne les ouvrages en maçonnerie, béton ou Béton armé pour lesquels le soutènement est assuré par une paroi résistante encastrée sur une semelle de fondation

II. Type des murs de soutènement

II.1 Mur poids

Le type d'ouvrage le plus classique et le plus ancien est le mur poids en béton ou en maçonnerie. Ce sont des ouvrages rigides qui ne peuvent supporter sans dommages des tassements différentiels. C'est le genre de murs qui convient le mieux pour résister par son propre poids sur des hauteurs de 2 à 3 m de remblais [1].

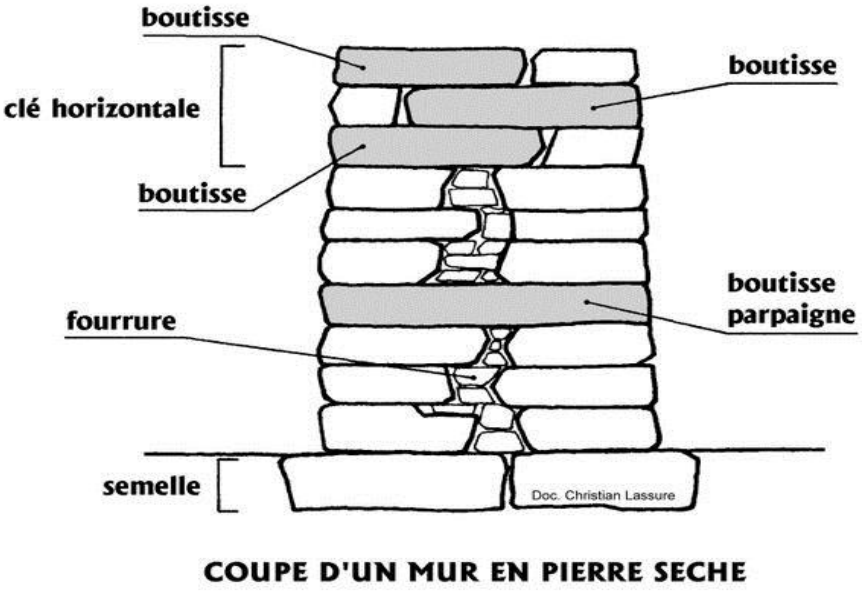


***Figure (I.1)** : Coupe Mur en maçonnerie de pierres sèches.*

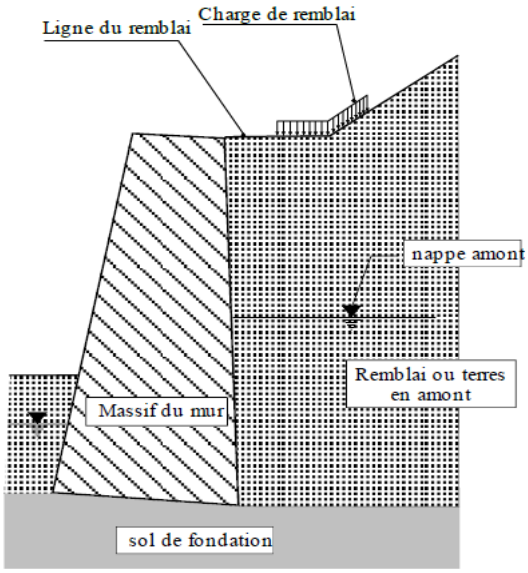


Figure (I.3) *: Mur poids en béton.*

Figure (I.2) *: Mur en maçonnerie jointoyée.*

II.1.1 Mur en gabions

C'est un mur dérivé du mur poids, il a la forme d'une caisse chargée par sa partie haute de cailloux. Les murs gabions peuvent être assimilés à des murs poids ou caisson : il s'agit d'une enveloppe de fil de fer grillagée parallélépipédique remplie de gros galets laissant le drainage de l'eau et évitant ainsi toute pression hydrostatique. Ce type de murs convient dans le cas de terrains compressibles [1].

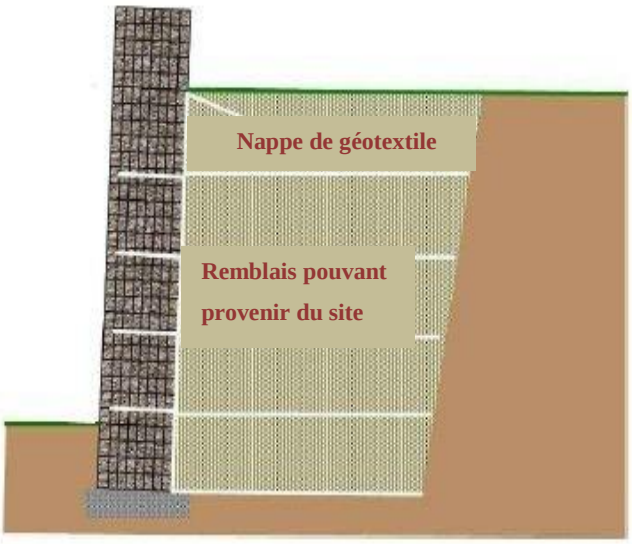


Figure (I.4) *: Mur en gabions.*

II.1.2 Les murs en éléments préfabriqués

Ce sont des murs en béton armé préfabriqué ou en métal constitués d'élément superposés. Ce dispositif offre un aspect architectural très intéressant, la face visible n'est pas forcément plane et uniforme, certains éléments étant avancés ou reculés les unes par rapport aux autres.

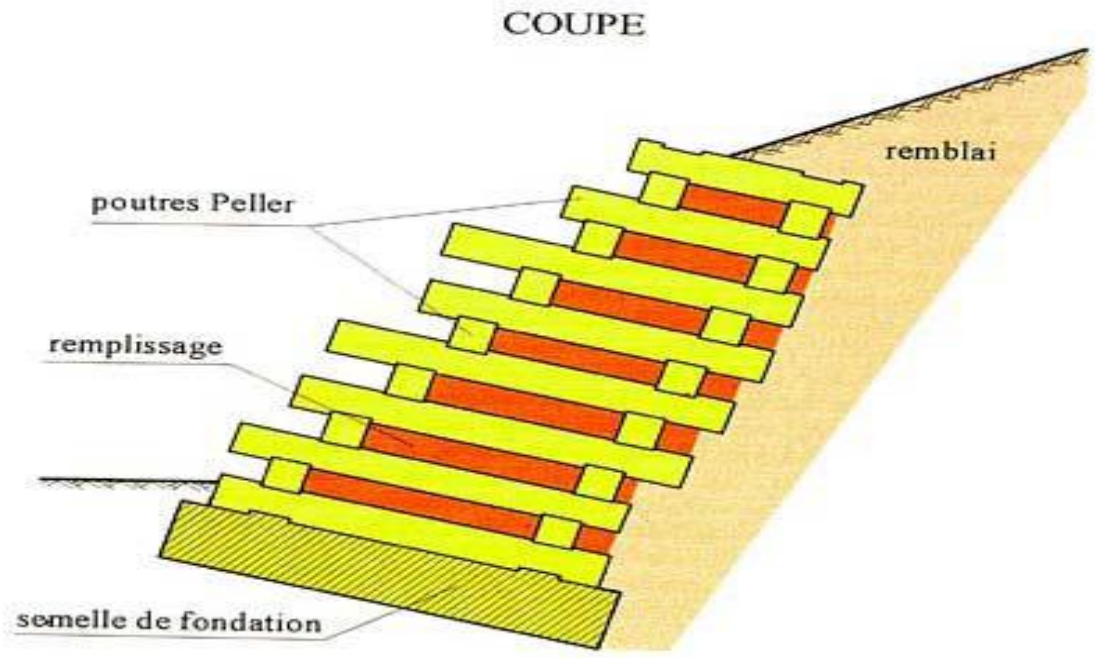


Figure (I.5) : *Mur en éléments préfabriqués en béton empilés (PELLER)* [1].

II.1.3 Les murs en béton armé

Les murs en béton armé peuvent avoir des formes diverses et être réalisés de façons multiples.

- **Mur en «T renversé » classique**

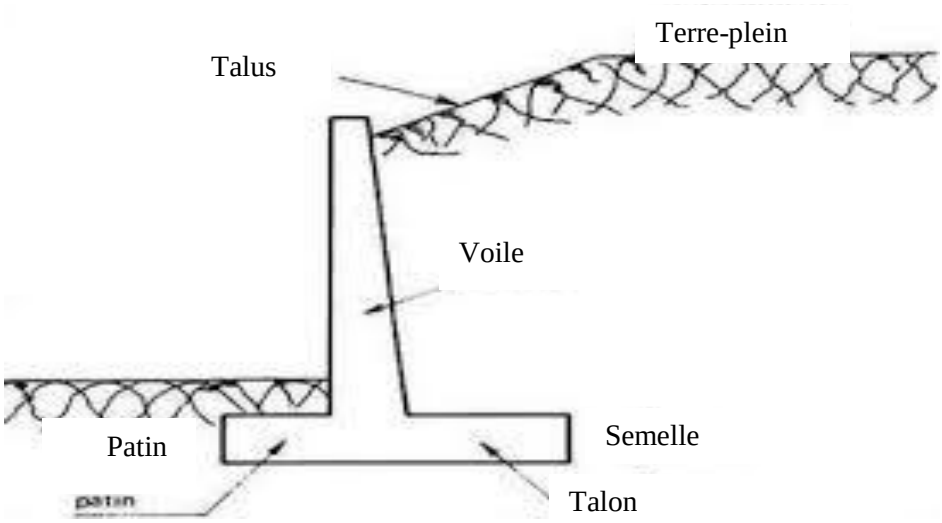


Figure (I.6) *: Mur en «T renversé».*

Le mur en « T renversé » est la forme classique pour un mur en béton armé de treillis soudé. Il est économique sans contreforts, tant que sa hauteur n'excède pas 5 à 6 mètres, et peut-être réalisé sur un sol de qualités mécaniques peu élevées. En effet, par rapport à un mur-poids de même hauteur, il engendre des contraintes sur le sol plus faibles pour une même largeur de semelle [11].

Dans le cas de murs en déblai (c'est-à-dire réalisés en terrassant un talus) les limitations de volume de terrassement et les difficultés de tenue provisoire des fouilles obligent à réduire le talon et à augmenter le patin [11] la (figure(I.7)).

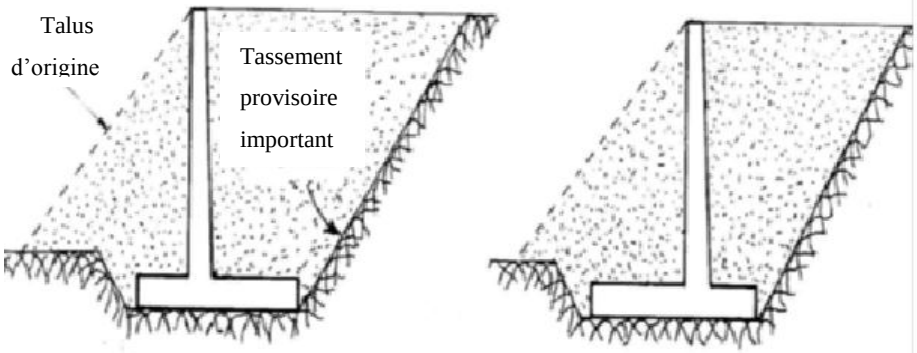


Figure (I.7) *: Présentation murs en déblai.*

Parfois, la stabilité au glissement du mur nécessite de disposer sous la semelle une «bêche». Celle-ci peut être soit à l'avant, soit à l'arrière de la semelle, soit parfois encore en prolongement du voile. Cette bêche est toujours coulée en «pleine fouille » sans coffrage. Le premier cas (**1**) peut paraître intéressant car il permet de mettre la semelle totalement hors gel. Mais à l'ouverture de la fouille de la bêche, il y a un risque de décompression du sol dans la zone où il est le plus sollicité. De plus, il y a aussi un risque de voir, après la construction du mur, la butée devant la bêche supprimée par des travaux de terrassement (ouverture d'une tranchée pour poser d'une canalisation par exemple).

Le 3ème cas est peu employé. Il est néanmoins très intéressant car il permet de réaliser facilement le ferraillage de l'encastrement du voile sur la semelle en prolongeant dans la bêche les treillis soudés formant armatures en attente [11].

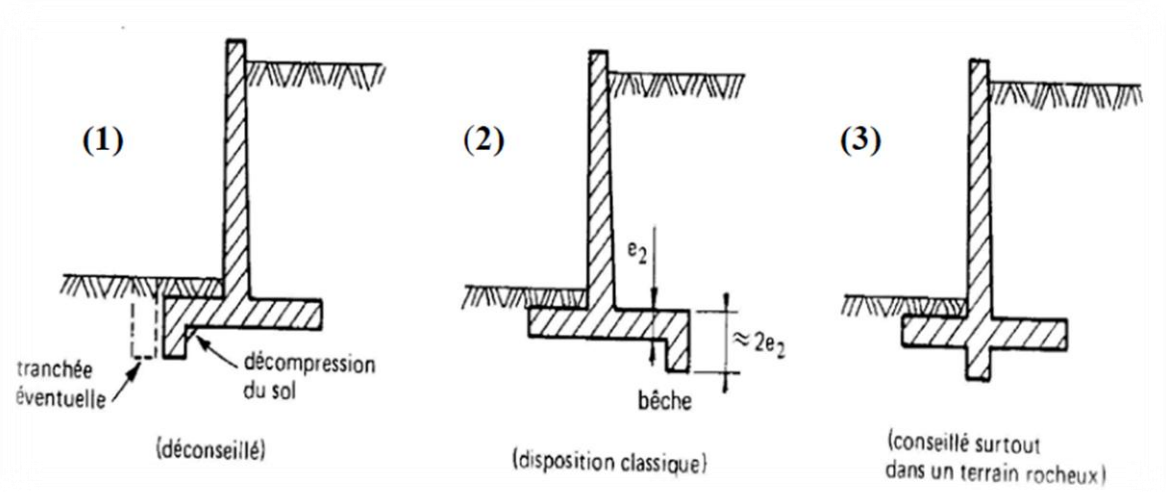


Figure (I.8) *: Diverses dispositions de la bêche.*

- **Mur à contreforts**

Figure (I.9) *: Mur a contreforts.*

Lorsque la hauteur du mur devient importante ou que les coefficients de poussée sont élevés, le moment d'encastrement du voile sur la semelle devient grand. Une première solution consiste à disposer des contreforts dont le but est de raidir le voile.

- **Murs divers**

On peut encore adopter d'autres solutions pour limiter les poussées des terres sur le voile des murs, mais elles sont d'un emploi peu fréquent. Ces solutions, certes astucieuses et séduisantes, ont l'inconvénient d'être d'une exécution difficile et de grever le coût du mur, même si l'on économise par ailleurs sur la matière.

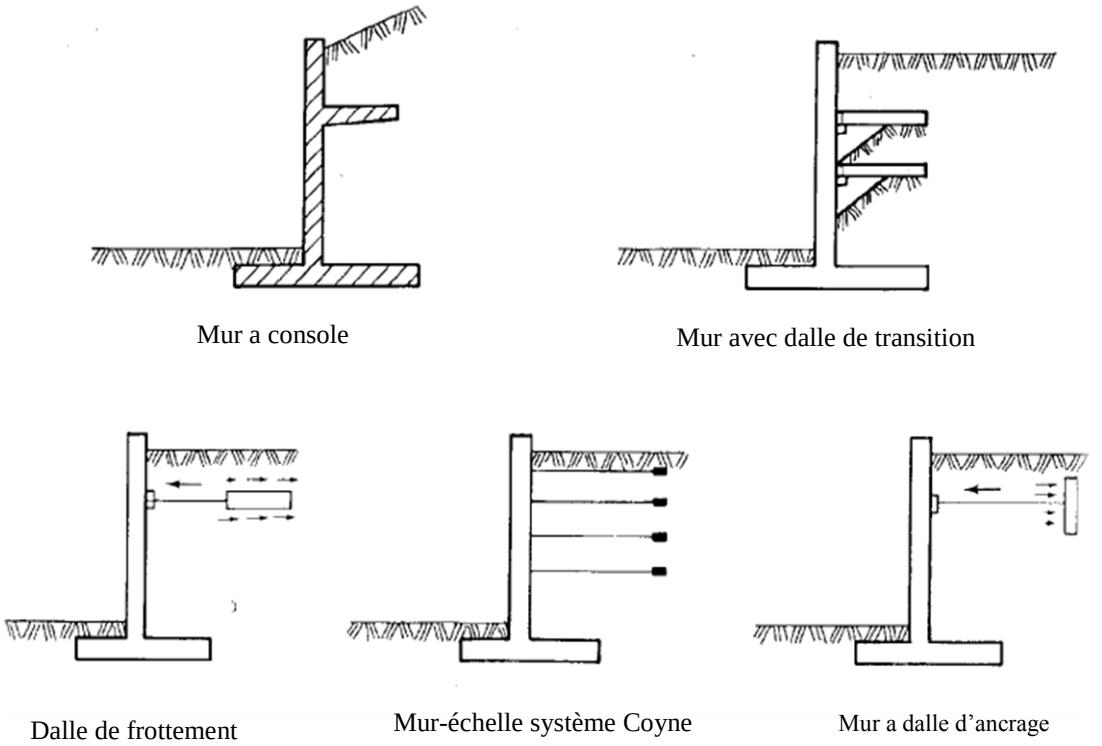


Figure (I.10): *Murs ancrés par dalle de frottement, tirant, ou dalle d'ancrage* [11].

II.2 Type des écrans de soutènement

II.2.1 Les murs en parois moulées

Les murs en parois moulées, technique qui consiste à construire un mur au sein du sol en place, avant toute excavation, par bétonnage d'une tranchée remplie de boue pour en assurer la stabilité. Cette technique est particulièrement utilisée pour les travaux sous la nappe, en zones urbaine et portuaire. Une paroi moulée fonctionne par encastrement total ou partiel dans le sol de fondation [1].

Figure (I.11) : *Les murs en parois moulées.*

II.2.2 Les rideaux de palplanches

Les rideaux de palplanches, encastrés dans le sol de fondation : ce sont des ouvrages de soutènement flexibles, où l'interaction structure-remblai a une influence prépondérante sur le comportement de l'ouvrage [1].

Figure (I.12) : *Les rideaux de palplanches.*

II.2.3 Les murs en terre armée

La terre armée est une technique relativement récente. Le principe consiste à associer un sol pulvérulent à un renforcement (armatures) résistant à la traction. L'ouvrage est terminé sur sa face vue par un parement destiné à retenir les grains de sol entre les lits d'armatures. Les principaux avantages de la terre armée résident dans son économie, son intégration aux ouvrages en terre et surtout dans sa grande déformabilité qui lui permet de s'adapter sans risques à des mouvements de terre importants [1].

Figure (I.13) *: Mur en terre armée.*

III. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exposé les différents types d'ouvrages de soutènement et vu l'objectif de ce mémoire qui consiste à l'optimisation du mur cantilever, une présentation des méthodes de conception de ce type de mur de soutènement sera détaillée dans le chapitre suivant.

CHAPITRE II

METHODES DE CONCEPTION DES MURS DE SOUTENEMENT

I. Introduction

Le mur de soutènement en béton de type cantilever est un mur qui permet de contenir des terres (ou tout autre matériau granulaire ou pulvérulent) sur une surface réduite.

Ces avantages sont :

- Utilisables lorsque le sol de fondation est de bonne portance
- et / ou le patin-semelle peut mobiliser une butée sure.
- Économiques pour les hauteurs comprises entre 4 à 7 m.
- Moins de dépense de matière.
- Moins de contraintes sur le sol de fondation**.**

La conception des murs de soutènement est devisée en deux phases : conception géotechniques et conception structurelle.

Dans la phase de conception géotechnique, le mur doit être vérifié pour les modes de renversement, de glissement et de défaillance de la capacité portante. Par contre dans la phase de conception structurelle, le mur doit être vérifie pour la rupture due au cisaillement et au moment dans le voile et la semelle. Les deux phases de conception se basent sur la détermination des pressions des terres active et passive. Ces derniers seront calculés par la théorie de Coulomb et Rankine. Ces deux théories seront détaillées dans la section suivante :

II. Approche et calcul statique

II.1 Les forces agissantes sur un mur cantilever

Toutes les forces efficaces sur le mur en béton armé ; W2 est le poids du remblai agissant sur le talon du mur ; W3 est le poids du sol sur la pointe du mur ; Q est la charge de surcharge distribuée (Q est la charge de surcharge résultante) ; Pa est la force résultant de la pression active du sol (poussée) ; Pb est la force résultant de base et la partie avant de la section de pied (butée), et Pr est la force résultant de la contrainte portante du sol de base.

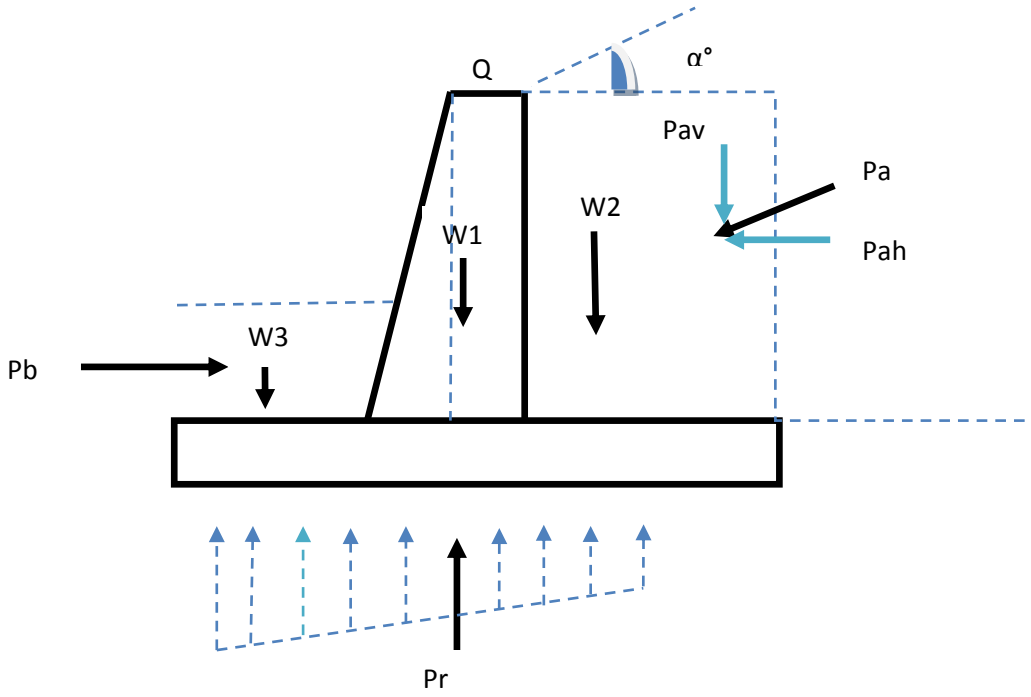


Figure (II.1) : *Les forces agissant sur un mur cantilever.*

Les coefficients de pression terrestre active et passive sont évalués en utilisant la théorie de Rankine en utilisant des équations. **(2.1)** et **(2.2)** [2], respectivement :

$$Ka = \cos\beta \frac{\cos\alpha - \sqrt{\cos^2\alpha - \cos^2\theta}}{\cos\alpha + \sqrt{\cos^2\alpha - \cos^2\theta}} \qquad (\mathbf{2.1})$$

$$Kp = \tan^2\left(45 + \frac{\theta}{2}\right) \qquad (\mathbf{2.2})$$

Où **α** est la pente de remblais et **Ø** est l'angle de frottement de la pente de remblais

- **<u>Calcul des forces agissantes</u> :**

Les poids propres du mur : ⇒ **W1= γb×As ×1ml**

Les poids propre de remblai : ⇒ **W2, W3= γ ×As ×1ml**

NB :

γb : Le poids volumique du mur en KN/m^3

γ : le poids volumique de sol de remblais en KN/m^3

As : la surface en m^2

II.1.1 Etude des poussées et butées des terres

II.1.1.1 Etat des sols

Les sols exercent des pressions verticales sur les couches sous-jacentes, ce qui engendre des pressions horizontales dites « poussée des terres ». Un ouvrage de soutènement doit être alors conçu de manière à résister à cette poussée [4].

a. <u>Etat des sols au repos</u>

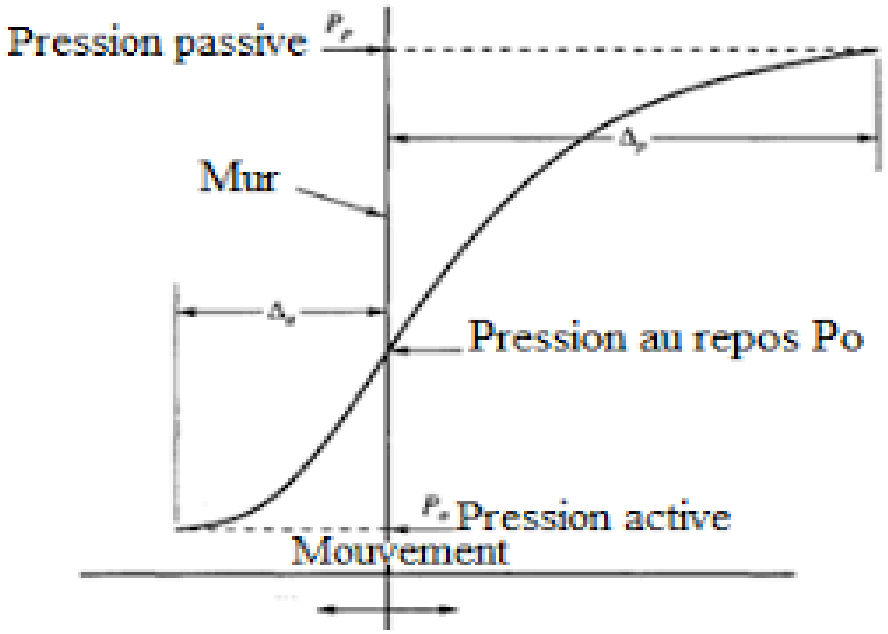


Figure (II.2) : *Développement des pressions actives et passives de la terre.*

L'état des contraintes dans le sol n'est pas hydrostatique : la contrainte horizontale ou latérale n'est pas égale à la contrainte verticale. En mécanique des sols

La contrainte horizontale totale est définie en fonction de la contrainte Verticale totale par la relation [4] :

$$\sigma h = K\sigma v \qquad \textbf{(2.3)}$$

K : coefficient de la pression des terres.

- La contrainte horizontale effective est définie en fonction de la contrainte verticale effective par la relation [4]:

$$\sigma' h = K0\sigma' v \qquad \textbf{(2.4)}$$

K0 : le coefficient des terres au repos.

A la profondeur *z* sous un remblai indéfini :

- La contrainte verticale (sur une facette horizontale) est :

$$\sigma v = \gamma z \quad \textbf{(2.5)}$$

γ: Le poids volumique du sol

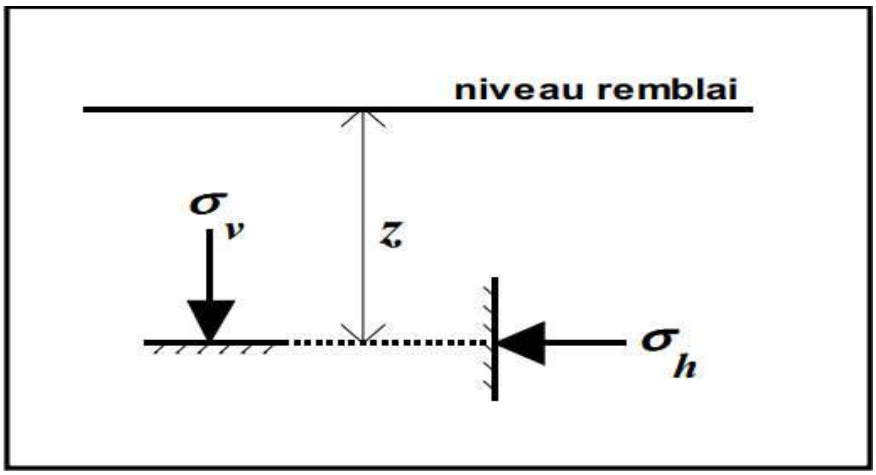


Figure (II.3) : *Contrainte au repos.*

On peut trouver des relations analytiques donnant K0 en fonction des propriétés du sol [4] [5].

- Pour un sable, Jaky (1944) a montré expérimentalement que $K0 = 1 – \sin\phi$.
- Pour les argiles molles et les vases K0 = 1.
- Pour les argiles normalement consolidées K0 ≈ 5,0.

b. <u>Notions de poussée et de butée</u>

Théoriquement, deux états de rupture peuvent être résultats des déformations ou des déplacements atteignant une valeur suffisante qui vaut grossièrement H/1000 pour mobiliser la poussée et supérieure à H/100 pour mobiliser la butée. Il en résulte respectivement une pression active et une pression passive du sol. Lorsque l'écran se déplace dans le sens d'une expansion du massif du sol ou vers l'extérieur du massif on parle de pression active ou de poussée et quand l'écran se déplace dans le sens d'une compression du massif ou vers l'intérieur du massif la pression est passive ou butée [8].

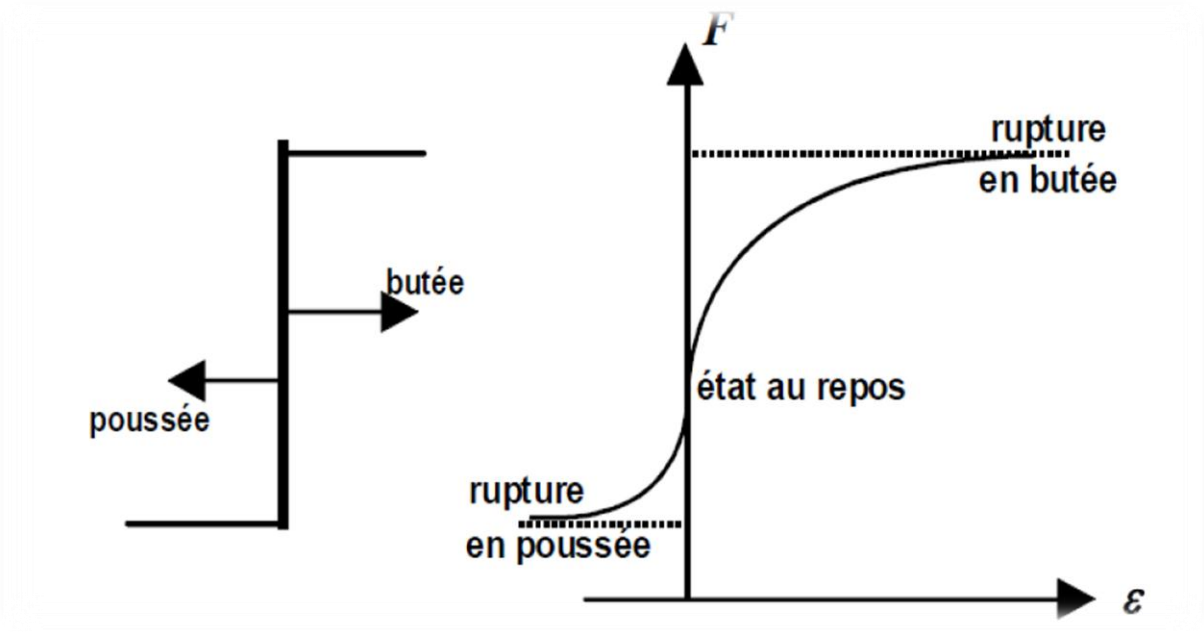


Figure (II.4) : *Principe de la poussée et de la butée* [9].

II.1.1.2 Évaluation des coefficients de poussée et de butée

- **<u>Cas des sols pulvérulents (ex : sables)</u>**

Considérons un massif de sol soumis à la gravité et éventuellement à une surcharge surfacique q:

Si l'on suppose que la contrainte verticale est une contrainte principale dans le massif de sol, nous avons la seconde contrainte principale qui est horizontale et définie par [8] :

$$\sigma h' = K0\sigma v' \quad \textbf{(2.5)}$$

$$\sigma v' = q + \gamma z - u \quad \textbf{(2.6)}$$

Avec K0 le coefficient des pressions latérales au repos, γ le poids volumique du sol et u La pression interstitielle. Pour les sols pulvérulents, le critère de rupture du sol est du type Mohr-Coulomb, donné par :

$$\tau = \sigma' \tan(\varphi') + c \quad \textbf{(2.7)}$$

Les cas de rupture en poussée et butée peuvent être représentés respectivement à gauche et à droite du point A dans le diagramme de Mohr [9] (Figure (1I.5)).

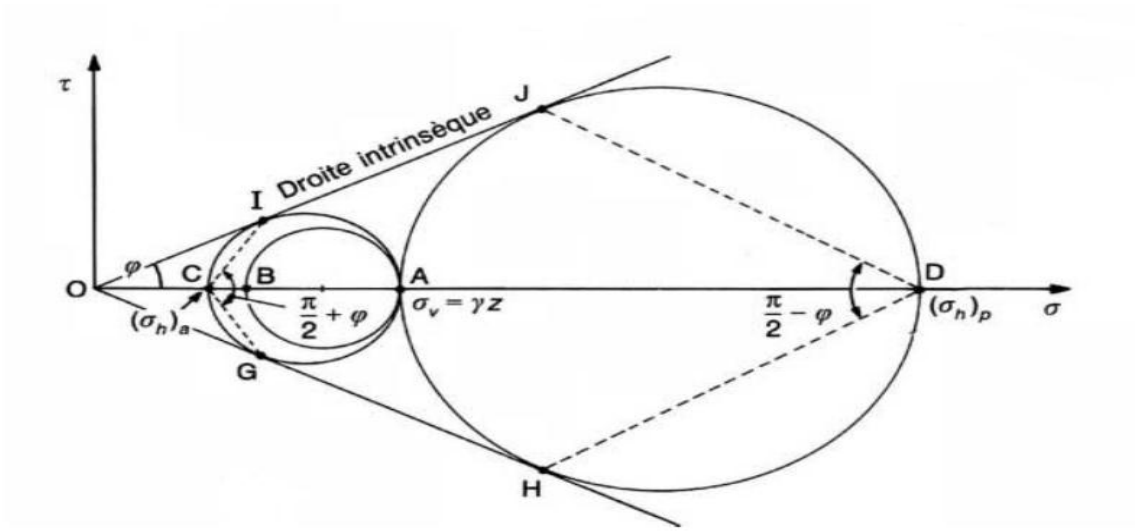


Figure (II.5) : *Calcul des coefficients de poussée et de butée par le cercle de Mohr*. [9]

Calcul de la contrainte horizontale pour laquelle le cercle de Mohr est tangent au critère de rupture donne les relations :

- En poussée :

$$\sigma' ha = Ka\ \sigma'\mathrm{v} - 2\sqrt{Ka}\ \ \mathrm{C}' \qquad (\mathbf{2.8})$$

- En butée :

$$\sigma'\mathrm{hp} = Kp\ \sigma'\mathrm{v} - 2\sqrt{Kp}\ \ C' \qquad (\mathbf{2.9})$$

Avec :

$$\mathrm{Ka} = \tan(\frac{л}{4} - \frac{Ø'}{2}) \qquad (\mathbf{2.10})$$

$$\mathrm{Kp} = \frac{1}{\mathrm{Ka}} \qquad (\mathbf{2.11})$$

- **Cas des sols fins (ex : argiles)**

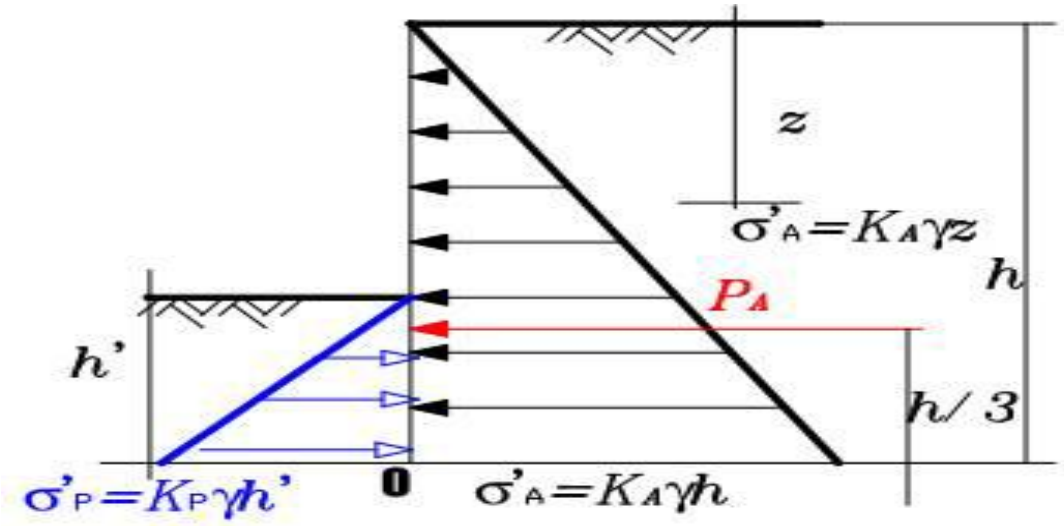


Figure (II.6) : *Représente les contraintes horizontales.*

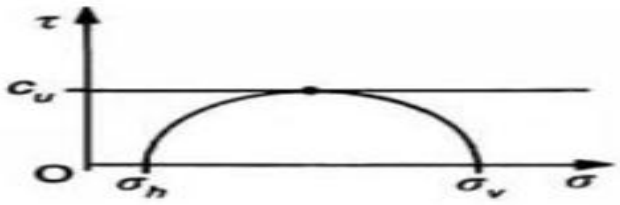
Dans cette hypothèse, il faut distinguer les comportements à court et long terme, en fonction du drainage du massif. Le critère à la rupture change au cours du temps.

- À court terme à la rupture (critère de Tresca) :

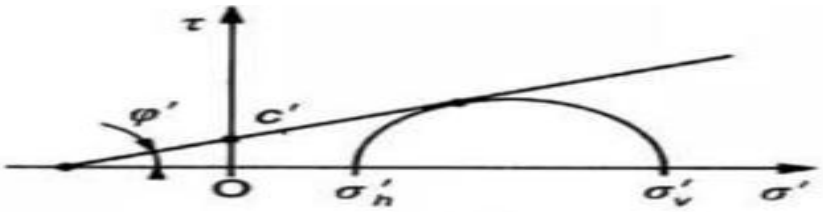
$\tau = Cu$ **(2.12)**

- À long terme, comme pour les sols pulvérulents :

$\tau = \sigma' \tan(\emptyset') + C'$ **(2.13)**



a) Comportement nom drainé $\sigma h = \sigma v - 2Cu$



b) Comportement drainé $\sigma' h = Ka - 2C'\sqrt{Ka}$

Figure (II.7) *: Ruptures à court et long terme d'un sol fin.* [9]

II.1.1.3 Calcul des forces de poussée et de butée

Plusieurs méthodes ont été développées en se basant sur la théorie des états limites de poussée et de butée et elles sont pratiquement utilisées dans les calculs des ouvrages de soutènements.

La méthode de coulomb est la méthode fondatrice de toutes les autres méthodes développées ultérieurement à l'instar des méthodes de Rankine, Boussinesq-Caquot et Kérisel, Sokolovski,

Cullmann, les états correspondants, Brunch Hansen, la ligne élastique et la poutre équivalente.

a. Théorie de Coulomb

Charles Augustin Coulomb (1736 - 1806) a été d'abord un ingénieur du génie militaire avant de devenir plus tard un physicien encore plus célèbre par ses mémoires sur l'électricité et le magnétisme entre 1785 et 1791. Son premier ouvrage important fut, en tant que «Lieutenant en Premier du Génie », la construction de 1764 à 1772 à la Martinique du fort Bourbon. A son retour en métropole en 1773 il publie à l'Académie des sciences un important mémoire de mécanique appliquée.

Coulomb suppose que la surface de rupture soit plane (coin de Coulomb).

Coulomb calcule la poussée A par rapport à un plan quelconque et détermine par les règles de maximis et de minimis sa valeur maximum.

Soit un écran vertical soutenant un massif de sol sans cohésion avec un terre-plein horizontal (Figure (II.8)) [1].

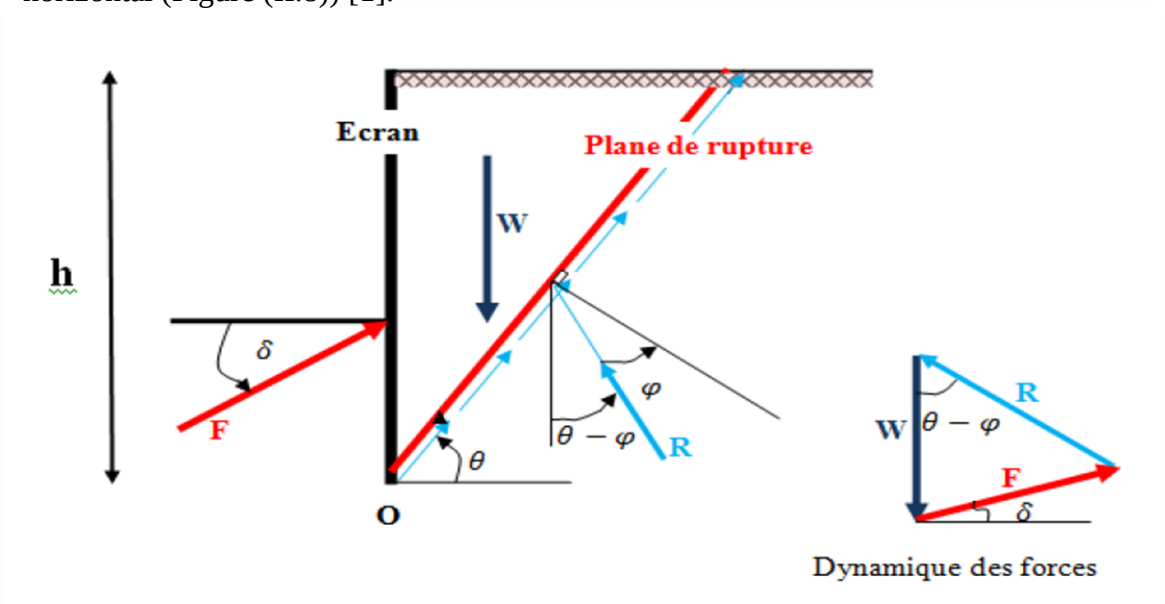


Figure (II.8) : *Equilibre du coin Coulomb.*

On suppose que la surface de rupture potentielle est un plan (coin de Coulomb) passant par le pied de l'écran et faisant un angle θ avec l'horizontale.

On fait l'hypothèse que la contrainte de cisaillement σ, φ est complètement mobilisée le long de ce plan. Le coin de Coulomb se comporte de façon rigide-plastique, ce qui n'est pas le cas généralement surtout si l'écran est de grande hauteur.

La réaction totale du sol $\vec{R}$ sur lequel glisse le coin de Coulomb est donc incliné de l'angle θ sur la normale au plan de rupture

Le principe consiste simplement à écrire l'équilibre des forces en présence $\overrightarrow{R}$, $\overrightarrow{W}$ et $\overrightarrow{Fa}$, $\overrightarrow{W}$ étant le poids du mur et $\overrightarrow{Fa}$ la poussée du sol incliné de δ sur la normale à l'écran (Figure(II.8)).

On détermine ainsi Fa en fonction de l'angle θ. La méthode de coulomb consiste à prendre le maximum de F(θ) (maximis) pour calculer la poussée $\overrightarrow{Fa}$ Ce serait le contraire pour la butée (minimis) [1].

En application de la méthode de coulomb. On calcule la poussée en supposant que δ=0

$$\mathrm{Fa} = \mathrm{R}\sin(\theta - \varphi) \qquad (\mathbf{2.13})$$

$$\mathrm{W} = \mathrm{R}\cos(\theta - \varphi) \qquad (\mathbf{2.14})$$

$$\mathrm{Fa} = \mathrm{W}\frac{\sin(\theta - \varphi)}{\cos(\theta - \varphi)} = W\tan(\theta - \varphi) \qquad (\mathbf{2.15})$$

$$\mathrm{Fa} = \frac{1}{2}\gamma \mathrm{h}^2 \cot\theta \tan(\theta - \varphi) \qquad (\mathbf{2.16})$$

$$\frac{dFa}{d\theta} = \frac{1}{4}\gamma \mathrm{h}^2 \left[\frac{\sin 2\theta - \sin 2(\theta - \varphi)}{\sin^2\theta \cos^2(\theta - \varphi)}\right] = 0 \qquad (\mathbf{2.17})$$

$$\rightarrow \sin 2\theta - \sin 2(\theta - \varphi) = 0 \qquad (\mathbf{2.18})$$

La solution de cette équation :

$$\theta = \frac{\pi}{4} + \varphi \qquad (\mathbf{2.19})$$

Dans le coefficient :

$$\mathrm{Ka} = \cos\left(\frac{\pi}{4} + \varphi\right)\tan\left(\frac{\pi}{4} - \varphi\right) = \tan^2\left(\frac{\pi}{4} - \varphi\right) \qquad (\mathbf{2.20})$$

Et

$$Ka = \tan^2\left(\frac{\pi}{4} - \varphi\right) \qquad (\mathbf{2.21})$$

$$Fa = \tan^2\left(\frac{\pi}{4} - \varphi\right)\frac{1}{2}\gamma h^2 \qquad (\mathbf{2.22})$$

b. Théorie de RANKINE

En plus des hypothèses suivantes :

- Sol semi-infini, homogène, isotrope,
- Condition de déformation plane,
- Courbe intrinsèque de MOHR-COULOMB
- Massif à surface libre plane,

RANKINE (1857) avait rajouté l'hypothèse que la présence d'un écran ne modifie pas la répartition des contraintes dans le massif [1].

➢ **Cas général :**

Avec cette hypothèse, on peut déterminer la répartition des contraintes de poussée (ou de butée) le long d'un plan OD, dans le cas d'un sol pesant pulvérulent (γ, θ) non surchargé.

Le calcul de la contrainte à une profondeur z sur le plan OD s'effectue à partir du cercle de MOHR, le plus petit pour l'équilibre de poussée, passant par l'extrémité M du vecteur contrainte qui s'exerce sur la facette parallèle à la surface libre et tangent aux droites intrinsèques de COULOMB (η = ζ tan θ). L'équilibre de butée s'étudierait à partir du cercle de MOHR, le plus grand pour l'équilibre de butée, passant par le même point M et tangent également aux droites intrinsèques de COULOMB la (figure (II.9)).

OM est le vecteur contrainte γz. Cos β s'exerçant sur la facette parallèle à la surface libre, à une profondeur z.

OM' est le vecteur contrainte s'exerçant sur la facette verticale à la même profondeur z. Ces deux contraintes sont conjuguées [10].

ON est le vecteur contrainte s'exerçant sur la facette inclinée de à la même profondeur z.

Le développement des calculs montre que :

- L'angle δ, que fait le vecteur t avec la normal à la facette dépend de θ, λ et β, δ il est constant quelle que soit la profondeur z puisqu'il ne dépend pas de z.

$$\tan\delta = \frac{\sin\varphi\,\sin(2\lambda + \alpha - \beta)}{1 - \sin\varphi\,\cos(2\lambda + \alpha - \beta)} \qquad (\mathbf{2.23})$$

Avec α, angle auxiliaire défini par :

$$\sin\alpha = \frac{\sin\beta}{\sin\varphi} \qquad (2.24)$$

En particulier, si l'écran est vertical, le cercle de Mohr montre directement que $\delta = \beta$ le vecteur contraint de poussée est parallèle à la pente.

Les lignes de glissement, enveloppes des facettes de glissement forment un réseau de droites faisant entre elles un angle $\frac{\pi}{4} = \varphi$

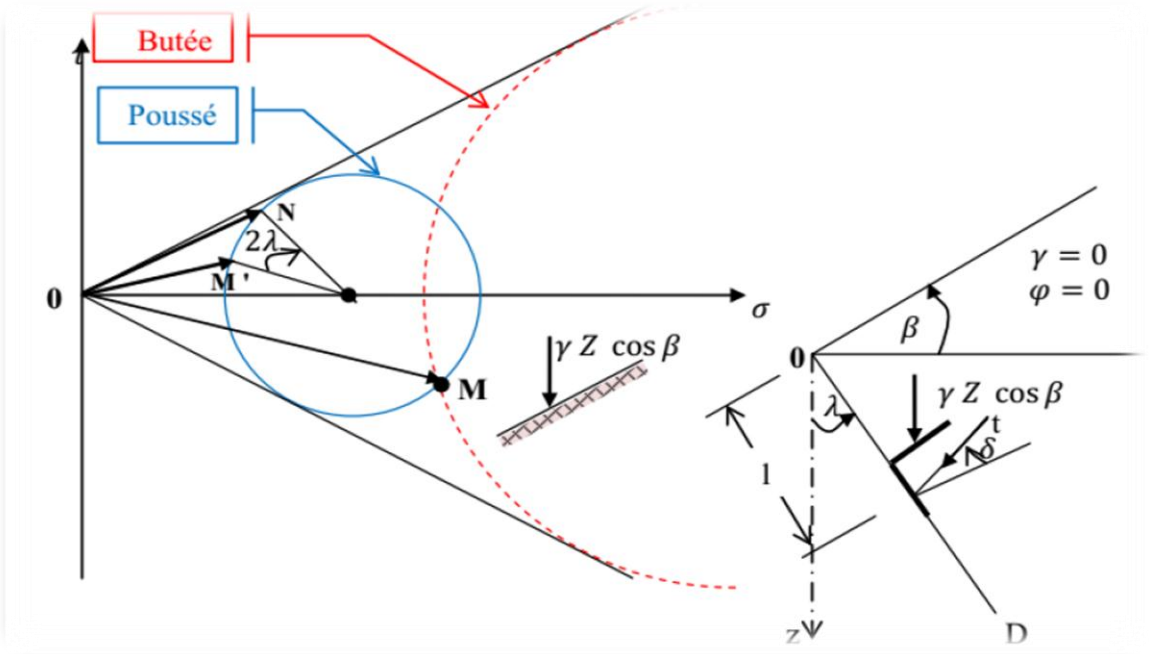


Figure (II.9) : *Équilibre de poussée et de butée de RANKINE.*

La contrainte t_a en un point du plan OD (écran) est proportionnelle au rayon polaire *l*. La distribution des contraintes est donc triangulaire, t_a fait un angle δ avec la normale à l'écran.

$$ta = \left\{\frac{\cos(\lambda - \beta)\sin\alpha}{\cos\delta\sin(\alpha+\beta)}\left[1 - \sin\varphi\cos(2\lambda + \varphi - \beta)\right]\right\}\gamma * l \qquad (2.25)$$

Avec l'inclinaison δ par rapport à la normale à l'écran définie plus haut.

$$ta = Ka * \gamma * l \qquad (2.26)$$

$$\rightarrow Ka = \frac{\cos(\lambda - \beta)\sin\alpha}{\cos\delta\sin(\alpha+\beta)}\left[1 - \sin\varphi\cos(2\lambda + \varphi - \beta)\right] \qquad (2.27)$$

L'inconvénient de la théorie de RANKINE est que l'angle δ de la contrainte de poussée avec la normale à l'écran dépend des conditions géométriques mais n'a **pas la réalité physique** d'un angle de frottement sol-écran.

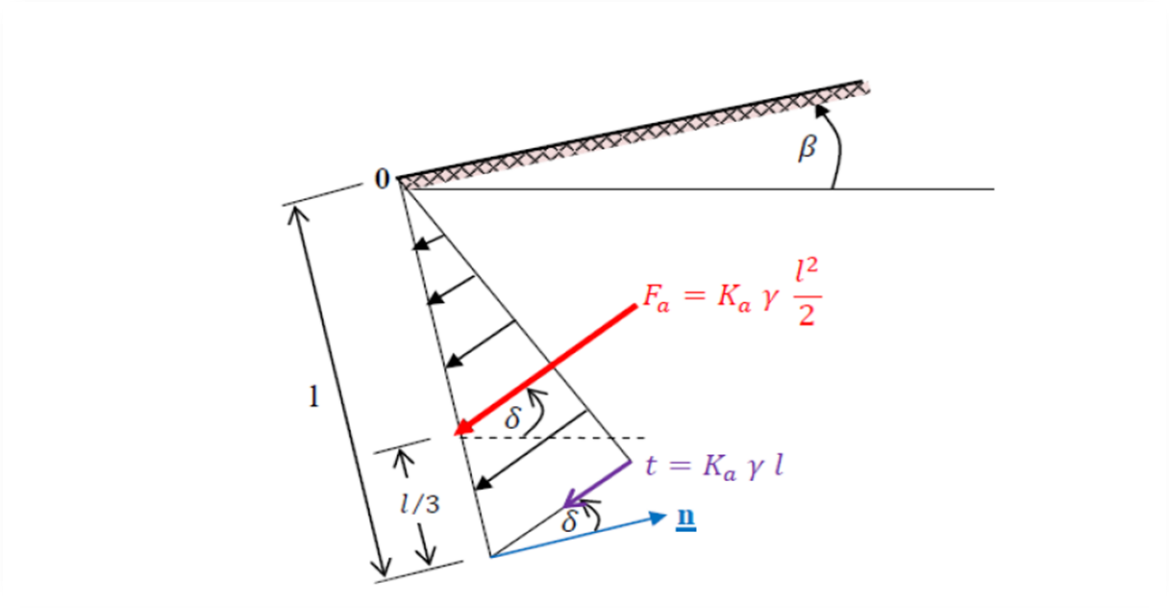


Figure (II.10) *: Diagramme de poussée sur l'écran l.*

La répartition des contraintes de poussée sur l'écran est donc linéaire en fonction de *l* ; cette répartition triangulaire donne directement la force de poussée

$$\mathrm{Fa} = \mathrm{Ka} * \gamma * \frac{l^2}{2} \qquad (\mathbf{2.28})$$

Dont le point d'application est situé au *l*/3 à partir de la base de l'écran. [1]

Cas particulier : écran vertical, surface libre horizontale

Ce cas particulier, mais très fréquent, est beaucoup plus simple à traiter et des calculs rapides permettent de déterminer les coefficients de poussée Ka et de butée Kp.

Hypothèses :

$\beta = \lambda = \delta = 0$ (Pas de frottement sol-écran)

$\varphi \neq 0$

$C = 0$

Cas du sol seulement frottant (Sable, gravier, argile drainée cisaillée dans le domaine normalement consolidé).

Les formules valeur des coefficients de poussée Ka butée Kp sont égales :

$$\mathrm{Ka} = \tan^2\left(\frac{\pi}{4} - \frac{\varphi}{2}\right) \qquad (\mathbf{2.29})$$

$$\mathrm{Kp} = \tan^2\left(\frac{\pi}{4} + \frac{\varphi}{2}\right) \qquad (\mathbf{2.30})$$

c. Théorie de BOUSSINESQ:

BOUSSINESQ (1882) a amélioré la théorie de RANKINE en prenant **l'interaction réelle** entre le sol et l'écran, c'est-à-dire en **choisissant** la valeur de l'angle de frottement δ sol-écran.

Dans cet équilibre, BOUSSINESQ considère une première zone où on a l'équilibre de RANKINE.

Se raccordant à une seconde zone où il tient compte des conditions aux limites sur l'écran. [1]

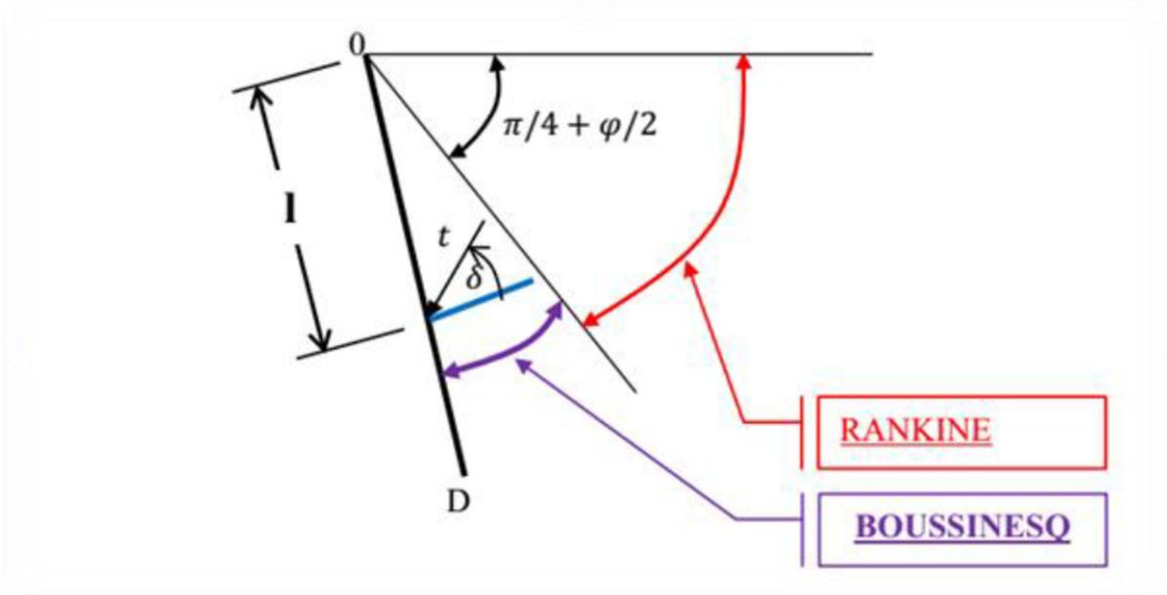


Figure (II.11) *: Équilibres de Boussinesq et de Rankine.*

BOUSSINESQ garde les résultats de RANKINE concernant la répartition des contraintes sur l'écran :

- L'obliquité des contraintes est **constante** le long de l'écran OD, elle est choisie et fixée à δ

- La répartition des contraintes sur l'écran est triangulaire :

$$t = Ka * \gamma * l \qquad (\mathbf{2.30})$$

Si BOUSSINESQ avait bien posé le problème, il n'a été résolu qu'en 1948 par **CAQUOT** et **KERISEL** qui en ont donné la démonstration suivante.

On travaillera en coordonnées polaires, pour lesquelles les équations d'équilibre

$$\mathrm{div}\tau + F = 0 \qquad (\mathbf{2.31})$$

S'écrivent :

$$\frac{\partial \sigma r}{\partial r} + \frac{\partial \sigma r}{r\,\partial \theta} + \frac{\sigma r - \sigma\theta}{r} = \gamma \cos\theta \qquad (\mathbf{2.32})$$

$$\frac{\partial \tau r}{\partial r} + \frac{\partial \sigma\theta}{r\,\partial \theta} + 2\frac{\tau}{r} = -\gamma \sin\theta \qquad (\mathbf{2.33})$$

σ r : Contrainte normale radiale.

σ θ : Contrainte normale orthoradiale.

τ : Contrainte de cisaillement.

En combinant les équations d'équilibre précédentes et les relations données par le cercle de Mohr des contraintes tangentes aux droites de Coulomb on établit le système des 2 équations différentielles suivantes :

$$\frac{\partial \sigma\theta}{\partial \theta} + 2\tau = -\gamma\, r \sin\theta \qquad (\mathbf{2.34})$$

$$\frac{\partial \sigma\theta}{\partial \theta} + 2(\sigma r - \sigma\theta) = -\gamma\, r \cos\theta \qquad (\mathbf{2.35})$$

Avec :

$$\sigma\theta = K\sigma r$$

Le système des deux équations différentielles a été intégré par Caquot et Kérisel, les calculs étant améliorés par ABSI pour donner des tables complètes de poussée et butée fournissant les coefficients **K**a et **K**p.

Le problème est déterminé par les conditions aux frontières :

- Surface libre : contraintes nulles.

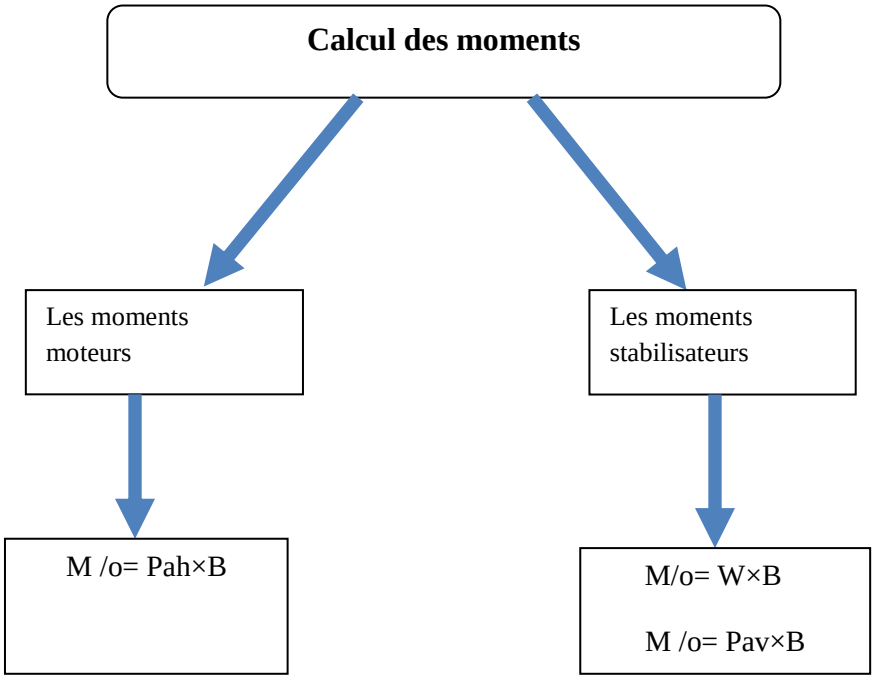
- Sur l'écran : obliquité imposée δ de la contrainte.

Entre la surface libre et la première ligne de glissement on a un équilibre de Rankine et entre la première ligne de glissement et l'écran un équilibre de Boussinesq.

Le tracé des lignes de glissement montre que les lignes de glissement diffèrent peu de lignes droites dans le cas d'équilibre de poussée, par contre elles s'en éloignent fortement dans le cas d'équilibre de butée.

II.2 Calcul des moments

Les moments agissantes sur le mur sont calculer par rapport aux point O comme illustrée dans la (figure (II.12)) et le schéma suivant représente la méthode de calcul des moments applique au mur afin de vérifier la stabilité vis à vis les facteurs de sécurité :



La (figure (II.12)) représente une combinaison d'action sur le mur avec :

W : Le poids propres.

B : Bras de levier / aux point o.

Pav : La pression active verticale.

Pah : La pression active horizontale.

G : Le centre de section (4).

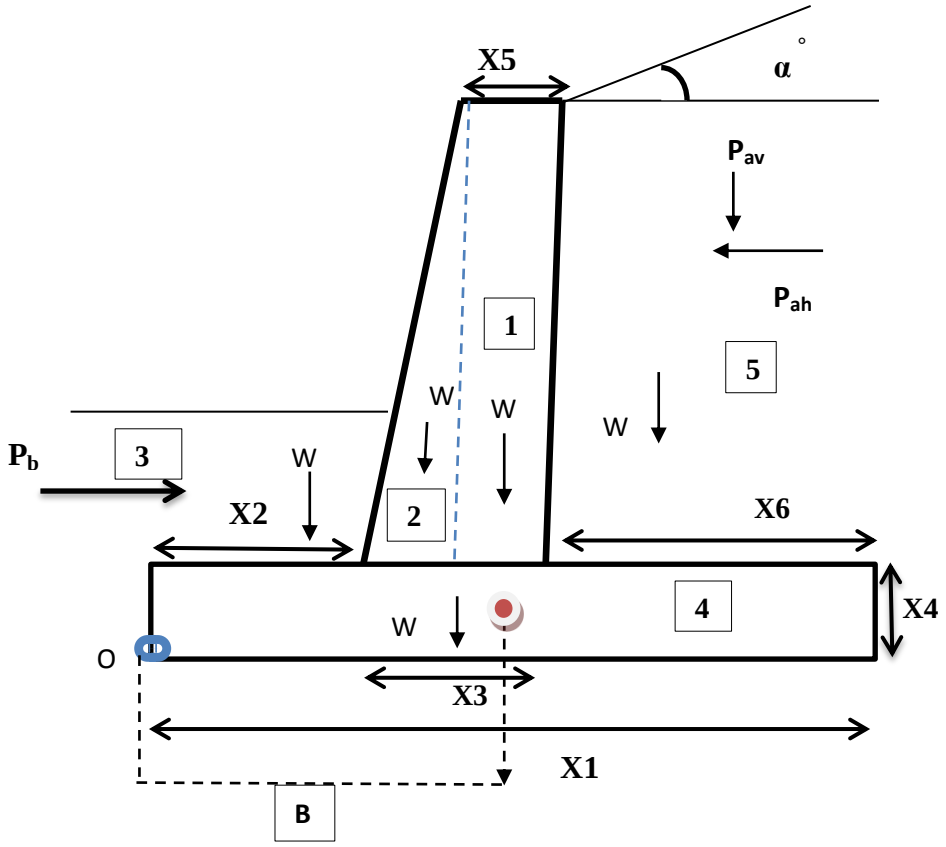


Figure (II.12) : *La combinaison d'action.*

II.3 Stabilité des murs de soutènement

II.3.1 Fonctionnement des ouvrages de soutènement

Pour stabiliser un massif de sol, on peut aussi s'opposer à la poussée des terres, par la construction d'une paroi ou d'un mur. Dans un massif de sol, le mur permet de réduire l'emprise du talus pour laisser place au passage d'une route ou préserver un bâtiment déjà présent.

II.3.2 Stabilité d'un ouvrage de soutènement

La stabilité d'un ouvrage de soutènement doit être étudiée à l'état limite ultime.

Plusieurs modes de rupture doivent être envisagés. La vérification doit être conduite pour chacun d'entre eux. Parmi les modes de rupture possibles, on distingue la stabilité interne (rupture des éléments constitutifs de l'ouvrage sous l'action des forces extérieures) de la stabilité externe (renversement, instabilité d'ensemble, poinçonnement, glissement) [12].

II.3.2.1 Stabilité interne

L'étude de la stabilité interne est propre à chaque type d'ouvrage. C'est la résistance propre de la structure, qu'il y a lieu de vérifier vis-à-vis des efforts (et déplacements) qui la sollicitent.

Dans le cas des murs poids, cette étude relève des calculs classiques de béton. Pour les murs en béton armé (ou murs cantilever), la stabilité interne se vérifie par un calcul de béton armé.

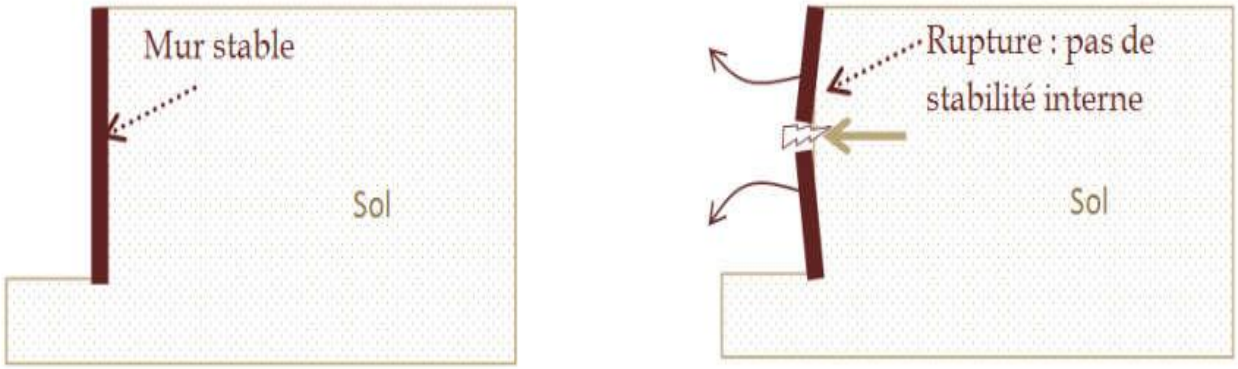


Figure (II.13) : *Mode de rupture des ouvrages de soutènement.*

II.3.2.2 Stabilité externe

Il existe trois types de stabilité externe :

- ✓ La stabilité au renversement.
- ✓ La stabilité au glissement.
- ✓ La stabilité au poinçonnement.

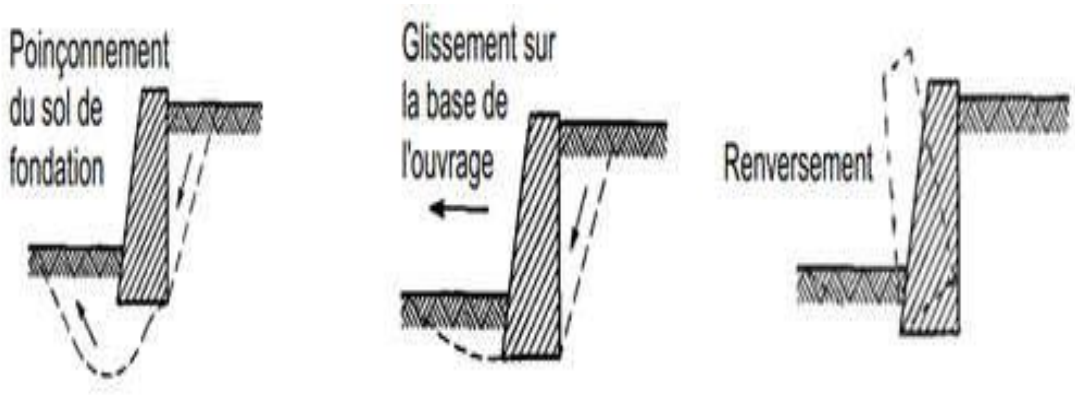


Figure (II.14) : *Trois types de stabilité externe.* [13]

a) Stabilité au renversement

Un ouvrage de soutènement est soumis à des moments qui sont de nature à le faire tourner par rapport à sa base et le faire renverser. La conception du soutènement doit tenir compte de la valeur du moment moteur produit par les poussées des terres et des surcharges pour l'équilibrer à l'aide d'un moment résistant apporté par le poids du soutènement et celui des terres qu'il déplacerait dès qu'il se met à tourner.

Cette justification est basée sur une hypothèse de rupture possible du mur par renversement de celui-ci autour de l'arête inferieure aval de sa fondation.

La justification consiste à s'assurer que :

Somme des moments résistants / somme des moments moteurs > FRM

Les moments résistants sont induits par :

- L'action du poids propre de l'ouvrage ou éventuellement celle du volume de sol qui charge sa fondation.
- L'action de la butée, bien que participant à la résistance au renversement est négligée par sécurité.

Les moments moteur sont ceux induits par :

- La poussée des terres
- Éventuellement l'action de l'eau si celle-ci est retenue par l'ouvrage.

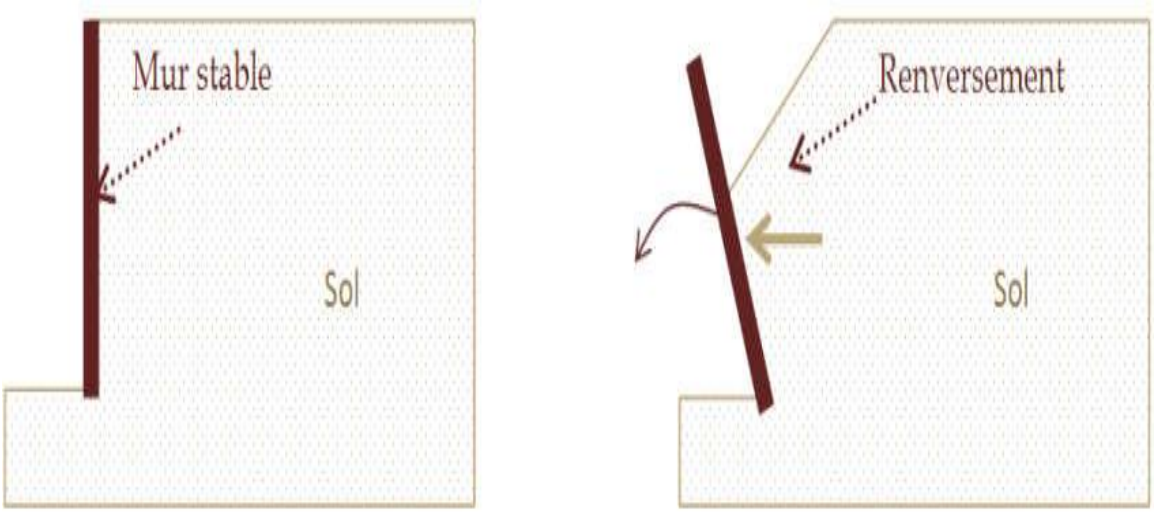


Figure (II.15) : *Influence de renversement sur le mur.*

b) Stabilité au glissement

Un ouvrage de soutènement peut glisser sur sa base. La poussée des terres et celles des surcharges doit être reprise par le frottement mobilisé à la sous-face de la semelle du mur. A défaut la semelle est munie d'une bêche permettant d'améliorer la résistance au glissement.

Le coefficient de sécurité vis-à-vis du glissement **Fs** a pour expression:

$$Fs = \frac{C \times B + N \times \tan\delta}{T} \geq FsG \qquad (\mathbf{2.36})$$

C : cohésion du terrain

B : largeur de la fondation

N : composante normal de la résultante

T : composante tangentielle de la résultante

δ : angle de frottement entre la base du mur et le sol (*en général* = *φ*).

Où Fs_G = 1.5 et Fs_G = 2 on prend en compte de la butée et la cohésion.

$$\frac{\sum des\ efforts\ horizontaux\ retenant\ l'ouvrage}{\sum des\ efforts\ horizontanx\ faisant\ glisser\ l'ouvrage} \geq 1.5$$

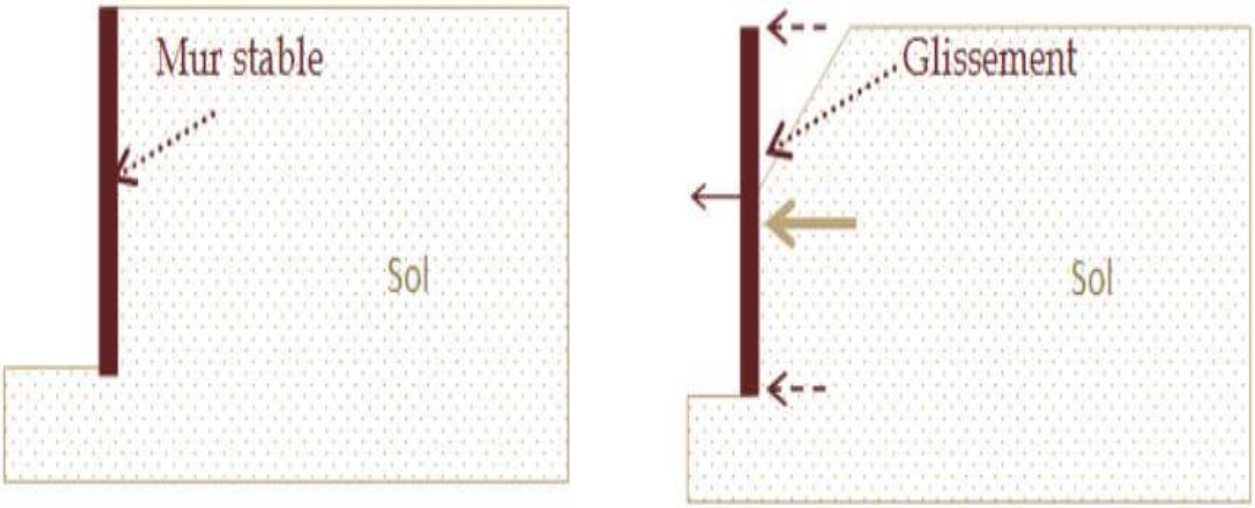


Figure (II.16) : *Influence de glissement sur le mur.*

c) Stabilité au poinconnement

Un ouvrage de soutènement peut poinçonner par un excès de charges verticales. La conception de la semelle du mur doit tenir compte de ce risque d'instabilité.

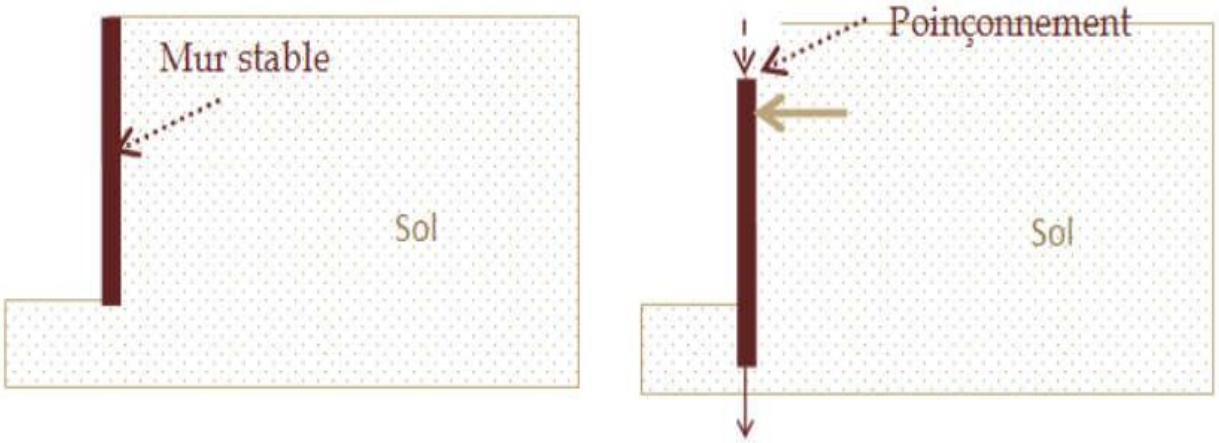


Figure.II.17 : *Influence de poinçonnement sur le mur.*

Vérifier les contraintes appliquées par le mur par rapport à la capacité portante de sol de fondation [14].

$$\sigma max = \frac{N}{B}\left(1 + \frac{6e}{B}\right) < \sigma adm \quad \text{pour assurer la résistance de sol} \qquad (\mathbf{2.37})$$

$$\sigma min = \frac{N}{B}\left(1 + \frac{6e}{B}\right) \geq 0 \quad \text{pour éviter le soulévement de la se melle} \qquad (\mathbf{2.38})$$

Où B la largeur de la semelle, e l'excentricité, σmax, σmin la contrainte maximal et minimale (en aval et en amont) respectivement et σadm la contrainte admissible de sol.

Pour que σmin≥0 il faut que e est situer au tiers médian de la semelle donc $e \leq \frac{B}{6}$

$$e = e/o = \frac{B}{2} - \frac{Ms - Mr}{\sum Fv} \qquad (\mathbf{II.39})$$

III. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons expliqué les approches de calcul d'un mur de soutènement pour déterminer ses éléments géométriques et pour qu'il soit stable sous l'action des forces qui lui sont appliquées et notamment de la poussée des terres qu'il retient. La plupart des méthodes de dimensionnement reposent sur des calculs à la rupture avec la prise en compte de coefficients de sécurité notamment la vérification de sa stabilité interne et externe.

CHAPITRE III

METHODES D'OPTIMISATION

I. Introduction

L'ingénieur de génie civil aujourd'hui est obligé de développer des conceptions sécurisées et économiques. Ces conceptions sont influencées par plusieurs facteurs (techniques, économiques, environnementaux, géométriques, et géotechnique,…, etc.). Tels problèmes peuvent souvent être considéré comme des problèmes d'optimisation dans lesquels on cherche à minimiser (ou maximiser) une fonction ou plusieurs fonctions par apport à l'ensemble des paramètres composant l'ouvrage. Les méthodes d'optimisation qui se basent sur le principe de l'essai et erreur ne garantissent pas de trouver la conception optimale vis-à-vis du coût et de sécurité. Ce qui a conduit les chercheurs à proposer des méthodes de résolution de plus en plus performantes, des méthodes qui font partie de l'intelligence artificielle. Parmi ces méthodes, on peut citer l'algorithme génétique, optimisation par essaim de particules, algorithme de colonie de fourmis, etc … Ces derniers sont des méthodes métaheuristiques. Une métaheuristique est un algorithme d'optimisation utilisé pour la résolution des problèmes d'optimisation difficile pour lesquels on ne connaît pas de méthode classique plus efficace. Elles sont des algorithmes stochastiques itératifs, qui font évoluer une solution ou une population de solutions vers un optimum global. Elles sont souvent utilisées pour leur facilité d'implémentation, de manipulation et leurs flexibilités (adaptables à tout type de problème d'optimisation). Néanmoins, elles sont le plus souvent employées pour des problèmes d'optimisation difficile, où des méthodes d'optimisation classiques (méthodes déterministes, notamment) présentent leurs limites.

II. Problème d'optimisation

L'optimisation est une discipline mathématique qui consiste à trouver le maximum ou le minimum d'une fonction soumis ou non à des contraintes. Un problème d'optimisation peut s'écrire sous la forme générale suivante :

Minimiser

$$f_m(x_i), \quad m = 1, \dots, M; \tag{3.1}$$

satisfaisant

$$g_j(x) \geq 0, \ \ j = 1, \dots, J \tag{3.2}$$

$$h_k(x) = 0, k = 1, \dots, \tag{3.3}$$

$$x_i \in, i = 1, \dots, n; S \tag{3.4}$$

Où m (m ≥ 1) est le nombre d'objectifs, x_i = (x_1, ...x_n) est le vecteur représentant les variables de décision, et S représente l'ensemble des solutions réalisables associée à des contraintes d'égalité h_k et d'inégalitég_j. f_m est le vecteur des objectifs à optimiser.

L'espace de recherche S représente l'espace de décision ou l'espace de paramètres de POM. Par contre, l'espace dans lequel appartient le vecteur objectif est appelé l'espace objectif (Figure (III.1)).

La classification des problèmes d'optimisation dépend des paramètres qu'ils les composent. Par exemple, on dit que le problème est linéaire si les équations (3.1), (3.2) et (3.3) sont linéaires, dans le cas contraire ou une des trois équations est non linéaire le problème dit non linéaire. Également, le problème dit problème d'optimisation avec contrainte si une des équations (3.2) et (3.3) existent. Dans le cas contraire, le problème dit sans contraintes. Le problème d'optimisation généralement est classé par rapport au nombre de fonctions 'objectifs'. Si i=1, le problème dit mono-objectif, par contre si i≥ 2, le problème dit multi- objectif. C'est cette classification qui nous conduit vers le choix des méthodes de résolution. Si le problème est linéaire, il suffit d'utiliser une méthode déterministe de type gradient qui nécessite seulement que la fonction objectif soit dérivable. Dans le cas d'un problème non linéaire avec une seule fonction objectif (problème mono-objectif), une méthode évolutionnaire telle que l'algorithme génétique standard peut facilement résoudre le problème. Par contre, dans un problème non linéaire multi-objectif avec des contraintes, la tâche devient plus complexe et les méthodes classiques ou même les méthodes évolutionnaires mono-objectif ne peuvent pas trouver les solutions escomptées.

Les méthodes d'optimisation peuvent être divisées en méthodes classiques (déterministes) et méthodes métaheuristiques. En ce qui concerne, les méthodes classiques (déterministes) se sont des méthodes qui n'utilisent aucun concept aléatoire, et se déterminent par une exploration systématique de l'espace de recherche. Elles nécessitent des hypothèses sur la fonction 'objectif', telles que la continuité et dérivabilité en tout point du domaine de recherche. Les méthodes classiques se divisent en deux groupes : les méthodes d'exploration directes et les méthodes d'exploration indirecte. Les méthodes d'exploration directes recherchent les optima locaux en se déplaçant dans une direction qui dépend du gradient de la fonction. Par contre, les méthodes indirectes cherchent à atteindre les extrema locaux en résolvant des systèmes d'équations, souvent non linéaires, obtenus par l'annulation du vecteur gradient de la fonction.

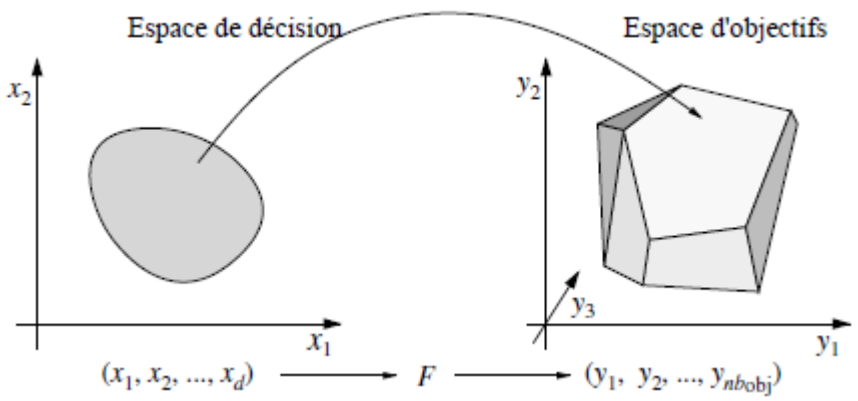


***Figure (III.1)**: Espace de décision et objectifs dans POM* [14].

Parmi ces méthodes, on trouve : Les méthodes de gradient, la méthode de Newton, et la méthode de Nelder Mead. Toutes ces méthodes sont largement détaillées dans (Fletcher, 1987)[15].

En réalité, les problèmes d'optimisation sont généralement complexes. Leur complexité réside dans les points suivants :

- Fonction objectif et contraintes sont non linéaires.
- Fonctions peuvent être discontinues.
- Fonctions objectives multimodales (plusieurs optimums locaux).

III. Les méthodes métaheuristiques

Le mot métaheuristique est un mot grec composé de deux mots : heuristique et meta. Le mot heuristique signifie trouver et le suffixe meta signifie au-delà (dans un niveau supérieur). Les métaheuristiques sont des stratégies qui visent à explorer l'espace de recherche efficacement afin de déterminer des solutions (presque) optimales en utilisant des mécanismes aléatoires permettant d'éviter les optimums locaux. Elles peuvent être classées selon différentes notions.

a) Notion de parcours et de population : La notion de parcours ou une solution unique représente les algorithmes qui font évoluer une seule solution dans l'espace de recherche à chaque itération où la notion de voisinage est capitale. Les plus connus sont le recuit simulé, la recherche avec tabous et la recherche à voisinage variable. Par contre celles fondées sur la notion de population se sont des métaheuristiques qui manipulent un ensemble de solutions en parallèle, à chaque itération. Telles que les algorithmes génétiques, l'optimisation par essaims particulaires et les algorithmes de colonies de fourmis.

b) Notion de mémoire : La méthode de recherche locale consiste à passer d'une solution à une autre proche sans prendre en considération l'historique de la recherche. Ces méthodes sont dites sans mémoire, par contre beaucoup de métaheuristiques utilisent une mémoire plus évoluée, que ce soit sur le court terme (solutions visitées récemment, par exemple) ou sur le long terme (mémorisation d'un ensemble de paramètres synthétiques décrivant la recherche) pour dresser l'optimisation aux itérations subséquentes dans le but de trouver les meilleures solutions. Parmi ces méthodes, la méthode de recherche avec tabous (Tabu Search en anglais).

c) Notion de la fonction objectif (statique ou dynamique): Il est également possible de classer les métaheuristiques selon la fonction objectif utilisée, c'est-à-dire la nature de la fonction. La fonction objectif peut être statique (qui demeure constante tout au long de l'optimisation) ou dynamique (quand la fonction objectif est modifiée au cours de la recherche).

d) Notion du nombre de fonction : Les problèmes d'optimisation sont généralement multi-objectif, c'est pourquoi les algorithmes évolutionnaires ainsi que les algorithmes d'essaim particulaires qui font partie des métaheuristiques, sont classés en méthodes mono-objectif et multi-objectif. Les algorithmes mono-objectif sont des méthodes qui optimisent une seule fonction objectif telles que l'algorithme génétique, le recuit simulé et la recherche avec tabous, …etc. En ce qui concerne, les algorithmes multi-objectif, on trouve : l'algorithme génétique de tri non-dominé (NSGA II), multi-objectif par d'essaim particulaires (MOPSO), SPEA II (Strength Pareto Evolutionary Algorithm II),…etc.

e) Notion de l'hybridation : Les métaheuristiques peuvent être composées de plusieurs méthodes se répartissant les tâches de recherche. On parle dans ce cas de la taxinomie des métaheuristiques hybrides qui se sépare en deux parties : une classification hiérarchique et une classification plate [14]. La classification est applicable aux méthodes déterministes aussi bien qu'aux métaheuristiques.

Il est difficile de citer toutes les méthodes métaheuristiques. Mais, nous avons essayé de dresser un tableau contenant celles qui sont les plus utilisées.

Méthodes métaheuristiques			
Algorithmes évolutionnaires		**Méthodes d'optimisation par essaims**	
Mono-Objectif	Multi-objectifs	Mono-Objectif	Multi-objectifs
Algorithme génétique (GA), Recuit simule (Simulated Anealing SA), Recherche Taboue (Tabu Search TS)	VEGA(Vector Evaluated Genetic Algorithm), MOGA(Multiple Objective Genetic Algorithm), NPGA(Niched Pareto Genetic Algorithm), SPEA(Strength Pareto Evolutionary Algorithm) ,PAES(Pareto Archived Evolution Strategy), NSGA I et II(Non dominated Sorting Genetic Algorithm)	Optimisation par essaim de particules(PSO), Algorithme de colonie de fourmis (ACO)	Optimisation Multi-objectifs par essaims de particules MOPSO

Tableau (III.1) *: Classification des méthodes métaheuristiques.*

III.1 Métaheuristiques d'optimisation mono-objectif

Les métaheuristiques d'optimisation peuvent être classées selon différents critères, c'est le nombre d'objectif que nous avons choisi. Une métaheuristique mono-objectif est une méthode qui optimise un problème avec un seul objectif. Parmi ces méthodes, l'algorithme génétique, la méthode de recherche avec tabous, optimisation par essaim de particules et algorithme de colonie de fourmis,…etc. Dans ce qui suit, nous allons décrire quelques-unes.

III.1.1 Algorithme génétique

Les algorithmes génétiques ont été développés par J. Holland dans les années 1970 (Université du Michigan, États-Unis) pour comprendre les processus adaptatifs des systèmes naturels [16]. Ensuite, ils ont été appliqués à l'optimisation et l'apprentissage des machines dans les années 1980 [17]. L'AG représente une classe très populaire des algorithmes évolutionnaires (EV). Traditionnellement, les AG sont associées à l'utilisation d'une représentation binaire, mais aujourd'hui, on peut trouver des AG qui utilisent d'autres types de représentations. Une GA applique généralement un opérateur de croisement à deux solutions qui jouent un rôle majeur, plus un opérateur de mutation qui modifie de façon aléatoire les contenus individuels pour promouvoir la diversité. Les AG utilisent une sélection probabiliste qui est à l'origine la sélection proportionnelle. Le remplacement (sélection de survivant) est générateur, c'est-à-dire que les parents sont remplacés systématiquement par les descendants. L'opérateur de croisement est basé sur le n-point ou le croisement uniforme alors que la mutation est une modification aléatoire. Des valeurs de probabilité fixes sont appliquées aux deux opérateurs de reproduction ((p_c et p_m).

III.1.1.1 Concepts communs pour les algorithmes évolutionnaires

Les principaux composants de recherche pour la conception d'un algorithme évolutionnaire sont les suivants : Représentation, initialisation de la population, fonction objectif, stratégie de sélection, stratégie de reproduction et critères d'arrêt.

a. Représentation

Il s'agit d'un composant de recherche commun pour toutes les métaheuristiques. La solution codée est appelée chromosome tandis que les variables de décision dans une solution (chromosome) sont des gènes. Les valeurs possibles des variables (gènes) sont les allèles et la position d'un élément (gène) dans un chromosome est appelée locus.

b. Fonction objectif

Dans la communauté d'algorithmes évolutionnaires, le terme fitness se réfère à la fonction 'objectif'.

c. Stratégie de sélection

Le mécanisme de sélection est l'un des principaux composants de recherche dans les AEs. La stratégie de sélection détermine quels individus sont choisis pour l'accouplement (reproduction). La stratégie de sélection peut être effectuée sous différentes formes : sélection de roulette, La sélection universelle stochastique, sélection de tournoi et sélection par rang.

d. Stratégie de reproduction

Une fois que le choix des individus pour former les parents est effectué, le rôle de la phase de reproduction est l'application d'opérateurs de variation tels que la mutation et croisement.

Le processus de l'algorithme génétique peut être illustré par la (figure (III.2)).

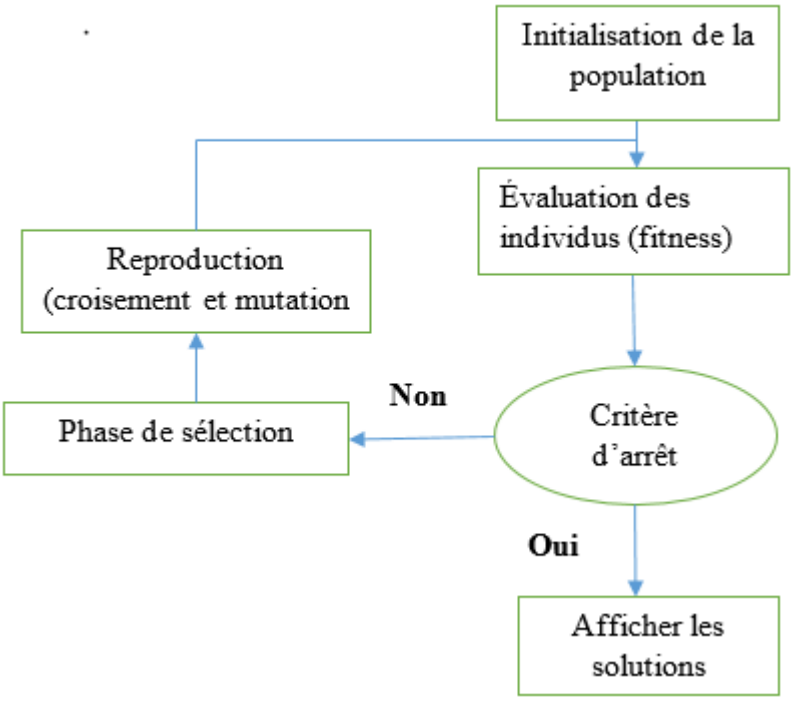


***Figure (III.2)**: Principe de fonctionnement d'AG.*

III.1.2 Méthode de recuit simulé (Simulated anealing)

S. Kirkpatrick et ses collègues, spécialistes en physique statistique, (Kirkpatrick et al. 1983)[19] ont proposé de traiter les problèmes rencontrés dans leurs travaux par la méthode du recuit simulée. Le recuit simulé **(Simulated anealing en anglais)** est une méthode métaheuristique utilisée dans l'optimisation globale. Elle est souvent utilisée lorsque l'espace de recherche est discret (par exemple, le problème du voyageur TSP). Le nom et l'inspiration proviennent du recuit dans la métallurgie, une technique impliquant le chauffage et le refroidissement contrôlé d'un matériau pour augmenter la taille de ses cristaux et réduire leurs défauts. La méthode est une adaptation de l'algorithme Metropolis-Hastings, une méthode de Monte Carlo pour générer des états d'échantillonnage d'un système thermodynamique.

Analogie physique

Le métal possède une configuration cristalline où les atomes sont assemblés d'une manière régulière. Néanmoins, si le métal a refroidi trop vite, sa structure cristalline peut présenter des défauts. Le recuit consiste a réchauffé le métal pour redonner l'énergie à ses atomes de sortir de leurs positions (Figure (III.3.a)), puis à le laisser refroidir lentement pour permettre aux atomes de revenir vers de meilleures positions (Figure (III.3.b)). Cette notion de refroidissement lent implémentée dans l'algorithme de recuit simulé est interprétée comme une diminution lente de la probabilité d'accepter de pires solutions à mesure que l'espace de solution est exploré (accepter des solutions pires est une propriété fondamentale des métaheuristiques car elle permet une recherche plus étendue des solutions optimales).

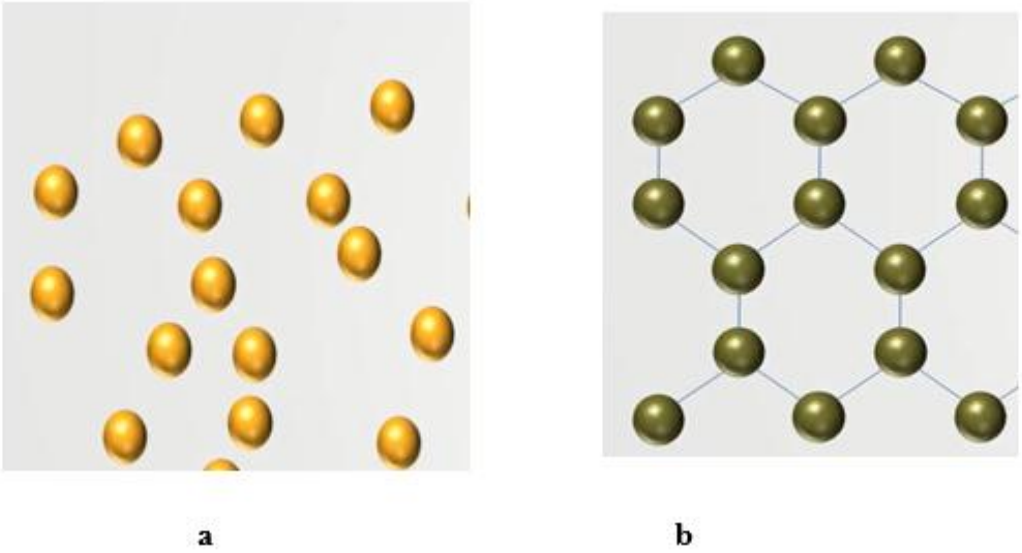


Figure (III.3) : *Analogie physique de recuit simulé.*

III.1.3 Méthode de recherche avec tabous (Tabu Search)

Méthode de recherche avec tabous est une méthode métaheuristique qui a été proposée par (Glover, 1986) [20] et formalisé par (Golver, 1989,1990) [21] [22]. Cette méthode utilise un algorithme de recherche locale pour progresser itérativement d'une solution potentielle x à une solution améliorée x ' dans le voisinage de x.

Les méthodes de recherche locales sont souvent bloquées dans les optimums locaux. Afin d'éviter ces pièges et d'explorer les régions de l'espace de recherche qui seraient laissées inexplorées par d'autres procédures de recherche locales. La recherche taboue explore soigneusement le voisinage de chaque solution en utilisant les structures de

mémoire. Ces structures de mémoire forment ce qu'on appelle la liste des tabous d'où vient le nom de la méthode. Cette liste représente un ensemble de règles et des solutions interdites, utilisées pour filtrer les solutions qui seront admises au voisinage de x.

Les structures de mémoire utilisées dans la recherche taboue peuvent être divisées en trois catégories :

- Mémoire à court terme : la liste des solutions récemment considérées. Si une solution potentielle apparaît sur la liste des tabous, elle ne peut pas être revisitée jusqu'à ce qu'elle atteigne un point d'expiration.
- Mémoire intermédiaire : règles d'intensification visant à polariser la recherche vers des zones prometteuses de l'espace de recherche
- Mémoire à long terme : règles de diversification qui conduisent la recherche dans de nouvelles régions (c'est-à-dire concernant les réinitialisations lorsque la recherche est bloquée dans un plateau ou une impasse sous-optimale).

La recherche Tabu est souvent comparée à d'autres méthodes métaheuristiques, telles que le recuit simulé, les algorithmes génétiques, les algorithmes d'optimisation de la colonie de fourmis,…etc.

III.1.4 Algorithmes de colonies de fourmis

Les algorithmes de colonies de fourmis ('**Ant Colony Algorithms**' en anglais) sont des algorithmes métaheuristiques d'optimisation. Cette approche, proposée par Dorigo, M, et Di Caro, G [23] se tente de simuler la capacité collective de résoudre certains problèmes. Ce processus a été observé dans une colonie de fourmis, dont les membres sont équipés individuellement avec des capacités cognitives limitées. Leur succès ont incité, en particulier, les entomologistes d'analyser la collaboration existante entre les fourmis dans la recherche de nourriture à l'extérieur de la fourmilière. Il est remarquable que les fourmis suivent toujours le même chemin, et ce chemin est le plus court possible. Ce contrôle est le résultat d'un mode de communication indirecte. Chaque fourmi dépose sur son chemin, une substance chimique, appelée "phéromone". Tous les membres de la colonie perçoivent cette substance et changent leurs directions vers les zones les plus "odorantes".

Il résulte notamment d'un comportement comme celui des fourmis de retrouver rapidement le chemin le plus court, si celui-ci est bloqué accidentellement par un obstacle (Figure (III.4)). Bien que ce comportement ait été pris comme point de départ pour modéliser l'algorithme, Dorigo et al (2006) [24] ont proposé un nouvel algorithme pour la solution du problème TSP. Depuis ces travaux, la méthode a été étendue à beaucoup d'autres problèmes d'optimisation.

La (figure (III.4)) illustre les étapes à suivre des fourmis dans leur recherche de la nourriture. Ce processus est décrit par les expressions ci-dessous :

- Les vraies fourmis suivent un chemin entre le nid et une source de nourriture.
- Un obstacle apparaît sur le chemin, les fourmis choisissent de tourner à gauche ou à droite, avec des probabilités égales ; La phéromone est déposée plus rapidement sur le chemin le plus court.
- Toutes les fourmis ont choisi le chemin le plus court.

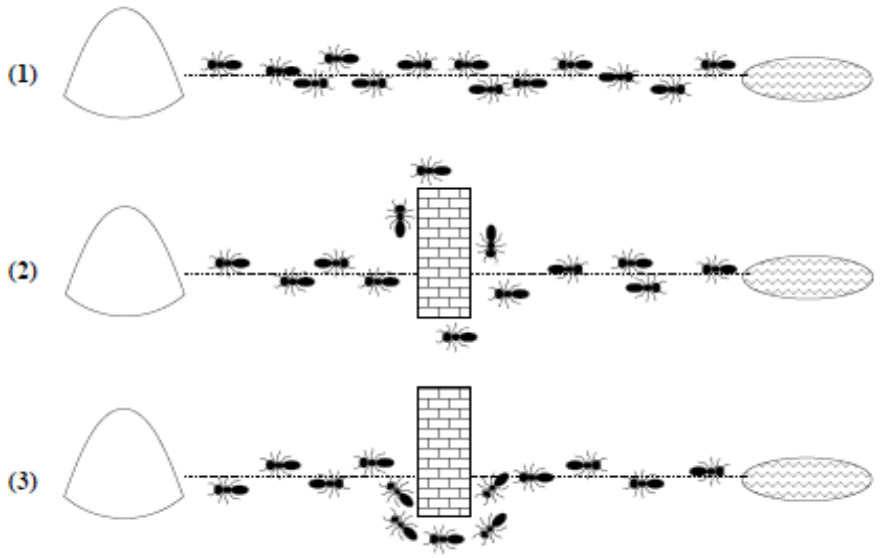


Figure (III.4) : *Faculté d'une colonie de fourmis pour trouver le chemin le plus court, fortuitement bloqué par un obstacle* [25].

III.1.5 Méthode d'essaim de particules (Particles Swarm Optimization)

L'optimisation des essaims de particules est une autre méthode stochastique à base de population inspirée de l'intelligence des essaims [26]. Elle limite le comportement social des organismes naturels tels que le vol d'oiseaux et les bancs de poissons pour repérer les endroits avec assez de nourriture. Effectivement, dans ces essaims, un comportement coordonné utilisant des mouvements locaux émerge sans aucun contrôle central. À l'origine, PSO a été conçu avec succès pour une optimisation des problèmes continus. Sa première application aux problèmes d'optimisation a été proposée par Kennedy et Eberhart (1995) [26].

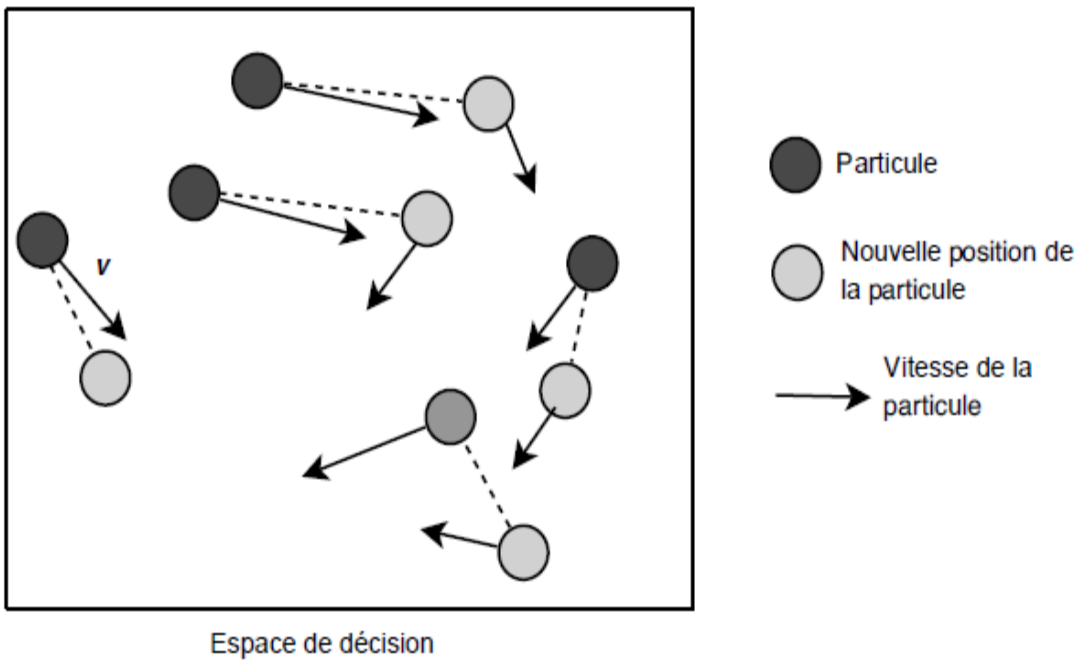


Figure (III.5) *: Principe de fonctionnement de PSO* [14].

Dans le modèle de base, un essaim se compose de N particules volant dans un espace de recherche de dimension D. Chaque particule i est une solution au problème, elle est représentée par le vecteur xi dans l'espace de décision. Une particule a sa propre position et vitesse. Ce qui signifie la direction de vol qui mène vers la prochaine étape de la particule (Figure (III.5)). L'avantage de cette méthode réside dans la coopération qui existe entre les particules. Le succès de certaines particules influence le comportement des autres. Chaque particule ajuste successivement sa position xi vers l'optimum global selon les deux facteurs : Sa meilleure position visitée ($pbest_i$) désignée par p_i = (p_1,p_2, ...,p_D) et la meilleure position visité par l'essaim entier (plus généreux) (ou lbest, la meilleure position pour un sous-ensemble donné de l'essaim) notép_g. Le vecteur ($p_g - x_i$) représente la différence entre la position actuelle de la particule i et la meilleure position de son voisinage.

III.2 Métaheuristiques d'optimisation multi-objectif

Le développement de métaheuristiques multi-objectif avancées a été largement étudié depuis la fin des années 1980. C'est une question importante dans la résolution des problèmes d'optimisation multi-objectif (POM) complexes et de grande taille. La solution optimale pour les POM n'est pas une solution unique comme celle des problèmes d'optimisation mono-objectif, mais un ensemble de solutions définies comme des solutions optimales de Pareto.

Une solution est dite Pareto optimale s'il n'est pas possible d'améliorer un objectif donné sans détériorer au moins un autre objectif. Cet ensemble de solutions représente les solutions de compromis entre les différents objectifs. L'objectif principal de la résolution d'un problème multi-objectif est d'obtenir l'ensemble optimal de Pareto et, par conséquent, le front de Pareto.

Comparé à l'optimisation mono-objectif, la difficulté à résoudre les POM réside dans les points suivants :

- Il n'existe pas de définitions couramment utilisées sur l'optimalité globale d'une solution comme dans l'optimisation mono-objectif. La relation d'ordre entre les solutions d'un problème de POM est partielle et le choix final dépend du décideur.
- Le nombre de solutions optimales de Pareto augmente en fonction de la taille du problème et principalement du nombre d'objectifs considérés.

Avant de présenter les différentes métaheuristiques multi-objectives, nous devons d'abord expliquer quelques concepts relatifs aux problèmes d'optimisation multi-objectif.

III.2.1 Concepts d'optimisation multi-objectif

Cette section couvre les principaux concepts d'optimisation multi-objectif, tels que la notion de dominance, Optimalité de Pareto, ensemble de solutions optimales de Pareto et front de Pareto. Dans ces définitions, nous supposons que le problème est un problème de minimisation.

III.2.1.1 La domination de Pareto

Soient $u = [u_1, u_2, \dots, u_n]^t \; et \; v = [v_1, v_2, \dots, v_n]^t$ deux vecteurs de solutions. Nous disons que le vecteur u domine v si et seulement si :

$\forall \, i \in \{1,2,\dots,k\}, f_i(u) \leq f_i(v) \; \wedge \exists \, i \in \{1,2,\dots,N\}, f_i(u) < f_i(v)$

Dans le processus d'optimisation multi-objectif, le concept de dominance du Pareto est utilisé

afin de comparer et ranger le vecteur de variables des décisions : *u* domine *v* dans le sens du Pareto, signifie que *F*(*u*) est mieux que *F*(*v*) pour tous les objectifs, et il y a au moins une fonction objectif pour laquelle *F*(*u*) est strictement meilleure que *F*(*v*) [17].

III.2.1.2 Pareto optimal

Une solution Pareto optimal est une solution qui se trouve sur le front Pareto appelée aussi : solution efficace, non inférieur ou non dominée.

Soit : $[x_1, x_2, \dots x_n]^t$ un vecteur de décision ou solutions avec x appartient à X (l'espace de recherche réalisable). x est dit Pareto optimal, s'il n'existe pas une solution y domine x.

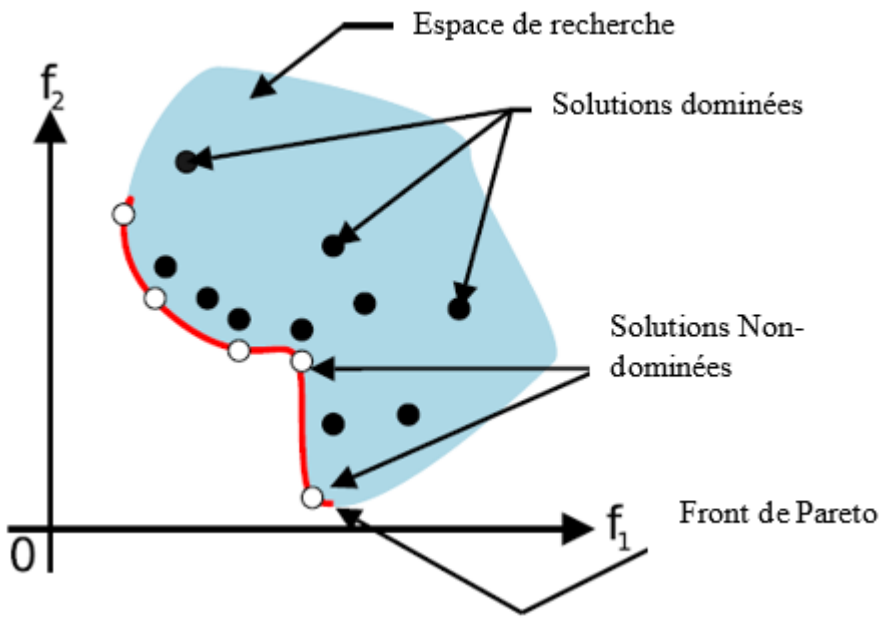


Figure (III.6) : *Concepts principaux de l'approche avec Pareto.*

III.2.1.3 Front de Pareto

Le front (frontière) de Pareto est l'ensemble des solutions optimales de Pareto (les points non dominés). Le front de Pareto appelé aussi surface de compromise ou l'ensemble des solutions efficaces. La (figure (III.6)) est un exemple du front de Pareto pour un problème de minimisation de deux fonctions 'objectifs'.

III.2.2 Méthode VEGA (Vector Evolutionary Genetic Algorithm)

VEGA (Vector Evolutionary Genetic Algorithm) est un algorithme génétique multi-objectif proposé par Shaffer (1985) [27]. Cet algorithme consiste à évaluer un vecteur d'objectifs. Chaque élément du vecteur représente une fonction 'objectif'. VEGA constitue une extension de l'algorithme génétique standard GAs. Étant donné que VEGA est une méthode d'optimisation multi-objectif, par conséquent un certain nombre d'objectifs (par exemple M) doivent être optimisées, Schaffer a divisé au hasard la population à chaque génération en M sous-populations égales. Chaque sous-population reçoit une fitness basée sur une fonction objectif différente. De cette façon, chacune des M fonctions est utilisée pour évaluer certains membres de la population. La (figure.III.7)) illustre le système d'évaluation de fitness pour cinq fonctions objectives. La population est divisée en cinq divisions égales. Chaque individu de la 1ère sous-population est attribuée une fitness basée

uniquement sur la 1ère fonction objectif, tandis que chaque individu de la 2ème sous-population reçoit une fitness basée seulement sur la 2ème fonction, et ainsi de suite.

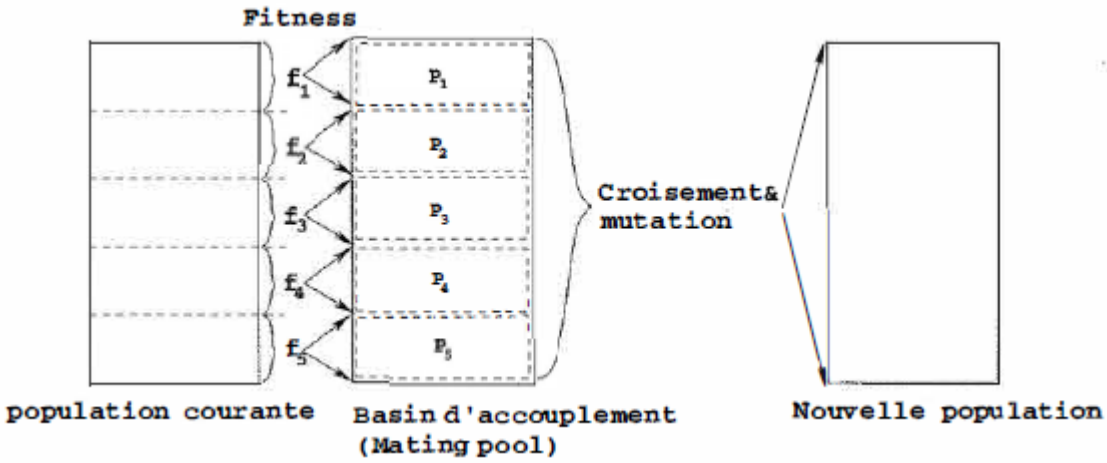


Figure (III.7) *: Principe de fonctionnement de VEGA* [28].

III.2.3 Méthode lexicographique

Dans cette approche, la recherche est effectuée selon un ordre de préférence donné à un objectif défini par le décideur (Fishburn, 1974) [29]. Cet ordre définit le niveau de signification des objectifs. Supposons que les indices des fonctions objectifs indiquent également leur priorité, la fonction f_1 a la plus grande priorité. Ensuite, un ensemble de problèmes mono-objectifs sont résolus de façon séquentielle en tenant compte de la meilleure solution de chaque fonction objectif déjà traitée. Alors, le premier problème résolu sera formulé de la manière suivante :

$$\mathbf{Min} f_1(x), \text{ avec } x \in S$$

Après que la 1ère fonction objectif soit traitée, l'algorithme passe à la 2ème en prenant la meilleure solution de l'objectif précédent comme une contrainte d'égalité. Par conséquent le problème s'écrit mathématiquement comme suit :

$$\mathbf{Min} f_1(x), \text{ avec } x \in S \text{ et } f_1(x) = f_1(x_1^*)$$

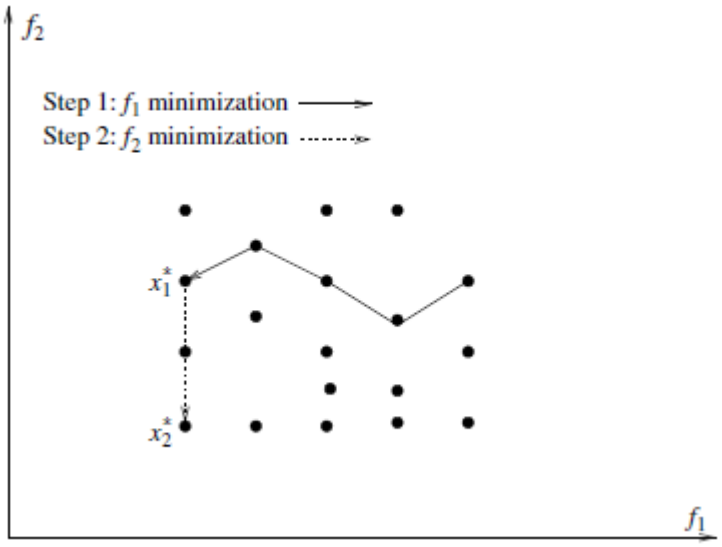


Figure (III.8) : *Principe lexicographique dans POM* [14].

Les mêmes critères d'arrêt et le processus sont itérés jusqu'à ce que le traitement de la dernière fonction soit traité. La (figure (III.8)) illustre le déroulement de cette procédure dans le cas d'un problème à deux objectifs.

III.2.4 Méthode basées sur l'approche de Pareto

Les approches basées sur la dominance utilisent le concept de dominance dans l'affectation de fitness, contrairement aux autres approches qui utilisent une fonction de scalarisation ou traitent les différents objectifs séparément. Cette idée introduit initialement dans les AG par Goldberg (1989) [17]. Le principal avantage des approches basées sur la dominance est qu'elles n'ont pas besoin de transformer les POM en un problème mono-objectif. En une seule exécution, ils sont capables de générer un ensemble diversifié de solutions Pareto optimales. Depuis le début des années 90, les intérêts concernant les POM avec l'approche Pareto poussent toujours. La plupart des approches de Pareto utilisent des algorithmes évolutionnaires d'optimisation multi-objectif. On peut mentionner les algorithmes couramment utilisées : NSGA-II (nondominated sorting genetic algorithm), and SPEA2 (strength Pareto evolutionary algorithm), MOGA (Multiple Objective Genetic Algorithm),…, etc. Les métaheustiques à base de population semblent particulièrement adaptées pour résoudre les POM, car ils traitent simultanément un ensemble de solutions. Cela permet de trouver plusieurs membres de l'ensemble optimal de Pareto dans une seule séquence de l'algorithme. En outre, les métaheuristiques de Pareto sont moins sensibles à la forme du front de Pareto (Continuité, convexité).

III.2.5 Méthode MOGA (Multiple Objective Genetic Algorithm)

MOGA est un algorithme d'optimisation multi-objectif qui a été proposé par Fonesca et Fleming (1993) [30]. MOGA est le premier algorithme génétique multi-objectif qui a utilisé la notion de dominance pour classer les individus de la population. MOGA diffère d'une GA standard dans la manière d'évaluation de la population. (C'est-à-dire, comment affecter la valeur de fitness à chaque individu). Le reste de l'algorithme est le même que celui d'un GA classique. Le principe de la méthode est comme suit :

D'abord, la population est classée selon la notion de dominance. Toutes les solutions non-dominées auront le rang 1 (figure (III.9.b)), celles qui sont dominées seulement par les membres du rang 1, sont attribuées d'un rang calculé par l'équation suivante :

$$\mathrm{r(i)} = 1 + \mathrm{n_i} \qquad (\mathbf{3.5})$$

Où $r(i)$ est le rang de la solution i et n_i est le nombre de solutions qui dominent la solution i

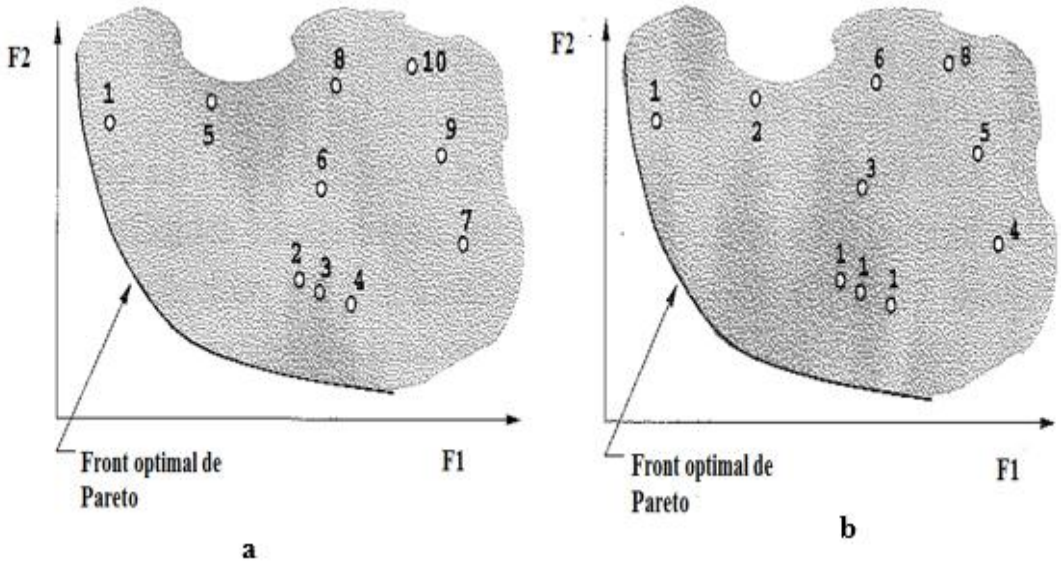


Figure (III.9) : *a) Exemple d'un problème de minimisation à deux objectifs,*
b) Concept de tri de non-dominance par le rang utilisé par MOGA [28].

De cette façon, les solutions non-dominées reçoivent un rang égal à 1 car aucune solution dominerait une solution non dominée dans une population. Par conséquent, dans n'importe quelle population, il doit y avoir au moins une solution avec un rang égal à un et le rang maximum d'un membre de la population ne peut être supérieur à N (la taille population).

Une fois que le classement est effectué, une fitness brute est attribuée à chaque solution en fonction de son rang. Pour ce faire, d'abord, les rangs sont triés en ordre croissant. Ensuite, une fitness brute est attribuée à chaque solution en utilisant une fonction linéaire. Par la suite, une nouvelle affectation basée sur l'influence de la proximité des individus appelé fonction de partage (sharing function en anglais), cette dernière conduit à la détermination d'une fitness appelé fitness partagée (shared fitness). Cette technique encourage la diversité dans les solutions non-dominées.

- **Le processus d'évaluation de la fitness selon MOGA**

Étape n°1 : Trier les solutions de la population selon la notion de dominance et donner le rang 1 à toutes les solutions non-dominées. Donner une valeur au paramètre σ_{share},

Étape n°2 : Déterminer n_i de chaque solution (n_i représente le nombre d'individus qui domine la solution i). Déterminer le rang (r(i)) de chaque solution i en utilisant l'équation suivante :

$$r(i) = 1 + n_i \qquad (\mathbf{3.6})$$

,

Étape n°3 : Calculer la valeur de fonction fitness moyenne pour chaque individu du premier jusqu'au dernier rang en utilisant l'équation :

$$F_i = N - \sum_{k=1}^{r_i-1} u(k) - 0.5(u(r_i) - 1) \qquad \mathbf{(3.7)}$$

Étape n°4 : Pour chaque rang, calculer $d_{i,j}$ et nc_i (les deux paramètres représentent respectivement la distance euclidienne entre deux points et le nombre de niche de chaque individu) en utilisant les équations ci-dessous

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^{M} \left(\frac{f_k^i - f_k^j}{f_k^{max} - f_k^{min}}\right)^2} \qquad \mathbf{(3.8)}$$

$$Sh(d) = \begin{cases} 1 - \left(\frac{d}{\sigma_{share}}\right)^{\alpha}, & if\ d \leq \sigma_{share}\,; \\ 0 & otherwise \end{cases} \qquad \mathbf{(3.9)}$$

$$nc_i = \sum_{j=1}^{u(r_i)} Sh(d_{ij}) \qquad \mathbf{(3.10)}$$

Étape n°5 : Calculer la valeur de fitness partagée (shared fitness) en utilisant

$$F_j' = F_j / nc_j. \quad \textbf{(3.11)}$$

Pour préserver la même fitness moyenne, la fitness partagée (shared fitness) doit être normalisée comme suit :

$$F_j' = \left({F_j U(r)} \Big/ {\sum_{k=1}^{u(r)} F_k'} \right) \times F_j' \quad \textbf{(3.12)}$$

Le principal avantage de MOGA est qu'il est efficace et relativement facile à mettre en œuvre. Néanmoins, sa performance dépend fortement d'une sélection appropriée du paramètre de partage (sharing).

III.2.6 Méthode NSGA (Non dominated Sorting Genetic Algorithm)

N. Srinivas et Kalyanmoy Deb (1994) [31] ont proposé une autre variante de l'approche de Goldberg appelée NSGA (Non dominated Sorting Genetic Algorithm). Cet algorithme est basé sur plusieurs couches de classifications des individus. Afin de maintenir la diversité de la population, la méthode de fonction de partage (sharing function) introduite dans la méthode de MOGA, a été utilisée. Par conséquent, le processus de NSGA débute par trier les individus selon la notion de dominance. Les solutions non-dominées sont classées dans le front n°1. Ensuite, ce groupe de solutions classées est ignoré et une autre couche de solutions non-dominées sera insérée dans le front n°2 et ainsi de suite. Le processus se poursuit jusqu'à ce que tous les individus de la population soient classés. De toute évidence, les pires solutions sont celles qui appartiennent au dernier front.

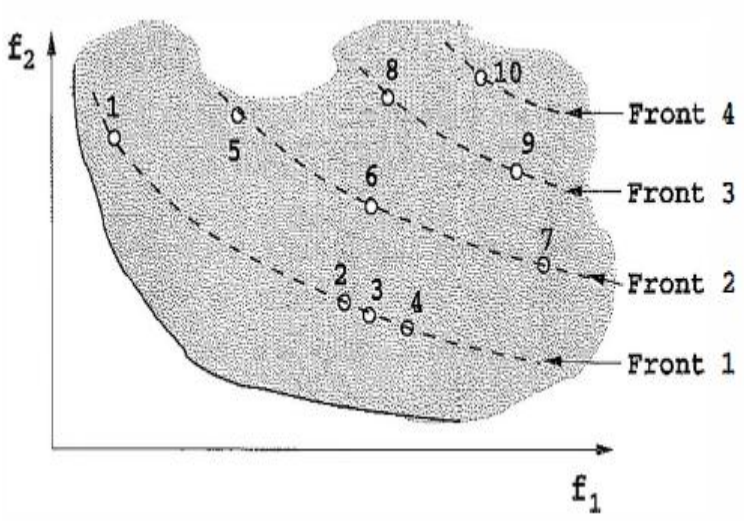


Figure (III.10) : *Principe de tri en front (NSGA)* [28].

La (figure (III.10)) illustre le principe de classement selon la notion de non-dominance utilisée par NSGA où on voit que la population est classée en quatre fronts distincts. En examinant la (figure (III.10)), il est clair que les solutions du premier front sont les meilleures en termes de proximité du véritable front optimal de Pareto. Ainsi, il est logique d'assigner la meilleure fitness aux solutions du meilleur front non dominé et ensuite affecter une fitness progressivement pire aux solutions de fronts supérieurs. Dans ce qui suit, nous décrirons l'affectation exacte NSGA Procédure adoptée par Srinivas et Deb (1994) [31].

La procédure d'affectation de fitness commence à partir du premier ensemble non-dominé et procède successivement à des ensembles dominés. Chaque solution i du premier front est affectée d'une fitness égale à F = N (N est la taille de la population). Cependant, afin d'atteindre le deuxième objectif, la diversité des solutions dans un front doit également être maintenue. Dans la méthode NSGA, la méthode de fonction de partage (sharing function) est utilisée à cette fin. La méthode de la fonction de partage est utilisée front par front en commençant toujours par le meilleur, c'est-à-dire le front n°1. Le rôle de fonction de partage est de pénaliser les solutions qui sont très proches en donnant une nouvelle fitness appelée fitness partagée. Pour passer au deuxième front, nous notons fitness partagée minimale dans le premier front, puis une valeur de fitness légèrement inférieure à cette valeur est attribuée aux solutions du front n°2. Cela garantit qu'aucune solution dans le premier front n'a une fitness partagée pire que la fitness assignée aux solutions du front n°2. Cette procédure se poursuit jusqu'à ce que toutes les solutions reçoivent une fitness partagée.

III.2.7 Mèthode NPGA (Niched Pareto Genetic)

Horn et ses collègues (1994) [32] ont proposé un algorithme génétique multi-objectif basé sur le concept de dominance. Cette méthode diffère des méthodes précédentes en opérateur de sélection. La méthode NPGA (Niched Pareto Genetic Algorithm) utilise la sélection de tournoi binaire. Le principe de cette méthode réside dans le processus de sélection. Durant la sélection de tournoi, deux individus i et j sont choisi aléatoirement de la population parents p. Ensuite, ils sont comparés à une sous-population T d'une taille t_{dom} $(<< N)$. Après, les deux solutions i et j sont comparées à l'ensemble des solutions de la sous-population en utilisant le concept de dominance. Si un des deux domine toutes les solutions de la sous-population, par contre l'autre solution est dominée au mois par une solution de la sous-population, alors le premier sera choisi. Maintenant, si les deux solutions sont soit dominées par au moins une solution ou non-dominées par aucune solution de sous-population. Les deux seront vérifiées avec la population enfants qui est vide au début de l'algorithme. Chaque solution est placé dans la population enfants et son count niche est calculé. La solution avec le count niche le plus petit sera choisi. Ensuite deux autres solutions seront choisies au hasard pour sélectionner une autre solution qui va participer à la reproduction en leur appliquant les opérateurs de croisement et de mutation.

III.2.8 Méthode PAES (Pareto Archived Evolution Strategy)

La méthode (PAES) a été proposée par Joshua et David (2000) [33]. PAES consiste en une stratégie d'évolution (1 + 1) (c'est-à-dire un parent unique qui génère un seul enfant) en combinaison avec un archive historique qui enregistre des solutions non dominées précédemment trouvées. Le processus de PAES est très simple, il commence par l'initialisation d'un seul chromosome (la solution courante) qui est évalué en utilisant le vecteur de fonctions 'objectifs'. Ensuite, l'opérateur de mutation est appliqué à cette solution pour donner une nouvelle solution. Les deux solutions (solution courante et la copie mutée) sont comparées en utilisant le concept de dominance par rang (dominance rank). L'acceptation est simple si une solution domine l'autre. Mais dans le cas où aucune solution ne domine, la nouvelle mutée est comparée aux solutions non-dominées de l'archive. Si encore aucune solution ne domine l'autre, c'est la solution moins encombrée qui gagne.

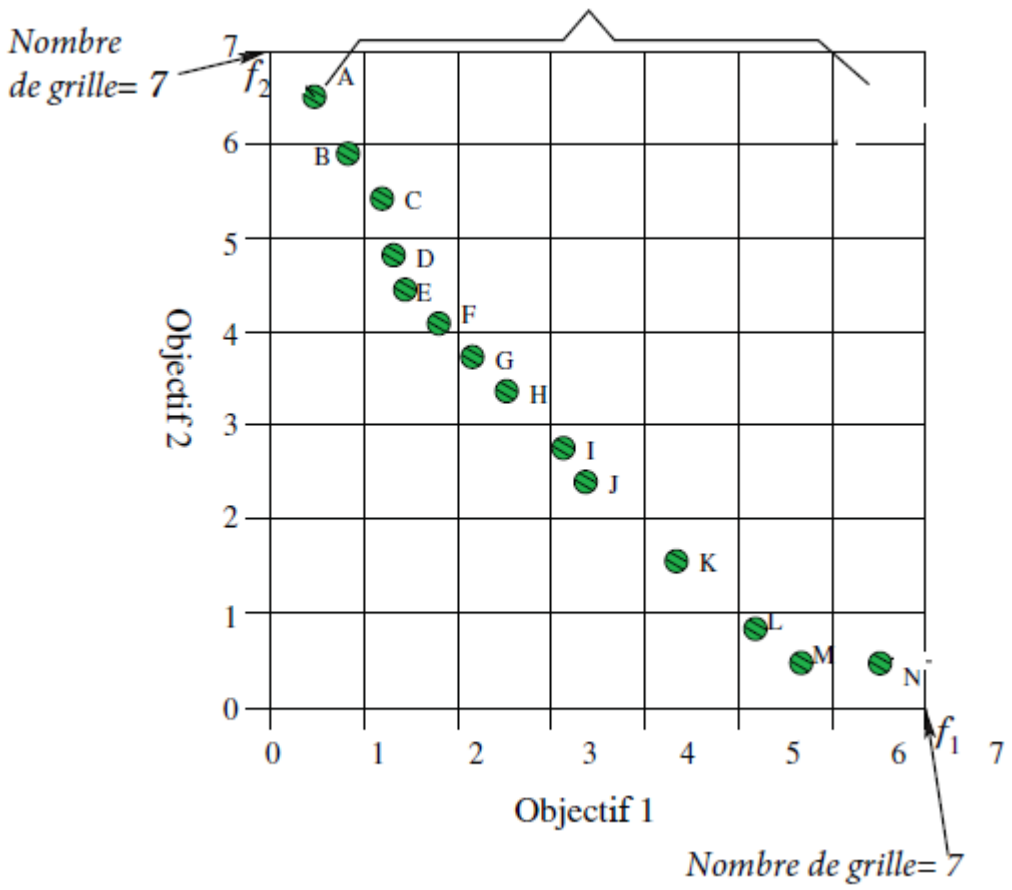


Figure (III.11) : *Illustration graphique de la grille adaptative utilisée par PAES* [34].

III.2.9 Méthode SPEA (Strength Pareto Evolutionnary Algorithm)

Zitzler et Thiele (1998) [35] ont proposé un algorithme évolutif élitiste, qu'ils ont appelé SPEA (Strength Pareto Evolutionary Algorithm). Cet algorithme introduit le concept de l'élitisme en maintenant explicitement une population externe $\bar{P}$. Cette population stocke un nombre fixe des solutions non dominées. À chaque génération, des solutions non dominées récemment trouvées, sont comparées à la population extérieure existante et les solutions résultantes non dominées sont préservées. SPEA fait plus que préserver les élites ; il utilise aussi ces élites pour participer aux opérations génétiques avec les membres de la population actuelle dans l'espoir d'influencer la population à s'orienter vers le front de Pareto.

Cet algorithme commence par une population créée au hasard P_0 de taille N et une population externe vide $\overline{P_0}$ avec une capacité maximale de $\overline{N}$. À chaque génération, les meilleures solutions non dominées de la population P_t sont copiées dans la population

externe $\overline{P_t}$. Par conséquent, les solutions dominées de la population externe sont supprimées.

Si ce processus se poursuit plusieurs générations, il existe un risque que la population externe soit surpeuplée avec des solutions non dominées. C'est pourquoi, la taille de la population externe a été limitée à$(\overline{N})$. Autrement dit, lorsque la taille de la population extérieure est inférieure à$(\overline{N})$, toutes les élites sont conservées dans la population externe. Cependant, lorsque la taille est supérieure à $(\overline{N})$ pas toutes les élites peuvent être stockées dans la population externe. Pour choisir les membres qui doivent être supprimés, les auteurs ont proposé une technique de regroupement (clustering method).

Une fois que les nouvelles élites sont conservées pour la prochaine génération, l'algorithme attribue à l'ensemble des individus des fitness (appelée Strength). Pour les individus de la population $\overline{P_t}$, il utilise l'équation (3.13), par contre pour les individus de la population $\overline{Pt}$, il utilise l'équation (3.14) :

$$S_i = \frac{n_i}{N+1} \quad \textbf{(3.13)}$$

$$F_j = 1 + \sum_{i \epsilon \overline{P_t}} S_i \quad \textbf{(3.14)}$$

Après que l'affectation de fitness soit terminée, le processus se reprend en commençant par la sélection de type tournoi de tous les individus (c'est-à-dire de la population $P_t \cup \overline{P_t}$) pour former les parents de la populationP_{t+1}. Donc, les opérateurs de reproduction (croisement et mutation) sont appliqués aux individus sélectionnés afin de générer la nouvelle.

Ceci représente seulement une seule génération, le processus se continue jusqu'un critère d'arrêt soit atteint.

III.2.10 Méthode NSGA II (Non- Dominated Sorting Genetic Algorithm II)

Deb et ses étudiants ont suggéré un algorithme génétique élitiste basé sur un tri non-dominé appelé NSGA-II [36]. NSGA-II utilise également un mécanisme qui préserve la diversité. Dans la plupart des aspects, cet algorithme n'a pas beaucoup de similitude avec le NSGA original, mais les auteurs ont gardé le nom NSGA-II pour mettre en évidence son origine.

NSGA-II commence d'abord par créer aléatoirement une population initiale P_0 de N individus. Cette population est triée en différents fronts selon la notion de non-dominance. Ensuite, les individus de chaque front sont attribués une fitness que représente la distance d'encombrement (Crowding distance). Après avoir attribué à tous les individus deux qualités qui sont le numéro du front (le rang) et la valeur de distance d'encombrement, l'algorithme commence la génération de la population enfants en utilisant la sélection par tournoi à base des deux qualités susmentionnées. Autrement dit, deux individus appartiennent aux deux rang différent, celui qui a le plus petit rang gagne. Par contre si les deux individus appartiennent au même rang, celui qui a la plus grande distance d'encombrement gagne. Les individus sélectionnés sont soumis aux opérateurs de reproduction (croisement et mutation) pour créer la population enfant Q_0 de N individus. Les deux populations sont combinées pour former une population Rt de taille 2N. Ensuite, la même procédure de classement qui a été faite à la population initiale se refait à cette population de 2N individus pour former une seule population de N individus. Alors, l'algorithme commence à construire la population P_{t+1} par les meilleurs individus, c'est-à-dire les individus appartenant aux fronts de rang les plus faibles. Pour le dernier front, il y a généralement plus de solutions que de places restantes dans la nouvelle population P_{t+1}. Les individus sont alors triés selon leur distance d'encombrement et par ordre décroissant. Ce scénario est illustré à la (figure (III.12)).

.

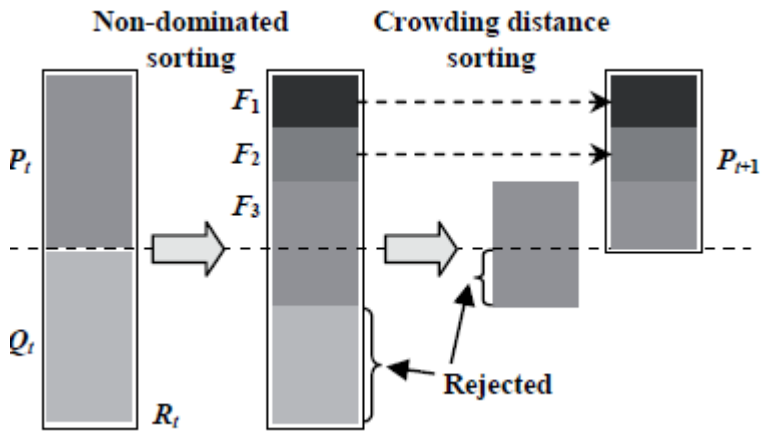


Figure (III.12) *: Schéma de la procédure NSGA-II* [36].

III.2.11 Méthode MOPSO (Multi-objective Particles Swarm Optimization)

Plusieurs études de la méthode PSO (Particles Swarm Optimization) sur des problèmes multi-objectif sont apparues et de nouvelle variantes spécialisées de la méthode ont été développées [37] après les résultats prometteurs obtenus par PSO dans l'optimisation des problèmes mono-objectif. Il n'est pas possible d'exposer toutes les variantes de PSO qui ont traité les problèmes multi-objectifs dans un espace limité.

Pour les variantes de PSO multi-objectif, on peut distinguer deux approches fondamentales : La première approche consiste en algorithmes qui considèrent chaque fonction objectif séparément. Dans ces approches, chaque particule est évaluée uniquement pour une fonction objectif à la fois et la détermination de meilleures solutions est réalisée de la même manière que le cas d'optimisation mono-objectif. Le défi principal dans cette approche est la manipulation appropriée de l'information provenant de chaque objectif pour guider les particules vers les solutions optimales de Pareto. La deuxième approche consiste en algorithmes basés sur la notion de Pareto. Ces algorithmes produisent les meilleurs positions non-dominées (appelés leaders) qui sont utilisées pour guider les particules. Dans ces approches, la détermination des leaders n'est pas facile, car il peut y avoir de nombreuses solutions non dominées dans le voisinage d'une particule. Mais un seulement doit être choisi pour participer à la mise à jour de la vitesse. Ainsi, deux questions primordiales doivent être prises en considération, lors de l'extension de PSO pour les problèmes multi-objectifs.

- Comment sélectionner les particules utilisées comme guide (*leader*) pour d'autres particules afin de favoriser les solutions non dominées ?
- Comment conserver les solutions non dominées trouvées par le processus de recherche, durant toutes les itérations précédentes ?

IV. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons passé en revue plusieurs méthodes d'optimisation mono-objective et multi-objective, en accordant une importance particulière aux méthodes mono-objective, savoir, l'algorithme génétique, optimisation par essaim de particules, algorithme de colonie de fourmis. À travers ce chapitre, nous avons constaté que toutes les métaheuristiques que ce soit mono-objectif ou multi-objectif se différencient en trois points : La façon d'attribuer la fitness, la technique de maintien de la diversité et la technique de préserver les élites. Vu que notre problème traité dans ce mémoire est un problème mono-objectif, les résultats de l'application de l'algorithme génétique pour l'optimisation du mur de soutènement font l'objet du chapitre suivant.

CHAPITRE IV

APPLICATION DE L'ALGORITHME GENETIQUE

I.Introduction

Les principaux paramètres pour évaluer une conception réussie sont la satisfaction des exigences du code, sans toutefois compromettre les objectifs fonctionnels pour lesquels la structure est censée servir. Suivre une conception optimale, systématique assurera certainement la combinaison de ces paramètres (coût, spécifications et fonction). L'optimisation peut être définie comme une procédure de maximisation ou minimisation d'un objectif recherché (Belegundu et Chandrupatla, 2011).Il existe diverses méthodes établie pour appliquer et parvenir à une solution optimale pour tout problème spécifique. Parmi ces méthodes, les «algorithmes génétiques (GA)» qu'on a utilisé dans notre projet. Par conséquent, la solution d'un problème d'optimisation de n'importe quel ouvrage tel que mur de soutènement nécessite la programmation de la méthode de calcul des contraintes ou exigences, une fonction objective et un fichier principal contenant les paramètres de l'algorithme génétique. Dans notre mémoire, nous avons utilisé pour la programmation des trois fichiers le logiciel MATLAB.

L'objectif de ce mémoire est d'optimiser un mur de soutènement par une des méthodes d'intelligence artificielle, l'algorithme génétique. Une étude paramétrique a été effectuée afin de montrer l'influence de certains paramètres du sol remblai sur la solution. Cette dernière représente la conception optimale. L'obtention de cet objectif nous exige de diviser ce chapitre en trois parties. La 1ère partie expose une description de la procédure développée dans ce mémoire pour trouver la conception optimale de l'ouvrage. Cette dernière sera également divisée en sous parties. La 2ème partie sera consacrée à l'étude de sensibilité des paramètres mécanique et géométrique du sol remblai ainsi que la surcharge sur la conception optimale du mur cantilever. Dans la 3ème partie, une étude comparativea été établie entre des conceptions calculées par l'algorithme génétique et d'autres conceptions représentant un cas réel fait par un bureau d'étude à Skikda et des exemples tirés de la littérature.

II.Conception d'un mur cantilever

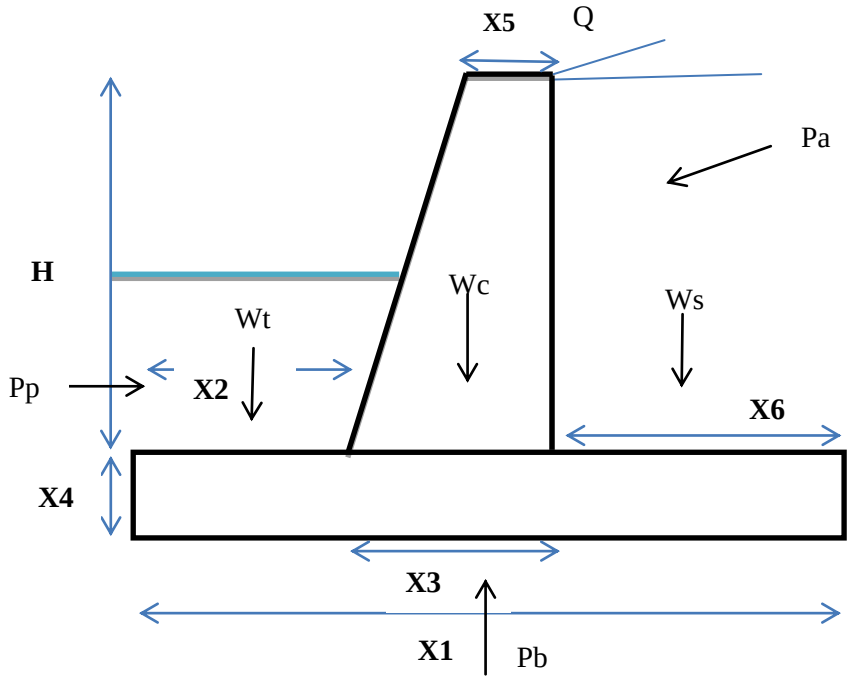


Figure (IV.1) *: Les variables de conception pour un mur de soutènement.*

La(figure (IV.1)) montre un mur de soutènement modélisé par06 variables de conception :

Largeur de la semelle (x1), largeur de la pointe (x2), épaisseur de voile (x3), épaisseur en haut de voile (x5), épaisseur de la semelle (x4).

La conception du mur de soutènement est divisée en deux phases: Conception géotechniqueet conception structurelle. Dans la phase de conception géotechnique, le mur doit résister aux différents modes de rupture en calculant les facteurs de sécurité vis-à-vis du glissement, renversement et la capacité portante. En ce qui concerne, la phase de conception structurelle, le mur doit être vérifié vis-à-vis à la rupture due au cisaillement et au moment au niveau de la jonction du voile avec la semelle, la jonction du voile avec le talon et le patin. La procédure de conception utilisée dans ce mémoire pour vérifier les deux phases de conception se base sur la théorie de Rankine. Les différentes étapes de la procédure sont présentées dans la section ci-dessous.

Toutes les forces agissantes sur le mur de soutènement cantilever sont illustrées à la (figure (IV.1)), où

Wcest le poids combiné de toutes les sections du béton armémur.

Ws est le poids du remblai agissant sur le talon dumur.

Wtest le poids du sol sur le pied du mur.

Qest une surcharge.

Pa estla force résultante de la pression latérale active.

P_p est la force résultante de la pression passive de la terre.

P_b est laforce résultant de la contrainte portante du sol de base.

Les coefficients de pression de terre active et passive sont évalués à l'aide de la théorie de Rankine en utilisant les équations (4.1)et (4.2).

$$\mathrm{Ka} = \cos\beta \frac{\cos\beta - \sqrt{\cos^2\beta - \cos^2\theta}}{\cos\beta + \sqrt{\cos^2\beta - \cos^2\theta}} \quad (\mathbf{4.1})$$

$$\mathrm{Kp} = \tan^2\left(45 + \frac{\theta}{2}\right) \quad (\mathbf{4.2})$$

Où

β : L'angle du talus.

θ : L'angle de frottement interne du remblai.

Trois modes de rupture géotechnique sont considéréspour concevoir un mur de soutènement. Ces exigences sont données comme suit :

- Facteur de sécurité vis-à-vis du renversement est donné par l'équation (4.3).

$$\mathrm{FSo} = \frac{\sum \mathrm{MR}}{\sum \mathrm{Mo}} \quad (\mathbf{4.3})$$

Où $\sum M_R$, représentela somme des moments résistants et $\sum M_O$ la somme des moments déstabilisants.

- Facteur de sécurité vis-à-vis du glissement est donné par l'équation(4.4).

Où $\sum M_R$, représentela somme des moments résistants et $\sum M_O$ la somme des moments déstabilisants.

$$\mathrm{FSs} = \frac{\sum \mathrm{FR}}{\mathrm{FD}} \quad (\mathbf{4.4})$$

Où$\sum F_R$, représente la somme des forces horizontales résistantes et $\sum F_D$ la somme des forces horizontales déstabilisantes. Ces dernières sont données par les équations (4.5) et (4.6) respectivement.

$$\sum \mathrm{FR} = \left(\sum \mathrm{Wwall}\right) \tan\left(\frac{2\emptyset\mathrm{base}}{3}\right) + \frac{2\mathrm{BCbase}}{3} + \mathrm{Pp} \quad (\mathbf{4.5})$$

$$\sum \mathrm{FD} = \mathrm{Pa}\cos\beta \qquad (\mathbf{4.6})$$

Où$\sum W_{wall}$ est le poids total du mur, $\emptyset_{base}$ est l'angle de frottement du sol de fondation, B est la largeur totale de la semelle, C représente la cohésion de l'interface semelle et le sol de fondation, Pp est la butée et Pa représente la poussée.

- Facteur de sécurité vis-à-vis de la portance du sol est donné par l'équation (4.7).

$$\mathrm{FSB} = \frac{\mathrm{qu}}{\mathrm{qmax}} \qquad (\mathbf{4.7})$$

Où q_u est la capacité portante ultime du sol de fondation et q_{max} estla pression maximale générée due aux forces agissantes sur le mur de soutènement, déterminée à l'aide de l'équation (4.8).

$$\mathrm{qmin} = \frac{\sum \mathrm{V}}{\mathrm{B}}\left(1 - \frac{6\mathrm{e}}{\mathrm{B}}\right)$$

$$\mathrm{qmax} = \frac{\sum \mathrm{V}}{\mathrm{B}}\left(1 + \frac{6\mathrm{e}}{\mathrm{B}}\right) \qquad \textbf{(4.8)}$$

Où$\sum V$ est la somme des forces verticales (résultante du poids du mur, le sol au-dessus de la semelle et la surcharge); B est la largeurde la base; et e est l'excentricité du système de force résultant,exprimé comme suit:

$$\mathrm{e} = \frac{\mathrm{B}}{2} - \frac{\sum \mathrm{MR} - \sum \mathrm{Mo}}{\sum \mathrm{V}} \qquad (\mathbf{4.9})$$

III. Application de l'algorithme génétique dans l'optimisation du cantilever

III.1 Formulation mathématique d'un problème d'optimisation

Généralement, les problèmes d'optimisation minimisent une fonction objective f (x), tout en respectant des exigences ou contraintes. Ces dernières peuvent être linéaires ou non linéaires. Un problème d'optimisation peut être formulé comme suit :

$$gi(x) \leq 0 \qquad i = 1,2,\dots,p$$
$$hj(x) = 0 \qquad j = 1,2,\dots\dots,m \qquad (\mathbf{4.10})$$
$$Lk \leq Xk \leq Uk \qquad k = 1,2,\dots\dots,n$$

Où g (x) sont des contraintes d'inégalité, h (x) sont des contraintes d'égalité,et L et U sont des contraintes aux limites. Cette section décrit la fonction objective et les contraintes utilisées dans ce mémoire.

III.2Fonction objective

Afin d'atteindre une conception optimale en utilisant des techniques méta-heuristiques,il est nécessaire de définir une fonction objective f (x). Vu que notre problème est un problème d'optimisation mono-objectif, une seule fonction objective qui est le volume de l'ouvrage, a été utilisée dans ce travail.

Selon la (figure (IV.1)), le volume du mur peut être donné par l'équation (4.11).

$$f(x) = X_1 \times X_4 + (X_3 + X_5) \times H/2 \qquad (\mathbf{4.11})$$

III.3Contraintes

III.3.1 Contraintes de stabilité

La conception de murs de soutènement sûrs et stables basés sur règlement parasismique algérienne (RPA99)**,** nécessite de satisfaire à certaines conditions liées à la stabilité, capacité et géométrie de la paroi [3].

Equation (4.11)et(4.13) definer par la stabilité d'unmur de souténement[2]:

$$FSo \geq FSodesign \qquad (\mathbf{4.12})$$
$$FSs \geq FSsdesign \qquad (\mathbf{4.13})$$
$$FSB \geq FSBdesign \qquad (\mathbf{4.14})$$

Où, $FS_{Odesign}$, $FS_{Sdesign}$, $FS_{Bdesign}$sont des facteurs de sécurité prescritscontre le renversement, le glissement et la capacité portante, égale à 1,5, 1,5,et 3, respectivement.

III.3.2 Contraintes géométriques

Les contraintes géométriques sont constituées de contraintes aux limites etcontraintes linéaires d'égalités et d'inégalité définies pour produire des conceptions pratiques. Pour notre mémoire, basée sur la théorie de Rankine et la géométrie de l'exemple étudié dans ce travail plusieurs formules de contraintes ont été utilisées. Ces dernières dirigent l'algorithme à chercher les solutions (dans notre exemple de X1 jusqu'à X6) dans un certains intervalle fixé par les limites inférieures et supérieures

de chaque partie de l'ouvrage. L'intervalle de variation des variables X1à X6 est indiqué dans la (Figure (IV.1))

$$X1 = X2 + X3 + X6 \qquad (\mathbf{4.15})$$

$$X3 > X5 \qquad (\mathbf{4.16})$$

$$X6 > X2 \qquad (\mathbf{4.17})$$

$$X6 > X3 \qquad (\mathbf{4.18})$$

Les équations ci-dessus représentent des contraintes linéaires. La 1ère est une contrainte linéaire d'égalité et les trois autres contraintes linéaires d'inégalité.

La procédure suivie dans cette partie est présentée sous forme d'algorithme montré par la (figure (IV.2)).

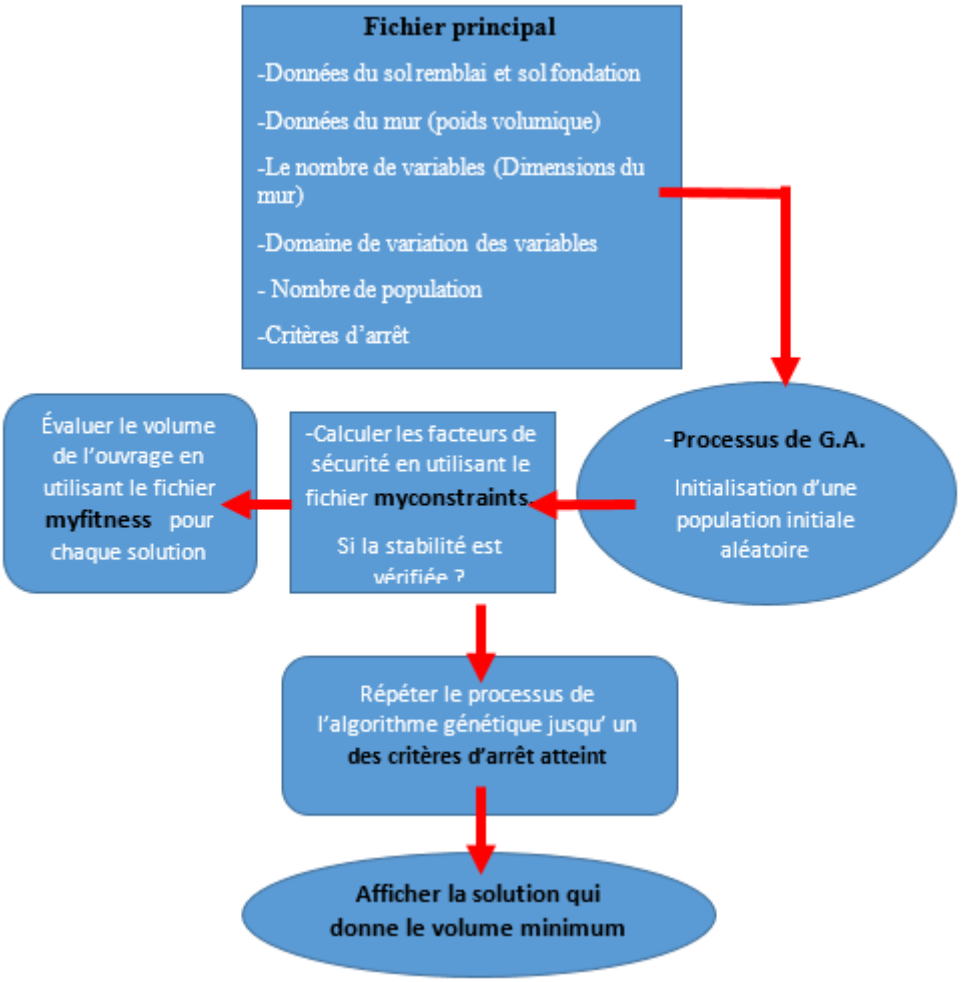


Figure (IV.2) : *Organigramme de l'application de l'algorithme génétique dans l'optimisation.*

III.4 Exemple de validation

Les paramètres de l'exemple qui a été servi afin de montrer l'efficacité et la performance de l'algorithme génétique dans les problèmes d'optimisation mono-objective avec contraintes sont donnés dans les tableaux (IV.1) et (IV.2)

Les Paramètres du sol	Sol de remblai	Sol de fondation
gamakN/m^3	17.5	18.5
Ø°	36°	0°
C kN/m^2	0	125°
alpha°	10°	-

Tableau (IV.1) *: Paramètre de sol de l'exemple de validation.*

gamabeton	23,53kN/m^3
f_y	400 MPA
f_c	21 MPA

Tableau (IV.2) : *Paramètres du mur de soutènement.*

fy : limite d'élasticité de l'acier d'armature.

fc : résistance à la compression du béton.

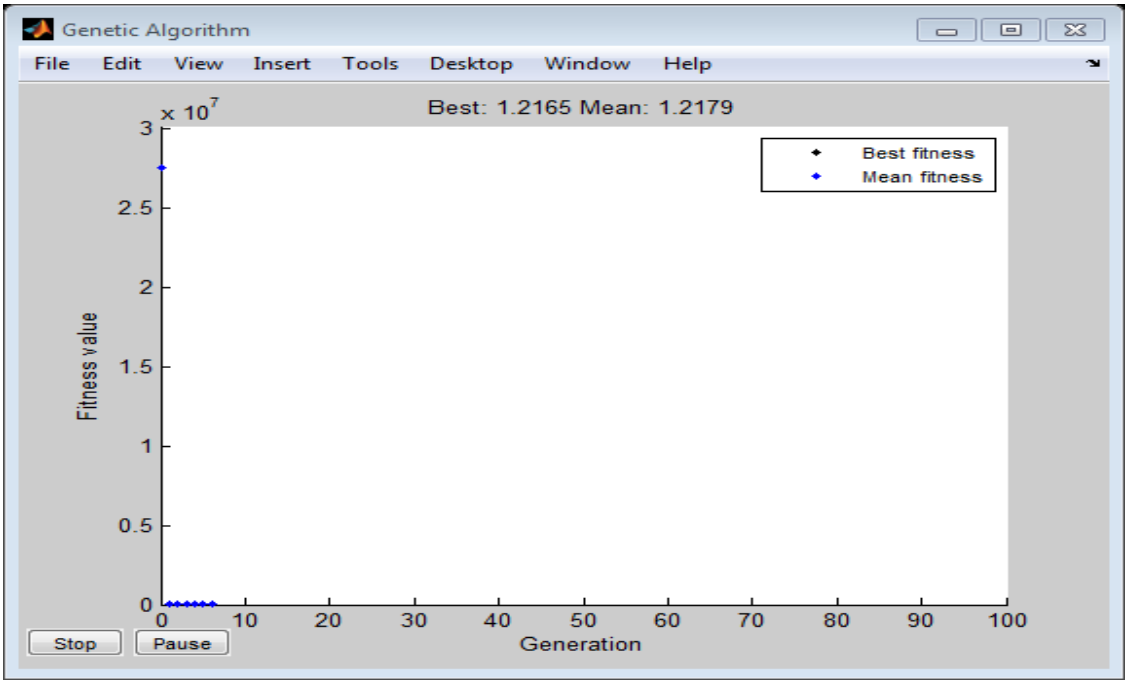


Figure (IV.3) *: L'évaluation de l'algorithme génétique.*

La (figure (IV.3)) montre l'évolution de l'algorithme génétique en fonction du nombre de génération. À la fin du processus, toutes les informations telle que : le nombre d'itération, la solution optimale (de X1 à X6), le « Fval » qui représente le volume minimum du mur, etc s'affichent dans la fenêtre de command (Command Windows). Par contre, sur la figure, on trouve le Fval (1.2116) et nombre de génération.

La conception optimale de l'exemple est donnée dans le (Tableau (IV.4)).

Fval	X1	X2	X3	X4	X5	X6
1.2116	**1.6403**	**0.3725**	**0.3329**	**0.2500**	**0.2047**	**0.9342**

Tableau (IV.3) : *la conception optimale de l'exemple de validation.*

IV. Application d'Algorithme génétique : Étude paramétrique

IV.1 l'influence de l'angle de frottement de remblais

Pour étudier l'influence de l'angle de frottement sur la conception optimale de l'ouvrage, nous avons fixé les valeurs suivants : Ø2=34° , c1=0kpa , c2=40kpa , gama1=20kN/m^3 , gama2= 20KN/m^3 , Q=0 , alpha=10 , Df=1.5, gama(béton)=23.58KN/m^3 , qu=574.07et varié Ø1= 29° 30° 34° 38° 42°

Ø(°)	Fval (m^3)	X1	X2	X3	X4	X5	X6
29°	**2.88**	**2.6306**	**0.4250**	**0.6391**	**0.376**	**0.2023**	**1.5661**
30°	**2.78**	**2.6692**	**0.5618**	**0.5881**	**0.3780**	**0.2033**	**1.5191**
34°	**2.26**	**2.5450**	**0.5835**	**0.3741**	**0.3793**	**0.2055**	**1.5876**
38°	**2.06**	**2.4239**	**0.7135**	**0.2923**	**0.3773**	**0.2172**	**1.4180**
42°	**1.76**	**1.8996**	**0.5863**	**0.2622**	**0.3781**	**0.2035**	**1.0502**

Tableau (IV.4) :*L'influence d'angle de frottement.*

D'après le (Tableau (IV.4)), on peut remarquer que l'augmentation de l'angle de frottement entraine une diminution du volume du mur cantilever. Ce qui est logique. L'augmentation de l'angle de frottement cause la diminution du coefficient de la poussée active des terres en causant à son tour la diminution de la poussée active.

IV.2 l'influence de la surcharge Q

Pour étudier l'influence de la surcharge sur la conception optimale de l'ouvrage, nous avons fixé les valeurs suivants : Ø2=34°, c1=0kpa, c2=40kpa, gama1=20kN/m^3, gama2= 20KN/m^3, alpha=10, D_f=1.5, gama (béton)=23.58KN/m^3, qu=574.07, Ø1=34° et varié Q= 0 20 30 40 Kpa

Q(Kpa)	Fval(m^3)	X1	X2	X3	X4	X5	X6
20	1.98	2.5125	0.2432	0.6182	0.3863	0.2058	1.4694
30	2.14	2.7261	0.8189	0.2928	0.3775	0.2011	1.6142
40	3.08	2.7701	0.5123	0.7063	0.3751	0.2018	1.5516

Tableau (IV.5) : *L'influence de la surcharge Q.*

D'après le (Tableau (IV.5)), on peut remarquer que l'augmentation de la surcharge entraine une augmentation du volume du mur cantilever. Ce qui est logique également, car L'augmentation de la surcharge cause l'augmentation de la poussée active. Alors pour résister à cette poussée qui est force déstabilisatrice, il faut augmenter les dimensions de l'ouvrages pour augmenter les forces stabilisatrices.

IV.3l'influence de l'angle de remblais 'Alpha'

Pour étudier l'influence de l'angle de frottement sur la conception optimale de l'ouvrage, nous avons fixé les valeurs suivants : Ø2=34° , c1=0kpa , c2=40kpa , gama1=20kN/m^3 , gama2= 20KN/m^3 , Q=0 , Ø1=34° , Df=1.5, gama(béton)=23.58KN/m^3 , qu=574.07 et varié Alpha= 0° 5° 15° 25° 30°

Alpha (°)	Fval(m^3)	X1	X2	X3	X4	X5	X6
0°	2.23	2.5092	0.6133	0.3393	0.4068	0.2120	1.5561
5°	2.26	2.3939	0.6680	0.3996	0.3780	0.2041	1.3273
15°	2.43	2.5835	0.6087	0.4491	0.3750	0.2011	1.5252
25°	2.69	2.3610	0.4328	0.6002	0.3757	0.2030	1.3277
30	2.71	3.3325	1.1511	0.4445	0.3751	0.2056	1.7349

Tableau (IV.6) : *L'influence d'angle de remblais.*

D'après le (Tableau (IV.6)), on remarque que l'augmentation de l'angle du remblai entraine une augmentation dans le volume de l'ouvrage. C'est vrai que la composante horizontale normalement diminue en diminuant l'angle du talus, mais c'est l'augmentation de la valeur de hauteur h qui a causé l'augmentation de la poussée active. Ce qui cause l'augmentation du volume de l'ouvrage.

V. Étude comparative

V.1Exemple 01 : modèled'une mure cantilever calculé dans le livre de Braja

On a comparé la conception d' mur d'une hauteur de 6m et angle de remblais α°=10° par notre méthode

V.1.1 Les caractéristiques du sol

Sol de remblais	Sol de fondation
Gama 1=18 kN/m^3	Gama 2 =19 kN/m^3
Ø1=30°	Ø2=20°
C1=0 kN/m^2	C2=40 kN/m^2

Tableau (IV.7) *:Les paramètres du sol de l'exemple 01*[18].

V.1.2 les résultats et calcul de la stabilité :

On se propose l'étude du mur de soutènement de 6m de hauteur cité auparavant dans l'introduction générale, cette étude s'articule sur 3 axes qui sont :

1.Pré dimensionnement du mur (Figure (IV.4)).[18]

2. Calcul des forces et moments.

3. Vérification des facteurs de sécurité.

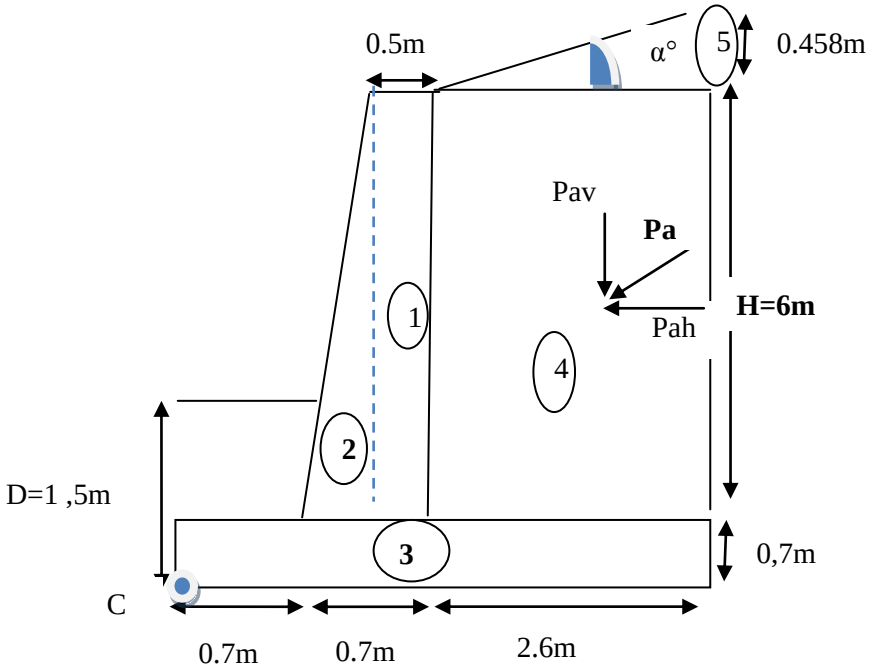


Figure (IV.4) : *Le pré- dimensionnement du mur de l'exemple 01* [18] ***(livredeBraja)****.*

D'après la méthode de Rankine [18]

FS_r = 2.78 >1.5

FS_g = 2.73> 1.5

FS_c = 3.03 > 03

FS_r : le facteur de sécurité contre le renversement.

FS_g: le facteur de sécurité de glissement.

FS_c : le facteur de sécurité de la capacité portante avec une capacité portante de **qu=574 .07kN/m^2**

V.1.3 Les résultats par la méthode de « AG » :

Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau suivant :

Laconception du mur	Unités	Les valeurs
X1	M	3.9583
X2	M	1.1195
X3	M	0.6580
X4	M	0.5010
X5	M	0.2120
X6	M	2.1807
Fval (volume du mur)	m^3	4.59332

Tableau (IV.8) : *La conception de mur par «AG »d'exemple 01.*

V.2 Exemple 02 : modèle d'un mur cantilever d'un bureau d'étude (cas réel)àSkikda

On a comparé la conception d' mur d'une hauteur de 5,65m et un angle de remblais α°=0°,une surcharge Q= 10,2kN/m^2 par notre méthode AG :

V.2.1 Les caractéristiques du sol

La reconnaissance du site effectuée par l'organisme de contrôle CTC unité de Skikda, le prélèvement d'échantillon pour la description géologique du sol, ensuite leur analyse géotechnique au laboratoire.

Sol de remblais	Sol de fondation
Gama 1=18 kN/m^3	Gama 2 =18,8 kN/m^3
Ø1=30°	Ø=15°
C1=0 kN/m^2	C2=27,7 kN/m^2

Tableau (IV.9) : *Les paramètres du sol d'exemple 02.*

V.2.2 Les caractéristiques du mur

F_{c28}	25
E_{IJ}	32164,2 MPA
U(coefficient de poisson)	0,3

Tableau (IV.10) : *Les caractéristiques de matériaux de l'exemple 02.*

V.2.3 Les résultats et calcul de la stabilité

On se propose l'étude du mur de soutènement de 5,65m de hauteur cité auparavant dans l'introduction générale, cette étude s'articule sur 3 axes qui sont :

1. Pré dimensionnement du mur (Figure (IV.5)).
2. Calcule des forces et moment.
3. Vérification des facteurs de sécurité.

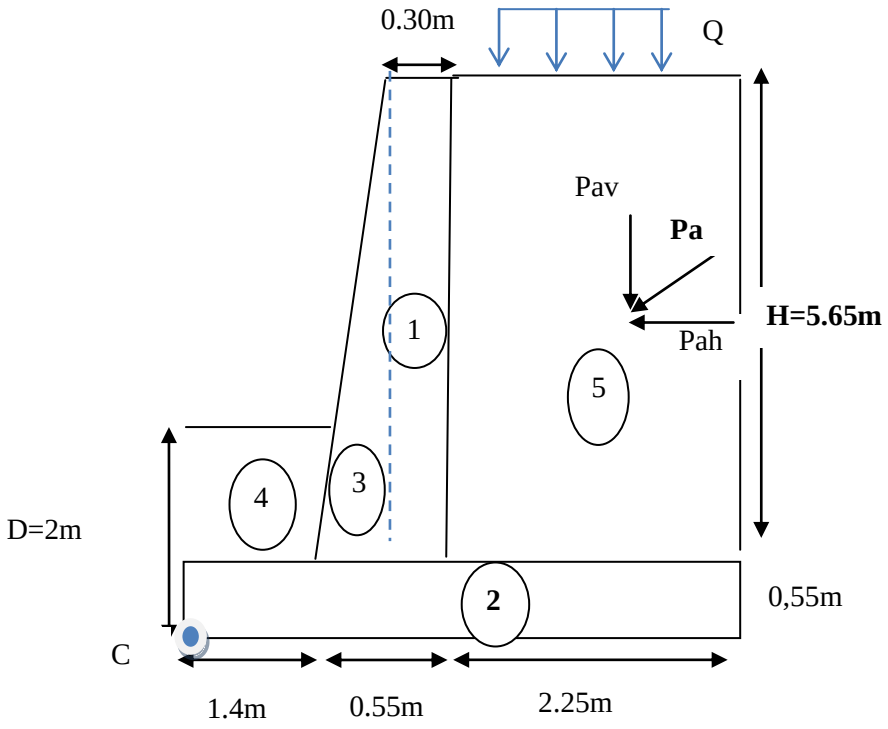


Figure (IV.5) : *Le pré- dimensionnement du mur de l'exemple 02.*

D'après la méthode de Rankine et le règlement utilises par le bureau d'étude (le règlementationparasismique algérienne RPA99- version 2003)

FS_r = 3, 94> 2

FS_g = 1, 98> 1.5

FS_r : le facteur de sécurité contre le renversement

FS_g: le facteur de sécurité de glissement

FS_c : le facteur de sécurité de la capacité portante avec une capacité portante de **qu=274,69kN/m**

V.2.4 Les résultats par la méthode de « AG » :

Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau suivant :

La conception du mur	**Unités**	**Les valeurs**
X1	**M**	**3.0881**
X2	**M**	**1.1010**
X3	**M**	**0.2928**
X4	**M**	**0.4713**
X5	**M**	**0.2033**
X6	**M**	**1.6940**
fval (volume du mur)	**m^3**	**2.8566**

Tableau (IV.11) *: La conception du mur par AG d'exemple02.*

- **Commentaire et interprétation**

D'après le tableau, la conception du mur réalisé a un volume de (4.71 m^3), par contre le volume de la conception calculé par la méthode d'optimisation développée dans cette étude a un volume de (2.85 m^3). Ce qui fait une différence de (1.86 m^3) en mètre linéaire. Selon le marché algérien, le mètre cube du béton armé coute jusqu'à 40000 DA. Le (tableau(IV.12)) montre le montant du gain qu'on gagne en utilisant les méthodes d'intelligence dans l'optimisation des ouvrages. La longueur du mur selon les données du bureau d'étude est de (130ml).

	Volume du mur (m^3)	Prix unitaire (DA)	Montant (DA)	Montant global
Bureau d'étude	4.71	40000	188400,00	24492000,00
Algorithme génétique	2.85	40000	114000 ,00	14820000,00
Gain pour 130 ml	241.8	40000	9672000,00	9672000,00

Tableau (IV.12) : *Tableau comparatif*

VI. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit les différents résultats de l'application de l'algorithme génétique dans l'optimisation des murs de soutènement. Pour ce faire, nous avons commencé d'abord par la description de la méthode qui est un programme composé de trois fichiers MATLAB. Ces fichiers utilisent la théorie de Rankine et l'algorithme génétique. Après une étude paramétrique a été établie afin de montrer l'influence de certains paramètres tels que : l'angle de frottement interne du sol remblai, l'angle du remblai et la surcharge sur la conception optimale de l'ouvrage. Les résultats ont montré que l'augmentation de l'angle de frottement diminue le volume minimum de l'ouvrage, par contre l'augmentation de surcharge et l'angle du remblai cause une augmentation du volume du mur de soutènement.Pour valider la performance du modèle développé dans ce mémoire, une étude comparative a été établie entre un cas réel fait à Ramdan Djamel et la conception calculée par l'algorithme génétique. Les résultats ont montré que l'utilisation du modèle génétique avec la théorie de Rankine a diminué le volume du mur de soutènement existant de $4.71m^3$ ce qui fait un volume de sur toute sa longueur qui est $2.85m^3$.

CONCLUSION GENERALE

Conclusion générale

À travers le déroulement de notre étude pour l'élaboration de ce mémoire, par lequel nous avons essayé de donner un maximum d'informations en synthétisant la recherche bibliographique concernant une partie des différents types de mur de soutènement. Pour la conception des ouvrages de soutènement, nous avons lors de notre travail, retenu que la conception et le calcul complet d'un mur de soutènement est assez laborieux, le dimensionnement de l'ouvrage et ses vérifications demandent une succession de calculs longs et itératifs. Dans ce mémoire, nous avons appliqué une des méthodes d'optimisation mono-objective reconnue par sa performance dans les problèmes d'optimisation avec contraintes non-linéaires. Notre problème consiste à trouver une conception d'un mur de soutènement sécurisée et optimale. Pour ce faire, nous avons couplé une méthode analytique basée sur la théorie de Rankine pour vérifier les facteurs de sécurité vis-vis du renversement, glissement et la portance du sol avec l'algorithme génétique. Notre programme se compose de trois fichiers en Matlab.

Les résultats obtenus dans ce mémoire se divisent en deux volets. D'après l'étude paramétrique établie dans ce travail, les résultats montrent que l'augmentation de l'angle de frottement interne diminuer le volume du l'ouvrage, par contre l'augmentation de la surcharge et l'angle du talus du remblai augmentent le volume du mur. D'après l'étude comparative, on peut dire que la 1ère comparaison entre les résultats trouvés dans la publication de Braja [18] et ceux de notre étude en utilisant les mêmes données montrent qu'on peut réduire la conception de l'ouvrage en respectant toutes les exigences du règlement vis-à-vis de la sécurité d'un volume de 1.8 m^3. De même, les résultats de la 2ème comparaison, montrent que le gain qu'on peut atteindre pour le mur de soutènement réalisé à la commune de Ramdane Djamel qui a une longueur de (130 ml) est de (9672000,00 DA).

Pour conclure, les résultats obtenus dans ce mémoire prouvent que les méthodes d'intelligence artificielle talles que l'algorithme génétique sont efficace dans la conception et peuvent être une alternative prometteuse.