

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة أبي بكر بلقايد - تلمسان

Université Aboubakr Belkaïd – Tlemcen –

Faculté de TECHNOLOGIE



MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du **diplôme de MASTER**

En : Travaux public

Spécialité : Voies et ouvrages d'art

Par : BENHADDOUCHE Meryem et ZIANE Amira Souad

Sujet

Méthodes analytiques pour la prise en charge de gonflement lors de la vérification des ouvrages

Soutenu publiquement, le 15/06/2026, devant le jury composé de :

BENCHOUK Assia	Prof	Université de Tlemcen	Présidente
BELBACHIR Ahmed	MCB	Université de Tlemcen	Examineur
TROUZINE Habib	Prof	Université de Tlemcen	Encadrant
ZADJAOUI Abdeldjalil	Prof	Université de Tlemcen	Co-Encadrant

Année universitaire : 2025/2026

Remerciement

Avant tout, nous adressons nos plus sincères remerciements à **Allah** le Tout-Puissant, qui nous a accordé la volonté, la force et la patience nécessaires pour accomplir ce travail malgré toutes les difficultés rencontrées tout au long de ce parcours.

Nous exprimons notre profonde gratitude à nos encadreurs, **Monsieur TROUZINE Habib** et **Monsieur ZADJAOUI Abdeldjalil**, pour leur accompagnement constant, leurs précieux conseils, leur disponibilité ainsi que leur soutien inestimable, qui ont largement contribué à la réalisation de ce mémoire dans les meilleures conditions.

Nous tenons également à adresser nos sincères remerciements aux honorables membres du jury, **Madame BENCHOUK Assia** et **Monsieur BELBACHIR Ahmed** qui nous ont fait l'honneur d'examiner et d'évaluer ce travail. Nous leur sommes reconnaissantes pour le temps qu'ils ont consacré à la lecture de notre mémoire ainsi que pour l'intérêt porté à notre recherche.

Enfin, nous adressons nos respectueux remerciements à l'ensemble des enseignants de la **Faculté de Technologie de Chetouane**, relevant de **l'Université Abou Bekr Belkaid Tlemcen**, pour les efforts considérables qu'ils ont déployés dans notre formation académique tout au long de notre parcours universitaire, ainsi que pour leur contribution à l'enrichissement de nos connaissances scientifiques.

Dédicace

À moi-même, pour ne pas avoir abandonné et pour avoir cru en mes capacités jusqu'au bout.

À mes chers parents, **ma mère et mon père**, pour leur amour inconditionnel, leurs sacrifices et leur soutien qui m'ont permis d'avancer et de croire en moi à chaque étape de ce parcours.

À mes deux frères, **Zakaria et Hicham** pour leur présence, leur encouragement et leur soutien moral tout au long de mes études.

À mes amis proches, et tout particulièrement à mon amie **Wissem** qui ont été présents dans les moments importants, pour leur soutien sincère et leur encouragement discret.

À mon binôme **Meryem**, merci pour le partage, le soutien et tous les efforts fournis ensemble tout au long de ce travail.

Ce travail est le résultat de votre confiance et de votre amour.

Amira Souad

Dédicace

Je dédie ce travail à **moi-même** avant tout.

À **mes chers parents**. Merci pour votre amour infini, vos sacrifices silencieux, vos encouragements. Aucun mot ne pourra exprimer toute la gratitude et l'amour que je porte pour vous Si je suis arrivée jusqu'ici, c'est grâce à vous.

À **mes grands-parents**, ceux qui sont partis et ceux qui sont encore parmi nous, en signe de respect et d'affection.

À mes sœurs **Rahima** et **Meriem**, merci pour votre amour profond, votre soutien, vous êtes une part précieuse de ma vie et une source de force et de bonheur au quotidien.

A mon cher frère **Mohammed**, merci pour ton amour et ta présence, tu es une grande fierté dans ma vie.

À mes meilleures amies **Chaimae**, **Rihem**, **Ibtissem** et **Sanae**, merci pour votre présence sincère, votre soutien inestimable et tous les moments partagés, vous avez été bien plus que des camarades, une véritable source de motivation et de bonheur.

A mon binôme **Amira**, merci pour ton soutien, ta patience et ton aide précieuse tout au long de notre travail.

Enfin, à toutes les personnes qui ont cru en moi, près ou loin, je dédie ce travail avec tout l'amour, la gratitude et l'émotion que porte mon cœur.

Meryem

Résumé

Le gonflement des sols représente un obstacle géotechnique majeure en raison des variations volumiques provoquées par les fluctuations hydriques, pouvant engendrer d'importants dégâts structurels. Cette recherche se concentre sur une étude analytique et numérique du comportement des fondations basées sur des sols expansifs, à travers l'utilisation de méthodes analytiques et de techniques d'intelligence artificielle développées sous l'environnement Anaconda. Les résultats obtenus ont permis d'évaluer l'impact du gonflement sur les réactions du sol, les efforts internes, les déformations des fondations ainsi que les moments fléchissants, tout en mettant en évidence une concordance satisfaisante avec les approches théoriques de référence.

Mots clés : Fondations superficielles ; Gonflement des sols ; Interaction sol–fondation ; Méthodes analytiques ; Intelligence artificielle ; Simulation numérique.

Abstract

Soil swelling constitutes a major geotechnical problems due to the volumetric changes caused by moisture fluctuations, which may generate significant structural damage. This thesis presents an analytical and numerical study of the behavior of foundations resting on expansive soils through the use of analytical methods and artificial intelligence techniques developed under the environment Anaconda. The obtained results made it possible to evaluate the impact of swelling on soil reactions, internal forces, foundations deformations, and bending moments, while demonstrating a satisfactory agreement with reference theoretical approaches.

Keywords : Shallow foundations ; Soil swelling ; Soil–fondation interaction ; Analytical methods ; Artificial intelligence ; Numerical simulation.

ملخص

تعتبر التربة المتورمة مشكلة جيوتقنية رئيسية نظراً للتغيرات الحجمية التي تطرأ عليها بفعل تغيرات الرطوبة؛ والتي قد تسبب اضطرابات هيكلية جسيمة. تهدف هذه الأطروحة الى دراسة تحليلية ورقمية لسلوك الأساسات المقامة على تربة متمددة؛ باستخدام أساليب تحليلية وتقنيات ذكاء اصطناعي مطورة داخل بيئة أناكوندا. وقد سمحت النتائج المتحصل عليها بتقييم تأثير التمدد على ردود فعل التربة، والقوى الداخلية، وتشوهات الأساسات وعزوم الإنحناء مع إظهار توافقاً مرضياً مع الأساليب النظرية المرجعية .

الكلمات المفتاحية: الأساسات السطحية؛ انتفاخ التربة؛ التفاعل بين التربة والأساسات؛ الطرق التحليلية؛ الذكاء الاصطناعي؛ المحاكاة العددية؛ الأساسات السطحية.

Remerciement	i
Dédicace	ii
Dédicace	iii
Résumé	iv
Abstract	v
ملخص	vi
Listes des figures	xi
Liste des tableaux	xiii
Notations	xiv
Introduction générale	1
Chapitre 1 : Synthèses bibliographiques sur les sols gonflants	3
1.1 Introduction	4
1.2 Généralités sur les sols gonflants	4
1.2.1. Définition et contexte géotechnique	4
1.2.2. Origine de gonflement	4
1.2.3. Cartographie des sols gonflants en Algérie	4
1.2.4. Structure des sols argileux : Liaison structurelle et minéralogie	4
1.2.5. Comportement hydromécanique des sols argileux gonflants	8
1.2.6. Interactions entre particules argileuses	9
1.2.7. Mécanisme de gonflement	10
1.2.8. Facteur influençant le gonflement	11
☛ Facteur environnementaux principaux	11
1.2.9. Potentiel de Gonflement	11
1.3 Les pathologie liées aux sols gonflants	12
1.3.1 Définition du terme pathologie	12
1.3.2 Les pathologies liées aux sols	14
1.3.3 Les pathologies liées spécifiquement aux sols gonflants	15
1.3.4 Définition du retrait des sols gonflants	16
1.3.5 Manifestations des pathologies causées par le gonflement des sols	17

1.4 Conclusion	23
Chapitre 2 :Apport de l'Intelligence Artificielle pour l'étude des sols gonflants	24
2.1 Introduction	25
2.2 Intelligence artificielle : notions générales	25
2.2.1 Définition et évolution de l'IA.....	25
2.2.2 Principales techniques d'IA	26
2.2.3 Avantages et limites de l'IA dans l'ingénierie)	26
2.3 Application de l'IA en géotechnique	26
2.3.1 Complexité des problèmes géotechniques	27
2.3.2 Intérêt et justification de l'utilisation de l'IA	28
2.3.3 Principales techniques d'IA utilisées en géotechnique	29
2.3.4 Méthodologie générale d'un modèle IA en géotechnique	31
2.3.5 Avantages et limites de l'IA en géotechnique	32
2.3.6 Perspectives et évolutions	33
2.4 Apport de l'IA pour l'étude des sols gonflants	34
2.4.1 Modèles IA appliqués aux sols gonflants	35
2.4.2 Apport de l'IA dans la vérification des ouvrages	39
2.4.3 Limites et perspectives	40
2.5 Conclusion	41
Chapitre 3 : Programmation des méthodes analytiques sous anaconda	42
3.1 Introduction	43
3.2 Environnement de travail	43
3.2.1 Anaconda	43
3.2.2 Python	43
3.2.3 Les bibliothèques	43
3.3 Méthodologie	45
3.3.1 Models utilisée dans la programmation	45
3.4 Input (description des données)	50
3.4.1 Limite de Liquidité (W_L)	52
3.4.2 Indice de plasticité (I_p)	52

3.4.3	Activité d'argile (A_c)	53
3.4.4	Indice de compression (C_c)	53
3.4.5	Indice de gonflement (C_s)	54
3.4.6	Pression de gonflement (P_g)	54
3.5	Etude statistique	54
3.5.1	Représentation graphique	55
3.6	Etude géotechnique	60
3.6.1	Effets du gonflement sur les fondations	60
3.6.2	Justification des modèles utilisés	60
3.7	Conclusion	61
Chapitre 04 : Résultats et Interprétation		62
4.1	Introduction	63
4.2	Données synthétiques et paramètres généraux	63
4.2.1	Distribution des 250 échantillons expérimentaux	63
4.2.2	Architecture générale du programme PFE	64
4.3	Estimation du soulèvement par trois modèles déformationnels	64
4.3.1	Résultats comparés (Seed, Ranganatham, Ejjaouani)	64
4.3.2	Interprétation géotechnique	65
4.4	Comportement mécanique de la semelle sous gonflement	67
4.4.1	Réaction du sol $q(x)$ pour différentes largeurs de zone active	67
4.4.2	Les Efforts internes	68
4.5	Loi de gonflement d'Ejjaouani	71
4.5.1	Courbe déformation – contrainte	71
4.5.2	Domaines de gonflement ($\sigma < \sigma_g$) et de tassement ($\sigma > \sigma_g$)	72
4.6	Classification des risques de gonflement	73
4.6.1	Matrice de catégorisation des risques	73
4.6.2	Répartition des échantillons par niveau de risque	73
4.7	Prédiction de la pression de gonflement par régression linéaire	74
4.7.1	Variables explicatives (C_c , C_s , I_p , W_L , A_c) et variable cible P_g	74

4.7.2 Performances R^2 validation	75
4.7.3 Limites de l'approche purement statistique	76
4.8 Discussions générale et Recommandations pour l'ingénieur	76
4.8.1 Choix de model de calcul selon le niveau de risque	76
4.8.2 Importance des essais œdométriques sous charge	76
4.8.3 Préconisations pour la reconnaissance des sols gonflants	76
4.9 Conclusion	77
Conclusion générale	78
Références bibliographiques	81
ملخص	85
Abstract	85
Résumé	85

Listes des figures

Figure1. 1: Différentes structures d'argiles, Terzaghi (1951)	5
Figure1. 2(a) : Structure d'un tétraèdre SiO_4 , (b) structure d'une couche tétraédrique (Budhu, 2011).....	6
Figure1. 3(b) : Structure d'un octaèdre $\text{Al}_2(\text{OH})_6$, (b) structure d'une couche octaédrique (Budhu, 2011).	6
Figure1. 4: Structure de la kaolinite (Ejjaouani, 2008)	7
Figure1. 5: Structure de la montmorillonite (Ejjaouani, 2008)	7
Figure1. 6: Structure de l'Illite (Ejjaouani, 2008)	8
Figure1. 7: Trois états d'un même sol (Makki, 2009)	9
Figure1. 8: mécanisme de gonflement des particules argileuses (Gens et Alonso, 1992.....	10
Figure1. 9: Représentations schématique de la double couche diffuse. (Khenouf, 2021).....	11
Figure1. 10: Rupture du mur d'une école (Berrechid) (Ejjaaouani H, 2008).....	18
Figure1. 11 : Soulèvement d'une fondation sous le centre de la fondation (Safi).....	19
Figure1. 12 : Collège Ibn Rochd (Berrechid) : dégradations dues au gonflement du sol (Ejjaaouani H,2008).....	20
Figure1. 13 : Hôpital Moulay Ismaïl, (Meknès) : dégradations dues au gonflement du sol.....	20
Figure1. 14 : Migration de l'eau du collecteur d'eaux superficielles de l'ONEP vers le bâtiment des douanes (Ouarzazate) (Ejjaaouani H, 2008).....	21
Figure1. 15 : Fissuration du bâtiment des douanes du fait de la migration de l'eau du collecteur d'eaux superficielles de l'ONEP (Ejjaaouani H, 2008).....	22
Figure1. 16 :Fissuration du mur d'un dépôt de matériaux I (EjjaaouaniH,2008).	22
Figure2. 1 : Structure générale d'un réseau neuronal artificiel (RNA).....	31
Figure3. 1 : Structure d'algorithme de programmation.....	49
Figure4. 1 : Distribution des 250 échantillons expérimentaux.....	64
Figure4. 2 : Architecture de programmation.....	65
Figure4. 3 : Soulèvement estimée par les différentes models.....	66
Figure4. 4 : : gonflement estimé par les trois modèles.....	67
Figure4. 5 : Réaction de sol (gonflement périphérique)	68
Figure4. 6 : Réaction de sol (gonflement périphérique)	68
Figure4. 7 : Moment fléchissant (gonflement périphérique)	69
Figure4. 8 : Moment fléchissant (gonflement central)	69
Figure4. 9 : Effort tranchant (gonflement périphérique).....	70

Figure4. 10 : Effort tranchant (gonflement central).....	70
Figure4. 11 : La flèche (gonflement périphérique)	71
Figure4. 12 : La flèche (gonflement périphérique)	71
Figure4. 13 : Loi de gonflement d'Ejjaouani : déformation relative (en %) en fonction de la contrainte verticale appliquée σ (kPa)	72
Figure4. 14 : Tassement sous forte charge ($\sigma > \sigma_g$) – loi d'Ejjaouani	73
Figure4. 15 : : Matrice de catégorisation des risques.....	74
Figure4. 16 : Matrice de Pearson	75
Figure4. 17 : Validation croisé a 5 folds.....	76

Liste des tableaux

Tableau3. 1: exemple base de données.....	Erreur ! Signet non défini.
Tableau3. 2: Statistiques descriptives des paramètres géotechniques.....	56
Tableau3. 3 : Paramètre statique issue de diagramme en boite.....	58
Tableau4. 1 : Synthèse de classement normalisé.....	75

Notations

I_p : Indice de plasticité du sol

W_L : Limite de liquidité

A_c : Activité des argiles

C_c : Coefficient de compressibilité

C_s : Indice de gonflement

P_g : Pression de gonflement (kPa)

S_{rel} : Gonflement relatif (%)

ε : Déformation du sol.

ε_{max} : Déformation libre maximale

σ : Contrainte appliquée (kPa)

σ_g : Pression critique de gonflement (kPa)

q_a : Charge uniformément répartie (kN/m)

q_g : Pression de gonflement du sol (kPa)

$q(x)$: Réaction du sol

$Q(x)$: Effort tranchant (kN)

$M(x)$: Moment fléchissant (kN·m)

$W(x)$: Flèche / déplacement vertical (m)

R^2 : Coefficient de détermination (corrélation)

Introduction générale

L'expansion des sols est l'un des phénomènes géotechniques les plus compliqués et problématiques dans le domaine du génie civil. Ce phénomène, associé principalement aux variations de la teneur en eau dans les sols argileux expansifs, engendre des changements volumiques importants pouvant provoquer des désordres considérables au niveau des ouvrages. Les pathologies les plus souvent observées dans les zones avec des formations argileux qui se gonflent comprennent les soulèvements différentiels, les fissures de fondation, les déformations de la chaussée et les tassements localisés.

La prise en charge du gonflement dans la vérification des ouvrages constitue un problème important pour l'ingénieur géotechnicien il est vrai que prédire le comportement des fondations sur sols gonflants demeure difficile en raison de la nature fortement non linéaire du phénomène, de la variabilité à des paramètres géotechniques et des interactions complexes entre le sol et la structure. Plusieurs méthodes d'analyse ont été proposées dans les publications scientifiques pour estimer la pression de gonflement, du potentiel de soulèvement et des tassements associés.

Cependant, les méthodes classiques nécessitent souvent des campagnes expérimentales importantes, longues et coûteuses, tout en donnant parfois des résultats limités aux conditions spécifiques de sols étudiés.

Avec le progrès de technologies numériques et des méthodes de calcul scientifique, les approches d'analyse et de modélisation numérique occupent aujourd'hui un rôle essentiel dans l'étude des sols gonflants.

L'évolution numérique et l'implémentation des modèles analytiques ont été réalisés sous l'environnement anaconda en utilisant Jupyter Notebook et le langage Python (version 3.12.9), permet désormais d'automatiser les calculs géotechniques, de simuler différents scénarios de gonflement et d'améliorer l'analyse des interactions fondation-sol. Ces instruments permettent aussi d'intégrer des méthodes d'analyse statistique et d'intelligence artificielle pour une exploitation efficace des données géotechniques disponibles.

De plus, on observe une expansion continue de l'utilisation des méthodes d'apprentissage supervisé et non supervisé dans le domaine géotechnique.

Les techniques telles que la régression, la validation statistique et de classification sont efficaces pour déterminer les paramètres influençant le gonflement des sols et de proposer des stratégies d'aide à la décision pour l'évaluation des risques géotechniques. Ces méthodes constituent aujourd'hui un complément important aux approches analytiques classiques.

Ce mémoire s'inscrit dans cette perspective et a pour objectif principal de contribuer à la prise en charge du gonflement dans la vérification des ouvrages à travers une étude analytique et numérique réalisée sous l'environnement Anaconda en utilisant Jupyter Notebook et la langage *Introduction générale* Python (version 3.12.9). Le travail développé repose sur l'implémentation de plusieurs modèles analytiques issus de la littérature pour l'évaluation du soulèvement et du tassement en fonction des méthodes de contrainte et de déformation.

Cette recherche inclut notamment les modèles de Seed, Kormonik et David, Lytton-Mayer, Mustafaev et Ejjaouani pour étudier le comportement des fondations sur des sols exposés au gonflement. Une simulation numérique par la technique des différences finies a aussi été développée pour modéliser l'interaction fondation-sol, et pour obtenir les diagrammes de moment fléchissants, efforts tranchants, réactions du sol et la flèche associés aux phénomènes de gonflement centrale et périphérique.

En complément de l'étude analytique, des méthodes d'analyse statistique et d'intelligence artificielle ont été utilisées pour améliorer la compréhension des résultats numériques. L'évaluation et la catégorisation des risques liés à l'expansion des sols ont été réalisés grâce à une analyse de corrélation, une validation croisée utilisant la régression non linéaire et une classification non supervisé basée sur la méthode KMeans.

Le présent mémoire est structuré en quatre chapitre :

Le premier chapitre présente une synthèse bibliographique sur les sols gonflants. Il traite les généralités relatives aux sols expansifs, ainsi que les principales pathologies associées aux phénomènes de gonflement.

Le chapitre deux traite de la contribution de l'intelligence artificielle à l'analyse des sols gonflants. Il présente les méthodes statistiques et les techniques d'apprentissage utilisées pour l'analyse et la classification des données géotechniques.

Le troisième chapitre présente la programmation des méthodes analytique sous l'environnement Anaconda en utilisant Jupyter Notebook et la langage Python (version 3.12.9). il détaille les modèles développés, les hypothèses de calcul adoptées ainsi que les méthodes numériques utilisées pour la résolution du problème d'interaction fondation-sol.

L'analyse et l'interprétation des résultats numériques obtenus sont traitées dans le chapitre quatre. Nous présentons une analyse comparative des différents modèles pour examiner l'influence des paramètres géotechnique sur le comportement des ouvrages fondés sur sols

Gonflants.

Enfin, une conclusion générale synthétise les principaux résultats obtenus et propose quelques perspectives pour l'amélioration et le développement futur de cette étude.

Chapitre 1 : Synthèses bibliographiques sur les sols gonflants

1.1 Introduction

1.2 Généralité sur les sols gonflants

1.3 Les pathologies liées aux sols gonflants

1.4 Conclusion

1.1 Introduction

Les sols gonflants constituent une catégorie de sols argileux présentant la particularité de subir des variations volumiques en fonction de leur teneur en eau. Leur comportement est caractérisé par un gonflement à l'humidification et un retrait à la sécheresse, ce qui provoque des instabilités des ouvrages et des constructions en génie civil.

Ce chapitre est constitué de deux grands titres : le premier concernant des généralités sur les sols gonflants, et le deuxième traitant des pathologies et conséquences sur les ouvrages.

L'objectif de cette synthèse est donc de fournir une vision claire et organisée des connaissances essentielles sur la nature de ces sols et sur les désordres qu'ils provoquent.

1.2 Généralités sur les sols gonflants

1.2.1. Définition et contexte géotechnique

Les sols argileux sont des sols à grains très fins $< 2\mu\text{m}$ contenant des minéraux argileux (comme la kaolinite ou l'illite) ils se caractérisent par un comportement plastique et cohérent fortement influencé par la présence d'eau et par la nature des minéraux argileux. Ces minéraux constitués de particules très petites et très actives électro chimiquement contrôlent les propriétés et le comportement du sol (Robert et al, 1991).

1.2.2. Origine de gonflement

Le gonflement des sols argileux est principalement lié à la présence de minéraux de type smectites, dont la structure en feuillets élémentaires présente un espacement qui augmente sous l'effet de l'eau. Ces minéraux, en raison de leur déficit électrique, attirent des actions échangeables et des molécules d'eau, ce qui provoque leur hydratation et leur gonflement.

À l'échelle microscopique, l'eau s'accumule autour des particules, ce qui accroît la déformabilité du sol et réduit sa résistance. Ce mécanisme physico-chimique explique pourquoi les argiles riches en smectites sont particulièrement sensibles au gonflement (CFMS, 2024).

1.2.3. Cartographie des sols gonflants en Algérie

D'après les études qu'ont été faites sur les dégâts et les dommages de gonflement de sol en Algérie, on mentionne les régions suivantes : In Amenas, Oran, Tlemcen, Msila Médéa, Laghouat et Tbesa (Dounane, 2021).

1.2.4. Structure des sols argileux : Liaison structurelle et minéralogie

La structure initiale des sols argileux se forme lors de la sédimentation en milieu aqueux. Selon les conditions, elle peut être en « nid d'abeille » (particules isolées) ou « floconnée » (agrégats préalables). Ces structures sont initialement désordonnées et très poreuses. Sous l'effet des charges, elles peuvent évoluer vers une organisation plus dense et orientée. Ces différentes structures sont schématisées dans la figure 1.1

La propriété clé de ces sols est leur cohésion, assurée par des liaisons structurales entre les particules. Celles-ci comprennent :

- ✦ La cohésion moléculaire (forces de van der Waal) ;
- ✦ Les forces capillaires dans les sols non saturés ;
- ✦ Les liens hydro-colloïdaux, plastiques et réversibles ;
- ✦ Les liens de cristallisation, rigides et permanents, formés sur le long terme.
- ✦ L'eau est l'agent central du comportement de l'argile : son interaction avec les particules crée des pressions qui dépassent la résistance structurale du sol. À l'inverse, la déshydratation mène à la consolidation.

Ainsi, les propriétés mécaniques des argiles résultent d'un équilibre dynamique entre leur structure et les sollicitations extérieures (Ejjaouani, 2008).

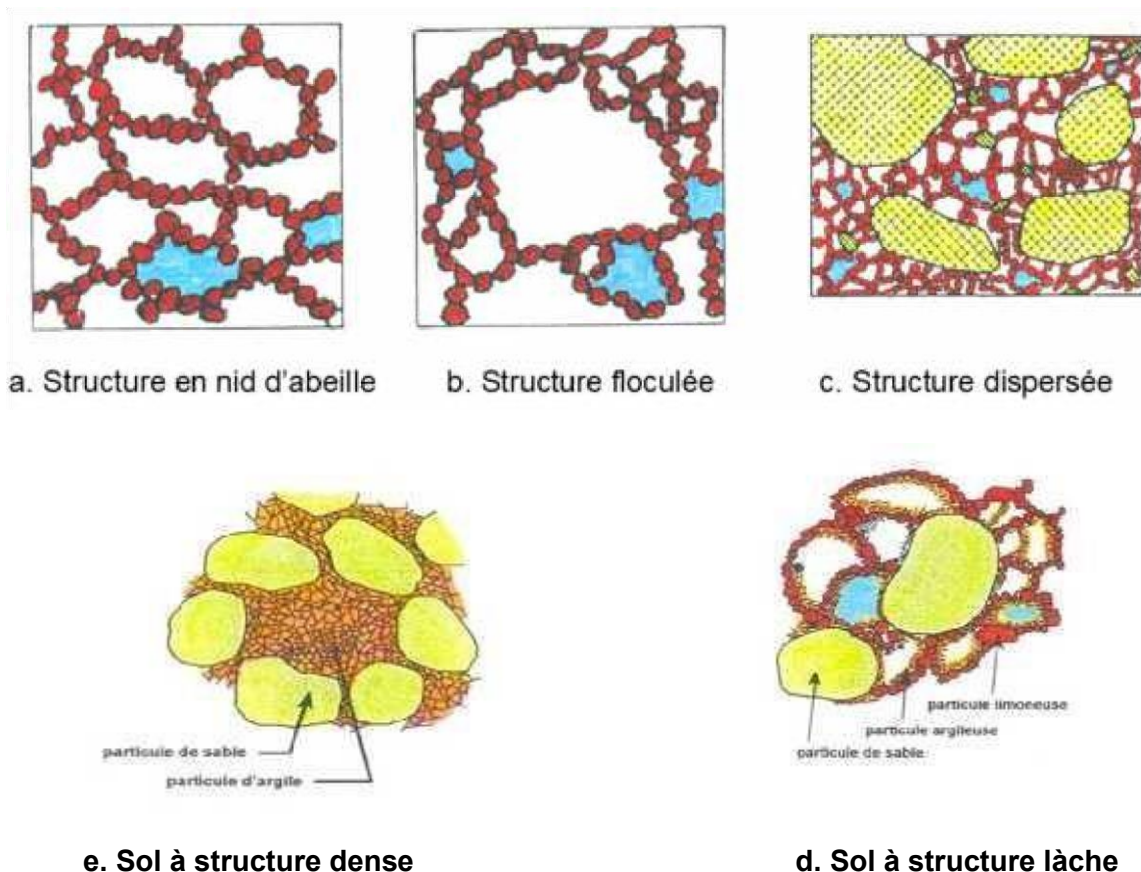


Figure 1. 1: Différentes structures d'argiles, Terzaghi (1951)

Cependant, les minéraux argileux sont des substances cristallines issues de l'altération chimique de roches. Ce sont des alumine-silicates hydratés contenant divers ions métalliques. Tous sont très petits cristaux colloïdaux ($d < 2 \mu\text{m}$), observables seulement au microscope électronique. Leur structure est constituée de l'empilement de feuillets atomiques répétés.

✚ Structure de base

Il existe deux types de feuillets fondamentaux :

- ✚ Feuillet tétraédrique (silice) : combinaison de tétraèdres SiO_4 formant un réseau hexagonal.
- ✚ Feuillet octaédrique (Alumine) : octaèdres contenant un cation central (Al, Mg, Fe) entouré d'oxygènes et d'hydroxyle.

Ces deux types de feuillets sont schématisées dans les figures 1.2 et 1.3.

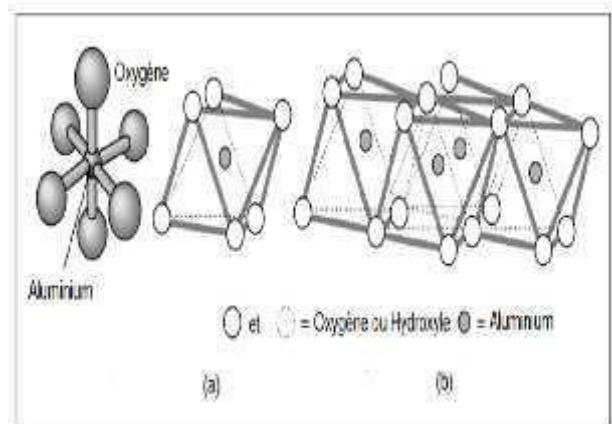
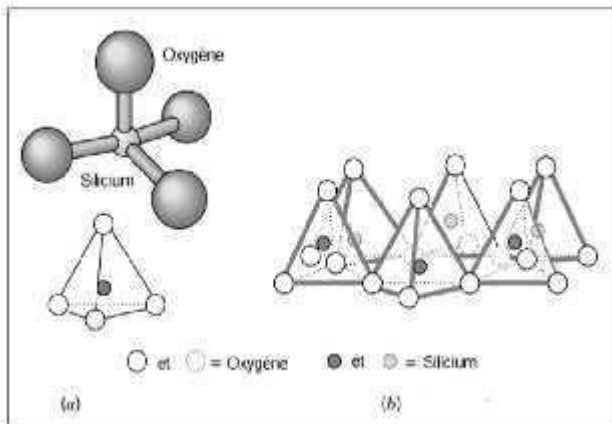


Figure 1. 2(a) : Structure d'un tétraèdre SiO_4 , (b) Figure 1. 3(b) : Structure d'un octaèdre $\text{Al}_2(\text{OH})_6$,

structure d'une couche tétraédrique (Budhu, 2011). (b) structure d'une couche octaédrique (Budhu,

2011).

✚ Principaux minéraux argileux

La combinaison et l'empilement de ces feuillets donnent naissance à différents minéraux qui sont schématisées dans les figures (1.4, 1.5 ,1.6) :

□ Kaolinite :

Les minéraux argileux à structure 1 :1 sont constitués d'un feuillet tétraédrique associé à un feuillet octaédrique. Ces feuillets sont reliés par de fortes liaisons hydrogène, ce qui limite leur capacité de gonflement. L'épaisseur d'une couche est d'environ 0,72 nm. En raison de leurs propriétés physico-chimiques.

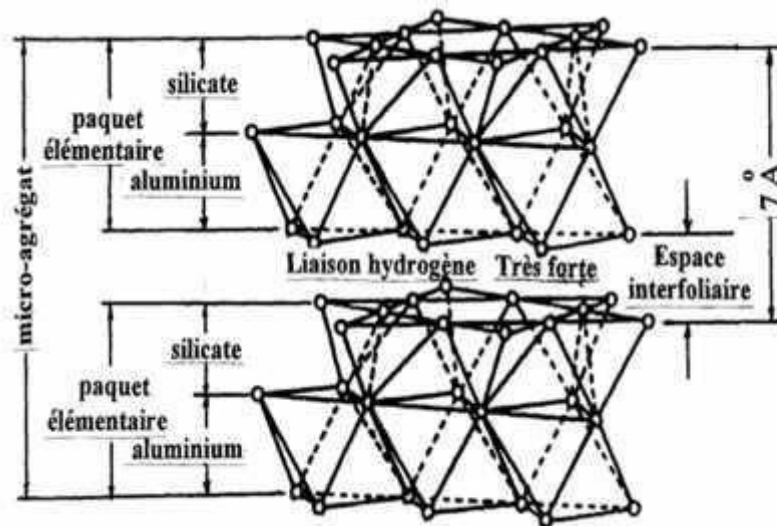


Figure 1. 4 : Structure de la kaolinite (Ejjaouani, 2008)

□ Montmorillonite (smectite) :

Les minéraux argileux à structure 2 :1 sont constitués d'un feuillet octaédrique situé entre deux feuillets tétraédriques. Les liaisons inter feuillets étant relativement faibles, ces minéraux présentent un fort potentiel de gonflement lié à l'adsorption d'eau. L'épaisseur d'une couche est d'environ 0,96 nm.

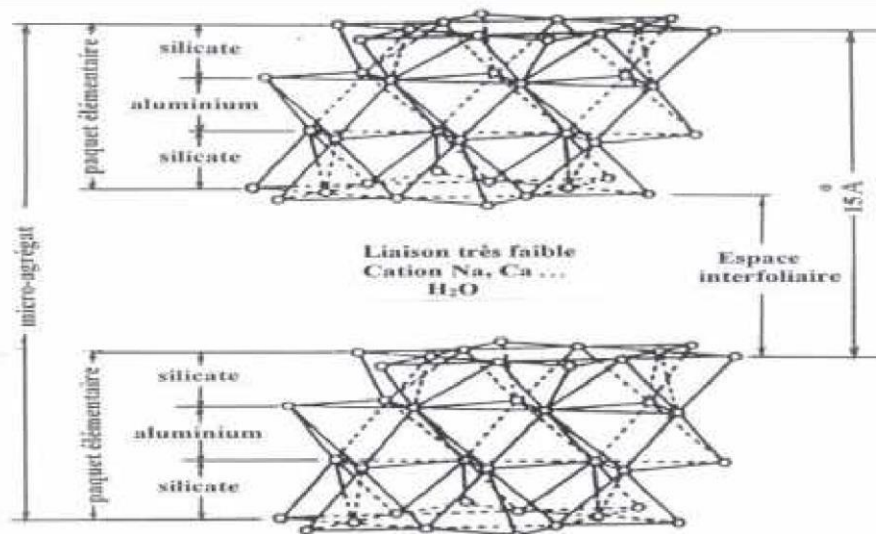


Figure 1. 5 : Structure de la montmorillonite (Ejjaouani ,2008)

• L'illite :

Les minéraux argileux à structure 2 :1, semblables à la montmorillonite, sont formés de deux feuillets tétraédriques encadrant un feuillet octaédrique. Les feuillets sont liés principalement par des ions potassium (K^+), ce qui limite leur capacité de gonflement par rapport aux smectites.

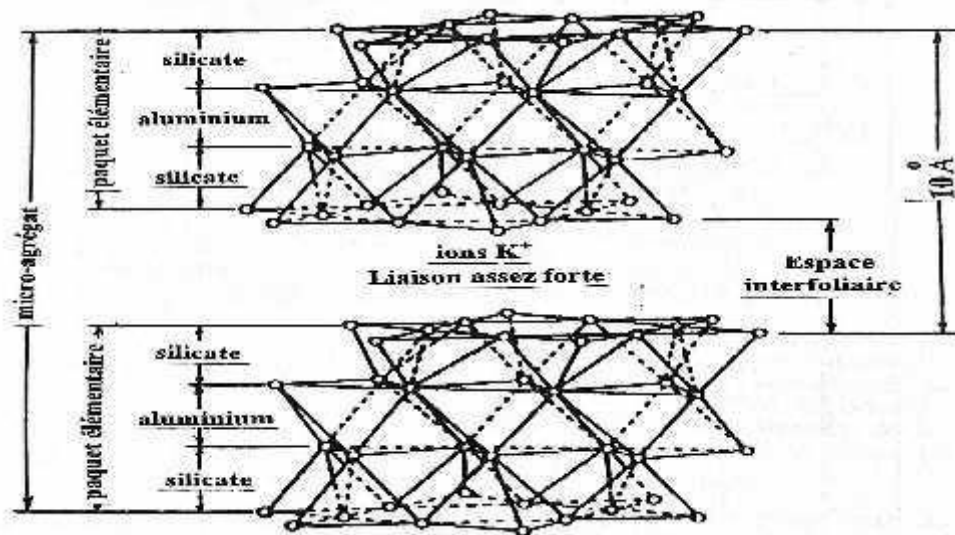


Figure 1. 6 : Structure de l'illite (Ejjaouani, 2008)

- **Autres Minéraux :**

Vermiculite : minéral 2 :1 gonflant, isolant thermique après expansion.

Attapulgite : structure non feuilletée (en chaînes), forme en aiguilles.

Allophane : silicate d'aluminium amorphe, sans structure cristalline régulière.

Chlorite : structure 2 :1, empilement complexe avec couche supplémentaire.

Halloysite : similaire à la kaolinite (structure 1 :1), mais avec hydratation entre les couches (Holtz et al, 2010).

1.2.5. Comportement hydromécanique des sols argileux gonflants

Les sols argileux sont le siège de variations de volume cycliques et réversibles, directement commandées par leur teneur en eau. Ce phénomène dual associe un gonflement à l'humidification et un retrait au séchage, deux faces indissociables d'un même mécanisme.

L'ampleur de ces déformations est encadrée par deux états limites : (l'état sec (limite de retrait, volume minimal) et l'état saturé (gonflement maximal)). La position du sol dans cet intervalle détermine son potentiel de déformation : un assèchement provoque retrait, durcissement et fissuration, tandis qu'une humidification induit un gonflement. Ce potentiel, accessible depuis un état initial donné, est une caractéristique quasi constante du matériau. Ces états sont schématisés dans la figure 1.7.

Dans la réalité naturelle, ce comportement est complexe car il est influencé par les charges, mais surtout par l'état hydrique variable et hétérogène du massif (pluie, évaporation, nappe, végétation), ce qui rend les déformations non uniformes. Ainsi, en région tempérée, c'est souvent le retrait qui prédomine dans les désordres observés, tandis que le gonflement est la principale préoccupation en climat sec.

Pour l'ingénieur, cette dualité et cette variabilité impliquent qu'il n'existe pas de modèle unique d'interaction sol-construction. Analyser une pathologie ou concevoir un ouvrage nécessite de toujours se référer à l'état initial du sol et à son histoire hydrique, afin d'adapter les mesures de prévention ou de réparation à la singularité de chaque site (Magnan et al, 2013).



Figure 1. 7 : Trois états d'un même sol (Makki, 2009)

1.2.6. Interactions entre particules argileuses

L'interaction entre les particules d'argile est régie par des forces électromagnétiques d'attraction et de répulsion, liées aux charges négatives portées par les faces des particules et aux charges positives présentes sur leurs bords. Ces forces déterminent trois types principaux de structures : floculée (agrégation forte sans orientation spécifique), aléatoire (agrégation sans contact direct) et dispersée (orientation préférentielle des particules). L'équilibre entre les forces attractives de Van derWaal et les forces répulsives électrostatiques, qui dépendent de l'épaisseur de la double couche ionique, de la valence des cations et de la concentration de l'électrolyte, conditionne la distance inter particulaire. Pour des distances comprises entre 10 Å et 1000 Å, les forces de répulsion prédominent, expliquant le phénomène de gonflement. La structure obtenue influence directement le potentiel de gonflement : les structures flocuées, caractérisées par des contacts bord-face, présentent un gonflement plus important que les structures dispersées à orientation parallèle. Cette anisotropie structurale, combinée à la présence de particules non expansives au sein de la matrice argileuse, détermine l'amplitude et la direction du gonflement mesuré à l'échelle macroscopique (Tas M, 1992).

1.2.7. Mécanisme de gonflement

Le gonflement des sols argileux résulte de plusieurs phénomènes physico-chimiques liés à la nature des minéraux argileux. L'absorption d'eau à la surface des particules et l'hydratation des actions échangeables provoquent l'épaississement des couches d'eau adsorbées et, par

conséquent, l'écartement progressif des feuillets argileux. Ce comportement est expliqué par la théorie des doubles couches diffuses (modèle de Gouy-Chapman), selon laquelle les interactions électrostatiques entre les particules chargées négativement génèrent des forces de répulsion responsables de leur séparation.

Par ailleurs, le gonflement cristallin, caractéristique des minéraux argileux gonflants de type smectite, notamment la montmorillonite, est lié à la pénétration de l'eau dans les espaces interfoliaires de la structure 2:1. Cette hydratation entraîne une augmentation réversible de la distance interfoliaire et une expansion volumique du sol, ce mécanisme est schématisé dans la figure 1.8 (Tas, 1992).

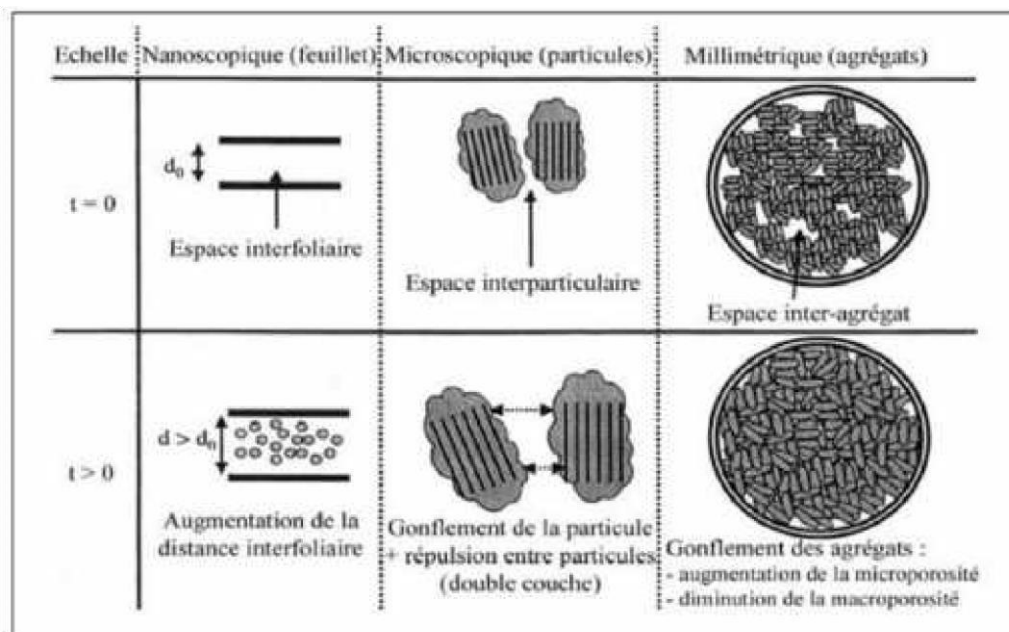


Figure 1. 8 : mécanisme de gonflement des particules argileuses (Gens et Alonso, 1992)

† Théorie de la double couche diffuse

La théorie de la double couche diffuse (DDL) explique les phénomènes physico-chimiques à la surface des argiles. Les particules argileuses portent une charge négative due aux substitutions isomorphiques. En solution aqueuse, cette charge crée un déséquilibre électrostatique attirant les cations vers la surface ; leur concentration décroît avec la distance, formant la double couche diffuse qui est schématisée dans la figure 1.9.

Cependant, cette théorie présente des limites. Elle s'applique surtout aux espaces interparticulaires et non aux espaces interfoliaires trop étroits (Tessier, 1984). Elle décrit imparfaitement le comportement en présence de cations bivalents (Sposito, 1973) et n'explique pas entièrement le gonflement des montmorillonites, où intervient aussi l'hydratation interfoliaire (Low, 1980).

Ainsi, la DDL constitue une approximation valable surtout pour des milieux dilués à faible concentration ionique (Khenouf, 2021).

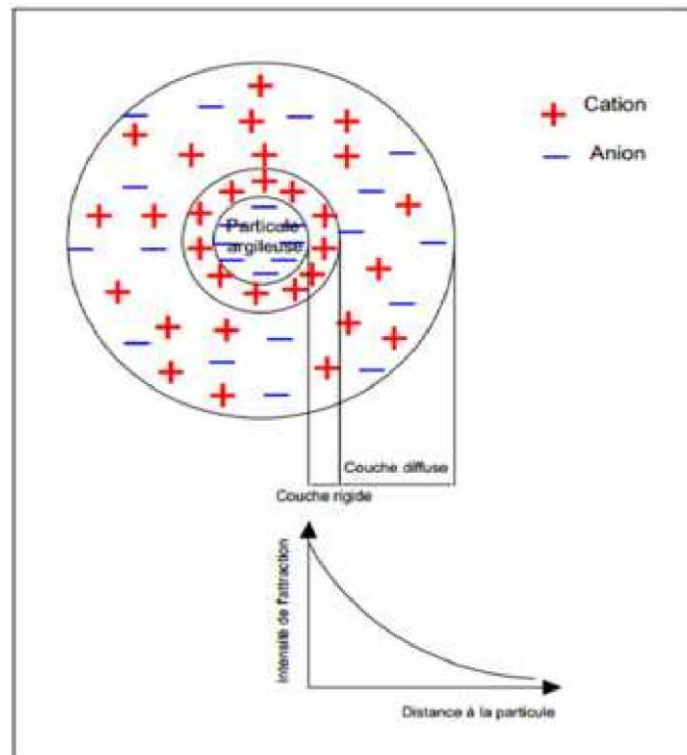


Figure 1. 9 : Représentations schématique de la double couche diffuse. (Khenouf, 2021)

1.2.8. Facteur influençant le gonflement

† Facteurs géologiques

Incluent la minéralogie d'argile, le type, l'âge de la roche par rapport au type quantité de minerais d'argile, structure, tissu de sol et type de cations adsorbés.

† Facteur géotechnique

Comprennent la teneur en humidité, les limites d'atterberge et la densité sèche.

† Facteur environnementaux principaux

Incluent la variation de la teneur en eau, la pression d'emprisonnement, la chimie de l'eau

Le type de sol est le facteur le plus important affectant le gonflement, car il contrôle le comportement physico-chimique et la force des réactions inter et intra particulaires du sol (Dounane, 2021).

1.2.9. Potentiel de Gonflement

• 1.2.9.1 Identification du potentiel de gonflement

L'identification du potentiel de gonflement des sols expansifs, s'effectue en deux phases : reconnaissance préliminaire puis caractérisation quantitative. Les méthodes conventionnelles utilisent les limites d'atterberge ($P_L > 35$ indicateurs clé), la granulométrie (teneur en argile $> 25\%$) et la limite de retrait. Des essais spécifiques comme le gonflement libre (free swell > 100 signes

d'expansion), l'indice de gonflement (EI classé de 0 à >130) et le coefficient COLE permettant une évaluation plus précise.

La Capacité d'Echange Cationique (CEC) et l'analyse minéralogique identifient les argiles à fort potentiel comme la montmorillonite. Des systèmes de classification multiples (Holtz et al. & Gribbs, Chen) existent mais aucune méthode n'est universelle (John et al, 1992).

• 1.2.9.2 Méthodes de prédiction du gonflement

La prédiction quantitative du gonflement repose sur la mécanique des sols non saturé, nécessitant deux variables : contrainte effective nette (σ -uw) et succion matricielle (u_a -uw).

Les méthodes œdométriques (consolidation –swell, gonflement constant) sont les plus courantes, avec corrections pour perturbation d'échantillon. Les méthodes basées sur la succion utilisent l'équation $\rho = \sum [z / (1+e_0)] [C_m \Delta \log (u_a - u_w) + C_t \Delta \log (\sigma - u_a)]$, illustrée par les approches WES et CLOD. Les méthodes empiriques (Van der merwe, & poor) offrent des solutions régionales rapides mais limitées. La précision dépend fortement des hypothèses sur les conditions de succion finale (John et al, 1992).

1.3 Les pathologie liées aux sols gonflants

1.3.1 Définition du terme pathologie

1.3.1.1 Notion de mot pathologie

- ✚ **Du dictionnaire** : Le mot pathologie vient du grec » pathos » : ce qu'on éprouve, souffrance et "logos" discours, traité (Rouaiguia A,2023).
- ✚ **En médecine** : la pathologie est la science qui a pour objet l'étude des maladies. Un abus de langage relativement récent et populaire consiste à faire du mot « pathologie » un synonyme du mot « maladie » (Rouaiguia A,2023).
- ✚ **En génie civil** : ce terme est depuis peu utilisé en génie civil. L'étude des désordres et surtout l'étude statistique, systématique et ordonnée des désordres et des sinistres sont en effet, relativement récentes (Rouaiguia A,2023).

La pathologie des ouvrages en génie civil fait référence à l'étude des anomalies, des défaillances et des problèmes structurels qui affectent une construction (bâtiments, ponts, barrages, routes, etc.). Elle concerne :

- ✚ L'identification des symptômes visible (fissures, affaissements, etc.).
- ✚ L'analyse et la compréhension l'origine des causes de ces problèmes.
- ✚ L'évaluation des risques et conséquences.
- ✚ Proposition de solution pour les réparer, les prévenir ou l'entretien (Rouaiguia A,2023).

1.3.1.2 Importance de l'étude des pathologies des ouvrages

L'étude des pathologies dans les ouvrages est indispensable dans le domaine du génie civil pour prévenir les dégâts et maintenir l'état du bâtiment voire réhabiliter les structures en cas de défaillance elle se doit de reposer sur un diagnostic précis des ouvrages (Benyoub S. E 2017).

La prévention des dommages et des risques structurels fait partie des objectifs principaux de l'étude pathologiques d'un ouvrage principalement lorsqu'on met l'accent sur l'examen soigneux des pathologies de l'ouvrage, ce qui rend possible l'identification des signes de faiblesse, tels que l'apparition de fissures, la corrosion des armatures, et le décollement, lesquels autorisent le processus de diminution du risque d'effondrements (Lor M, 2015).

La recherche des défauts influence directement l'optimisation de la surveillance et du contrôle des installations .En sélectionnant avec précision les sources des problèmes pathologies (erreurs d'exécution , choix incorrect des matériaux , agressions environnementales) , les ingénieurs sont en mesure de développer des plans de maintenance préventive personnalisés et de minimiser les dépenses professionnelles sur le long terme , par rapport à des réparations effectuées plus tard ou à des reconstructions (Techniques de l'ingénieur 2015).

Un analyse pathologiques approfondie ne se limite pas à établir un diagnostic, elle propose des recommandations de prévention ou de réparation spécifiques à chaque type de trouble observé, permet aux ingénieurs de développer des interventions techniques spécifiques et efficaces sans recourir à des solutions empiriques ou superficielles (Boualla N 2025).

Les résultats des analyses pathologiques contribuent à l'avancement des connaissances scientifiques et techniques du secteur de la construction. Ils fournissent aux chercheurs et aux ingénieurs à concevoir de meilleures méthodes de contrôle des outils d'essais non destructifs et des matériaux plus durable Actuellement, la recherche exploite largement ces informations pour améliorer les normes de conception et les pratiques du génie civil (Da Silva et al., 2025)

Enfin, l'étude des pathologies est souvent intégrée dans les procédures de contrôle qualité et respect des normes (nationales ou internationales). Cette démarche structurelle est essentielle au moment de valider la conformité d'un ouvrage au moment de sa conception, pendant son exploitation, ou lors de réhabilitations (Sousa et al. 2021).

1.3.2 Les pathologies liées aux sols

1.3.2.1 Définition pathologies appliquées aux sols

Dans le contexte du génie civil, les pathologies liées aux sols désignent les dégradations, déformations et dommages observés sur un ouvrage (bâtiment, infrastructure) attribuables au comportement du sol sous-jacent et à son interaction avec cet ouvrage. Autrement dit, ce sont les problèmes structurels résultant des mouvements, tassements ou altérations du sol qui affectent négativement les fondations et la superstructure du bâtiment (Rail R pp4-6 2017).

1.3.2.2 Relation entre sol, fondations et superstructure

Pour comprendre les pathologies liées aux sols, il est essentiel d'expliquer comment interagit le sol avec les éléments porteurs d'une construction :

✚ **Le sol**

Le sol est le support naturel des fondations. Ses propriétés (composition, teneur en eau, compressibilité, rigidité) influencent fortement dans l'ouvrage. Les sols argileux en particulier sont à l'origine du problème : leurs mouvements différentiels (tassement ou gonflement) exercent une contrainte sur la structure.

✚ **Les fondations**

Les fondations ont pour fonction de transmettre les charges de la superstructure vers le sol. Elles doivent être dimensionnées en fonction des caractéristiques géotechniques du terrain. Si le sol est faible, compressible ou sujet à des variations, les fondations peuvent subir des tassements excessifs ou différentiels, sources principales de pathologies.

✚ **La superstructure**

La structure du bâtiment (mur, poutres, poteaux, etc.) repose sur les fondations. Les dommages qui y apparaissent (fissures dans la superstructure ou des déformations globales du bâtiment) sont des symptômes de variation du sol ou déplacement des fondations.

✚ **Comportement dynamique des sols**

□ **Tassement différentiel**

Est l'un des plus mécanismes à l'origine des désordres structurels. Elle est causée par l'hétérogénéité des propriétés mécaniques ou hydriques du sol support, qui entraîne des déplacements verticaux non uniformes sous les fondations. Se manifestent par des fissures obliques dans les murs, des déformations des planchers. Ainsi, l'absence de prise en compte de l'interaction sol-structure conduit souvent à une sous-estimation des déplacements réels et contribue à l'apparition prématurées de pathologies structurelles (Rail R., 2017).

□ **Effet des sols argileux gonflants**

Dans ce cas, les pathologies d'interaction entre le sol et les structures sont exacerbées. Ces formations géotechniques sont caractérisées par des variations volumétriques significatives en fonction de leur teneur en eau. En cas d'humidification, le sol gonfle et exerce une pression ascendante sur les éléments de fondation, tandis que les périodes de dessiccation induisent un retrait et un affaissement du terrain. Ces phénomènes de gonflement et de retrait génèrent des mouvements différentiels des fondations, responsables de fissurations progressives, de soulèvements partiels de l'ouvrage et de déformations permanentes de la structure portée. Ces effets, largement documentés dans la littérature structurelle affectant les bâtiments construits sur des sols argileux sensibles aux variations hydriques (Bapir et al, 2023).

1.3.3 Les pathologies liées spécifiquement aux sols gonflants

1.3.3.1 Définition des problèmes liés aux sols gonflants

Les pathologies associées aux sols gonflant désignant l'ensemble des désordres structuraux et fonctionnels affectant les ouvrages de génie civil (fondations, chaussées, bâtiments) sous l'effet des déformations volumiques différentielles des sols argileux. Ces déformations qui résultent de variations de leur teneur en eau, se manifestent par des phénomènes de retrait et de gonflement.

Ces mouvements, significativement plus que les déformations élastiques, excèdent la capacité d'adaptation des structures légères. Ils engendrent des dommages incluant :

- ✦ Des fissurations et des soulèvements différentiels des fondations et des dalles.
- ✦ Des dégradations des superstructures (murs, cloisons, cadres de portes).
- ✦ Des déformations longitudinales et une rugosité excessive des chaussées, compromettant leur fonctionnalité et leur intégrité structurale.

Ces pathologies trouvent leur origine dans l'incapacité à prédire et à maîtriser l'interaction complexe entre le sol et les variations environnementales d'humidité et l'ouvrage, constituant ainsi un aléa naturel majeur dont les conséquences économiques dépassent celles d'autres catastrophes naturelles (Nelson J D, 1992).

1.3.3.2 La dangerosité des sols gonflants

Les sols gonflants sont considérés parmi les plus problématiques pour les ouvrages de génie civil en raison de la nature et de l'amplitude des déformations qu'ils engendrent. Contrairement aux tassements classiques relativement prévisibles, les mouvements induits par l'alternance de retrait et de gonflement sont considérablement plus importants et suivent généralement un schéma irrégulier et différentiel. Cette hétérogénéité des déformations exerce des contraintes excessives sur les structures légères telles que les bâtiments résidentiels et les chaussées, qui ne sont pas conçues pour y résister. L'ampleur du phénomène est telle que, selon Jones et Holtz (1973), les dommages causés par les sols gonflants dépassent, aux Etats-Unis, ceux attribués à d'autres catastrophes naturelles majeures, y compris les tremblements de terre et les inondations. Les dommages surviennent souvent plusieurs années après la construction, à la faveur de modifications environnementales (irrigation, suppression de l'évapotranspiration, variations climatiques), rendant le phénomène difficile à anticiper et ses causes souvent mal diagnostiquées, ce qui conduit à des erreurs dans le choix des mesures correctives (Nelson J D, 1992).

1.3.3.3 Différence entre gonflement et retrait

Ces deux phénomènes constituent un cycle hydromécanique réversible, ceci se traduit par la variation de volume du sol argileux en réponse à une modification de sa teneur en eau.

Le gonflement se produit lors de l'humidification du sol, lorsque les molécules d'eau pénètrent entre les feuillets d'argile et dans les espaces inter particulaires, entraînant une augmentation du volume du matériau.

A l'inverse, le retrait survient en période de sécheresse, lorsque l'eau présente dans la tranche supérieure du sol s'évapore, cela entraîne une diminution du volume d'argile, ce qui provoque l'ouverture de fissures (Makki L, 2009).

1.3.4 Définition du retrait des sols gonflants

1.3.4.1 Définition de retrait

Lors des périodes de sécheresse, l'argile est affectée par un phénomène physique appelé « rétraction ». Il se manifeste par une diminution de volume due à l'évaporation de l'humidité de la couche supérieure (souvent située entre un et deux mètres sous la surface). Ce processus est déclenché par la perte d'humidité, qui réduit la quantité de particules d'argile. La déformation se manifeste par l'apparition des fissures horizontales et un compactage vertical du sol (Makki L, 2009).

1.3.4.2 Causes de retrait

† Sécheresse climatique

La sécheresse climatique désigne une période déficit hydrique prolongé caractérisée par une faible pluviométrie et une forte évapotranspiration, qui entraîne l'évaporation de l'eau contenue dans la tranche superficielle du sol. Ce phénomène naturel provoque une diminution de la teneur en eau des sols argileux, générant une augmentation de la succion et le développement de forces capillaires responsables du retrait du sol. Les épisodes de sécheresse exceptionnels, comme ceux observés en France en 1976, 2003, 2005 ont démontré la vulnérabilité des constructions face à ce phénomène (Makki L, 2009).

† Evaporation et élévation de température

L'évaporation constitue le processus physique fondamental à l'origine du retrait des sols en période de sécheresse. Elle se produit lorsque l'eau présente dans la tranche supérieure du sol est exposée à l'air ambiant, créant un gradient hydraulique qui attire l'eau vers la surface où elle se vaporise. Ce phénomène est directement influencé par l'élévation de la température ambiante et les conditions climatiques, qui accélèrent la cinétique de séchage du sol.

Le processus de dessèchement se déroule en deux stades : un premier stade à régime constant où l'évaporation est déterminée par les conditions extérieures, suivi d'un second stade à régime décroissant où l'évaporation est contrôlée par l'aptitude du sol à fournir l'humidité à la zone d'évaporation. Plus le régime initial d'évaporation est élevé, plus la perte d'eau cumulée est importante, quel que soit le temps de séchage (Makki L, 2009).

† **Déficit hydrique**

Le déficit hydrique désigne un déséquilibre climatique caractérisé par une insuffisance des précipitations par rapport aux besoins en eau du sol, entraînant une diminution progressive de sa teneur en eau. Ce phénomène, qui s'installe lors des périodes de sécheresse prolongée, provoque l'évaporation de l'eau interstitielle contenue dans les couches superficielles du sol et génère une augmentation de la succion. Les épisodes récents de déficit hydrique en France ont mis en évidence la vulnérabilité des constructions individuelles fondées superficiellement, car le sol support, en se rétractant sous l'effet de la perte d'eau, provoque des mouvements différentiels responsables de la fissuration des structures. L'importance du déficit hydrique est telle que ce risque naturel est devenu la deuxième cause d'indemnisation en France, derrière les inondations, avec un montant total des remboursements évalué à environ 3,3 milliards d'euros à la fin de l'année 2002 (Makki L, 2009).

† **Nature minéralogique du sol**

La nature minéralogique du sol désigne la composition et la typologie des minéraux argileux qui le constituent, principalement des phyllosilicates appartenant aux familles de la kaolinite, de l'illite, de la smectite et du chlorite. Cette caractéristique fondamentale détermine la sensibilité du sol aux phénomènes de retrait-gonflement, car chaque famille argileuse présente une structure cristalline et des propriétés d'interaction avec l'eau spécifiques. Les smectites (notamment la montmorillonite), caractérisées par une structure à feuillets de type TOT et une capacité d'échange cationique élevée (80-150 meq/100g), sont particulièrement gonflantes car les molécules d'eau peuvent pénétrer entre leurs feuillets et provoquer une expansion considérable. À l'inverse, les kaolinites, avec leur structure TO et leurs liaisons hydrogène entre feuillets, sont non gonflantes. La charge électrique permanente des feuillets, résultant des substitutions cristallographiques (remplacement de Si^{4+} par Al^{3+} ou Al^{3+} par Mg^{2+}), ainsi que la nature des cations compensateurs (Na^+ , Ca^{2+} , K^+) présents dans l'espace inter foliaire, jouent également un rôle majeur dans la capacité du matériau à se déformer sous l'effet des variations de teneur en eau (Makki, 2009).

1.3.5 Manifestations des pathologies causées par le gonflement des sols

1.3.5.1 Pathologie liée au soulèvement périphérique

† **Description**

Ce désordre est caractérisé par le gonflement du sol aux extrémités des fondations. Cela modifie la forme géométrique originale du bâtiment, créant des fissures dans la partie supérieure des murs. C'est un mode de rupture fréquent pour les bâtiments long et de faible hauteur.

† **Causes**

L'humidité et le gonflement du sol se produit en périphérique du bâtiment. L'eau de pluie s'infiltre vers la base des murs en raison de canalisation d'évacuation des eaux pluviales mal conçues.

Absence des dispositifs d'étanchéité périphérique (trottoirs) permettant à l'eau de s'infiltrer directement au contact des fondations.

† **Conséquences**

Le soulèvement différentiel lors de l'humidification du sol, induit la génération de moment de flexion et de forces de cisaillement dans les fondations et les structures du bâtiment.

La fissures verticales forme de (v) ouvertes en haut sont plus visibles dans la partie supérieure du bâtiment.

Des déformations sont apparues sur les trottoirs périphériques par rapport au bâtiment.

Ce gonflement a également entraîné une modification de la géométrie du bâtiment et une rupture généralisée des murs porteurs.

La figure 1.10 présente une vue du bâtiment d'une école en état de ruine provoqué par l'humidification cela provoqué des dommages irréversibles des partie périphérique et a entraîné l'effondrement généralisé des murs.



Figure 1. 10 : Rupture du mur d'une école (Berrechid) (Ejjaaouani H, 2008).

† **Solution préventive**

Construire une dalle en béton de grande largeur autour du bâtiment pour protéger les sols contre les précipitations atmosphériques.

Installation des feuilles d'acier entre la fondation et le trottoir afin d'éviter la séparation due à la dilatation ou des mouvements thermiques (Chen,1975).

Conception et construction de canaux de collecte des eaux pluviales de haute précision avec drainage éloigné des fondations.

Division des bâtiments de grande longueur par des joints de tassement pour créer des structures plus rigides et moins sensibles aux déformations différentielles (Ejjaaouani H,2008).

1.3.5.2 Pathologie liée au soulèvement central

† Description

Dans ce cas précis, un gonflement est apparu dans la partie centrale du bâtiment, tandis que les extrémités sont restées stables ou se soulèvent moins. La fissuration est alors plus ouverte en partie basse des murs.

† Causes

Fuites de canalisation d'eau (potable, eaux usées ou chauffage) construites sous les tuiles ou près des fondations.

L'arrosage excessif des jardins intérieurs du bâtiment, sans système d'isolation adéquat permet à l'eau de s'infiltrer profondément dans le bâtiment.

Sur la figure 1.11 dans la ville de Safi, un gonflement du sol s'est produit dans la partie centrale du bâtiment et la rupture du mur porteur à proximité des poteaux de la structure à cause de fuites d'eaux des canalisations.

On voit sur la photographie une grande fissure verticale traverse toute sa hauteur dans la partie centrale.



Figure 1. 11 : Soulèvement sous le centre de la fondation (Ejjaaouani H,2008).

† Conséquence

Comme dans le cas précédent avec une distribution inversée des efforts.

Soulèvement et rupture des dallages intérieurs.

L'apparition de profondes fissures dans les murs porteurs à la suite de leur exposition à des moments de flexion et des efforts tranchants supplémentaires, comme le montre dans la figure 1.12



Figure 1. 12 :: dégradations dues au gonflement du sol (Ejjaaouani H,2008).

On peut voir sur la figure 1.13 la rupture d'une cloison dans un bâtiment sous l'effet des efforts tranchants supplémentaires créés par le soulèvement de la dalle de fondation.

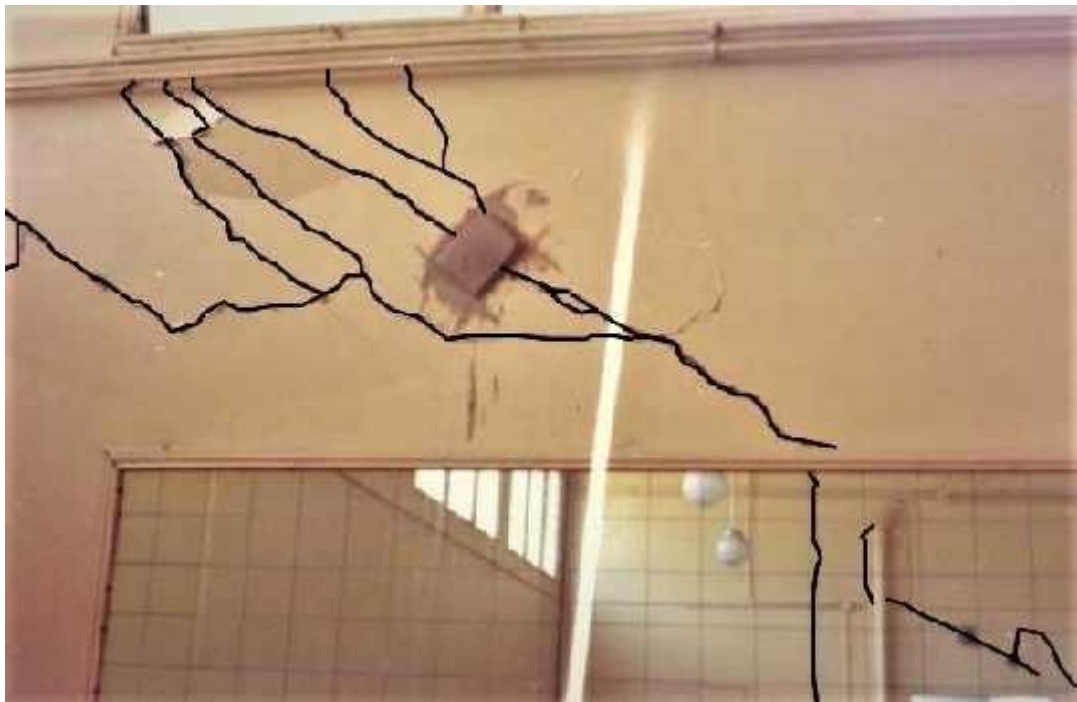


Figure 1. 13 :: dégradations dues au gonflement du sol (Ejjaaouani H,2008).

†

Solution préventive

Réalisation de bassins étanches pour les plantations intérieurs ce qui empêche l'eau d'irrigation de s'infiltrer dans les fondations.

La structure est divisée en partie indépendantes à l'aide de joints de dilatation afin d'éviter les déformations et d'éviter qu'elles ne se transforment en contraintes dangereuses.

Installation de systèmes de détection et de surveillance des fuites de canalisations (Ejjaaouani H, 2008).

1.3.5.3 Pathologie liée à la migration latérale de l'eau

† Description

L'apparition de maladies dans des bâtiment situés à une certaine distance de la source d'eau rend le diagnostic initial difficile.

† Causes

Lorsqu'un canal de drainage se rompt, l'eau migre dans un massif du sol suivant la pente d'une couche d'argile puis se déplaçant horizontalement sur de longues distances, humidifiant le sol sous les bâtiments adjacents et provoquant une érosion interne ou un blocage des pores.

Dans le cas du bâtiment de l'ONEP, on peut suivre le trajet de l'eau d'après les fissures dans la couche superficielle du sol, comme on le voit sur les photographies des figures 1.14 et 1.15 prises entre les murs d'enceinte de l'ONEP et des douanes.



Figure 1. 14 : Migration de l'eau du collecteur d'eaux superficielles de l'ONEP vers le bâtiment des douanes (Ouarzazate) (Ejjaouani H, 2008).

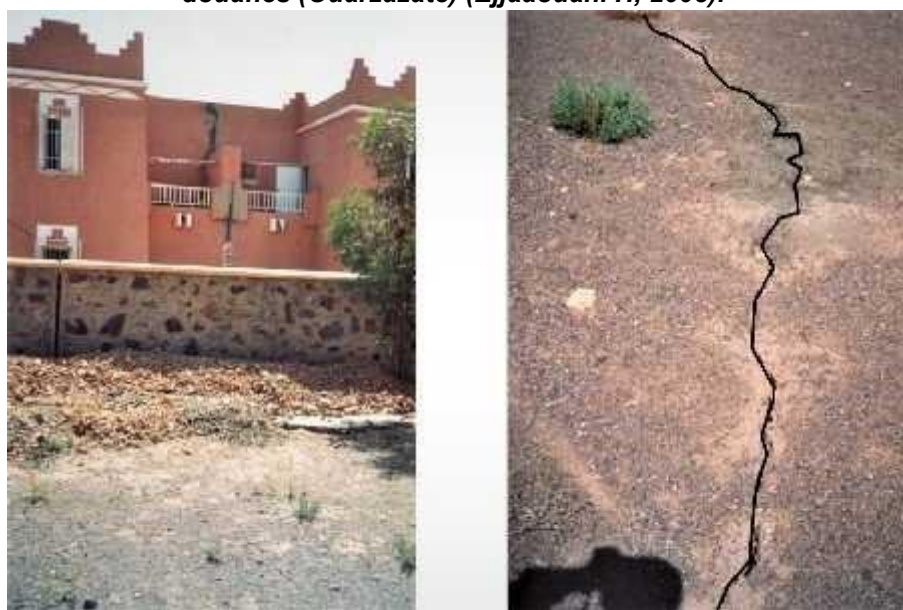


Figure 1. 15 : Fissuration du bâtiment des douanes du fait de la migration de l'eau du collecteur d'eaux superficielles de l'ONEP (Ejjaouani H, 2008).

† Conséquence

Gonflement du sol et soulèvement des fondations de bâtiments non situés directement au droit de la source d'eau, provoquant les mêmes types de fissures et de désordres structuraux que précédemment (périphériques ou centraux selon l'endroit où l'eau arrive sous la construction).

On peut observer le même phénomène sur le bâtiment de l'entrepôt de matériaux de l'ONEP et sur son mur d'enceinte figure 1.16.



Figure 1. 16 : : Fissuration du mur d'un dépôt de matériaux I (ONEP, Ouarzazate) (Ejjaouani H,2008).

† Solution préventive

Système de surveillance du réseau d'eau réparation rapide de toute anomalie.

Concevoir un système de drainage pour l'ensemble de la zone.

Création d'un système permettant d'empêcher les infiltrations dans le sol sous le bâtiment, que ce soit dans des zones bâties ou non bâties, grâce à l'utilisation de couches de béton avec une membrane d'étanchéité (Ejjaouani H, 2008).

1.3.5.4 Pathologie liée au tassement

† Description

Cela indique que l'humidité peut entraîner un affaissement localisé du sol et des fondations des bâtiments.

† Causes

L'humidification du sol entraîne une diminution drastique de ses caractéristiques mécaniques. La thèse cite (SoroChan, 1989) et (Magnan et al., 1995) pour montrer que le module de déformation E , l'angle de frottement interne ϕ et la cohésion c chutent de manière significative après saturation. Si la charge appliquée par la fondation est supérieure à la pression de gonflement après cette dégradation, le sol ne gonfle pas mais tasse.

L'affaissement peut aussi se produire par dissolution de liaisons structurales (ex : gypse) ou par érosion interne due à l'écoulement de l'eau, créant des vides sous la fondation.

L'assèchement du sol après une période d'humidification provoque son retrait, entraînant également un tassement.

† Conséquence

Tassement différentiel de la fondation, parfois catastrophique comme illustré par la station de pompage de la ville de Garb (figure 1.17) où la fondation, peu profonde, a tassé sur un sol saturé et délavé.

Apparition de fissures et de dénivelés dans la structure, pouvant compromettre son usage.

Cycles de gonflement-retrait qui aggravent la dégradation du sol et des structures au fil du temps.



Figure 1.17 : Tassement différentiel du terrain d'une station de pompage (SP13, Garb) (Ejjaaouani H,2008).

† **Solution préventive**

Pour les charges élevées, il est impératif de traverser les couches de sols sensibles pour reporter les charges sur une couche plus profonde et stable

Dimensionnement des fondations en considérant les caractéristiques mécaniques du sol après saturation, et non seulement à l'état initial sec.

Maîtrise stricte des sources d'humidification pour préserver les propriétés mécaniques du sol (Ejjaaouani H,2008).

1.4 Conclusion

Ce chapitre établit une synthèse bibliographique sur les sols gonflants, combinant l'étude de leur structure, minéralogie, comportement hydromécanique, interaction entre les particules ainsi que leur mécanisme de gonflement et méthodes de prédiction de potentiel de gonflement, et leurs conséquences sur les ouvrages, les pathologies observées (fissuration, tassement et soulèvement). La compréhension de ces phénomènes est importante pour garantir la sécurité et assurer la stabilité et la durabilité des ouvrages en génie civil.

Chapitre 2 : Apport de l'Intelligence Artificielle pour l'étude des sols gonflants

2.1 Introduction

2.2 Intelligence artificielle : notions générales

2.3 Apport de l'IA en géotechnique

2.4 Apport de l'IA pour l'étude des sols gonflants

2.4 Conclusion

2.1 Introduction

L'intelligence artificielle (IA) est une technologie qui permet aux machines de reproduire certaine capacité humaine comme apprendre, comprendre ou prises des décisions.

Le génie civil comme tous les domaines utilise l'IA, dans notre chapitre on va voir comment on peut l'utiliser dans la géotechnique et surtout dans les sols gonflants. Ce chapitre constitué de trois grands titres, le premier sert à définir l'IA en générale, le deuxième l'IA en géotechnique et le troisième l'IA dans les sols gonflants

L'objectif de ce chapitre est donc de fournir une vision claire et organisée sur l'utilisation de l'IA dans la géotechnique et surtout les sols gonflants.

2.2 Intelligence artificielle : notions générales

2.2.1 Définition et évolution de l'IA

L'intelligence artificielle naît officiellement en 1956 lors de la Conférence de Dartmouth, où John McCarthy invente après dans Les années 60-70 voient l'apparition de programmes comme ELIZA, dans Les années 80 marquent l'industrialisation des systèmes experts et la relance de la course technologique avec le projet japonais FGCS Des années 90 à aujourd'hui, l'IA connaît un renouveau grâce aux réseaux bayésiens, à l'explosion d'Internet et du Big Data. Des succès marquants comme Deep Blue battant Kasparov aux échecs (1997), Watson gagnant à Jeopardy (2011), ainsi que le développement des assistants personnels et des voitures autonomes, rendent l'IA omniprésente dans l'informatique moderne désigne l'étude des programmes informatiques qui simulent la pensée humaine comme apprendre comprendre ou prise des décisions, en résolvant des problèmes selon les règles et conventions propres aux humains on distingue deux approches :

L'IA symbolique se concentre sur le traitement de connaissances non structurées, incomplètes ou ambiguës, en manipulant des concepts plutôt que de simples nombres. Un système à base de connaissances repose sur trois éléments : une base de faits (la situation particulière), une base de connaissances (les règles générales) et un moteur d'inférence qui applique les règles aux faits via des mécanismes de raisonnement comme la déduction, l'abduction et l'induction.

L'IA statistique, développée surtout à partir des années 1990, repose sur des bases théoriques comme les réseaux bayésiens pour le traitement des informations incertaines. L'explosion d'Internet et du Big Data a fourni la masse de données nécessaire à son essor, avec des techniques comme les supports vecteur machines et les réseaux de neurones pour construire des modèles probabilistes.

Aujourd'hui, ces deux approches sont complémentaires et se retrouvent dans presque toutes les applications informatiques modernes. (Dominé, 1992) (Faltings et al, 2017).

2.2.2 Principales techniques d'IA

2.2.2.1 Machine Learning

Le Machine Learning (apprentissage automatique) est un domaine de recherche qui vise à programmer les ordinateurs pour qu'ils apprennent de manière similaire aux humains et améliorent leurs performances et leurs capacités. L'apprentissage automatique est plus rapide et plus efficace que l'apprentissage humain dans l'accumulation des informations et la diffusion des résultats (Atiyah et al., 2024).

2.2.2.2 Réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones artificiels sont des structures inspirées du cerveau, composées de couches interconnectées (entrée, cachée, sortie) qui traitent l'information via des fonctions d'activation (sigmoïde ou redresseur). Leur apprentissage se fait par rétropropagation de l'erreur et descente de gradient stochastique pour ajuster les poids (Faltings et al., 2017).

2.2.2.3 Deep Learning

Le Deep Learning (Apprentissage profond) a été connu par (apprentissage hiérarchique) est un nouveau domaine de recherche dans le cadre de l'apprentissage automatique apparu pour la 1ère fois en 2006, il prend en compte deux facteurs clés.

Le premier est traitement non linéaire en plusieurs couches qui fait référence à un algorithme dans laquelle la couche actuelle prend la sortie de la couche précédente comme entrée, afin d'organiser l'importance des données une hiérarchie est établie entre les couches ; le deuxième l'apprentissage supervisé et non supervisé qui est lié à l'étiquette cible de la classe. Sa disponibilité signifie un système supervisé, tandis que son absence signifie un système non supervisé (Vargas et al., 2017).

2.2.3 Avantages et limites de l'IA dans l'ingénierie)

L'IA en ingénierie excelle dans la prédiction et l'exploration de données massives (matériaux, véhicules autonomes), mais ses limites sont majeures : manque de bon sens, erreurs absurdes, dépendance à des données souvent insuffisantes, bruitées ou biaisées, et coût exponentiel pour gagner en fiabilité. Elle souffre aussi d'un manque d'interopérabilité et de robustesse face à des situations imprévues. La solution proposée est l'IA "physics-informed", qui intègre des modèles physiques pour réduire le besoin en données et éviter les prédictions impossibles, améliorant ainsi la fiabilité des systèmes (Chellappa et al., 2025).

2.3 Application de l'IA en géotechnique

La géotechnique est une branche fondamentale du génie civil, caractérisée par la complexité et la variabilité des sols et des roches ce qui rend difficile la modélisation de leur comportement par les méthodes traditionnelles.

Dans ce contexte, l'intelligence artificielle (IA) est particulièrement adaptée aux problèmes qui ne disposent pas de solutions analytiques précises, car les techniques d'apprentissage automatique (réseaux de neurones et forêts aléatoires) améliorent la compréhension et la prédiction des phénomènes géotechniques.

L'IA offre donc un potentiel considérable pour le développement d'une approche de la géotechnique plus prédictive et fondée sur les données (Yin et al., 2020).

2.3.1 Complexité des problèmes géotechniques

Le sol se caractérise par une incertitude et une variabilité inhérente, ce qui est une source majeure de complexité car il ne s'agit pas d'un matériau homogène, ses propriétés varient d'un point à l'autre.

2.3.1.1 Hétérogénéité et variabilité des sols

- **Incertitude des paramètres**

Les techniques d'intelligence artificielle, notamment les méthodes bayésiennes, sont couramment utilisées pour caractériser les propriétés des sols et des roches dans la conception géotechnique souterraine. Ching and Phoon 2019 a utilisé une approche d'apprentissage automatique bayésien a été employée pour développer un modèle de variables spécifique au site pour l'argile.

- **Variables aléatoires**

Cela nous permet de définir l'incertitude de manière probabiliste.

- **Variabilité spatiale**

Plusieurs études citées (Hu et al. 2019 ; Y. Wang et al. 2018) proposent des méthodes pour reconstruire un champ aléatoire de propriétés du sol à partir d'un petit nombre de mesures, prenant ainsi en compte la variabilité spatiale du site.

- **Données limitées**

La rareté des données de site est un défi récurrent. Des techniques comme le "Bayesian Compressive Sampling" sont spécifiquement développées pour interpoler et caractériser les propriétés du sol (stratigraphie, paramètres) à partir de mesures limitées (Hu et al., 2020 ; Shi et Wang, 2021a).

2.3.1.2 Comportement non linéaire sol–contrainte

La relation entre la contrainte agissant sur le sol et la déformation qui en résulte est rarement linéaire. L'un des principes fondamentaux des modèles d'intelligence artificielle, tels que les réseaux de neurones artificiels (ANN : Artificial Neural Networks) en géotechnique, réside dans leur capacité à gérer des relations non linéaires complexes entre les variables sans qu'il soit nécessaire de définir une loi analytique prédéfinie. Il s'agit d'un avantage crucial par rapport aux méthodes expérimentales traditionnelles.

2.3.1.3 Difficulté de modélisation analytique

Les techniques d'intelligence artificielle constituent une alternative efficace lorsque les méthodes analytiques ou expérimentales traditionnelles atteignent leurs limites. Certaines méthodes, comme les réseaux de neurones artificiels, sont considérées comme des « boîtes noires » car elles excellent dans la mise en évidence de relations complexes sans expliquer les processus physiques sous-jacents. D'autres techniques, telles que la programmation génétique ou la régression polynomiale évolutionnaire, sont capables de générer des expressions mathématiques explicites et des structures arborescentes facilement interprétables.

2.3.1.4 Incertitude liée aux essais expérimentaux

Les essais expérimentaux sont sujets à des incertitudes, et les techniques d'intelligence artificielle sont utilisées pour pallier ces difficultés. Par exemple, des modèles sont développés pour prédire les paramètres de conception (tels que la résistance à la compression unie axiale ou le module de Young) à partir d'essais simplifiés. De plus, la méthode bayésienne est présentée comme un outil privilégié pour quantifier précisément les incertitudes, car elle combine une prédisposition avec une nouvelle fonction de probabilité recueillie sur site (Jong et al. 2021).

2.3.2 Intérêt et justification de l'utilisation de l'IA

2.3.2.1 Limites des méthodes empiriques classiques

Le génie géotechnique fait face à divers obstacles associés aux approches conventionnelles. Plusieurs méthodes traditionnelles de modélisation numérique, comme la méthode des éléments finis (MEF), sont restreintes par diverses hypothèses simplificatrices, conduisant à une faible exactitude des prévisions lors de l'analyse de matériaux complexes. Bien que les essais de laboratoire et in-situ soient précis, ils sont coûteux, prennent du temps et ne permettent pas l'étude simultanée d'un grand nombre de paramètres (Baghbani et al., 2022, p. 1). Les algorithmes d'apprentissage automatique classiques montrent également une tendance à stagner avec la croissance des données (Zhang et al., 2021, p. 2). Finalement, l'évaluation anticipée des coûts et des délais dans les projets de construction demeure un enjeu crucial à cause de la fluctuation des facteurs déterminants (Sharma et al. 2021, p. 2-3).

2.3.2.2 Capacité de l'IA à modéliser des relations complexes

L'intelligence artificielle excelle dans la modélisation de phénomènes non linéaires et complexes, sans nécessiter d'hypothèses de départ. Les méthodes d'IA peuvent modéliser avec précision même en l'absence de relations physiques connues entre les variables, en identifiant des schémas au sein de grandes quantités de données (Baghbani et al., 2022, p. 2). Cette capacité d'apprentissage par l'expérience permet de résoudre des problèmes où des solutions déterministes ne sont pas disponibles (Sharma et al., 2021, p. 5). De manière plus spécifique, les réseaux de neurones artificiels (ANN) constituent des modèles substituts efficaces pour l'analyse

par éléments finis, capables de capturer des interdépendances complexes et de fournir des estimations quasi immédiates (Jayasinghe et al. 2024, p. 3, 30).

2.3.2.3 Réduction des hypothèses simplificatrices

L'intelligence artificielle propose une approche basée sur les données, permettant d'effectuer des opérations de modélisation sans aucune hypothèse préconçue sur la relation entre les variables d'entrée et de sortie (Baghbani et al., 2022, p. 1). Ces modèles identifient ces corrélations à partir des ensembles de données d'entraînement, dispensant l'utilisateur de la nécessité de définir une forme de relation a priori. Les réseaux de neurones, fonctionnant tels des « boîtes noires », acquièrent la cartographie des entrées-sorties par apprentissage, sans recourir à une déduction physique explicite, ce qui diminue l'exigence d'approximations théoriques (Jong et al., 2021, p. 3).

2.3.2.4 Amélioration de la précision prédictive

L'intégration de l'intelligence artificielle dans ce domaine permet d'atteindre des prévisions plus robustes, fréquemment corroborées par des analyses de cas. Des algorithmes d'apprentissage automatique ont démontré une précision remarquable ($R^2 = 0,903$) dans la prévision de l'indice de compressibilité des sols expansifs, surpassant par leur pouvoir de généralisation les formulations empiriques existantes (Zhang et Vanapalli, 2024, pp. 11, 17). Parallèlement, un modèle simplifié, fondé sur six caractéristiques du sol aisément quantifiables, a obtenu un coefficient de détermination de 0,967 et a fait l'objet d'une validation à travers cinq études de terrain (Zhang et Vanapalli, 2025, pp. 13, 15). Concernant la stabilisation des sols, une architecture de réseau de neurones a produit un coefficient de corrélation de 0,95184 pour anticiper les propriétés mécaniques d'un sol modifié (Tiwari et Satyam, 2021, p. 11).

2.3.3 Principales techniques d'IA utilisées en géotechnique

a. Réseaux de neurones artificiels (ANN)

Les réseaux de neurones artificiels figurent parmi les techniques d'intelligence artificielle les plus courantes en géotechnique. Inspirés du fonctionnement du cerveau humain, ils sont constitués de neurones interconnectés en couches et se caractérisent par leur capacité à modéliser des relations non linéaires complexes sans hypothèses préalables. Leur principal atout réside dans leur aptitude à traiter de grandes quantités de données, toute fois leur nature « boîte noire » rend l'interprétation des résultats difficile (Baghbani et al., 2022, p. 1 ; Sharma et al., 2021, p. 6-7).

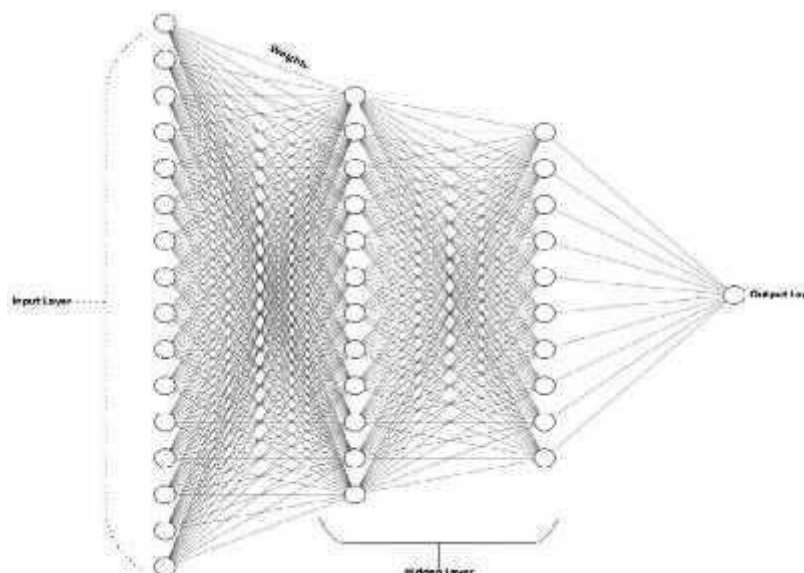


Figure2. 1 : Structure générale d'un réseau neuronal artificiel (RNA).

b. Machines à vecteurs de support (SVM)

Les SVM sont des modèles d'apprentissage supervisé qui cherchent un hyperplan optimal pour séparer les données dans un espace de grande dimension. Grâce aux fonctions noyau, elles modélisent efficacement les non-linéarités. Largement utilisées pour la susceptibilité aux glissements de terrain ou la liquéfaction, elles sont robustes mais sensibles au choix des paramètres et coûteuses en calcul pour les très grands ensembles de données (Sharma et al., 2021, p. 5 ; Baghbani et al., 2022, p. 3).

c. Arbres de décision et Random Forest

Les arbres de décision sont des algorithmes d'apprentissage automatique qui partitionnent les données en petits groupes selon des questions ou des règles simples. La méthode Random Forest offre des résultats plus stables et précis et améliore la robustesse du modèle en combinant plusieurs arbres de décision entraînés avec des échantillons regroupés. Ces méthodes sont utilisées en cartographie des risques géotechniques et en analyse de l'influence des variables sur les phénomènes naturels (Jong et al., 2021, p. 4-5 ; Baghbani et al., 2022, p. 8).

d. Régression basée sur l'apprentissage automatique

Les modèles de régression basés sur l'apprentissage automatique comprennent des techniques avancées telles que MARS (modèle de régression régressive basé sur la décomposition de la relation entre les variables en petits éléments), XGBoost (renforcement de gradient séquentiel, précis) et GPR (régression gaussienne), qui fournissent des prédictions et estiment les incertitudes associées. Ces techniques sont utilisées pour prédire la capacité portante des fondations, le tassement et les paramètres de compactage du sol (Jong et al., 2021, p. 3-4, 18 ; Zhang et Vanapalli, 2024, p. 5-6).

2.3.4 Méthodologie générale d'un modèle IA en géotechnique

2.3.4.1 Collecte des données expérimentales (laboratoire / terrain)

La constitution d'une base de données robuste est la première étape fondamentale. Les données proviennent d'essais en laboratoire (ex. : 408 échantillons chez Tiwari et Satyam, 2021 ; 96 tests œdométriques chez Alnmr et al., 2024) ou de compilations bibliographiques (238 échantillons mondiaux chez Zhang et Vanapalli, 2024). La qualité et la diversité des données conditionnent directement la performance future du modèle.

2.3.4.2 Sélection des variables d'entrée

Cette étape vise à identifier les paramètres les plus influents sur la propriété à prédire, en combinant expertise géotechnique et analyses statistiques (ex. : matrice de corrélation de Pearson). Zhang et Vanapalli (2024) ont démontré qu'un sous-ensemble de quatre paramètres (limite de liquidité, indice de plasticité, indice des vides initial, densité sèche) suffisait pour prédire l'indice de compression avec une excellente précision.

2.3.4.3 Division des données

Pour évaluer la capacité de généralisation du modèle, les données sont partitionnées. La pratique courante est une répartition 70/30 (Jamil et al., 2023 ; Sharma et al., 2021) ou 80/20 (Zhang et Vanapalli, 2024). Pour les petits échantillons, Tiwari et Satyam (2021) ont utilisé la validation croisée "leave-one-out" (LOOCV) afin de minimiser les biais.

2.3.4.4 Entraînement du modèle

L'algorithme apprend la relation non linéaire entre les entrées et la sortie cible. Tiwari et Satyam (2021) ont utilisé un réseau de neurones artificiels (ANN) avec l'algorithme de LevenbergMarquardt. Zhang et Vanapalli (2024) ont employé une approche hybride plus sophistiquée (NRBO-XGBoost) où un optimiseur ajuste automatiquement les hyperparamètres du modèle pour une précision optimale.

2.3.4.5 Validation du modèle

La performance du modèle est quantifiée sur l'ensemble de test à l'aide de métriques standardisées (Baghbani et al., 2022). Le coefficient de détermination (R^2) mesure la corrélation, tandis que l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et l'erreur absolue moyenne (MAE) évaluent la magnitude des erreurs. Tiwari et Satyam (2021) ont obtenu un R allant jusqu'à 0,96, et Zhang et Vanapalli (2024) un R^2 de 0,903.

2.3.4.6 Comparaison avec méthodes traditionnelles

La dernière étape confronte le modèle IA aux approches empiriques classiques pour démontrer sa valeur ajoutée. Zhang et Vanapalli (2024) ont comparé leur modèle NRBO-

XGBoost à l'équation de Terzaghi et Peck (1967). Leur analyse a montré que si l'équation traditionnelle surestime fortement l'indice de compression pour les sols très plastiques (NRMSE de 117 %), le modèle d'IA maintient une précision stable (NRMSE de 8,1 %).

2.3.5 Avantages et limites de l'IA en géotechnique

2.3.5.1 Les avantages

† Gestion de la non-linéarité

Les modèles d'IA excellent dans l'appréhension des relations complexes et non linéaires entre les paramètres géotechniques, là où les méthodes traditionnelles atteignent leurs limites (Baghbani et al., 2022). Ils capturent efficacement ces comportements sans nécessiter d'hypothèses préalables sur la forme des relations, comme le démontre le modèle NRBOXGBoost de Zhang et Vanapalli (2024) pour la prédiction de l'indice de compression.

† Haute précision prédictive

Les performances des modèles d'IA sont régulièrement supérieures aux approches conventionnelles. Tiwari et Satyam (2021) rapportent un coefficient de corrélation (R) de 0,96 pour la prédiction des propriétés mécaniques de sols expansifs. Zhang et Vanapalli (2024) obtiennent un R^2 de 0,903 pour l'indice de compression, surpassant les équations empiriques. Sharma et al. (2021) atteignent un R^2 de 0,9999 pour la prédiction de l'indice CBR avec un modèle de forêt aléatoire.

† Rapidité de calcul

Une fois entraînés, les modèles d'IA fournissent des estimations en quelques secondes, contrastant avec les méthodes conventionnelles qui peuvent nécessiter plusieurs semaines et coûter environ 2000 dollars par test (Zhang et Vanapalli, 2024). Cette rapidité permet des analyses en temps réel ou quasi-réel.

† Adaptabilité

L'IA s'adapte à une grande diversité de problèmes géotechniques. Baghbani et al. (2022) recensent neuf domaines d'application majeurs, démontrant la versatilité des algorithmes à intégrer des paramètres variés selon le contexte. Jamil et al. (2023) illustrent cette adaptabilité en développant plusieurs modèles pour la prédiction de l'indice CBR, chacun présentant des forces spécifiques.

2.3.5.2 Les limites

† Dépendance à la qualité des données

La performance des modèles d'IA est intrinsèquement liée à la qualité et à la représentativité des données d'entraînement. Baghbani et al. (2022) montrent que les modèles entraînés sur une source unique sont plus précis que ceux utilisant des données composites. Zhang et Vanapalli

(2024) notent qu'une haute précision ($R^2 > 0,95$) est difficile à atteindre avec moins de 50 échantillons. La disponibilité limitée de données géotechniques de qualité constitue un frein majeur.

✦ **Risque de surapprentissage**

Le surapprentissage, où le modèle apprend le bruit des données d'entraînement au détriment de la généralisation, est un écueil classique. Tiwari et Satyam (2021) y remédient par des techniques de régularisation. Baghbani et al. (2022) soulignent l'importance de la validation croisée pour le détecter et l'atténuer.

✦ **Difficulté d'interprétation physique**

La nature "boîte noire" des modèles d'IA, notamment des réseaux de neurones, rend difficile l'interprétation des mécanismes physiques sous-jacents. Pour pallier cette limite, l'utilisation de la méthode SHAP permet de quantifier la contribution relative de chaque paramètre d'entrée, améliorant ainsi l'interprétabilité du modèle (Baghbani et al., 2022 ; Sharma et al., 2021 ; Zhang et Vanapalli, 2024).

2.3.6 Perspectives et évolutions

2.3.6.1 Couplage IA et essais numériques (FEM)

L'intégration des réseaux de neurones artificiels (ANN) avec la méthode des éléments finis (FEM) constitue une avancée majeure pour contourner le problème de la lourdeur computationnelle de cette dernière. En effet, si la FEM demeure une référence pour l'analyse de structures complexes, son temps de calcul prohibitif limite son emploi pour des applications nécessitant une réponse en temps réel, telles que la surveillance de la santé structurale ou les jumeaux numériques. Les ANN, utilisés comme modèles de substitution (surrogate models), offrent une solution efficace : une fois entraînés sur des données issues de simulations FEM, ils peuvent fournir des prédictions quasi-instantanées. L'étude comparative de différentes architectures neuronales montre que les réseaux de neurones graphiques (GNN) sont particulièrement adaptés, car ils peuvent traiter la nature non structurée des maillages éléments finis et en capturer les relations spatiales, ce qui les rend plus performants que les réseaux conventionnels pour ce type d'application (Jayasinghe et al., 2024, p. 3-4, 16-18, 27).

2.3.6.2 Big Data en géotechnique

L'essor du Big Data en géotechnique, alimenté par la multiplication des données de reconnaissance et de monitoring, est un moteur puissant pour le développement et l'application des méthodes d'intelligence artificielle. Une analyse bibliographique approfondie révèle une corrélation directe entre la quantité de données disponibles et la performance des modèles prédictifs. Avec plus de 200 points de données, l'obtention de modèles fiables et précis devient quasi systématique, soulignant la dépendance des algorithmes d'IA à la richesse des bases

d'apprentissage. Cependant, cette manne de données s'accompagne de défis majeurs, notamment la nécessité de compiler des bases de données homogènes et de qualité à partir de sources multiples, ainsi que le prétraitement de données souvent bruitées ou hétérogènes, ce qui constitue un enjeu central pour la recherche actuelle (Baghbani et al., 2022, p. 1, 12, 15-17, 29).

2.3.6.3 Modélisation prédictive intelligente

La modélisation prédictive intelligente, via l'apprentissage automatique, transforme l'approche géotechnique en permettant de prédire des comportements mécaniques complexes à partir de propriétés simples. Face aux limites des corrélations empiriques traditionnelles, souvent restreintes à des contextes locaux, les algorithmes d'IA apprennent les relations non linéaires au sein de bases de données globales. Un exemple probant est le développement d'un modèle basé sur un Perceptron Multicouche (MLP) pour estimer le potentiel de gonflement des sols expansifs. Ce modèle, optimisé et validé sur des cas réels, aboutit à une équation explicite simple qui, à partir de six paramètres facilement mesurables, offre une précision prédictive élevée. Cette approche démontre la capacité de l'IA à généraliser l'apprentissage à des situations de terrain variées, fournissant ainsi aux ingénieurs un outil d'aide à la décision à la fois pratique, rapide et fiable (Zhang et Vanapalli, 2024, p. 1-2, 5, 12-16, 32).

2.3.6.4 Digitalisation des études géotechniques

La digitalisation des études géotechniques se manifeste concrètement par l'automatisation de tâches préliminaires et répétitives grâce à l'intelligence artificielle. L'IA permet de substituer des calculs manuels, longs et coûteux par des estimations automatiques et précises, accélérant ainsi significativement les phases amont des projets. Par exemple, l'estimation de paramètres clés comme la résistance au cisaillement d'un sol ou le coût préliminaire d'un projet de construction peut être réalisée quasi-instantanément par des modèles entraînés. Cette transformation numérique ne se limite pas à un gain de temps ; elle redéfinit le rôle de l'ingénieur vers l'interprétation de résultats issus de modèles intelligents. L'intégration future de ces outils dans des environnements connectés, tels que l'Internet des objets (IoT), ouvre la voie à des applications avancées comme la surveillance automatisée et en continu de la santé des infrastructures (Sharma et al., 2021, p. 1-2, 12, 20-22, 28-35).

2.4 Apport de l'IA pour l'étude des sols gonflants

Les sols expansifs constituent l'un des risques géologiques les plus dommageables à l'échelle mondiale, engendrant des problèmes techniques majeurs sur les fondations, les bâtiments et les infrastructures. Leur comportement complexe, influencé par de multiples facteurs, rend leur prévision difficile par les approches conventionnelles. Les méthodes classiques de laboratoire, bien que précises, sont longues et coûteuses. Face à ces limites, le recours à l'intelligence artificielle, et plus particulièrement aux réseaux de neurones artificiels, offre une

alternative prometteuse pour estimer efficacement le gonflement des sols à partir de paramètres facilement mesurables (Dounane et al, 2020).

2.4.1 Modèles IA appliqués aux sols gonflants

2.4.1.1 Réseau de neurones

✦ Réseaux de neurones artificiels (ANN)

Modèles computationnels inspirés du cerveau humain, les ANN sont constitués de neurones interconnectés organisés en couches (entrée, cachées, sortie) avec des poids ajustables. Ils excellent dans la modélisation des relations non linéaires complexes entre les propriétés des sols et leur gonflement. Leur apprentissage par rétropropagation permet d'affiner progressivement les prédictions en minimisant l'erreur entre les valeurs calculées et observées (Prabhakara Rao, 2013).

✦ Perceptron multicouche (MLP)

Le perceptron multicouche (MLP) constitue une architecture particulière de réseaux de neurones particulièrement adaptée aux problèmes de régression en géotechnique. Il se compose typiquement de trois couches : une couche d'entrée correspondant aux paramètres du sol, une ou plusieurs couches cachées dotées de fonctions d'activation non linéaires, et une couche de sortie fournissant la valeur prédite. L'apprentissage s'effectue par rétropropagation du gradient combinée à l'algorithme d'optimisation de Levenberg-Marquardt, permettant une convergence rapide vers une solution optimale (Zhang et al, 2024). Les poids et biais extraits après entraînement peuvent être explicités sous forme d'équations mathématiques exploitables en pratique courante, ce qui rend le MLP particulièrement intéressant pour les applications d'ingénierie où la transparence du modèle est recherchée (Zhang & Vanapalli, 2025).

✦ Réseaux de neurones convolutifs (CNN)

Les réseaux de neurones convolutifs (CNN) représentent une classe avancée de modèles d'apprentissage profond spécialement conçus pour le traitement d'images. Leur architecture comprend des couches de convolution qui extraient automatiquement les caractéristiques pertinentes des images, des couches de pooling qui réduisent la dimensionnalité tout en préservant les informations essentielles, et des couches entièrement connectées qui effectuent la classification finale. Appliqués à la détection des fissures de retrait dans les sols expansifs, les CNN analysent directement les photographies numériques du terrain pour identifier la présence et l'étendue des fissures. Les fonctions d'activation Relu et Soft max permettent respectivement d'introduire la non-linéarité et de produire des probabilités de classification, tandis que l'optimiseur Adam assure un ajustement efficace des paramètres du réseau (Andrushia et al, 2022).

✦ **Machine d'apprentissage extrême (ELM)**

La machine d'apprentissage extrême (ELM) se distingue des réseaux de neurones conventionnels par son mécanisme d'apprentissage singulièrement rapide. Dans cette architecture, les poids reliant la couche d'entrée à la couche cachée sont attribués aléatoirement et restent fixes, seuls les poids de la couche de sortie sont déterminés analytiquement par résolution d'un système linéaire. Cette approche élimine le processus itératif coûteux de rétropropagation, réduisant considérablement le temps d'entraînement tout en maintenant une capacité de généralisation satisfaisante. L'ELM s'avère particulièrement adaptée aux bases de données de taille modérée, typiques en géotechnique, où elle offre un compromis intéressant entre rapidité d'exécution et précision des prédictions pour l'estimation des paramètres de gonflement des sols (Ahmad et al, 2025).

✦ **Fonction à base radiale (RBF)**

Alternative aux architectures classiques, les réseaux RBF utilisent des fonctions d'activation radiales dans leur couche cachée pour une réponse locale aux entrées. Leur structure à trois couches confère une excellente capacité d'interpolation et une convergence rapide (Yilmaz & Kaynar, 2011). Bien que moins documentée pour les sols expansifs, cette architecture reste performante pour l'approximation de fonctions continues (Zhang & Vanapalli, 2025).

2.4.1.2 Algorithmes d'ensemble (Ensemble Learning)

✦ **Random Forest (Forêt aléatoire)**

La forêt aléatoire est une méthode d'ensemble qui combine de nombreux arbres de décision pour améliorer la robustesse et la précision des prédictions. Elle est utilisée en géotechnique pour estimer la valeur CBR des sols expansifs traités, en prenant en compte des paramètres tels que la teneur en cendre de riz activée, les limites d'Atterberge et la densité sèche ont obtenu un coefficient de détermination de 0,9999 avec ce modèle, surpassant d'autres algorithmes (Ahmad et al, 2025).

✦ **XGBoost (Extreme Gradient Boosting)**

XGBoost est un algorithme de gradient boosting qui construit séquentiellement des arbres de décision en minimisant une fonction de perte régularisée. Pour les sols expansifs, il a été optimisé par l'algorithme NRBO (Newton-Raphson-Based Optimizer) pour prédire l'indice de compression avec une grande précision ($R^2 = 0,903$). Cette approche hybride améliore la capacité de généralisation et évite-le sur apprentissage (Zhang et al, 2024).

✦ **Bagging-MLP (Méthode d'agrégation avec MLP)**

Le Bagging-MLP combine plusieurs perceptrons multicouches entraînés sur des échantillons bootstrap de la base de données, puis agrège leurs prédictions pour réduire la variance. Cette technique a été appliquée avec succès pour prédire le potentiel de gonflement

des sols expansifs, offrant une meilleure précision que le MLP simple, comme le montrent Nguyen et al. (2022) (Zhang et al, 2025).

2.4.1.3 Machines à vecteurs de support

✦ SVM (Support Vector Machine)

Les machines à vecteurs de support sont des algorithmes d'apprentissage supervisé qui cherchent à construire un hyperplan séparateur optimal dans un espace de grande dimension. Pour les sols gonflants, SVM est utilisé pour la classification des niveaux de gonflement et la prédiction de paramètres comme la valeur CBR. Par exemple, Ahmad et al. (2025) ont employé SVM avec un noyau polynomial pour estimer le CBR de sols traités, obtenant un R^2 de 0,997 (Zhang et al, 2024) (Ahmad et al, 2025).

✦ SVR (Support Vector Regression)

La régression par vecteurs de support est une extension de SVM pour les problèmes de régression, utilisant une fonction de perte insensible aux erreurs. Dans l'étude des sols expansifs, SVR a été couplée à l'optimisation par essaim de particules (PSO) pour prédire l'indice de compression, avec des performances améliorées. Cette approche hybride permet de modéliser les relations complexes entre les propriétés du sol et sa compressibilité (Zhang et al, 2024).

2.4.1.4 Régressions et méthodes hybrides

✦ GPR (Gaussian Process Regression)

La régression par processus gaussiens est une méthode probabiliste non paramétrique qui fournit des prédictions avec une estimation de l'incertitude. Pour les sols gonflants, elle a été utilisée pour prédire l'indice de compression et la valeur CBR, en modélisant des relations non linéaires complexes. Par exemple, Zhang et Vanapalli (2024) ont obtenu un R^2 de 0,994 avec un modèle GPR à noyau PUK (Zhang et al, 2024) (Ahmad et al, 2025).

✦ MARS (Multivariate Adaptive Regression Splines)

Les splines de régression adaptative multi variable sont une technique non paramétrique qui partitionne l'espace des entrées en régions et ajuste des fonctions linéaires par morceaux. Appliquée aux sols expansifs, MARS a permis de prédire le potentiel de gonflement avec un R^2 de 0,887 en utilisant neuf paramètres d'entrée. Sa capacité à sélectionner automatiquement les variables importantes en fait un outil interprétable pour l'ingénierie (Zhang et al, 2025).

✦ ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System)

Le système adaptatif d'inférence neuro-floue combine les réseaux de neurones et la logique floue pour modéliser des systèmes complexes. Dans le contexte des sols gonflants, ANFIS a été employé pour prédire le potentiel de gonflement à partir de propriétés index, offrant une alternative

aux régressions classiques. Yilmaz et Kaynar (2011) ont montré qu'ANFIS pouvait atteindre des performances comparables aux réseaux de neurones (Yilmaz et al, 2011).

✦ **GEP (Gene Expression Programming)**

La programmation par expression génétique est une technique évolutive qui génère des modèles mathématiques sous forme d'arbres d'expression. Pour les sols expansifs, elle a été utilisée pour prédire l'indice de compression, en produisant des équations explicites reliant les propriétés du sol. Cette approche permet d'obtenir des formules simples et interprétables pour les praticiens (Zhang et al, 2024).

✦ **MGGP (Multi-Gene Genetic Programming)**

La programmation génétique multigène est une extension de la programmation génétique qui combine plusieurs gènes (arbres) pour former un modèle linéaire. Dans l'étude des sols gonflants, elle a été intégrée dans un cadre d'apprentissage automatique pour estimer la succion matricielle des sols compactés, montrant une bonne capacité de généralisation (Zhang et al, 2024).

2.4.1.5 Deep Learning (spécifiques)

✦ **VGG-19**

VGG-19 est un modèle de réseau de neurones convolutifs pré-entraîné, composé de 16 couches de convolution et trois couches full connected, initialement développé pour la classification d'images. Dans le cadre des sols expansifs, il a été utilisé par transfert Learning pour détecter les fissures de retrait à partir d'images de terrain, atteignant une précision de validation de 87,6 % (Andrushia et al, 2022).

✦ **ResNet-50**

ResNet-50 est un réseau résiduel profond de 50 couches qui introduit des connexions de saut pour éviter le problème de gradient vanishing. Appliqué à la détection des fissures dans les sols gonflants, ce modèle pré-entraîné a permis d'identifier les fissures avec une précision de 94,7 % après ajustement, grâce à sa capacité à capturer des caractéristiques complexes (Andrushia et al, 2022).

✦ **U-Net**

U-Net est une architecture de réseau de neurones convolutifs en forme de U, spécialement conçue pour la segmentation sémantique d'images. Bien que principalement utilisée en imagerie médicale, elle a été adaptée pour la détection de fissures dans les structures en béton et pourrait être transposée aux sols expansifs pour quantifier les réseaux de fissures. Andrushia et al. (2021) ont employé U-Net avec des connexions résiduelles pour la détection de dommages (Andrushia et al, 2022).

2.4.1.6 Optimisation combinée

✦ **PSO-SVR (Particle Swarm Optimization + SVR)**

L'optimisation par essaim de particules (PSO) est une métaheuristique inspirée du comportement social des animaux, utilisée pour optimiser les hyperparamètres des modèles. Couplée à la régression par vecteurs de support (SVR), elle a permis d'améliorer la précision des prédictions de l'indice de compression des sols expansifs. Cette approche hybride explore efficacement l'espace des paramètres pour trouver la configuration optimale (Zhang et al, 2024).

✦ **IWO (Invasive Weed Optimization)**

L'optimisation par mauvaises herbes invasives est un algorithme d'optimisation inspiré de la colonisation des mauvaises herbes. Il a été appliqué pour prédire l'indice de compression des sols expansifs traités à la chaux, en optimisant les paramètres d'un modèle de régression linéaire multiple. Cette méthode permet une recherche globale efficace et a montré de bonnes performances (Zhang et al, 2024).

✦ **NRBO-XGBoost (Newton-Raphson-Based Optimizer + XGBoost)**

L'optimiseur basé sur Newton-Raphson (NRBO) est un algorithme métaheuristique récent qui utilise la règle de recherche de Newton-Raphson pour guider l'optimisation. Combiné à XGBoost, il a permis de développer un modèle hybride pour prédire l'indice de compression des sols expansifs avec un R^2 de 0,903 sur les données de test, surpassant les modèles conventionnels. L'opérateur d'évitement des pièges (TAO) améliore la capacité d'exploration (Zhang et al, 2024).

✦ **LMBP (Levenberg-Marquardt Backpropagation)**

L'algorithme de rétropropagation de Levenberg-Marquardt est une méthode d'optimisation utilisée pour entraîner les réseaux de neurones, combinant les avantages du gradient descente et de la méthode de Gauss-Newton. Dans l'étude des sols expansifs, il a été employé pour l'apprentissage des perceptrons multicouches, permettant une convergence rapide et une précision élevée dans la prédiction de l'indice de compression et du potentiel de gonflement (Zhang et al, 2024) (Zhang et al, 2025).

2.4.2 Apport de l'IA dans la vérification des ouvrages

2.4.2.2 Aide à la conception des fondations

Les modèles d'intelligence artificielle offrent une aide précieuse à la conception des fondations sur sols gonflants en permettant une estimation fiable des paramètres clés comme la pression de gonflement et l'indice de compression (Zhang & Vanapalli, 2024). Par exemple, Zhang et Vanapalli (2024) ont développé un modèle NRBO-XGBoost capable de prédire l'indice de compression avec un R^2 de 0,903, facilitant ainsi le calcul des tassements de consolidation pour

les semelles et les radiers. De même, les réseaux de neurones permettent d'estimer le potentiel de gonflement à partir de propriétés facilement mesurables, guidant le dimensionnement des fondations superficielles et le choix des profondeurs d'ancrage appropriées (Zhang & Vanapalli, 2025). L'intégration de ces modèles dans des outils d'aide à la décision permet aux ingénieurs de tester différents scénarios de chargement et d'humidité pour optimiser la conception (Dounane & Trouzine, 2020)

2.4.2.2 Réduction des incertitudes

L'IA contribue significativement à la réduction des incertitudes dans les projets géotechniques grâce à l'analyse de sensibilité et à la quantification des intervalles de confiance (Zhang & Vanapalli, 2024). Les méthodes comme SHAP (Shapley Additive explanations) permettent d'identifier les paramètres les plus influents sur le comportement des sols, comme l'indice de plasticité et la densité sèche, orientant ainsi les campagnes de reconnaissance vers la mesure prioritaire de ces facteurs critiques (Zhang & Vanapalli, 2024). De plus, les modèles probabilistes comme la régression par processus gaussiens (GPR) fournissent des prédictions accompagnées d'estimations d'incertitude, permettant aux concepteurs d'évaluer les risques et de prendre des décisions éclairées (Zhang & Vanapalli, 2025). Ahmad et al. (2025) ont également montré que les modèles d'ensemble comme Random Forest réduisent considérablement les erreurs de prédiction par rapport aux méthodes empiriques traditionnelles.

2.4.2.3 Intégration avec les méthodes analytiques

L'intégration des modèles d'IA avec les méthodes analytiques classiques constitue une approche hybride prometteuse pour la vérification des ouvrages (Dounane & Trouzine, 2020). Par exemple, Dounane et Trouzine (2020) ont combiné la méthode statistique de Taguchi avec les réseaux de neurones artificiels pour estimer le potentiel et la pression de gonflement, démontrant que cette synergie améliore la précision tout en réduisant le nombre d'essais nécessaires. De même, Zhang et Vanapalli (2024) ont couplé des modèles d'apprentissage automatique avec la théorie classique de la consolidation pour prédire les tassements à partir de paramètres facilement mesurables, validant leurs approches sur plusieurs études de cas. Les équations explicites dérivées des perceptrons multicouches (MLP) permettent aux ingénieurs d'intégrer directement les prédictions de l'IA dans leurs calculs analytiques sans nécessiter de compétences avancées en programmation (Zhang & Vanapalli, 2025).

2.4.3 Limites et perspectives

2.4.3.1 Besoin de bases de données fiables

La principale limite des approches d'IA appliquées aux sols gonflants réside dans le besoin crucial de bases de données fiables, complètes et diversifiées (Zhang & Vanapalli, 2024). Zhang et Vanapalli (2024) soulignent que leur base de données de 238 échantillons, bien que conséquente, présente un nombre limité d'échantillons pour les sols à indice de plasticité élevé

(70-107), ce qui peut réduire la précision des modèles pour ces cas extrêmes. De plus, les données proviennent souvent d'essais de laboratoire sur des échantillons remaniés ou intacts, sans distinction claire, introduisant une variabilité qui affecte la généralisation des modèles (Zhang & Vanapalli, 2025). Andrushia et al. (2022) mentionnent également que la diversité des conditions de prise de vue et des géométries de fissures dans les images de terrain nécessite des ensembles de données plus larges pour entraîner des modèles de Deep Learning robustes. La construction de bases de données ouvertes et standardisées, regroupant des données du monde entier, constitue donc une priorité pour faire progresser la fiabilité des modèles (Ahmad et al, 2025).

2.4.3.2 Couplage IA – modèles géotechniques physiques

Une perspective prometteuse réside dans le couplage des modèles d'IA avec les modèles géotechniques physiques pour combiner les avantages des deux approches (Dounane & Trouzine, 2020). Les modèles physiques apportent une compréhension mécaniste des phénomènes, tandis que l'IA excelle dans l'identification de relations complexes à partir de données (Zhang & Vanapalli, 2024). Par exemple, Zhang et Vanapalli (2025) proposent d'intégrer des indicateurs minéralogiques comme la teneur en montmorillonite dans les modèles d'IA pour mieux représenter les mécanismes de gonflement aux échelles cristalline et osmotique. Les futures recherches pourraient également incorporer des paramètres d'histoire des contraintes (pression de préconsolidation) et des variables environnementales (cycles d'humectationséchage) pour améliorer la représentativité physique des modèles (Zhang & Vanapalli, 2024). Enfin, le développement de modèles hybrides capables de respecter les lois de la mécanique des sols tout en apprenant des données constituera une avancée majeure pour une ingénierie géotechnique plus fiable et prédictive (Ahmad et al, 2025).

2.5 Conclusion

Ce chapitre souligne l'efficacité de l'intelligence artificielle et son rôle dans l'analyse et la modélisation scientifiques. Elle se révèle particulièrement efficace dans des applications telles que la prédiction de la capacité portante des sols et l'estimation des tassements, surpassant les méthodes traditionnelles.

Ainsi, le développement de bases de données géotechnique et l'intégration des technologies numériques modernes renforcent la contribution de l'intelligence artificielle à l'étude et à la gestion des sols gonflants.

Chapitre 3 : Programmation des méthodes analytiques sous anaconda

3.1 Introduction

3.2 Environnement de travail

3.3 Méthodologie

3.4 Input

3.5 Etude statistique

3.6 Approche géotechnique

3.7 Conclusion

3.1 Introduction

La programmation effective des méthodes analytiques besoin d'un environnement maîtrisé, ce chapitre détaille la programmation sous anaconda, l'outil principal de notre travail. Premièrement on va entamer l'environnement de travail (bibliothèque python utilisées), ensuite la méthodologie employée, avec les models analytiques choisi et leur paramètre, puis la structure des données d'entrée, ainsi que l'étude statistique et l'Approche géotechnique.

3.2 Environnement de travail

3.2.1 Anaconda

Est une distribution logicielle open source qui facilite la gestion d'un environnement python, conçue pour simplifier la gestion des calculs et des bibliothèques.

Elle intègre un gestionnaire de paquets (conda) ainsi qu'un ensemble de bibliothèques préinstallées, permettant aux utilisateurs de bénéficier d'un accès simplifié à de nombreux outils. Anaconda est également compatible avec Jupyter Notebook, un environnement interactif privilégié pour l'exécution de code Python dans un navigateur web, ce qui favorise la reproductibilité et le partage des analyses. Son installation est recommandée pour les débutants comme pour les chercheurs, car elle réduit les étapes de configuration et garantit la compatibilité entre les différentes bibliothèques.

L'utilisation d'Anaconda est particulièrement adaptée à la manipulation de grandes bases de données et à l'exécution de calculs numériques intensifs, comme l'évaluation du tassement admissible ou de la capacité portante de fondations sur sols gonflants (Kovac et al., 2024, p. 2 ; Amaranto et Mazzoleni, 2023, p. 5, 7).

3.2.2 Python

Il s'agit d'un langage de programmation de haut niveau, facile à lire et polyvalent, conçu par Guido van rossum au début des années 1990 ce qui ben fait un outil facile à utiliser pour les chercheurs n'ayant pas d'expérience en programmation

Langage python est l'agrément utilisé dans des domaines scientifiques tels que l'ingénierie, grâce à son écosystème intégré de bibliothèques dédiées à l'analyse des données.

Sa simplicité syntaxique facilite le développement rapide d'algorithmes pour la simulation de phénomènes géotechniques, tels que le gonflement des sols et les vérifications de capacité portante (Mari & Wen, 2025, p. 1-2 ; Kovac et al., 2024, p. 2).

3.2.3 Les bibliothèques

Pour la mise en œuvre des méthodes analytiques sur Python, plusieurs bibliothèques sont utilisées :

a. NumPy

II

s'agit de python Numerical, une bibliothèque fondamentale pour le calcul scientifique en python. Elle fournit des structures de données efficaces, notamment des tableaux multidimensionnels (ndarrays), ainsi qu'un large éventail de fonctions mathématiques permettant des opérations efficaces sur les vecteurs.

Dans ce travail, NumPy est utilisée pour manipuler les paramètres géotechniques, exécuter les modèles analytiques et effectuer des analyses statistiques nécessaires à la validation des résultats (Kovac et al., 2024, p. 2 ; Amaranto & Mazzoleni, 2023, p. 11).

b. Pandas

Cette bibliothèque est essentielle au traitement et à l'analyse des données géotechniques aux formats data Frame et séries, permettant d'organiser les paramètres du sol en tableaux.

Dans ce travail, pandas est utilisé pour importer les données expérimentales, traiter les valeurs manquantes, filtrer les variables d'entrée avant leur intégration dans les modèles analytiques.

Cette bibliothèque constitue ainsi une étape fondamentale du traitement des données, garantissant la fiabilité des résultats obtenus (Kovac et al., 2024, p. 2-3 ; Amaranto & Mazzoleni, 2023, p. 11).

c. Matplotlib

Est la bibliothèque graphique la plus ancienne et la plus utilisée en python. Elle permet de visualiser les résultats de modèles analytiques, notamment les relations entre les paramètres géotechniques, ainsi que la comparaison des valeurs calculées et expérimentales.

Matplotlib a été utilisé pour tracer des courbes de comparaison de modèles, des nuages de point (valeurs expérimentales versus valeurs calculées) et des distributions d'erreurs.

Ces représentations graphiques facilitent l'interprétation des résultats, il permet une évaluation visuelle des performances du modèle (Kovac et al., 2024, p. 3 ; Amaranto & Mazzoleni, 2023, p. 11).

d. Scipy

Connu comme le langage python scientifique, est une bibliothèque basée sur NumPy qui fournit des fonctions avancées et des outils prêts à l'emploi pour le calcul scientifique, notamment l'optimisation, les statistiques et la complétion de données.

En complément les outils fournis par NumPy, Scipy propose des procédures spécialisées pour la résolution d'équations différentielles et l'analyse de variance.

Et avec ça, Scipy est utilisée pour le calcul des indicateurs statistiques, l'analyse des corrélations entre paramètres géotechniques et la vérification de la significativité des résultats.

Elle constitue ainsi un outil essentiel pour renforcer la rigueur scientifique et la fiabilité de l'étude (Amaranto & Mazzoleni, 2023, p. 11).

3.3 Méthodologie

3.3.1 Modèles utilisés dans la programmation

✦ Modèle BRAB (1959)

Méthode empirique simplifiée du Building Research Advisory Board qui assimile la fondation à une poutre sur deux appuis (gonflement périphérique) ou à une poutre en console (gonflement central). La réaction du sol est supposée uniforme sur une partie seulement de la semelle, caractérisée par un indice d'appui c afin d'estimer rapidement les efforts internes (moment, effort tranchant) et la flèche d'une semelle filante soumise à un gonflement uniforme des bords (BRAB, 1959).

Moment maximal :

$$M_m = \frac{K_b \cdot q_a \cdot L^2}{8(1 - c)} \quad (3.1)$$

Profil du moment le long de la semelle (x de 0 à L) :

$$M(x) = M_m \left[1 - \left(\frac{2x}{L} - 1 \right)^2 \right] \quad (3.2)$$

Effort tranchant :

$$Q(x) = \frac{d}{dx} \quad (3.3)$$

Réaction du sol : nulle sauf sur une zone centrale de longueur $c \cdot L$ où $q = q_a/c$. Flèche maximale (poutre sur deux appuis, charge uniforme)

$$w_m = \frac{5q_a L^4}{384E} \quad (3.4)$$

Profil de flèche :

$$w(x) = w_m \left[1 - \left(\frac{2x}{L} - 1 \right)^2 \right]^2 \quad (3.5)$$

✦ Modèle Seed, Woodward & Lundgren (1962)

Modèle empirique qui relie le gonflement potentiel d'une argile compactée à son indice de plasticité I_p et à sa teneur en particules colloïdales afin de prédire le soulèvement maximal d'une fondation à partir de propriétés simples du sol (plasticité) (Seed, 1962).

Gonflement potentiel (déformation relative) :

$$s_r (\%) = \frac{M \cdot K \cdot I_p^{2.4}}{100} \quad (3.6)$$

Avec $M=60$ (sol naturel) et $K=3,6 \times 10^{-5}$ Soulèvement maximal de la fondation :

$$w_m = \frac{s_r}{100} \cdot H_u \quad (3.7)$$

Profil de flèche (dôme gaussien centré) :

$$w(x) = w_m \cdot e^{-\frac{\left(x - \frac{L}{2}\right)^2}{2 \left(\frac{L}{4}\right)^2}} \quad (3.8)$$

Moment et effort tranchant obtenus par différences finies (gradients de w).

✦ **Modèle Komornik & David (1969)**

Formules empiriques liant la pression de gonflement et le gonflement relatif aux limites d'Atterberg, au poids volumique sec et à la teneur en eau initiale afin d'estimer la pression de gonflement σ_g et le gonflement relatif s_{rel} pour des sols compactés (Komornik et al., 1969).

Pression de gonflement (kPa) :

$$\sigma_g = 2,132 + 0,0208 W_L + 0,000665 \gamma_d - 0,0269 w_u \quad (3.9)$$

Gonflement relatif (%) :

$$s_r = 0,0229 I_p^{1.9} - \frac{C}{w_u + 6,38} \quad (3.10)$$

Où w_L = limite de liquidité (%), γ_d = poids volumique sec (kN/m³), w_o = teneur en eau initiale (%), C = teneur en argile (fraction $< 2 \mu m$) ou activité colloïdale A_c (utilisée dans le code).

Soulèvement maximal :

$$w_m = \frac{s_r}{100} \cdot H_u \quad (3.11)$$

Profil de flèche parabolique symétrique :

$$w(x) = w_m \left[1 - \left(\frac{2x}{L} - 1 \right)^2 \right] \quad (3.12)$$

Réaction du sol : nulle en dehors d'une zone active de largeur $2a$ autour du centre, où $q = \sigma_g$

✦ **Modèle Lytton & Meyer (1971)**

Modèle de poutre sur appui élastique (Winkler) avec un dôme de gonflement imposé $y(x)$ que le sol tendrait à prendre en l'absence de charge. La réaction du sol est proportionnelle au déplacement relatif entre la poutre et le dôme afin de Calculer les efforts dans une semelle filante

soumise à un gonflement non uniforme (périphérique ou central), en couplant rigidité de la fondation et forme du gonflement (Lytton et al., 1971).

Équation d'équilibre :

$$EI \frac{d^4 w}{dx^4} + k_b (w - y) = q_a \quad (3.13)$$

Ici, le dôme $y(x)$ est modélisé par une pression de gonflement équivalente $q_y(x)$ (charge fictive). Le code résout par différences finies :

$$EI \frac{d^4 w}{dx^4} + k_b w = q_a + q_y(x) \quad (3.14)$$

Avec $q_y(x) = k_{sd} \cdot \left(\frac{L_1 - |x - \frac{L}{2}|}{L_1} \right)^m$ pour le gonflement central, ou expressions analogues pour le gonflement périphérique. L_1 demi-longueur de la zone active, $m = H_0/L_1$, sd = déficit de gonflement.

La réaction du sol est alors $q_t = k_b w$ (1989)

✦ **Modèle Mustafaev**

Variante du modèle de Lytton & Meyer dans laquelle la pression de gonflement est transformée en une charge extérieure équivalente $p(x)$ appliquée à la poutre. Le sol n'est plus qu'un appui élastique (ressorts) sans dôme pré-imposé afin de séparer clairement l'action du gonflement (force extérieure) de la réaction du sol (module de Winkler), simplifiant la mise en équation (Mustafaev, 1989).

Charge équivalente due au gonflement :

$$p(x) = E \cdot k \cdot S_d \cdot \left(\frac{L_1 - |x - \frac{L}{2}|}{L_1} \right)^m \quad (3.15)$$

Équation de la poutre sur appui élastique avec second membre :

$$EI \frac{d^4 w}{dx^4} + k_b w = q_a + p(x) \quad (3.16)$$

La réaction du sol est alors :

$$q_t = k_b w - p(x) \quad (3.17)$$

Résolution numérique par différences finies.

✦ **Formule de Seed (modifiée pour la déformation)**

Utilise le même indice de plasticité que le modèle Seed, mais directement pour obtenir une déformation relative (Seed et al, 1962).

$$\varepsilon_s = \frac{M}{100} \cdot I_p^2 \quad (3.18)$$

$$S_{\text{à } \nu t} = \varepsilon_s \cdot H_a \quad (3.19)$$

† Formule de Ranganatham & Satyanarayana (1965)

Relie le gonflement potentiel à l'indice de retrait I_s ou, par adaptation, à l'indice de plasticité et à l'activité colloïdale.

$$S_r(\%) = 0,0229 \cdot I_p^{1,95} w_L A_c + 6,38 \quad (3.20)$$

Où A_c est l'activité colloïdale (proche de la teneur en argile).

$$S_{\text{à } \nu t} = \left(\frac{S_r}{1} \right) \cdot H_a \quad (3.21) \quad (\text{Ranganatham et al, 1965}).$$

† Loi d'Ejjaouani (2008)

Modèle phénoménologique non linéaire décrivant à la fois le gonflement (sous charge inférieure à σ_g) et le tassement (charge supérieure à σ_g) afin de Fournir une courbe continue de déformation en fonction de la contrainte appliquée, utilisable dans les calculs par intégration sur la profondeur.

Pour $\sigma \leq \sigma_g$:

$$\varepsilon(\sigma) = \varepsilon_m \left(1 - \frac{\sigma}{\sigma_g} \right)^m \quad (3.22)$$

Pour $\sigma > \sigma_g$:

$$\varepsilon(\sigma) = -\varepsilon_m \left(\frac{\sigma}{\sigma_g} - 1 \right)^n \quad (3.23)$$

Dans le code, $m=n=1,5$ et $\varepsilon_m = 0,114$, $\sigma_g = 380$ kPa (Ejjaouani, 2008).

La figure 3.1 montre la structure d'algorithme de programme

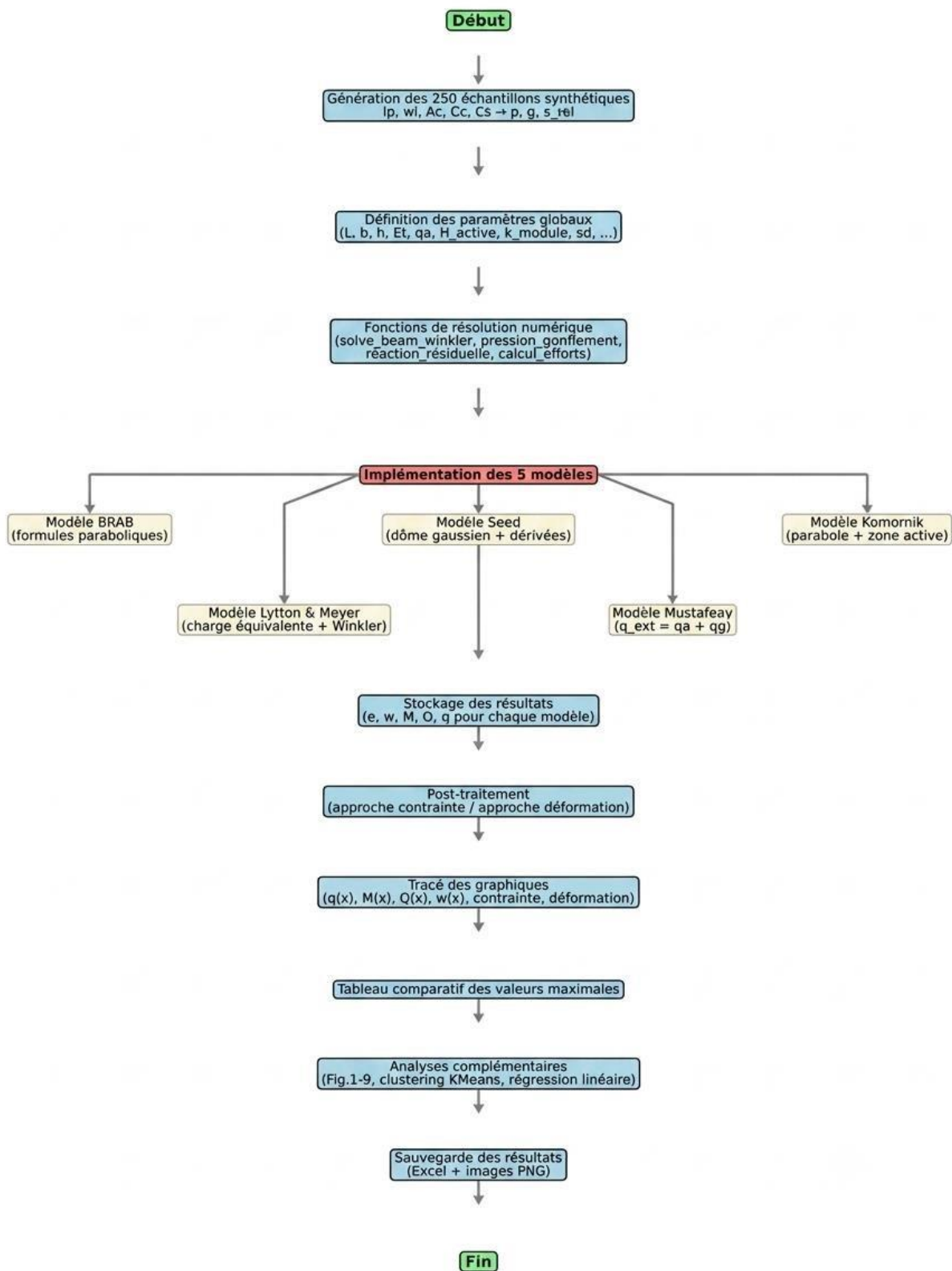


Figure3. 1 : Structure d'algorithme de programmation

3.4 Input (description des données)

Le jeu de données utilisé dans cette étude est fourni par Pr Trouzine H ; et est composé de 250 échantillons d'argiles gonflants provenant de 42 pays (Algérie, Tunisie, Maroc, Portugal, Espagne, France, USA, etc.). Ces données ont été collectées à partir de plusieurs études expérimentales issues de la littérature scientifique et de bases de données géotechniques reconnue.

Tableau 3.1 : Base de données

ID	Reference	Location	Type	W_L (%)	I_p (%)	A_c	C_c	C_s	P_g (kPa)
1	Derdour (2002)	Algérie (Tlemcen)	Argile plastique	70	42	1,26	0,57	0,09	225
2	Laouar (2001)	Algérie (Constantine)	Argile marneuse	77	46	1,39	0,62	0,11	270
3	Djemai (2000)	Algérie (Sétif)	Argile gonflante	81	49	1,5	0,66	0,12	310
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
100.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
101	.	.	.	.	.	.	.	.	.
200									
201									
.									
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
249	Ait Mokhtar (1998)	Algérie (Béjaïa)	Argile altérée	60	33	1,04	0,47	0,07	150

250	Chaker (1998)	Algérie (Blida)	Argile plastique	68	40	1,21	0,55	0,09	210
-----	---------------	-----------------	------------------	----	----	------	------	------	-----

Chaque enregistrement représente un sol argileux caractérisé par un ensemble de paramètres physico-mécaniques essentiels permettant d'évaluer son comportement géotechnique, notamment :

3.4.1 Limite de Liquidité (W_L)

La limite de liquidité (W_L) correspond à la teneur en eau à partir de laquelle le sol passe de l'état plastique à l'état liquide. Elle est généralement déterminée à l'aide de l'essai à la coupelle de Casagrande ou du cône de pénétration.

Dans la base de données étudiée (250 échantillons), les valeurs de (W_L) varient entre 38 % et 125 %, avec une majorité de sols présentant des valeurs supérieures à 60 %. Cela indique une prédominance de sols argileux à forte plasticité.

Une W_L élevée est généralement associée à une forte capacité de rétention d'eau et à un potentiel de gonflement important, ce qui confirme la nature expansive des sols étudiés, en accord avec les classifications empiriques proposées par Chen (1975).

Les valeurs de la limite de liquidité (W_L) s'échelonnent entre 38 % et 125 %, avec une moyenne de 62,712 %. Une proportion majoritaire des échantillons présente une W_L supérieure à 60 %, ce qui témoigne d'une prédominance de sols argileux à forte plasticité. Cette caractéristique est généralement corrélée à une capacité de rétention d'eau élevée ainsi qu'à un potentiel de gonflement significatif.

3.4.2 Indice de plasticité (I_p)

L'indice de plasticité est défini par :

$$I_p = W_L - W_p$$

Il représente l'intervalle de teneur en eau dans lequel le sol présente un comportement plastique.

Dans les données analysées, I_p varie entre 15 % et 85 %, avec une concentration importante de valeurs supérieures à 30 %, ce qui caractérise des sols à fort potentiel de gonflement.

Ces résultats confirment que la majorité des sols de la base appartiennent à la catégorie des argiles expansives, ce qui justifie leur utilisation dans l'étude des phénomènes de gonflement.

L'indice de plasticité (I_p) varie entre 15 % et 85 %, avec une valeur moyenne de 35,19 %. Une proportion majoritaire des échantillons présente un I_p supérieur à 30 %, ce qui caractérise des sols argileux hautement plastiques et potentiellement très gonflants.

3.4.3 Activité d'argile (A_c)

L'activité est donnée par :

$$A = \frac{I_p}{(\% f < 2 \mu m)}$$

Selon la classification de Skempton (1953) :

- ✦ $A < 0,75$: argiles inactives
- ✦ $0,75 < A < 1,25$: argiles normales
- ✦ $A > 1,25$: argiles actives

Dans la base de données, les valeurs de A_c varient entre 0,5 et 2,4. On observe :

- ✦ Une faible présence de sols inactifs (Kaolinites),
- ✦ Une majorité d'argiles normales
- ✦ Et une proportion significative de sols actifs ($A_c > 1,25$), notamment les bentonites et montmorillonites.

Cela indique une forte influence minéralogique sur le comportement gonflant des sols étudiés.

L'activité (A_c) des échantillons étudiés varie de 0,5 à 2,4, avec une valeur moyenne de 1,08. Ces résultats indiquent que la majorité des sols examinés correspondent à des argiles normales à actives, révélant une présence significative de minéraux gonflants, notamment la smectite.

3.4.4 Indice de compression (C_c)

L'indice de compression (C_c) correspond à la pente de la courbe de compression vierge dans un essai œdométrique.

Dans la base de données, C_c varie entre 0,27 et 1,05, ce qui reflète une large variabilité de la compressibilité de ces sols.

Les valeurs élevées de C_c sont associées aux sols fortement plastiques et expansifs. Ce paramètre est utilisé dans le calcul des tassements lorsque la contrainte appliquée dépasse la pression de gonflement.

L'indice de compression (C_c) des échantillons se situe entre 0,27 et 1,05, avec une valeur moyenne de 0,496. Ces résultats indiquent une compressibilité modérée à élevée des matériaux étudiés, caractéristique des sols argileux.

3.4.5 Indice de gonflement (C_s)

Le C_s représente la pente de la courbe de déchargement/rechargement dans l'essai œdométrique.

Les valeurs observées dans la base varient entre 0,03 et 0,18, avec une tendance générale à vérifier la relation empirique :

$$C \approx C_s / 10$$

Ce paramètre est essentiel pour l'évaluation des déformations réversibles liées au gonflement.

L'indice de gonflement (C_s) des échantillons varie de 0,03 à 0,18 avec une moyenne de 0,074. Ces valeurs confirment la capacité de gonflement des matériaux étudiés et mettent en évidence une relation approximative $C \approx C_s / 10$ conforme aux observations empiriques courantes pour les sols argileux.

3.4.6 Pression de gonflement (P_g)

La pression de gonflement (P_g) est définie comme la contrainte nécessaire pour empêcher le gonflement du sol en condition saturée.

Dans la base de données, P_g varie entre 40 kPa et 850 kPa, ce qui couvre :

- ✦ Sols faiblement expansifs ($P_g \approx 40 - 100$ kPa),
- ✦ Sols moyennement expansifs (100 – 300 kPa), ✦ Sols fortement expansifs ($P_g > 300$ kPa).

Les valeurs les plus élevées sont observées pour les bentonites (jusqu'à 850 kPa), confirmant leur fort potentiel de gonflement.

Dans les modèles analytiques (ex. Ejjaouani, 2008), P_g constitue un paramètre seuil déterminant :

- ✦ Si $\sigma_v < P_g \rightarrow$ gonflement
- ✦ Si $\sigma_v > P_g \rightarrow$ tassement

Ainsi, P_g joue un rôle central dans le dimensionnement des fondations sur sols gonflants.

3.5 Etude statistique

Le tableau suivant regroupe les résultats d'une analyse statistique descriptive faite sur l'ensemble des données (250 échantillons). Cette étude a pour but de montrer la variation des principaux paramètres géotechniques (W_L , I_P , A_c , C_c , C_s et P_g) et d'identifier les tendances générales du comportement des sols examinés.

Tableau3. 1: Statistiques descriptives des paramètres géotechniques

Variable	Nbre	Moyenne	Écart-type	Min	25%	50%	75%	Max
W_L (%)	250.0	62.712	10.7653	0.50	56.0	62.0	68.0	125.0
I_p (%)	250.0	35.188	8.32574	38.0	29.0	35.0	40.0	85.0
A_c	250.0	1.0806	0.22935	15.0	0.92	1.075	1.21	2.40
C_c	250.0	0.49616	0.09753	0.27	0.43	0.49	0.55	1.05
C_s	250.0	0.07416	0.02209	0.03	0.06	0.07	0.09	0.18

3.5.1 Représentation graphique

Les graphiques obtenus permettent de mettre en évidence une prédominance de sols à plasticité moyenne à élever, avec une certaine variabilité des données.

Afin d'approfondir l'analyse des données, une représentation graphique des principaux paramètres a été réalisée. Ces graphiques permettent de visualiser la distribution des valeurs et de mieux interpréter leur comportement.

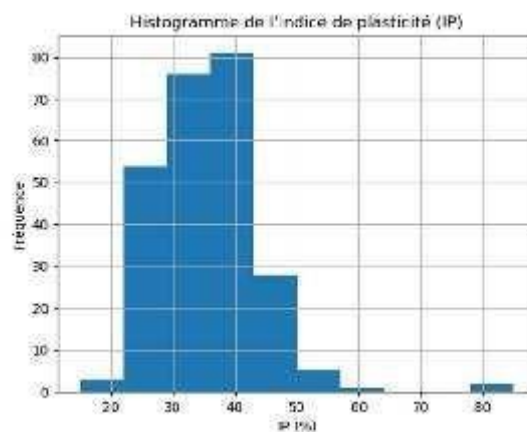
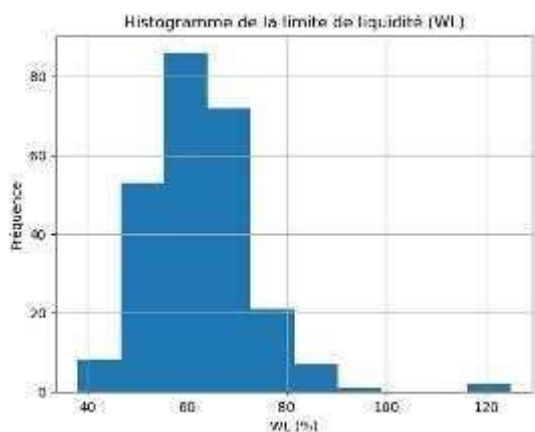


Figure3. 2 : Histogramme de distribution de la limite de liquidité (W_L) **Figure3. 3 : Histogramme de distribution de l'indice de plasticité (I_p)**

Les histogrammes des deux paramètres (figures 3.2. Et 3.3) présentent des distributions asymétriques positives, caractérisées par une queue s'étendant vers les valeurs élevées.

‡ Limite de liquidité (W_L)

L'histogramme de la figure 3.2 met en évidence une distribution majoritairement concentrée entre 55 % et 70 %, avec une moyenne proche de 63 %. Cette répartition traduit la prédominance de sols fins à forte plasticité au sein de l'échantillonnage.

D'un point de vue géotechnique, des valeurs de limite de liquidité supérieures à 50 % sont généralement caractéristiques d'argiles actives, capables de retenir une quantité importante

d'eau. Ce comportement implique une sensibilité marquée aux variations hydriques et un potentiel de gonflement significatif, pouvant affecter le comportement des fondations.

Par ailleurs, les valeurs extrêmes observées ($W_L > 100 \%$) correspondent à des sols hautement plastiques. Ces derniers sont généralement associés à des pressions de gonflement élevées, constituant un risque potentiel pour la stabilité des fondations superficielles. Bien que minoritaires, ces valeurs extrêmes doivent être prises en compte, car elles traduisent une hétérogénéité du sol et influencent la dispersion globale des données.

† Indice de plasticité (IP)

L'histogramme de la figure 3.3 met en évidence une concentration des valeurs de l'indice de plasticité entre 30 % et 40 %, avec une moyenne d'environ 35 %, traduisant une plasticité globalement moyenne à élever pour la majorité des échantillons.

D'un point de vue géotechnique, l'indice de plasticité constitue un indicateur du degré d'activité des argiles. Les valeurs observées dans cet intervalle correspondent à des sols présentant une capacité notable à subir des déformations plastiques sans rupture, ce qui est caractéristique des argiles actives.

Par ailleurs, les valeurs élevées dépassant 60 % mettent en évidence la présence de sols fortement plastiques, généralement associés à un comportement expansif. Ce type de sol est particulièrement sensible aux variations de la teneur en eau, ce qui peut engendrer des phénomènes de gonflement importants.

Ainsi, l'ensemble des résultats indique un potentiel de gonflement non négligeable pour les sols étudiés, avec un risque accru de soulèvements différentiels et de désordres structuraux, notamment pour les échantillons présentant des valeurs élevées de l'indice de plasticité.

Afin de compléter cette analyse descriptive, une représentation sous forme de boxplot a été réalisée, permettant d'évaluer la dispersion des données et d'identifier les éventuelles valeurs aberrantes.

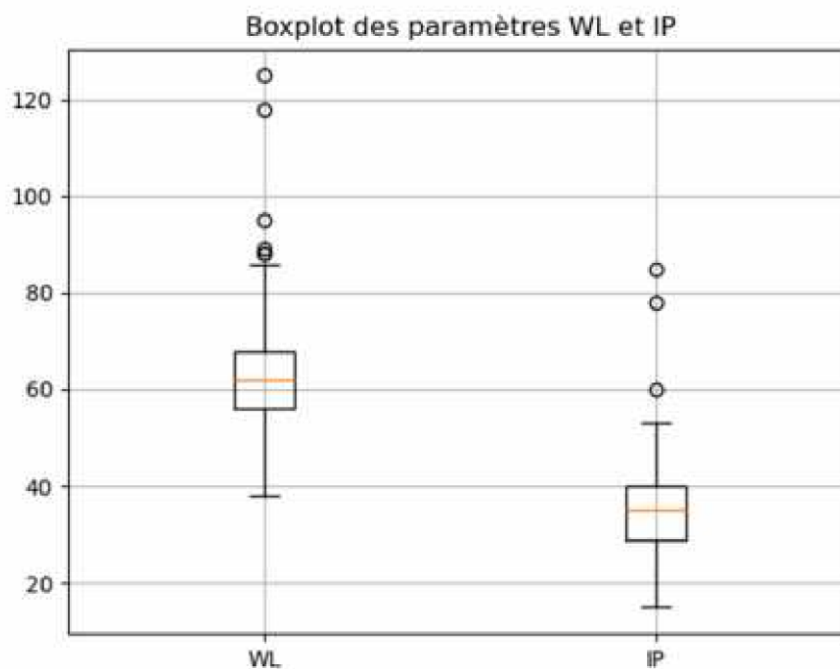


Figure3. 4 : : Diagramme en boîtes (boxplot) de la limite de liquidité (W_L) et de l'indice de plasticité (I_P)

Le diagramme en boîtes (figure 3.4) synthétise les principaux indicateurs statistiques des deux paramètres :

Tableau3. 2 : Paramètre statique issue de diagramme en boîte

Paramètre	Minimum (%)	Premier quartile (%)	Median (%)	Troisième quartile (%)	Maximum (%)	Écart interquartile (%)
W_L	38	62	68	92	120	30
I_P	18	32	40	56	80	24

L'analyse des quartiles met en évidence que, pour la limite de liquidité (W_L), 50 % des échantillons sont compris entre 62 % et 92 %, ce qui traduit une prédominance de sols fins à forte plasticité. D'un point de vue géotechnique, de telles valeurs sont caractéristiques d'argiles actives, présentant une capacité élevée de rétention d'eau et, par conséquent, un potentiel de gonflement significatif. Par ailleurs, la position de la médiane (68 %), plus proche du premier quartile, indique une asymétrie positive de la distribution, suggérant la présence de valeurs élevées ($W_L > 100$ %) correspondant à des sols particulièrement sensibles aux variations hydriques et susceptibles de générer des pressions de gonflement importantes.

Concernant l'indice de plasticité (I_P), l'intervalle interquartile [32 % – 56 %] confirme une plasticité globalement moyenne à élever au sein de l'échantillonnage. En géotechnique, ces valeurs traduisent une capacité importante de déformation plastique sans rupture, typique des sols argileux expansifs. L'absence de valeurs aberrantes, selon le critère de dispersion basé sur l'intervalle interquartile, confère une bonne représentativité statistique aux données analysées.

Enfin, le rapport médian $I_P / W_L \approx 0,59$ constitue un indicateur pertinent de la nature minéralogique des sols étudiés. Conformément aux critères de classification proposés par Arthur Casagrande, une valeur supérieure à 0,5 traduit une dominance argileuse, par opposition aux limons plastiques. Ce résultat confirme que les sols de la base de données présentent un comportement essentiellement argileux, caractérisé par une sensibilité marquée aux variations de teneur en eau et un risque potentiel de gonflement, pouvant engendrer des désordres au niveau des fondations superficielles.

Par ailleurs, l'étude de la relation entre les paramètres W_L et I_P est essentielle pour mieux comprendre le comportement des sols étudiés.

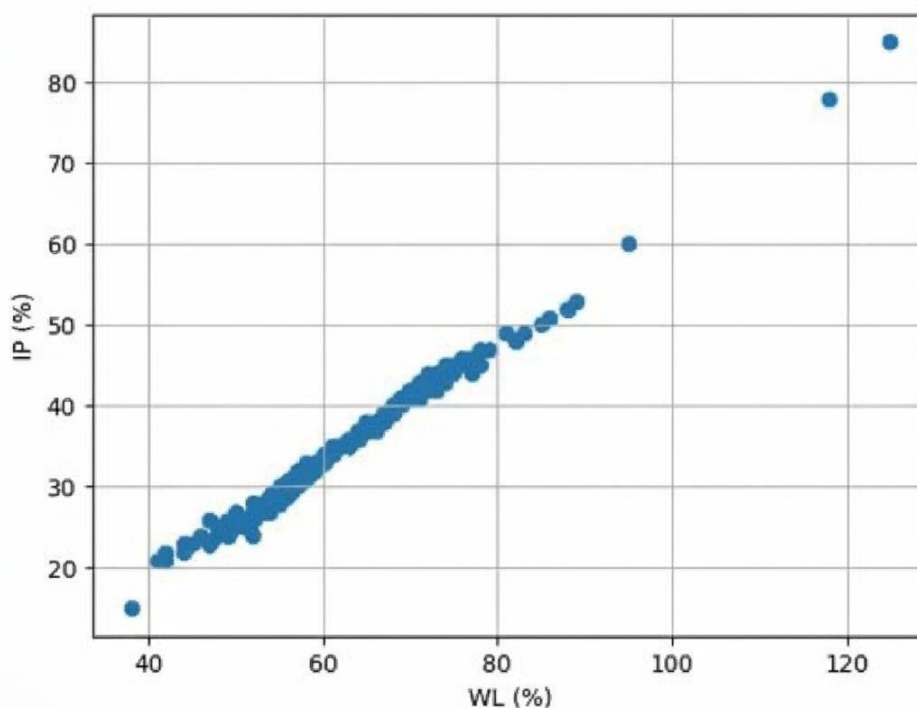


Figure3. 5 : Relation entre la limite de liquidité (W_L) et l'indice de plasticité (I_P) – Nuage de points

L'analyse du nuage de points représentant la relation entre la limite de liquidité (W_L) et l'indice de plasticité (I_P) met en évidence une corrélation positive forte et quasi linéaire entre les deux paramètres. Cette tendance indique que l'augmentation de la teneur en eau à l'état liquide s'accompagne systématiquement d'une augmentation de la plasticité du sol.

D'un point de vue statistique, la distribution des points est fortement concentrée autour d'une tendance centrale bien définie, avec une faible dispersion autour de la droite d'ajustement implicite. Cela traduit une relation stable et cohérente entre W_L et I_P , confirmant une dépendance structurelle entre ces deux variables géotechniques. La présence de quelques points extrêmes ($W_L > 100\%$ et $I_P > 70\%$) introduit une légère extension de la distribution vers les valeurs élevées, sans perturber la tendance globale.

Sur le plan géotechnique, ce comportement est typique des sols fins à dominante argileuse. En effet, une forte limite de liquidité est généralement associée à une forte capacité d'adsorption de l'eau par les minéraux argileux, ce qui augmente simultanément l'indice de plasticité. Ce couplage (W_L , I_P) reflète donc un degré élevé d'activité argileuse et confirme la présence de sols potentiellement expansifs.

Enfin, la continuité de la tendance observée, sans dispersion anarchique des points, suggère une certaine homogénéité du comportement des échantillons, ce qui renforce la fiabilité des interprétations statistiques et géotechniques issues de cette base de données.

Dans une étape suivante, les données ont été projetées sur le diagramme de classification afin d'identifier la nature des sols étudiés.

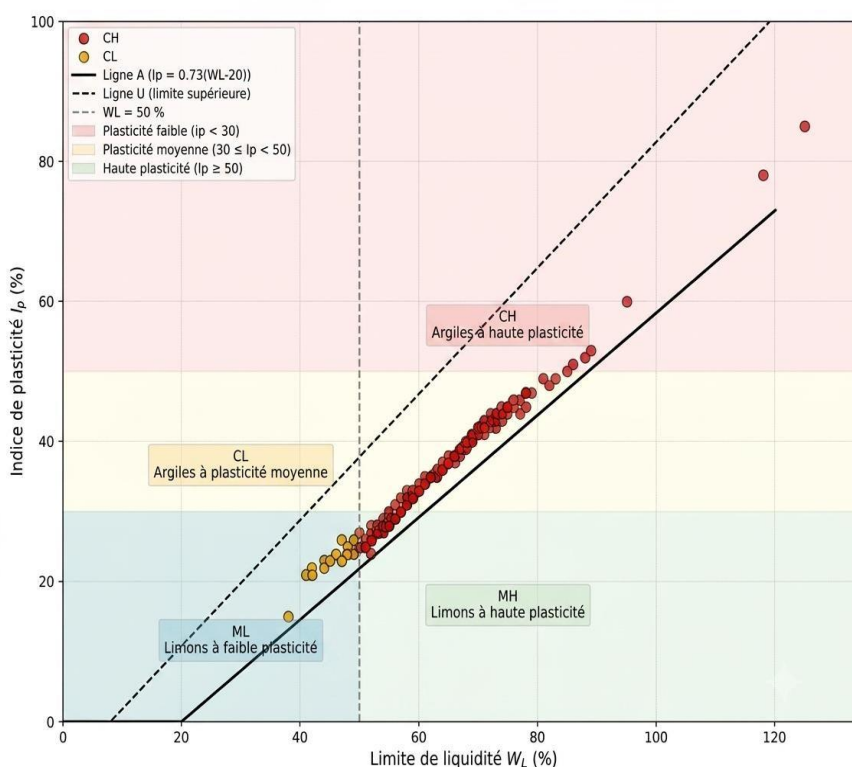


Figure3. 6 : Diagramme de plasticité de Casagrande (classification USCS)

Le diagramme de la figure 3.6 présente la répartition des 250 couples (W_L , I_P) selon la classification USCS, délimitée par la ligne A ($I_P = 0,73 \times (W_L - 20)$) et la verticale $W_L = 50\%$.

L'analyse met en évidence une prédominance très marquée de la classe CH ($\approx 91,6\%$), contre seulement $8,4\%$ pour la classe CL, traduisant une population globalement homogène dominée par des sols à forte plasticité.

Sur le plan géotechnique, cette dominance correspond à des argiles très actives, caractérisées par une forte capacité d'adsorption de l'eau, une compressibilité élevée et un potentiel de gonflement important. Ces propriétés impliquent une sensibilité notable aux variations hydriques, susceptible de générer des soulèvements différentiels et des désordres au niveau des fondations superficielles.

La faible proportion de sols CL indique une variabilité limitée vers des comportements moins expansifs, sans influence significative sur la tendance globale.

Ainsi, la classification obtenue confirme le caractère majoritairement expansif du sol étudié et justifie la prise en compte du gonflement dans l'analyse géotechnique.

3.6 Etude géotechnique

L'analyse statistique a mis en évidence des valeurs élevées de W_L et I_P , ainsi qu'une forte dominance des sols classés CH selon la classification de Casagrande. Ces résultats traduisent la présence de sols argileux expansifs présentant une forte sensibilité aux variations hydriques. Une interprétation géotechnique est donc nécessaire afin d'évaluer leur comportement vis-à-vis des fondations.

3.6.1 Effets du gonflement sur les fondations

Compte tenu de la forte plasticité observée, les sols étudiés pouvant générer des pressions de gonflement importantes sous les fondations superficielles. Ces pressions sont susceptibles de provoquer des soulèvements différentiels et une redistribution des contraintes dans la structure.

Du point de vue géotechnique, ce comportement peut entraîner des fissurations, des déformations localisées et une dégradation progressive de la stabilité des ouvrages, notamment lorsque les variations hydriques deviennent importantes.

Les résultats obtenus montrent aussi que le comportement des sols étudiés peut fortement influencer la réponse mécanique de la fondation. Le gonflement des argiles actives induit des pressions non uniformes sous la structure, modifiant la répartition des efforts internes.

Cette interaction se traduit principalement par l'apparition de moments fléchissants, d'efforts tranchants et de déplacements verticaux variables selon les zones sollicitées. L'évaluation de ce phénomène est donc essentielle pour estimer le comportement réel du système sol-fondation.

3.6.2 Justification des modèles utilisés

La forte dominance des sols expansifs identifiée dans cette étude justifie l'utilisation de modèles capables de représenter le gonflement et ses effets mécaniques sur les fondations.

Les modèles de Seed (1962) et de Komornik & David (1969) permettent d'évaluer le potentiel et la pression de gonflement à partir des paramètres géotechniques du sol, tandis que les modèles de Lytton & Meyer (1971) et de Mustafaev (1989) permettent d'analyser l'interaction mécanique entre le sol gonflant et la fondation.

L'étude géotechnique confirme que les sols analysés présentent un caractère majoritairement expansif lié à leur forte plasticité et à leur sensibilité à l'eau. Les propriétés identifiées indiquent un risque potentiel de gonflement susceptible d'affecter le comportement des fondations superficielles.

3.7 Conclusion

Ce chapitre a permis de mettre en place un environnement de programmation, exploitant python et ses Bibliothèques pour les traitements des paramètres géotechniques (W_L , I_p , A_c , C_c , C_s , P_g). L'étude statistique et ses représentations graphiques afin de faciliter l'analyse des limites de liquidité et l'indice de plasticité.

L'approche géotechnique a souligné le comportement des sols notamment les effets du gonflement sur les fondations et l'interaction sol fondation. La justification des modèles a validé leurs pertinences pour synthèse les données.

Enfin la méthodologie intégrée offre une base fiable pour la prédiction et la prévention des risques liés aux sols gonflants.

Ces observations justifient ainsi l'analyse par les outils de l'IA présentée dans le chapitre suivant.

Chapitre 04 : Résultats et Interprétation

4.1 Introduction

4.2 Données synthétiques et paramètres généraux

4.3 Estimation du soulèvement par trois modèles déformationnels

4.4 Comportement mécanique de la semelle sous gonflement

4.5 Loi de gonflement d'Ejjaouani

4.6 Classification des risques de gonflement

4.7 Prédiction de la pression de gonflement par régression linéaire

4.8 Discussions générale et Recommandations pour l'ingénieur

4.9 Conclusion

4.1 Introduction

Ce chapitre présente l'ensemble des résultats de programmation sous anaconda, dont l'architecture des modèles utilisée ont été détaillé dans le chapitre précédent.

A la base de 250 échantillons International d'argiles gonflantes. Après avoir vérifié la distribution des paramètres d'entrée (indice de plasticité, limite de liquidité, activité colloïdale), nous comparons trois modèles de soulèvement (Seed, Ranganatham, Ejjaouani) et analysons la loi de gonflement d'Ejjaouani, qui distingue le domaine de gonflement sous charge du domaine de tassement. Une classification non supervisée (KMeans) permet de catégoriser les échantillons en cinq niveaux de risque, validée par le diagramme de Casagrande. Enfin, un modèle de régression linéaire est utilisé pour estimer la pression de gonflement à partir des caractéristiques d'identification ; ses performances (R^2) sont discutées. L'interprétation est menée selon une approche d'ingénieur géotechnicien, reliant les résultats aux recommandations pratiques pour la reconnaissance des sols gonflants et le dimensionnement des fondations.

4.2 Données synthétiques et paramètres généraux

4.2.1 Distribution des 250 échantillons expérimentaux

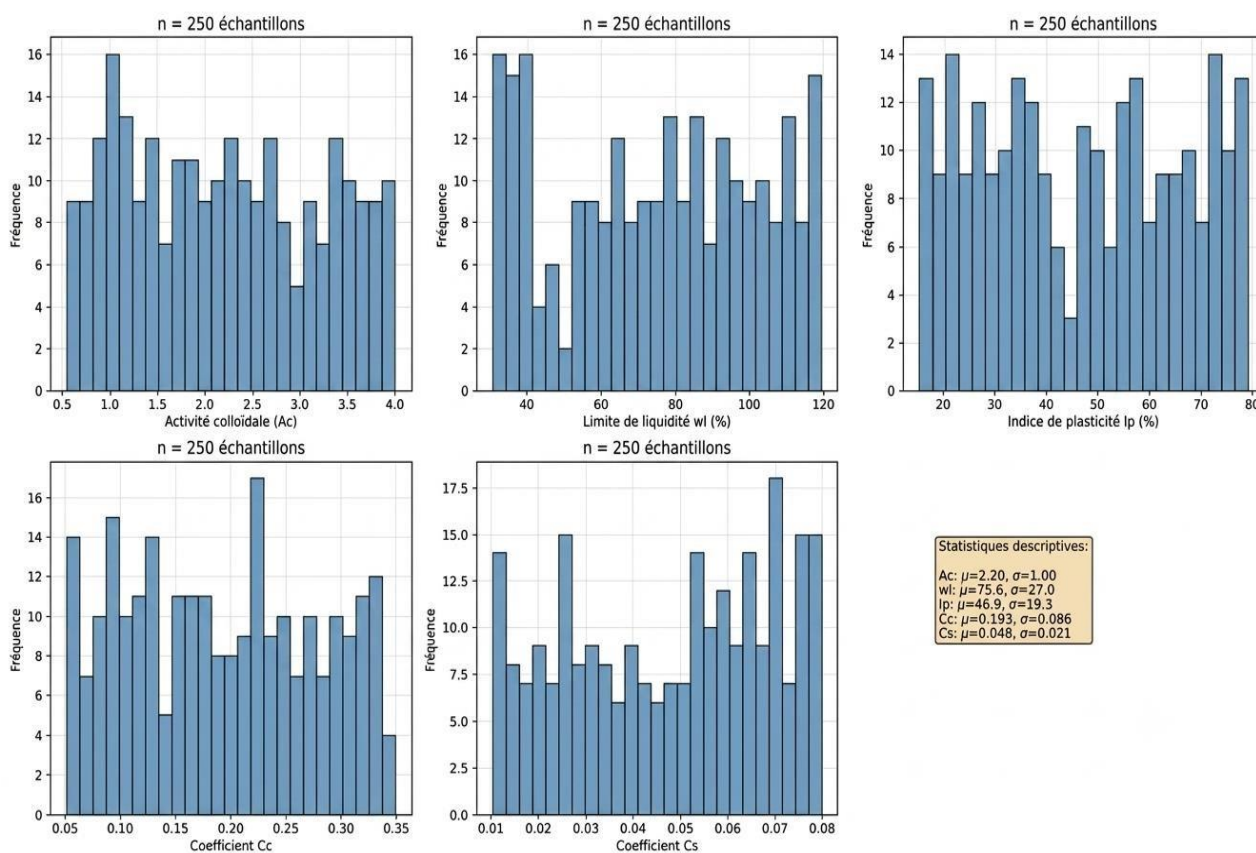


Figure4. 1 : Distribution des 250 échantillons expérimentaux

La figure 4.1 Présente les histogrammes des cinq paramètres d'entrée : indice de plasticité

I_p (15-80 %), limite de liquidité w_L (30-120 %), activité colloïdale A_c (0,5-4,0), coefficients C_c et C_s . Les distributions couvrent une large gamme d'argiles, des sols peu plastiques aux argiles très actives (type montmorillonite). Cette diversité garantit la robustesse des modèles testés et permet de simuler des conditions variées rencontrées sur le terrain.

4.2.2 Architecture générale du programme PFE

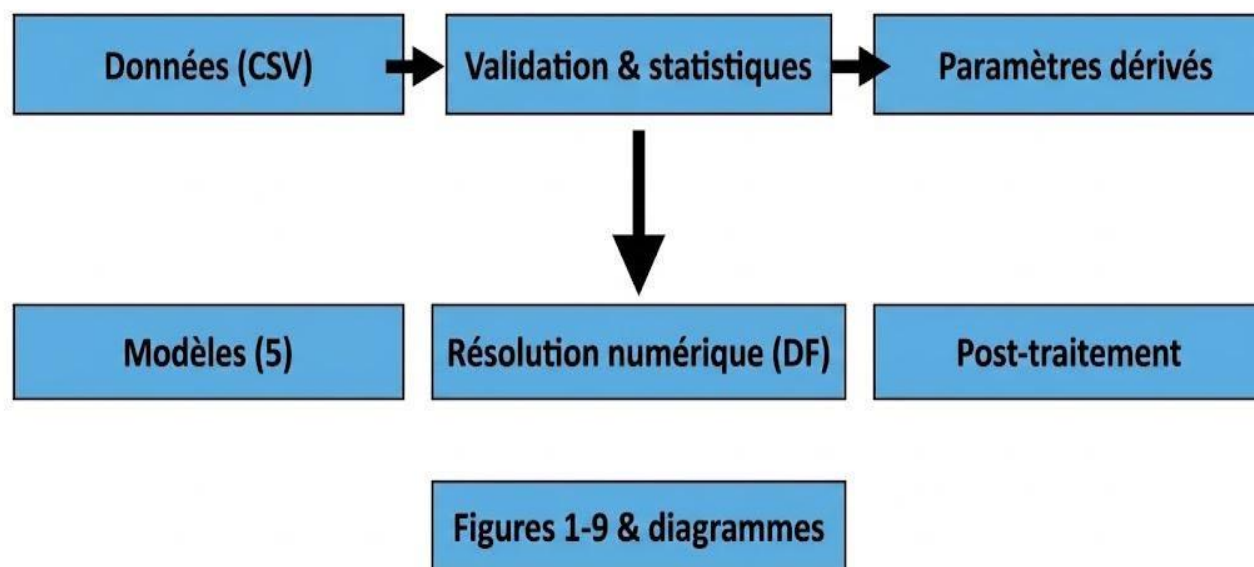


Figure4. 2 : Architecture de programmation

La figure 4.2 représente l'architecture fonctionnelle du programme développé dans ce travail, de l'importation et la validation des données au calcul des paramètres dérivés, l'implémentation des différents modèles, leur résolution par la méthode des différences finies jusqu'au post traitement pour produire les figures et les diagrammes.

4.3 Estimation du soulèvement par trois modèles déformationnels

Cette section présente la comparaison du soulèvement estimé par trois modèles appliqués aux sols gonflants, pour les mêmes conditions : $H_{active}=2$ m et $q_a=200$ kPa

4.3.1 Résultats comparés (Seed, Ranganatham, Ejjaouani)

La figure 4.3 pour les différents modèles montre ce qui suit :

Modèle de Seed : donne un soulèvement de 516,0 mm Ce modèle, purement empirique, est basé sur l'indice de plasticité I_p ($s=MKI_p2,44$). Il ne tient compte ni de la charge appliquée, ni de la pression de gonflement. En conséquence, il représente un gonflement « libre » maximal, sans restriction due au poids de l'ouvrage. Une telle valeur (plus d'un demi-mètre) est

physiquement possible pour une argile très active en l'absence de charge, mais elle est irréaliste sous une fondation réelle.

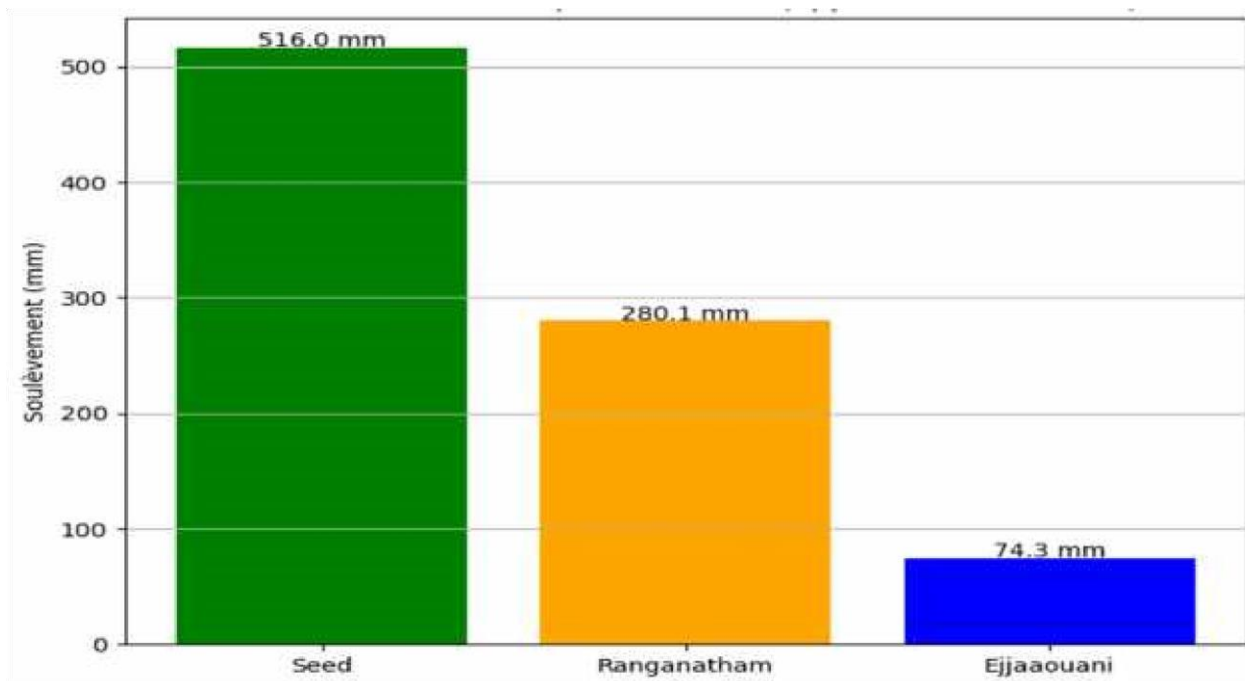


Figure 4. 3 : Soulèvement estimée par les différentes models

Modèle de Ranganatham : donne un soulèvement de 280,1 mm environ la moitié de celui de Seed. Ce modèle intègre l'activité colloïdale A_c (ou la teneur en argile) dans sa formulation, ce qui le rend plus sensible à la minéralogie du sol. Il reste toutefois un modèle de gonflement libre, sans prise en compte de la contrainte verticale. L'ordre de grandeur obtenu (280 mm) reste très élevé pour une fondation chargée.

Loi d'Ejjaouani : donne un soulèvement de 74,3 mm sous la charge $q_a=200$ kPa. Ce modèle est le seul parmi les trois à intégrer la contrainte appliquée (σ_g) via la relation suivante

$$\varepsilon(\sigma) = \varepsilon_m \left(1 - \frac{\sigma}{\sigma_g} \right)^m$$
, avec $\sigma_g=380$ kPa et $m=1,5$. La forte réduction du soulèvement (de 516 mm à 74 mm) illustre l'effet réducteur de la charge : plus la contrainte est élevée, plus le gonflement potentiel diminue. Cette valeur de 74 mm est bien plus réaliste pour une semelle filante courante.

4.3.2 Interprétation géotechnique

Le classement des résultats (Seed > Ranganatham > Ejjaouani) montre l'importance de la prise en compte de la contrainte appliquée. Les modèles de gonflement libre surestiment dangereusement le soulèvement (d'un facteur 7 pour Seed, d'un facteur 3,8 pour Ranganatham par rapport à Ejjaouani).

Pour le dimensionnement des fondations, il faut utiliser une loi réduite par la charge, telle que celle d'Ejjaouani, basée sur des essais œdométriques sous charge. Les modèles simples ne doivent être jamais utilisés pour le calcul final des soulèvements alors ils sont juste pour une première évaluation du potentiel de gonflement du sol.

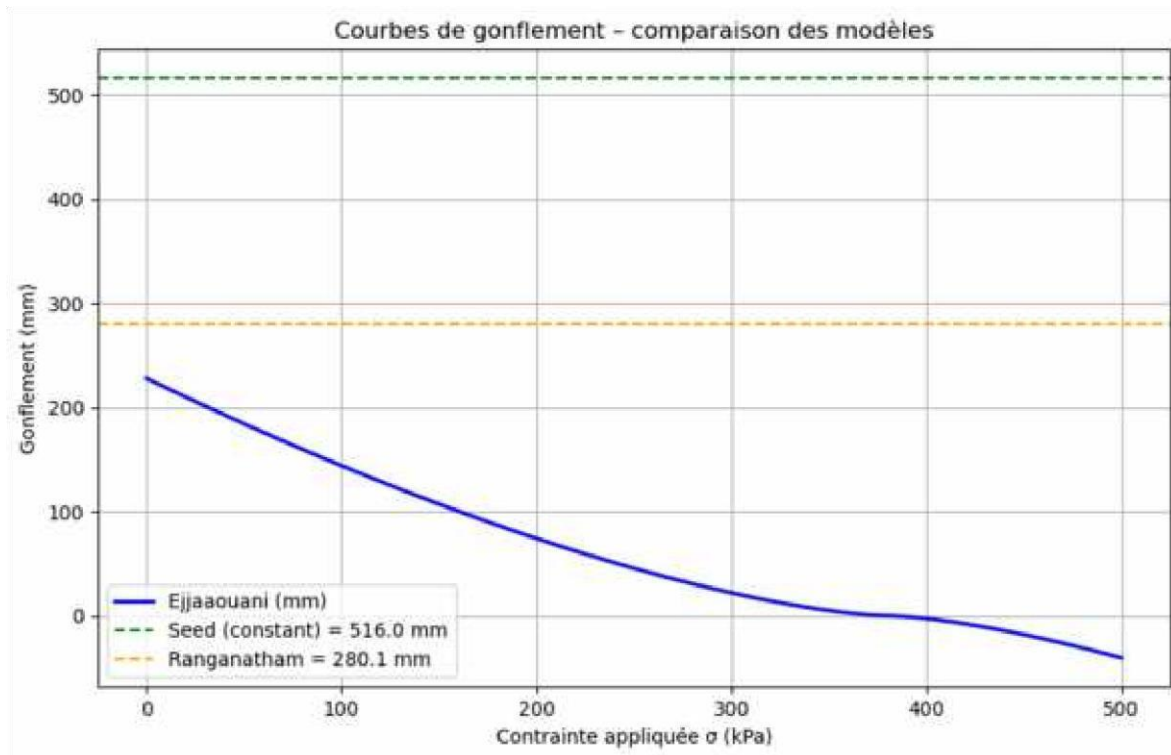


Figure 4.4 : : gonflement estimé par les trois modèles

La figure 4.4 illustre l'évolution du gonflement en fonction de la contrainte appliquée :

- ✦ **Seed et Ranganatham** : (droites horizontales) gonflement constant, indépendant de la contrainte.
- ✦ **Ejjaouani** : courbe décroissante montrant la réduction du gonflement lorsque la contrainte augmente.

4.4 Comportement mécanique de la semelle sous gonflement

4.4.1 Réaction du sol $q(x)$ pour différentes largeurs de zone active

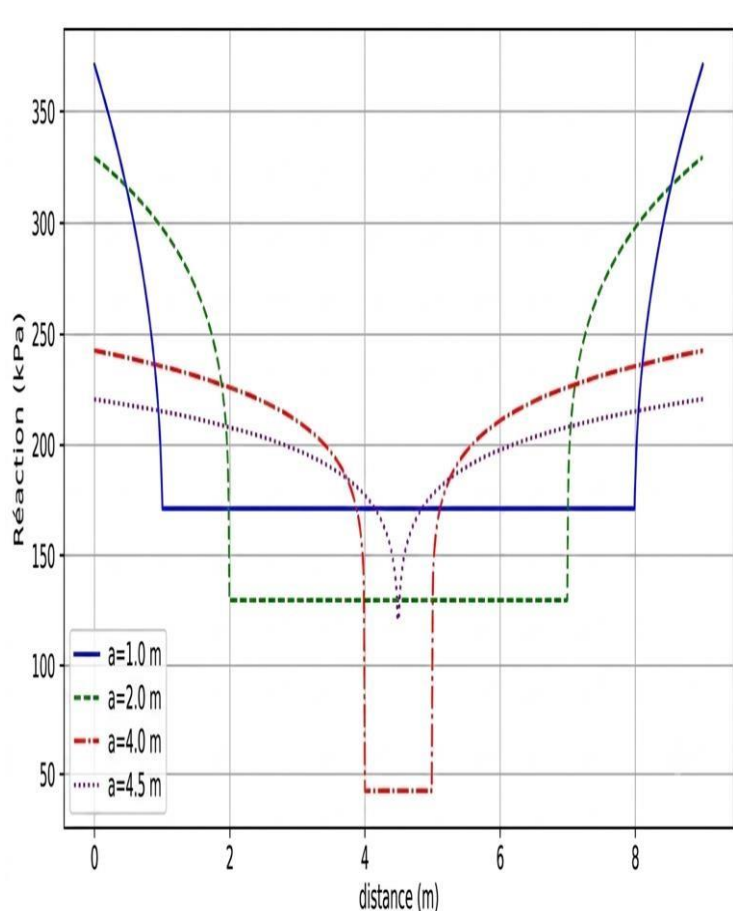


Figure4. 5 : Réaction de sol (gonflement périphérique)

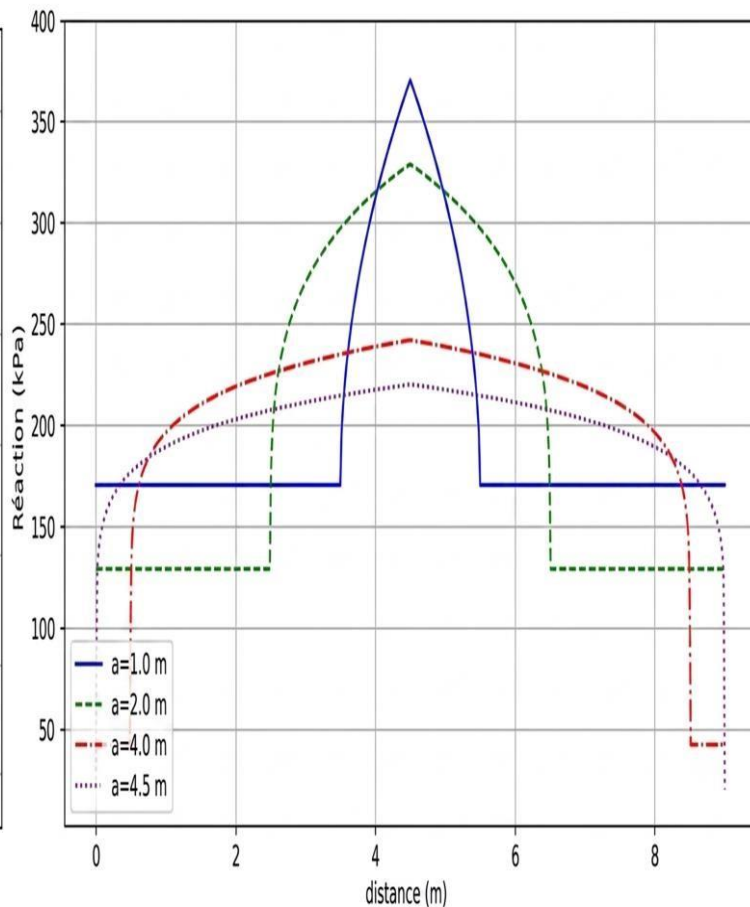


Figure4. 6 : Réaction de sol (gonflement périphérique)

Les Figures 4.5 et 4.6 représentent la réaction du sol $q(x)$ le long de la semelle (dépend de la localisation de la zone active).

- ✦ Gonflement périphérique : $q(x)$ est maximale aux extrémités, minimale au centre flexion en « ventre » (traction en partie inférieure).
- ✦ Gonflement central : $q(x)$ est maximale au centre, nulle aux bords flexion en « chapeau » (traction en partie supérieure).

Dans les deux cas, une zone active réduite génère des pics localisés de réaction, créant les sollicitations les plus sévères. Lorsque la zone active devient grande (proche de la demilongueur de la semelle), la réaction du sol s'uniformise et les efforts internes supplémentaires s'annulent. Ainsi, le dimensionnement doit être basé sur les situations de zone active intermédiaire, où les pics sont maximaux.

4.4.2 Les Efforts internes

4.4.2.1 Moment fléchissant $M(x)$

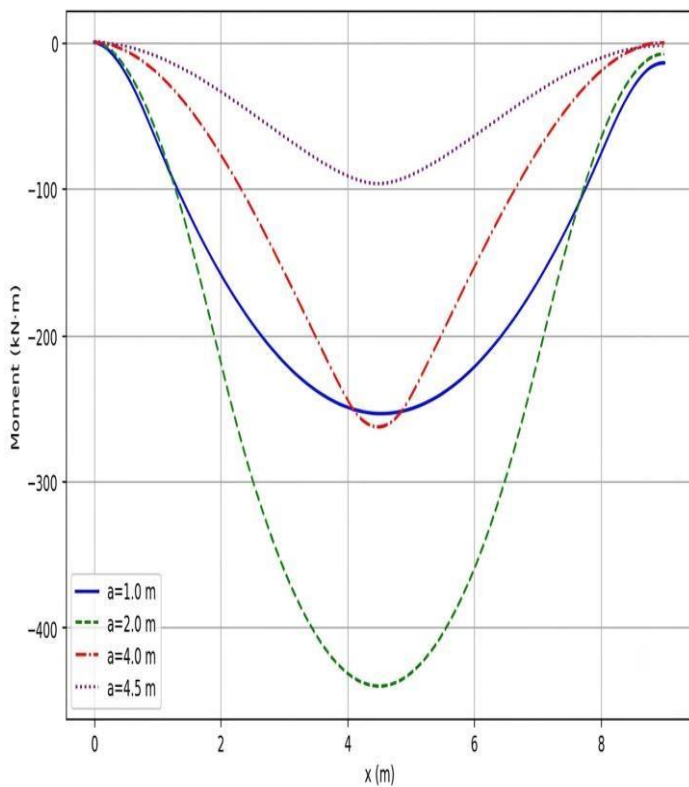


Figure 4.7 : Moment fléchissant (gonflement périphérique)

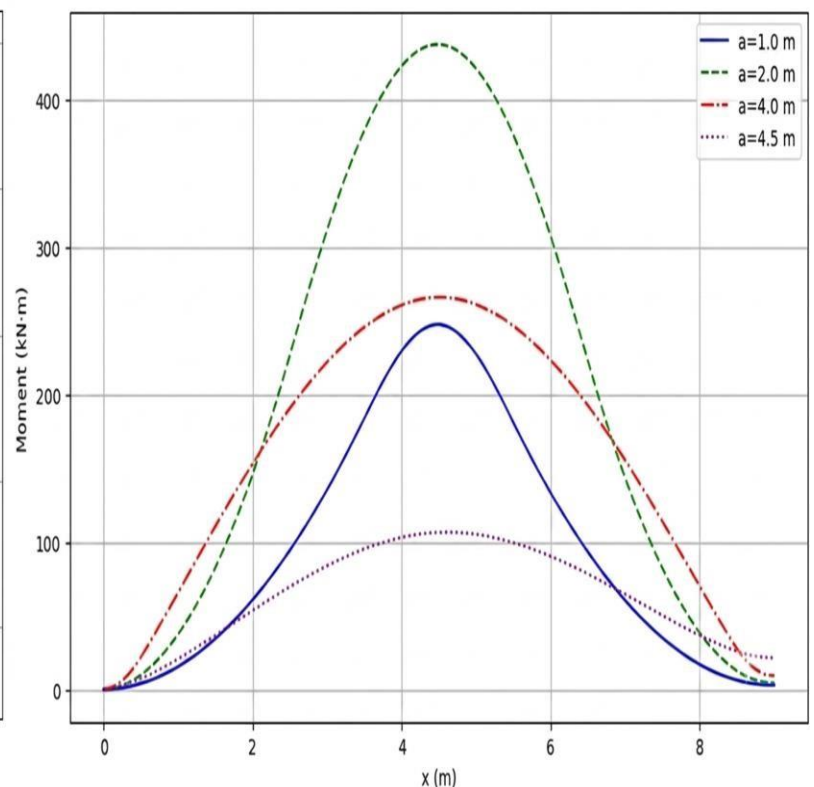


Figure 4.8 : Moment fléchissant (gonflement central)

Les Figures 4.7 et 4.8 représentent le moment fléchissant dans les deux cas :

- ✦ Gonflement périphérique : Le moment maximal au centre (flexion « ventre », traction inférieure). Le pic est atteint pour une zone active intermédiaire (≈ 2 m) puis s'annule quand la réaction s'uniformise.
- ✦ Gonflement central : Le moment également maximal au centre, mais de signe opposé (flexion « chapeau », traction supérieure). Même intensité maximale pour une zone active intermédiaire.

Cette interprétation met en évidence que l'état le plus défavorable ne correspond pas au gonflement total, mais à une zone active intermédiaire. Les deux modes d'humidification génèrent des moments fléchissant de même amplitude mais de signes opposés, imposant un ferrailage symétrique de la semelle, dimensionné sur la valeur maximale observée pour cette configuration intermédiaire.

4.4.2.2 Effort tranchant $Q(x)$

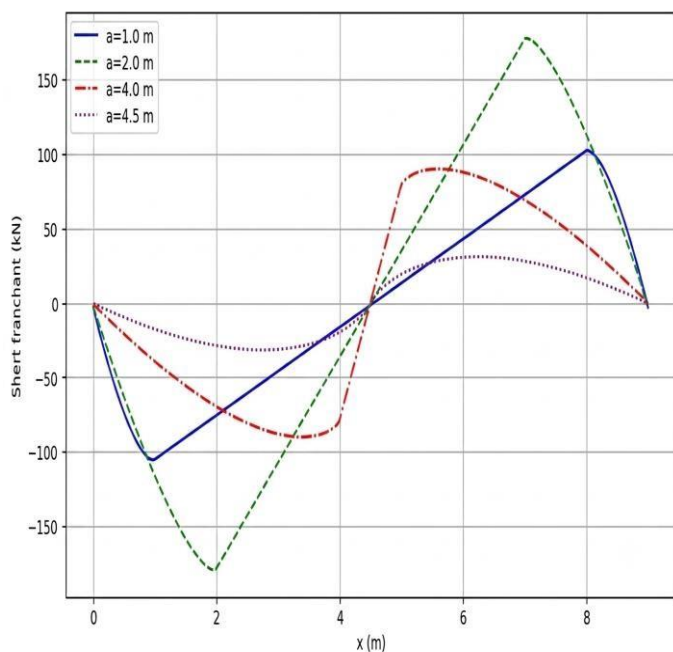


Figure4. 9 : Effort tranchant (gonflement périphérique)

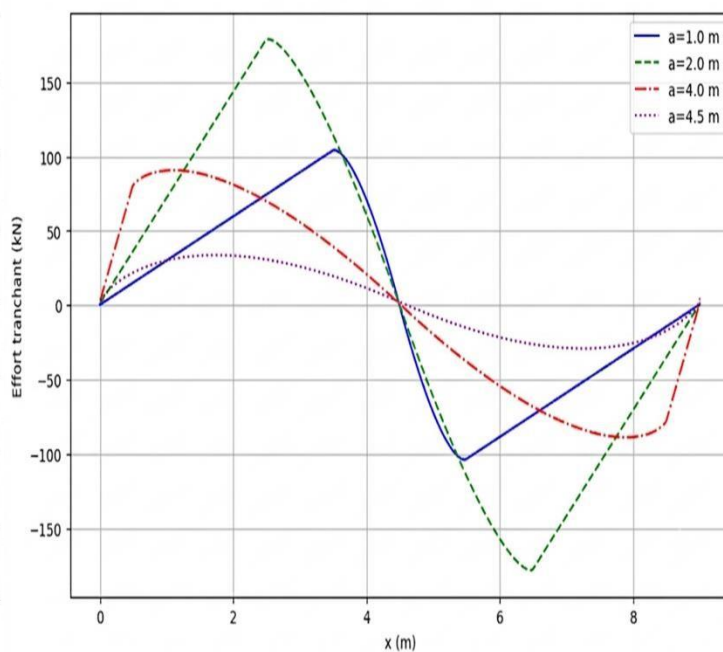


Figure4. 10 : Effort tranchant (gonflement central)

Les figures 4.9 et 4.10 représente l'effort tranchant dans les deux cas

L'effort tranchant est nul au centre par symétrie et atteint son maximum aux limites de la zone active. Cette valeur maximale apparaît pour une zone active intermédiaire ($a = 2$ m), puis diminue lorsque la réaction du sol devient uniforme. Soit le gonflement est périphérique ou central, l'intensité maximale de l'effort tranchant reste du même ordre de grandeur il Ya un changement juste dans la position.

Donc pour le dimensionnement, la semelle doit donc être vérifiée au cisaillement sur la base de cette configuration intermédiaire, avec un ferrailage transversal (étriers) capable de reprendre ces efforts

4.4.2.3 La flèche $w(x)$

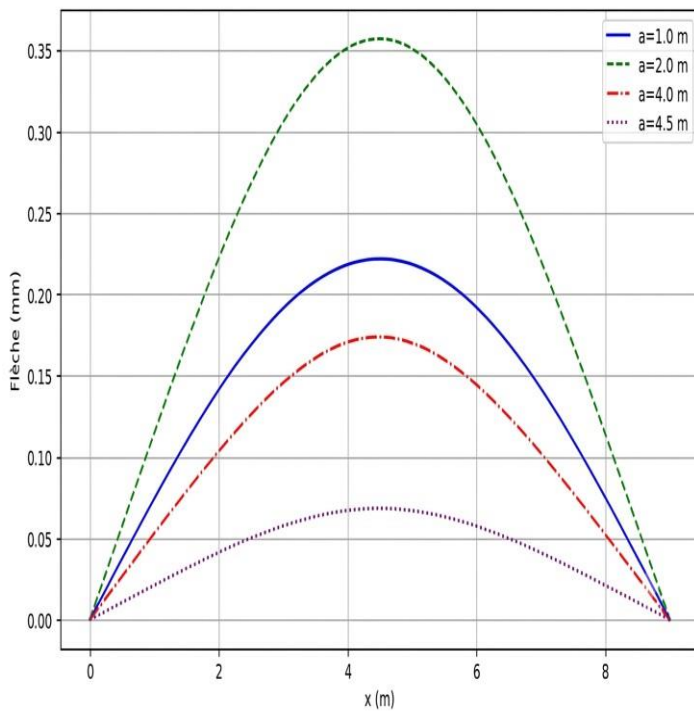


Figure4. 11 : La flèche (gonflement périphérique)

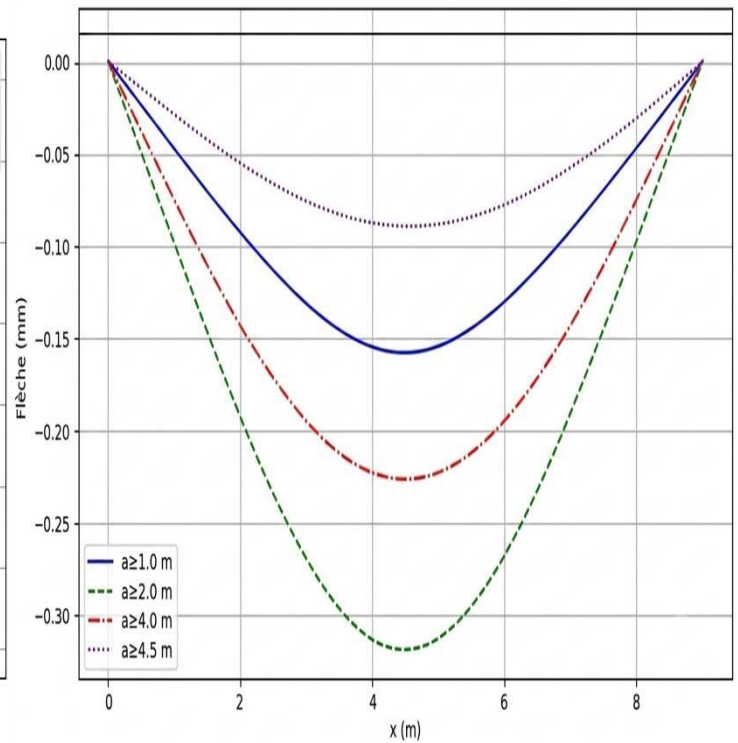


Figure4. 12 : La flèche (gonflement périphérique)

Gonflement périphérique (figure 4.11) :

-La flèche est maximale aux extrémités et minimale au centre.

Pour une petite zone active ($a=1$ m), le soulèvement est très localisé sur les bords.

-Pour $a=2$ m (zone active intermédiaire), le soulèvement des bords est maximal et s'étend vers l'intérieur.

- Lorsque a augmenté (4 m, puis 4,5 m), le soulèvement devient plus uniforme et finit par être constant sur toute la semelle.

Gonflement central (figure 4.12) :

-La flèche est maximale au centre et décroît vers les bords.

-Le maximum est atteint pour une zone active intermédiaire ($a \approx 2$ m).

-Lorsque la zone active s'étend, la flèche s'uniformise.

4.5 Loi de gonflement d'Ejjaouani

4.5.1 Courbe déformation – contrainte

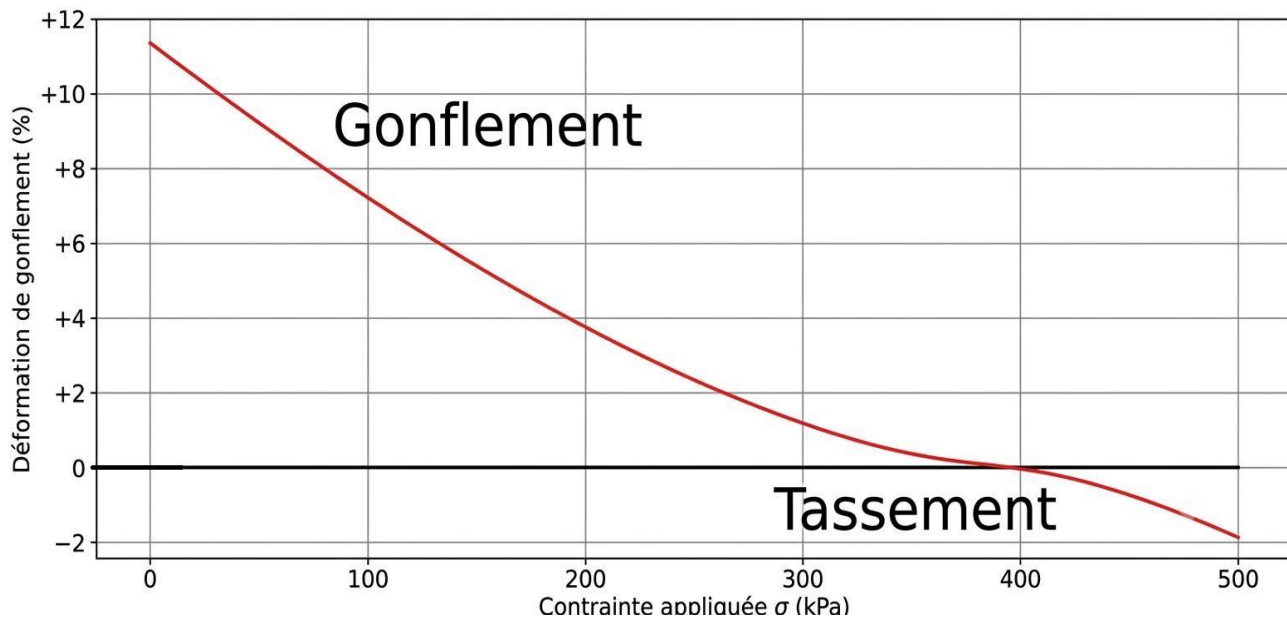


Figure4. 13 : Loi de gonflement d'Ejjaouani : déformation relative (en %) en fonction de la contrainte

verticale appliquée σ (kPa)

Cette courbe exprime la relation entre la déformation relative de gonflement ε (%) et la contrainte verticale appliquée σ (kPa). Elle constitue la loi de comportement essentielle pour estimer le soulèvement d'une fondation en fonction de la charge transmise au sol.

Gonflement libre ($\sigma=0$) : la déformation atteint sa valeur maximale, $\varepsilon_{max}=11,4\%$ qui représente le potentiel de gonflement du sol sans aucune charge.

Pression de gonflement : lorsque la contrainte appliquée atteint $\sigma_g \approx 380$ kPa, la déformation devient nulle ($\varepsilon=0$). Cette valeur correspond à la pression qu'il faut exercer pour empêcher tout gonflement. Au-delà, le sol entre dans le domaine du tassement.

Domaine de gonflement sous charge ($0 < \sigma < \sigma_g$) : la courbe est décroissante, montrant que même une faible charge réduite très sensiblement le gonflement. Ce comportement est décrit par la relation :

$$\varepsilon(\sigma) = \varepsilon_m \left(1 - \frac{\sigma}{\sigma_g} \right)^m$$

Avec $m=1,5$ (exposant caractéristique de l'argile étudiée, ici celle d'Ouarzazate).

4.5.2 Domaines de gonflement ($\sigma < \sigma_g$) et de tassement ($\sigma > \sigma_g$)

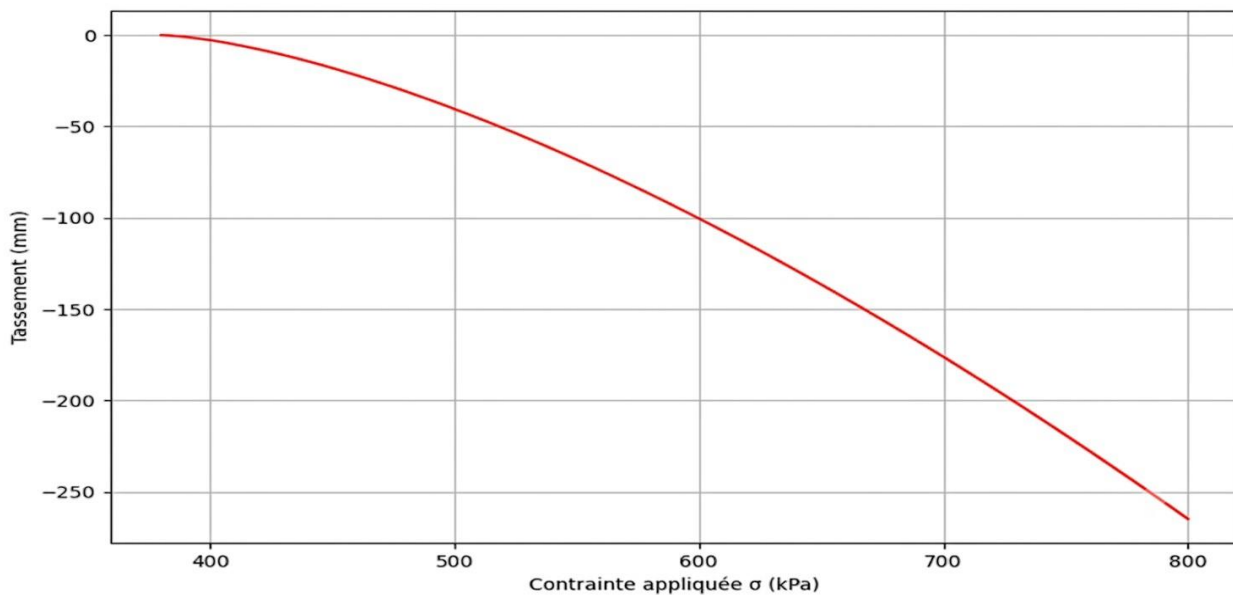


Figure4. 14 : Tassement sous forte charge ($\sigma > \sigma_g$) – loi d'Ejjaouani

Cette figure 4.14 met en évidence le comportement du sol lorsque la contrainte appliquée dépasse la pression de gonflement (σ_g). Dans ce domaine, le sol ne gonfle plus : il entre en phase de tassement, la déformation devenant négative.

Plus la charge augmente au-delà de (σ_g), plus le tassement s'accroît, suivant une évolution non linéaire caractéristique des argiles fortement sollicitées. Ce résultat montre qu'à fortes charges, le problème géotechnique ne relève plus du gonflement mais de la compressibilité du sol.

Au-delà de la pression de gonflement, le dimensionnement doit porter sur la vérification du tassement admissible. La loi d'Ejjaouani permet d'estimer l'ordre de grandeur, mais elle doit être complétée par des essais œdométriques classiques afin d'évaluer précisément la compressibilité réelle du sol pour le projet considéré.

4.6 Classification des risques de gonflement

4.6.1 Matrice de catégorisation des risques

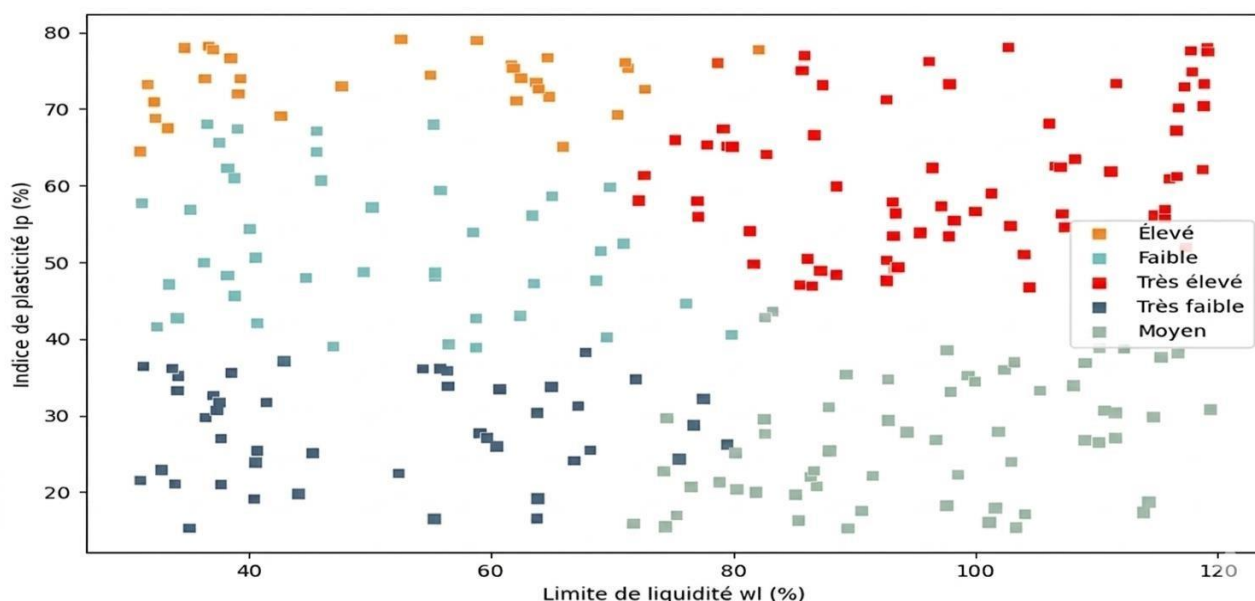


Figure4. 15 : : Matrice de catégorisation des risques

La figure positionne les échantillons dans le plan (w_L , I_p) et les regroupe en cinq classes de risque (KMeans). Les sols à forte plasticité et forte liquidité correspondent aux risques élevés à très élevé (argiles actives, très gonflantes). À l'inverse, les faibles plasticités donnent des risques faibles (matériaux peu sensibles). Cette répartition est cohérente avec le diagramme de Casagrande : plus le point s'éloigne vers le haut-droite de la ligne A, plus le risque de gonflement est grand.

Cette matrice constitue un outil rapide : à partir des limites d'Atterberg, on peut estimer le niveau de risque, orienter le programme d'essais et adapter les dispositions constructives.

4.6.2 Répartition des échantillons par niveau de risque

La répartition montre que les classes « Élevé » et « Très élevé » regroupent 116 échantillons, soit 46 % de l'effectif total. Cela confirme que les sols gonflants à risque notable sont fréquents. Les classes de risque faible à très faible représentent 91 échantillons (36 %).

Cette distribution équilibrée valide la capacité du clustering à discriminer les différents niveaux de sensibilité au gonflement.

Tableau 4. 1 : Synthèse de classement normalisé

Risk_category	I_p	W_L	A_c	C_c	C_s	Risk score
Très faible	0.195	0.285	0.272	0.510	0.520	0.245
Faible	0.381	0.419	0.399	0.386	0.554	0.398
Moyenne	0.463	0.512	0.509	0.515	0.452	0.492
Elevé	0.652	0.573	0.538	0.467	0.564	0.594
Très élevé	0.778	0.733	0.677	0.500	0.593	0.734

Le tableau présente une progression monotone de I_p , W_L , A_c et le score de risque, ce qui valide la cohérence physique de classement.

Par ailleurs on ne voit pas une tendance claire dans les coefficients C_c et C_s , ce que valide qu'ils ne sont pas des indicateurs directs de gonflement.

4.7 Prédiction de la pression de gonflement par régression linéaire

4.7.1 Variables explicatives (C_c , C_s , I_p , W_L , A_c) et variable cible P_g

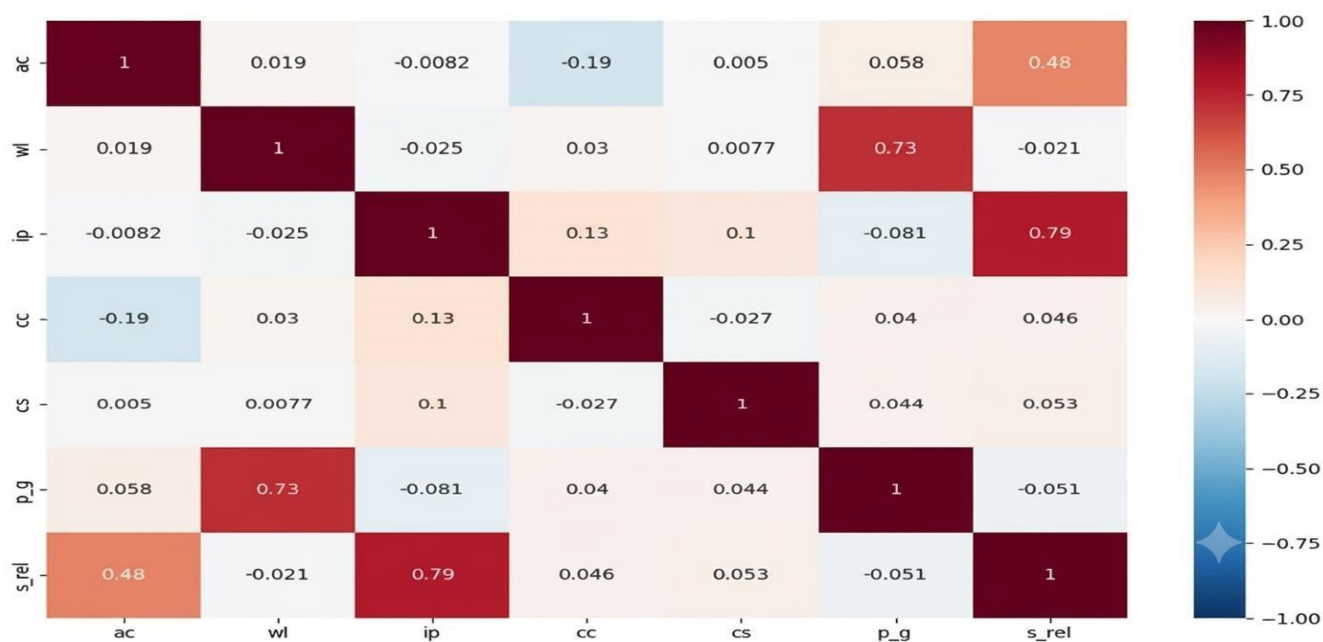


Figure4. 16 : Matrice de Pearson

La figure 4.16 représente la matrice de Pearson (coefficient de corrélation) qui permet l'analyse des relations linéaires entre les variables explicatives (notre données) et la variable ciblée P_g .

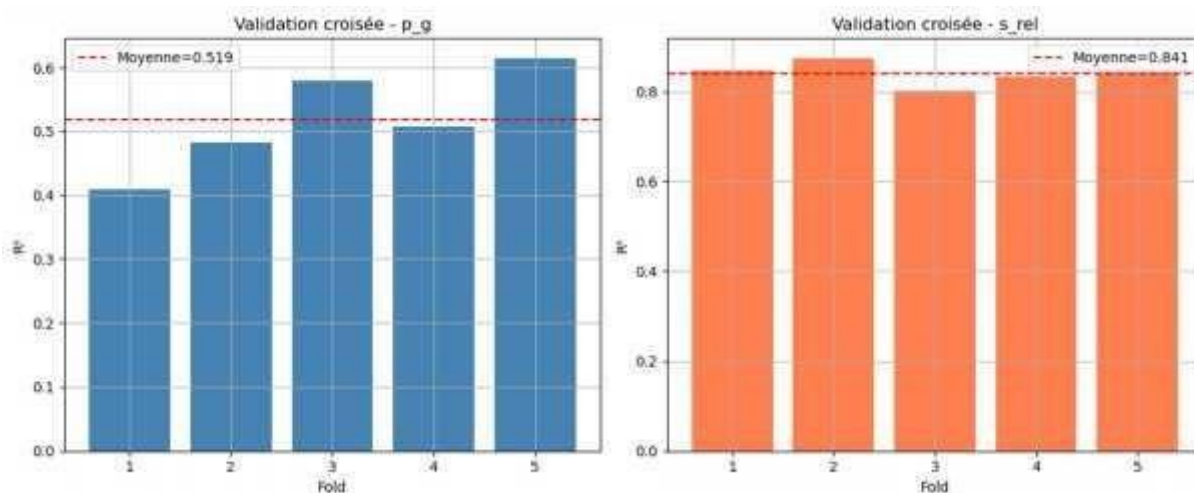
P_g est fortement corrélée à w_L ($r \approx 0,73$). Ce résultat est attendu : la limite de liquidité reflète la capacité du sol à retenir l'eau, facteur clé du gonflement.

P_g est modérément corrélée à I_p ($r \approx 0,5-0,6$, selon vos valeurs). L'indice de plasticité intègre à la fois la liquidité et la plasticité, mais son pouvoir prédictif est légèrement inférieur à celui de w_L .

A_c (activité colloïdale) présente une corrélation faible avec P_g ($r \approx 0,06$ dans votre tableau). Cela peut surprendre, mais s'explique par le fait que l'activité est déjà partiellement contenue dans I_p et w_L ; de plus, le bruit ajouté dans les données synthétiques peut masquer la relation.

C_c et C_s sont très faiblement corrélés à P_g ($r < 0,05$). Ces coefficients, souvent liés à la compressibilité ou à la succion, ne sont pas des prédictors directs du gonflement. Leur inclusion dans le modèle de régression n'améliore pas significativement la prédiction.

4.7.2 Performances R^2 validation

**Figure4. 17 : Validation croisée à 5 folds**

La figure 4.17 représente les coefficients de détermination R^2 obtenus par validation croisée à 5 folds pour deux modèles de régression linéaire : l'un prédisant la pression de gonflement P_g (kPa), l'autre le gonflement relatif s_{rel} (%).

Les résultats montrent que le modèle prédit très efficacement le gonflement relatif (s_{rel}), avec des scores (R^2) élevés et stables, traduisant une bonne robustesse et une forte capacité de généralisation. Cette performance est liée à la forte corrélation entre (s_{rel}) et l'indice de plasticité (I_p). En revanche, la prédiction de la pression de gonflement (P_g) reste plus modérée et variable, car ce paramètre dépend aussi d'autres facteurs géotechniques non intégrés au modèle. Ainsi,

le modèle est fiable pour estimer (s_{rel}), tandis que pour (P_g), il constitue surtout un outil d'orientation ou de pré-diagnostic.

4.7.3 Limites de l'approche purement statistique

Le modèle de régression linéaire présente plusieurs limites pour l'estimation de la pression de gonflement P_g . Les phénomènes géotechniques étant complexes et non linéaires, le modèle ne reproduit qu'imparfaitement les relations physiques. De plus, certains paramètres influents (minéralogie, densité, préconsolidation, fissures, etc.) ne sont pas pris en compte. Sa validité reste limitée aux plages de données utilisées pour la calibration et il demeure sensible à la qualité des données. Par conséquent, cette approche constitue un outil de pré-diagnostic et d'aide à la décision, mais ne peut remplacer les essais expérimentaux nécessaires au dimensionnement fiable des fondations sur sols gonflants.

4.8 Discussions générale et Recommandations pour l'ingénieur

4.8.1 Choix de model de calcul selon le niveau de risque

Le choix du modèle de calcul dépend directement du niveau de risque de gonflement. Pour un risque faible, des modèles simples suffisent avec des mesures constructives classiques. Pour un risque moyen, des modèles plus avancés combinés à des essais œdométriques simples permettent une meilleure estimation du comportement du sol. Enfin, pour un risque élevé à très élevé, le dimensionnement doit s'appuyer sur des essais œdométriques sous charge afin d'obtenir des paramètres fiables, associés à des modèles d'interaction et à des solutions constructives renforcées ou des techniques de stabilisation du sol.

4.8.2 Importance des essais œdométriques sous charge

Les comparaisons montrent que les modèles empiriques (Seed, Ranganatham) surestiment fortement le gonflement lorsqu'ils ne prennent pas en compte la charge appliquée. À l'inverse, la loi d'Ejjaouani, basée sur des essais œdométriques avec chargement préalable, reproduit correctement la diminution du gonflement sous contrainte.

Ainsi, il est recommandé de réaliser systématiquement des essais œdométriques sous charge (méthode 3) pour obtenir des paramètres fiables comme la pression de gonflement et la déformation résiduelle. L'utilisation de plusieurs paliers de charge permet également d'améliorer l'ajustement des paramètres du modèle.

4.8.3 Préconisations pour la reconnaissance des sols gonflants

La reconnaissance des sols gonflants repose sur une démarche progressive en trois étapes. D'abord, une identification rapide est réalisée à partir des essais d'Atterberg, de l'indice de plasticité et de la granulométrie afin de classer le niveau de risque. Ensuite, une estimation préliminaire est effectuée pour les risques faibles à moyens en utilisant des modèles simplifiés et

des corrélations, permettant un premier dimensionnement de la semelle. Enfin, pour les sites à risque élevé, des essais œdométriques sous charge sont nécessaires afin de déterminer les paramètres de gonflement réels et d'adapter le dimensionnement avec des solutions constructives renforcées ou des techniques de stabilisation du sol.

4.9 Conclusion

Ce chapitre confirme la supériorité de la loi d'Ejjaouani pour estimer le gonflement sous charge, ainsi que la validité des modèles d'interactions développer ont été valider avec la thèse d'Ejjaouani, ainsi que la classification KMeans est un outil fiable de catégorisation des risques.

Alors que la régression linéaire peut servir de pré-diagnostic même si elle est simple. De manière générale une approche combinant essais en laboratoire et programmation numérique est important pour garantir la durabilité de l'ouvrage constitué sur un sol gonflant, leur efforts internes obtenus doit être directement exploitables pour le dimensionnement de la fondation.

Conclusion générale

Le comportement des fondations sur sols gonflants constitue l'un des problèmes géotechniques les plus complexes et les plus fréquents en génie civil. Les variations hydriques provoquent des phénomènes de retrait et de gonflement pouvant entraîner des désordres importants sur les structures : fissuration des murs, déformation des dallages, soulèvement des semelles et perte de stabilité des constructions. Ce mémoire avait pour objectif principal de développer une méthodologie fiable permettant d'évaluer le potentiel de gonflement des sols et d'analyser l'interaction entre le sol et les fondations superficielles. Pour atteindre cet objectif, une approche combinant modèles analytiques, outils numériques et méthodes statistiques modernes a été adoptée. Les modèles issus des travaux d'Ejjaouani ont été associés avec des techniques de l'intelligence artificielle telles que la classification non supervisée (KMeans) et la régression linéaire, le tout implémenté sous Python à l'aide des environnements Anaconda et Jupyter Notebook.

Les résultats obtenus soulignent l'importance de la prise en compte de la contrainte verticale dans l'évaluation du gonflement des sols. La comparaison entre les modèles de Seed, Ranganatham et Ejjaouani a montré que les approches empiriques classiques tendent à surestimer fortement les soulèvements lorsqu'elles négligent l'effet de la charge appliquée par la structure. Alors que les modèles classiques conduisent à des soulèvements très élevés, la loi d'Ejjaouani fournit des valeurs plus réalistes grâce à l'intégration des paramètres mécaniques obtenus à partir d'essais œdométriques sous charge. Cette différence confirme que le comportement des argiles gonflantes dépend fortement de l'état de contrainte du sol et qu'une approche basée uniquement sur les caractéristiques physiques du matériau reste insuffisante pour le dimensionnement réel des ouvrages. Ainsi, l'étude a démontré que les essais œdométriques sous charge constituent un élément indispensable pour une estimation fiable du gonflement.

L'analyse du comportement mécanique des semelles superficielles a permis de mieux comprendre l'influence des variations hydriques sur les sollicitations internes. L'implémentation des modèles d'interaction de Lytton-Meyer et Mustafaev a permis de déterminer les courbes de réaction du sol, les moments fléchissant, les efforts tranchants ainsi que les déformations dans différents cas d'humidification (périphérique, central). Les résultats ont montré que les sollicitations maximales ne correspondent pas nécessairement à un état de saturation totale du sol, mais apparaissent souvent pour des configurations intermédiaires de la zone active. Deux modes principaux de déformation ont été observés : une flexion en « ventre » dans le cas du gonflement périphérique et une flexion en « chapeau » dans le cas du gonflement central. Ces deux configurations génèrent des zones de traction différentes dans la semelle, ce qui justifie

l'utilisation d'un ferrailage symétrique comprenant des armatures supérieures et inférieures. Les efforts

tranchants maximaux ont été localisés au niveau des limites de la zone active, mettant en évidence l'importance du dimensionnement au cisaillement dans les structures fondées sur sols expansifs. La cohérence des résultats numériques obtenus avec les exemples de la thèse de référence confirme par ailleurs la validité des équations implémentées et de la démarche numérique adoptée.

Sur le plan statistique, l'utilisation de la classification non supervisée KMeans a développé une méthode de catégorisation des risques de gonflement à partir des principaux paramètres géotechniques, notamment la limite de liquidité, l'indice de plasticité et la teneur en argile. Les 250 échantillons étudiés ont été répartis en cinq classes de risque de très faible à très élevé. Les résultats ont révélé une proportion importante de sols appartenant aux classes « élevé » et « très élevé », ce qui confirme la fréquence significative des argiles expansives problématiques dans les formations étudiées. L'analyse des corrélations a montré que certains paramètres, comme la limite de liquidité et l'indice de plasticité, présentent une forte relation avec la pression de gonflement et le gonflement relatif. En revanche, d'autres paramètres tels que les indices de compression et de gonflement apparaissent moins représentatifs du comportement expansif lorsqu'ils sont utilisés seuls. Le diagramme de Casagrande a confirmé que la majorité des échantillons se situe dans la zone des argiles très plastiques, caractérisées par un fort potentiel de gonflement. Cette approche statistique offre une aide intéressante pour la reconnaissance préliminaire des sites et l'évaluation rapide du niveau de risque.

Par ailleurs, les modèles de régression linéaire développés dans ce travail ont démontré que l'intelligence artificielle peut constituer un outil complémentaire pour l'estimation rapide des paramètres de gonflement. Les performances obtenues restent satisfaisantes pour une phase de pré-diagnostic, notamment pour la prédiction du gonflement relatif. Toutefois, les résultats plus modestes obtenus pour la pression de gonflement soulignent les limites des approches purement linéaires face à la complexité et à la non-linéarité des phénomènes physico-chimiques impliqués. Les validations croisées réalisées ont néanmoins confirmé une stabilité acceptable des modèles développés. Ainsi, ces approches statistiques peuvent être utilisées comme outils d'aide à la décision en phase préliminaire, mais elles ne peuvent en aucun cas remplacer les essais expérimentaux dans les projets présentant des enjeux importants.

À partir des résultats obtenus, cette étude propose une méthodologie progressive adaptée aux différents niveaux de risque. Une première phase de reconnaissance peut être réalisée à partir des limites d'Atterberg et de la teneur en argile afin de positionner rapidement le sol dans une classe de risque. Pour les risques faibles à moyens, l'utilisation de la loi d'Ejjaouani associée aux modèles d'interaction permet de dimensionner les semelles par contre, pour les sols à fort

potentiel de gonflement, des investigations approfondies deviennent indispensables, notamment par la réalisation d'essais œdométriques sous charge sur des échantillons intacts. Dans certains cas, des solutions renforcées telles que l'augmentation de l'épaisseur des semelles, le recours à des fondations profondes peuvent être nécessaires afin de garantir la stabilité et la durabilité des ouvrages.

En conclusion, ce mémoire a démontré que l'approche associant modélisation mécanique, programmation numérique et méthodes statistiques modernes constitue une solution efficace pour l'étude du gonflement des argiles et le dimensionnement des fondations superficielles. La cohérence des résultats obtenus avec les références théoriques confirme la pertinence de la méthodologie proposée. Les outils développés sous Anaconda ainsi que les différentes analyses réalisées représentent une base de travail directement exploitable pour l'ingénieur géotechnicien. Ce travail contribue ainsi à une meilleure compréhension des phénomènes de gonflement et participe à l'amélioration des méthodes de conception des fondations sur sols expansifs, dans le but de réduire les désordres structurels et les coûts de maintenance associés à ces terrains.

Références bibliographiques

- 1) Alnmr, A., Alsirawan, R., Ray, R. et Alzawi, M.O., 2024. Compressibility of expansive soils mixed with sand and its correlation to index properties. *Heliyon*, vol. 10, n° e35711.
- 2) Amaranto, A. et Mazzoleni, M., 2023. B-AMA: A Python-coded protocol to enhance the application of data-driven models in hydrology. *Environmental Modelling & Software*, vol. 160, p. 105609.
- 3) Andrushia, A.D., Neebha, T.M., Umadevi, S., Anand, N. et Cashell, K.A., 2022. Shrinkage Crack Detection in Expansive Soils Using Deep Convolutional Neural Network and Transfer Learning. *Geotechnical Research*, p. 1-12. DOI: 10.1680.
- 4) Atiyah, B.M. et Hassan, M.D., 2024. Machine Learning and applications: a review study. *International Journal of Multidisciplinary Research and Analysis*, vol. 7, p. 2428-2432.
- 5) Badhu, M., 2011. *Soil Mechanics and foundations*. 3rd ed. New York: Wiley.
- 6) Baghbani, A., Choudhury, T., Costa, S. et Reiner, J., 2022. Application of Artificial intelligence in Geotechnical engineering: A state-of-the-art review. *Earth-Science Reviews*, vol. 228, p. 1-26, 103991.
- 7) Bapir, B. et al., 2023. Soil-structure interaction: A state-of-the-art review article of modeling techniques and studies on seismic response of building structures. *Frontiers in Built Environment*, vol. 9, p. 1-17.
- 8) Benyoub, S.E. et Nebar, M., 2017. *La revitalisation de l'ancienne citadelle berbère de Kala des Béni Rached à Relizane*. Mémoire de master académique. Mostaganem : Université Abdelhamid Ibn Badis.
- 9) Boualla, N., s.d. *Pathologie des ouvrages géotechniques*. Polycopié de cours. Oran : Université des Sciences et de la Technologie d'Oran Mohamed Boudiaf.
- 10) Building Research Advisory Board (BRAB), 1959. *Design criteria for residential slabs-on-grounds*. Washington: National Research Council, National Academy of Sciences, Publication 657.
- 11) Chellappa, R., Madhavan, G., Schlesinger, T.E. et Anderson, J.L., 2025. Engineering and AI: Advancing the synergy. *PNAS Nexus*, vol. 4, n° 3.
- 12) Comité Français de Mécanique des Sols et de Géotechnique (CFMS), 2024. Recommandations sur la prise en compte du gonflement des terrains argileux pour la conception des infrastructures profondes. Villeurbanne: CFMS.
- 13) Da Silva, A.G. et al., 2025. Pathologies in reinforced concrete structures: Diagnosis, interventions and case study in a commercial building. *Research, Society and Development*, vol. 14, n° 6.
- 14) Dominé, C.H., 1988. *Techniques d'intelligence artificielle : un guide structuré*. Paris : Bordas.
- 15) Dounane, N., 2021. Application des plans d'expériences pour l'étude des sols gonflants. Thèse de doctorat en Génie civil. Sidi Bel-Abbès : Université Djilali Liabés.
- 16) Dounane, N. et Trouzine, H., 2020. Integrated approach of ANN and Taguchi algorithms for soils swelling estimation. *International Journal of Sustainable Building Technology and Urban Development*, vol. 11, n° 4, p. 244-257.

- 17)Ejjaouani, H., 2008. Interactions des fondations et des sols gonflants : pathologie, calculs et études expérimentales. Thèse de doctorat en Géotechnique. Champssur-Marne : École Nationale des Ponts et Chaussées.
- 18)Faltings, B. et Schumacher, M., 2017. L'intelligence artificielle par la pratique. 2e éd. Lausanne : Presses polytechniques et universitaires romandes.
- 19)Gens, A. et Alonso, E.E., 1992. A Framework for the behaviour of unsaturated expansive clays. *Canadian Geotechnical Journal*, vol. 29, p. 1013-1032.
- 20)Holtz, R.D. et Kovacs, W.D., 1991. Introduction à la géotechnique. Trad. J. Lafleur. Montréal : Presses internationales Polytechnique. Réimprimé 2010.
- 21)Jamil, I., Ahmad, U., Jamal, H., Khan, M.B., Accouche, O. et Azab, M., 2023. Predictive modeling for California bearing ratio of treated soils Using machine Learning. *Journal of Engineering Research*, vol. 11, n° 4, p. 322-333.
- 22)Jayasinghe, S.C., Mahmoodian, M., Alavi, A., Sidiq, A., Shahriyar, F., Sun, Z., Thangarajah, J. et Setunge, S., 2024. A review on the applications of Artificial neural networks techniques for accelerating finite element analysis in the civil engineering domain. *Engineering Structures*.
- 23)Jayasinghe, S.C., Mahmoodian, M., Alavi, A., Sidiq, A., Shahriyar, F., Sun, Z., Thangarajah, J. et Setunge, S., 2025. A review on the applications of Artificial neural networks techniques for accelerating finite element analysis in the civil engineering domain. *Engineering Structures* (mis en ligne en 2025).
- 24)Jong, S.C., Ong, D.E.L. et Oh, E., 2021. State-of-the-art review of Artificial intelligence applications in underground soils-structure interaction. *Tunneling and Underground Space Technology*, vol. 113, p. 1-23.
- 25)Lor, M., 2015. Pathologie, diagnostic, prévention et maintenance des structures : Matériaux de construction. *Techniques de l'Ingénieur*, réf. C7100 V1.
- 26)Lytton, R.L. et Meyer, K.T., 1971. Stiffened mats on expansive Clay. *ASCE, Journal of Soil Mechanics and Foundations Division*, vol. 97, n° SM7, p. 999-1017.
- 27)Khennouf, A., 2021. Modélisation du comportement des fondations superficielles dans un massif de sol gonflant : cas de la région de Sofiane. Thèse de doctorat. Batna : Université Batna 2.
- 28)Komornik, J. et David, A., 1969. Prediction of swelling potential for compacted clays. *ASCE, Journal of the Soil Mechanics and Foundations Division*, vol. 95, n° 1, p. 209-225.
- 29)Kovac, N., Ratkovic, K., Farahani, H. et Watson, P., 2024. A practical applications guide to machine Learning Regression models in psychology with Python. *Methods in Psychology*, vol. 11, p. 100156.
- 30)Makki, L., 2009. Comportement de retrait-gonflement des sols en période de sécheresse. Thèse de doctorat. Paris : Université Pierre et Marie Curie.
- 31)Mari, M. et Wen, L., 2025. Assessing Python's suitability for airborne safety-critical Systems Under DO-178C guidelines. *Journal of Systems Architecture*, vol. 86.
- 32)Manfredotti, C.E., 2024. Integration experts' Knowledge in machine Learning. Habilitation à diriger des recherches. Saclay : Université Paris-Saclay.
- 33)Mustafae, A.A., 1989. Fundamenty na prosadochnykh i nabukhayushchikh gruntakh [Fondations sur sols affaissables et gonflants]. Moscou : Vysshaya Shkola, 578 p.

- 34) Nelson, J.D. et Miller, D.J., 1992. Expansive soils: Problems and practice in Foundations and pavement engineering. New York: John Wiley & Sons.
- 35) Nguyen, D.D., Thai, H.T., Chou, Y.C., Wang, H.T. et Pham, B.P., 2022. Bagging and multilayer perceptron hybrid intelligence models predicting the swelling potential of soils. *Transportation Geotechnics*, vol. 36, 100797.
- 36) Nowamooz, H., 2007. Retrait/gonflement des sols argileux compactés et naturels. Thèse de doctorat. Nancy : Institut National Polytechnique de Lorraine.
- 37) Prabhakara Rao, V.V.N., 2013. Swelling Pressure of Soil Using a Predictive Tool. *International Journal of Computer Applications*, vol. 63, n° 19, p. 27-32.
- 38) Ranganatham, B.V. et Satyanarayana, B., 1965. A rational method of predicting swelling potential for compacted expansive clays. In: *Proceedings, 6th International Conference on Soil Mechanics and Foundations Engineering*. Montréal, vol. I, p. 92-96.
- 39) Rail, R., 2017. Study on Soil-structure interaction: A review article. *Control Science and Engineering*, vol. 1, n° 1, p. 4-6.
- 40) Rouaiguia, A., 2023. Pathologie des ouvrages géotechniques. Polycopié de cours. Guelma : Université 8 Mai 1945.
- 41) Seed, H.B., Woodward, R.J. et Lundgren, R., 1962. Prediction of swelling potential for compacted clays. *ASCE, Journal of the Soil Mechanics and Foundations Division*, vol. 88, n° SM3, p. 53-87.
- 42) Sharma, S., Ahmed, S., Naseem, M., Alnumay, W.S., Singh, S. et Cho, G.H., 2021. A Survey on Applications of Artificial Intelligence for Pre-Parametric Project Cost and Soil Shear-Strength Estimation in Construction and Geotechnical Engineering. *Sensors*, vol. 21, n° 2, p. 1-44, 463.
- 43) Sousa, G.L.C. et al., 2021. Reinforced concrete pathologies and their structural restoration methods. *Research, Society and Development*, vol. 10, n° 1.
- 44) Tas, M., 1992. Influence des procédures expérimentales sur l'estimation en laboratoire des paramètres de gonflement des argiles expansives. Thèse de magister. Alger : École Nationale Polytechnique.
- 45) Terzaghi, K., 1951. Mécanique théorique des sols. Trad. M. Buisson. Paris : Dunod.
- 46) Tiwari, N. et Satyam, N., 2021. Coupling effect of pond ash and polypropylene fiber on strength and durability of expansive soils subgrades: An integrated experimental and machine Learning approach. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, vol. 13, p. 1101-1112.
- 47) Vargas, R., Mosavi, A. et Ruiz, R., 2017. Deep Learning: A review. Working Paper. Queensland University of Technologies.
- 48) Yilmaz, I. et Kaynar, O., 2011. Multiple Regression, ANN (RBF, MLP) and ANFIS models for prediction of swell potential of clayey soils. *Expert Systems with Applications*, vol. 38, p. 5958-5966.
- 49) Yin, Z.-Y., Jin, Y.-f. et Liu, Z.-q., 2020. Practice of Artificial intelligence in Geotechnical engineering. *Journal of Zhejiang University-SCIENCE A (Applied Physics & Engineering)*, vol. 21, n° 6, p. 407-411.
- 50) Zhang, A. et Vanapalli, S.K., 2024. Predicting the compression index of expansive soils with hybrid machine Learning approaches. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 138, 109860.

- 51)Zhang, A. et Vanapalli, S.K., 2025. A practical machine Learning-based approach for predicting 1-D vertical swelling potential of expansive soils. *Transportation Geotechnics*, vol. 51, 101229.
- 52)Zhang, W., Li, H., Li, Y., Liu, H., Chen, Y. et Ding, X., 2021. Application of Deep Learning algorithms in Geotechnical engineering: a short critical review. *Intelligence Review*, vol. 54, n° 8, p. 5633-5673

ملخص

طرق تحليلية لمعالجة التورم في ف التحقق الهيكلي ل

تعتبر التربة المتورمة مشكلة جيوتقنية رئيسية نظراً للتغيرات الحجمية التي تطرأ عليها بفعل تغيرات الرطوبة؛ والتي قد تسبب إضرابات هيكلية جسيمة. تهدف هذه الأطروحة إلى دراسة تحليلية ورقمية لسلوك الأساسات المقامة على تربة متمددة؛ باستخدام أساليب تحليلية وتقنيات ذكاء اصطناعي مطوّرة داخل بيئة أناكوندا. وقد سمحت النتائج المتحصل عليها بتقييم تأثير التمدد على ردود فعل التربة، والقوى الداخلية، وتشوهات الأساسات وعزوم الانحناء مع إظهار توافقاً مرضياً مع الأساليب النظرية المرجعية. **الكلمات المفتاحية:** الأساسات السطحية؛ انتفاخ التربة؛ التفاعل بين التربة والأساسات؛ الطرق التحليلية؛ الذكاء الاصطناعي؛ المحاكاة العددية؛ الأساسات السطحية.

Abstract

Analytical methods for accounting for swelling in the inspection of structures Soil swelling constitutes a major Geotechnical problems due to the volumetric changes caused by moisture fluctuations, which may generate significant structural damage. This thesis presents an analytical and numerical study of the behavior of foundations resting on expansive soils through the use of analytical methods and artificial intelligence techniques developed under the environment Anaconda. The obtained results made it possible to evaluate the impact of swelling on soil reactions, internal forces, foundations deformations, and bending moments, while demonstrating a satisfactory agreement with reference theoretical approaches.

Keywords : Shallow foundations ; Soil swelling ; Soil–fondation interaction ; Analytical methods ; Artificial intelligence ; Numerical simulation.

Résumé

Méthodes analytiques pour la prise en charge de gonflement lors de la vérification des ouvrages

Le gonflement des sols représente un obstacle géotechnique majeure en raison des variations volumiques provoquées par les fluctuations hydriques, pouvant engendrer d'importants dégâts structurels. Cette recherche se concentre sur une étude analytique et numérique du comportement des fondations basées sur des sols expansifs, à travers l'utilisation de méthodes analytiques et de techniques d'intelligence artificielle développées sous l'environnement Anaconda. Les résultats obtenus ont permis d'évaluer l'impact du gonflement sur les réactions du sol, les efforts internes, les déformations des fondations

ainsi que les moments fléchissants, tout en mettant en évidence une concordance satisfaisante avec les approches théoriques de référence.

Mots clés : Fondations superficielles ; Gonflement des sols ; Interaction sol-fondation ; Méthodes analytiques ; Intelligence artificielle ; Simulation numérique.