

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
République Algérienne Démocratique et Populaire  
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique  
جامعة عين تموشنت بلحاج بوشعيب  
Université d'Ain Témouchent - Belhadj Bouchaib



**Faculté des Sciences et de la Technologie**  
**Département de Génie Civil & Travaux Publics**

Mémoire pour l'Obtention du Diplôme de Master  
Filière : Travaux Publics

Spécialité : VOIES ET OUVRAGE D'ART

**Thème :**

**APPLICATION DES RESEAUX DE NEURONES POUR LA PREDICTION DES  
SOLS GONFLANTS**

**PRESENTE PAR :**

**EL HADJ ALI AICHA DJIHANE**

**RAIS MOHAMED ALI**

**DEVANT LE JURY COMPOSE DE :**

PRÉSIDENT : DR CHALABI YUCEF

EXAMINATRICE : DR DOUNANE NAWEL

ENCADRANTES: DR BELABBACI ZEYNEB

DR CHERIFI Wafa NOR EL HOUDA

**ANNEE UNIVERSITAIRE 2024/2025**

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

## Dédicaces

Chaque début a une fin, mais il y a une magie particulière dans l'accomplissement d'un rêve... une douceur qui mêle fierté, émotion et gratitude.

Aujourd'hui, alors que je tourne une page importante de mon parcours académique, je ressens le besoin profond de remercier, avec tout l'amour de mon cœur, celles et ceux qui ont rendu cette aventure possible.

Avant tout, à ma famille, pilier de ma vie, source inépuisable d'amour et de force... À mes parents, mes héros silencieux, qui ont tout donné, sans compter, pour que je puisse aller au bout de mes ambitions. Vos sacrifices, vos prières, vos encouragements et votre amour inconditionnel ont été la lumière qui m'a guidée. Ce succès est le vôtre autant que le mien. Je vous le dédie, de tout mon cœur. C'est aussi votre rêve que je réalise aujourd'hui.

A mon frère et ma sœur, compagnons fidèles de chaque étape, merci d'avoir été là, dans les hauts comme dans les bas, avec vos sourires, vos mots réconfortants et votre amour silencieux mais si présent. Vous êtes une part essentielle de ma force.

A mes amis, ces âmes précieuses qui ont su faire vibrer cette période de ma vie d'une énergie unique... Merci pour vos rires partagés, vos épaules offertes, vos conseils et votre présence rassurante. Vous avez été ma bulle de réconfort dans les tempêtes, et ma source de joie dans les moments de doute. Votre amitié est un trésor que je garderai toujours au fond du cœur.

À vous tous, je dédie ce travail... avec tendresse, avec émotion, et surtout avec tout l'amour que les mots ne pourront jamais entièrement exprimer.

## Remerciements

Avant toute chose, je rends grâce à Dieu Tout-Puissant, dont la présence constante m'a porté, guidé et donné la force nécessaire pour mener à bien ce travail.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à Madame BELABBACI Z. et Madame CHERIFI Wafa N. H., qui ont été bien plus que des encadrantes. Leur bienveillance, leur écoute, leur patience et leur disponibilité ont été pour moi une source précieuse d'encouragement. Merci pour votre soutien sans faille. Que ces mots puissent, ne serait-ce qu'un peu, traduire toute ma reconnaissance et mon attachement sincère.

Je remercie également avec une immense reconnaissance Monsieur AISSA MAMOUNE S.M pour sa disponibilité, ses précieux conseils et motivations qui nous a gardés sur le droit chemin afin de réaliser ce projet de fin d'étude.

L'ensemble de l'équipe pédagogique du département de Génie Civil et Travaux Publics de l'Université d'Aïn Témouchent. Chers enseignants, vous nous avez transmis bien plus que des connaissances : votre passion, votre rigueur et votre humanité ont marqué mon parcours et continueront de m'accompagner.

Mes remerciements les plus sincères vont également à Monsieur CHALABI Y. et Madame DOUNANE N., pour avoir accepté, avec générosité et bienveillance, de faire partie du jury et d'accorder de leur temps pour évaluer ce travail. Leur regard et leurs remarques m'honorent profondément.

Enfin, je n'oublie pas tous ceux, proches ou lointains, qui ont, d'une manière ou d'une autre, contribué à la réalisation de ce mémoire. À celles et ceux qui m'ont conseillé, encouragé, écouté ou simplement soutenu par une parole ou un geste : merci infiniment. Vous avez toute ma reconnaissance et mon affection.

## Résumé

Les sols gonflants, en particulier les sols riches en argiles de type smectite, représentent une problématique géotechnique critique dans de nombreuses régions du monde. Leur capacité à subir d'importantes variations de volume sous l'effet des changements de teneur en eau constitue une menace pour la stabilité des infrastructures : fissurations des bâtiments, soulèvements de chaussées, perturbations des réseaux souterrains, etc.

Traditionnellement, la détermination des paramètres clés que sont la pression de gonflement et le potentiel de gonflement repose sur des essais expérimentaux (œdométriques, gonflement libre, double œdomètre...) à la fois longs, coûteux et techniquement exigeants. De plus, ces méthodes nécessitent une instrumentation adaptée et des conditions d'essai rigoureuses pour garantir la fiabilité des résultats.

Ce travail propose une approche innovante pour prédire les paramètres de gonflement des sols à l'aide de réseaux de neurones artificiels (RNA). À partir d'une base de données expérimentales riche et diversifiée (438 échantillons pour la pression, 291 pour le potentiel) où deux modèles ont été développés.

Les résultats démontrent que l'usage des réseaux de neurones artificiels constitue une alternative fiable, rapide et économique aux essais de laboratoire pour la prévision du comportement gonflant des sols. Les modèles développés ont su capter la nature non linéaire et multi-paramétrique du phénomène de gonflement avec une précision satisfaisante, surtout pour la pression. Cette approche ouvre ainsi de nouvelles perspectives pour une intégration plus large de l'intelligence artificielle dans les études géotechniques.

## **Abstract**

Swelling soils, particularly those rich in smectite-type clays, represent a critical geotechnical issue in many regions around the world. Their ability to undergo significant volume changes due to variations in water content poses a serious threat to the stability of infrastructures, including building cracks, pavement heaving, and disruptions to underground networks.

Traditionally, the determination of key parameters—namely, swelling pressure and swelling potential relies on experimental tests (oedometer, free swell, double oedometer, etc.) that are time consuming, costly, and technically demanding. Moreover, these methods require specialized equipment and strict testing conditions to ensure reliable results.

This study proposes an innovative approach to predicting soil swelling parameters using artificial neural networks (ANN). Based on a rich and diverse experimental database (438 samples for pressure, 291 for potential), two predictive models were developed.

The results demonstrate that the use of artificial neural networks offers a reliable, fast, and cost-effective alternative to laboratory testing for forecasting the swelling behavior of soils. The developed models successfully captured the nonlinear and multi-parameter nature of the swelling phenomenon with satisfactory accuracy, particularly for swelling pressure. This approach thus opens new perspectives for broader integration of artificial intelligence in geotechnical studies.

## المخلص

تُعدّ التربة الانتفاخية، وخاصةً تلك الغنية بالطين من نوع السميكتايت، من المشكلات الجيوتقنية الحرجة في العديد من مناطق العالم. إن قدرتها على التمدد والانكماش بشكل كبير نتيجة لتغير محتوى الرطوبة تشكل تهديدًا خطيرًا لاستقرار البنى التحتية، مثل تشققات المباني، وارتفاع الطرق، واضطرابات في الشبكات التحتية.

تقليديًا، تعتمد عملية تحديد المعلمات الرئيسية مثل **ضغط الانتفاخ** و**إمكانات الانتفاخ** على اختبارات تجريبية (كالأودوميتر، الانتفاخ الحر، الأودوميتر المزدوج...)، والتي تعتبر طويلة ومعقدة ومكلفة من الناحية التقنية. بالإضافة إلى ذلك، تتطلب هذه الطرق تجهيزات دقيقة وظروف اختبار صارمة لضمان موثوقية النتائج.

يقترح هذا العمل نهجًا مبتكرًا لتوقع خصائص الانتفاخ في التربة باستخدام **الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN)**. تم تطوير نموذجين انطلاقًا من قاعدة بيانات تجريبية غنية ومتنوعة تشمل 438 عينة لضغط الانتفاخ و 291 عينة لإمكانات الانتفاخ.

أظهرت النتائج أن استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية يُعد بديلاً موثوقًا وسريعًا واقتصاديًا عن الاختبارات المخبرية في توقع سلوك التربة الانتفاخية. وقد نجحت النماذج المطورة في تمثيل الطبيعة غير الخطية والمتعددة العوامل لظاهرة الانتفاخ بدقة مقبولة، خصوصًا فيما يتعلق بضغط الانتفاخ. ويفتح هذا النهج آفاقًا جديدة لدمج أوسع للذكاء الاصطناعي في الدراسات الجيوتقنية.

## Table des matières

Dédicaces.....	II
Remerciements.....	III
Résumé .....	IV
Abstract .....	V
الملخص .....	VI
Liste des Figures .....	XI
Liste des Tableaux .....	XIII
<b>INTRODUCTION GÉNÉRALE.....</b>	<b>14</b>
Introduction Générale.....	2
CHAPITRE 1 .....	4
LES SOLS GONFLANTS : .....	4
DÉFINITIONS ET GÉNÉRALITÉS .....	4
1- Introduction :.....	5
2- Définitions : .....	5
2.1. Les argiles : .....	5
2.1.1. Formation des minéraux argileux.....	6
3- Minéralogie des argiles : .....	8
3.1- Élément tétraédrique :.....	8
3.2- Élément octaédrique .....	9
4- Minéraux argileux .....	9
4.1. Kaolinite .....	10
4.2. Illite .....	11
4.3. Montmorillonite.....	11
5. Identification des minéraux argileux :.....	13
6. Principales caractéristiques des minéraux argileux .....	14
6.1. La densité de charge spécifique.....	14
6.2. La Capacité d'échange cationique (CEC) .....	15
6.3 La surface spécifique.....	15
7. Impacte du gonflement sur les ouvrages .....	15

<b>7.1 Ouvrages superficiels</b> .....	15
<b>7.2. Ouvrages souterrains</b> .....	16
7.2.1. Tunnels .....	16
7.2.2. Puits pétroliers.....	17
7.2.3. Monuments Historiques.....	17
<b>8. CONCLUSION</b> .....	18
CHAPITRE 2 .....	19
<b>MESURE ET ESTIMATION DES PARAMETRES DE GONFLEMENT</b> .....	19
<b>1. Introduction</b> .....	20
<b>2. Méthodes de mesure de gonflement</b> .....	20
2.1 Méthode de MYSLIVEC.....	20
2.2. Méthode chinoise : .....	21
2.3. Méthode du C.E.B.T.P. ....	22
2.4. Méthode de FU HUA CHEN .....	22
2.5. Méthode de HUDER et AMBERG .....	22
2.6. Méthode de FIRTH .....	23
2.7. Méthode du double Oedomètre .....	24
2.8. Méthode de gonflement libre.....	24
2.8 Méthode LCPC avec variation de volume.....	25
2.9. Norme Française NF P 94-091 (AFNOR, 1995).....	25
2.10. Méthode ASTM D4546 (American Society for Testing and Materials, 1985) .....	25
2.11. Méthodes directes de mesure de gonflement (empêchant le gonflement).....	26
<b>3. Facteurs affectant le gonflement</b> .....	27
3.1. Facteurs intrinsèques .....	27
3.2. Facteurs externes .....	27
3.3.1 Influence de la teneur en eau initiale .....	28
3.3.2 Influence de la densité sèche .....	29
<b>4. Classification des sols gonflants (Estimation qualitative)</b> .....	29
<b>5. Estimation quantitative :</b> .....	33
<b>6. CONCLUSION</b> .....	35

<b>CHAPITRE 3</b> .....	36
<b>RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS ET SES APPLICATIONS EN GÉNIE CIVIL</b> .....	36
<b>1. Introduction</b> .....	37
<b>2. Réseaux de neurones artificiels</b> .....	37
<b>3. Historique des RNA</b> .....	38
<b>4. Fonctionnement des réseaux de neurones artificiels</b> .....	38
<b>4.1. Design des réseaux de neurones artificiels</b> .....	38
<b>4.2. Neurone artificiel</b> .....	39
<b>4.3. Fonction d'activation</b> .....	41
<b>5. L'ARCHITECTURE DES RÉSEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS :</b> .....	42
<b>6. Différents types des réseaux de neurones artificiels</b> .....	42
<b>7. APPRENTISSAGE :</b> .....	45
<b>7.1. Apprentissage supervisé :</b> .....	46
L'algorithme de rétro propagation du gradient : .....	47
<b>7.2. Apprentissage non supervisé</b> .....	47
<b>8. Généralisation et performance des RNA</b> .....	47
<b>8.1. Données de Test</b> .....	47
<b>8.2. Données de Validation</b> .....	48
<b>8.3. Utilisation des RNA en Ingénierie</b> .....	48
<b>8.3.1. En Génie civil et Science de l'environnement</b> .....	48
<b>8.3.2. En Géotechnique</b> .....	48
<b>CHAPITRE 4</b> .....	59
<b>UTILISATION DES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS POUR LA PRÉVISION DES PARAMÈTRES DE GONFLEMENT</b> .....	59
<b>1. INTRODUCTION</b> .....	60
<b>2. Méthodologies</b> .....	60
<b>3. Estimation des paramètres de gonflement</b> .....	62
<b>4.2. Influence des paramètres d'identification sur la pression de gonflement :</b> .....	63
<b>4.2. Influence des paramètres d'identification sur le potentiel de gonflement</b> .....	66
<b>4. Architecture des réseaux</b> .....	68

<b>5. CONCLUSION</b> .....	73
<b>Conclusion Générale</b> .....	75
<b>Références Bibliographiques</b> .....	78
<b>ANNEXE</b> .....	83
<b>Résumé</b> .....	102

## Liste des Figures

N°	Titre ou Description	
Fig. 1.1	Élément tétraédrique	Chap. 1
Fig. 1.2	Couche tétraédrique	Chap. 1
Fig. 1.3	Élément octaédrique	Chap. 1
Fig. 1.4	Couche octaédrique	Chap. 1
Fig. 1.5	Structure élémentaire des argiles (type 1:1, 2:1)	Chap. 1
Fig. 1.6	Structure de la kaolinite	Chap. 1
Fig. 1.7	Structure de l'illite	Chap. 1
Fig. 1.8	Structure de la montmorillonite	Chap. 1
Fig. 1.9	Microscope électronique des minéraux argileux	Chap. 1
Fig. 1.10	Représentation schématique des arrangements de particules	Chap. 1
Fig. 1.11	Fissuration de maison causée par le gonflement	Chap. 1
Fig. 1.12	Gonflement affectant une route	Chap. 1
Fig. 1.13	Soulèvement d'un radier de tunnel (WAKIM, 2005)	Chap. 1
Fig. 2.1	Méthode de MYSLIVEC	Chap. 2
Fig. 2.2	Méthode chinoise	Chap. 2
Fig. 2.3	Méthode du CEBTP	Chap. 2
Fig. 2.4	Méthode de FU HUA CHEN	Chap. 2
Fig. 2.5	Méthode de HUDER et AMBERG	Chap. 2
Fig. 2.6	Méthode de FIRTH	Chap. 2
Fig. 2.7	Méthode du double œdomètre	Chap. 2
Fig. 2.8	Méthode de gonflement libre	Chap. 2
Fig. 2.9	Procédures ASTM D4546	Chap. 2
Fig. 2.10	Effet de la teneur en eau sur le gonflement	Chap. 2
Fig. 2.11	Influence de la densité sèche	Chap. 2
Fig. 2.12	Classification selon Vijayvergiya et Ghazali	Chap. 2
Fig. 2.13	Abaque de Williams et Donaldson	Chap. 2
Figure 3.1	Schéma général d'un réseau de neurones.	Chap. 3
Figure 3.2	Schématisation et fonctionnement d'un neurone artificiel	Chap. 3
Figure 3.3	Schéma d'un réseau de neurones Perceptron Multicouches.	Chap. 3
Figure 3.4	Schéma d'un réseau de neurones à Fonctions à Base Radiale.	Chap. 3
Figure 3.5	Comparaison du modèle neuronal avec trois autres modèles	Chap. 3

N°	Titre ou Description	
Figure 3.6	Relation entre la Cohésion et l'angle de frottement mesurés et estimés par RNA	Chap. 3
Figure 3.7	Résultat de l'estimation de la perméabilité	Chap. 3
Figure 3.8	Comparaison entre les valeurs expérimentales avec RNA pour (a) apprentissage, (b) validation et (c) test	Chap. 3
Figure 3.9	Résultat du modèle RNA pour l'estimation de la pression et l'amplitude de gonflement simultanément	Chap. 3
Figure 3.10	Relation entre la pression latérale de gonflement mesurée et prédite par RNA	Chap. 3
Figure 3.11	Corrélation entre valeurs observées et prédites du pourcentage de gonflement par modèles RNA (MLP et RBF)	Chap. 3
Figure 3.12	Résultats de prévision de l'indice de plasticité, de la densité sèche maximale et de la teneur en eau optimale par RNA	Chap. 3
Figure 3.13	Résultats de prévision de la pression de gonflement par RNA	Chap. 3
Figure 3.14	Résultats de prévision du potentiel de gonflement par RNA	Chap. 3
Figure 3.15	Apprentissage, test et validation du modèle RNA pour l'estimation de la pression de gonflement (site1: Mascara +site 2 :Tlemcen)	Chap. 3
Figure 3.16	Apprentissage, test et validation du modèle RNA pour l'estimation de l'amplitude de gonflement (site1: Mascara +site 2 :Tlemcen)	Chap. 3
Fig. 4.1	Pression de gonflement vs limite de liquidité	Chap. 4
Fig. 4.2	Pression de gonflement vs limite de plasticité	Chap. 4
Fig. 4.3	Pression de gonflement vs indice de plasticité	Chap. 4
Fig. 4.4	Pression de gonflement vs poids volumique sec	Chap. 4
Fig. 4.5	Potentiel de gonflement vs limite de liquidité	Chap. 4
Fig. 4.6	Potentiel de gonflement vs limite de plasticité	Chap. 4
Fig. 4.7	Potentiel de gonflement vs indice de plasticité	Chap. 4
Fig. 4.8	Potentiel de gonflement vs poids volumique sec	Chap. 4
Fig. 4.9	Potentiel de gonflement vs teneur en eau à l'optimum	Chap. 4
Fig. 4.10	Architecture RNA1	Chap. 4
Fig. 4.11	Architecture RNA2	Chap. 4
Fig. 4.12	Apprentissage, test et validation de RNA1	Chap. 4
Fig. 4.13	Apprentissage, test et validation de RNA2	Chap. 4
Fig. 4.14	Erreurs RNA1	Chap. 4
Fig. 4.15	Erreurs RNA2	Chap. 4

## Liste des Tableaux

N°	Titre ou Description	
Tab. 1.1	Occurrence des minéraux argileux selon le climat	Chap. 1
Tab. 1.2	Longueurs d'ondes (d-spacing) des minéraux argileux	Chap. 1
Tab. 2.1	Potentiel de gonflement d'après Altmeyer	Chap. 2
Tab. 2.2	Potentiel selon Ranganatham & Satyanarayana	Chap. 2
Tab. 2.3	Potentiel selon Snethen	Chap. 2
Tab. 2.4	Potentiel selon Seed, Woodward & Lungreen	Chap. 2
Tab. 2.5	Potentiel selon Building Research Establishment (UK)	Chap. 2
Tab. 2.6	Potentiel selon Chen (1988)	Chap. 2
Tab. 2.7	Classification de Holtz & Gibbs (1956)	Chap. 2
Tab. 2.8	Classification Holtz, Dakshanamurthy & Raman	Chap. 2
Tab. 2.9	Modèles empiriques d'estimation du gonflement	Chap. 2
Tableau 3.1	Modèles de fonctions d'activation.	Chap. 3
Tableau 3.2	Quelques modèles de connexions	Chap. 3
Tab. 4.1	Statistiques descriptives – modèle pression (RNA1)	Chap. 4
Tab. 4.2	Statistiques descriptives – modèle potentiel (RNA2)	Chap. 4
Tab. 4.3	Optimisation des réseaux RNA1 et RNA2	Chap. 4
Tab. 4.4	Architecture des modèles RNA choisis	Chap. 4
Tab. 4.5	Résultats (R, MSE) des modèles RNA1 et RNA2	Chap. 4

## **INTRODUCTION GÉNÉRALE**

## Introduction Générale

Les sols gonflants, également appelés sols expansifs, représentent une problématique géotechnique majeure dans le domaine de la construction et du génie civil. Présents sur tous les continents, ces sols sont à l'origine de nombreux désordres affectant les ouvrages en surface et en profondeur. Le phénomène de gonflement se manifeste par une augmentation de volume du sol en présence d'eau, tandis que le phénomène opposé, le retrait, résulte d'une perte d'humidité. Ces variations volumétriques sont dues à la présence de minéraux argileux, principalement la smectite (dont fait partie la montmorillonite), connus pour leur structure cristalline particulière et leur forte capacité d'adsorption d'eau.

Les argiles expansives, comme la kaolinite, l'illite et surtout la montmorillonite, possèdent une structure en feuillets susceptible de se dilater sous l'effet de l'humidité. Cette propriété est à l'origine de déformations importantes dans les sols argileux, rendant ces derniers particulièrement sensibles aux variations climatiques, à l'infiltration d'eau, à l'évaporation et à l'action des racines végétales. La variabilité de la réponse mécanique de ces sols dépend de nombreux facteurs, tant intrinsèques (composition minéralogique, structure du sol, capacité d'échange cationique) qu'extrinsèques (conditions de compactage, teneur en eau initiale, densité sèche, contraintes appliquées).

Compte tenu de la complexité du comportement des sols gonflants, de nombreuses méthodes expérimentales ont été développées pour quantifier la pression et le potentiel de gonflement. Ces méthodes, telles que les essais œdométriques, les approches basées sur les limites d'Atterberg ou les méthodes normalisées (NF P 94-091, ASTM D4546), permettent une évaluation relativement fiable du comportement expansif des sols, mais elles restent coûteuses, longues et nécessitent des moyens techniques sophistiqués.

Dans cette optique, l'utilisation des réseaux de neurones artificiels (RNA) représente une avancée prometteuse. Ces outils d'intelligence artificielle permettent de modéliser des phénomènes complexes en s'appuyant sur des bases de données expérimentales, sans nécessiter de formulation mathématique explicite. L'intégration des RNA dans l'étude du comportement des sols gonflants permet ainsi une estimation rapide et précise des paramètres critiques tels que la pression de gonflement et le potentiel de gonflement.

Pour mieux appréhender l'intérêt des RNA dans ce contexte, il est essentiel de revenir d'abord sur les caractéristiques fondamentales du phénomène de gonflement des sols.

Le premier chapitre établit les fondations géotechniques du problème en expliquant en détail les mécanismes microscopiques à l'origine du gonflement. Les minéraux argileux sont décrits du point de vue cristallographique (structure tétraédrique et octaédrique), avec des schémas et explications sur la manière dont l'eau s'infiltré dans les inter-feuillets, provoquant une dilatation. Les propriétés physico-chimiques des argiles (plasticité, teneur en eau, capacité d'échange cationique, structure) sont directement liées aux phénomènes de gonflement.

L'impact sur les ouvrages est largement documenté : fissuration des murs, soulèvement des routes, déformation des tunnels, instabilité des puits pétroliers, etc.

Le deuxième chapitre s'intéresse aux méthodes expérimentales de mesure du gonflement. Plusieurs techniques sont présentées : méthode de Myslivec, méthode chinoise, méthode CEPTP, méthode du double œdomètre, etc. Chacune de ces méthodes permet de déterminer la pression de gonflement en utilisant des protocoles différents. Les facteurs influents (teneur en eau, densité sèche, compactage, plasticité) sont analysés avec rigueur. Le document propose également de nombreuses classifications empiriques du potentiel de gonflement (Altmeyer, Chen, Seed, Holtz & Gibbs), associées à des paramètres géotechniques mesurables (indice de plasticité, limite de retrait, fraction argileuse, etc.), ce qui permet une évaluation qualitative et quantitative du risque expansif.

Le troisième et quatrième chapitre proposent une approche innovante basée sur les réseaux de neurones artificiels (RNA) pour estimer la pression et le potentiel de gonflement. À partir d'un jeu de données constitué de 438 échantillons pour la pression de gonflement et de 291 pour le potentiel, les auteurs ont développé deux modèles (RNA1 et RNA2) utilisant des paramètres d'entrée tels que la teneur en eau, la densité sèche, l'activité argileuse et l'indice de plasticité.

CHAPITRE 1

**LES SOLS GONFLANTS :**  
**DÉFINITIONS ET GÉNÉRALITÉS**

# LES SOLS GONFLANTS : DEFINITIONS ET GENERALITES

## 1- INTRODUCTION

Les sols gonflants sont un problème majeur pour les constructions sur tous les continents. La présence de particules argileuses est responsable des variations de volume pour ces sols, de même que la présence de roches gonflantes telles que l'anhydrite ou les schistes carton. (Magnan, 2013)

Le gonflement se réfère à l'augmentation du volume du sol lorsqu'il absorbe de l'eau. Il est possible que ce phénomène soit partiellement réversible, et un sol gonflant subit une diminution de volume lorsque sa teneur en eau diminue.

Dans les pays à climat sec, on met l'accent sur le gonflement, mais dans les pays à climat humide, on insiste sur le retrait. Il ne faut pas séparer les études sur le gonflement de celles sur le retrait. Depuis de nombreuses années, on étudie les sols gonflants à trois niveaux : les particules et les assemblages ioniques, les éprouvettes de laboratoire et les massifs de sols et les ouvrages. Les travaux et les connaissances accumulés à une échelle sont utiles aux autres, car chaque échelle éclaire les autres. La géotechnique se concentre principalement sur l'échelle des ouvrages. (Magnan, 2013)

Le gonflement des sols perturbe toutes les constructions et ouvrages du génie civil, qu'ils soient profonds ou superficiels, tels que les bâtiments et ouvrages d'art, les ouvrages de soutènement, les remblais routiers ou ferroviaires. Les questions sont celles de l'existence de sols gonflants, de l'amplitude de leurs déformations et de l'énergie associée, du fonctionnement des ouvrages sous l'effet du gonflement et du retrait de tout ou partie du sol, de la façon dont on peut lutter contre le gonflement ou contre ses effets. La diversité et la complexité des questions posées sont visibles dans cette liste. (Reiffsteck ; 2021).

Les travaux et publications consacrés aux sols gonflants sont multiples et les premières réunions internationales thématiques datent de 1965 (Conférence internationale sur les sols gonflants à College Station, Texas), mais le sujet était déjà abordé dans les conférences routières et de mécanique des sols des années 1950. Pendant cette période, ce thème a fait l'objet de nombreux ouvrages. On peut citer ceux de Kassif et al. (1969), Chen (1975), Mouroux et al. (1988), Mustafaev (1989), Sorochan (1991), Freeman et al. (1994), Wray (1995), Nelson et Miller (1997), Steinberg et Steinberg (1998), Katti et al. (2002), Al Rawas et Goosen (2006), et Driscoll et Skinner (2007).

## 2- Définitions

### 2.1. Les argiles

On appelle argile la terre grasse et molle qui contient un ensemble de particules fines dont la taille maximale est de 2  $\mu\text{m}$ . Chargées de manière négative, telles que la smectite, l'illite et la kaolinite. La présence de ces minéraux rend l'argile extrêmement sensible aux molécules polaires d'eau. Le gonflement, le retrait et le changement des propriétés mécaniques sont ce qui caractérise cette sensibilité. On estime que les argiles représentent environ 42 % du volume de l'écorce terrestre dans la nature (WAKIM, 2005).

On peut les classer en deux grandes catégories :

- Les argiles plastiques : elles sont tendres et très déformables ;
- Les argiles raides : elles sont indurées et présentent un comportement plus fragile que ductile au de la de la limite d'élasticité, et cela à cause de la présence des carbonates et du quartz.

L'argile, un matériau naturel généralement composé de phyllosilicates (silicates à couches), présente une plasticité lorsqu'elle est humide et se solidifie par séchage ou chauffage.

C'est l'évolution de la quantité d'eau qui est le déclencheur des variations de volume. L'accroissement du contenu en eau provoque le processus de gonflement, alors que sa réduction entraîne le processus de retrait. (Belabbaci, 2014)

Il est nécessaire de parvenir à une entente sur la qualification de ce contenu en eau. Elle se compose de l'eau liée et de l'eau libre. Les dynamiques temporelles de ces deux niveaux d'humidité ne sont pas les mêmes. Effectivement, la vitesse à laquelle l'eau liée est adsorbée, en raison des phénomènes électrostatiques, est plus élevée. (Belabbaci, 2014)

Le changement de volume des argiles est largement déterminé par des facteurs à l'échelle microscopique et macroscopique. Sur le plan microscopique, ces éléments sont complexes et se basent essentiellement sur les caractéristiques minéralogiques des substances argileuses et les propriétés chimiques du liquide hydratant.

Pour comprendre et interpréter correctement les phénomènes à l'échelle microscopique ou macroscopique, une description minutieuse des phénomènes à l'échelle microscopique est indispensable.

### **2.1.1. Formation des minéraux argileux**

Les sols argileux se forment par un processus lent d'altération sous l'action du climat, suivi de phénomènes « érosion, de transport et de sédimentation. 90 % des minéraux argileux sont d'origine détritique, l'altération peut être physique (désagrégation des minéraux primaires) ou chimique par transformation des minéraux). Quelques minéraux argileux se forment à partir d'une solution (minéraux nouvellement formés). Ainsi, on distingue trois mécanismes de formation des minéraux argileux.

#### **2.1.1.1. Héritage et altération**

L'une des sources des minéraux argileux est associée à la dégradation physique des roches. Selon les types de roches sources et les conditions climatiques, les minéraux argileux qui en résulteront varieront. Dans des conditions de froid, l'altération est minime, les minéraux argileux ressemblent ou sont légèrement différents des minéraux rocheux (illite et chlorite), ils proviennent de la roche d'origine. Dans un climat chaud et humide, l'hydrolyse est accentuée et produit de la kaolinite en environnement drainé et des smectites en environnement confiné. Dans un climat tempéré et humide, l'altération est modérée et on observe la présence d'interstratifications, d'illites, de chlorites altérées et de vermiculites. (Belabbaci, 2014)

#### **2.1.1.2. Transformation des minéraux argileux par dégradation et aggradation**

La transformation des minéraux argileux se réfère à la modification de ces minéraux tout en préservant leur structure (MILLOT, 1964).

On fait la différence entre les transformations par dégradation (retrait d'ions) et par aggradation (ajout d'ions supplémentaires). Ces modifications se produisent à la fois lors de l'altération, ainsi que pendant la sédimentation et la diagenèse.

### 2.1.1.3. Contexte de formation des sols argileux

La sédimentation océanique argileuse est étroitement associée au genre d'altération qui prédomine sur les continents avoisinants et est donc influencée par la latitude et le type de roche source, sans oublier la distance des sources et les conditions physico-chimiques dominantes dans la zone de sédimentation.

**Tableau 1. 1** : Occurrence des minéraux argileux dans les sols en fonction du climat (Armines-CGI, 2006) cité par Belabbaci ,2014.

Climat	Origine des argiles	Minéraux fréquents
Glaciaire	Héritage	Illite, chlorite,...
Boréal tempéré	Héritage, transformation	Vermiculite, interstratifiés, illite, Chlorite, smectites,...
Méditerranéen subtropical	Héritage, transformation, néoformation	Smectites,...
Désertique	Héritage	Illite, chlorite,...
Equatorial	Néoformation	Gibbsite, kaolinite,...

La composition minérale des argiles est également liée à la roche d'origine :

- La kaolinite est issue de l'altération des roches magmatiques à grain fin et acide (principalement les feldspaths) ;
- L'illite quant à elle provient de l'altération des roches magmatiques et métamorphiques.
- Les smectites provenant de l'altération des roches volcaniques ;
- Les attapulgites et sépiolites (argiles fibreuses) sont liées à des sédiments lagunaires.

Les sols argileux sont principalement composés de diverses familles d'argile, combinées à d'autres minéraux d'origine détritique (principalement le quartz) et/ou chimique (essentiellement la calcite et la dolomite), ainsi qu'à des minéraux accessoires. Les propriétés mécaniques et géotechniques qui les caractérisent sont intimement liées à la composition des minéraux argileux et aux modifications diagénétiques qu'ils subissent par la suite.

Les marnes sont des substances de nature chimique, biochimique ou détritique dont le contenu en carbonates varie entre 35 et 65 %. Le terme d'argile calcaire est quant à lui employé lorsque la proportion de carbonates se situe entre 5 et 35 %.

Pour évaluer le niveau de déformations causées par les sols gonflants ou les pressions qu'ils peuvent infliger aux structures, il est nécessaire d'établir la configuration des strates de sols

gonflants (profondeur et épaisseur) ainsi que les caractéristiques de ces sols. Les terrains qui gonflent sont généralement constitués d'argile ou de marne et leur caractérisation représente avant tout une question pour le géologue. (Bekkouche, 2007)

L'analyse géologique repose sur les documents disponibles, mais nécessite également une inspection sur place afin de fournir une appréciation globale, décrire l'environnement environnant à la structure et orienter la conception d'une série de forages et de tests en laboratoire. Dès que la présence de sols gonflants dans la zone impactée par la construction est confirmée, une caractérisation mécanique peut être réalisée :

- En se servant de l'expérience locale,
- En effectuant des échantillonnages intacts ainsi que des tests de déformation et de dilatation,
- En se basant sur les corrélations entre les caractéristiques mécaniques et des attributs d'identification tels que les paramètres de consistance (Atterberg), la valeur du bleu, la courbe des granulométries, la porosité ou la densité et le type minéralogique.

Un autre élément crucial pour comprendre le phénomène de retrait est la teneur en humidité, dont les variations sont directement associées à l'évaporation et à l'infiltration de l'eau dans le sol, mais également aux extractions opérées par les racines des plantes (en particulier les arbres et les buissons) et aux alimentations fortuites causées par des fuites d'eau dans les tuyauteries ou systèmes de drainage extérieur. (Djedid ; 2001)

### 3- Minéralogie des argiles :

Dans le domaine du génie civil, le terme « argile » se réfère fréquemment à un sol qui peut renfermer partiellement ou totalement certains minéraux argileux. Les substances cristallines connues sous le nom de minéraux argileux proviennent principalement de l'altération chimique et/ou physique de divers minéraux présents dans la roche. Les caractéristiques des argiles pertinentes pour les domaines du génie civil et de l'hydraulique sont directement liées à leur minéralogie.

Nous exposons ci-dessous les principaux minéraux argileux qui constituent la grande majorité des minéraux identifiés sur notre planète, leurs caractéristiques géométriques naturelles et leurs structures élémentaires fondamentales ainsi que le processus de gonflement.

#### 3.1- Élément tétraédrique :

Dans la structure tétraédrique, l'ion central est la Silice ( $\text{Si}^{4+}$ ) et est encerclé par des ions d'oxygène ( $\text{O}^{2-}$ ), comme illustré dans la figure 1.1.

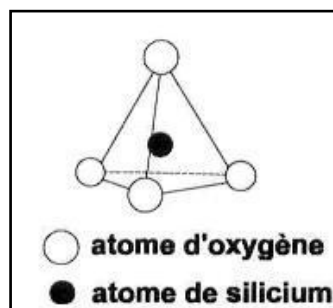


Figure 1.1 : Élément Tétraédrique (Holtz et col., 1996)

Les tétraèdres se connectent entre eux par leurs bases en partageant un ion d'oxygène, formant ainsi une couche tétraédrique (voir figure 1.2). L'expression générale de cet ensemble est  $n[(\text{Si}_2\text{O}_5)^{2-}]$ .

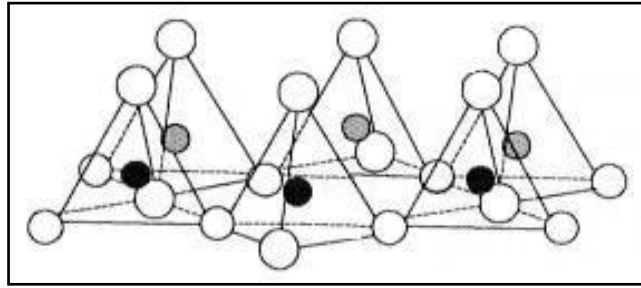


Figure 1.2 :Couche tétraédrique. (Holtz et col., 1996)

### 3.2- Elément octaédrique

Dans l'élément octaédrique, l'ion central peut être soit un ion d'aluminium ( $Al^{3+}$ ), soit un ion de magnésium ( $Mg^{2+}$ ). Comme illustré dans la figure 1.3, ils sont entourés de groupements hydroxyles ( $OH^-$ ).

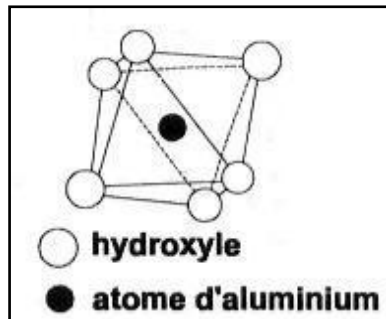


Figure 1.3 : Elément octaédrique (Holtz et col., 1996)

Les unités octaédriques sont assemblées de manière à ce que chaque groupement fonctionnel ( $OH^-$ ) soit partagé par trois d'entre elles (voir figure 1.4). L'expression générale de ce groupement s'écrit  $n [Al_2(OH)_6]$  ou  $n[Mg_3(OH)_6]$ .

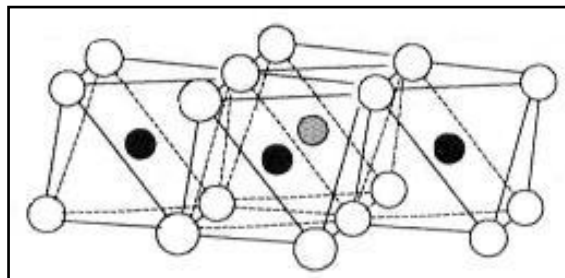


Figure 1.4 : Couche octaédrique (Holtz et col., 1996)

À l'exception des allophanes et des attapulgites, les particules d'argile se composent de couches superposées : chaque couche est le produit de l'accumulation de strates de silice et d'alumine.

### 4- Minéraux argileux

Les minéraux argileux sont des cristaux colloïdaux extrêmement petits (avec un diamètre inférieur à  $1\mu m$ ) qui ne peuvent être observés qu'à l'aide d'un microscope électronique. Les cristaux ont l'apparence de fines couches ou plaquettes formées d'un empilement de couches à structure atomique répétée. (Giroud et al., 1972)

Les minéraux argileux sont formés par l'association de couches moléculaires de silice et d'alumine disposées en diverses configurations. Si la liaison se fait entre une unité tétraédrique et une unité octaédrique : ils sont appelés minéraux feuilletés de type 1:1. Lorsque deux couches de silice enveloppent une couche d'alumine ou de brucite, on désigne le minéral comme étant du type 2:1 (Se référer à la figure 1.5).



Figure 1.5 : Structure élémentaire des argiles.

Depuis 1971, VOINOVITCH et ses collaborateurs (Homeira, 1989) ont pu dresser un inventaire de plus de 400 minéraux argileux distincts. Néanmoins, nous ne retenons que sept (7) d'entre eux qui représentent presque l'ensemble des dépôts naturels et qui, de ce fait, ont été le sujet de la majorité des mesures disponibles.

On trouve parmi les argiles monominérales les suivantes :

#### 4.1. Kaolinite

Elle est composée d'une série de couches superposées de feuillets en forme de tétraèdre (silice) et de feuillet en forme d'octaèdre (alumine ou gibbsite). En raison de l'accumulation d'une couche de chacun des deux feuillets fondamentaux, on classe la kaolinite comme un minéral argileux de type 1:1 (voir figure 1.6). L'épaisseur de la couche est approximativement de 0,72nm (7Å) et elle se prolonge sans limite dans les deux autres axes.

La kaolinite possède une neutralité électrique et sa formule structurale s'exprime par  $n [Al_2 Si_2 O_5 (OH)_4]$ .

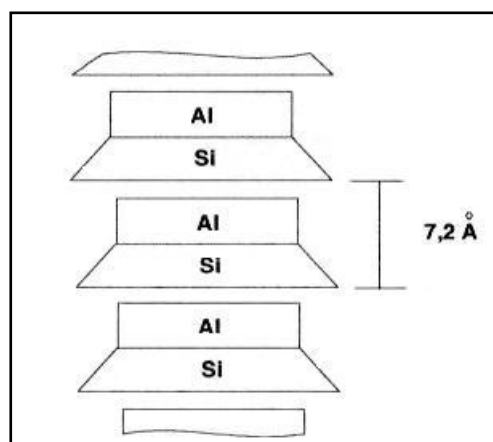


Figure 1.6 : Structure de Kaolinite (Holtz et col., 1996)

Étant donné la robustesse des liaisons hydrogène, l'hydratation entre deux feuillets (dans l'espace interfoliaire) est inhibée, ce qui favorise un empilement assez conséquent de couches

et conduit à la création d'un cristal de taille considérable. L'hydratation naturelle du kaolin dépend principalement de son niveau de cristallisation (Chen, 1973). Un cristal de kaolin peut se composer d'une série allant jusqu'à 100 couches.

La kaolinite est une argile stable qui ne gonfle pas. Dans des conditions normales, les doubles feuillets demeurent unis et cette structure ne peut être altérée que par une exposition à une température de 450°C. La kaolinite possède une superficie spécifique globale d'environ 40 à 60 m<sup>2</sup>/g et un espace interfeuille (basal) de 7,2 Å. Les particules possèdent une structure hexagonale mince d'environ 0,1 μ d'épaisseur et un diamètre moyen s'étendant de 0,3 μ à 4 μ.

La dickite, la nacrite et l'halloysite sont les minéraux principalement associés à la kaolinite.

#### 4.2. Illite

C'est un autre élément crucial de la famille des argiles. Elle a été révélée par le professeur R.E. GRIM de l'université de l'Illinois (Homeira, 1989), présentant une structure de type 2:1. Dans son contexte, les espaces entre les couches sont reliés par un atome de potassium. L'atome de potassium, dont le rayon ionique est de 0,135 nm, trouve exactement sa place dans l'orifice hexagonal du feuillet de silice. En comblant cette ouverture, il crée une liaison entre les couches d'une intensité supérieure à celle des liaisons hydrogène. L'Illite a pour formule structurale  $(OH)_2Al_xSi_{4-x}O_{10}$ . Il est facile de substituer un atome d'Aluminium par un atome de Potassium, de Sodium, de Calcium ou de Magnésium (voir figure 1.7).

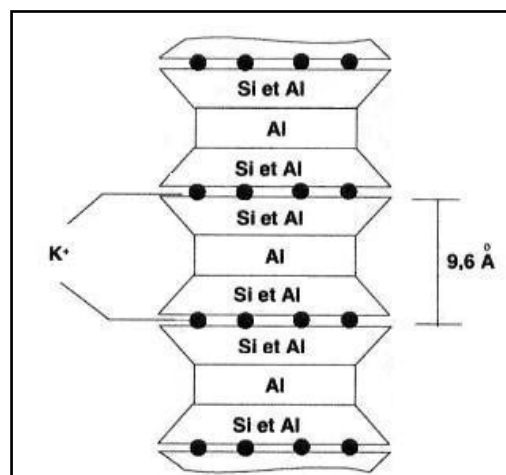


Figure 1.7: Structure d'Illite (Holtz et col., 1996)

Les ions K<sup>+</sup> qui assurent le lien entre les couches ont une importance significative pour les caractéristiques mécaniques.

Les particules présentent une forme moins régulière que celle des particules de kaolinite, avec un diamètre moyen oscillant entre 0,1 μ et 3 μ et une épaisseur approximative de 0,01 μ.

Un rôle crucial dans la plasticité de l'illite est joué par la variation considérable de la taille des particules. Sa surface spécifique totale est d'environ 100 m<sup>2</sup>/g.

#### 4.3. Montmorillonite

Il s'agit d'un minéral argileux de type 2:1, constitué de deux couches de silice et une couche d'alumine (reportez-vous à la figure 1.8).

Tout comme la kaolinite, les strates peuvent se poursuivre sans limite dans les deux autres orientations. Les forces de Van der Waals, qui résultent en grande partie du moment électrique existant entre les feuillets et qui lient les sommets des feuillets de silice, sont moins puissantes que d'autres types de forces de liaison (Ranganatham, 1987). Cela signifie qu'il y a une carence en charge négative nette dans le feuillet octaédrique. C'est pourquoi les ions échangeables peuvent infiltrer la structure et diviser les couches..

Les plaques de montmorillonite présentent une forme variable et sont extrêmement petites, avec un diamètre moyen oscillant entre  $0,1\mu$  et  $1\mu$  et une épaisseur moyenne qui se situe entre  $0,01\mu$  et  $0,1\mu$ . Dans certaines circonstances, ces plaquettes peuvent subir un gonflement significatif, entraînant une élévation du sol (Ravina, 1973).

La montmorillonite a pour formule structurale  $Al_2(Si_4O_{10})(OH)_2nH_2O$ . Elle a une surface spécifique totale d'environ  $800\text{ m}^2/\text{g}$  et un espace interfeuillet de  $9,6\text{ \AA}$  à l'infini.

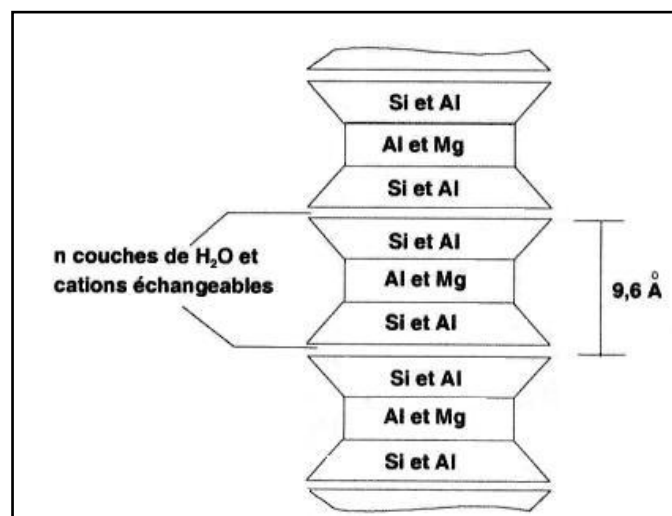


Figure 1.8 : Structure de Montmorillonite (Holtz et col., 1996)

Le séchage en étuve entraîne, plus que pour les autres argiles, une « liaison » irréversible entre les particules, ce qui perturbe les mesures des limites d'états et l'analyse de la granulométrie.

Les minéraux qui présentent des similarités avec la montmorillonite incluent la nontronite et la saponite. La bentonite se définit comme une montmorillonite d'une grande pureté et dont les particules présentent une finesse remarquable. Des images de certains minéraux argileux prises au microscope électronique à balayage sont montrées dans la figure 1-9.

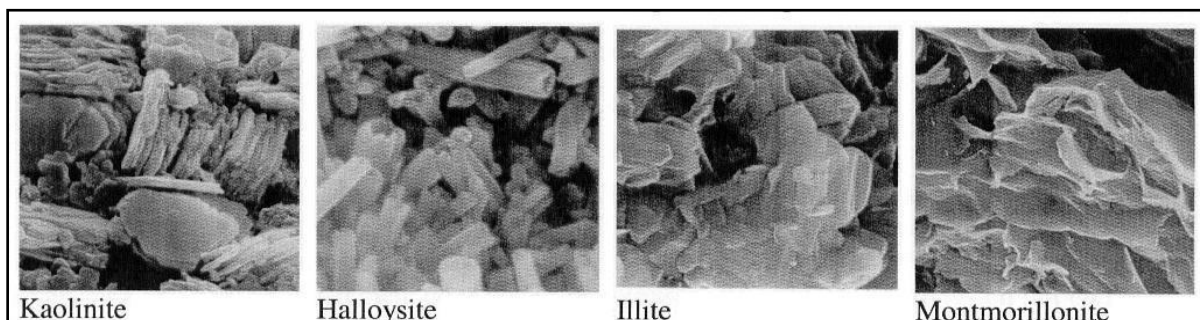


Figure 1.9 :Photo au microscope à balayage électronique des argiles.

Les microstructures observées présentent une dispersion variable et sont orientées principalement dans une direction (figure 1.10). Le volume qu'occupent une certaine quantité de particules d'argile est déterminé par les forces électriques d'attraction et de répulsion, les différentes configurations reflétant habituellement la variation du contenu en eau. (Giroud et al., 1972)

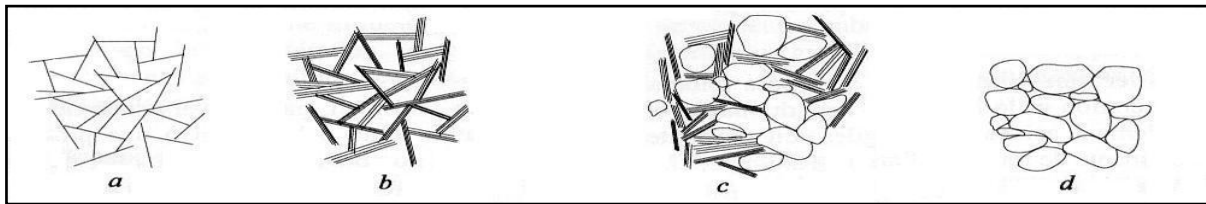


Figure 1.10 : représentation schématique des différents arrangements des particules

- a) floculé mais dispersé (assemblage orthogonal et parallèle)
- b) floculé et agrégé (assemblage orthogonal et parallèle)
- c) sable ou silts interagissant avec des plaquettes
- d) silt ou sable

### 5. Identification des minéraux argileux :

A cause de leur taille microscopique, il est impossible d'identifier les minéraux argileux à l'aide des techniques de la minéralogie optique ordinaire utilisée en géologie. La structure cristalline répétée des argiles permet l'utilisation des spectres de diffraction des rayons X pour les identifier. Une autre technique est parfois utilisée, c'est l'analyse différentielle thermique qui consiste à chauffer continuellement un échantillon de sol inconnu, présentant une substance inerte de référence à une température élevée (Giroud et col., 1972). En comparant les variations thermiques enregistrées de l'échantillon avec celles des minéraux connus, on peut identifier le type du minéral.

La méthode la plus utilisée est la diffractométrie par rayons X qui se base essentiellement sur la relation suivante :

$$n \lambda = 2 d \sin \theta$$

Avec :

- n : un nombre intégrant.
- $\lambda$  : longueur d'ondes d'incidence des rayons X.
- d : espace cristallin caractérisant le minéral.
- $\theta$  : l'angle d'incidence des rayons X.

Le tableau suivant représente quelques résultats obtenus par cette méthode :

Tableau 1.2 : Longueur d'ondes de quelques minéraux argileux.

Le Minéral	d (Å)
Montmorillonite	3 à 14
Illite	3.30 à 10
Kaolinite	1.70 à 7
Chlorite	4.70 à 6.90
Attapulgite	2.60 à 3.20

Ces méthodes font généralement appel à du matériel et des procédés assez avancés. Dans ce sens, CASAGRANDE (Holtz, 1996) a proposé une approche simplifiée basée sur les limites d'Atterberg. En se basant sur un graphique fourni par l'auteur, on met en parallèle l'emplacement des points correspondant à l'échantillon étudié avec la localisation de minéraux identifiés.

## 6. Principales caractéristiques des minéraux argileux

Voici les caractéristiques clés des minéraux argileux qui ont un impact sur leur capacité à gonfler :

### 6.1. La densité de charge spécifique

$\sigma$  est égale au rapport entre la capacité d'échange cationique, CEC et la surface spécifique S de la particule argileuse :

$$\sigma(\text{meq/m}^2) = \frac{\text{CEC}}{S}$$

On distingue deux sortes de charges dans les environnements argileux :

- Une charge structurelle ou permanente, associée aux substitutions ioniques ( $\text{Al}^{3+}$  pour  $\text{Si}^{4+}$  dans la couche tétraédrique ;  $\text{Mg}^{2+}$  ou  $\text{Fe}^{2+}$  pour  $\text{Al}^{3+}$  dans la couche octaédrique),
- Une charge variable en fonction du pH ambiant, liée aux réactions chimiques se déroulant à la surface des minéraux.

La charge spécifique indique la capacité de la particule à repousser les autres, ce qui reflète le potentiel de gonflement des minéraux argileux.

L'accroissement de la densité de charge spécifique diminue le gonflement ou la pression de gonflement des substances argileuses.

Cette hausse provoque l'attraction des ions, ce qui entraîne une condensation de la double couche et donc une réduction de son épaisseur.

Selon (ALLAM, 2011), LEFEBVRE et LAJUDIE ont réalisé des tests de gonflement libre sur diverses argiles avec différentes densités de charge, démontrant une diminution du potentiel de gonflement à mesure que la densité de charge augmentait.

## 6.2. La Capacité d'échange cationique (CEC)

L'évaluation de la capacité d'une argile à échanger des cations. Elle est quantifiée en milliéquivalent pour 100 grammes d'argile et fluctue de la même manière que la densité de charge surfacique. Ainsi, les argiles présentant une valeur élevée de CEC ont tendance à se dilater peu, et ce, pour des surfaces spécifiques identiques.

## 6.3 La surface spécifique

Les argiles se composent de la surface extérieure entre les particules et la surface intérieure correspondant à l'espace interfoliaire. L'accroissement de la surface spécifique confère une capacité de gonflement accrue et, par extension, un potentiel de gonflement plus grand.

Le tableau suivant résume les caractéristiques principales des trois variétés d'argiles.

Tableau 1. 3: Surface spécifique et C.E.C. de quelques minéraux argileux, d'après MOREL cité par (CABANE ,2004).

Minéraux	Surface interne (m <sup>2</sup> /g)	Surface externe (m <sup>2</sup> /g)	Surface totale (m <sup>2</sup> /g)	CEC (Capacité d'Échange Cationique) (milliéquivalent/100g)
Kaolinite	0	10-30	10-30	5-15
Illite	20-55	80-120	100-175	10-40
Montmorillonite	600-700	80	700-800	80-150
Vermiculite	700	40-70	760	100-150
Chlorite	---	100-175	100-175	10-40

## 7. Impacte du gonflement sur les ouvrages

### 7.1 Ouvrages superficiels

Les fondations et les murs de soutènement des édifices sont les ouvrages superficiels principalement concernés par le gonflement. Parmi ces constructions récentes, les maisons individuelles érigées sans précautions sur des terrains expansibles (Figure 1.3) montrent des détériorations et des fissures sur les murs porteurs, les murs de remplissage, les voies d'accès (Figure 1.4) ainsi que sur les fondations (radier, semelle superficielle ou filante et pieux).

Les réseaux de drainage subissent également des dommages qui peuvent, par exemple, entraîner des inversions de pente. Cela peut provoquer le débordement des drains et aggraver ainsi le phénomène de gonflement mentionné par (WAKIM, 2005).

Voici les éléments majeurs qui provoquent le gonflement des structures superficielles:

- Les éléments climatiques (comme les précipitations, l'évapotranspiration,...) ;
- La flore ;

- L'étude de l'hydrogéologie ;
- La topographie (inclinaison, orientation).

Les anomalies de fondation et les activités humaines (changement des flux, imperméabilisation du sol, drainage ou fuite de canalisations, pompage, chaleur souterraine et plantation d'arbres).



Figure 1.11 : les fissurations d'une maison causé par le gonflant, (AMER ALI et al, 2006).

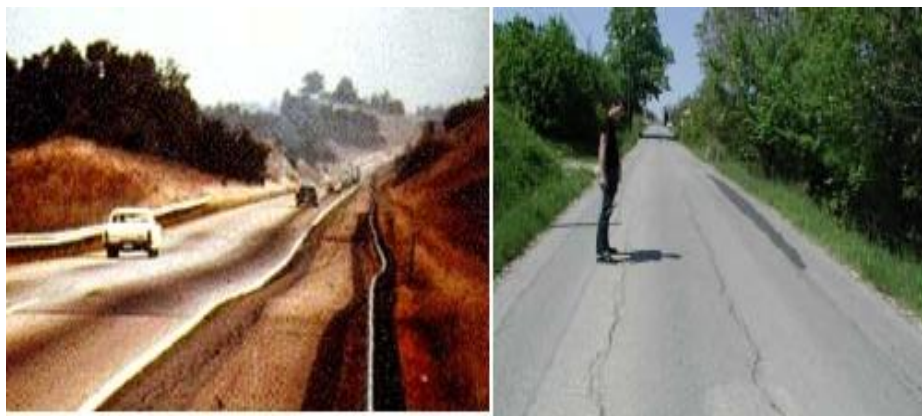


Figure 1.12: le gonflement affecte la route.

## 7.2. Ouvrages souterrains

Les ouvrages souterrains sujets au gonflement les plus communément répandus sont :

- Les tunnels ;
- Les puits pétroliers ;
- Les cavités de stockage des déchets radioactifs ;
- Les monuments historiques.

### 7.2.1. Tunnels

Les tunnels en milieu gonflant présentent des défis considérables tant lors de leur construction que de leur exploitation.

L'excavation du tunnel provoque une alteration des contraintes entourant l'ouvrage.

Ce changement entraîne généralement l'émergence de fissures qui favorisent la circulation de l'eau et l'hydratation des minéraux argileux.

Ce phénomène de gonflement se traduit par un mouvement de la paroi du tunnel avant l'installation du revêtement en béton ou par une pression de gonflement. Suite à cette installation.



Figure 1. 13: Soulèvement puis dislocation du radier d'un tunnel, (WAKIM, 2005).

### 7.2.2. Puits pétroliers

Le mélange de divers produits chimiques constitue une composition complexe qui caractérise la boue de forage. Elle assume une fonction à la fois physique, chimique et mécanique.

Grâce à ses propriétés physiques et chimiques, il garantit une stabilité optimale des parois du forage, un refroidissement et une lubrification efficaces de l'outil et du train de sondage, ainsi que la transmission de la puissance hydraulique.

Selon Dzialowski et ses collaborateurs, 90 % des formations rocheuses observées dans les forages pétroliers sont argileuses et contribuent à 75 % des complications.

Les divers processus provoquant l'expansion de la roche autour du forage peuvent se synthétiser de la manière suivante (WAKIM, 2005) :

- La pression capillaire ;
- La pression osmotique créée entre la boue de forage et l'eau des pores ;
- La pression d'hydratation induite par l'interaction entre les ions de la boue et les surfaces argileuses chargées négativement.

Selon WAKIM (2005), les problèmes majeurs identifiés sont :

- La déformation et l'élargissement de la paroi du puits de forage ;
- La déviation des tiges.

Selon WAKIM (2005), les perturbations dues à l'expansion des puits pétroliers aux États-Unis sont évaluées à 500 millions de dollars par an.

À l'heure actuelle, les secteurs pétroliers tentent de déterminer la température et la composition de la boue de forage (concentration et type de cations) afin de diminuer la réactivité des roches. L'emploi de l'huile réduit le ballonnement en garantissant la stabilité du puits, cependant cela entraîne malheureusement de sérieux problèmes écologiques.

### 7.2.3. Monuments Historiques

Le terrain sur lequel reposent ou qui encaisse les monuments historiques peut se dilater et causer des dommages. On peut observer ces situations à travers plusieurs exemples égyptiens tels que le Sérapéum (Saqqarah), le temple d'Hatchepsout (Louxor) et le grand Temple de Deir El-Bahari (Wakim, 2005).

On a constaté la présence de décollements de toiture, de chutes de blocs, d'apparition de fissures et même l'effondrement de murs dans les zones où ces monuments sont en contact avec des couches d'argile.

## **8. CONCLUSION**

Les matériaux argileux, qu'il s'agisse de sols ou de roches, sont omniprésents et occupent une portion significative de la surface terrestre. Il faut une expertise approfondie pour contrôler le phénomène de gonflement et réduire les dommages au minimum.

Le gonflement pose une problématique de grande complexité, puisqu'il découle de multiples phénomènes conjoints qu'il n'est pas possible d'isoler expérimentalement, dans le but de déterminer l'impact de chaque mécanisme.

L'expertise dans le phénomène de gonflement requiert une solide compréhension pour réduire les dommages causés par ce processus sur diverses structures construites en formations argileuses.

Le prochain chapitre se focalise sur la détermination qualitative et quantitative des sols expansifs. L'analyse statistique des données facilitera la création de modèles prédictifs spécifiques aux argiles examinées.

**CHAPITRE 2**  
**MESURE ET ESTIMATION DES PARAMETRES DE**  
**GONFLEMENT**

## 1. INTRODUCTION

Au cours des 30 dernières années, plusieurs études ont été réalisées pour déterminer les paramètres de gonflement, (BEKKOUCHE et AISSA MAMOUNE, 2007). On décrit principalement ces derniers par l'intensité et la pression du gonflement. Ainsi, il est essentiel d'évaluer ces paramètres pour garantir la stabilité de la structure. Une multitude de modèles d'évaluation indirecte de ces paramètres ont été élaborés, s'appuyant sur une étude statistique des données du sol (BEKKOUCHE et al, 2001). Cette méthode autorise, durant la phase initiale du projet, l'identification des paramètres de gonflement. Cependant, l'aspect aléatoire des propriétés du sol nécessite une représentation probabiliste de ces paramètres.

## 2. Méthodes de mesure de gonflement

Le processus de gonflement se produit à l'échelle microscopique, au sein des particules. Néanmoins, on privilégie généralement une perspective macroscopique pour décrire et quantifier le processus de gonflement des matériaux, en utilisant des paramètres macroscopiques qui peuvent être directement utilisés pour le dimensionnement des structures du génie civil.

On trouve dans la littérature un grand nombre de méthodes pour évaluer les paramètres de gonflement des sols. Cette diversité reflète en partie la complexité de l'enjeu. La méthode d'évaluation de ces paramètres est fonction du problème en question, de l'objectif visé et des ressources disponibles (Bekkouche et al., 2000).

Il convient de noter que l'analyse du gonflement des sols est principalement effectuée à l'aide de l'équipement oedométrique, et ce pour deux motifs principaux : le premier étant que les conditions observées dans le moule œdométrique sont semblables à celles du sol sur site, et le second, sa large utilisation. Certaines techniques font appel à l'instrument triaxial (axisymétrique). (Belabbaci, 2014)

Dans le cadre de diverses méthodes d'évaluation du potentiel de gonflement des sols expansifs, celles-ci sont sélectionnées et abordées de manière aléatoire.

### 2.1 Méthode de MYSLIVEC

Dans le procédé d'essai de MYSLIVEC, différents échantillons d'un même sol gonflant sont chargés séparément à sec.

Lors de la mise à l'eau, certains échantillons se dilatent tandis que d'autres se compactent.

Il est reconnu que les échantillons qui ont été gonflés subissent une contrainte de surcharge inférieure à la pression de gonflement, tandis que ceux qui ont été tassés supportent une contrainte de surcharge supérieure à la pression de gonflement. Le point où ni gonflement ni

tassement se produisent est défini par l'intersection de la ligne qui relie les taux de gonflement et l'axe des déformations nulles. C'est, par nature, la pression de gonflement (Figure 2. 1).

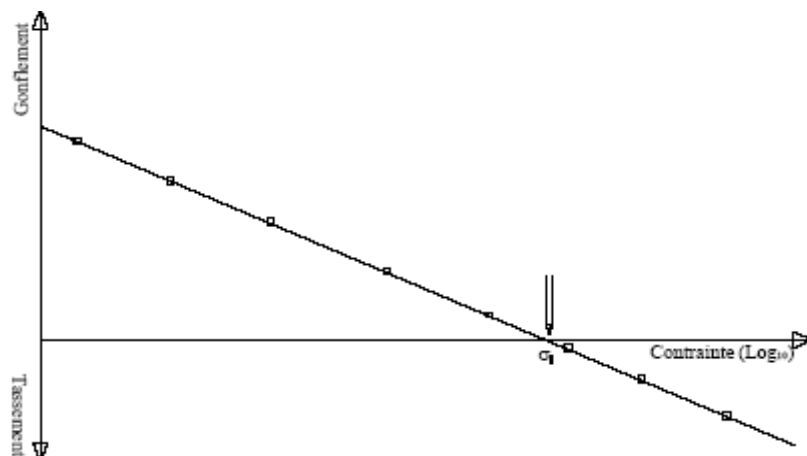


Figure 2. 1: Détermination de la pression de gonflement selon la méthode de MYSLIVEC, (KBAILI, 2005).

## 2.2. Méthode chinoise :

L'échantillon à tester a un indice de vides initial  $e_0$ , et le sol est ensuite chargé à sec jusqu'à ce qu'il atteigne une valeur d'indice de vides  $e_1$  (où  $e_1$  est inférieur à  $e_0$ ).

Lorsque le tassement atteint une stabilité, l'échantillon examiné est immergé dans l'eau, ce qui déclenche le processus de gonflement.

Après stabilisation du gonflement, l'échantillon de sol est progressivement déchargé jusqu'à ce que toute la contrainte de surcharge soit éliminée (Figure 3.5). Pour information, le point M est noté avec les coordonnées :  $g, e_0$ .

Le point M, qui correspond à la pression de gonflement (WONG, 1980), est mentionné par KBAILI (2005).

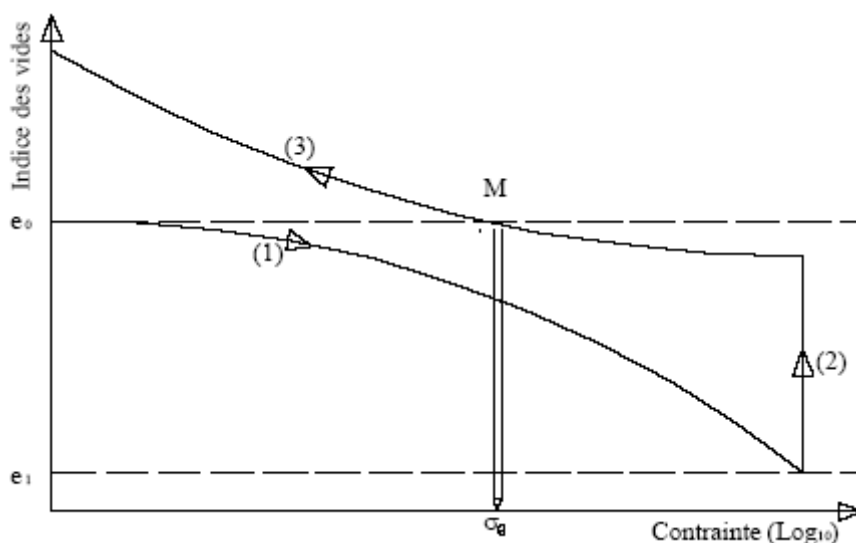


Figure 2. 2: Détermination de la pression de gonflement selon la méthode Chinoise, (KBAILI, 2005).

### 2.3. Méthode du C.E.B.T.P.

Lors de l'essai de compressibilité à l'oedomètre, on détermine la pression de gonflement. Lors de la mise en contact du spécimen testé avec l'eau, son gonflement est inhibé par une augmentation de la charge exercée jusqu'à l'apparition du premier indice de tassement. La pression de gonflement est représentée par l'abscisse du point où commence le tassement (Figure 2.3).

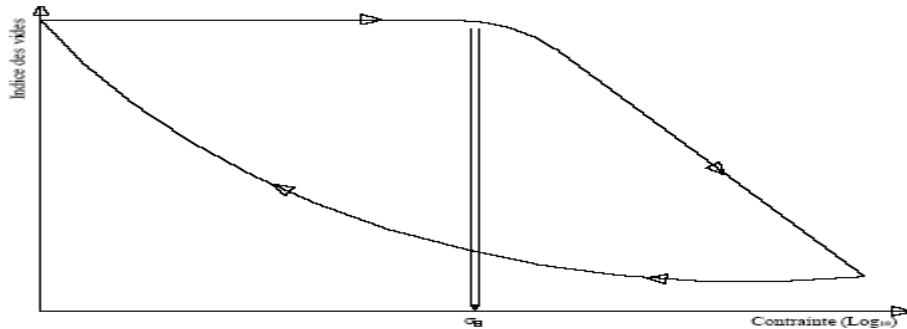


Figure 2. 3: Détermination de la pression de gonflement selon la méthode Chinoise (KBAILI, 2005).

### 2.4. Méthode de FU HUA CHEN

Le prélèvement de sol est effectué en respectant les contraintes des terres et ensuite submergé sous cette même contrainte. Une fois le gonflement stabilisé, l'échantillon testé est petit à petit soumis à une charge jusqu'à ce qu'il retrouve son indice de vides avant inondation. On note alors la pression de gonflement :  $\sigma_{g0}$  (Figure 2.4).

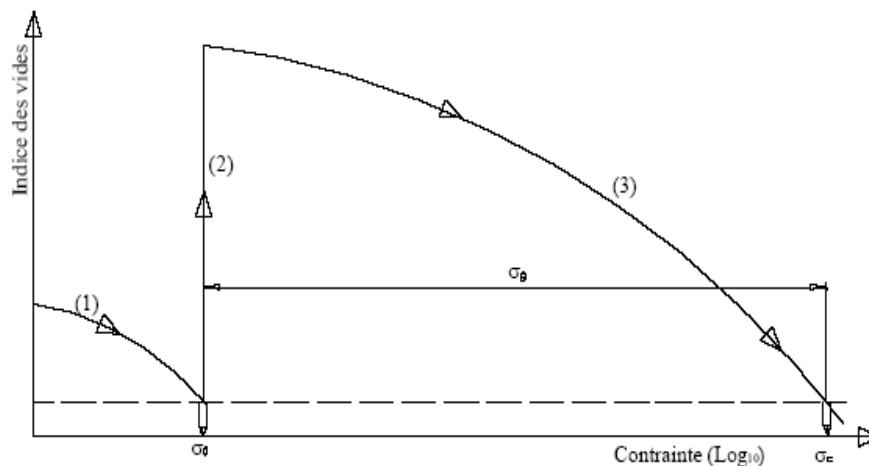


Figure 2. 4 : Détermination de la pression de gonflement selon Chen, (Chen ,1984).

### 2.5. Méthode de HUDER et AMBERG

Le sol échantillonné subit une succession de charges et de décharges à sec. Cela dans le but de réduire autant que possible les impacts du réagencement (Figure 3.8). Par la suite, l'échantillon de sol est saturé en état chargé, ce qui devrait déclencher le processus de gonflement.

L'échantillon de sol est libéré totalement grâce à l'élimination progressive de la charge appliquée.

On peut noter le taux de gonflement et tracer la courbe (11).

Selon Huder et Amberg, la pression de gonflement est définie à l'intersection des prolongements des courbes (2) et (11).

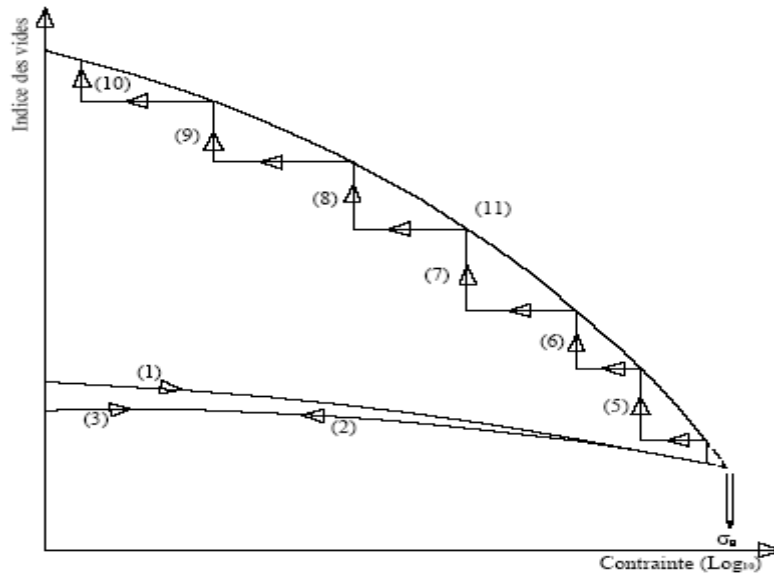


Figure 2. 5: Détermination de la pression de gonflement selon la méthode de HUDER et AMBERG cité par (KBAILI ,2005).

## 2.6. Méthode de FIRTH

L'expérience implique l'application d'un cycle de chargement/déchargement sur l'échantillon testé, avec une contrainte de chargement correspondant à la pression des terres. L'échantillon entièrement déchargé subit une mise à l'eau, favorisant ainsi le développement et la mesure du taux de gonflement. Ensuite, le spécimen de sol est progressivement chargé jusqu'à ce qu'il atteigne l'indice des vides à la fin du premier cycle de chargement (Figure 2.6). On détermine alors la pression de gonflement.

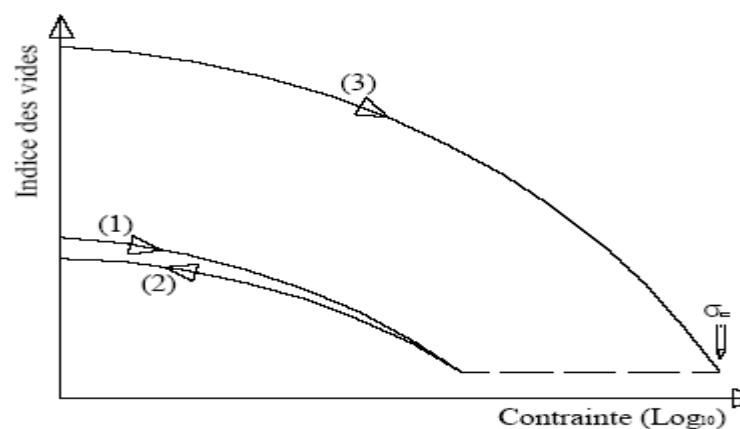


Figure 2. 6: Détermination de la pression de gonflement selon la méthode de FIRTH,Cité par (KBAILI, 2005).

## 2.7. Méthode du double Oedomètre

JENNINGS et KNIGHT ont élaboré cette méthode de mesure en 1958.

Dans une première étape, un échantillon de sol est exposé à une série progressive de charges tout en maintenant sa teneur en humidité naturelle. L'évolution de l'indice des vides est illustrée par la courbe (1) de la figure 2.7.

Dans une autre instance, un échantillon différent du même sol est soumis, après avoir entièrement gonflé sans charge, selon la même série de chargements que le premier échantillon.

La courbe (2) a été produite. Le déplacement vertical de la courbe (1) vers la courbe (2) aide à identifier un premier point de croisement. Une représentation graphique spécifique permet de définir le taux de gonflement.

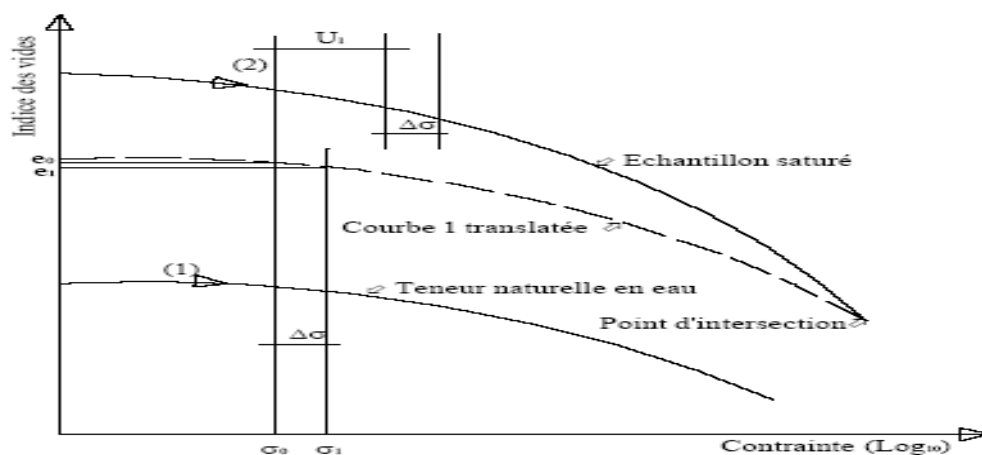


Figure 2. 7: Détermination de la pression de gonflement selon la méthode du double oedomètre Cité par (KBAILI, 2005).

## 2.8. Méthode de gonflement libre

Dans le test de gonflement en libre, l'échantillon, exposé à une pression minimale équivalente à celle du piston et de la pierre poreuse, est maintenu en contact avec de l'eau. Après la stabilisation du processus de gonflement, l'échantillon presque saturé suit un parcours de chargement par étapes, avec une stabilisation des déformations à chaque étape. La pression de gonflement représente la force qu'il faut appliquer pour restaurer le volume de l'échantillon à son état d'origine. Cette technique peut être réalisée à l'aide d'un oedomètre ou d'un triaxial.

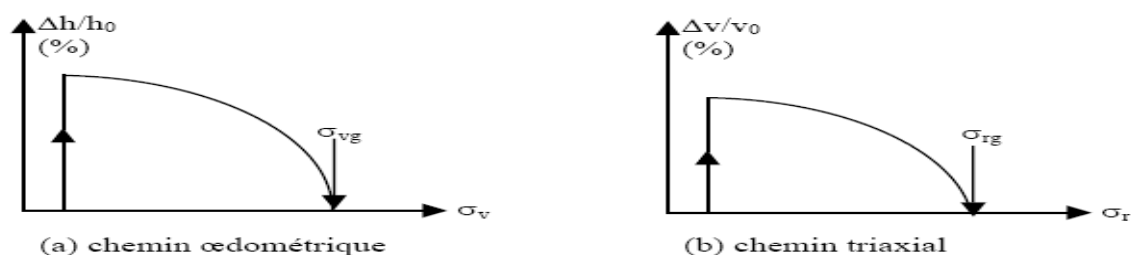


Figure 2. 1 : Méthode de gonflement libre, (MRAD, 2005).

La manière dont le chargement est effectué a un impact sur la valeur de la pression de gonflage. Effectivement, GUIRAS et SHANDAJI (1996) ont démontré que la pression de gonflement obtenue par les tests de gonflement libre est tributaire de la cadence de chargement. Un chargement rapide, après une journée, aboutit à une pression de gonflement plus élevée qu'un chargement progressif (une fois la phase de consolidation primaire terminée (après stabilisation des déformations)). TIROT (1984) a lui aussi observé ce comportement.

Cette technique présente l'avantage de ne requérir qu'un seul échantillon et autorise, en plus de la pression de gonflement et du gonflement libre, l'obtention de la courbe de compressibilité du sol saturé (suite au gonflement). Toutefois, le désavantage réside dans le fait qu'elle ne reflète pas le parcours de contrainte que suit le sol lorsqu'il est soumis à un gonflement sous confinement (BRACHELY, 1975). JUSTO et al, 1984 ainsi qu'El Sayed et RABBAA, 1986 sont mentionnés par (MRAD, 2005).

## **2.8 Méthode LCPC avec variation de volume**

Selon (AISSA MAMOUNE, 2002), le laboratoire central des ponts et chaussées offre deux alternatives pour évaluer les paramètres de gonflement des sols en ce qui concerne la fluctuation du volume.

- Si la contrainte de service ( $\sigma_s$ ) est inférieure à la contrainte des poids des terres ( $\sigma_s < \sigma_v0$ ), la méthode adoptée consiste à charger l'échantillon avec un taux de chargement de (0,2) jusqu'à ce qu'il regagne sa hauteur initiale, avant de le laisser se gonfler par hydratation. Lorsque le gonflement atteint son niveau maximal, l'échantillon est progressivement déchargé par étapes régulières. L'extrapolation est utilisée pour déterminer la pression de gonflement.
- Si la contrainte de service ( $\sigma_s$ ) dépasse la contrainte liée aux poids des terres ( $\sigma_s > \sigma_v0$ ), l'approche adoptée consiste à toujours charger l'échantillon avec un taux de 0,2 jusqu'à ce qu'il reprenne sa hauteur d'origine, puis à le laisser se dilater par hydratation. Une fois que le gonflement a atteint son maximum, l'échantillon est soumis à une contrainte pour retrouver ses dimensions initiales ( $\sigma_v0$ ).

## **2.9. Norme Française NF P 94-091 (AFNOR, 1995)**

Cette norme offre une méthode pour évaluer la pression de gonflement et le potentiel de gonflement d'un sol en présence d'eau sous différentes charges. Le test est réalisé à l'odomètre sur plusieurs échantillons identiques (tests effectués en parallèle).

La norme détaille les conditions de test, la sélection des charges à imposer aux échantillons et la manière d'interpréter les résultats. La méthode se concentre principalement sur l'évaluation de la pression de gonflement et du potentiel de gonflement (portion de la déformation due à l'absorption d'eau).

## **2.10. Méthode ASTM D4546 (American Society for Testing and Materials, 1985)**

L'American Society for Testing and Materials (ASTM, 1985) effectue trois procédures d'essais à l'oedomètre (voir figure 2.9) :

### Méthode I :

Boucle de chargement, déchargement, rechargement (chemins 1, 2 et 3) puis imbibition et gonflement libre sous le poids du piston jusqu'à ce que le mouvement du piston devienne négligeable (chemins 3 et 4). Dans un dernier temps, on procède à un chargement par paliers pour ramener l'éprouvette à sa hauteur initiale (chemins 4 et 5)

### Méthode II :

Le gonflement se produit sous une charge constante correspondant à la contrainte verticale existante jusqu'à ce que le mouvement du piston devienne insignifiant (chemins 2 et 3). Ensuite, un chargement par étapes est appliqué pour ramener l'éprouvette à sa hauteur de départ (chemins 3 et 5).

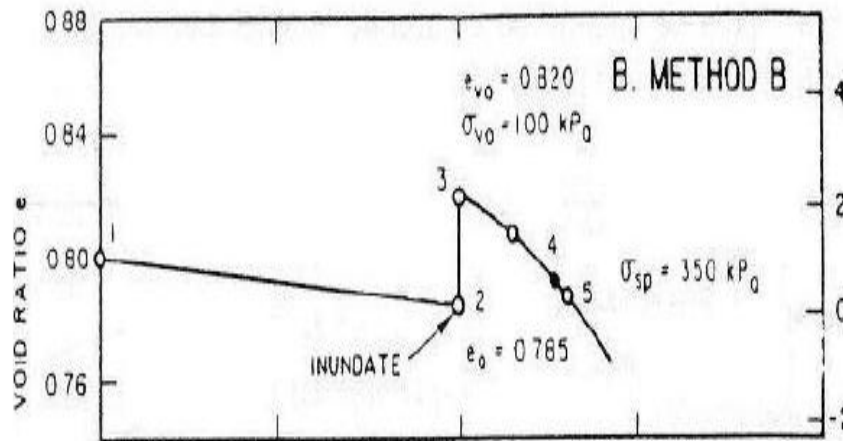
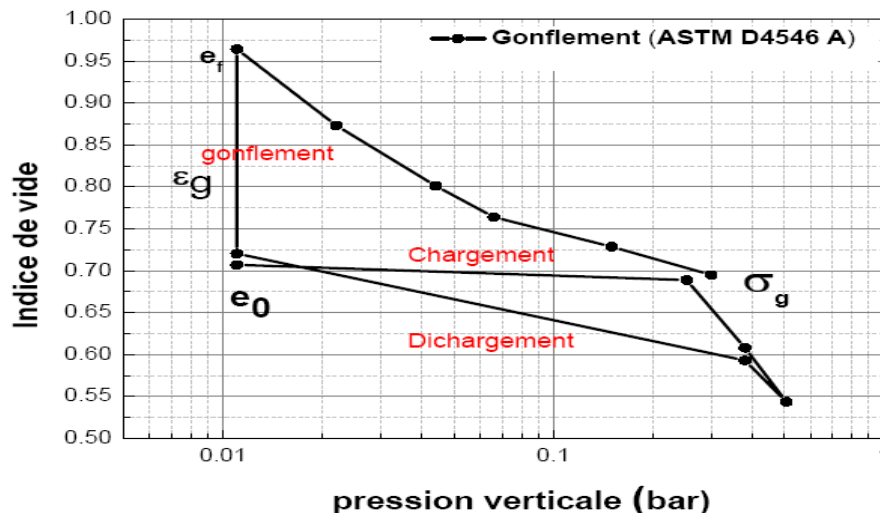


Figure 2. 9 : procédures d'essais de gonflement d'ASTM D4546 A, B, (1985).

## 2.11. Méthodes directes de mesure de gonflement (empêchant le gonflement)



À l'inverse des techniques antérieures, les tests que nous détaillons ne permettent pas à l'échantillon en contact avec l'eau de modifier son volume. L'idée est de fixer le piston de l'oedomètre sur le cadre pour éviter la déformation verticale de l'échantillon.

- Méthode LCPC sans variation de volume

Le laboratoire national des ponts et chaussées offre deux techniques pour évaluer les coefficients de gonflement des sols : la première qui implique une modification du volume, et la seconde qui ne requiert pas de changement de volume. Dans cette méthode, l'échantillon est humidifié et son expansion est contenue par l'application d'une force verticale. Une fois la contrainte maximale atteinte, l'échantillon est déchargé pour le ramener à la contrainte verticale initiale des poids des terres ( $\sigma_v0$ ), en respectant au moins trois valeurs intermédiaires afin de segmenter le processus de chargement en quatre étapes égales. La contrainte appliquée sur l'échantillon lorsque celui-ci ne montre plus de tendance à se gonfler détermine la pression de gonflement (AISSA MAMOUNE, 2002).

- Expansion conforme à la norme ASTM D 4546-90 (Méthode C)

Outre les techniques A et B de la norme ASTM D permettant à l'échantillon de se dilater, cette norme propose une troisième approche où l'échantillon est entravé dans sa capacité à se dilater. Une première restriction est imposée à l'échantillon. Cette restriction est appliquée soit à la contrainte des poids des terres, soit à la pression de gonflement évaluée par ailleurs. La première lecture est réalisée après 5 minutes, suivie de l'humidification de la éprouvette.

- L'application de légères charges empêche le gonflement. L'écart maximal admissible entre deux niveaux de charge consécutifs doit être de 0.005mm à 0.01mm. Après que l'enflure est stabilisée, un cycle de montée et descente selon le trajet oedométrique (norme ASTM D 2435-90) est mis en œuvre. La procédure de Rama et al (1988) est utilisée pour corriger la pression de gonflement. Elle représente le point de courbure maximale et la tangente à la courbe de consolidation.

### **3. Facteurs affectant le gonflement**

Les résultats de nombreuses études ont montré que l'amplitude du gonflement dépend de deux types de facteurs :

- Les facteurs intrinsèques ;
- Les facteurs externes.

#### **3.1. Facteurs intrinsèques**

- La Composition minéralogique ;
- Le type de cations compensateur ;
- La Capacité d'échange en cations (CEC) ;
- La Surface spécifique ;
- La structure du sol ;
- La quantité de minéraux non argileux.

#### **3.2. Facteurs externes**

Il existe d'autres facteurs, indépendants de la composition chimique de la solution hydratante et de la structure des argiles, qui peuvent significativement affecter le gonflement. On peut notamment mentionner :

- Conditions de compactage (statique ou dynamique) ;
- L'énergie utilisée pour le compactage ;
- La teneur initiale en eau ;
  - La densité sans charge ; • L'impact de l'échelle ;
- Le mode de contraintes ;
  - Le glissement latéral ;
  - Les cycles de retrait et de gonflement ;
- La durée des tests et la température.

### 3.3 Influence de l'état initial du sol sur le gonflement

#### 3.3.1 Influence de la teneur en eau initiale

De nombreux chercheurs ont examiné l'impact du contenu en humidité sur le niveau de gonflement. Il est parfois soutenu que la pression est d'autant plus forte lorsque le niveau d'humidité est bas et que l'amplitude maximale se produit pour un taux d'humidité  $w = w_{opt} - 2\%$  (Guiras, 1996).

Certains soutiennent que la structure initiale du sol est déterminée par son contenu en eau initial, donc des échantillons ayant le même niveau d'humidité initiale présentent la même fluctuation de volume, peu importe la trajectoire de contrainte suivie. En revanche, une légère variation d'humidité de 0,5% à 1% entraîne des variations de volume distinctes pour une même trajectoire de contrainte (Barden et al., 1969).

Selon Edil et Alanazy (cités par Guiras, 1996), une diminution de la teneur en eau initiale des échantillons comprimés à densité sèche a un impact significatif sur les paramètres de gonflement, avec une élévation de la pression latérale et verticale du gonflement lorsque la teneur en eau décroît. (Forme 2.10)

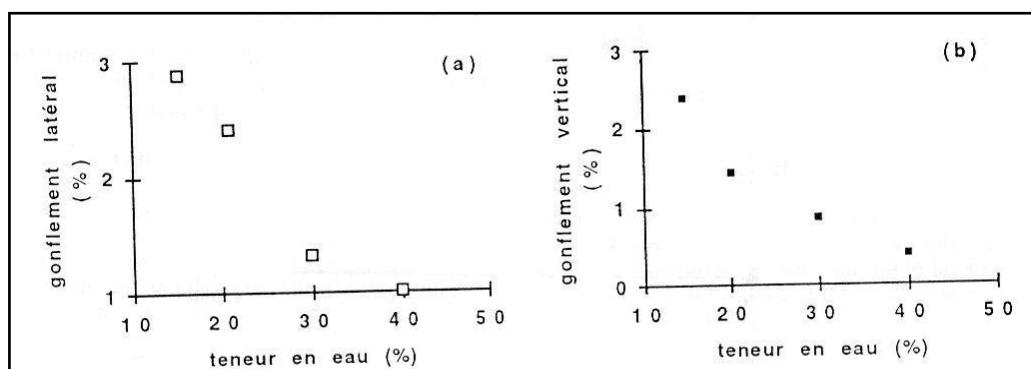


Figure 2.10 : effet de la teneur en eau initiale sur le comportement du gonflement avec la procédure du gonflement libre avec  $\sigma_v = 6,9$  Kpa, (Guiras, 1996)

L'influence de la teneur en eau initiale dépend des caractéristiques du sol et des conditions de l'essai. Pour les essais de gonflement libre ou sous charges constantes, la pression de

gonflement augmente quand la teneur en eau initiale diminue pour la même densité sèche. Pour les essais de gonflement à volume constant, la pression de gonflement est indépendante de la teneur en eau initiale (Guiras, 1996).

### 3.3.2 Influence de la densité sèche

Tous les auteurs s'accordent à dire que les paramètres de gonflement sont proportionnels à la densité sèche du sol. La pression et l'amplitude se renforcent avec des densités sèches plus élevées, en maintenant par ailleurs les mêmes conditions de test. Shridharan et ses collaborateurs (1987) ont réalisé 32 tests de gonflement à volume constant, en utilisant quatre niveaux d'humidité initiale différents et diverses densités sèches de départ. Les résultats sont présentés sur la figure 2.11. Il est évident à partir de cette figure que la pression de gonflement augmente progressivement avec l'accroissement de la densité sèche initiale.

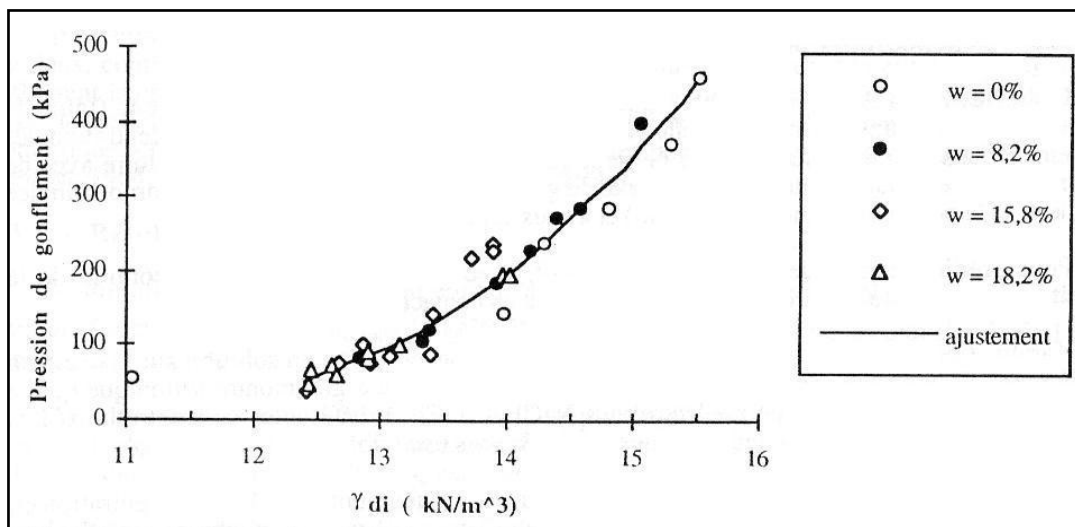


Figure 2.11 : Variation de la pression de gonflement avec la densité sèche initiale. (Guiras, 1996)

D'autres études sur l'impact de la densité sèche ont été réalisées en recourant à différentes méthodes de mesure. Les conclusions tirées corroborent cette relation proportionnelle entre les paramètres de gonflement et la densité sèche initiale (Biarez et al., 1990).

#### 4. Classification des sols gonflants (Estimation qualitative)

Procéder à une classification convenable des sols gonflants sous-entend que les paramètres géotechniques représentatifs du gonflement sont connus. Toute la difficulté réside dans la définition de ces paramètres (Djedid, 2001). L'usage courant consiste à caractériser les sols gonflants en se basant sur la pression et l'amplitude de leur expansion.

La littérature contient un nombre considérable d'approches empiriques qui permettent d'apprécier le potentiel de gonflement des sols. Certains auteurs pensent relier ce potentiel à un seul paramètre. Ainsi et comme le montre les tableaux 2.1, 2.2 et 2.3 ci-dessous, Altmeyer, Ranganatham et Satyanarayana (Basu et Col., 1973) et Snethen (Huang, 1987) proposent des classifications qui donnent respectivement le potentiel de gonflement en fonction de la limite de retrait WR, de l'indice de retrait IR et de l'indice de plasticité IP. L'indice de retrait est défini comme étant la différence entre la limite de liquidité WL et la limite de retrait WR.

<b>W<sub>R</sub> (%)</b>	<b>Potentiel de gonflement</b>
< 10	Fort
10 - 12	Critique
> 12	faible

Tableau 2.1: Potentiel de gonflement d'après Altmeyer (1955).

<b>I<sub>R</sub> (%)</b>	<b>Potentiel de gonflement de</b>
0 - 20	Faible
20 - 30	Moyen
30 - 60	Fort
> 60	Très fort

Tableau 2.2: Potentiel de gonflement d'après Ranganatham et Satyanarayana (1965).

<b>I<sub>P</sub> (%)</b>	<b>Potentiel de gonflement</b>
> 35	Très élevé
22 - 48	Elevé
22 - 32	Moyen
< 18	Faible

Tableau 2.3: Potentiel de gonflement d'après Snethen (1980).

Pour des sols comportant entre 8% et 65% d'argile, Seed (1962) suggère la classification présentée dans le tableau 2.4 qui établit un lien entre le taux de gonflement  $S_p$  et l'indice de plasticité. Le taux de gonflement  $S$  est déterminé comme étant le pourcentage d'expansion d'un échantillon d'argile compactée à l'optimal Proctor sous une charge de 7 kPa. Cette relation donne lieu à l'expression suivante :

$$S_p = 21 \cdot 10^{-5} I_p^{2,24}$$

Tableau 2.4: Potentiel de gonflement d'après Seed, Woodward et Lungreen (1962).

<b>Taux de gonflement</b>	<b>S<sub>p</sub> (%)</b>	<b>I<sub>p</sub></b>
Faible	0 - 1,5	0 - 10
Moyen	1,5 - 5	10 - 20
Elevé	5 - 25	20 - 35

Certains auteurs supposent un lien entre le potentiel d'expansion et/ou de contraction et deux paramètres. Dans cette catégorie, on identifie les classifications proposées par l'établissement de recherche en bâtiment au Royaume-Uni et par Chen (1988), présentées dans les tableaux 2.5 et 2.6 que l'on trouve ci-dessous.

La première se base sur l'indice de plasticité et le pourcentage de la fraction argileuse (particules dont le diamètre est inférieur à  $2 \mu\text{m}$ ). La seconde se fonde sur la contrainte de liquidité et le pourcentage de particules ayant un diamètre inférieur à  $74 \mu\text{m}$ .

Tableau 2.5: Potentiel de gonflement d'après l'établissement de recherche en bâtiment (1980).

Tableau 2.6: Potentiel de gonflement d'après Chen (1988).

$I_p$ (%)	$P < 2 \square m$	Potentiel de gonflement	$P < 74 \square m$	$W_L$ (%)	Pression de gonflement (6ans)	Potentiel de gonflement
> 35	> 95	Très élevé	> 95	> 60	10	Très élevé
22 – 35	60 – 95	Elevé	60 - 95	40 - 60	2,5 - 5	Elevé
18 – 22	30 – 60	Moyen	30 - 60	30 - 40	1,5 - 2,5	Moyen
< 18	< 30	faible	< 30	< 30	< 0,5	Faible

Selon Vijayvergia et Ghazali, une classification est proposée basée sur la limite de plasticité WP et l'indice de plasticité. Le diagramme de Casagrande, qui délimite les deux zones - sols gonflants au-dessus et sols non gonflants en dessous - est divisé par la ligne A (voir figure 2.12).

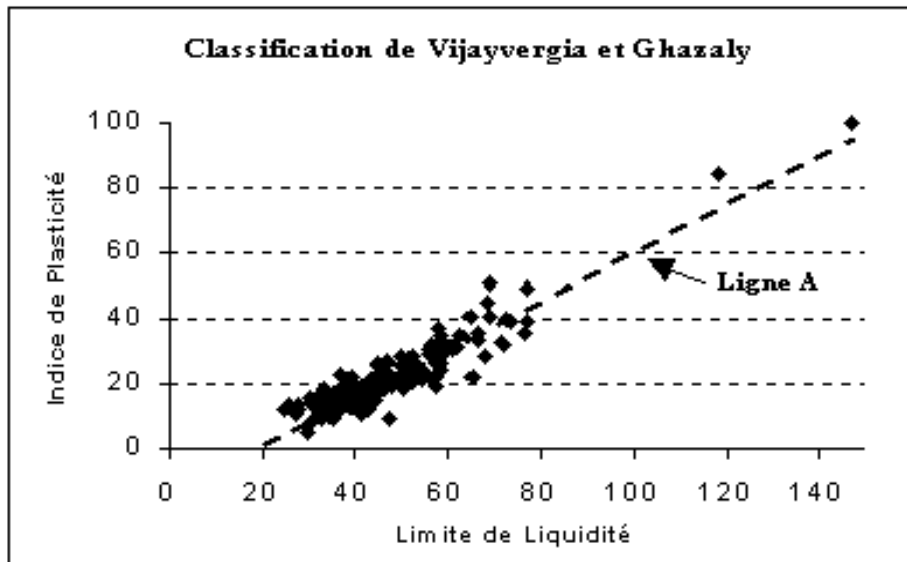


Figure 2.12: Classification selon Vijayvergia et Ghazali.

Finalement, certains auteurs estiment qu'au moins trois critères sont essentiels pour évaluer le potentiel de gonflement des sols. Cette catégorie inclut la classification de Holtz et Gibbs (1956) présentée dans le tableau 2.7, ainsi que la classification de Holtz, Dakshhanamurthy et Raman (1973) et Chen (1988) illustrée dans le tableau 2.8.

La première donne le potentiel de retrait en fonction du pourcentage de la fraction argileuse, de l'indice de plasticité et de la limite de retrait. La seconde donne le potentiel de gonflement en fonction de l'indice de plasticité, de la limite de liquidité et de la limite de retrait.

Tableau 2.7: Potentiel de gonflement d'après Holtz et Gibbs (1956).

Tableau 2.8: Potentiel de gonflement d'après Holtz, Dakshhanamurthy et Raman (1973).

$P < 2 \square m$ (%)	$I_p$ (%)	$W_R$ (%)	$U^*$ (%)	Potentiel retrait
-----------------------	-----------	-----------	-----------	-------------------

Potentiel de gonflement	$I_p$ (%)	$W_R$ (%)	$W_L$ (%)
-------------------------	-----------	-----------	-----------

>28	>35	<10	>30	Très élevé
20-13	25-40	7-10	20-30	Elevé
13-23	15-30	10-15	10-30	Moyen
<15	<18	>15	<10	faible

Faible	< 18	> 15	20 - 35
Moyen	15 - 25	10 - 15	35 - 50
Fort	25 - 35	7 - 12	50 - 70
Très fort	> 35	< 11	> 70

U\* : Pourcentage de retrait.

Williams et Donaldson (Mouroux, 1989) présentent un nouvel élément : l'activité. On définit ce terme comme étant le quotient de l'indice de plasticité par le pourcentage de la fraction argileuse. L'outil qu'ils suggèrent et qui est présenté sur la figure 2.13 aide à évaluer le potentiel de gonflement en relation avec l'activité, la fraction argileuse et l'indice de plasticité.

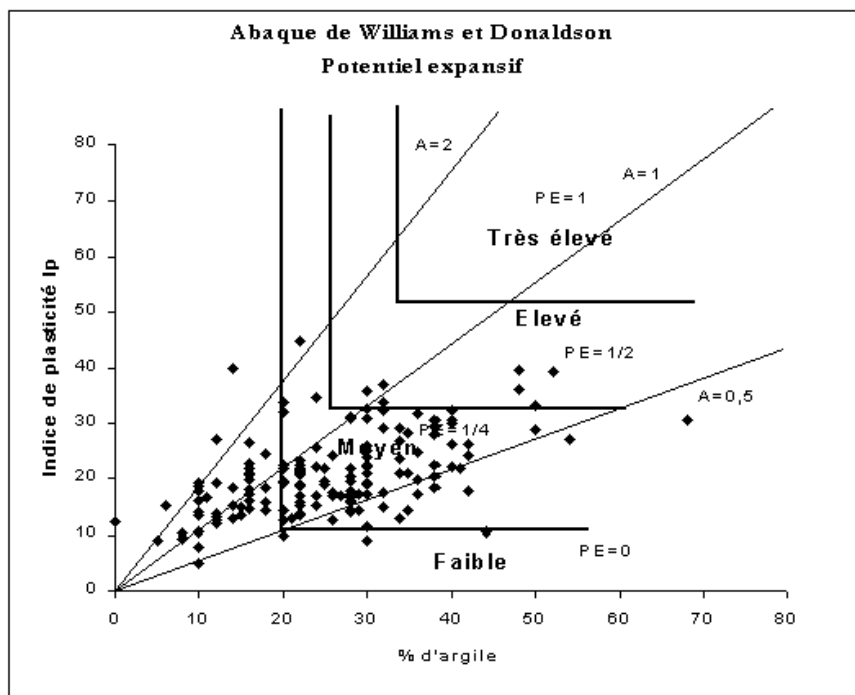


Figure 2.13: Abaque de Williams et Donaldson (1980).

Van-Der-Marwe (TM-army, 1983) a dérivé une équation pour l'évaluation du gonflement in situ basée sur les limites d'Atterberg et la profondeur de la stratum affecté par le gonflement. Cette équation est formulée comme suit :

$$\Delta H = \sum_{D=1}^n F \cdot PE$$

Dans la relation précédente,  $\Delta H$ ,  $D$  et  $PE$  représentent respectivement le gonflement total en inches, la profondeur de la couche du sol concernée et le potentiel expansif en inch/foot à lire de l'abaque de la figure 1.16. Le facteur  $F$  est un facteur réducteur pour les surcharges, il est égal à  $10-D/20$ .

## 5. Estimation quantitative :

L'estimation quantitative implique de faire un lien entre le taux de gonflement ou la pression de gonflement et certains paramètres géotechniques facilement mesurables en laboratoire. Par conséquent, une fois les paramètres géotechniques du sol établis, l'utilisation de formules empiriques permet d'évaluer rapidement le potentiel de gonflement de ce sol. En d'autres termes, on peut estimer ou chiffrer le gonflement et/ou la pression de gonflement susceptibles de se produire suite à des changements dans les conditions hydriques et/ou mécaniques. Cela nous permet ainsi de décider si ce phénomène mérite d'être considéré ou non. Voici quelques méthodes qui sont exposées ci-dessous.

Plusieurs écrivains ont cherché à établir un lien entre la pression de gonflement ( $\sigma_g$ ) ou le potentiel de gonflement ( $\varepsilon_g$ ) et les éléments traditionnels de la mécanique des sols. Diverses relations empiriques ont été suggérées. Les équations majeures sont présentées dans le tableau 2.9.

Tableau 2. 9: Modèles empiriques de calcul du taux de gonflement et la pression de gonflement.

Modèles	Expressions Mathématiques	Paramètres
Seed et al, 1 (1962)	$\varepsilon_{\text{gonf}} = 21.610^{-5} (IR^{2.67})$	$\varepsilon_g$ et $I_p$ sans unités
Seed et al, 2 (1965)	$\varepsilon_{\text{gonf}} = 2,16.10^{-5} \cdot I_p^{2,44}$	$\varepsilon_g$ et $I_p$ sans unités
Vijayvergiya et Ghazzaly. 1 (1973)	$\log \varepsilon_{\text{gonf}} = (62.42\gamma_d + 0.65w_l - 130.5)/19.5$	$\gamma_d$ (g/cm <sup>3</sup> ) $w_L$ sans unités
Vijayvergiya et Ghazzaly. 2 (1973)	$\log \varepsilon_{\text{gonf}} = (0.4w_l - w_n + 5.5)/12$	$w_L$ , $w_n$ sans unités
Johnson. 1 (1978)	Pour $I_p < 40$ $\varepsilon_{\text{gonf}} = -9,18 + 1,5546 \cdot I_p + 0,0824 \cdot z + 0,1 \cdot W_n + 0,0432 w_n \cdot I_p - 0,01215 \cdot z \cdot I_p$	$Z$ :m, $W_n$ , $I_p$ sans unités
Johnson. 2 (1978)	Pour $I_p > 40$ $\varepsilon_{\text{gonf}} = 23,82 + 0,7346 \cdot I_p - 0,1458 \cdot z - 1,7 w_n + 0,0025 w_n \cdot I_p - 0,0084 z \cdot I_p$	$Z$ :m $W_n$ , $I_p$ sans unités
Schneider et Poor (1974)	$\log \varepsilon_{\text{gonf}} = \left( \frac{0.9I_p}{w_n} \right) - 1.19$	$W_n$ et $I_p$ sans unités
Nayak et christensen (1971)	$\varepsilon_{\text{gonf}} = 2,29 \cdot 10^{-2} \cdot I_p^{1,45} \cdot C / W_n + 6,38$	$W_n$ et $I_p$ sans unités

Didier et al. (1973)	$\log \sigma_g = uw_1 + v\gamma_{do} - tw + k$ $= 2.55 \frac{\gamma_{do}}{\gamma_w} - 1.705$	<p>U, v, t et k sont des constantes</p> <p>W : teneur en eau naturelle (%)</p> <p>Wl (%) ; <math>\gamma_{do}</math>(g/cm<sup>3</sup>) et <math>\sigma_g</math> (bar)</p>
Brackley (1983)	$\varepsilon_g = \left( 5.3 - 147 \frac{e}{I_p} - \log P \right) (0.525 I_p + 4.1 - 0.85 w_i)$ $\log \sigma_g = 5.3 - 147 \frac{e}{I_p}$	<p><math>\varepsilon_g</math> (%)</p> <p><math>\sigma_g</math> (KPa)</p> <p>e : indice des vides</p> <p>P : surcharge extérieure (kPa)</p> <p>wi (%) et Ip</p>
Nagaraj et al. (1983)	$\sigma_g = 17.86 - \frac{100 \frac{e_0}{e_1}}{4 - \log P_c}$	<p>e<sub>0</sub> : indice des vides initial</p> <p>e<sub>1</sub> : indice des vides correspondant à la limite de liquidité</p> <p>P<sub>c</sub> : pression de consolidation (kg/cm<sup>3</sup>)</p>
Komine et Ogata (1994)	$\varepsilon_g = (K\gamma_{do} - 1) \times 100$	<p><math>\varepsilon_g</math> (%)</p> <p>K est un constant</p> <p><math>\gamma_{do}</math>(g/cm<sup>3</sup>)</p>
Guiras-Skandaji (1996)	$\varepsilon_g = -117.59 + 3.0571 w_i$	<p><math>\varepsilon_g</math> (%)</p> <p>wi (%)</p>
Mrad(2005)	$\log ps = 0.0208 Wl + 0.000665 \gamma_d - 0.0269 w_n - 2.132$	<p><math>\gamma_{do}</math>(g/cm<sup>3</sup>)</p> <p>wi (%)</p>
Bekkouche et Aissa mamoune 1 (2007)	$\log Sp = 4,06 - 0,033 Wn - 0,013 Tca - 1,29 \gamma_d - 0,12 M$	<p>M=1 pour gonflement libre</p>

		M=2 gonflement a volume constant M=3 gonflement selon la norme Afnor M=2=4 pour LCPC a volume constant M=5 LCPC avec variation de volume
Bekkouche et Aissa mamoune 1 (2007)	$\log p_s = - 0,37 + 0,004 I_p + 0,003 T_{ca} + 0,07 M + 0,22 \gamma_d$	Tca: teneur en ca Co3
Dounane et Trouzine 1 (2021)	$P_s = 433.1 - 16.40 I_p + 19.69 \cdot 10^{-2} I_p^2$	$I_p$ : sans unité
Dounane et Trouzine 2 (2021)	$P_s = -438.7 + 47.21 I_p - 1.146 I_p^2 + 83.13 \cdot 10^{-4} I_p^3$	$I_p$ : sans unité

## 6. CONCLUSION

On attribue généralement les déformations volumétriques des sols fins, notamment des argiles, à trois facteurs : les propriétés du sol, l'environnement et la condition de contrainte.

Ce chapitre a examiné les diverses techniques de caractérisation des paramètres de gonflement, y compris la pression et l'amplitude de gonflement.

On peut évaluer ces derniers de façon indirecte en les associant à d'autres paramètres du sol plus facilement mesurables, comme les limites d'Atterberg et la portion argileuse. Aussi connue sous le nom de corrélations empiriques, cette méthode est employée pour la classification et l'estimation du potentiel de gonflement des sols.

Il convient de noter que ces corrélations sont à considérer comme des indications, car elles ne prennent pas en compte la texture du sol ou l'état de contrainte in-situ, qui ont un impact significatif sur le comportement des sols. Toutefois, leur emploi ne peut substituer ni à l'étude géotechnique sur le terrain ni aux tests de caractérisation des propriétés du sol, sur site ou en laboratoire.

**CHAPITRE 3**  
**RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS ET SES**  
**APPLICATIONS EN GÉNIE CIVIL**

## **1. Introduction**

Les argiles sont des matériaux complexes, la prédiction pertinente de leur comportement passe naturellement par une démarche statistique. La complexité de leur microstructure, à presque toutes les échelles, rend nécessaire l'utilisation d'approche non linéaires. Afin de surmonter ces difficultés, on exploite certains outils capables d'approcher la prédiction du comportement mécanique tel que le gonflement. Parmi ces outils, figurent la méthode des réseaux de neurones (RNA). Il est donc avantageux de mettre en œuvre des réseaux de neurones pour toute application nécessitant de trouver, par des méthodes statistiques, une relation non linéaire entre des données numériques. (Merouane F., 2020)

Les RNA offrent une alternative pour la modélisation mathématique et font partie des modèles statistiques non paramétriques et non linéaires aptes à répondre aux problématiques d'identification, d'aide à la décision, de diagnostic, de prédiction, etc. L'application de ce type de modèle n'est apparue qu'au début des années 1990 et leur avantage réside dans leur capacité de généralisation (Bourouis M., 2022).

L'objectif principal de ce chapitre est de prédire avec une bonne fiabilité les paramètres de gonflement des sols étudiés en utilisant une méthode basée sur un modèle statistique non paramétrique telle que le réseau de neurones artificiels (RNA) afin d'éviter le recours aux différentes méthodes traditionnelles trop complexes à élaborer.

Ce chapitre est consacré à une introduction aux architectures de réseau neuronal de base et leur fonctionnement tout en soulevant le contexte d'application de la méthodologie RNA à l'ingénierie géotechnique est suivi.

## **2. Réseaux de neurones artificiels**

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont des modèles informatiques de traitement et d'identification de l'information. Ils représentent un puissant logiciel à usage général. Ils poussent sur des intérêts de recherche en modélisant les neurones du système biologique, en particulier le cerveau humain. Ils sont des réseaux fortement connectés de processeurs (neurones) élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcul une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit (Touzet 1992). L'information transportée par ces connexions est de type numérique. Les réseaux de neurones réalisent un calcul à partir de données issues de ses connexions et de données locales.

### **3. Historique des RNA**

En 1890 : W. James, introduit le concept de mémoire associative, et propose ce qui deviendra une loi de fonctionnement pour l'apprentissage sur les réseaux de neurones connue plus tard sous le nom de loi de Hebb.

1943 : J. Mc Culloch et W. Pitts laissent leurs noms à une modélisation du neurone biologique (un neurone au comportement binaire). Ceux sont les premiers à montrer que des réseaux de neurones formels simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes.

1949 : D. Hebb, a expliqué le conditionnement chez l'animal par les propriétés des neurones eux-mêmes. Ainsi, un conditionnement de type pavlovien tel que, nourrir tous les jours à la même heure un chien, entraîne chez cet animal la sécrétion de salive à cette heure précise même en l'absence de nourriture. La loi de modification des propriétés des connexions entre neurones qu'il propose explique en partie ce type de résultats expérimentaux.

1957 : F. Rosenblatt développa le modèle du Perceptron. Il construit le premier neuro-ordinateur basé sur ce modèle et l'applique au domaine de la reconnaissance de formes. Notons qu'à cette époque les moyens à sa disposition sont limités et c'est une prouesse technologique que de réussir à faire fonctionner correctement cette machine plus de quelques minutes.

1960 : B. Widrow, développe le modèle Adaline (Adaptative Linear Element). Dans sa structure, le modèle ressemble au Perceptron, cependant la loi d'apprentissage est différente. Celle-ci est à l'origine de l'algorithme de rétropropagation de gradient très utilisé aujourd'hui avec les Perceptrons multicouches.

1982 : J. J. Hopfield fixe préalablement le comportement à atteindre pour son modèle et construit à partir de là, la structure et la loi d'apprentissage correspondant au résultat escompté. Ce modèle est aujourd'hui encore très utilisé pour des problèmes d'optimisation.

1983 : Boltzmann crée une machine qui est le premier modèle connu apte à traiter de manière satisfaisante les limitations recensées dans le cas du perceptron. Mais l'utilisation pratique s'avère difficile, la convergence de l'algorithme étant extrêmement longue (les temps de calcul sont considérables).

1985 : La rétropropagation de gradient apparaît. C'est un algorithme d'apprentissage adapté aux réseaux de neurones multicouches (aussi appelés Perceptrons multicouches).

### **4. Fonctionnement des réseaux de neurones artificiels**

La sélection d'un modèle de réseau de neurone optimal doit tenir en considération, le type de problème à traiter, l'architecture optimale, la collecte de la base de données, la fonction de transfert, l'algorithme d'apprentissage, et le modèle de validation, dont certains doivent être pris avant la construction, d'autres après, et d'autres au fur et à mesure du fonctionnement. (Merouane F., 2020)

#### **4.1. Design des réseaux de neurones artificiels**

Les réseaux reçoivent les informations sur une couche réceptrice contenant des neurones. Les neurones traitent ces informations avec ou sans l'aide d'une ou plusieurs couches cachées

contenant une ou plusieurs neurones produisant un signal ou plusieurs de sortie (Figure 3.1). Chaque neurone appartenant soit à la première couche (réceptrice), soit aux couches cachées ou à la couche de sortie est liée aux autres neurones par des connexions (similaires aux synapses du cerveau) auxquelles sont affecté des poids. Une architecture optimale doit contenir trois critères indispensables :

- Le réseau doit avoir une forte capacité d'apprentissage.
- Le réseau doit avoir une capacité de généralisation.
- Le réseau doit comporter le nombre minimal des neurones.

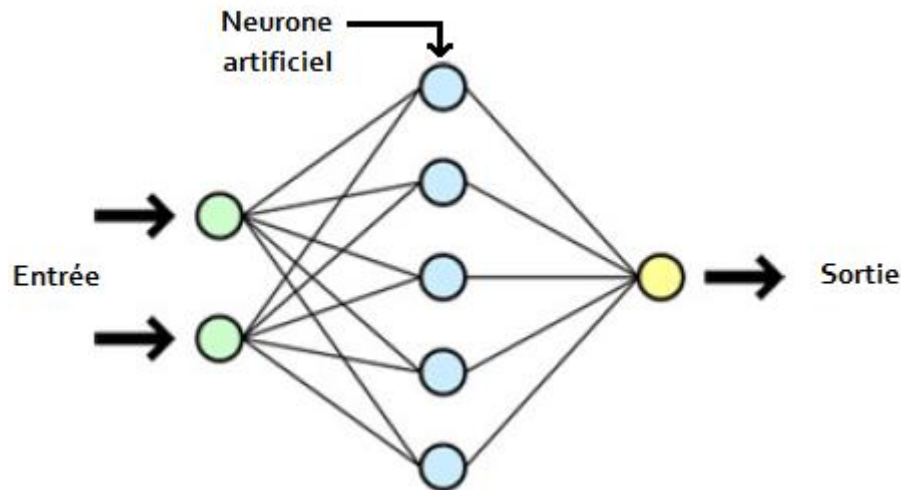


Figure 3.1. Schéma général d'un réseau de neurones.

#### 4.2. Neurone artificiel

L'architecture d'un réseau de neurones et la structure d'un neurone artificiel sont représentées dans la Figure 3.2. Les valeurs d'entrée ( $X_1, X_2, \dots, X_n$ ) et les poids associés aux entrées ( $W_{j1}, W_{j2}, \dots, W_{jn}$ ) sont les variables de la fonction d'activation qui détermine la valeur d'activation du neurone. Cette valeur d'activation est ensuite passée comme argument à la fonction de sortie, qui détermine la valeur de sortie d'un neurone,  $Y_j$ . L'entrée supplémentaire  $Y$  sert pour indiquer au neurone la valeur de sortie attendue pour que le neurone puisse corriger ses poids afin de s'approcher de cette valeur.

En résumé, un neurone artificiel réalise une somme pondérée de ces entrées, ajoute un seuil à cette somme et fait passer le résultat par une fonction de transfert pour obtenir sa sortie.

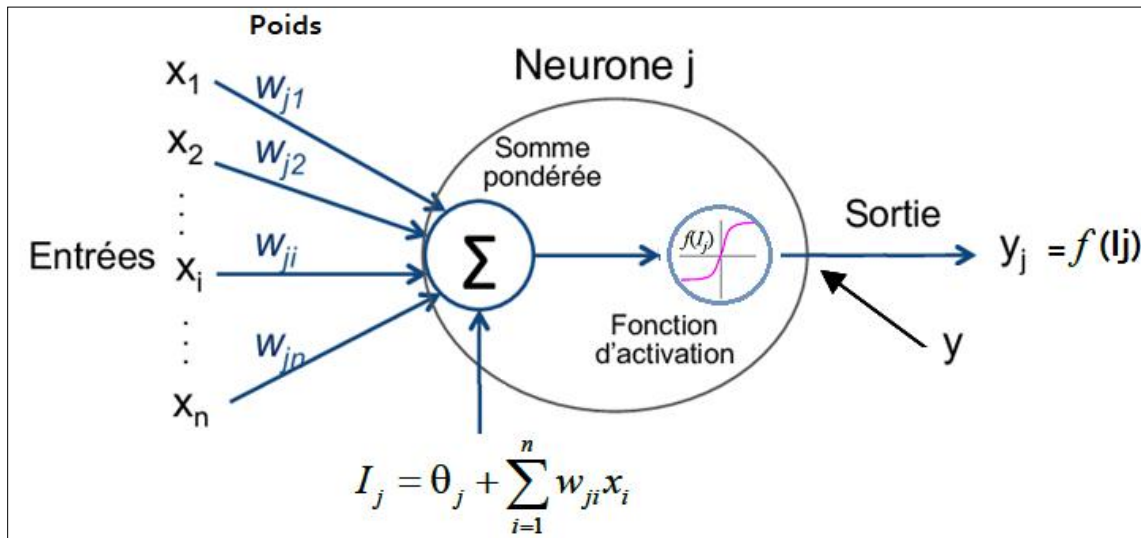


Figure 3.2. Schématisation et fonctionnement d'un neurone artificiel.

Le résultat de cette synthèse combinée est passé par une fonction de transfert (par exemple sigmoïde logistique ou tangente hyperbolique) pour produire la sortie de l'élément de traitement. Pour le neurone  $j$ , ce processus est résumé dans les équations illustrés dans la figure 3.2.

$$I_j = \theta_j + \sum_{i=1}^n W_{ji} X_i \quad (\text{Somme})$$

$$Y_j = f(I_j) \quad (\text{Transfert})$$

Où :  $I_j$  = le niveau d'activation du nœud  $j$ ;

$X_i$  = l'entrée de nœud  $i$ ,  $i = 0, 1, \dots, n$ ;

$W_{ji}$  = le poids de connexion entre les nœuds  $j$  et  $i$ ;

$\theta_j$  = le biais ou le seuil pour le nœud  $j$ ;

$Y_j$  = la sortie de nœud  $j$ ;

$f(I_j)$  = la fonction de transfert.

### Poids, $W_i$

La première chose que fait un neurone artificiel est de calculer la somme pondérée de ses entrées (le produit scalaire entre le motif d'entrée et les poids des connexions). Les poids sont des valeurs réelles qui déterminent la contribution de chaque entrée.

Le but d'un algorithme d'apprentissage pour un réseau de neurones est de déterminer le meilleur ensemble de poids pour le problème en considération. Trouver l'ensemble optimal est souvent un compromis entre temps de calcul, minimisation de l'erreur et conservation de la capacité de généralisation pour le réseau.

### Seuil, $\theta$

Le seuil ou le biais est un nombre réel qui est additionné à la somme pondérée des valeurs d'entrée. Il sert à introduire une non-linéarité dans le fonctionnement du neurone.

Les fonctions de seuillage présentent généralement trois intervalles :

1. En dessous du seuil, le neurone est non-actif (sa sortie vaut 0 ou -1 et il ne transmet rien) ;
2. Aux alentours du seuil, une phase de transition ;

3. Au-dessus du seuil, le neurone est activé (souvent dans ce cas, sa sortie vaut 1).

### Sortie du neurone, Y

Le neurone artificiel calcule sa sortie grâce à l'équation ci-dessous.

$$Y_j = f(\theta_j + \sum_{i=1}^n W_{ji} X_i)$$

C'est le résultat correspondant à l'application de la fonction d'activation à la somme pondérée des entrées, plus le seuil. Cette valeur peut être discrète ou réelle selon la fonction d'activation utilisée. (Chalabi Y., 2021)

Une fois que la sortie est calculée, elle peut être passée à un autre neurone (ou groupe de neurones) ou directement à l'environnement extérieur. L'interprétation de la sortie des neurones dépend du problème en considération.

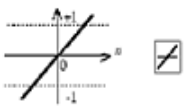
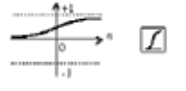
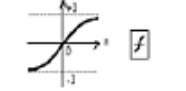
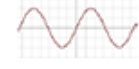
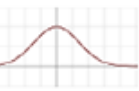
### 4.3. Fonction d'activation

Outre les architectures de réseaux, les neurones d'un réseau possèdent des fonctions d'activation qui vont transformer les signaux émis par les neurones de la couche précédente à l'aide d'une fonction mathématique appelé fonction d'activation (Figure 3.2).

L'activation d'un neurone est donnée par la somme des potentiels de sortie de ses prédécesseurs, pondérée par les poids synaptiques. Ce potentiel d'activation est ensuite transformé par une fonction afin de déterminer le potentiel de sortie. Cette fonction est la fonction d'activation elle-même, et elle peut profondément influencer sur la performance du réseau. Il est donc important de bien choisir le type de fonction d'activation des neurones dans un réseau de neurones.

On peut citer quelques fonctions d'activations de neurones telles que celles décrites dans le tableau 3.1 :

Tableau 3.1 : Modèles de fonctions d'activation.

Fonction	Représentation	Equation	Intervalle de définition
Purelin		$x$	$(-\infty, +\infty)$
Sigmoidale logistique : logsig		$\frac{1}{1 + e^{-x}}$	$(0,1)$
Tangente hy- perbolique tansig		$\frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$	$(-1, +1)$
Exponentielle		$e^{-x}$	$(0, +\infty)$
Sinus		$\sin(x)$	$[0, 1]$
Gaussienne		$\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2(\sigma^2)}\right]$	

## 5. Architecture des réseaux de neurones artificiels

Sur le plan architectural, un réseau de neurones peut être vu comme un ensemble d'unités élémentaires (les neurones) interconnectées de manière à former un système avec une ou plusieurs sorties (Chalabi Y., 2021). L'architecture des réseaux de neurones détermine le nombre de couches qui les composent et le nombre de neurones dans chaque couche. Dans sa forme typique, un réseau de neurones est composé de trois types de couches :

Une couche d'entrées :

La couche d'input est constituée de cellules (neurones) qui reçoivent des signaux de l'environnement. Cette couche sert à distribuer les valeurs d'entrées aux neurones des couches supérieures, éventuellement multipliées ou modifiées d'une façon ou d'une autre. Le nombre de neurones d'entrée dépendent du nombre de variables dans le vecteur d'input (Bourouis M., 2022).

Des couches cachées :

Les neurones dans ces couches n'ont aucune interaction directe avec l'environnement. Ils se situent entre la couche d'entrée et la couche de sortie. La détermination du nombre des neurones dans les couches cachées est la tâche la plus difficile dans les réseaux de neurones en général. Il est préférable d'utiliser un nombre réduit de neurones cachés mais il est insuffisant aussi d'utiliser que deux neurones pour modéliser un ensemble de données.

Plusieurs chercheurs ont essayé de formuler une suggestion pour résoudre ce problème. Huang G.B (2003), a prouvé que  $\sqrt{(m+2)N}$  de neurones cachés peuvent représenter des échantillons d'entrée avec toute la précision souhaitée, où  $m$  est le nombre de neurones de sortie. Tamura et Tateishi (1997) ont montré que  $(N/2) + 3$  de neurones cachés et les fonctions d'activation sigmoïdes peuvent représenter un échantillon de  $N$  données. Il est à noter que ce modèle conçu par Tamura et Tateishi (1997) est encore le plus appliqué. Exemple : Un échantillon de 10000 à besoin d'environ 5003 neurones cachés (Bourouis M., 2022).

Une couche de sorties :

Les neurones de cette couche émettent des signaux à l'environnement. Elle calcule une somme pondérée de toutes ses entrées. Le nombre des neurones de sortie est rattaché au problème étudié.

Structure d'interconnexion :

Les connexions entre les neurones qui composent le réseau décrivent la topologie du modèle.

Elle peut être quelconque, mais le plus souvent il est possible de distinguer une certaine régularité.

On distingue différents types de connexions dans le tableau 3.2.

## 6. Différents types des réseaux de neurones artificiels

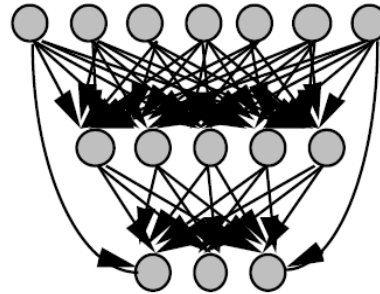
Il existe plusieurs types de réseaux, ces derniers diffèrent essentiellement dans l'architecture et les règles d'apprentissage et d'organisation. Les réseaux les plus utilisés, généralement, sont les perceptrons multicouches qualifiés par des algorithmes de propagation inverse. Ces derniers sont simples, robustes et très puissants dans l'identification du modèle et de la classification.

Tableau 3.2. Quelques modèles de connexions

**Modèles de connexions**

**Réseau multicouche**

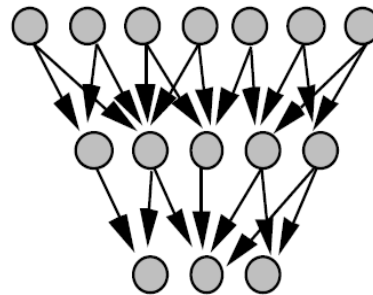
Les neurones sont arrangés par couche. Il n'y a pas de connexion entre neurones d'une même couche et les connexions ne se font qu'avec les neurones des couches avales. Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante et celle-ci seulement.



**Réseau à connexions locales**

à

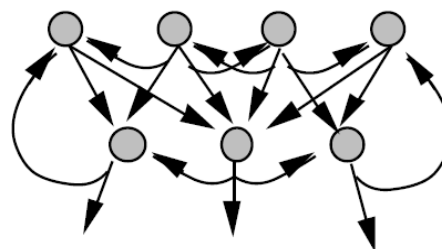
Il s'agit d'une structure multicouche, qui conserve une certaine topologie. Chaque neurone entretient des relations avec un nombre réduit et localisé de neurones de la couche avale. Les connexions sont donc moins nombreuses que dans le cas d'un réseau multicouche classique.



**Réseau à connexions récurrentes**

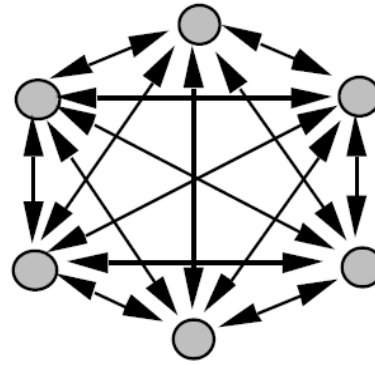
à

Les connexions récurrentes ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau multicouche. Ces connexions sont le plus souvent locales.



**Réseau  
connexion  
complète**

à Chaque neurone est  
connecté à tous les  
neurones du réseau.



Les réseaux multicouches de type rétro propagation (réseau feed-forward, multi layer perceptron) :

Le multi layer perceptron est l'architecture la plus connue des réseaux de neurones de type feed-forward. Il représente le modèle le plus courant et le plus simple de réseau non-linéaire. C'est la famille majoritairement employée, à lui seul ce type de réseau couvre plus de 95 % des applications scientifiques et industrielles (Bourouis M., 2022).

Les neurones et les biais sont organisés dans une structure de couches non-bouclées (feed-forward). Le réseau peut donc s'interpréter comme un modèle entrée-sortie, les poids et les biais étant les paramètres libres (ajustables) du modèle. Ces réseaux sont en mesure de modéliser des fonctions même très complexes, où le nombre de couches et le nombre d'unités dans chaque couche va déterminer la complexité de la fonction. Lors de la conception des Perceptrons Multicouches, il est important de bien spécifier le nombre de couches cachées ainsi que le nombre d'unités dans ces couches (Bishop, 1995). Mais il est également important de bien choisir les fonctions d'activation et les méthodes d'apprentissage.

Pour doter le perceptron multicouche de la propriété non linéaire, il faut qu'il comporte au moins une couche cachée (Figure 3.3) et que les fonctions d'activation des neurones qui le composent soient non-linéaires. Etant donné que plus on introduit des fonctions d'activation non linéaire plus on dote d'un réseau d'une puissante capacité à résoudre les problèmes complexes. Les neurones des couches d'entrée et les neurones de la couche de sortie ont des fonctions linéaires. Dans les applications pratiques, il est très rare d'utiliser plus de deux couches cachées (Bourouis M., 2022).

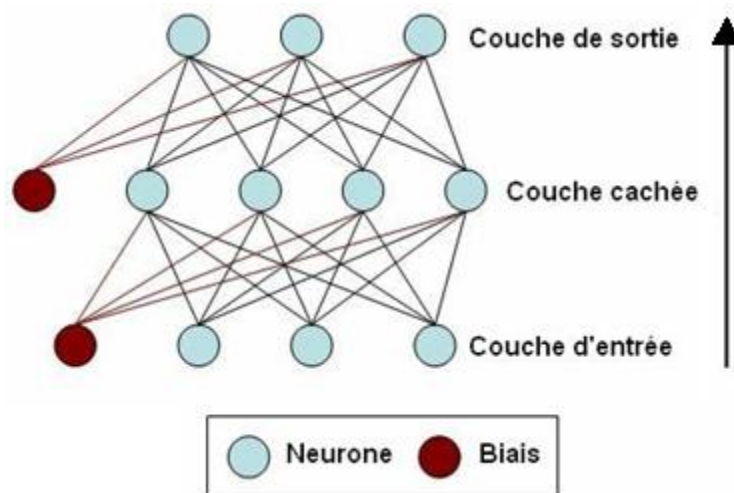


Figure 3.3. Schéma d'un réseau de neurones Perceptron Multicouches.

### Les Réseaux de Neurones à Fonctions à Base Radiale :

Un autre type d'architecture de réseaux de neurones est connu sous le nom de Fonctions à Base Radiale (RBF). Les réseaux RBF constituent probablement le type de réseaux de neurones le plus utilisé après les PMC. À de nombreux égards, les réseaux RBF s'apparentent aux réseaux PMC. Tout d'abord, ils possèdent également des connexions unidirectionnelles vers l'avant (feed-forward) et chaque neurone est entièrement connecté aux unités de la couche suivante (Figure 3.4). Les neurones sont organisés selon une topologie en couche avec une dynamique feed-forward (des entrées vers les sorties, sans boucle). Les modèles de réseaux de neurones RBF sont fondamentalement différents dans la manière dont ils modélisent la relation entre les entrées et les sorties. Tandis que les réseaux PMC modélisent la relation entrée-sortie en une seule étape, un réseau RBF va partitionner ce processus d'apprentissage en deux étapes indépendantes et bien distinctes. Au cours de la première étape, et grâce aux neurones de la couche cachée connus sous le nom de fonctions à base radiale, les réseaux RBF vont modéliser la distribution de probabilités des données d'entrée. Au cours d'une seconde étape, le réseau RBF va apprendre comment mettre en relation des données d'entrée  $X$  à une variable cible  $Y$ . Remarque : contrairement aux réseaux PMC, le terme de biais d'un réseau de neurone RBF n'est connecté qu'aux neurones de sortie. En d'autres termes, les réseaux RBF ne possèdent pas de terme de biais reliant les entrées aux unités radiales de base.

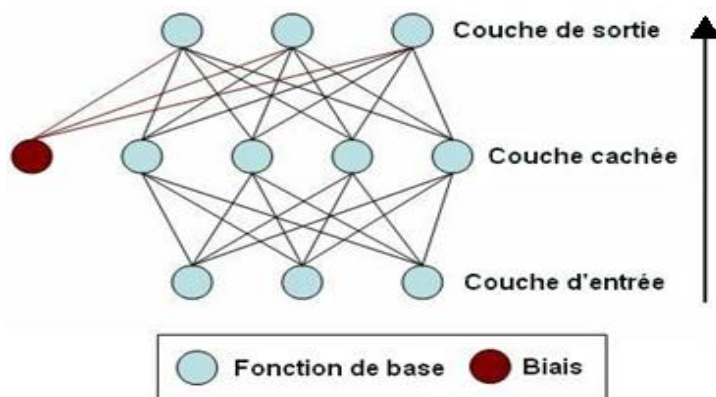


Figure 3.4. Schéma d'un réseau de neurones à Fonctions à Base Radiale.

## 7. Apprentissage

L'apprentissage est une étape très importante du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié itérativement jusqu'à l'obtention du comportement désiré, et ceci par l'ajustement des poids et les biais des neurones à une source d'information bien définie. Il existe plusieurs types de règles d'apprentissage qui peuvent être rassemblées en deux catégories qui sont l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé. (Chalabi Y., 2021)

Les étapes ci-dessus constituent l'apprentissage. Du point de vue des calculs, il repose sur la série d'étapes ci-dessous :

- i) Présenter au réseau un couple entrée-cible.
- ii) Calculer les prévisions du réseau pour les cibles.
- iii) Utiliser la fonction d'erreur pour calculer la différence entre les prévisions (sorties) du réseau et les valeurs cible. Reprendre les étapes 1 et 2 jusqu'à ce que tous les couples entrée-cible aient été présentés au réseau.
- iv) Utiliser l'algorithme d'apprentissage afin d'ajuster les poids du réseau de telle sorte qu'il produise de meilleures prévisions à chaque couple entrée-cible. Remarque : les étapes 1 à 5 constituent un seul cycle d'apprentissage ou itération. Le nombre de cycles nécessaire pour entraîner un modèle de réseaux de neurones n'est pas connu a priori mais peut être défini dans le cadre du processus d'apprentissage.
- v) Répéter à nouveau les étapes 1 à 5 pendant un certain nombre de cycles d'apprentissage ou d'itérations jusqu'à ce que le réseau commence à produire des résultats suffisamment fiables (c'est-à-dire des sorties qui se trouvent assez proches des cibles compte tenu des valeurs d'entrée). Un processus d'apprentissage type pour les réseaux de neurones est constitué de plusieurs centaines de cycles.

### **7.1. Apprentissage supervisé**

Dans ce type d'apprentissage, on cherche à imposer au réseau un fonctionnement donné en forçant les sorties des réseaux à prendre des valeurs bien données. Après l'apprentissage, le réseau est testé en lui donnant seulement les valeurs d'entrée mais pas les sorties désirées, et en regardant si le résultat obtenu est proche du résultat désiré.

Le réseau utilise l'écart existant entre l'ensemble de réponses qu'il produit et l'ensemble de réponses attendues afin de corriger ses poids synaptiques et de rectifier ses erreurs. Les valeurs des poids de connexion sont créées tout d'abord au hasard et le système cherche par itérations successives à obtenir une modélisation des données. A chaque étape, une entrée est présentée au réseau, il propage ces valeurs vers les neurones de sortie. Cette sortie calculée est comparée avec la réponse attendue et le système modifie les poids en conséquence. Cette altération des connexions est obtenue par l'algorithme de rétropropagation du gradient d'erreur (Aissa Mamoune SM, 2009).

Ce calcul est chargé de rétro-propager dans le réseau les erreurs constatées sur les sorties. En théorie, on ne peut jamais être sûr que cet algorithme finisse par déterminer un ensemble de poids convenable pour tous les couples d'entrées-sorties. En pratique, on ne construit pas un

seul R.N.A, mais plusieurs modèles en jouant sur les paramètres de cet algorithme, et en cherchant à obtenir un modèle qui s'adapte le mieux aux données.

### **L'algorithme de rétro propagation du gradient**

Lorsqu'on utilise un apprentissage supervisé dans le cas du PMC, les valeurs des poids de connexion sont créées tout d'abord au hasard puis le système cherche par itérations successives à obtenir le poids optimal. À chaque étape, une entrée est présentée au réseau, il propage ces valeurs vers les neurones de sortie. Chaque sortie calculée est comparée avec la réponse attendue pour que le système modifie les poids en conséquence. Cette altération des connexions est obtenue par l'algorithme de rétro propagation du gradient d'erreur.

Donc, l'objectif de cette méthode est d'apporter des corrections aux poids du réseau afin de réduire l'erreur globale  $E$ . Pour minimiser l'erreur globale (entre les sorties obtenues et les sorties souhaitées), on utilise la méthode de gradient descendant basée sur l'équation suivante :

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{nk} (Y_j - Y)^2$$

Où :  $Y_j$  représente la valeur estimée,  $Y$  la valeur observée et  $E$  c'est l'erreur globale.

### **7.2. Apprentissage non supervisé**

Lors d'un apprentissage non supervisé, on ne fournit pas au réseau les sorties que l'on désire obtenir. On le laisse évoluer librement jusqu'à ce qu'il se stabilise, c'est-à-dire que le réseau doit trouver par lui-même les régularités sous-jacentes des données.

## **8. Généralisation et performance des RNA**

La performance des réseaux de neurones se mesure par la manière dont ils peuvent prévoir des données inconnues (un ensemble de données inconnues est un ensemble de données n'ayant pas été utilisé lors de la phase d'apprentissage). Ce processus est connu comme la généralisation. La question de la généralisation est en fait une question majeure qui se pose lors de l'apprentissage des réseaux de neurones. Ce phénomène s'exprime par une tendance au surajustement des données d'apprentissage s'accompagnant d'une difficulté à prévoir de nouvelles données. Même s'il est toujours possible de trouver (sur-ajuster) un réseau de neurones suffisamment complexe et flexible en mesure de produire un ajustement parfait (c'est-à-dire avec une erreur d'apprentissage nulle), le véritable problème consiste à réussir à construire un réseau capable également de bien prévoir les nouvelles données. En définitive, il existe une relation entre le surajustement des données d'apprentissage et le mauvais pouvoir de généralisation. Par conséquent, lors de l'apprentissage des réseaux de neurones, nous devons toujours tenir compte des questions de performance et de généralisation (Aissa Mamoune SM, 2009).

### **8.1. Données de Test**

Différentes techniques permettent de lutter contre le problème de surajustement en apportant une réponse au problème de la généralisation. La plus courante consiste à utiliser des données de test. Les données de test sont en fait un échantillon de réserve qui n'est jamais utilisé pour l'apprentissage. Il est en revanche utilisé pour valider la manière dont un réseau se comporte pour modéliser la relation entre les entrées et les valeurs cible à mesure que l'apprentissage progresse. L'essentiel du travail permettant d'évaluer les performances en modélisation neuronale repose sur les différentes approches des données de test. L'optimisation d'un réseau de neurones s'effectue à l'aide d'un ensemble d'apprentissage. Un ensemble de test distinct est ensuite utilisé pour interrompre l'apprentissage afin de limiter le phénomène de surajustement.

## **8.2. Données de Validation**

Parfois, les données de test seules peuvent ne pas apporter une preuve suffisante du bon pouvoir de généralisation d'un réseau de neurones entraîné. Par exemple, il est tout à fait concevable qu'une bonne performance sur l'échantillon de test soit juste le fruit du hasard. Pour s'assurer que ce n'est pas le cas, nous recourons souvent à un autre jeu de données connu sous le nom d'échantillon de validation. Tout comme l'échantillon de test, l'échantillon de validation n'est jamais utilisé pour l'apprentissage du réseau de neurones. Il est utilisé en revanche à l'issue de l'apprentissage comme une vérification supplémentaire de la performance du modèle. Si la performance du réseau est tout à fait correcte à la fois sur l'échantillon de test et sur l'échantillon de validation, nous pouvons raisonnablement considérer que le réseau possède un bon pouvoir de généralisation sur des données inconnues.

## **8.3. Utilisation des RNA en Ingénierie**

L'utilisation des RNA ces dernières années a été augmenté dans toutes les disciplines de la science et de la technologie. Également des RNA ont été appliqués avec succès à beaucoup d'applications de l'ingénierie civile, environnementale et géotechnique.

### **8.3.1. En Génie civil et Science de l'environnement**

Dans le domaine du génie civil, plusieurs chercheurs ont utilisé les RNA avec succès pour pallier aux différents problèmes. A titre d'exemple, le risque de corrosion des armatures a été étudié en appliquant des modèles RNA par l'évaluation quantitative des teneurs en eau et en chlorures des bétons. (Sbartai 2006). Aussi l'utilisation des RNA pour estimer la résistance à la compression pour le béton caoutchouté a été étudiée (Rahali 2018).

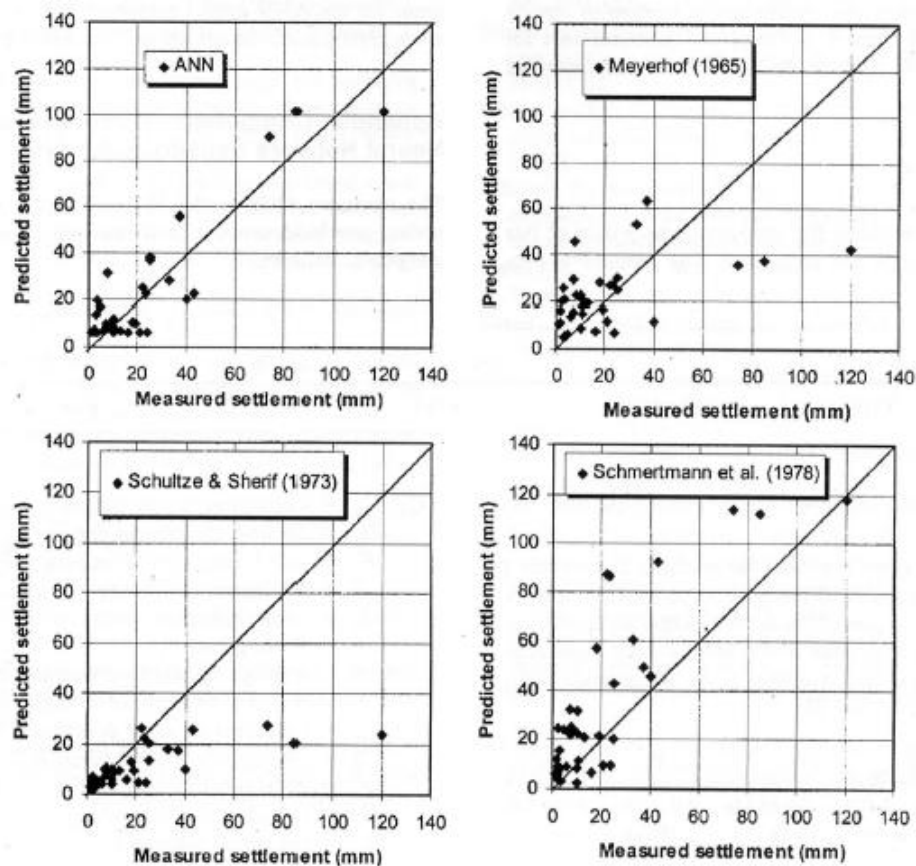
Les réseaux de neurones ont trouvé un grand succès dans la simulation et la prévision des paramètres environnementaux. En effet, Abdallaoui et al., 2012, ont proposé de prévoir les métaux lourds dans les sédiments fluviaux marocains, à partir d'un certain nombre de paramètres physico-chimiques par la méthode des réseaux de neurones. D'autres exemples d'application de ces réseaux est la prédiction de l'humidité à partir des variables météorologiques (El Badaoui, 2017), et l'estimation de la température de l'eau de rivière (Bélangier et al., 2005).

### **8.3.2. En Géotechnique**

Shahin et al. (2001) ont donné un aperçu général de la plupart des applications qui sont apparues dans la littérature d'ingénierie géotechnique. De nombreux chercheurs ont utilisé les RNA pour la modélisation du comportement des géomatériaux. (Basheer 2002 ; Ellis et al. 1995 ; Ghaboussi et al. 1998; Hashash et al. 2004 ; Najjar et al. 2007; Penumadu et al. 1999; Romo et al. 2001; Shahin et al.2006).

L'applicabilité des RNA pour prédire les déplacements induits par la liquéfaction des sols a été abordé par plusieurs chercheurs, Ali et Najjar 1998 ; Goh 2002; Hanna et al., 2007 ; Juang et Chen 1999 ; Kim et Kim 2006.

Les RNA ont aussi attiré certains chercheurs pour résoudre le problème de l'estimation des tassements de fondations superficielles, Chen et al., 2006 ; Shahin et al., 2002a (Figure 3.5) ; Sivakugan et al. 1998), ainsi que la capacité portante des fondations peu profondes Padminin et al. (2008) ; Tarawneh (2013).

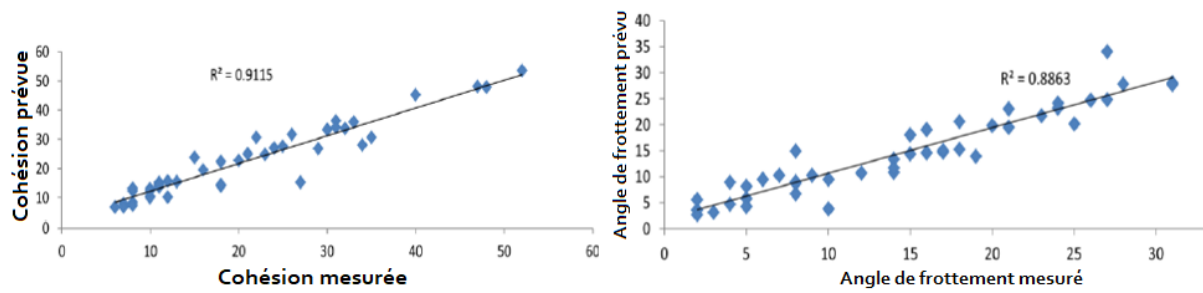


**Figure 3.5.** Comparaison du modèle neuronal avec trois autres modèles (Shahin et al. 2002).

D'autres applications des RNA ont fait l'objet de divers études géotechniques, parmi ces études on cite : les murs de soutènement (Goh et al., 1995 ; Kung et al. 2007), les barrages (Kim et Kim 2008), la caractérisation des sites (Najjar et Basheer 1996; Rizzo et al., 1996; Zhou et Wu 1994), les tunnels et les ouvertures souterraines (Lee et Sterling 1992; Moon et al. 1995; Shi et al., 1998; Yoo et Kim 2007) et la stabilité de la pente (Ni et al. 1996; Goh et Kulhawy 2003; Mayoraz et Vulliet 2002; Neaupane et achet 2004; Zhao 2008).

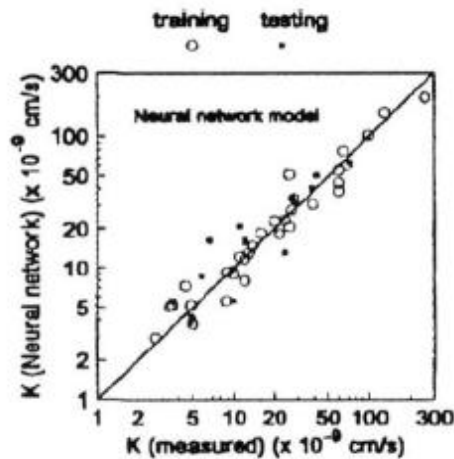
Toujours basé sur l'application des RNA, des modèles ont été développés pour l'estimation de plusieurs propriétés des sols, telles que la pression de pré-consolidation (Celik et Tan 2005), la

résistance au cisaillement (Lee et al., 2003; Yang et Rosenbaum 2002 ;S. D Iyeke 2016)(Figure 3.6).



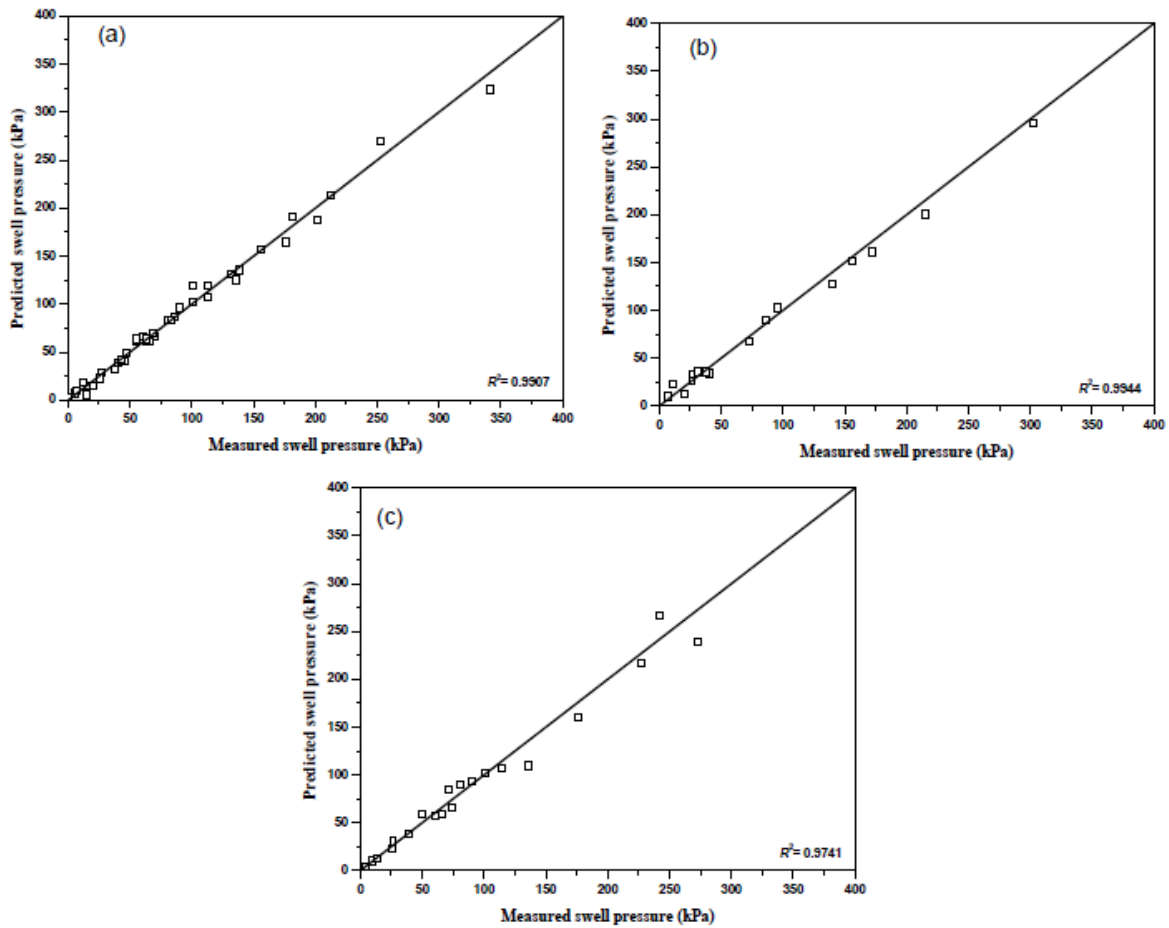
**Figure 3.6.** Relation entre la Cohésion et l'angle de frottement mesurés et estimés par RNA (S. D Iyeke 2016).

Le compactage et la perméabilité (Anthony 1995b) (Figure 3.7); Gribb et Gribb 1994; Sinha et Wang 2008), la classification des sols (Cal 1995). L'indice de compressibilité (Kurnaz et al 2016).



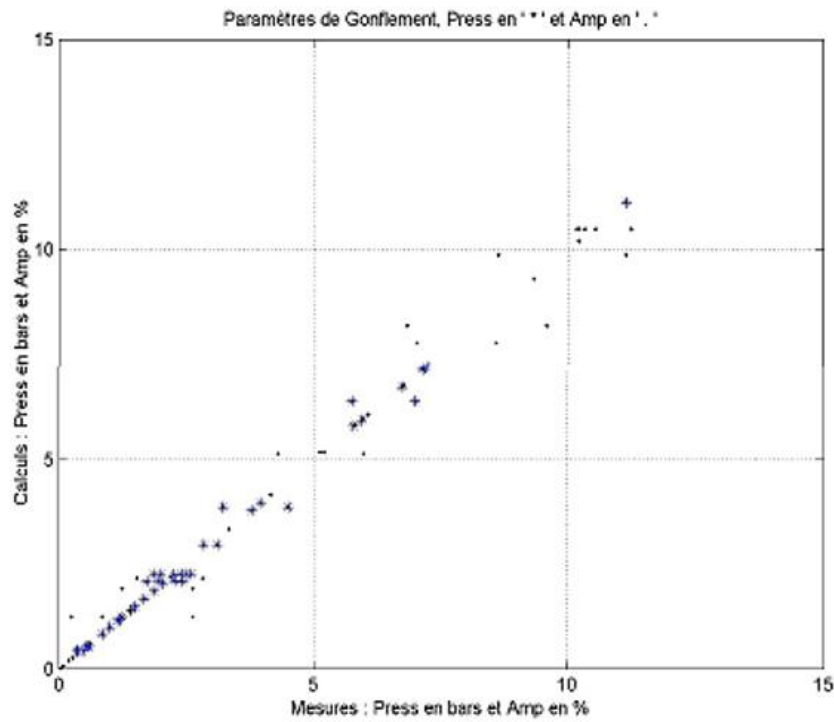
**Figure 3.7.** Résultat de l'estimation de la perméabilité (Anthony et al. 1995).

Même si la littérature liées aux applications des RNA en géotechnique est abondante, seules quelques études ont été réalisées par certains auteurs pour résoudre les problèmes liés aux sols gonflants et prédire le potentiel de gonflement en utilisant des RNA. Najjar YM, Basheer IA (1998), ont utilisé les RNA pour modéliser le gonflement, ils ont conclu que la technique RNA présentait de meilleurs résultats que l'analyse de régression multivariée. basma AA et al. (2003), ont modéliser l'amplitude de gonflement d'une argile en fonction du temps à l'aide des RNA. Meisina C, Najjar Y (2004), ont utilisé les RNA pour estimer le retrait-gonflement d'une argile italienne, et les résultats ont été meilleurs que la modélisation mathématique traditionnelle, montrant l'efficacité de la technique RNA. Moosavi M et al. (2006), ont modélisé la pression de gonflement cyclique de roche de boue en utilisant des RNA. Erzin, Y. (2007), a étudié le comportement de la pression de gonflement en fonction de la succion dans le sol en utilisant des réseaux de neurones artificiels (Figure 3.8).



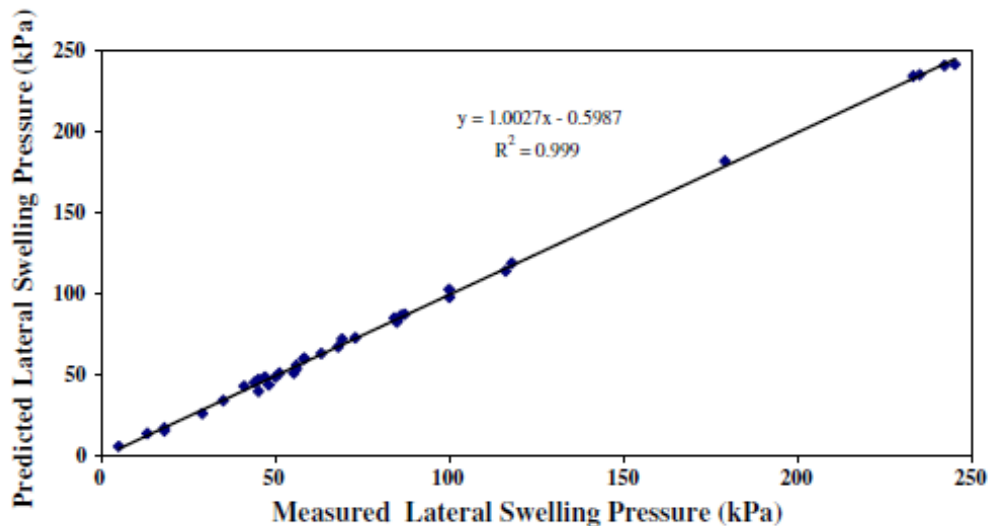
**Figure 3.8.** Comparaison entre les valeurs expérimentales avec RNA pour (a)apprentissage, (b) validation et (c) test (Erzin, Y. 2007).

Doris JJ et al. (2008) ont utilisé les RNA pour la prévision du mouvement vertical de surface des sols dû aux retrait-gonflement. Ashayeri I et al. (2009) ; Aissa Mamoune SM (2009) et Merouane F (2019), ont estimé l'amplitude et la pression de gonflement des argiles non saturées utilisant les RNA (Figure 3.9).

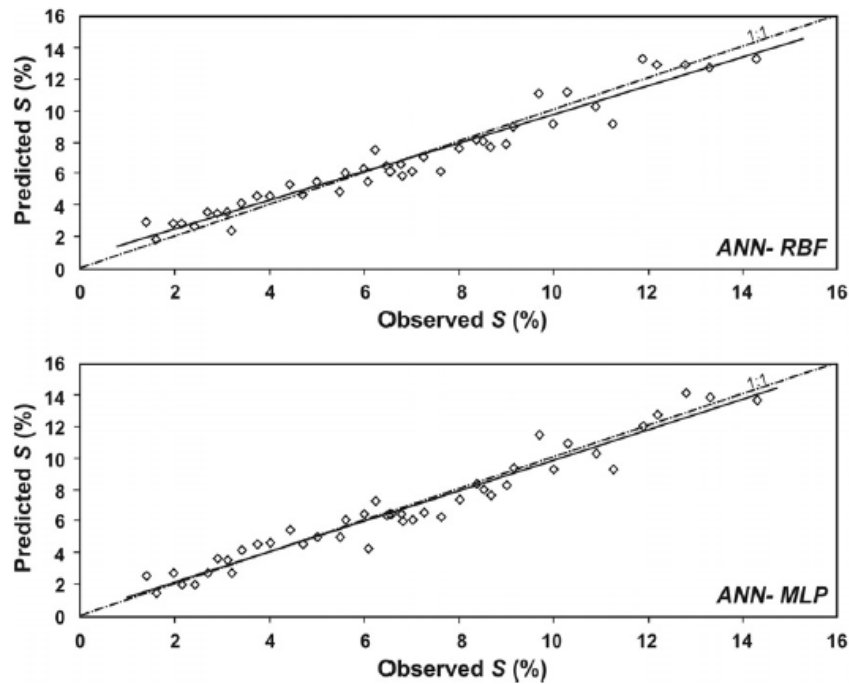


**Figure 3.9.** Résultat du modèle RNA pour l'estimation de la pression et l'amplitude de gonflement simultanément (Aissa Mamoune 2009).

Banu Ikizler S et al. (2010), ont aussi estimé la pression de gonflement des sols expansifs avec des RNA(Figure 3.10). Barakat et Attom (1999) et Isik Yilmaz (2011), ont présenté une comparaison entre plusieurs modèles d'analyse de régression (RLM) et un modèle RNA pour prédire la pression de gonflement de l'argile. Les résultats ont montré que le modèle RNA était très efficace pour prédire la pression de gonflement de l'argile (Figure 3.11).

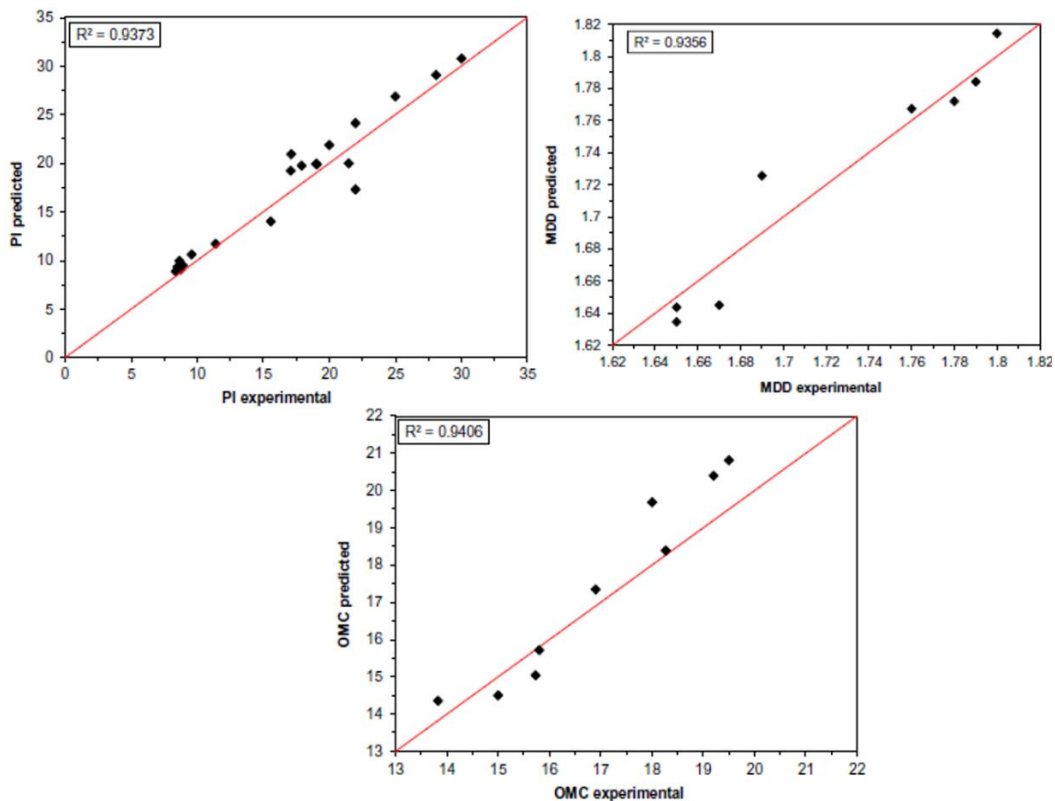


**Figure 3.10.** Relation entre la pression latérale de gonflement mesurée et prédite par RNA (Banu I. S et al. 2010).



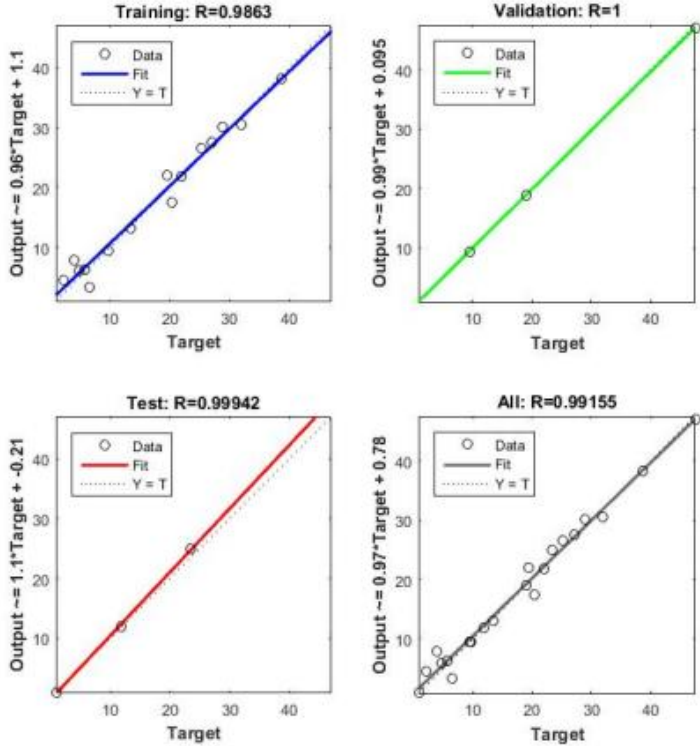
**Figure 3.11.** Corrélation entre valeurs observées et prédites du pourcentage de gonflement par modèles RNA (MLP et RBF) (Isik Yilmaz 2011).

Taleb Bahmed et al. (2017) ont développé des modèles performants utilisant des RNA pour la prévision de l'indice de plasticité, de la densité sèche maximale et de la teneur en eau optimale d'un sol de fondation argileux stabilisé avec l'ajout de chaux (Figure 3.12).

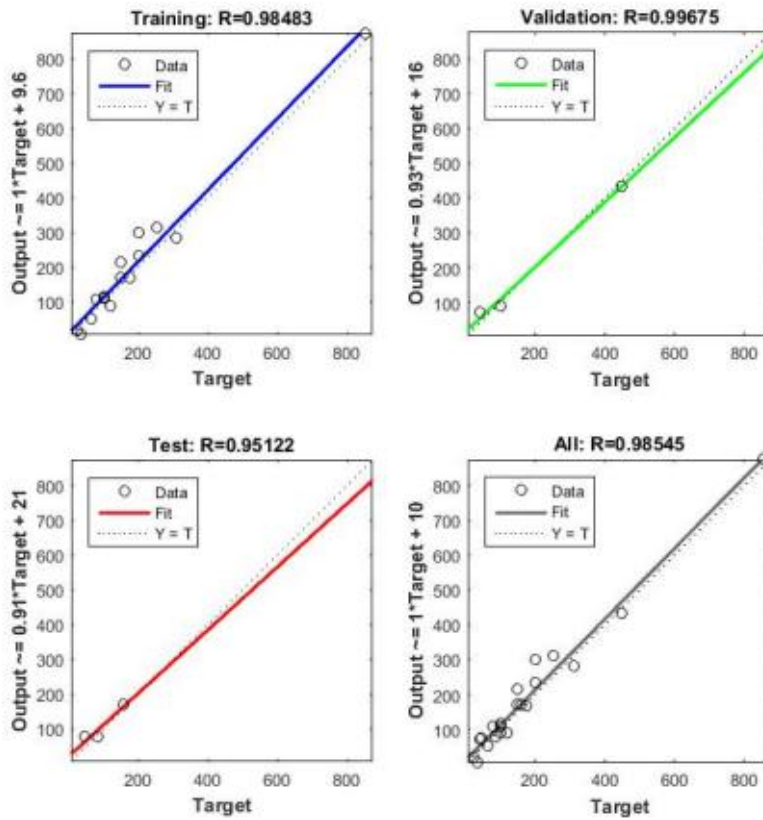


**Figure 3.12.** Résultats de prévision de l'indice de plasticité, de la densité sèche maximale et de la teneur en eau optimale par RNA (Taleb Bahmed et al. 2017)

Dounane (2021) a eu recours à la méthode des réseaux de neurones artificiels (ANN) pour élaborer un modèle de prédiction du potentiel et de la pression de gonflement. Ce modèle a été conçu et validé à partir de deux paramètres principaux : la teneur en argile et l'indice de plasticité. En s'appuyant sur les données expérimentales collectées, la technique des ANN a ensuite été appliquée afin de développer une formulation permettant d'estimer le potentiel de gonflement ainsi que la pression correspondante en fonction de ces deux paramètres. (Figure 3.13) et (Figure 3.14)

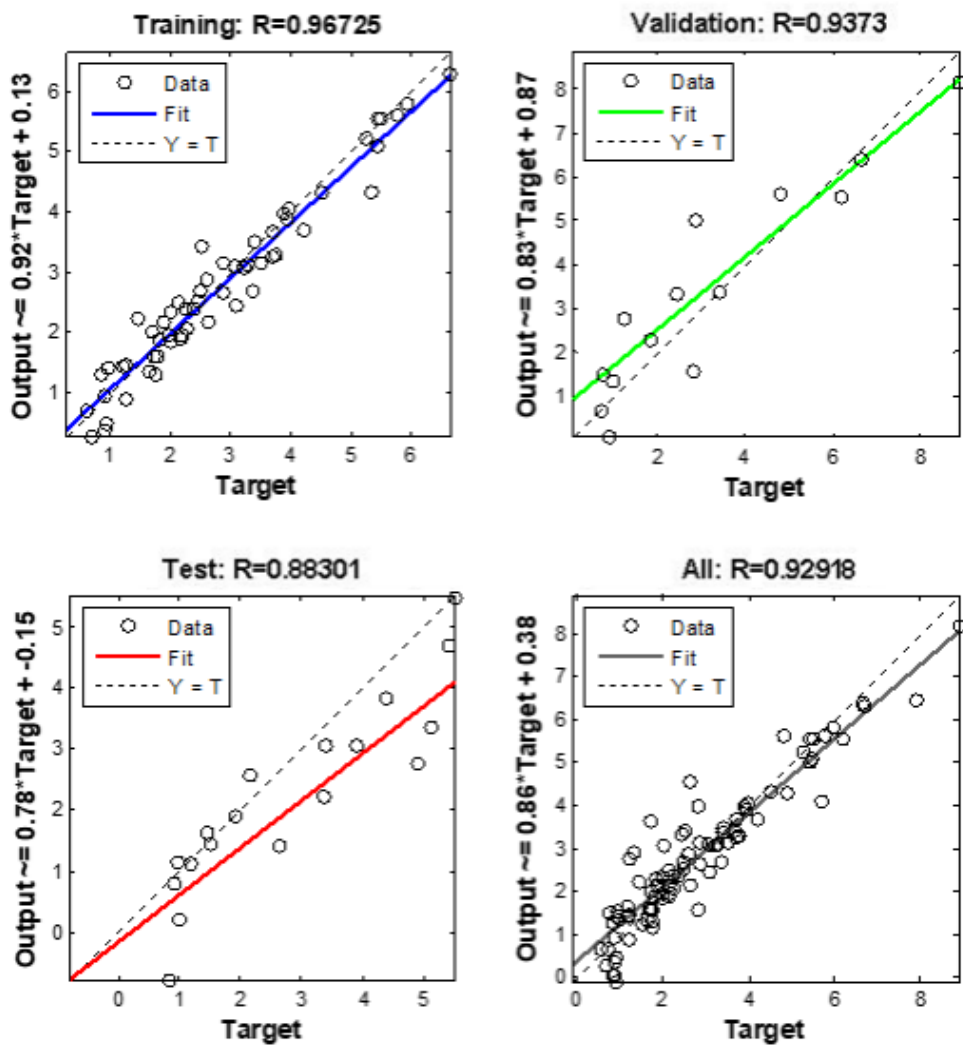


**Figure 3.13.** Résultats de prévision de la pression de gonflement par RNA (Dounane, 2021)

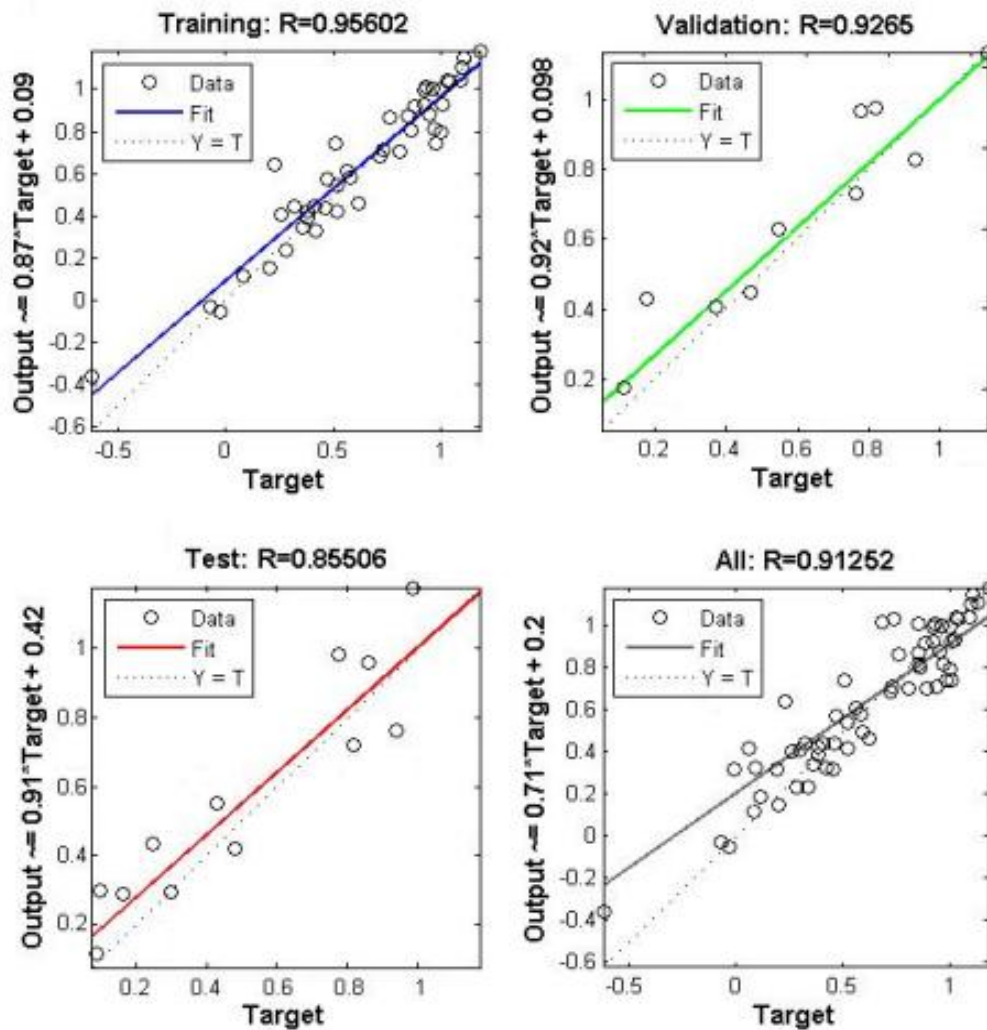


**Figure 3.14.** Résultats de prévision du potentiel de gonflement par RNA (Dounane, 2021)

Merouane (2020) a élaboré des modèles RNA pour la prévision du gonflement de deux sites ensembles (mascara et Tlemcen), pour la prédiction des paramètres de gonflement. Les résultats sont montrés sur les figures 3.15 et 3.16 ci-dessous.



**Figure 3.15.** Apprentissage, test et validation du modèle RNA pour l'estimation de la pression de gonflement (site1: Mascara +site 2 :Tlemcen) (Merouane, 2020)



**Figure 3.16.** Apprentissage, test et validation du modèle RNA pour l'estimation de la pression de gonflement (site1: Mascara +site 2 :Tlemcen) (Merouane, 2020)

L'intérêt croissant porté aux réseaux de neurones par les ingénieurs géotechniciens est dû à leur excellente capacité à modéliser des problèmes non linéaires à plusieurs variables. Les réseaux neuronaux peuvent saisir les interactions non linéaires entre les variables et produire des prévisions raisonnablement précises. Par rapport à d'autres méthodes conventionnelles, celle-ci offre l'avantage de pouvoir être immédiatement mise à jour, au fur et à mesure que l'on accumule de nouveaux résultats (Aissa Mamoune SM, 2009).

## 9. CONCLUSION

Dans un contexte où la complexité des sols argileux rend difficile l'élaboration de modèles prédictifs classiques, le recours aux réseaux de neurones artificiels s'avère particulièrement pertinent.

Leur capacité à modéliser des relations non linéaires complexes et à généraliser à partir de données d'apprentissage en fait un outil puissant pour la prédiction des phénomènes tels que le gonflement des sols.

Ce chapitre s'inscrit donc dans cette logique en explorant l'application des RNA à des problématiques géotechniques, en mettant l'accent sur leur architecture, leur fonctionnement, ainsi que leur potentiel en tant qu'alternative efficace aux méthodes traditionnelles.

## **CHAPITRE 4**

### **UTILISATION DES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS POUR LA PRÉVISION DES PARAMÈTRES DE GONFLEMENT**

# Utilisation des réseaux de neurones artificiels pour la prévision des paramètres de gonflement

## 1. INTRODUCTION

Compte tenu de l'intérêt croissant que suscite l'utilisation des réseaux de neurones artificiels (RNA) dans le domaine de la modélisation et de la prédiction des phénomènes complexes, nous proposons, dans le cadre de ce travail, le développement d'une méthode innovante reposant sur cette technologie. Plus précisément, il s'agit de mettre en œuvre une approche basée sur les RNA pour estimer deux paramètres fondamentaux du comportement des sols argileux : la pression de gonflement et le potentiel de gonflement.

Ces deux paramètres jouent un rôle crucial dans l'évaluation de la stabilité des ouvrages géotechniques, en particulier dans les zones où les sols présentent des risques de gonflement volumique sous l'effet de variations hydriques. Les méthodes traditionnelles d'estimation, bien que reconnues, sont souvent lourdes à appliquer, nécessitant des essais de laboratoire complexes, longs et parfois coûteux.

L'approche par réseaux de neurones artificiels, en revanche, permet de modéliser des relations non linéaires entre des variables d'entrée (caractéristiques physico-mécaniques des sols, teneur en eau, densité, plasticité, etc.) et les grandeurs à prédire, sans avoir besoin de formuler explicitement une équation mathématique. Ce type de modèle apprend à partir de données expérimentales, ce qui lui confère une grande souplesse et une capacité de généralisation utile pour des cas non encore observés.

Ainsi, cette nouvelle technique que nous proposons vise à fournir un outil performant, rapide et fiable pour la prédiction des propriétés de gonflement des sols, contribuant ainsi à une meilleure prise en compte de ces phénomènes dans la conception des projets d'ingénierie géotechnique.

## 2. Méthodologies

Afin de trouver le modèle le plus approprié pour estimer les paramètres de gonflement, la méthodologie suivie comprends les étapes suivantes :

- (1) La création d'une base de données géotechniques des sols étudiés collectée auprès de la littérature internationale, incluant les mesures des paramètres d'identification physiques et les paramètres de gonflement. (Voir Annexe 1)

Dans un premier temps, et afin d'analyser la fiabilité des données une étude statistique sommaire a été réalisée. Les données collectées sont utilisées séparément pour construire des modèles prédictifs propres à la pression du gonflement et au potentiel de gonflement.

L'étude est basée sur 438 mesures expérimentales pour la pression et 291 mesures expérimentales pour le potentiel.

- (2) L'analyse RNA a été réalisée à l'aide de l'application « neural net fitting », disponible dans MATLAB, à travers l'algorithme de la rétropropagation des erreurs de Levenberg-Marquardt « feed forward back propagation », en utilisant la fonction de transfert « Tan-sigmoïde » :

$$f(I_j) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha(I_j)}}$$

Où :  $\alpha$  est une constante utilisée pour contrôler la pente de la région semi-linéaire. Cette fonction transforme l'intervalle  $[-\infty ; +\infty]$  à  $[-1 ; +1]$  ;

$I_j$  est la sommation des entrées pondérées.

- (3) Pour l'architecture des RNA, sept paramètres physiques ont été utilisés dans la couche d'entrée, une couche cachée avec un nombre changeant de neurones afin de trouver le modèle le plus approprié et le paramètre à estimer dans la couche de sortie. Les données ont été divisées en trois parties, à savoir 70% pour la phase d'apprentissage et 15% pour la phase de test et 15 % pour la phase de validation.
- (4) Afin de déterminer le modèle RNA le plus approprié pour prédire les paramètres de gonflement, le coefficient de corrélation  $R$  et l'erreur quadratique moyenne (MSE) sont calculés, ils sont les paramètres statistiques fondamentaux fréquemment utilisés pour estimer la performance de prédiction des RNA.

Plus le coefficient  $R$  est proche des valeurs extrêmes -1 et 1, plus l'estimation est bonne.

$$R = \frac{\sum_{j=1}^N (Y - \bar{Y})(Y_j - \bar{Y}_j)}{\sqrt{\sum_{j=1}^N (Y - \bar{Y})^2} \sqrt{\sum_{j=1}^N (Y_j - \bar{Y}_j)^2}}$$

- Des valeurs inférieures de MSE sont meilleures. Zéro signifie pas d'erreur.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (Y - Y_j)^2$$

Avec :

$Y, Y_j$  sont les valeurs observées et les valeurs prédites par les RNA

$\bar{Y}, \bar{Y}_j$  Sont la moyenne de  $Y, Y_j$  respectivement.

$N$  représente le nombre de données.

### 3. Estimation des paramètres de gonflement

Pour l'estimation des paramètres de gonflement des données collectées deux modèles de prévision ont été développés : RNA1 pour prédire la pression de gonflement, RNA2 pour le potentiel de gonflement.

Pour l'élaboration de ces modèles, nous avons utilisé un fichier de données comportant une population de 438 échantillons étudiant 07 facteurs relatifs à la pression de gonflement et une population de 291 échantillons étudiant 05 facteurs relatifs au potentiel de gonflement. Ces derniers sont, la teneur en eau naturelle  $W$  (%), la limite de liquidité  $WL$  (%), l'indice de plasticité  $I_p$  (%), l'activité  $A$ , la densité sèche  $\gamma_d$  ( $\text{kN/m}^3$ ), le pourcentage des fines inférieures à  $80 \mu\text{m}$ , la pression de gonflement  $P_g$  (bars) et le potentiel de gonflement (%).

L'analyse statistique sommaire de ces données est présentée dans les tableaux 4.1 et 4.2 suivants :

Tableau 4.1. Analyse statistique sommaire pour le modèle de la pression.

	wl (%)	wp (%)	$I_p$ (%)	$\gamma_{dopm}$ ( $\text{KN/m}^3$ )	Activité ( $I_p/\%2 \square m$ )	$W_{opm}$ (%)	% 80 $\square m$	Pression de gonflement ( $\sigma$ ) Bars
<b>Nbre</b>	438,00	438,00	438,00	438,00	438,00	438,00	438,00	438,00
<b>Min</b>	53,00	17,00	26,00	10,00	0,48	0,00	66,00	0,10
<b>Max</b>	148,00	48,00	131,00	20,00	3,64	40,00	100,00	9,60
<b>Ecart type</b>	14,83	6,00	16,93	2,03	0,41	6,97	6,64	1,32
<b>Moy</b>	80,57	27,48	53,08	15,66	1,06	15,90	90,24	2,36

Tableau 4.2. Analyse statistique sommaire pour le modèle du potentiel.

	wl (%)	wp (%)	$I_p$ (%)	$\gamma_{dopm}$ ( $\text{KN/m}^3$ )	$W_{opm}$ (%)	Potentiel %
<b>Nbre</b>	291	291	291	291	291	291
<b>Min</b>	23,40	10,98	1,20	1,69	10,00	0,01
<b>Max</b>	108,00	53,40	82,00	21,80	55,00	92,78
<b>Ecart Type</b>	13,69	4,70	12,01	1,82	6,00	13,61
<b>Moy</b>	68,46	27,96	40,50	15,77	20,34	18,82

Les résultats montrent que les sols testés sont majoritairement argileux à très plastiques, avec :

- Forte activité argileuse ( $>1$ ), ce qui accentue les risques de gonflement,

- Haute pression de gonflement, représentant un danger pour les structures (routes, fondations),
- Plasticité élevée, rendant ces sols sensibles à l'eau et aux variations climatiques.

Les 438 échantillons étudiés révèlent des sols très plastiques et majoritairement argileux, avec une forte teneur en fines (90 % passent au tamis 80  $\mu\text{m}$ ). L'indice de plasticité élevé (moyenne de 53,08 %) et l'activité argileuse moyenne à élevé (moyenne de 1,06) indiquent des argiles actives, susceptibles de gonfler en présence d'eau. Cela est confirmé par une pression de gonflement moyenne de 2,36 bars, ce qui est significatif et peut entraîner des problèmes de stabilité pour les structures. La masse volumique sèche optimale (15,66  $\text{kN/m}^3$ ) et la teneur en eau optimale (15,9 %) sont typiques des sols fins à forte plasticité.

#### 4.2. Influence des paramètres d'identification sur la pression de gonflement :

Pour mieux analyser l'influence de chaque paramètre sur la pression de gonflement, une analyse par régression a été menée.

Cette méthode permet d'évaluer de manière quantitative l'impact de différents facteurs sur la pression de gonflement en isolant l'effet de chaque variable.

Les résultats de cette analyse sont présentés dans les figures qui suivent, où l'on peut observer clairement les relations entre les paramètres étudiés et leur contribution respective à la pression de gonflement.

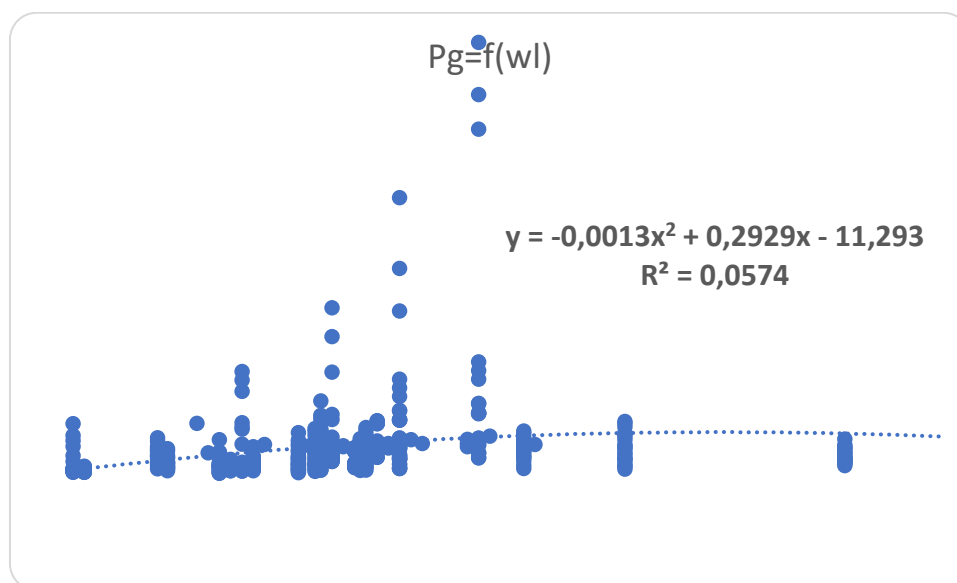


Figure 4.1. Variation de la pression de gonflement en fonction de la limite de liquidité.

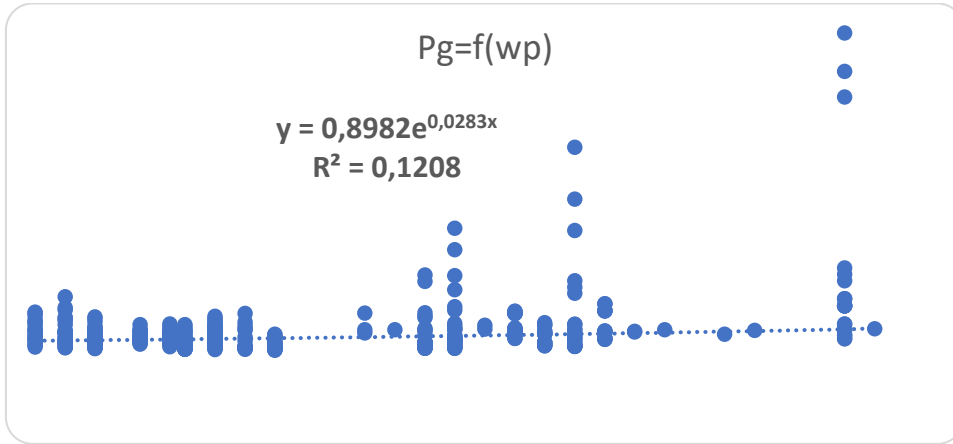


Figure 4.2. Variation de la pression de gonflement en fonction de la limite de plasticité.

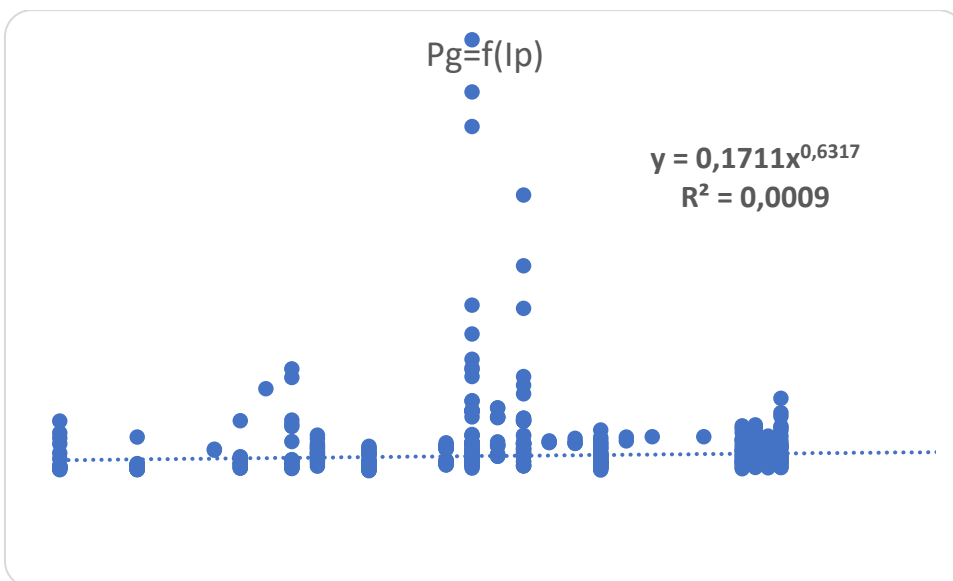


Figure 4.3. Variation de la pression de gonflement en fonction de l'indice de plasticité.

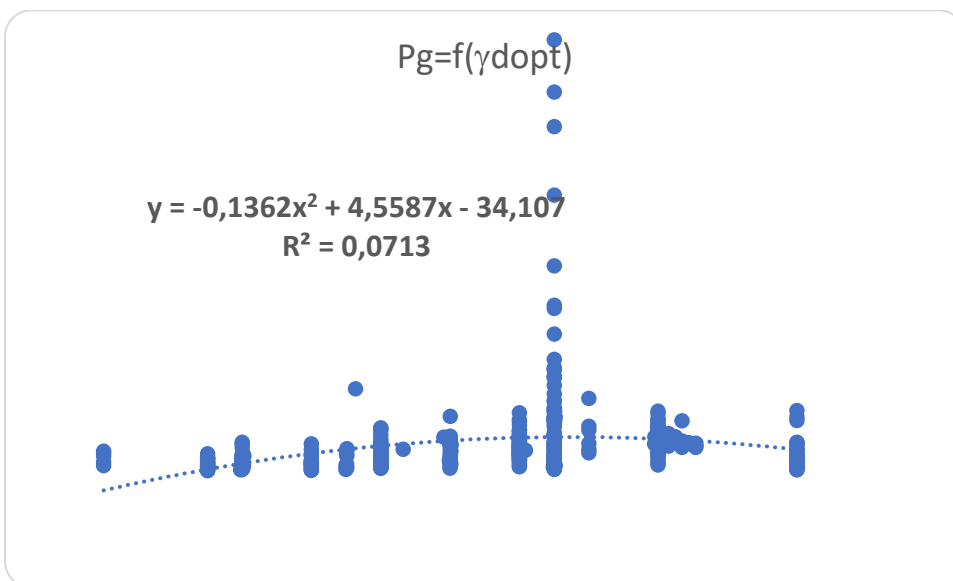


Figure 4.4. Variation de la pression de gonflement en fonction du poids volumique sec à l'optimum.

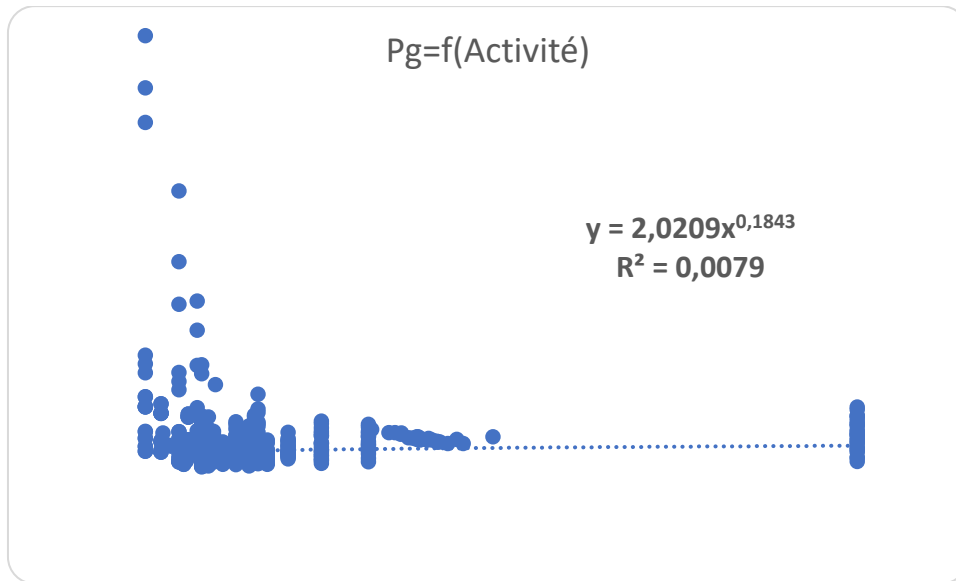


Figure 4.4. Variation de la pression de gonflement en fonction de l'Activité

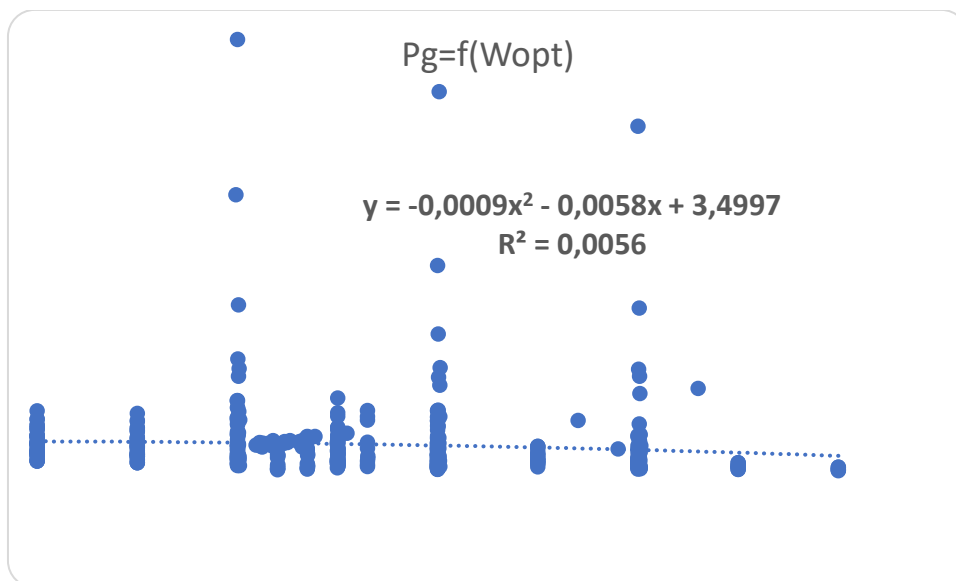


Figure 4.4. Variation de la pression de gonflement en fonction du teneur en eau à l'optimum

L'analyse a permis de constater que les paramètres choisis ne sont pas suffisants seuls pour mener à une estimation fiable de la pression de gonflement.

Cette conclusion est clairement mise en évidence par les valeurs très faibles des coefficients de détermination ( $R^2$ ), qui indiquent une faible capacité des variables sélectionnées à expliquer la variabilité de la pression.

Ces résultats soulignent la complexité du phénomène de gonflement, suggérant que plusieurs facteurs jouent un rôle déterminant dans ce processus.

Les figures illustrent ces résultats et permettent d'observer plus en détail cette faiblesse de l'ajustement des modèles.

## 4.2. Influence des paramètres d'identification sur le potentiel de gonflement

Pour mieux analyser l'influence de chaque paramètre sur le potentiel de gonflement, une analyse par régression a été réalisée. Cette approche permet d'évaluer quantitativement l'impact de chaque facteur en isolant l'effet de chaque variable sur le potentiel de gonflement. Les résultats de cette analyse sont présentés dans les figures suivantes, où l'on peut clairement observer les relations entre les différents paramètres étudiés et leur contribution respective au potentiel de gonflement.

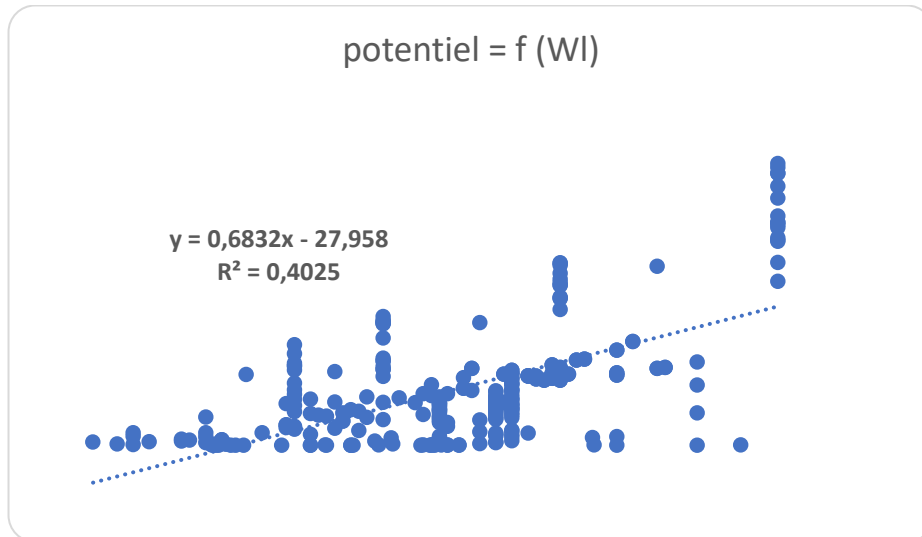


Figure 4.5. Variation du potentiel de gonflement en fonction de la limite de liquidité

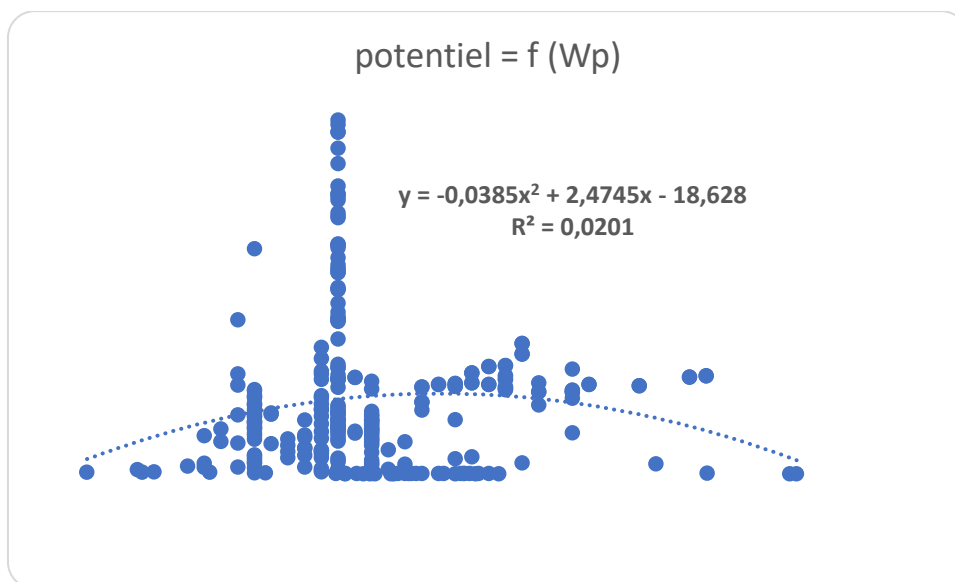


Figure 4.6. Variation du potentiel de gonflement en fonction de la limite de plasticité.

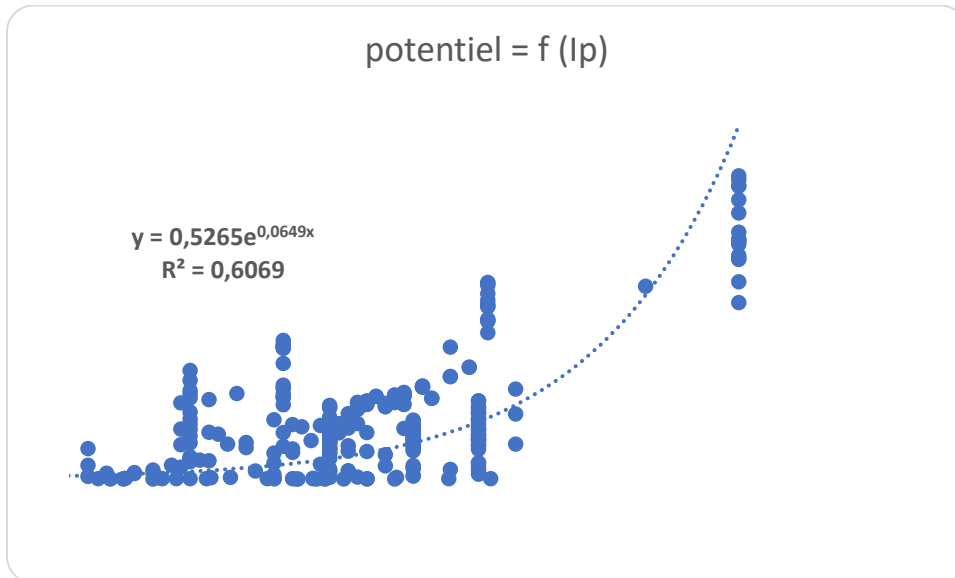


Figure 4.7. Variation du potentiel de gonflement en fonction de l'indice de plasticité.

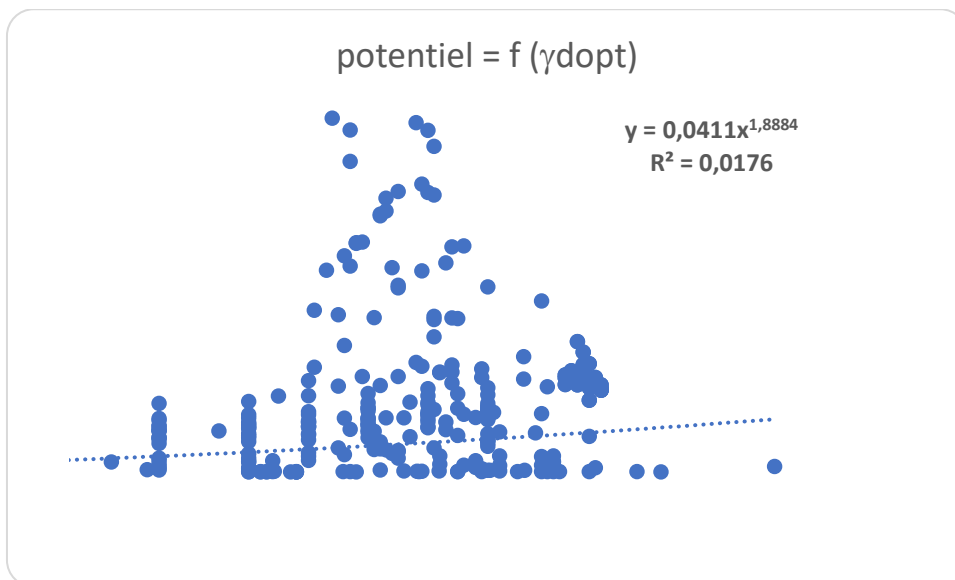


Figure 4.8. Variation du potentiel de gonflement en fonction du poids volumique sec à l'optimum.

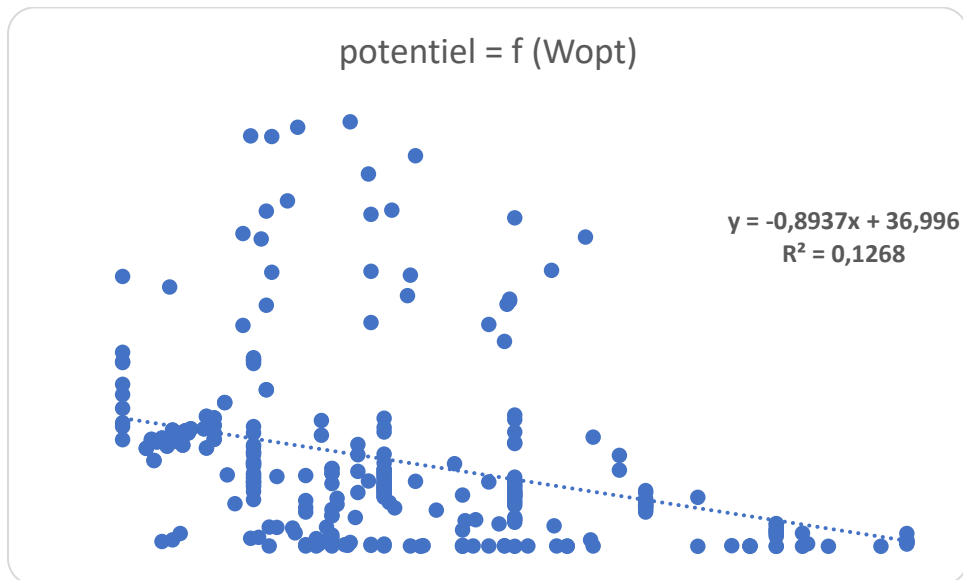


Figure 4.9. Variation du potentiel de gonflement en fonction du teneur en eau à l'optimum.

L'analyse a permis de constater que les paramètres choisis ne permettent pas d'obtenir une estimation fiable du potentiel de gonflement. Cette conclusion est clairement illustrée par les valeurs très faibles des coefficients de détermination ( $R^2$ ), qui montrent que les variables sélectionnées expliquent très peu de la variabilité du potentiel de gonflement. Ces résultats mettent en évidence la complexité du phénomène, suggérant que d'autres facteurs pourraient exercer une influence sur ce processus.

#### 4. Architecture des réseaux

L'architecture sélectionnée des modèles RNA utilisés est présentée dans le tableau 4.4. La pression de gonflement  $P_g$  (bars) et l'amplitude de gonflement  $A_g$  (%) représentent les paramètres de sorties. La structure du réseau est optimisée pour obtenir une bonne capacité prévisionnelle (Tableau 4.3).

Tableau 4.3 : Optimisation des réseaux des modèles RNA

Nbr. de couches cachées	RNA 1 (Pression de gonflement)					RNA 2 (Potentiel de gonflement)				
	7	8	9	10	11	5	6	7	8	9
<b>R</b>	65,06	65,76	72,17	91,12	91,64	91,55	92,79	93,24	95,16	96,09
<b>MSE</b>	1,82	2,28	1,61	0,87	0,66	4,39	3,82	3,51	3,24	3,16

Tableau 4.4. Paramètres des modèles RNA choisis

Réseaux	Nbr. INPUTS	Architecture du réseau	Nbr. OUTPUTS
RNA 1 (Pression de gonflement) (Pg)	7 x 438	7-10-1	1 x 438
RNA 2 (Potentiel de gonflement)	5 x 291	5-8-1	1 x 291

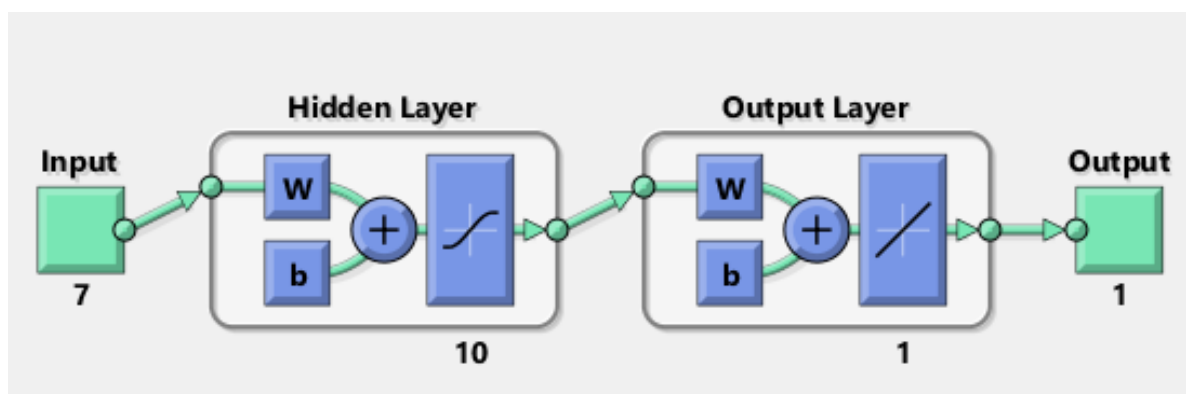


Figure 4.10. Architecture du réseau RNA1

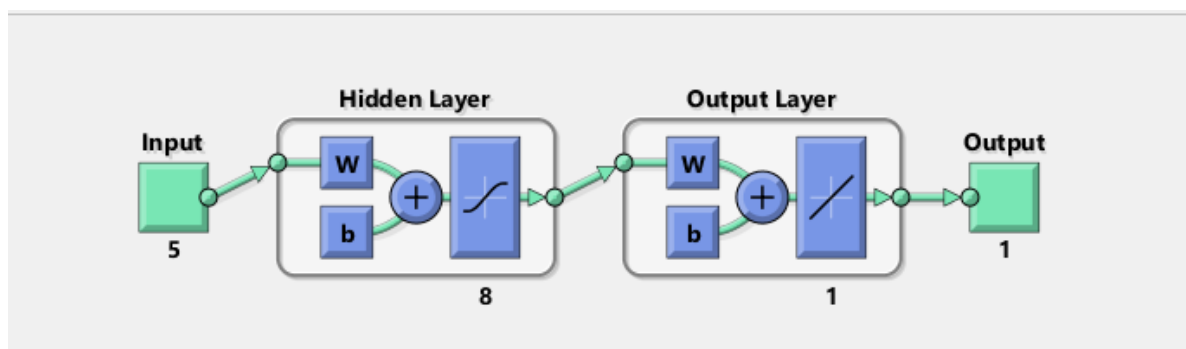


Figure 4.11. Architecture du réseau RNA1

Les résultats obtenus des deux modèles RNA 1 et RNA 2 sont tracés sur la figure 4.12 et la figure 4.13 respectivement où les mesures sont tracées en abscisse et les valeurs estimées par les différents modèles en ordonné.

La figure 4.12 présente la corrélation entre les valeurs mesurées expérimentalement et les valeurs estimées par le modèle RNA1 pour la pression de gonflement, sur les phases d'apprentissage, de test et de validation.

Le coefficient de corrélation (R) est supérieur à 90 % pour l'apprentissage (91,12 %), indiquant une très bonne capacité du modèle à reproduire les données d'entraînement. Par contre, Les coefficients pour les phases de test et validation varient entre 81 % et 87 %, ce qui démontre une bonne généralisation du modèle sans surapprentissage notable. Ces résultats confirment la robustesse du modèle RNA1 pour estimer la pression de gonflement à partir des paramètres physiques des sols.

La figure 4.13 montre une corrélation encore plus élevée pour le modèle RNA2, avec un R de 95,16 % en apprentissage et entre 87 % et 88 % en test/validation. Cela suggère que le modèle RNA2 est légèrement plus performant pour prédire le potentiel de gonflement que RNA1 pour la pression. Toutefois, les erreurs moyennes quadratiques (MSE) sont un peu plus élevées, indiquant une précision légèrement moindre dans certaines phases.

Ces performances sont comparables à celles rapportées dans la littérature sur l'utilisation des RNA pour la modélisation géotechnique, où des coefficients R supérieurs à 0,85 sont considérés comme très satisfaisants (Kumar et al., 2019, Jalel et al., 2021). L'approche par RNA permet ainsi de capter efficacement les relations non linéaires complexes entre les caractéristiques des sols et leurs propriétés de gonflement.

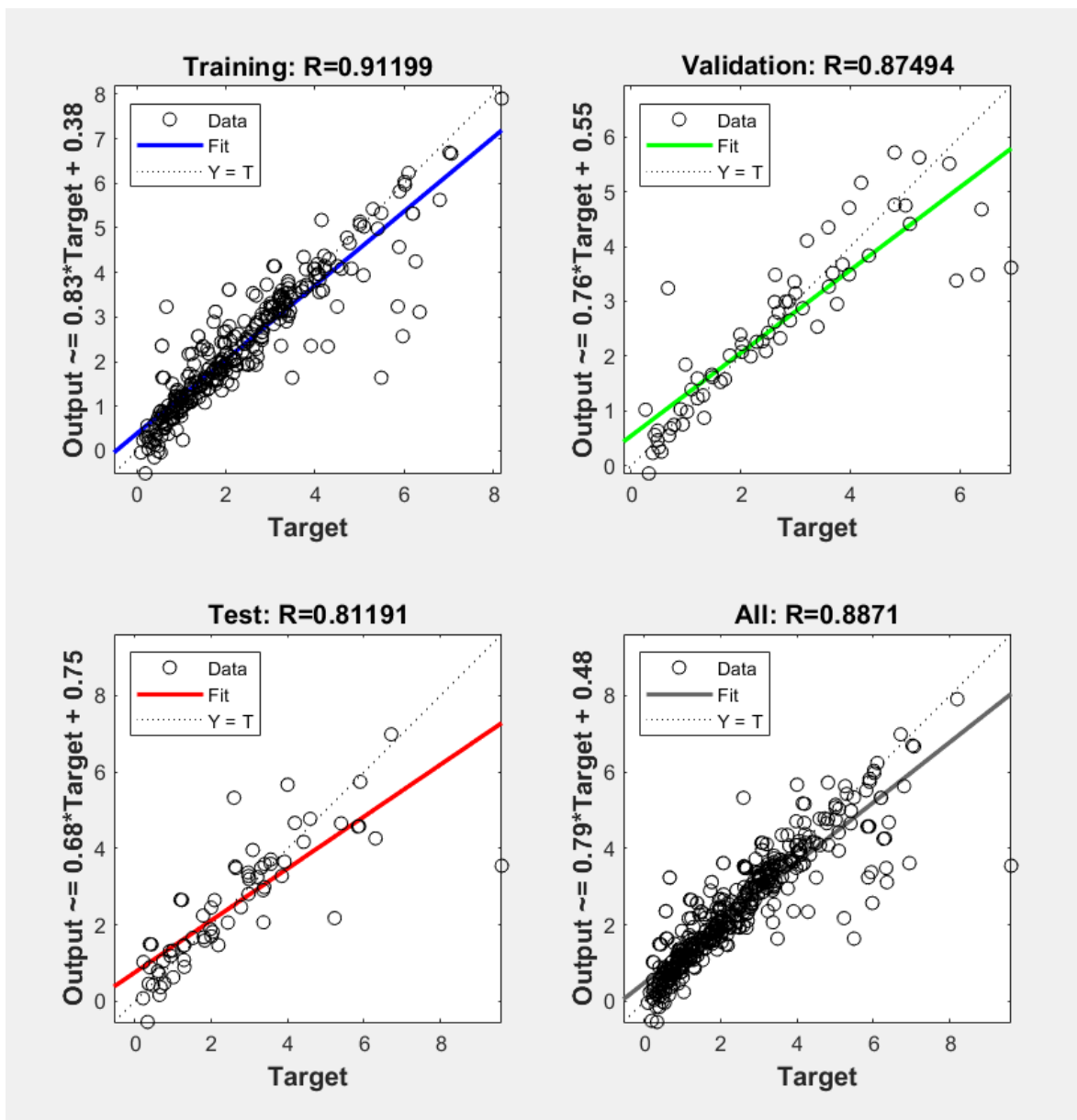


Figure 4.12. Apprentissage, test et validation du modèle RNA1 pour l'estimation de la pression de gonflement

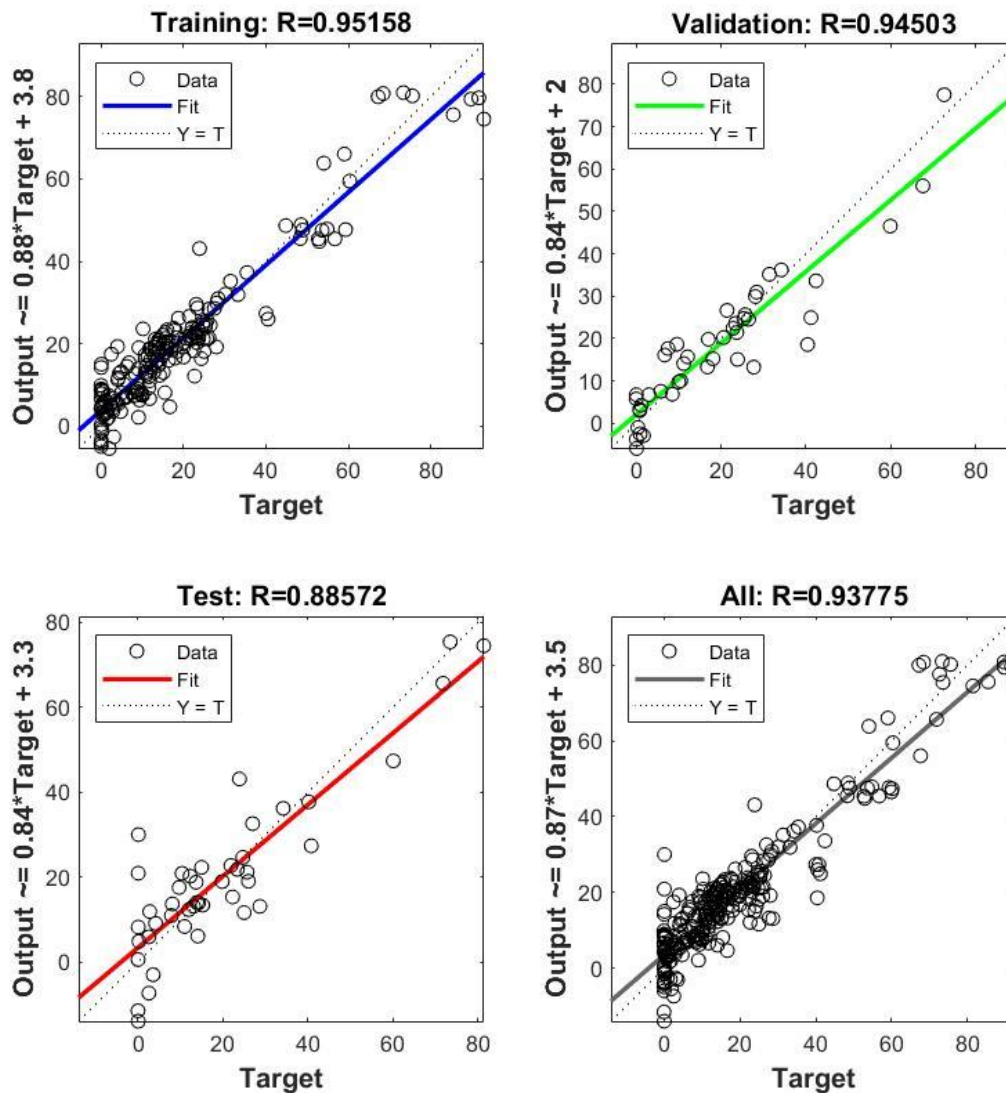


Figure 4.13 Apprentissage, test et validation du modèle RNA1 pour l'estimation du potentiel de gonflement

Dans nos modèles RNA 1 et RNA 2, la distribution des erreurs dans les différentes phases d'apprentissage, de validation et de test est illustrée dans les figures (Figure 4.14 et 4.15).

On peut constater que l'erreur dans la plupart des résultats obtenus pour la prédiction de la pression de gonflement est comprise entre -1,625 % et +1,886 % ce qui traduit une prédiction très précise. Cette faible erreur est cohérente avec les faibles valeurs de MSE reportées, confirmant la bonne qualité du modèle.

Pour le potentiel l'ensemble des valeurs de MSE est comprises entre -15,66 % et +12,77 %. Les erreurs sont plus larges, ce qui indique une plus grande variabilité dans les prédictions du potentiel de gonflement par RNA2. Cette variabilité peut s'expliquer par la complexité intrinsèque du phénomène de gonflement et la sensibilité du potentiel à des facteurs non pris en compte dans le modèle. Malgré cela, les erreurs restent dans une fourchette acceptable pour des applications pratiques.

L'efficacité des modèles développés par les réseaux de neurones artificiels (RNA) dans ce mémoire pour la prédiction des paramètres de gonflement des sols est bien meilleure que celle des modèles développés par la régression linéaire. Cette performance a été démontrée par de nombreuses recherches en géotechnique pour l'estimation des paramètres de gonflement [Aissa Mamoune, 2009 ; Banu Ikizler et al. 2010 ; Merouane et Aissa Mamoune. 2018]

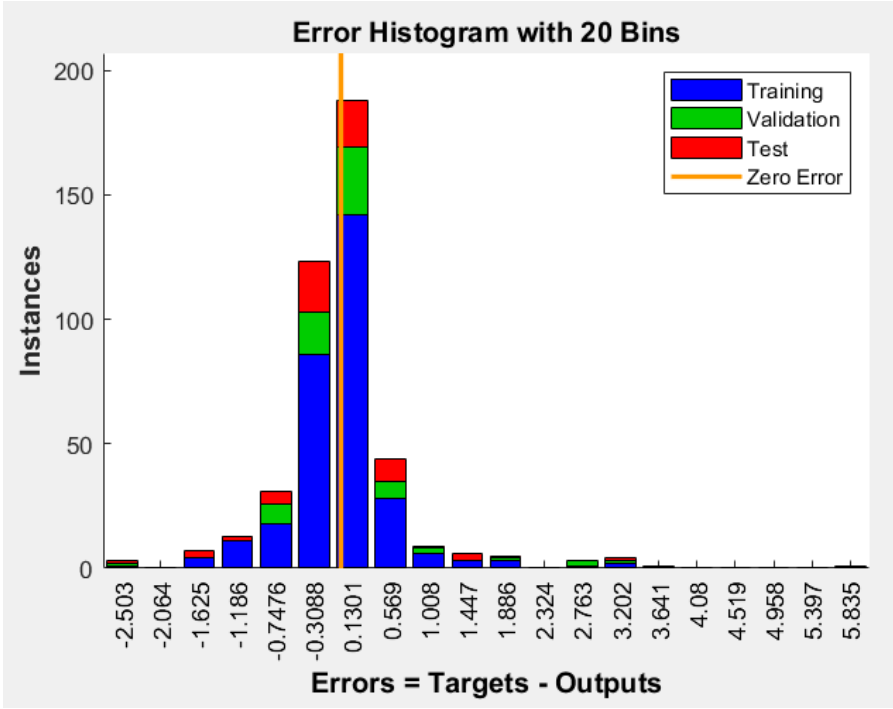


Figure 4.14. Erreurs entre les valeurs mesurées et estimées pour la pression de gonflement

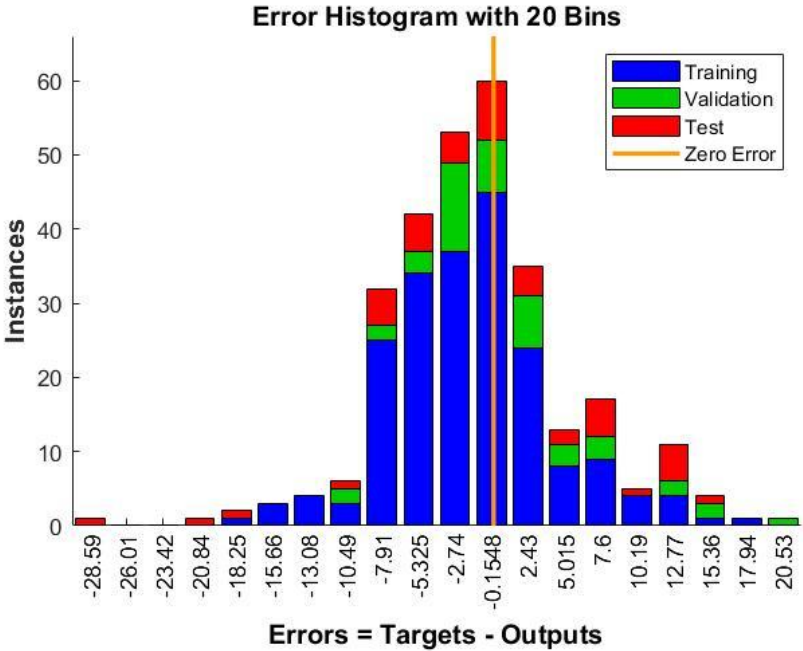


Figure 4.15. Erreurs entre les valeurs mesurées et estimées pour le potentiel de gonflement

Le tableau 3.5, récapitule les valeurs de R (coefficient de corrélation) des deux modèles RNA développés ainsi que les valeurs de MSE (erreur quadratique moyenne).

Tableau 4.5 : Résultats des modèles RNA

	RNA 1 (Pression de gonflement)				RNA 2 (Potentiel de gonflement)			
	Apprentissage	Test	Validation	Tout	Apprentissage	Test	Validation	Tout
<b>Nbr. Ech.</b>	306	66	66	438	203	44	44	291
<b>R</b>	91,12	81,19	87,49	92,42	95,15	88,74	88,57	90,31
<b>MSE</b>	0,407	1,224	0,694	0,045	35,31	47,98	86,74	3,818

## 5. CONCLUSION

Les résultats obtenus à l'issue de la mise en œuvre des réseaux de neurones artificiels (RNA) ont permis de valider la pertinence et l'efficacité de cette approche pour la prédiction des paramètres de gonflement des sols étudiés, notamment la pression de gonflement et le potentiel de gonflement. Les modèles développés, entraînés à partir d'un jeu de données expérimentales représentatif, ont montré une capacité remarquable à reproduire le comportement des sols avec une précision satisfaisante.

Les deux modèles développés démontrent la pertinence de l'approche par réseaux de neurones artificiels pour l'estimation des propriétés de gonflement des sols. Le modèle RNA 1 se distingue par une performance légèrement supérieure, mais RNA 2 représente également une base solide pouvant être optimisée. Ces résultats confirment que les RNA sont capables de fournir des prédictions robustes, rapides et fiables, tout en réduisant la dépendance aux méthodes expérimentales complexes. Ils ouvrent ainsi la voie à une intégration plus large de l'intelligence artificielle dans les pratiques d'ingénierie géotechnique.

## **CONCLUSION GÉNÉRALE**

## Conclusion Générale

L'étude des sols gonflants constitue un enjeu majeur dans les domaines de la géotechnique et de l'ingénierie des sols, en raison des dommages importants que ces matériaux peuvent causer aux infrastructures. Leurs variations volumétriques, induites par les changements hydriques, posent des problèmes techniques complexes qui nécessitent une compréhension fine des propriétés physico-chimiques des argiles, ainsi qu'une évaluation précise du potentiel de gonflement. Les approches classiques expérimentales, bien que largement éprouvées, présentent certaines limites en termes de coût, de durée et de complexité de mise en œuvre.

C'est dans ce contexte que l'utilisation des réseaux de neurones artificiels (RNA) s'avère particulièrement pertinente. Ce travail présente une application concrète de cette méthode pour la prédiction de deux paramètres critiques : la pression de gonflement (modèle RNA1) et le potentiel de gonflement (modèle RNA2). Ces deux modèles ont été élaborés à partir de bases de données riches (438 échantillons pour la pression, 291 pour le potentiel), intégrant des variables géotechniques facilement mesurables : limites d'Atterberg, densité sèche, activité argileuse, teneur en fines, etc.

Les résultats comparatifs obtenus montrent une précision remarquable des modèles :

- Pour le modèle RNA1 (pression de gonflement), les performances obtenues sont les suivantes :
  - Coefficient de corrélation global R : 92,42 %, indiquant une très forte concordance entre les valeurs expérimentales et les prédictions.
  - Erreur quadratique moyenne (MSE) : 0,045 pour l'ensemble des données, avec des valeurs faibles également en phase d'apprentissage (0,407), de test (1,224) et de validation (0,694).
  - Plage des erreurs : de -1,625 % à +1,886 %, ce qui témoigne d'une prédiction très précise.
  - Ces résultats confirment que RNA1 est un outil fiable et stable, même lorsqu'il est appliqué à des données de test non vues lors de l'apprentissage, avec une généralisation efficace et une faible sensibilité au surapprentissage.
- En ce qui concerne le modèle RNA2 (potentiel de gonflement) :
  - Coefficient de corrélation global R : 90,31 %, ce qui indique également une bonne fidélité de la prédiction.
  - Erreur quadratique moyenne (MSE) : 3,818 pour l'ensemble des données, mais des valeurs plus élevées ont été observées lors de la phase de test (47,98) et de validation (86,74), traduisant une performance légèrement inférieure comparée à RNA1.
  - Plage des erreurs : de -15,66 % à +12,77 %, ce qui reste acceptable mais montre que la variabilité des données du potentiel de gonflement est plus difficile à modéliser.

La comparaison entre les deux modèles révèle donc que RNA1 (pression) est plus robuste et précis que RNA2 (potentiel), ce qui peut s'expliquer par la complexité intrinsèque de la variable « potentiel de gonflement », souvent influencée par un plus grand nombre de facteurs non mesurés ou mal représentés dans les données.

En conclusion, les modèles développés à l'aide des RNA démontrent leur fort potentiel prédictif, surpassant souvent les méthodes empiriques classiques en termes de rapidité et

d'efficacité. Ils constituent une alternative puissante aux essais expérimentaux, notamment dans les phases de pré-diagnostic ou de conception préliminaire. Cependant, l'amélioration de la précision, en particulier pour les variables les plus complexes, passera par un élargissement des bases de données et une meilleure sélection des paramètres d'entrée, en intégrant éventuellement des données environnementales ou climatiques.

Ce travail ouvre la voie à une géotechnique augmentée, où l'intelligence artificielle complète et enrichit les approches traditionnelles pour mieux anticiper les risques et optimiser la conception des ouvrages sur sols gonflants.

## **RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES**

## Références Bibliographiques

1. ABDALLAOUI A., EL BADAOUI H., MANSSOURI I. & LANCELOT L. (2012). Development of Stochastic Mathematical Models for the Prediction of Heavy Metal Levels in Surface Water Using Artificial Neural Networks and Multiple Linear Regression. *Journal of Hydrocarbons Mines and Environmental Research*. 3, 31-36. DOI: 10.4314/jfas.v10i1.6.
2. ABDIRSHKUR KEMAL (2015) Correlation between index properties and swelling pressure of expansive soils found around koye area. These de Magister, Université Addis ababa.
3. AISSA MAMOUNE. S.M, (2009) Caractérisation et modélisation des argiles de la région de Tlemcen en utilisant les réseaux de neurones>> ; thèse de doctorat. Université aboubekr belkaid Tlemcen.
4. ALAYAT H., EL BADAOUI H., ABDALLAOUI A., ABRID D. & EL HMAIDI A. (2018). Development of mathematical models for predicting the iron concentrations of lake Oubeira waters (ne Algerian). *J Fundam Appl Sci*. 10(1), 83-96. DOI: 10.4314/jfas.v10i1.6.
5. BANU IKIZLER S and AL. (2010). Prediction of swelling pressures of expansive soils using artificial neural networks. *Advances in Engineering Software* 41, 647–655.
6. BELABBACI Z. (2014) stabilisation des sols gonflants, thèse de doctorat. Université Aboubekr Belkaid, Tlemcen.
7. BERRAH, Y., BOUMEZBEUR, A., KHERICI, N. (2018). Application of dimensional analysis and regression tools to estimate swell pressure of expansive soil in Tebessa (Algeria). *Bull Eng Geol Environ* 77, 1155–1165. <https://doi.org/10.1007/s10064-016-0973-4>.
8. BRE, BUILDING RESEARCH ESTABLISHMENT (1980). Low-rise buildings on shrinkable clay soil: Part 1. BRE Digest 240, HMSO, London.
9. BULTEL F., (2001) Prise en compte du gonflement des terrains pour le dimensionnement des revêtements des tunnels : Thèse de Doctorat, Ecole Nationale des Ponts et Chaussées, Paris (France).
10. CASAGRANDE A. (1948). Classification and identification of soils. *Transaction, A.S.C.E.*, vol 113, p. 901-991.
11. DERRICHE Z, KEBAILI M. (1998). Prediction of swelling of in-Aménas clays, *Bulletin des Laboratoires des Ponts et Chaussées*, N°218, PARIS, pp.15-23.

12. DIDIER G., BOURDEAU Y., KASTNER R. (1985) Méthodes d'étude du gonflement des marnes, Proc. 3rd French-Polish Seminar on Applied Soil Mechanics, Gdansk, vol. 1, pp. 251-264.
13. DIDIER G., LAREAL P., GIELLY J., (1973). Prévission du potentiel et de la pression de gonflement des sols : Comptes rendus du 8ième Congrès International de mécanique des sols et des travaux de fondations, Moscou, vol. 2.2, p. 67-72.
14. DJEDID A, BEKKOUCHE A, AISSA MAMOUNE S.M. (2001). Identification et prévision du gonflement de quelques sols de la région de Tlemcen (Algérie), Bulletin des Laboratoires des Ponts et Chaussées, N°233, pp 67-75.
15. DJEDID A., OUADAH N. (2013) Indirect Estimation of Swelling Clay Soils Parameters: EJGE, Vol. 17, Bund F, pp. 661-670.
16. DREYFUS G. ET AL. (2004). Réseaux de neurones : Méthodologie et applications, Editions Eyrolles.
17. EDIL T. B., ALANZY A. (1992) Lateral swelling pressures, Proc. 7th Int. Conf. on Expansive Soils, Dallas, pp. 227-232.
18. EL BADAOUI H., ABDALLAOUI A. & CHABAA S. (2017). Study of the ANN model performance criteria for the prediction of time series humidity, International Journal of Advances in Science Engineering and Technology. (5)1, 117-124.
19. EL HMAIDI A., EL BADAOUI H., ABDALLAOUI A. & BOUCHTA E. (2013). Application of PMC Artificial Neural Networks for the Prediction of Organic Carbon Content in the Quaternary Terminal Deposits of the Alboran Sea. European Journal of Scientific Research. 107, 400- 413.
20. GHIASSIAN H., JAMSHIDI R. & POOREBRAHIM G. (2006). Neural network analysis of silty sand reinforced by carpet wastes. Kuwait.J.Sci.Eng. 33(1), 119-139.
21. HANNA, A. M., URAL, D., & SAYGILI, G. (2007). Neural network model for liquefaction potential in soil deposits using Turkey and Taiwan earthquake data. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 27(6), 521-540.
22. HONGYU TU, SAI K. VANAPALLI (2016) Prediction of the variation of swelling pressure and one-dimensional heave of expansive soils with respect to suction using the soil-water retention curve as a tool. Canadian Geotechnical Journal, Vol.53, N°8 : p1213-1234. doi.org/10.1139/cgj-2015-0222.
23. IYEKE S.D, EZE E.O, EHIOROBO J.O, & OSUJI S.O. (2016) Estimation of shear strength parameters of lateritic soils using artificial neural network, Nigerian Journal of Technology (NIJOTECH), Vol. 35, No. 2, pp. 260 – 269 DOI.org/10.4314/njt.v35i2.5.

24. KHEMISSA M., MAHAMEDI A., MEKKI L. (2015) Problematic soil mechanics in the Algerian arid and semi-arid regions: Case of M'sila expansive clays, *Journal Of Applied Engineering Science & Technology* , 1(2): 37-41.
25. KISI, O. (2008). Daily pan evaporation modelling using multi-layer perceptrons and radial basis neural networks. *Hydrol Process.* 23(2), 213–223. DOI: 10.1002/hyp.7126
26. KURNAZ ET AL. (2016) Prediction of compressibility parameters of the soils using artificial neural network SpringerPlus 5:1801 DOI 10.1186/s40064-016-3494-5
27. MAGDI M. E. ZUMRAWI (2012) Prediction of swelling characteristics of expansive soils. *Sudan engineering society journal*, September 2012, volume 58; no.2 pp.55-62.
28. MATLAB R2011b. Software for technical computing and Model-Based Design. The MathWorks Inc.
29. MEDJNOUN A. (2014) Analyse, caractérisation, prévision et modélisation du comportement des argiles gonflantes, Thèse de Doctorat, Université Mouloud Ammeri de Tizi Ouzou.
30. MEISINA C, NAJJAR Y. (2004). An artificial neural network approach for predicting swelling/shrinking parameters of Italian clay soils. *European geosciences union, geophysical research abstracts*; p. 6.
31. MEROUANE F.Z., & AISSA MAMOUNE S.M., (2019) Prediction Of Swelling Parameters Of Two Clayey Soils From Algeria Using Artificial Neural Networks, *Mathematical Modelling in Civil Engineering* Vol. 14(3) : 11-26, Doi : 10.2478/mmce-2018-0008.
32. MURAT TÜRKÖZ, HASAN TOSUN (2011) The use of methylene blue test for predicting swell parameters of natural clay soils, *Scientific Research and Essays* Vol. 6(8), pp. 1780-1792, DOI: 10.5897/SRE10.629.
33. NAGARAJ T.S & SRINIVASA M.B (1983). An approach for prediction of swelling soil behaviour, *Proceedings of the 7th Asian regional Conference on Soil Mechanics and Foundation Engineering*, vol. 1, pp. 52-55.
34. NEAUPANE, K. M., & ACHET, S. H. (2004). Use of backpropagation neural network for landslide monitoring: a case study in the higher Himalaya. *Engineering Geology*, 74(3-4), 213-226.
35. RAHALI B., AISSA MAMOUNE S.M. & TROUZINE H. (2018). Using Artificial Neural Networks Approach to Estimate Compressive Strength for Rubberized Concrete. *Periodica Polytechnica Civil Engineering*. DOI:10.3311/PPci.11928.
36. ROMO, M. P., GARCÍA, S. R., MENDOZA, M. J., & TABOADA, V. (2001). Recurrent and constructive-algorithm networks for sand behavior modeling. *International Journal of Geomechanics*, 1(4), 371-387.

37. SBARTAÏ ZOUBIR MEHDI (2006) Radar et Réseaux de Neurones Artificiels appliqués à l'évaluation non destructive des teneurs en eau et en chlorures des bétons, XXIVème Rencontres Universitaires de Génie Civil 2006 Toulouse.
38. TALEB BAHMED I, HARICHANE K, GHRICI M, BOUKHATEM B, REBOUH R & GADOURI H (2017). Prediction of geotechnical properties of clayey soils stabilised with lime using artificial neural networks (ANNs), International Journal of Geotechnical Engineering, DOI: 10.1080/19386362.2017.1329966.
39. TARAWNEH B. (2013) Pipe pile setup: Database and prediction model using artificial neural network, The Japanese Geotechnical Society: Soils and Foundations 53: 607–615.
40. TÜRKÖZ, M., & TOSUN, H. (2011) A GIS model for preliminary hazard assessment of swelling clays, a case study in Harran plain (SE Turkey). Environment Earth Science 63, 1343– 1353. doi.org/10.1007/s12665-010-0805-y.

41. USGS, (2000). Swelling clays map of the conterminous U.S. US Geological Survey ([http://www.webbwebs.com/surevoid/surevoid\\_web/soil/intro1.htm](http://www.webbwebs.com/surevoid/surevoid_web/soil/intro1.htm), 14.04.2000).
42. YOO, C., & KIM, J. M. (2007). Tunneling performance prediction using an integrated GIS and neural network. *Computers and Geotechnics*, 34(1), 19-30
43. YVES COQUET (1995) Etude in-situ des phénomènes de Retrait-gonflement des sols. Thèse de doctorat l'université d'Orleans.

## **ANNEXE**

### Base de données de la pression de gonflement

wl (%)	wp (%)	Ip (%)	$\gamma_{dopm}$ (KN/m <sup>3</sup> )	Activité (Ip/%2mm)	W <sub>opm</sub> (%)	% < 80 $\mu$	Pression de gonflement( $\sigma$ ) Bars
54,00	25,00	29,00	11,98	0,74	20,00	69,00	0,23
54,00	25,00	29,00	13,50	0,74	20,00	69,00	0,26
54,00	25,00	29,00	15,00	0,74	20,00	69,00	0,40
54,00	25,00	29,00	16,49	0,74	20,00	69,00	0,53
68,00	33,00	35,00	16,49	0,73	20,00	90,00	1,17
68,00	33,00	35,00	15,00	0,73	20,00	90,00	0,87
68,00	33,00	35,00	13,50	0,73	20,00	90,00	0,48
68,00	33,00	35,00	12,01	0,73	20,00	90,00	0,39
76,00	34,00	42,00	16,50	0,71	20,00	95,00	3,32
76,00	34,00	42,00	15,01	0,71	20,00	95,00	2,38
76,00	34,00	42,00	13,51	0,71	20,00	95,00	1,86
76,00	34,00	42,00	12,01	0,71	20,00	95,00	1,62
82,00	38,00	44,00	16,49	0,63	20,00	96,00	1,73
82,00	38,00	44,00	15,00	0,63	20,00	96,00	1,15
82,00	38,00	44,00	13,50	0,63	20,00	96,00	0,71
82,00	38,00	44,00	12,02	0,63	20,00	96,00	0,67
89,00	47,00	42,00	16,51	0,48	20,00	98,00	7,02
89,00	47,00	42,00	14,99	0,48	20,00	98,00	3,40
89,00	47,00	42,00	13,51	0,48	20,00	98,00	2,46
89,00	47,00	42,00	12,02	0,48	20,00	98,00	1,91
54,00	25,00	29,00	16,51	0,74	20,00	69,00	0,75
54,00	25,00	29,00	15,00	0,74	20,00	69,00	0,55
54,00	25,00	29,00	13,50	0,74	20,00	69,00	0,40
54,00	25,00	29,00	12,00	0,74	20,00	69,00	0,26
67,00	34,00	33,00	16,50	0,65	20,00	94,00	1,47
67,00	34,00	33,00	15,01	0,65	20,00	94,00	0,94
67,00	34,00	33,00	13,50	0,65	20,00	94,00	0,56
67,00	34,00	33,00	12,01	0,65	20,00	94,00	0,41
78,00	37,00	41,00	16,50	0,66	20,00	90,00	2,63
78,00	37,00	41,00	14,99	0,66	20,00	90,00	1,29
78,00	37,00	41,00	13,50	0,66	20,00	90,00	0,88
78,00	37,00	41,00	12,01	0,66	20,00	90,00	0,78
80,00	36,00	44,00	16,51	0,67	20,00	94,00	5,87
80,00	36,00	44,00	15,00	0,67	20,00	94,00	3,23
80,00	36,00	44,00	13,51	0,67	20,00	94,00	2,67
80,00	36,00	44,00	12,02	0,67	20,00	94,00	1,96
82,00	39,00	43,00	16,51	0,55	20,00	90,00	6,30
82,00	39,00	43,00	15,02	0,55	20,00	90,00	3,13
82,00	39,00	43,00	13,50	0,55	20,00	90,00	2,01

82,00	39,00	43,00	12,03	0,55	20,00	90,00	1,79
53,00	27,00	26,00	20,00	0,76	16,49	73,00	0,58
53,00	27,00	26,00	20,00	0,76	14,98	73,00	0,43
53,00	27,00	26,00	20,00	0,76	13,49	73,00	0,27
53,00	27,00	26,00	20,00	0,76	12,00	73,00	0,22
68,00	33,00	35,00	20,00	0,73	16,49	90,00	1,21
68,00	33,00	35,00	20,00	0,73	14,99	90,00	0,89
68,00	33,00	35,00	20,00	0,73	13,49	90,00	0,48
68,00	33,00	35,00	20,00	0,73	12,00	90,00	0,37
76,00	34,00	42,00	20,00	0,71	16,50	95,00	3,37
76,00	34,00	42,00	20,00	0,71	15,00	95,00	2,39
76,00	34,00	42,00	20,00	0,71	13,50	95,00	1,85
76,00	34,00	42,00	20,00	0,71	12,00	95,00	1,60
82,00	38,00	44,00	20,00	0,63	16,50	96,00	1,78
82,00	38,00	44,00	20,00	0,63	14,99	96,00	1,16
82,00	38,00	44,00	20,00	0,63	13,50	96,00	0,72
82,00	38,00	44,00	20,00	0,63	12,00	96,00	0,67
89,00	47,00	42,00	20,00	0,48	16,49	98,00	7,06
89,00	47,00	42,00	20,00	0,48	14,99	98,00	3,41
89,00	47,00	42,00	20,00	0,48	13,50	98,00	2,47
89,00	47,00	42,00	20,00	0,48	12,01	98,00	1,92
54,00	25,00	29,00	20,00	0,74	16,49	69,00	0,79
54,00	25,00	29,00	20,00	0,74	15,00	69,00	0,58
54,00	25,00	29,00	20,00	0,74	13,49	69,00	0,40
54,00	25,00	29,00	20,00	0,74	12,00	69,00	0,27
67,00	34,00	33,00	20,00	0,65	16,50	94,00	1,53
67,00	34,00	33,00	20,00	0,65	14,99	94,00	0,98
67,00	34,00	33,00	20,00	0,65	13,50	94,00	0,55
67,00	34,00	33,00	20,00	0,65	12,02	94,00	0,40
78,00	37,00	41,00	20,00	0,66	16,50	90,00	2,68
78,00	37,00	41,00	20,00	0,66	14,98	90,00	1,32
78,00	37,00	41,00	20,00	0,66	13,49	90,00	0,89
78,00	37,00	41,00	20,00	0,66	12,01	90,00	0,78
80,00	36,00	44,00	20,00	0,67	16,49	94,00	5,94
80,00	36,00	44,00	20,00	0,67	14,99	94,00	3,25
80,00	36,00	44,00	20,00	0,67	13,49	94,00	2,69
80,00	36,00	44,00	20,00	0,67	11,99	94,00	1,96
82,00	39,00	43,00	20,00	0,55	16,49	90,00	6,33
82,00	39,00	43,00	20,00	0,55	14,99	90,00	3,12
82,00	39,00	43,00	20,00	0,55	13,50	90,00	2,01
82,00	39,00	43,00	20,00	0,55	12,01	90,00	1,79
53,00	27,00	26,00	16,50	0,76	10,00	73,00	0,67
53,00	27,00	26,00	16,50	0,76	20,00	73,00	0,57
53,00	27,00	26,00	16,50	0,76	30,00	73,00	0,40

68,00	33,00	35,00	16,50	0,73	30,00	90,00	0,58
68,00	33,00	35,00	16,50	0,73	20,00	90,00	1,24
68,00	33,00	35,00	16,50	0,73	10,00	90,00	1,38
76,00	34,00	42,00	16,50	0,71	30,00	95,00	1,49
76,00	34,00	42,00	16,50	0,71	20,00	95,00	1,77
76,00	34,00	42,00	16,50	0,71	10,00	95,00	2,07
82,00	38,00	44,00	16,50	0,63	30,00	96,00	2,23
82,00	38,00	44,00	16,50	0,63	20,00	96,00	3,36
82,00	38,00	44,00	16,50	0,63	10,00	96,00	4,18
89,00	47,00	42,00	16,50	0,48	30,00	98,00	4,15
89,00	47,00	42,00	16,50	0,48	20,00	98,00	7,06
89,00	47,00	42,00	16,50	0,48	10,00	98,00	8,19
54,00	25,00	29,00	16,50	0,74	10,00	69,00	0,92
54,00	25,00	29,00	16,50	0,74	20,00	69,00	0,81
54,00	25,00	29,00	16,50	0,74	30,00	69,00	0,28
67,00	34,00	33,00	16,50	0,65	30,00	94,00	0,90
67,00	34,00	33,00	16,50	0,65	20,00	94,00	1,52
67,00	34,00	33,00	16,50	0,65	10,00	94,00	1,73
78,00	37,00	41,00	16,50	0,66	30,00	90,00	1,20
78,00	37,00	41,00	16,50	0,66	20,00	90,00	2,65
78,00	37,00	41,00	16,50	0,66	10,00	90,00	3,07
80,00	36,00	44,00	16,50	0,67	30,00	94,00	2,61
80,00	36,00	44,00	16,50	0,67	20,00	94,00	5,84
80,00	36,00	44,00	16,50	0,67	10,00	94,00	6,19
82,00	39,00	43,00	16,50	0,55	30,00	90,00	2,97
82,00	39,00	43,00	16,50	0,55	20,00	90,00	6,26
82,00	39,00	43,00	16,50	0,55	10,00	90,00	7,37
53,00	27,00	26,00	16,50	0,76	10,10	73,00	0,67
53,00	27,00	26,00	16,50	0,76	20,10	73,00	0,57
53,00	27,00	26,00	16,50	0,76	30,11	73,00	0,44
68,00	33,00	35,00	16,50	0,73	30,10	90,00	0,61
68,00	33,00	35,00	16,50	0,73	20,09	90,00	1,24
68,00	33,00	35,00	16,50	0,73	10,09	90,00	1,39
76,00	34,00	42,00	16,50	0,71	30,08	95,00	1,50
76,00	34,00	42,00	16,50	0,71	20,08	95,00	1,77
76,00	34,00	42,00	16,50	0,71	10,03	95,00	2,08
82,00	38,00	44,00	16,50	0,63	30,11	96,00	2,25
82,00	38,00	44,00	16,50	0,63	20,05	96,00	3,36
82,00	38,00	44,00	16,50	0,63	10,03	96,00	4,17
89,00	47,00	42,00	16,50	0,48	30,07	98,00	4,20
89,00	47,00	42,00	16,50	0,48	20,02	98,00	7,07
89,00	47,00	42,00	16,50	0,48	9,99	98,00	8,19
54,00	25,00	29,00	16,50	0,74	30,11	69,00	0,33
54,00	25,00	29,00	16,50	0,74	20,05	69,00	0,83

54,00	25,00	29,00	16,50	0,74	10,05	69,00	0,91
67,00	34,00	33,00	16,50	0,65	30,05	94,00	0,92
67,00	34,00	33,00	16,50	0,65	20,04	94,00	1,54
67,00	34,00	33,00	16,50	0,65	10,08	94,00	1,73
78,00	37,00	41,00	16,50	0,66	30,09	90,00	1,24
78,00	37,00	41,00	16,50	0,66	20,06	90,00	2,68
78,00	37,00	41,00	16,50	0,66	10,05	90,00	3,10
80,00	36,00	44,00	16,50	0,67	30,11	94,00	2,63
80,00	36,00	44,00	16,50	0,67	19,99	94,00	5,89
80,00	36,00	44,00	16,50	0,67	9,99	94,00	6,20
82,00	39,00	43,00	16,50	0,55	30,15	90,00	2,98
82,00	39,00	43,00	16,50	0,55	20,03	90,00	6,28
82,00	39,00	43,00	16,50	0,55	10,01	90,00	7,38
53,00	27,00	26,00	16,50	0,76	30,06	73,00	1,49
53,00	27,00	26,00	16,50	0,76	20,05	73,00	3,24
53,00	27,00	26,00	16,50	0,76	10,05	73,00	4,50
68,00	33,00	35,00	16,50	0,73	30,08	90,00	3,49
68,00	33,00	35,00	16,50	0,73	20,02	90,00	5,23
68,00	33,00	35,00	16,50	0,73	10,12	90,00	5,97
76,00	34,00	42,00	16,50	0,71	30,11	95,00	4,29
76,00	34,00	42,00	16,50	0,71	20,10	95,00	6,35
76,00	34,00	42,00	16,50	0,71	10,06	95,00	6,94
82,00	38,00	44,00	16,50	0,63	30,10	96,00	9,02
82,00	38,00	44,00	16,50	0,63	20,10	96,00	9,99
82,00	38,00	44,00	16,50	0,63	10,05	96,00	11,02
89,00	47,00	42,00	16,50	0,48	30,07	98,00	10,99
89,00	47,00	42,00	16,50	0,48	20,12	98,00	12,00
89,00	47,00	42,00	16,50	0,48	10,03	98,00	13,01
53,00	27,00	26,00	16,50	0,76	30,06	73,00	2,14
53,00	27,00	26,00	16,50	0,76	20,06	73,00	3,91
53,00	27,00	26,00	16,50	0,76	10,01	73,00	5,86
68,00	33,00	35,00	16,50	0,73	30,05	90,00	5,49
68,00	33,00	35,00	16,50	0,73	20,04	90,00	10,88
68,00	33,00	35,00	16,50	0,73	10,08	90,00	11,91
76,00	34,00	42,00	16,50	0,71	30,03	95,00	11,81
76,00	34,00	42,00	16,50	0,71	20,02	95,00	15,91
76,00	34,00	42,00	16,50	0,71	10,06	95,00	19,26
82,00	38,00	44,00	16,50	0,63	30,06	96,00	18,88
82,00	38,00	44,00	16,50	0,63	20,00	96,00	23,81
82,00	38,00	44,00	16,50	0,63	9,92	96,00	32,00
89,00	47,00	42,00	16,50	0,48	29,99	98,00	39,91
89,00	47,00	42,00	16,50	0,48	20,07	98,00	43,91
89,00	47,00	42,00	16,50	0,48	10,01	98,00	49,95
75,00	21,00	54,00	11,50	0,98	15,00	96,00	2,08

75,00	21,00	54,00	11,50	0,98	20,00	96,00	1,61
75,00	21,00	54,00	11,50	0,98	25,00	96,00	1,57
75,00	21,00	54,00	11,50	0,98	30,00	96,00	1,12
75,00	21,00	54,00	11,50	0,98	35,00	96,00	0,69
75,00	21,00	54,00	11,50	0,98	40,00	96,00	0,49
75,00	21,00	54,00	13,00	0,98	15,00	96,00	3,21
75,00	21,00	54,00	13,00	0,98	20,00	96,00	2,60
75,00	21,00	54,00	13,00	0,98	25,00	96,00	2,02
75,00	21,00	54,00	13,00	0,98	30,00	96,00	1,30
75,00	21,00	54,00	13,00	0,98	35,00	96,00	1,00
75,00	21,00	54,00	13,00	0,98	40,00	96,00	0,48
75,00	21,00	54,00	14,00	0,98	15,00	96,00	5,09
75,00	21,00	54,00	14,00	0,98	20,00	96,00	3,00
75,00	21,00	54,00	14,00	0,98	25,00	96,00	2,81
75,00	21,00	54,00	14,00	0,98	30,00	96,00	1,73
75,00	21,00	54,00	14,00	0,98	35,00	96,00	1,03
75,00	21,00	54,00	15,00	0,98	15,00	96,00	6,40
75,00	21,00	54,00	15,00	0,98	20,00	96,00	4,10
75,00	21,00	54,00	15,00	0,98	25,00	96,00	2,90
75,00	21,00	54,00	15,00	0,98	30,00	96,00	1,45
75,00	21,00	54,00	16,00	0,98	15,00	96,00	6,80
75,00	21,00	54,00	16,00	0,98	20,00	96,00	4,78
75,00	21,00	54,00	16,00	0,98	25,00	96,00	2,92
75,00	21,00	54,00	17,00	0,98	15,00	96,00	8,48
75,00	21,00	54,00	17,00	0,98	20,00	96,00	5,26
73,00	26,00	47,00	11,50	0,94	15,00	96,00	1,63
73,00	26,00	47,00	11,50	0,94	20,00	96,00	1,28
73,00	26,00	47,00	11,50	0,94	25,00	96,00	1,03
73,00	26,00	47,00	11,50	0,94	30,00	96,00	0,63
73,00	26,00	47,00	11,50	0,94	35,00	96,00	0,48
73,00	26,00	47,00	11,50	0,94	40,00	96,00	0,20
73,00	26,00	47,00	13,00	0,94	15,00	96,00	2,02
73,00	26,00	47,00	13,00	0,94	20,00	96,00	1,87
73,00	26,00	47,00	13,00	0,94	25,00	96,00	1,28
73,00	26,00	47,00	13,00	0,94	30,00	96,00	0,92
73,00	26,00	47,00	13,00	0,94	35,00	96,00	0,68
73,00	26,00	47,00	13,00	0,94	40,00	96,00	0,32
73,00	26,00	47,00	14,00	0,94	15,00	96,00	3,40
73,00	26,00	47,00	14,00	0,94	20,00	96,00	2,71
73,00	26,00	47,00	14,00	0,94	25,00	96,00	1,52
73,00	26,00	47,00	14,00	0,94	30,00	96,00	1,02
73,00	26,00	47,00	14,00	0,94	35,00	96,00	0,58
73,00	26,00	47,00	15,00	0,94	15,00	96,00	3,76
73,00	26,00	47,00	15,00	0,94	20,00	96,00	2,50

73,00	26,00	47,00	15,00	0,94	25,00	96,00	1,86
73,00	26,00	47,00	15,00	0,94	30,00	96,00	1,22
73,00	26,00	47,00	16,00	0,94	15,00	96,00	3,98
73,00	26,00	47,00	16,00	0,94	20,00	96,00	2,82
73,00	26,00	47,00	16,00	0,94	25,00	96,00	2,10
73,00	26,00	47,00	17,00	0,94	15,00	96,00	4,82
73,00	26,00	47,00	17,00	0,94	20,00	96,00	3,26
66,00	28,00	38,00	11,50	0,73	15,00	98,00	0,86
66,00	28,00	38,00	11,50	0,73	20,00	98,00	0,75
66,00	28,00	38,00	11,50	0,73	25,00	98,00	0,52
66,00	28,00	38,00	11,50	0,73	30,00	98,00	0,41
66,00	28,00	38,00	11,50	0,73	35,00	98,00	0,22
66,00	28,00	38,00	11,50	0,73	40,00	98,00	0,10
66,00	28,00	38,00	13,00	0,73	15,00	98,00	1,10
66,00	28,00	38,00	13,00	0,73	20,00	98,00	0,96
66,00	28,00	38,00	13,00	0,73	25,00	98,00	0,88
66,00	28,00	38,00	13,00	0,73	30,00	98,00	0,71
66,00	28,00	38,00	13,00	0,73	35,00	98,00	0,24
66,00	28,00	38,00	13,00	0,73	40,00	98,00	0,15
66,00	28,00	38,00	14,00	0,73	15,00	98,00	2,03
66,00	28,00	38,00	14,00	0,73	20,00	98,00	1,26
66,00	28,00	38,00	14,00	0,73	25,00	98,00	0,98
66,00	28,00	38,00	14,00	0,73	30,00	98,00	0,85
66,00	28,00	38,00	14,00	0,73	35,00	98,00	0,48
66,00	28,00	38,00	15,00	0,73	15,00	98,00	2,17
66,00	28,00	38,00	15,00	0,73	20,00	98,00	1,83
66,00	28,00	38,00	15,00	0,73	25,00	98,00	1,22
66,00	28,00	38,00	15,00	0,73	30,00	98,00	0,94
66,00	28,00	38,00	16,00	0,73	15,00	98,00	2,50
66,00	28,00	38,00	16,00	0,73	20,00	98,00	2,04
66,00	28,00	38,00	16,00	0,73	25,00	98,00	1,32
66,00	28,00	38,00	17,00	0,73	15,00	98,00	2,60
66,00	28,00	38,00	17,00	0,73	20,00	98,00	2,18
64,00	31,00	33,00	18,34	0,73	27,00	66,00	5,90
65,00	33,00	32,00	16,09	0,63	25,00	68,00	2,50
66,00	37,00	29,00	14,91	0,56	30,00	76,00	4,00
75,00	43,00	32,00	14,32	0,58	29,00	85,00	2,60
68,00	34,00	34,00	13,64	0,79	33,00	76,40	9,60
102,00	20,00	82,00	12,00	0,96	0,00	98,00	1,90
102,00	20,00	82,00	12,00	0,96	5,00	98,00	1,71
102,00	20,00	82,00	12,00	0,96	10,00	98,00	1,31
102,00	20,00	82,00	12,00	0,96	15,00	98,00	0,89
102,00	20,00	82,00	12,00	0,96	20,00	98,00	0,59
102,00	20,00	82,00	14,00	0,96	0,00	98,00	3,31

102,00	20,00	82,00	14,00	0,96	5,00	98,00	2,90
102,00	20,00	82,00	14,00	0,96	10,00	98,00	2,44
102,00	20,00	82,00	14,00	0,96	15,00	98,00	1,80
102,00	20,00	82,00	14,00	0,96	20,00	98,00	1,00
102,00	20,00	82,00	16,00	0,96	0,00	98,00	4,81
102,00	20,00	82,00	16,00	0,96	5,00	98,00	4,59
102,00	20,00	82,00	16,00	0,96	10,00	98,00	4,34
102,00	20,00	82,00	16,00	0,96	15,00	98,00	3,39
102,00	20,00	82,00	16,00	0,96	20,00	98,00	2,29
102,00	20,00	82,00	18,00	0,96	0,00	98,00	6,10
102,00	20,00	82,00	18,00	0,96	5,00	98,00	5,90
102,00	20,00	82,00	18,00	0,96	10,00	98,00	5,49
102,00	20,00	82,00	18,00	0,96	15,00	98,00	3,98
102,00	20,00	82,00	18,00	0,96	20,00	98,00	3,09
93,00	18,00	75,00	14,00	1,47	0,00	93,00	2,28
93,00	18,00	75,00	14,00	1,47	5,00	93,00	1,98
93,00	18,00	75,00	14,00	1,47	10,00	93,00	1,60
93,00	18,00	75,00	14,00	1,47	15,00	93,00	1,10
93,00	18,00	75,00	14,00	1,47	20,00	93,00	0,67
93,00	18,00	75,00	16,00	1,47	0,00	93,00	4,00
93,00	18,00	75,00	16,00	1,47	5,00	93,00	3,60
93,00	18,00	75,00	16,00	1,47	10,00	93,00	3,02
93,00	18,00	75,00	16,00	1,47	15,00	93,00	2,61
93,00	18,00	75,00	16,00	1,47	20,00	93,00	2,01
93,00	18,00	75,00	18,00	1,47	0,00	93,00	5,01
93,00	18,00	75,00	18,00	1,47	5,00	93,00	4,72
93,00	18,00	75,00	18,00	1,47	10,00	93,00	4,22
93,00	18,00	75,00	18,00	1,47	15,00	93,00	3,61
93,00	18,00	75,00	18,00	1,47	20,00	93,00	2,72
79,00	26,00	53,00	12,00	1,26	0,00	86,00	1,69
79,00	26,00	53,00	12,00	1,26	5,00	86,00	1,40
79,00	26,00	53,00	12,00	1,26	10,00	86,00	1,09
79,00	26,00	53,00	12,00	1,26	15,00	86,00	0,81
79,00	26,00	53,00	12,00	1,26	20,00	86,00	0,50
79,00	26,00	53,00	14,00	1,26	0,00	86,00	2,81
79,00	26,00	53,00	14,00	1,26	5,00	86,00	2,40
79,00	26,00	53,00	14,00	1,26	10,00	86,00	1,92
79,00	26,00	53,00	14,00	1,26	15,00	86,00	1,43
79,00	26,00	53,00	14,00	1,26	20,00	86,00	0,90
79,00	26,00	53,00	16,00	1,26	0,00	86,00	4,19
79,00	26,00	53,00	16,00	1,26	5,00	86,00	3,98
79,00	26,00	53,00	16,00	1,26	10,00	86,00	3,68
79,00	26,00	53,00	16,00	1,26	15,00	86,00	2,78
79,00	26,00	53,00	16,00	1,26	20,00	86,00	1,99

79,00	26,00	53,00	18,00	1,26	0,00	86,00	5,40
79,00	26,00	53,00	18,00	1,26	5,00	86,00	5,09
79,00	26,00	53,00	18,00	1,26	10,00	86,00	4,60
79,00	26,00	53,00	18,00	1,26	15,00	86,00	3,70
79,00	26,00	53,00	18,00	1,26	20,00	86,00	2,90
74,50	22,00	52,50	12,00	0,88	0,00	99,00	1,22
74,50	22,00	52,50	12,00	0,88	5,00	99,00	1,03
74,50	22,00	52,50	12,00	0,88	10,00	99,00	0,78
74,50	22,00	52,50	12,00	0,88	15,00	99,00	0,54
74,50	22,00	52,50	12,00	0,88	20,00	99,00	0,34
74,50	22,00	52,50	14,00	0,88	0,00	99,00	2,42
74,50	22,00	52,50	14,00	0,88	5,00	99,00	2,03
74,50	22,00	52,50	14,00	0,88	10,00	99,00	1,63
74,50	22,00	52,50	14,00	0,88	15,00	99,00	1,33
74,50	22,00	52,50	14,00	0,88	20,00	99,00	1,04
74,50	22,00	52,50	16,00	0,88	0,00	99,00	3,75
74,50	22,00	52,50	16,00	0,88	5,00	99,00	3,40
74,50	22,00	52,50	16,00	0,88	10,00	99,00	3,00
74,50	22,00	52,50	16,00	0,88	15,00	99,00	2,41
74,50	22,00	52,50	16,00	0,88	20,00	99,00	1,81
74,50	22,00	52,50	18,00	0,88	0,00	99,00	5,30
74,50	22,00	52,50	18,00	0,88	5,00	99,00	5,01
74,50	22,00	52,50	18,00	0,88	10,00	99,00	4,51
74,50	22,00	52,50	18,00	0,88	15,00	99,00	3,72
74,50	22,00	52,50	18,00	0,88	20,00	99,00	2,62
61,40	19,40	42,00	14,00	0,82	0,00	86,00	1,40
61,40	19,40	42,00	14,00	0,82	5,00	86,00	1,30
61,40	19,40	42,00	14,00	0,82	10,00	86,00	1,01
61,40	19,40	42,00	14,00	0,82	15,00	86,00	0,71
61,40	19,40	42,00	14,00	0,82	20,00	86,00	0,40
61,40	19,40	42,00	16,00	0,82	0,00	86,00	2,20
61,40	19,40	42,00	16,00	0,82	5,00	86,00	1,91
61,40	19,40	42,00	16,00	0,82	10,00	86,00	1,41
61,40	19,40	42,00	16,00	0,82	15,00	86,00	0,90
61,40	19,40	42,00	16,00	0,82	20,00	86,00	0,61
61,40	19,40	42,00	18,00	0,82	0,00	86,00	2,98
61,40	19,40	42,00	18,00	0,82	5,00	86,00	2,69
61,40	19,40	42,00	18,00	0,82	10,00	86,00	1,99
61,40	19,40	42,00	18,00	0,82	15,00	86,00	1,19
61,40	19,40	42,00	18,00	0,82	20,00	86,00	0,80
69,00	22,00	47,00	14,00	1,02	0,00	89,00	1,20
69,00	22,00	47,00	14,00	1,02	5,00	89,00	1,00
69,00	22,00	47,00	14,00	1,02	10,00	89,00	0,90
69,00	22,00	47,00	14,00	1,02	15,00	89,00	0,65

69,00	22,00	47,00	14,00	1,02	20,00	89,00	0,40
69,00	22,00	47,00	16,00	1,02	0,00	89,00	2,00
69,00	22,00	47,00	16,00	1,02	5,00	89,00	1,80
69,00	22,00	47,00	16,00	1,02	10,00	89,00	1,51
69,00	22,00	47,00	16,00	1,02	15,00	89,00	1,00
69,00	22,00	47,00	16,00	1,02	20,00	89,00	0,59
69,00	22,00	47,00	18,00	1,02	0,00	89,00	3,19
69,00	22,00	47,00	18,00	1,02	5,00	89,00	2,88
69,00	22,00	47,00	18,00	1,02	10,00	89,00	2,09
69,00	22,00	47,00	18,00	1,02	15,00	89,00	1,59
69,00	22,00	47,00	18,00	1,02	20,00	89,00	0,99
78,50	25,00	53,50	12,00	0,96	0,00	92,00	1,21
78,50	25,00	53,50	12,00	0,96	5,00	92,00	1,00
78,50	25,00	53,50	12,00	0,96	10,00	92,00	0,85
78,50	25,00	53,50	12,00	0,96	15,00	92,00	0,64
78,50	25,00	53,50	12,00	0,96	20,00	92,00	0,45
78,50	25,00	53,50	14,00	0,96	0,00	92,00	2,22
78,50	25,00	53,50	14,00	0,96	5,00	92,00	2,01
78,50	25,00	53,50	14,00	0,96	10,00	92,00	1,71
78,50	25,00	53,50	14,00	0,96	15,00	92,00	1,21
78,50	25,00	53,50	14,00	0,96	20,00	92,00	0,60
78,50	25,00	53,50	16,00	0,96	0,00	92,00	3,27
78,50	25,00	53,50	16,00	0,96	5,00	92,00	3,08
78,50	25,00	53,50	16,00	0,96	10,00	92,00	2,78
78,50	25,00	53,50	16,00	0,96	15,00	92,00	2,19
78,50	25,00	53,50	16,00	0,96	20,00	92,00	1,48
78,50	25,00	53,50	18,00	0,96	0,00	92,00	4,10
78,50	25,00	53,50	18,00	0,96	5,00	92,00	3,85
78,50	25,00	53,50	18,00	0,96	10,00	92,00	3,39
78,50	25,00	53,50	18,00	0,96	15,00	92,00	2,69
78,50	25,00	53,50	18,00	0,96	20,00	92,00	1,90
121,50	23,50	98,00	12,00	1,11	0,00	100,00	1,90
121,50	23,50	98,00	12,00	1,11	5,00	100,00	1,70
121,50	23,50	98,00	12,00	1,11	10,00	100,00	1,51
121,50	23,50	98,00	12,00	1,11	15,00	100,00	1,32
121,50	23,50	98,00	12,00	1,11	20,00	100,00	1,02
121,50	23,50	98,00	14,00	1,11	0,00	100,00	2,50
121,50	23,50	98,00	14,00	1,11	5,00	100,00	2,10
121,50	23,50	98,00	14,00	1,11	10,00	100,00	1,71
121,50	23,50	98,00	14,00	1,11	15,00	100,00	1,42
121,50	23,50	98,00	14,00	1,11	20,00	100,00	1,22
121,50	23,50	98,00	16,00	1,11	0,00	100,00	3,21
121,50	23,50	98,00	16,00	1,11	5,00	100,00	3,01
121,50	23,50	98,00	16,00	1,11	10,00	100,00	2,62

121,50	23,50	98,00	16,00	1,11	15,00	100,00	1,91
121,50	23,50	98,00	16,00	1,11	20,00	100,00	1,53
121,50	23,50	98,00	18,00	1,11	0,00	100,00	4,09
121,50	23,50	98,00	18,00	1,11	5,00	100,00	3,40
121,50	23,50	98,00	18,00	1,11	10,00	100,00	3,01
121,50	23,50	98,00	18,00	1,11	15,00	100,00	2,50
121,50	23,50	98,00	18,00	1,11	20,00	100,00	2,01
60,50	24,50	36,00	14,00	0,78	0,00	66,00	2,19
60,50	24,50	36,00	14,00	0,78	5,00	66,00	1,79
60,50	24,50	36,00	14,00	0,78	10,00	66,00	1,39
60,50	24,50	36,00	14,00	0,78	15,00	66,00	0,99
60,50	24,50	36,00	14,00	0,78	20,00	66,00	0,63
60,50	24,50	36,00	16,00	0,78	0,00	66,00	3,21
60,50	24,50	36,00	16,00	0,78	5,00	66,00	2,81
60,50	24,50	36,00	16,00	0,78	10,00	66,00	2,49
60,50	24,50	36,00	16,00	0,78	15,00	66,00	2,19
60,50	24,50	36,00	16,00	0,78	20,00	66,00	1,29
60,50	24,50	36,00	18,00	0,78	0,00	66,00	4,21
60,50	24,50	36,00	18,00	0,78	5,00	66,00	3,81
60,50	24,50	36,00	18,00	0,78	10,00	66,00	3,00
60,50	24,50	36,00	18,00	0,78	15,00	66,00	2,70
60,50	24,50	36,00	18,00	0,78	20,00	66,00	1,99
148,00	17,00	131,00	10,00	3,64	0,00	84,00	2,39
148,00	17,00	131,00	10,00	3,64	5,00	84,00	2,20
148,00	17,00	131,00	10,00	3,64	10,00	84,00	1,81
148,00	17,00	131,00	10,00	3,64	15,00	84,00	1,11
148,00	17,00	131,00	10,00	3,64	20,00	84,00	0,72
148,00	17,00	131,00	12,00	3,64	0,00	84,00	3,40
148,00	17,00	131,00	12,00	3,64	5,00	84,00	3,21
148,00	17,00	131,00	12,00	3,64	10,00	84,00	2,83
148,00	17,00	131,00	12,00	3,64	15,00	84,00	2,01
148,00	17,00	131,00	12,00	3,64	20,00	84,00	1,22
148,00	17,00	131,00	14,00	3,64	0,00	84,00	5,01
148,00	17,00	131,00	14,00	3,64	5,00	84,00	4,81
148,00	17,00	131,00	14,00	3,64	10,00	84,00	4,32
148,00	17,00	131,00	14,00	3,64	15,00	84,00	3,81
148,00	17,00	131,00	14,00	3,64	20,00	84,00	2,93
148,00	17,00	131,00	16,00	3,64	0,00	84,00	6,01
148,00	17,00	131,00	16,00	3,64	5,00	84,00	5,81
148,00	17,00	131,00	16,00	3,64	10,00	84,00	5,41
148,00	17,00	131,00	16,00	3,64	15,00	84,00	4,21
148,00	17,00	131,00	16,00	3,64	20,00	84,00	3,92
148,00	17,00	131,00	18,00	3,64	0,00	84,00	7,01
148,00	17,00	131,00	18,00	3,64	5,00	84,00	6,71

148,00	17,00	131,00	18,00	3,64	10,00	84,00	6,02
148,00	17,00	131,00	18,00	3,64	15,00	84,00	5,10
148,00	17,00	131,00	18,00	3,64	20,00	84,00	3,80
79,00	38,00	41,00	18,54	1,82	13,24	90,70	2,81
78,00	36,00	42,00	18,15	1,79	11,12	90,00	2,98
88,00	44,00	44,00	18,34	1,73	12,02	90,10	3,21
93,00	47,00	46,00	17,95	1,68	11,87	89,50	3,27
81,00	36,00	45,00	18,44	1,70	12,49	90,50	3,36
81,00	40,00	41,00	18,54	1,77	10,93	87,40	3,06
77,00	33,00	44,00	17,95	1,75	11,87	90,90	3,21
94,00	48,00	46,00	18,25	1,67	13,06	90,90	3,44
69,00	31,00	38,00	18,34	1,89	11,24	87,70	2,81
70,00	27,00	43,00	18,25	1,65	12,35	89,30	3,45
81,00	36,00	45,00	18,25	1,69	12,63	86,20	3,56
80,00	34,00	46,00	18,05	1,61	13,48	90,90	3,86
75,00	26,00	49,00	17,95	1,56	13,48	89,80	4,06
78,00	40,00	38,00	18,54	1,78	11,74	90,50	2,95
80,00	36,00	44,00	18,34	1,70	12,25	89,20	3,21
82,00	41,00	41,00	18,15	1,74	11,11	88,50	3,33
84,00	36,00	48,00	18,34	1,69	13,24	89,40	3,56
88,00	37,00	51,00	18,25	1,59	13,87	91,30	4,06
90,00	37,00	53,00	18,15	1,48	15,47	89,10	4,42
83,00	35,00	48,00	18,25	1,62	13,48	89,10	4,01
80,00	35,00	45,00	18,34	1,74	13,47	88,70	3,39
75,00	33,00	42,00	18,44	1,73	11,49	87,30	3,25
74,00	32,00	42,00	18,15	1,69	11,73	87,80	3,31
77,00	31,00	46,00	18,54	1,86	11,27	89,20	3,28
88,00	34,00	54,00	18,25	2,02	11,78	90,80	3,56

### Base de données du potentiel de gonflement

wl (%)	wp (%)	Ip (%)	$\gamma_{dopm}$ (KN/m <sup>3</sup> )	W <sub>opm</sub> (%)	potentiel%
67,00	29,58	37,42	15,82	24,60	0,14
64,00	32,00	32,00	13,80	27,00	0,10
55,00	33,50	21,50	13,20	34,00	0,06
55,00	35,00	20,00	13,00	34,00	0,06
50,00	35,60	14,40	13,80	36,00	0,02
66,30	30,00	36,20	16,19	23,00	0,24
65,00	31,00	34,00	14,70	24,00	0,12
55,30	32,30	23,00	13,40	28,00	0,06
52,00	33,00	19,00	13,20	34,00	0,02
50,00	34,20	15,80	13,80	27,00	0,02
68,45	26,41	42,04	16,50	21,40	0,05
67,00	27,50	39,50	14,80	23,00	0,01
65,40	27,90	37,50	13,00	32,00	0,01
64,80	28,20	36,60	13,30	35,00	0,01
63,70	29,32	34,38	13,80	37,00	0,01
98,00	53,00	45,00	13,30	35,00	0,04
88,00	53,40	34,60	13,70	39,00	0,03
68,45	26,41	42,04	17,90	15,60	0,10
38,23	30,23	8,00	17,50	18,00	0,08
38,60	30,66	7,94	18,10	20,00	0,07
40,72	33,55	7,17	18,70	25,50	0,06
41,70	25,86	15,84	18,20	17,40	0,08
46,43	33,33	13,10	18,00	17,00	0,08
40,10	30,38	9,72	19,50	21,00	0,06
37,83	29,16	8,72	19,90	25,00	0,02
66,20	30,00	36,20	16,90	23,00	0,12
65,12	33,85	31,27	15,85	24,60	0,11
103,40	48,06	55,34	13,43	33,30	0,15
58,45	26,41	32,04	16,50	23,40	0,10
85,20	34,40	50,80	15,90	21,50	0,13
51,83	27,10	24,73	14,58	26,60	0,10
60,20	15,00	45,20	1,69	20,00	0,50
38,33	10,98	27,34	17,00	19,50	0,45
39,51	14,28	25,22	17,04	17,00	0,40
37,86	18,33	19,57	17,62	18,50	0,40
37,69	21,66	16,02	<b>17,20</b>	19,50	0,25
79	38	41	18,9	13,2	21,5
78	36	42	18,5	11,1	22,8
88	44	44	18,7	12,0	23,1

93	47	46	18,3	11,9	25,4
81	36	45	18,8	12,5	24,8
81	40	41	18,9	10,9	21,4
77	33	44	18,3	11,9	22,9
94	48	46	18,6	13,1	25,7
69	31	38	18,7	11,2	18,8
70	27	43	18,6	12,4	25,3
81	36	45	18,6	12,6	25,7
80	34	46	18,4	13,5	26,5
75	26	49	18,3	13,5	24,7
78	40	38	18,9	11,7	21,9
80	36	44	18,7	12,3	22,1
82	41	41	18,5	11,1	23,4
84	36	48	18,7	13,2	28,4
88	37	51	18,6	13,9	31,4
90	37	53	18,5	15,5	34,2
83	35	48	18,6	13,5	28,1
80	35	45	18,7	13,5	23,4
75	33	42	18,8	11,5	23,7
74	32	42	18,5	11,7	23,4
77	31	46	18,9	11,3	22,8
88	34	54	18,6	11,8	23,9
75	21	54	11,5	15,0	18,0
75	21	54	11,5	20,0	13,5
75	21	54	11,5	25,0	10,7
75	21	54	11,5	30,0	9,1
75	21	54	11,5	35,0	3,6
75	21	54	11,5	40,0	1,5
75	21	54	13,0	15,0	18,5
75	21	54	13,0	20,0	15,0
75	21	54	13,0	25,0	12,1
75	21	54	13,0	30,0	10,1
75	21	54	13,0	35,0	4,8
75	21	54	13,0	40,0	2,8
75	21	54	14,0	15,0	20,0
75	21	54	14,0	20,0	15,8
75	21	54	14,0	25,0	13,0
75	21	54	14,0	30,0	11,8
75	21	54	14,0	35,0	5,0
75	21	54	15,0	15,0	20,6
75	21	54	15,0	20,0	16,8
75	21	54	15,0	25,0	13,7
75	21	54	15,0	30,0	12,2
75	21	54	16,0	15,0	21,8

75	21	54	16,0	20,0	18,2
75	21	54	16,0	25,0	15,1
75	21	54	17,0	15,0	22,1
75	21	54	17,0	20,0	20,2
73	26	47	11,5	15,0	14,0
73	26	47	11,5	20,0	12,1
73	26	47	11,5	25,0	11,0
73	26	47	11,5	30,0	8,6
73	26	47	11,5	35,0	3,1
73	26	47	11,5	40,0	0,9
73	26	47	13,0	15,0	14,2
73	26	47	13,0	20,0	12,5
73	26	47	13,0	25,0	11,4
73	26	47	13,0	30,0	9,0
73	26	47	13,0	35,0	3,6
73	26	47	13,0	40,0	1,1
73	26	47	14,0	15,0	15,0
73	26	47	14,0	20,0	13,0
73	26	47	14,0	25,0	11,8
73	26	47	14,0	30,0	9,7
73	26	47	14,0	35,0	4,1
73	26	47	15,0	15,0	16,0
73	26	47	15,0	20,0	14,2
73	26	47	15,0	25,0	12,3
73	26	47	15,0	30,0	10,4
73	26	47	16,0	15,0	17,6
73	26	47	16,0	20,0	15,8
73	26	47	16,0	25,0	13,2
73	26	47	17,0	15,0	18,0
73	26	47	17,0	20,0	16,4
66	28	38	11,5	15,0	12,0
66	28	38	11,5	20,0	11,0
66	28	38	11,5	25,0	9,0
66	28	38	11,5	30,0	7,5
66	28	38	11,5	35,0	2,2
66	28	38	11,5	40,0	0,5
66	28	38	13,0	15,0	13,0
66	28	38	13,0	20,0	11,6
66	28	38	13,0	25,0	9,5
66	28	38	13,0	30,0	8,0
66	28	38	13,0	35,0	2,6
66	28	38	13,0	40,0	0,8
66	28	38	14,0	15,0	13,4
66	28	38	14,0	20,0	12,0

66	28	38	14,0	25,0	10,0
66	28	38	14,0	30,0	8,4
66	28	38	14,0	35,0	3,0
66	28	38	15,0	15,0	14,0
66	28	38	15,0	20,0	12,8
66	28	38	15,0	25,0	11,0
66	28	38	15,0	30,0	9,0
66	28	38	16,0	15,0	15,0
66	28	38	16,0	20,0	13,9
66	28	38	16,0	25,0	11,6
66	28	38	17,0	15,0	15,6
66	28	38	17,0	20,0	14,0
71	30	41	11,3	36,2	0,6
85	45	40	10,7	55,0	2,6
58	26	32	21,8	27,9	1,4
71	30	42	17,0	20,4	8,4
88	37	51	13,4	36,0	2,9
77	33	44	17,9	16,5	4,0
74	33	42	15,6	21,2	14,2
60	30	30	18,1	18,0	2,5
71	34	37	14,6	26,5	4,5
67	29	38	16,1	18,9	6,3
48	25	23	16,9	10,0	27,0
48	25	23	17,6	10,0	30,2
48	25	23	14,6	10,0	33,2
48	25	23	15,7	15,0	18,3
48	25	23	16,5	15,0	20,5
48	25	23	16,9	15,0	24,8
48	25	23	16,2	15,0	26,2
48	25	23	16,3	20,0	11,1
48	25	23	16,3	20,0	13,1
48	25	23	16,6	20,0	15,1
48	25	23	15,0	20,0	16,8
48	25	23	15,1	25,0	5,9
48	25	23	15,5	25,0	5,3
48	25	23	15,2	25,0	6,0
48	25	23	14,5	25,0	6,3
59	26	33	16,1	10,0	35,4
59	26	33	16,5	10,0	40,2
59	26	33	14,1	10,0	42,4
59	26	33	15,1	15,0	40,5
59	26	33	16,1	15,0	40,8
59	26	33	16,1	15,0	40,0
59	26	33	14,5	15,0	41,2

59	26	33	15,5	20,0	25,0
59	26	33	16,2	20,0	26,0
59	26	33	16,4	20,0	28,0
59	26	33	15,8	25,0	28,7
59	26	33	15,3	25,0	14,2
59	26	33	15,2	25,0	22,7
59	26	33	14,9	25,0	25,0
59	26	33	15,9	25,0	27,7
81	26	55	14,6	11,8	56,7
81	26	55	15,5	14,6	48,3
81	26	55	15,9	15,5	52,7
81	26	55	14,8	15,7	59,9
81	26	55	15,5	19,5	48,9
81	26	55	16,3	20,9	54,8
81	26	55	16,6	21,0	59,3
81	26	55	14,8	19,5	60,1
81	26	55	17,9	24,6	44,8
81	26	55	17,0	24,0	48,5
81	26	55	15,4	24,8	53,6
81	26	55	14,3	24,7	52,9
108	26	82	15,3	14,6	68,4
108	26	82	15,9	16,3	75,5
108	26	82	15,8	16,7	91,6
108	26	82	14,4	18,7	92,8
108	26	82	15,2	15,3	67,2
108	26	82	16,0	15,5	73,3
108	26	82	16,0	15,7	89,6
108	26	82	14,7	14,9	89,7
108	26	82	15,5	20,3	73,5
108	26	82	16,1	19,5	72,6
108	26	82	16,1	21,2	85,4
108	26	82	14,7	19,4	81,4
108	26	82	14,7	24,8	54,0
108	26	82	14,9	26,4	60,3
108	26	82	15,2	27,7	67,6
108	26	82	15,3	25,0	71,8
23	14	9	18,8	11,5	1,1
26	25	2	15,2	17,5	0,5
30	29	1	16,8	17,8	1,2
34	25	9	18,1	11,9	1,4
34	17	17	16,2	15,2	2
35	18	17	17,2	17,4	1,7
37	18	19	18,1	12,2	2,8
39	24	14	17,9	14,9	1,8

39	20	19	16,6	18	1,8
44	23	21	16,2	17,8	4,2
47	23	24	15,3	23,5	5,8
47	24	23	15,1	18	6,8
52	24	29	16,5	20,2	9,6
54	22	32	15,2	22	7,9
54	27	27	15,1	20	10,7
56	27	29	14,7	23	11,2
56	24	32	15,4	24,4	4,9
57	23	34	15,7	18,2	9,2
61	22	40	17,1	14	15,6
63	24	39	14,6	24	14,1
64	24	40	17,8	15	10,2
65	28	37	16,1	19	16,4
65	31	34	16,5	29	16,7
70	38	32	15	22,7	18,1
75	36	38	14,5	25	22,5
80	38	42	14	28	23,9
66	26	40	17,0	18,0	16
66	20	46	17,0	17,0	15,5
54	20	34	17,0	18,0	8,1
57	22	35	17,0	18,0	16
67	23	44	17,0	17,0	7,5
65	25	40	16,0	19,0	20
64	25	39	17,0	18,0	17
69	28	41	18,0	19,0	22,3
59	19	40	17,0	17,0	8,5
47	24	23	17,0	18,0	6,7
47	21	26	17,0	18,0	13,7
51	18	33	17,0	17,0	10
55	19	36	16,0	19,0	11,8
67	26	41	17,0	18,0	17
28	21	7	15,6	18,6	0,26
37	25	12	16,9	18,7	0,84
50	28	22	15,5	23,0	3,61
53	28	25	15,5	23,1	5,63
98	40	58	12,5	32,0	10,73
28	21	7	16,8	16,6	2,96
37	25	12	18,1	15,9	4,18
50	28	22	17,2	18,2	10,48
53	28	25	16,8	19,4	14,27
98	40	58	13,5	29,0	19,86
28	21	7	17,2	15,6	4,19
37	25	12	18,7	14,3	9,34

50	28	22	17,9	15,9	15,26
53	28	25	17,6	17,6	24,32
98	40	58	14,1	17,6	27,49
42	20	22	16,4	10,0	23,3
48	20	28	16,4	10,0	26,2
71	20	51	16,4	10,0	40,4
93	21	72	16,4	10,0	59,0
79	38	41	18,9	13,2	21,5
78	36	42	18,5	11,1	22,8
88	44	44	18,7	12,0	23,1
93	47	46	18,3	11,9	25,4
81	36	45	18,8	12,5	24,8
81	40	41	18,9	10,9	21,4
77	33	44	18,3	11,9	22,9
94	48	46	18,6	13,1	25,7
69	31	38	18,7	11,2	18,8
70	27	43	18,6	12,4	25,3
81	36	45	18,6	12,6	25,7
80	34	46	18,4	13,5	26,5
75	26	49	18,3	13,5	24,7
78	40	38	18,9	11,7	21,9
80	36	44	18,7	12,3	22,1
82	41	41	18,5	11,1	23,4
84	36	48	18,7	13,2	28,4
88	37	51	18,6	13,9	31,4
90	37	53	18,5	15,5	34,2
83	35	48	18,6	13,5	28,1
80	35	45	18,7	13,5	23,4
75	33	42	18,8	11,5	23,7
74	32	42	18,5	11,7	23,4
77	31	46	18,9	11,3	22,8
88	34	54	18,6	11,8	23,9



**Faculté des Sciences et de la Technologie**  
**Département de Génie Civil & Travaux Publics**

Mémoire pour l'Obtention du Diplôme de Master  
Filière : Travaux Publics

Spécialité : VOIES ET OUVRAGE D'ART

**Thème :**

**APPLICATION DES RESEAUX DE NEURONES POUR LA PREDICTION DES  
SOLS GONFLANTS**

**EL HADJ ALI AICHA DJIHANE**

**RAIS MOHAMMED ALI**

**Résumé**

Les sols gonflants, en particulier les sols riches en argiles de type smectite, représentent une problématique géotechnique critique dans de nombreuses régions du monde. Leur capacité à subir d'importantes variations de volume sous l'effet des changements de teneur en eau constitue une menace pour la stabilité des infrastructures : fissurations des bâtiments, soulèvements de chaussées, perturbations des réseaux souterrains, etc.

Traditionnellement, la détermination des paramètres clés que sont la pression de gonflement et le potentiel de gonflement repose sur des essais expérimentaux (œdométriques, gonflement libre, double œdomètre...) à la fois longs, coûteux et techniquement exigeants. De plus, ces méthodes nécessitent une instrumentation adaptée et des conditions d'essai rigoureuses pour garantir la fiabilité des résultats.

Ce travail propose une approche innovante pour prédire les paramètres de gonflement des sols à l'aide de réseaux de neurones artificiels (RNA). À partir d'une base de données expérimentales riche et diversifiée (438 échantillons pour la pression, 291 pour le potentiel) où deux modèles ont été développés.

Les résultats démontrent que l'usage des réseaux de neurones artificiels constitue une alternative fiable, rapide et économique aux essais de laboratoire pour la prévision du comportement gonflant des sols. Les modèles développés ont su capter la nature non linéaire et multi-paramétrique du phénomène de gonflement avec une précision satisfaisante, surtout pour la pression. Cette approche ouvre ainsi de nouvelles perspectives pour une intégration plus large de l'intelligence artificielle dans les études géotechniques.