



République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la
Recherche Scientifique



Université Djillali Bounaama de Khemis Miliana

Faculté des Sciences de la Nature et de la Vie et des Sciences de la Terre

Département des Sciences de la Terre

Filière : Géologie appliquée

Spécialité : Géotechnique

Mémoire présenté pour l'obtention d'un diplôme de Master en Géotechnique

Thème :

**Utilisation des réseaux de neurones artificiels pour
la prédiction des propriétés géotechniques des sols
argileux améliorés à la chaux**

Réalisé par :

Mr Kanté Seydou
Mr Vumi Quilulo Nunes Alvaro

Déposé le: 13 /11 /2020

Encadré par :

Dr. Kellouche Yasmina MCB Université Khemis-Miliana Promotrice

Expertisé/examiné à distance par :

Dr. Gadouri Hamid MCB Université Khemis-Miliana Président
Dr. Meziani Brahim MCB Université Khemis-Miliana Examineur

Année universitaire : 2019/2020

Dédicace

A la famille Diakité.

A la famille Sissoko.

A la famille Kanté. Que ce travail soit l'accomplissement de vos vœux tant allégués, et le fruit de votre soutien infaillible.

A Infanda Domingos.

A Vumi Alvaro.

A Savadogo Mahama. Que ce travail soit le symbole d'une amitié éternelle.

Merci d'être toujours là pour moi.

KANTÉ Seydou

Dédicace

Avant tout, je dédie ce modeste travail à ma très chère famille qui m'a soutenue pendant tout mon parcours académique en Algérie notamment mon père, ma mère et mes chers frères.

Je le dédie également à mes très chères amis, Kante Seydou, Infanda Domingos, Edmira dos Santos et tous les autres que j'ai côtoyé pendant ces années en Algérie.

A chaque enseignant qui m'a partagé ses connaissances et m'a aidé à arriver à ce point.

VMM Alvaro

Remerciements

Tout d'abord, nous rendons grâce à Dieu, le Tout-puissant, qui nous a octroyé le courage et la force de mener à terme ce travail dans la santé.

Nous tenons à remercier **Dr. KELLOUCHE Yasmina**, Enseignant chercheur à l'Université de Khemis Miliana et directrice de ce mémoire, pour l'aide qu'elle a fournie et les connaissances qu'elle a su nous transmettre. Nous la remercions également pour sa disponibilité et la qualité de ses conseils.

Nous tenons également à remercier sincèrement **Dr. GADOURI Hamid**, Enseignant chercheur à l'Université de Khemis Miliana d'avoir accepté de présider le jury.

Nous adressons également nos vifs remerciements à **Dr. MEZIANI Brahim**, Enseignant chercheur à l'Université de Khemis-Miliana, d'avoir accepté d'examiner avec toute l'attention voulue le présent travail.

Nous tenons à saisir cette occasion et adresser nos profondes reconnaissances au corps professoral et administratif de l'université Djilali Bounaama de Khemis-Miliana, en particulier ceux du département science de la terre.

ملخص

تُعرف التربة الطينية بالتربة غير المستقرة أو ذات المشاكل و التي لديها خواصاً فيزيائية ميكانيكية رديئة. إحدى التقنيات الواعدة لمعالجة هذه المشكلة هي تثبيت التربة عن طريق الإضافات المعدنية مثل الجير حيث تضاف بنسب مختلفة من أجل تحسين الخصائص الجيوتقنية للتربة الطينية. يتم إجراء الاختبارات المعملية لتحديد مدى فاعلية هذه الإضافات والتي تكلف في الوقت والمصاريف. تظهر العديد من الدراسات أن استخدام تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية يسمح بالتنبؤ السريع والفعال للخصائص الجيوتقنية للتربة. خلال البحث الحالي، تم تطبيق هذه التقنية لتطوير نموذجين للتنبؤ بالخصائص الجيوتقنية و المتمثلة في مؤشر اللدونة وقوة الضغط البسيطة للتربة الطينية المحسنة بالجير. من أجل ذلك ، تم استخدام قاعدتي بيانات تم جمعها من النتائج التجريبية للعديد من الأبحاث السابقة في تطوير هذه النماذج، أخذين بعين الاعتبار العوامل المؤثرة في الخاصيتين المدروستين. أظهر أداء التدريب والاختبار والتحقق من صحة نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية التي تم تطويرها في هذه الدراسة ارتباطات جيدة تصل إلى 97% و 89% لنموذجي معامل اللدونة وقوة الضغط البسيطة على التوالي بارتباطات منخفضة. من ناحية أخرى ، أثبتت الدراسة التأثيرية ومقارنة القيم المتوقعة مع النتائج التجريبية غير المدرجة في قاعدتي البيانات نجاعة كلا النموذجين. وفقاً للنتائج المتحصل عليها ، فإن النموذجين اللذين تم تطويرهما موثوقان ويمكن استخدامهما للتنبؤ بمؤشر اللدونة ومقاومة الضغط البسيطة للتربة الطينية المحسنة بواسطة الجير.

الكلمات المفتاحية: التربة الطينية ، التثبيت ، الجير، الشبكات العصبية الاصطناعية، التنبؤ، مؤشر اللدونة، مقاومة الضغط البسيط.

Résumé

Les sols argileux sont connus comme des sols instables ou problématiques qui présentent des propriétés physico-mécaniques médiocres. L'une des techniques les plus prometteuses pour remédier à ce problème est la stabilisation des sols par des ajouts minéraux. Des ajouts tels que la chaux sont additionnés en différents pourcentages dans le but d'améliorer les propriétés géotechniques des sols argileux. Des essais en laboratoire sont réalisés pour déterminer l'efficacité de ces ajouts, ce qui coûte en temps et en dépense. De nombreuses études montrent que l'utilisation de la technique des Réseaux des Neurones permet une prévision rapide et efficace des propriétés géotechnique des sols. Dans le présent travail, cette technique a été appliquée pour élaborer deux modèles de prédiction des propriétés géotechniques comprenant l'indice de plasticité et la résistance à la compression simple des sols argileux améliorés par la chaux. Cependant, deux bases de données collectées des résultats expérimentaux de plusieurs recherches antérieures ont été utilisées pour l'élaboration de ces modèles, en considérant les paramètres influençant les deux propriétés étudiées. Les performances d'apprentissage, de test et de validation des modèles RNA élaborés dans cette étude, ont montré de bonnes corrélations atteignant 97% et 89% pour les modèles IP-RNA et RCS-RNA respectivement avec de faibles valeurs de MSE. D'autre part, l'étude paramétrique et la comparaison des valeurs prédites avec des résultats expérimentaux non inclus dans les deux bases de données ont prouvé la performance des deux modèles. Selon les résultats obtenus, les deux modèles développés sont fiables et pourront être utilisé pour la prédiction d l'indice de plasticité et la résistance à la compression simple d'un sol argileux amélioré par la chaux.

Mots clés : sols argileux, stabilisation, chaux, réseaux de neurones artificiels, prévision, indice de plasticité, résistance à la compression simple.

Abstract

Clay soils are known as unstable or problematic soils that exhibit poor physico-mechanical properties. One of the most promising techniques to address this problem is soil stabilization by mineral additions. Additions such as lime are added in different percentages in order to improve the geotechnical properties of clay soils. Laboratory tests are performed to determine the efficiency of these additions, which costs time and expense. Numerous studies show that the use of the Neural Network technique allows rapid and efficient prediction of the geotechnical properties of soils. In the present work, this technique was applied to develop two prediction models of the geotechnical properties including the plasticity index and the simple compressive strength of lime stabilized clay soils. However, two databases collected from the experimental results of several previous research were used to develop these models by considering the influencing parameters on both properties studied. The training, testing and validation performance of both models showed good correlations reaching 97% and 89% for the PI-RNA and SCS-RNA models, respectively with low MSE values. On the other hand, the parametric study and the comparison of the predicted values with experimental results not included in the two databases proved the performance of both models. According to the found results, ANNs models developed are reliable and could be used for the prediction of the plasticity index and the simple compressive strength of lime stabilized clay soil.

Keywords: Clay soils, stabilization, lime, artificial neural network, prevision, plasticity index, simple compression resistance.

Table des matières

Dédicaces	I
Remerciement	II
Résumé	III
Table des matières	IV
Liste des figures	V
Liste des tableaux	VI
Liste des notations	VII

Introduction générale

I – Généralités	1
II – But de travail	2
III – Plan de travail	2

Chapitre I - Techniques d'amélioration des sols argileux

1.1 - Introduction.....	4
1.2 – Les sols instables	4
1.2.1 – Les argiles	5
1.2.2 – Les limons et les loess	7
1.2.3 – Les marnes.....	8
1.2.4 – Les vases	9
1.2.5 – Les tourbes	9
1.3 – Techniques d’amélioration des sols	10
1.3.1 – Méthodes mécaniques	10
1.3.2 – Méthodes hydrodynamiques	11
1.3.3 – Méthodes thermiques.....	13
1.3.4 – Méthodes chimiques.....	14
1.4 – Traitement des sols instables par la chaux.....	15
1.4.1 – La chaux.....	15
1.4.2 – Les propriétés de la chaux.....	15
1.4.3 – Effet de la chaux sur les sols argileux	16
1.4.4 – Effet de la chaux sur les propriétés géotechniques des sols.....	17
1.5 - Conclusion	19

Chapitre II - Modèles de prédictions des propriétés géotechniques des sols

2.1 - Introduction.....	21
2.2 – Modèles statistiques de prévision.....	21
2.3 – Modèles des réseaux de neurones artificiels	23
2.3.1 – Les réseaux de neurones artificiels	23

2.3.1.1 – Historique et définition	23
2.3.1.2 - Perceptron multicouches	26
2.3.1.3 – Fonctionnement des RNAs	26
2.3.1.4 – Topologie des RNAs	27
2.3.1.5 – Apprentissage des RNAs	28
2.3.1.6 - Apprentissage de rétro-propagation.....	30
2.3.1.7 - Performance d'un modèle réseau de neurones	31
2.3.2 – Utilisation des RNAs dans le domaine de la géotechnique	32
2.4 – Conclusion	33

Chapitre III - Conception et analyse des données

3.1 - Introduction.....	35
3.2 – Justification du choix des propriétés géotechniques	35
3.2.1 – Les limites d’Atterberg	35
3.2.2 – Essai de compression uniaxial	37
3.3 – Collecte et traitement des données	38
3.3.1 – Analyse et conception des données.....	38
3.3.2 – Organisation de la base de données	43
3.4 – Normalisation des données.....	48
3.5 - Conclusion	48

Chapitre IV - Elaboration et validation des modèles RNAs

4.1 - Introduction.....	51
4.2 - Elaboration des modèles de prévision	51
4.2.1 - Modèle de prévision de l'indice de plasticité (Modèle IP-RNA)	54
4.2.2 - Modèle de prévision de la résistance à la compression (Modèle RCS-RNA)	57
4.3 - Etude paramétrique	60
4.3.1 - Effet de la chaux sur l'indice de plasticité (IP).....	60
4.3.2 - Effet de la chaux sur la résistance à la compression (RCS)	61
4.4 - Validation des modèles développés.....	63
4.4.1 - Validation du modèle IP–RNA	63
4.4.2 - Validation du modèle RCS–RNA	65
4.5 - Conclusion	66

Conclusions générales, recommandations et perspectives	68
---------------------------------------------------------------------	-----------

Références bibliographies.....	71
---------------------------------------	-----------

Annexe.....	77
--------------------	-----------

Liste des figures

Figure 1.1 - Structure de la kaolinite (Lambel 1953).....	5
Figure 1.2 - Structure de la montmorillonite (Lambel 1953)	6
Figure 1.3 - Structure de l'illite (Lambel 1953).....	6
Figure 1.4 - Sols argileux	7
Figure 1.5 - (a) Mise en évidence d'un sol limoneux entre argile et sable; (b) Couverture loessique	8
Figure 1.6 - Marme noire (Alpes de Haute Provence)	9
Figure 1.7 - Sol organique (tourbe)	10
Figure 1.8 - Les différentes techniques de compactage : a) compactage de surface ; b) compactage dynamique et c) vibro-compactage	11
Figure 1.9 - Schéma de l'effet (tassement δ_1 et δ_2) d'amélioration par pré chargement du terrain.....	12
Figure 1.10 - Amélioration du sol par accélération de la consolidation par des drains verticaux	13
Figure 1.11 - Stabilisation du sol par congélation en France	14
Figure 1.12 - Epandage de la chaux sur un sol à traité (France)	15
Figure 1.13 - Variation des courbes de compactage (Eren and Filiz, 2009)	18
Figure 2.1 - Représentation d'un neurone biologique.....	24
Figure 2.2 - Structure d'un neurone artificiel.....	24
Figure 2.3 - Mise en correspondance neurone biologique/ neurone artificiel (Claude Touzet)	25
Figure 2.4 - Exemple d'un réseau de type perceptron multicouches.....	26
Figure 2.5 - Structure d'un réseau de neurone	27
Figure 2.6 - Topologie des RNA (Sorin et al., 2001)	28
Figure 3.1 - Représentation des limites d'Atterberg (NF P94-051, Mars 1993).....	36
Figure 3.2 - Détermination de la limite de liquidité (Gadouri et al., 2017).....	36
Figure 3.3 - Détermination de la limite de plasticité(<i>Gadouri et al., 2017</i>)	37
Figure 3.4 - Distribution des données des entrées du modèle IP–RNA, (a)- limite de plasticité, (b)- limite de liquidité, (c)- teneur en chaux.....	46
Figure 3.5 - Distribution des données des entrées du modèle RCS–RNA, (a)- résistance à la compression simple initiale, (b)- période de cure, (c)- teneur en chaux.....	47
Figure 4.1 - Étapes de conception du réseau de neurones.	52
Figure 4.2 - Code Matlab pour la Création du réseau de neurones (Boukhatem, 2010)	53
Figure 4.3 - Architecture du modèle de prévision de l'IP : a) simulée ; b) sur Matlab.....	54
Figure 4.4 - Corrélation entre les résultats expérimentaux et prévus (IP–RNA).....	55
Figure 4.5 - Performance du modèle IP-RNA	56
Figure 4.6 - Valeurs de régression d'apprentissage, test, validation et général du modèle IP-RNA....	56
Figure 4.7 - Architecture du modèle de prévision de RCS : a) simulée ; b) sur Matlab.....	57
Figure 4.8 - Corrélation de régression entre les résultats expérimentaux et prévus (RCS-RNA)).....	58
Figure 4.9 - Performance du modèle RCS-RNA	59
Figure 4.10 - Valeurs de régression d'apprentissage, test, validation et générale du modèle RCS-RNA59	
Figure 4.11 - Effet de la chaux sur l'IP	61
Figure 4.12 - Effet de la chaux sur la RCS.....	62
Figure 4.13 - Corrélations entre les résultats expérimentaux et les valeurs prévues par le modèle IP-RNA	64
Figure 4.14 - Comparaison entre les résultats expérimentaux obtenus par Ossula et al. (1996) et les valeurs prévues par le modèle IP-RNA	64
Figure 4.15 - Comparaison entre les résultats expérimentaux obtenus par Manasseh et al. (2008) et les valeurs prévues par le modèle IP-RNA.....	65
Figure 4.16 - Corrélations entre les résultats expérimentaux et les valeurs prévues par le modèle RCS-RNA	66

Liste des tableaux

Tableau 1.1 - Classification des Roches marneuses selon leur pourcentage en CaCO ₃ (Khaled MEFTAH).	8
Tableau 1.2 - Effet de différentes teneurs en chaux sur les Limites d'Atterberg (Cheng et al., 2018)	17
Tableau 1.3 - Effet de la teneur en chaux et de la période de cure sur la résistance à la compression non confinée d'une argile de la famille des smectites (Al-Mukhtar et al., 2012).....	18
Tableau 1.4 - Variation des paramètres de cisaillement effectifs de deux sols argileux stabilisés avec 6% de chaux Sivapullaiah et al. (2000, 2006)	19
Tableau 2.1 - Synthèse bibliographique des modèles statistiques de prédiction des sols améliorés....	22
Tableau 2.2 - Types d'apprentissage.....	29
Tableau 3.1 - Types de sol suivant l'IP (Khaled MEFTAH, 2008)	37
Tableau 3.2 - Consistance des argiles en fonction de la RCS (Terzaghi, 1965)	38
Tableau 3.3 - Variation des données pour la prévision de l'indice de plasticité	39
Tableau 3.4 - Variation des données pour la prévision de la résistance à la compression simple	41
Tableau 3.5 - Rang des valeurs utilisées dans la base de données pour la prévision de l'indice de plasticité (IP-RNA).	42
Tableau 3.6 - Rang des valeurs utilisées dans la base de données pour la prévision de la résistance à la compression simple (RCS-RNA).	43
Tableau 3.7 - Organisation de la base de données du modèle de prévision de l'IP.	43
Tableau 3.8 - Organisation de la base de données du modèle de prévision de RCS.	44
Tableau 4.1 - Paramètres d'apprentissage du modèle IP- RNA	55
Tableau 4.2 - Paramètres d'apprentissage du modèle RCS-RNA	58
Tableau 4.3 - Paramètres d'entrées utilisés dans l'étude paramétrique du modèle IP-RNA.	60
Tableau 4.4 - Paramètres d'entrées utilisés dans l'étude paramétrique du modèle RCS-RNA.	61
Tableau 4.5 - Comparaison entre les résultats expérimentaux et les valeurs prévues par le modèle IP-RNA.	63
Tableau 4.6 - Comparaison entre les résultats expérimentaux et les valeurs prévues par le modèle RCS-RNA.	65

Liste des notations

C'	cohésion
ϕ'	angle de frottement
(E%)	Pourcentage d'erreur
BTP	Bâtiments et travaux publics
CH	Teneur en chaux
IP	indice de plasticité
IP0	indice de plasticité d'un sol argileux non traité
LL	limite de liquidité
LL0	limite de liquidité d'un sol argileux non traité
LP	limite de plasticité
LP0	limite de plasticité d'un sol argileux non traité
RCS	résistance en compression simple
RCS0	résistance en compression simple non traitée
RNA	réseaux de neurones artificiels
RNAs	réseaux de neurones artificiels
WL	limite de liquidité
WP	limite de plasticité

Introduction Générale

I – Généralités

Selon le type d'ouvrage et son mode de conception, le sol peut constituer une base d'appuis pour l'ensemble de l'ouvrage (route, tunnel, barrage poids) ou un point d'appuis pour quelques éléments seulement (bâtiment, pont, barrage en arc). Certains sols (vases, tourbes, limons, argiles molles...), en raison de leurs propriétés géotechniques, sont considérés comme des sols instables créant donc un handicap économique et technique pour les différentes parties impliquées dans ce domaine. Ils gonflent et deviennent plastiques en présence d'eau, se rétractent avec la sécheresse, et foisonnent sous l'effet du gel. Alors, ces sols sont considérés comme mauvais ou médiocres et ne présentent pas, par conséquent, les performances nécessaires pour supporter des charges.

Pour résoudre ce problème, on utilise différentes techniques d'amélioration des propriétés géotechniques des sols. L'une des plus utilisées est la méthode chimique, notamment le traitement à la chaux, en raison de sa disponibilité et sa mise en œuvre facile. Un effort de recherche est fourni pour déterminer l'effet de ces derniers sur les propriétés géotechniques des sols et la détermination des ajouts convenables avec sa teneur optimale.

Cependant après traitement des sols, il faut refaire les mêmes et interminables essais afin de juger de la bonne portance des nouvelles propriétés géotechniques acquis par l'effet de la chaux. Ce qui est évidemment une perte de temps et d'argent que subit le projet. La littérature soutient l'hypothèse que l'utilisation des modèles de prévision permettrait d'éviter les essais approfondis en laboratoire et plusieurs études ont été menés en ce sens.

D'ailleurs la littérature ne manque pas de modèles empiriques et classiques pour la prévision des propriétés géotechniques des sols instables. Ces modèles ont été faits sur des bases de données limitées, chacun a travaillé sur ses propres résultats expérimentaux et la plupart d'entre eux n'ont pas validé leurs modèles en les comparant avec d'autres résultats ou avec d'autres modèles. Par conséquent ces modèles restent trop limités et ne peuvent pas généraliser sur de nouvelles données.

Le développement des outils informatiques et l'avènement de la technique d'intelligence artificielle (les réseaux de neurones, logique floue, algorithme génétique...) ont donné naissance à une nouvelle méthode de modélisation qui s'avère performant. L'utilisation de la technique d'intelligence artificielle pour la prévision des propriétés géotechniques des sols améliorés par des ajouts minéraux n'est pas assez répandue. Il y a peu de modèles développés en appliquant cette technique. Par ailleurs, la technique a prouvé son efficacité dans plusieurs disciplines comme la médecine, la mécanique, le génie civil et la géotechnique. La technique des réseaux de neurones reste la plus populaire parmi les autres techniques d'intelligence artificielle, elle est issue du fonctionnement des neurones biologiques, où la phase d'apprentissage est la plus essentielle dans

cette technique. Ainsi, la bonne maîtrise des réseaux de neurones artificiels permettrait de mettre en place des modèles performants de prévision des propriétés géotechniques des sols améliorés aux ajouts minéraux.

II – But de travail

Dans cette étude, nous avons utilisé les réseaux de neurones artificiels dans le but de développer des modèles RNAs à simple usage qui seront capable de prédire le nouvel indice de plasticité et la nouvelle résistance à la compression simple des sols argileux améliorés à la chaux. La fiabilité de ces modèles est garantie à travers la collecte des données de plusieurs études expérimentales avec un simple usage. Les bases de données contiennent les informations sur les différents paramètres d'entrées et de sorties de chaque modèle. Ces bases de données seront analysées dans le but de concevoir des modèles de prévisions des propriétés géotechniques, assez fiables et générales.

III – Plan de travail

L'introduction générale de ce mémoire expose la problématique, définit les objectifs de notre recherche et le plan de travail adopté. Après cette introduction, le mémoire est scindé en quatre (04) chapitres.

- Le premier chapitre présente dans une première partie un aperçu sur la caractérisation des sols fins et dans une deuxième partie un panorama sur les différentes techniques d'amélioration des sols instables.
- Le deuxième chapitre présente une synthèse bibliographique sur les différents méthodes et modèles de prédiction des propriétés géotechniques des sols instables. Il introduit la notion des réseaux de neurones artificiels et présente également les performances de cette méthode dans l'ingénierie civile et géotechnique.
- Le troisième chapitre est dédié à la création de nos bases de données, qui seront analyser et organiser, pour l'ensemble des cas collectés. A la fin une méthode de normalisation des données a été adoptée afin de faciliter le problème d'apprentissage des modèles.
- Le quatrième chapitre détaille les différentes architectures élaborées. L'élaboration des modèles (les propriétés statistiques et neuronales de chaque modèle) et la validation de ces derniers ont fait l'objet de ce chapitre, ainsi qu'une discussion et une analyse des différents résultats obtenus pour les différents modèles développés.

Le mémoire est clôturé par des Conclusions générales, des recommandations et des perspectives afin de bien mener les futurs travaux de recherches.

Chapitre 1
Techniques d'amélioration des sols
argileux

1.1 - Introduction

Le sol est généralement un matériau hétérogène avec des caractéristiques très variables. Il est d'origine minérale et organique et est constitué de trois phases (phase solide, liquide et gazeuse). Toutes ces caractéristiques jouent un rôle bien précis dans le comportement du sol face à des contraintes. Les propriétés géotechniques sont des paramètres permettant de quantifier les caractéristiques variables du sol afin de prévenir leur comportement.

En effet, dans le domaine de la construction, les sols qui ont un comportement favorable à l'application des charges avant et après les travaux sont appelés bons sols (propriétés géotechniques satisfaisantes). Par contre, les sols qui ne garantissent pas une certaine sécurité de la construction (comportement lâche dû à une mauvaise portance) sont appelés sols instables et sont à éviter dans tous travaux de construction.

Ainsi, le besoin des terrains disponibles, le développement de la mécanique des sols et les recherches dans le domaine de la géotechnique ont permis la mise au point d'une large gamme de technique permettant l'amélioration (addition chimique ou modification par réduction de vide de grains...) ou le renforcement (inclusion des éléments structuraux pour une augmentation de la résistance mécanique en général) des sols présentant de médiocres propriétés géotechniques.

Dans ce chapitre, nous mettrons l'accent sur les techniques d'amélioration des sols après avoir fait une brève description des principaux sols ayant besoin de ces techniques pour une meilleure stabilité.

1.2 - Les sols instables

Il y a plusieurs raisons imprévisibles qui peuvent mener un sol à se dilater, à se gonfler, à avoir des effets inattendus ou à s'effondrer. Pour certaines raisons, la structure du sol peut également changer, modifiant ainsi la résistance du sol. Tout cela peut créer beaucoup de problèmes pour la construction. Le sol ne peut pas être utilisé à des fins de construction et nécessitera donc des techniques d'amélioration. Ces sols sont connus comme des sols instables.

Donc les sols instables ou de mauvaises portances sont des sols avec des paramètres géotechniques médiocres ayant un comportement lâche vis-à-vis des charges qui les sont appliquées.

Les paramètres géotechniques de protection sont les frontières de la zone dans laquelle, il peut y avoir des interactions qui doivent être étudiées entre la bonne tenue du sol et des ouvrages existants d'une part et d'autre part entre la bonne tenue des ouvrages à construire pendant et après les travaux.

Donc, l'identification et la connaissance profonde des sols avec des caractéristiques physico-chimiques médiocres est un métier de très grande importance. Les problèmes relatifs à ce type de sol

sont qu'ils subissent des déformations importantes sous les charges qui leur sont appliquées. Leur capacité portante est souvent trop faible pour supporter les charges prévues. Toutes ces caractéristiques se traduisent sur le terrain par des tassements excessifs conduisant à l'instabilité de l'ouvrage. Les sols fins mous et compressibles (argiles et vases) sont généralement des sols instables ayant des paramètres géotechniques médiocres.

1.2.1 – Les argiles

En général le terme argile s'applique à tous les matériaux sédimentaires (les particules d'argile résultent des mécanismes de désintégration chimique ou mécanique des roches) dont la fraction granulométrique prédominante des particules est inférieure à $2\mu\text{m}$. Elles sont composées d'une large part de silicates d'aluminium plus ou moins hydratés présentant une structure feuilletée (phyllosilicates) expliquant leur plasticité, ou fibreuse expliquant leurs qualités d'absorption.

Les particules d'argile sont formées d'un empilement de feuillets qui sont constitués par l'association de deux unités structurales de base, ces feuillets sont formés par la juxtaposition des couches structurales tétraédriques (silice) et octaédriques (aluminium) :

- La structure d'un Tétraèdre est formée par quatre atomes (têtes) d'oxygène (O^{2-}) ou d'hydroxyle (OH^-) et un atome de silicium (Si^{2+}) qui se positionne au centre de cette structure.
- La structure d'un Octaèdre est formée par six atomes (têtes) d'oxygène (O^{2-}) ou d'hydroxyle (OH^-) et un atome d'aluminium (Al^{3+}) ou de magnésium (Mg^{2+}) se positionne au centre de cette structure.

Ces deux structures donnent naissance aux différents types d'argiles qui sont présentées dans ce qui suit :

- La kaolinite : constituée d'une succession alternée de feuillets en tétraèdre (silice) et de feuillets en octaèdre (aluminium ou gibbsite). Les deux feuillets sont liés de telle manière que les sommets du feuillet de silice et ceux d'une des couches du feuillet en octaèdre ne forment qu'une seule et même couche (**Fig.1.1**).

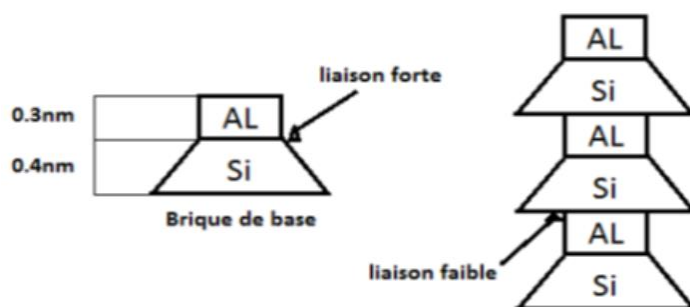


Figure 1.1 - Structure de la kaolinite (Lambel 1953)

- La montmorillonite, parfois appelée Smectite, est un minéral argileux important composé de deux feuillets de Silice et d'un feuillet d'Alumine (Gibbsite). Les feuillets en octaèdres se trouvent entre deux feuillets de Silice et les sommets des tétraèdres se confondent avec les hydroxyles du feuillet en octaèdre pour ne former qu'une seule couche. Les sols qui contiennent de la montmorillonite peuvent être gonflants lorsque leur teneur en eau augmente, les pressions de gonflements qui en résultent peuvent facilement causer des dommages aux structures légères et pavages (**Fig.1.2**).

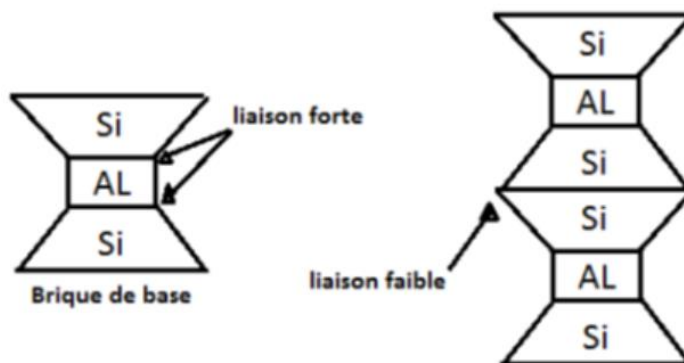


Figure 1.2 - Structure de la montmorillonite (Lambel 1953)

- L'illite est une autre composante importante des sols argileux, elle a une structure analogue à la montmorillonite mais il y a des ions de potassium intercales entre les feuillets tétraédriques (**Fig.1.3**). Grâce à ces ions la liaison est relativement forte et les molécules d'eau ne peuvent pratiquement plus s'intercaler. Aux extrémités de la particule d'argile, il y a également des déséquilibres électriques et adsorption de cations. Ces cations dits échangeables jouent un rôle important dans le comportement des argiles.

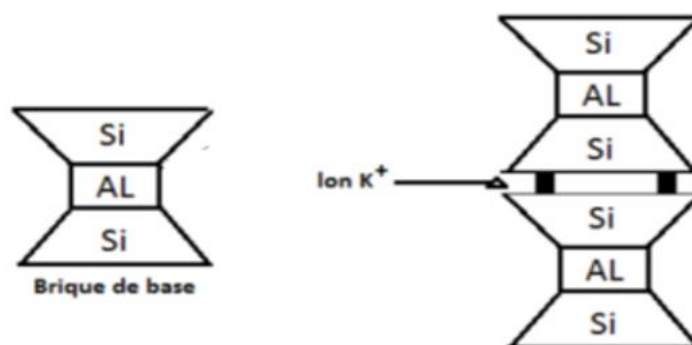


Figure 1.3 - Structure de l'illite (Lambel 1953)

Les argiles peuvent être gonflantes, notamment celles de la famille des Montmorillonites lorsqu'elles absorbent l'eau. D'autre part, elles peuvent diminuer de volume jusqu'à craqueler en surface et même sur une profondeur de 2 m à 4 m sous l'effet de la sécheresse. Par ailleurs, sous l'effet

d'une charge, par exemple celle d'une construction, une partie de l'eau absorbée contenue entre les grains d'argile est chassée, ce qui a pour conséquence de provoquer un tassement sensible du sol.

Les argiles représentent en général une assise acceptable à médiocre lorsqu'elles sont recouvertes par d'autres couches de terrain. En revanche, elles sont dangereuses lorsqu'elles affleurent au niveau du sol, du fait de leur instabilité, se traduisant par des variations de volume et un fluage dans les terrains en pente. D'autres types de sédiments à grains fins contiennent des argiles telles que les marnes et les limons argilo-calcaire (lœss)...etc.

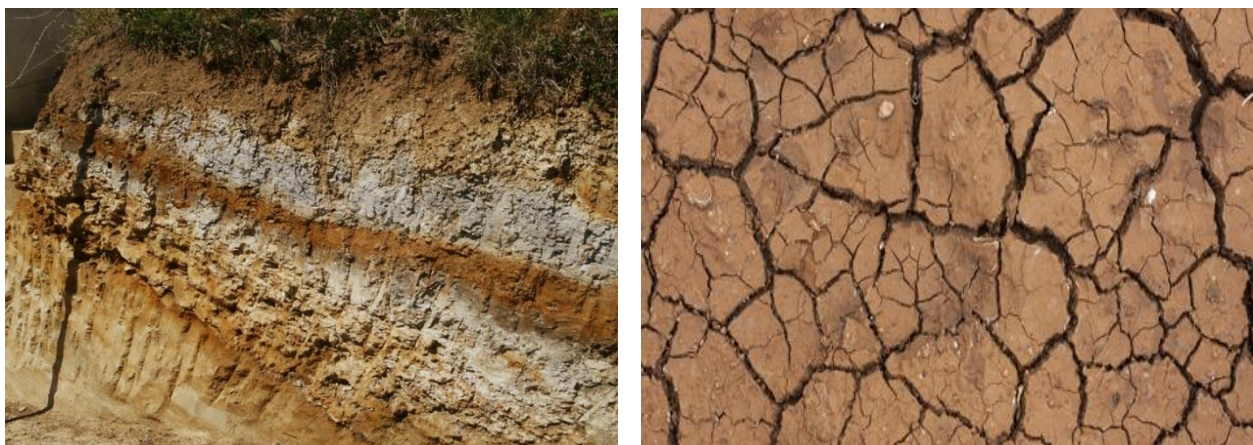


Figure 1.4 - Sols argileux

1.2.2 – Les limons et les loess

Un limon décrit un sédiment sec, une roche détritique meuble, dont la taille des grains est comprise entre celle des sables et celle des argiles (entre 2 et 20 μm). Les limons, constitués de silt, de lœss, possèdent un squelette siliceux à silico-calcaire à grains fins. Le principal minéral constitutif est le quartz associé le plus souvent à l'argile, la calcite, les feldspaths, les oxydes des hydroxydes de fer, le mica ou les minéraux lourds.

Le pourcentage des matériaux argileux influe de façon importante sur les caractéristiques physico-chimiques du matériau, notamment la sensibilité aux variations de teneur en eau généralement peu perméables, et le comportement au traitement avec les liants utilisés dans les travaux publics. Ils sont peu perméables et constituent des terres de culture fertiles. Leur assise est médiocre et sont donc à éviter pour les fondations.

Le lœss est un limon éolien, souvent calcaire, aussi appelé limon de plateau, qui s'est déposé pendant une période glaciaire. Les particules qui forment le lœss ont une taille comprise entre 0,002 et 0,05 mm. Le lœss donne un sol meuble, beige à jaunâtre.



Figure 1.5 - (a) Mise en évidence d'un sol limoneux entre argile et sable ; (b) Couverture lœssique

1.2.3 – Les marnes

La marne est une roche sédimentaire contenant du carbonate de calcium (CaCO_3) et de l'argile mêlés à du sable qui a la propriété de se déliter et qui est utilisée selon sa composition pour l'amendement des terres, la fabrication de ciments, de tuiles, de céramiques.

On la définit comme étant un matériau de transition entre le calcaire et l'argile : c'est une roche carbonatée contenant 30 à 70% d'argile. Selon sa composition (proportion en calcaire), on distingue trois grandes catégories de marnes.

Tableau 1.1 - Classification des Roches marneuses selon leur pourcentage en CaCO_3 (Meftah, 2008).

% CaCO_3	Nom de la roche	Comportement
0%	Argile	Plastique
5 à 35%	Marne argileuse	Plus ou moins raide
35 à 65%	Marne	
65 à 95%	Calcaire marneux	Rigide
100%	Calcaire	

Les marnes sont très répandues depuis le Mésozoïque jusqu'à l'Actuel. Elles sont assez favorables à la conservation des fossiles et désignent souvent des formations ayant une position stratigraphique précise.

Les marnes sont une assise de fondations bonne en l'absence du gypse. Cependant, elles sont médiocres ou dangereuses, lorsqu'elles sont très argileuses en affleurement ou lorsqu'elles se situent au-dessus d'une masse de gypse, avec risque de formation de fontis. Elles sont des roches relativement tendres, elles subissent une géodynamique très active à leur surface et leur fragilité les rend très vulnérables aux aléas de la nature.



Figure 1.6 - Marne noire (Alpes de Haute Provence)

1.2.4 – Les vases

Les vases, qui doivent être considérées comme des argiles en formation, sont constituées essentiellement de particules argileuses et contiennent des particules silteuses et de la matière organique. Ces éléments sont répartis suivant une trame lâche, gorgée d'eau. Les vases se forment dans les zones de sédimentation calmes, telles que les lacs, les bassins fluviaux, les estuaires, les ports. C'est un matériau mou sans portance à proscrire comme assise de fondation.

1.2.5 – Les tourbes

La tourbe est une roche carbonée formée de fibres de végétaux en cours de décomposition. Elle contient environ 50 % à 60 % de carbone. Elle prend naissance dans les fonds de vallées humides et les marécages. Elle constitue une formation spongieuse, souple, extrêmement compressible qu'il faut absolument éviter en tant qu'assise de fondation.



Figure 1.7 - Sol organique (tourbe)

Les sols instables cités ci-dessus ont tous un point en commun ; c'est bien la présence de minéraux argileux dans leur composition.

1.3 – Techniques d'amélioration des sols

Les techniques d'amélioration des sols sont l'un des outils dont dispose l'ingénieur pour résoudre les problèmes de stabilité ou de déformations qu'il rencontre lors de l'élaboration d'un projet. Avec le développement de la mécanique des sols, nous disposons d'une multitude de méthodes d'amélioration de sol, faisant de l'outil un élément à part entière des projets.

Dans les paragraphes qui suivent, seront énumérées et décrites les principales méthodes d'amélioration des sols.

1.3.1 – Méthodes mécaniques

Les méthodes mécaniques sont fortement représentées par le compactage des sols. Le compactage est un procédé de densification des sols en place (Lawton, 2004). Ce procédé mène à une diminution des vides du sol par des moyens mécaniques aboutissant à une augmentation de la densité et de la résistance ainsi qu'une réduction de la compressibilité. Les facteurs qui caractérisent le compactage sont en général : le poids volumique du sol sec, sa teneur en eau w à partir desquels on détermine le poids volumique total (ou humide) du sol.

Il peut être assuré par trois voies :

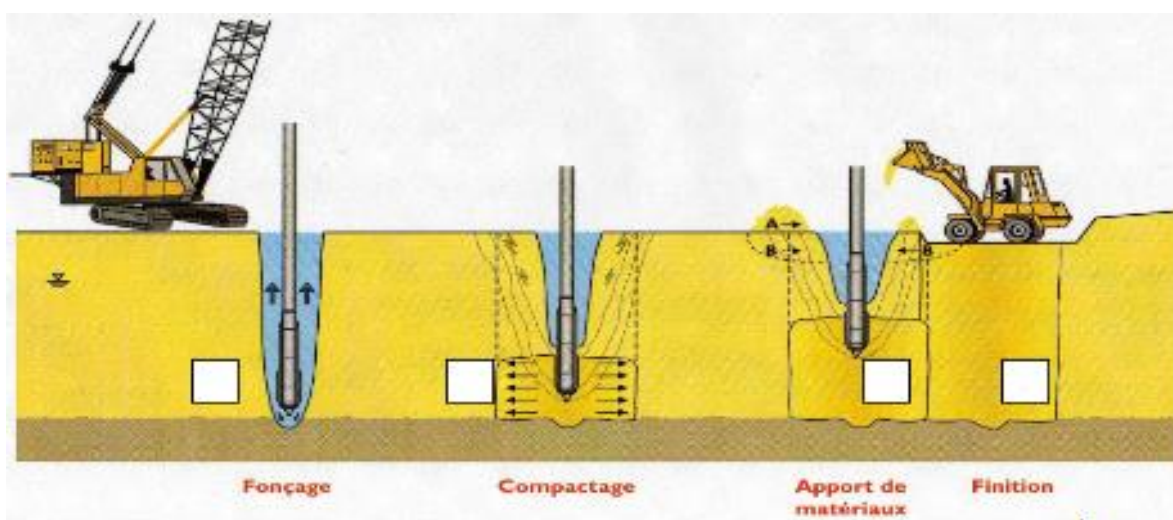
- Compactage de surface (une pression exercée par un rouleau compacteur) (**Fig.1.8. a**) ;
- Compactage dynamique (une masse tombante à partir d'une hauteur donnée) (**Fig.1.8. b**) ;

- Vibro-compactage (une vibration transmise par un moteur à pulsation hydraulique monté sur un compacteur ou grue) (**Fig.1.8.c**) ;



(a)

(b)



(c)

Figure 1.8 - Les différentes techniques de compactage : a) compactage de surface ; b) compactage dynamique et c) vibro-compactage

1.3.2 – Méthodes hydrodynamiques

Ce sont des méthodes qui mènent à la diminution des vides du sol, principalement par élimination ou réduction de l'eau (réduction du volume du sol, et donc de la compressibilité) conduisant à une densification et à une évolution positive de la résistance du sol. On distingue deux principales méthodes :

a) Pré-chargement ou pré-compression

Le pré-chargement est une solution simple recommandée pour les sols saturés très compressibles, en vue d'accélérer partiellement leur consolidation primaire qui s'accompagne d'un tassement et par suite d'une augmentation de leur cohésion non drainée.

Le pré-chargement consiste à placer une charge supplémentaire sur le sol qui nécessite un grand tassement de consolidation qui doit avoir lieu avant que la construction soit réalisée. Après que la consolidation suffisante a eu lieu, la surcharge sera retirée et le processus de construction sera entamé.

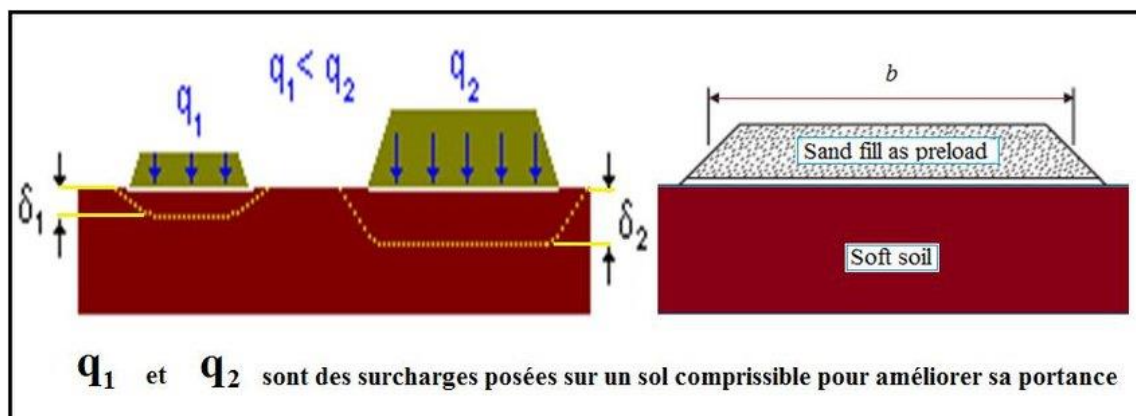


Figure 1.9 - Schéma de l'effet (tassement δ_1 et δ_2) d'amélioration par pré-chargement du terrain

b) Accélération de la consolidation par les drains verticaux

L'inconvénient majeur du pré-chargement est la durée d'attente qui ne concorde pas avec les calendriers serrés des constructions. De ce fait, l'installation des drains verticaux est souvent combinée à la méthode de pré-chargement pour accélérer le processus de consolidation en diminuant la longueur des chemins de drainage.

La technique consiste à foncer verticalement dans le terrain, suivant un maillage régulier, un drain préfabriqué. Lors de la mise en charge du terrain, les drains facilitent l'évacuation de l'eau interstitielle jusqu'à la surface, permettant ainsi une consolidation accélérée des sols traités.



Figure 1.10 - Amélioration du sol par accélération de la consolidation par des drains verticaux

1.3.3 – Méthodes thermiques

On peut distinguer 2 modalités pour cette technique d'amélioration :

a) La cuisson ou déshydrations

En pratique, la méthode consiste à brûler un carburant dans un forage en utilisant un forage voisin communiquant avec le premier et servant de cheminée de tirage. La déshydratation par la chaleur est très rarement appliquée en géotechnique, elle permet de durcir certaines argiles par exemple.

b) La congélation

La congélation a pour effet de rendre imperméable le sol et de faciliter les travaux de terrassements ou de construction sous le niveau de la nappe.

La technique repose sur la circulation d'un fluide froid (azote liquide, habituellement) dans des tubes enfoncés dans le massif de sol ; ce qui conduit à un refroidissement du massif. Ces propriétés en font une technique d'amélioration provisoire très efficace, mais dont l'emploi reste limité en raison de son coût élevé.



Figure 1.11 - Stabilisation du sol par congélation en France

2.3.4 – Méthodes chimiques

La stabilisation chimique vise à traiter les terrains contenant des argiles ou des eaux agressives en améliorant leurs propriétés physico-chimiques qui interviennent dans la stabilisation du sol telles que les réactions d'échange de base entre les particules d'argile et les réactions pouzzolaniques qui corrige ses défauts de perméabilité, améliore ses qualités de résistance (capacité portante) et de durabilité.

Le recours massif à cette technique est causé par plusieurs facteurs ; Elle valorise les matériaux en place qui est une bonne affaire économiquement, due principalement à la réduction ou absence des matériaux à transporter tels que des granulats, des matériaux à mettre en décharge, déblais issus du décaissement. Du point de vue écologique, elle permet de préserver d'une part les ressources naturelles existantes et de limiter d'autre part la mise en dépôt des matériaux impropres à la réutilisation en remblais ou en couches de forme. Le traitement des sols en place est une technique possédant une facilité d'adaptation aux contraintes d'exploitation.

Aujourd'hui les techniques de traitement des sols, à l'aide des produits chimiques tels que la chaux, le ciment, les cendres volantes, font partie d'une pratique courante des grands ouvrages du Génie Civil à l'échelle mondiale.

Les différentes propriétés qui peuvent être améliorées sont la résistance, la plasticité, la compressibilité, la perméabilité, le potentiel de gonflement et le potentiel d'effondrement. L'amélioration de ces propriétés s'effectue soit par l'augmentation de certaines d'entre elles telle que la résistance, soit par la réduction d'autres telles que la plasticité, la perméabilité et l'érosion. Un bon

malaxage des ajouts cimentaires avec le sol à traiter est un facteur important affectant d'une façon significative la qualité des résultats.

1.4 – Traitement des sols instables par la chaux

1.4.1 – La chaux

La chaux est un produit naturel et biologique, qui respecte l'environnement. La chaux est une matière, généralement, poudreuse et de couleur blanche, obtenue par décomposition thermique du calcaire (**Fig.1.12**). Elle est utilisée depuis l'antiquité, notamment dans la construction. Elle trouve une place privilégiée dans le secteur du bâtiment et dans les matériaux de construction. La chaux intervient à différents stades du traitement des sols, et sa qualité a une influence directe sur l'efficacité du traitement des sols.



Figure 1.12 - Epannage de la chaux sur un sol à traité (France).

1.4.2 – Les propriétés de la chaux

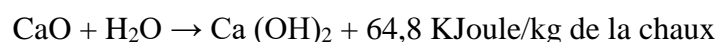
Certaines propriétés de la chaux présentent des avantages particuliers pour les traitements des sols :

a) Basicité

La chaux est fortement basique ; les solutions présentent un PH supérieur à 12 (réduire le degré d'acidité du sol).

b) Hydratation

La chaux vive est très avide d'eau. En s'hydratant, elle s'éteint avec un fort dégagement de chaleur selon la réaction chimique suivante :



Cette propriété est utilisée pour assécher des sols très imprégnés d'eau.

c) Flocculation

Le phénomène de flocculation s'explique par la formation de ponts $\text{Ca}(\text{OH})_2$ ou CaOH^+ entre les feuillets d'argile, ce qui modifie la consistance du milieu et le fait de passer d'un état plastique à une structure grumeleuse stable ce qui permet un bon compactage (ou une bonne consolidation).

1.4.3 – Effet de la chaux sur les sols argileux

Le traitement des sols avec la chaux est une technique qui consiste à incorporer, au sein du sol, cet élément d'apport, pour diminuer à court terme la teneur en eau des sols plastiques, de neutraliser et aussi de flocculer les argiles.

Lors du traitement des sols argileux à la chaux deux importantes réactions se produisent simultanément :

- a) Une réaction d'hydratation, fortement exothermique, de la chaux vive avec l'eau présente dans les sols en diminuant la teneur en eau de ceux-ci. Cette réaction dégage de la chaleur, ce qui réchauffe le sol et entraîne l'évaporation de l'eau. La chaux hydratée peut, alors, réagir avec les minéraux argileux, provoquant une flocculation des argiles.
- b) Une deuxième réaction lente, qui durcit progressivement le mélange sol-chaux compacté, responsable des effets à long terme (stabilisation du sol).

La chaux augmente le PH du sol, ce qui libère les silicates et les aluminates, ces derniers peuvent, alors, réagir avec le calcium apporté par la chaux et l'eau présente dans le sol. Dès ce moment débute le durcissement du sol. Alors, la portance du sol, dépend de la nature et de la réactivité des minéraux argileux présents dans le sol à traité, ainsi que de la quantité de chaux ajoutée.

Ces actions et réactions nées de l'ajout de la chaux sur les sols argileux provoquent une modification physicochimique importante du sol ; ainsi l'ajout de la chaux corrige ses défauts et améliore ses qualités, par une diminution de l'indice de plasticité (I_p), une augmentation de l'Indice portant, et produit un aplatissement de la courbe Proctor Normal avec une diminution de la densité de l'optimum Proctor et augmentation de la teneur en eau optimale. La chaux élève, donc, la contrainte au cisaillement et transforme les caractéristiques de compactage du matériau.

1.4.4 – Effet de la chaux sur les propriétés géotechniques des sols

Selon la littérature, la classification des sols peut être modifiée après leur stabilisation en utilisant des additifs minéraux tels que le ciment, chaux et cendres volantes (Gadouri et al. 2016b).

En effet d'après plusieurs recherches (Al-Mukhtar et al., 2012; Celik and Nalbantoglu, 2013; Gadouri et al. 2016a, 2016b, 2017a, 2017b; Harichane et al. 2017), l'utilisation de la chaux fait induire une amélioration de la consistance liée à une diminution significative de l'indice de plasticité (I_p) qui se traduit par une augmentation de la limite de plasticité (WP) et s'accompagne ou non d'une augmentation de la limite de liquidité (WL) (Taleb Bahmed, 2018).

Selon Cheng et al. (2018), la limite de liquidité (WL) d'un sol traité à la chaux a augmenté de 64% à 69% pour l'addition de 3% mais elle diminue graduellement au-delà de 4% de teneur en chaux (Tableau 1.2). Cependant, la limite de plasticité (WP) continue à augmenter quel que soit la teneur en chaux additionnée. Cependant, l'IP du sol reste toujours en diminution malgré l'augmentation de la teneur en chaux utilisée.

Tableau 1.2 - Effet de différentes teneurs en chaux sur les Limites d'Atterberg (Cheng et al., 2018)

Teneur en chaux %	WL %	WP %	IP %
0	64.5	33.75	30.75
1	66	36	30
3	68.25	42	26.25
6	63	45	18
9	58.5	49.5	9

Cette stabilisation est influencée par le temps ; Celal and Gokceglu (2004) ont observé que l'effet de la stabilisation à la chaux sur les limites d'Atterberg est très rapide et évident dans les sept premiers jours, alors qu'il diminue progressivement entre 7 et 14 jours. Pour les périodes de durcissement plus que 14 jours, les limites ont tendance à être stationnaire.

De plus, plusieurs chercheurs indiquent que le traitement à la chaux vive permet de transformer en quelques minutes un matériau plastique, ou voire très plastique, en un matériau rigide, facile à manipuler avec plus de portance (Güney et al., 2007; Eren et al., 2009; Harichane and Ghrici, 2009; Siddique and Hossain, 2011; Ansary et al., 2011; Ramlakhan et al., 2013; Amadi et al., 2017).

Ainsi le traitement à la chaux réduit la valeur de la densité sèche (γ_{dmax}) et augmente la valeur de la teneur en eau optimale (W_{OPN}). Cet effet constitue manifestement un avantage pour les sols où la

teneur en eau naturelle est trop élevée. La courbe Proctor obtenue s’aplatit avec l’augmentation de la teneur en chaux (**Fig.1.2**).

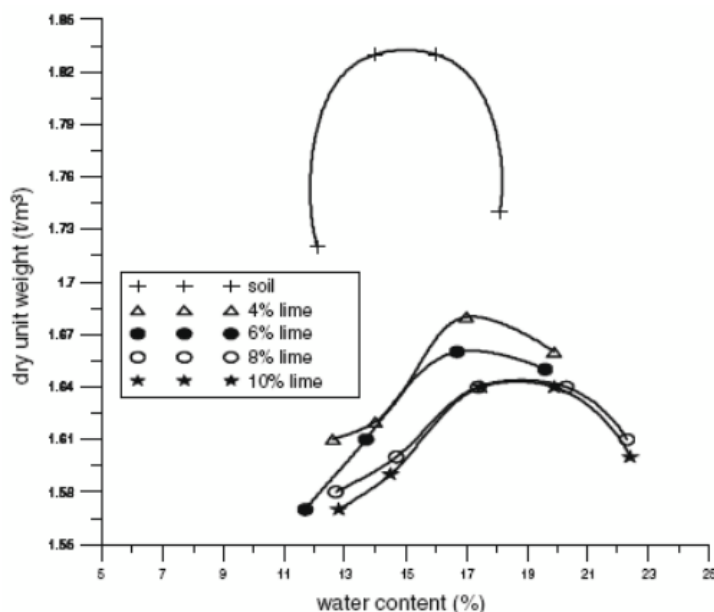


Figure 1.13 - Variation des courbes de compactage (Eren and Filiz, 2009)

Outre ses effets positifs sur les limites d’Atterberg et sur les paramètres de compactage des sols argileux, l’utilisation de la chaux entraîne une augmentation de leur résistance mécanique. Tel est le résultat obtenu par George et al. (1992) et par plusieurs autres chercheurs (Attoh-Okine, 1995; Ola, 1977; Bell, 1996; Ghobadi et al., 2014; Jha and Sivapullaiah, 2015).

Selon Al-Mukhtar et al. (2012), la résistance à la compression non confinée à court et à long terme d’une argile (smectites) augmente avec l’augmentation de la teneur en chaux et de la période de cure (**Tableau 1.3**).

Tableau 1.3 - Effet de la teneur en chaux et de la période de cure sur la résistance à la compression non confinée d’une argile de la famille des smectites (Al-Mukhtar et al., 2012).

Dosage en chaux (%)	Résistance à la compression non confinée (MPa, ± 0.1 MPa)	
	Après 7 jours	Après 90 jours
0	0.3 sans cure	0.3 sans cure
1	0.4	0.4
4	1.2	1.8
10	1.6	2.4

L’application de la chaux sur un sol instable entraîne également une augmentation de sa résistance au cisaillement. Mais cette augmentation dépend fortement de la période de cure et est influencée par la nature minéralogique du sol traité comme l’observa Sivapullaiah et al. (2000, 2006) par l’utilisation

de 6% de chaux comme additif sur deux sols argileux, à savoir une montmorillonite très plastique (IP=47.5%) et une kaolinite peu plastique (IP=22%) (**Tableau 1.4**).

Tableau 1.4 - Variation des paramètres de cisaillement effectifs de deux sols argileux stabilisés avec 6% de chaux *Sivapullaiah et al. (2000, 2006)*

Nature du sol et paramètres de Cisaillement		Avant Traitement	Après traitement pour différentes Périodes de cure		
			7 jours	3 mois	12 mois
Montmorillonite <i>Sivapullaiah et al. (2000)</i>	C'(KPa)	0	73	243	263
	ϕ' (°)	27	43	41	41
Kaolinite <i>Sivapullaiah et al. (2006)</i>	C'(KPa)	0	30	120 KPa à 30 j	172
	ϕ' (°)	27	34.5	35.3 KPa à 30 j	35.3

1.5 - Conclusion

Ce chapitre a été consacré à une description générale des sols lâches, plus particulièrement les sols fins, ainsi aux principales techniques d'améliorations de ces sols dits instables. Plusieurs facteurs interviennent dans le choix entre les différentes techniques d'amélioration. Le cout, le temps et la maîtrise de la technique ne permettent pas aux pays en voie de développement (en occurrence l'Afrique) d'opter pour certaines méthodes d'amélioration tels que les méthodes mécaniques, hydromécaniques et thermiques. Par ailleurs, la méthode d'amélioration chimique des sols par addition de la chaux, du ciment ou d'autres ajouts cimentaires reste la plus utilisée et la moins onéreuse. Cette technique s'est développée très rapidement à travers le monde et qui est encore menée à connaitre une importante croissance. Aisée à mettre en œuvre, économique et efficace, elle permet surtout d'éviter de lourds travaux de terrassement destinés à rejeter les sols inadéquats et à faire appel à des matériaux d'emprunt de bonne qualité. En effet, l'ajout de la chaux sur les sols argileux provoque une suite de modification physicochimique importante du sol qui conduit à une diminution de l'indice de plasticité (IP), un aplatissement de la courbe Proctor et une augmentation de l'indice portant et de la contrainte au cisaillement. Cette amélioration des propriétés géotechniques des sols argileux dus à la chaux fait objet des études dont le but est de prédire la valeur des propriétés améliorées.

Chapitre 2
Modèles de prédiction des propriétés
géotechniques des sols

2.1 - Introduction

L'envergure des constructions civiles et géotechniques et la rareté des terrains disponibles conduisent au recours à des sols en place de mauvaise portance dits instables qui doivent être améliorés, en occurrence par des ajouts minéraux. Une fois ces sols améliorés, des essais in-situ et au laboratoire s'imposent afin de vérifier si les nouvelles propriétés géotechniques acquises sont celles désirées. Des essais qui coutent en temps et en dépense.

Afin de remédier à cet obstacle, plusieurs modèles de prédictions des propriétés géotechniques des sols améliorés ont été développés : des modèles empiriques aux modèles qui utilisent les résultats des avancées technologiques récentes tels les réseaux de neurones artificiels, la logique floue, algorithme génétique...

Ce chapitre présente une synthèse bibliographique sur les modèles de prédictions des propriétés géotechniques des sols améliorés par ajouts minéraux et sur les contributions et les apports de la technique des réseaux de neurones artificiels en géotechniques. Outre ces synthèses bibliographiques, ce chapitre nous familiarise à une notion de l'intelligence artificielle qui est la technique des réseaux de neurones artificiels.

2.2 – Modèles statistiques de prévision

Les corrélations deviennent un outil de prévision important surtout et particulièrement pour les projets où le financement et le temps sont limités. De plus, ces modèles de prévision peuvent être utilisés pour estimer rapidement avec une marge d'erreur minime les différentes propriétés géotechniques des sols argileux améliorés (Taleb Bahmed, 2018).

En effet, plusieurs modèles statistiques de prédiction ont été présentés dans la littérature par différents chercheurs. Ces modèles se basent généralement sur les corrélations existantes entre les propriétés géotechniques obtenues après amélioration du sol et le pourcentage de l'ajout minéral utilisé. Le tableau 2.1, représente une synthèse bibliographique des modèles statistiques pour la prévision des sols améliorés par des ajouts minéraux, publié dans la littérature.

Tableau 2.1 - Synthèse bibliographique des modèles statistiques de prédiction des sols améliorés

Auteur et année	Ajout utilisé	Propriétés géotechniques calculées	Formule analytique proposée	Fiabilité du modèle
Sezer et al. (2006)	Chaux	Paramètres de cisaillement (C et φ)	$C = 20.7375 + 9.94473P + 1.9468t$ $\varphi = 17.3267 + 0.5083 P + 0.0698 t$	$R^2 = 0.68$ $R^2 = 0.91$
		Résistance à la compression	$RCS = 247.1034 + 22.2932 P + 7.5042 t$	$R^2 = 0.6921$
Manasseh et al. (2008)	Chaux	Résistance à la compression	$RCS = 370.954 + 318.716 P - 37.65 + 1.329$ $RCS = 482.583 + 172.536 P - 9.744$	$R^2 = 0.9383$ $R^2 = 0.82183$
Sakr et al. (2008)	Chaux	Limites d'Atterberg	$LL = 95.63 + 1.23 P - 0.11 t$ $LP = 63.76 + 3.62 P - 0.44 t$	$R^2 = 0.93$ $R^2 = 0.95$
		Cohésion	$C = 2.54 + 4.37 P + 0.24 t$	$R^2 = 0.91$
		Résistance à la compression	$RCS = 6.28 + 8.68 P + 0.47 t$	$R^2 = 0.91$
Harichane (2011)	Chaux	Limites d'Atterberg	$WL = 0.72779 LL_0 - 0.46642 P + 14.74046$ $WP = 1.16265 LP_0 + 0.774672 P + 2.020433$	$R^2 = 0.9216$ $R^2 = 0.7744$
		Paramètres de compactage	$TEO = 8.650792 + 0.391079 WL - 0.33172$ IP $DSM = 20.31298 - 0.1360 WL + 0.128089 IP$	$R^2 = 0.6084$ $R^2 = 0.7056$
		Paramètres de cisaillement	$C = C_0 + 61.73418 \ln(0.281965 P + 0.243866 t)$ $\varphi = \ln(\varphi_0) + 4.671747 \ln(-0.640468 P + 8.587725 t)$	$R^2 = 0.7921$ $R^2 = 0.5329$
Ghobadi et al. (2014)	Chaux	Paramètres de compactage	$Y_{dmax} = 1,8 - 0,016P - 0,001t$ $w_{opt} = 19.33 + 0.317P + 0.029t$	$R^2 = 0.92$ $R^2 = 0.73$
Abdullah et al. (2016)	Ciment portland	Résistance à la compression	$RCS = 164.19.exp(0.326.P)$	$R^2 = 0.99$
		Capacité portante	$CBR_{imbibé} = 30.4.P + 11$	$R^2 = 0.92$
	Cendre de ciment	Résistance à la compression	$RCS = 153.8.exp(0.068.PCD)$	$R^2 = 0.94$
		La capacité portante	$CBR_{imbibé} = 46.79.exp(0.033PCDK)$	$R^2 = 0.87$
Sari Bilal (2018)	Cendre volante	Limites d'Atterberg	$LL = \frac{LL_0}{(1 + \sqrt{a * P})}$ $IP = \frac{IP_0}{(1 + \sqrt{a * P})}$	$R^2 = 0.92$ $R^2 = 0.83$
		Résistance à la compression	$R_C = \frac{R_{C0}}{[1 + \ln(a * P + 1)]^{-[\log_{10}(b*t+1)+1]}}$	$R^2 = 0.84$
		Gonflement	$GL = GL_0 * e^{a*P}$	$R^2 = 0.97$
		Paramètres de compactage	$Y_{dmax} = \frac{1}{(1 + a * P)} * Y_{dmax0}$ $w_{opt} = (1 + a * P) * w_{opt0}$	$R^2 = 0.87$ $R^2 = 0.86$

Où : LL est la limite de liquidité, LP est la limite de plasticité, LL_0 est la limite de liquidité initiale, IP_0 est l'indice de plasticité initial (P) est la teneur de l'additif, (t) est la durée de cure, (C) est la cohésion, (φ) est l'angle de frottement interne, RCS est la résistance à la compression simple, LL_0 est la limites de liquidité initiale, LP_0 est la limites de plasticité initiale, (TEO) est la teneur en eau optimale, (DSM) est la densité sèche maximal, PCD et PCDK sont des teneurs en cendre de ciment, GL est la valeur du gonflement libre et R^2 est le coefficient de détermination du modèle mathématique.

Les modèles statistiques publiés dans la littérature par d'autres chercheurs ont été développés en utilisant une base de données limitée collectées à partir d'une seule étude permettant d'obtenir des modèles prédictifs inappropriés. Pour cette raison, un nombre élevé de données a été recueilli à partir de plusieurs études de laboratoire effectuées sur des sols argileux stabilisés par les cendres volantes et utilisés comme base de données dans l'étude faite par [Sari et al. 2018](#). Ils ont développé de nouveaux modèles statistiques pour prédire des propriétés géotechniques telles que l'indice de plasticité, la limite de liquidité, la résistance non confinée, teneur en eau optimale et la densité sèche maximale des sols argileux stabilisés par les cendres volantes. Pour valider les modèles proposés, ils ont fait une étude de comparaison entre les valeurs prédites et expérimentale, et ont évalué l'effet des cendres volantes sur les propriétés géotechniques étudiées basées sur une étude paramétrique.

2.3 – Modèles des réseaux de neurones artificiels

Le développement rapide des ordinateurs et des technologies de l'information fournit des moyens pour l'accès rapide à une grande variété d'information et des méthodes pour modéliser des systèmes complexes. Ces développements sont devenus une partie essentielle dans presque toutes les disciplines. C'est le cas en géotechnique où certaines études ont été réalisées sur des systèmes informatiques. Des modèles utilisant différentes techniques pour prédire les propriétés physicomécaniques des sols argileux stabilisés par des additifs sans faire des tests de laboratoire. Le réseau de neurones artificiels, ayant fait ses preuves dans plusieurs domaines, est une de ces techniques fréquemment sollicitées par des chercheurs pour résoudre certains problèmes majeurs de l'ingénierie géotechnique.

2.3.1 – Les réseaux de neurones artificiels

2.3.1.1 – Historique et définition

Un neurone biologique est une cellule vivante consacrée au traitement de l'information (**Fig. 2.1**). De son corps cellulaire ou soma, rayonnent de nombreuses dendrites (jusqu'à 100000) qui reçoivent des signaux provenant d'autres neurones ou cellules sensorielles. Ces signaux sont traités par le neurone qui transmet à son tour un signal, si certaines conditions sont réunies le long de son axone à d'autres neurones ou à des cellules effectrices (cellule musculaire par exemple) : On dit que le neurone est alors activé.

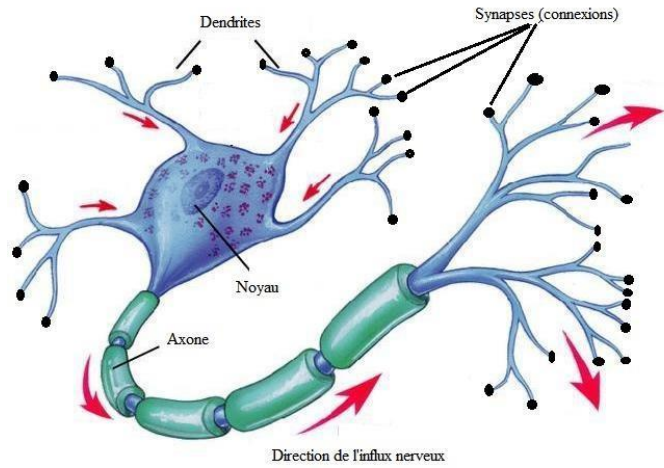


Figure 2.1 - Représentation d'un neurone biologique

Dès 1943, [Mac Culloch](#) et [Pitts](#) proposent des neurones formels mimant les neurones biologiques et qui étaient capables de mémoriser des fonctions booléennes simples.

La **Fg. 2.2** montre la structure d'un neurone artificiel. Chaque neurone artificiel est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones amont. A chacune de ces entrées est associé un poids w représentatif de la force de la connexion. Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones avals. A chaque connexion est associé un poids.

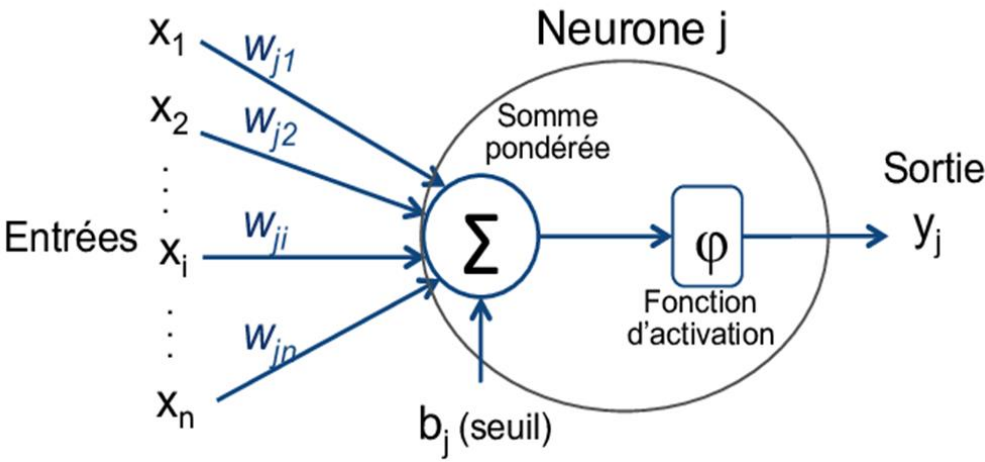


Figure 2.2 - Structure d'un neurone artificiel

De façon générale, un neurone artificiel est composé des éléments suivants :

- Une ou plusieurs entrées pondérées.
- Un sommateur.

- Une fonction d'activation.
- Une sortie.

$$y_i = f\left(\sum w_{ij}X_j + b_j\right)$$

Avec :

- x_j est l'entrée j .
- w_{ji} est la valeur du poids synaptique reliant l'entrée j au neurone i .
- Σ est la somme pondérée des entrées x_j .
- $f()$ est la fonction d'activation.
- y_i est la sortie du neurone.

Les réseaux de neurones artificiels sont des systèmes qui simulent les systèmes de neurones biologiques de cerveau humain présentant la capacité d'apprentissage, de raisonnement et la résolution des problèmes de calcul (Lippmann et al. 1987).

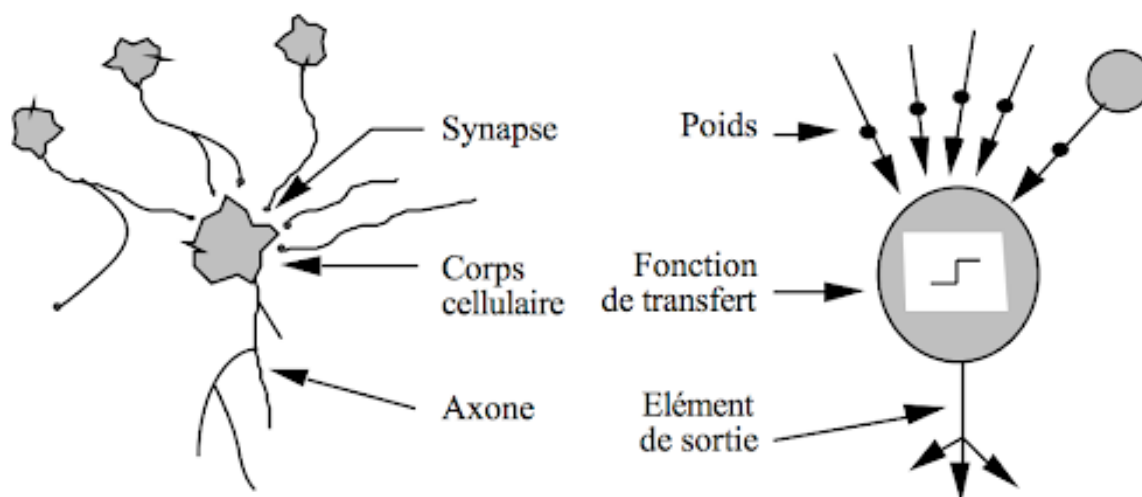


Figure 2.3 - Mise en correspondance neurone biologique/ neurone artificiel (Claude Touzet)

Le premier modèle opérationnel de RNA est le Perceptron, il est inspiré du modèle visuel et il est capable d'apprendre. Ce modèle a été inventé en 1958 par Rosenblatt. Les limites du Perceptron monocouche ont été mises en évidence par les mathématiciens Minsky et Papert en 1969. Le Perceptron simple ne pouvait que résoudre des problèmes linéairement séparables.

En 1982, les recherches de Hopfield mettent en avant le fait que des RNA pouvaient résoudre des problèmes d'optimisation. Dans le même temps, Kohonen montre que les RNAs sont capables de solutionner des problèmes de classification et de reconnaissance. Les RNAs sont devenus populaires grâce à l'algorithme de rétropropagation.

2.3.1.2 - Perceptron multicouches

Ce réseau comporte une couche d’entrées, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie (MLP ou Multilayers Perceptron) (Figure.2.6). Chaque couche contient des unités de calcul (neurones) connectées à d’autres neurones par des poids (Rumelhart et McClelland, 1986). Chaque neurone va en fait calculer une somme pondérée de ses entrées qu’il va transmettre à une fonction de transfert f afin de produire ses sorties. Pour chaque couche du réseau de neurones dans un réseau PMC, il existe également un terme de *biais*. Un biais est un neurone dans lequel la fonction d’activation est en permanence égale à 1. Comme pour les autres neurones, un biais se connecte aux neurones de la couche précédente par l’intermédiaire d’un poids, généralement appelé *seuil*. Les neurones et les biais sont organisés dans une structure de couches non-bouclées (feed-forward). 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.

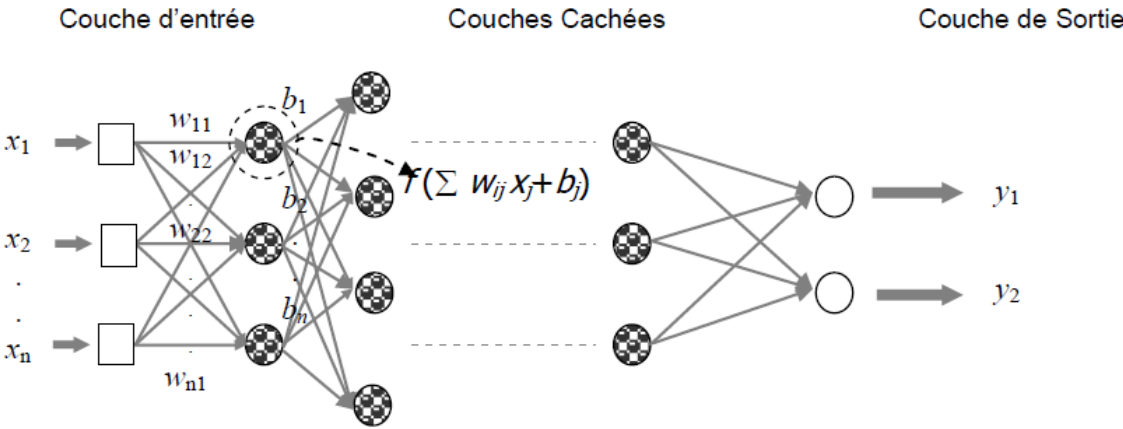


Figure 2.4 - Exemple d’un réseau de type perceptron multicouches.

2.3.1.3 – Fonctionnement des RNAs

Un neurone artificiel fait une somme pondérée des potentiels d’actions qui lui parviennent (chacun de ces potentiels est une valeur numérique qui représente l’état du neurone qui l’a émis), puis s’active suivant la valeur de cette sommation pondérée. Si cette somme dépasse un certain seuil, le neurone est activé et transmet une réponse (sous forme de potentiel d’action) dont la valeur est celle de son activation. Si le neurone n’est pas activé, il ne transmet rien.

Les neurones sont organisés en couches : Chaque neurone est connecté à toutes les sorties des neurones de la couche précédente et sa sortie sera distribuée à tous les neurones de la couche suivante. Les entrées de la première couche sont définies comme étant les paramètres d'entrées du réseau. Les fonctions d'entrée et d'activation sont identiques pour tous les neurones d'une même couche, mais peuvent différer selon la couche.

De manière générale un réseau de neurones comporte (**Fig. 2.4**) :

- Des neurones d'entrée (couche d'entrée), auxquels on attribue une excitation en fonction des données que le réseau doit traiter ;
- D'autres neurones au travers desquels l'excitation des neurones d'entrée se propage et est modifiée (couche cachée) ;
- Des neurones de sortie (couche de sortie) dont l'état d'excitation fournit une réponse au problème posé en entrée.

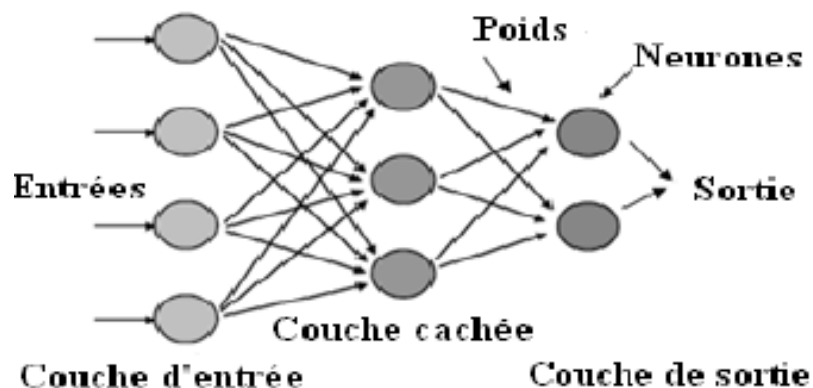


Figure 2.5 - Structure d'un réseau de neurone

2.3.1.4 – Topologie des RNAs

La connexion entre les neurones se fait de diverses manières : (a) Réseaux multicouche à connexions Totales, (b) à connexions locales, (c) réseau à connexions complexes et (d) réseau multicouche à connexions récurrentes (dynamique) (**Fig. 2.4**).

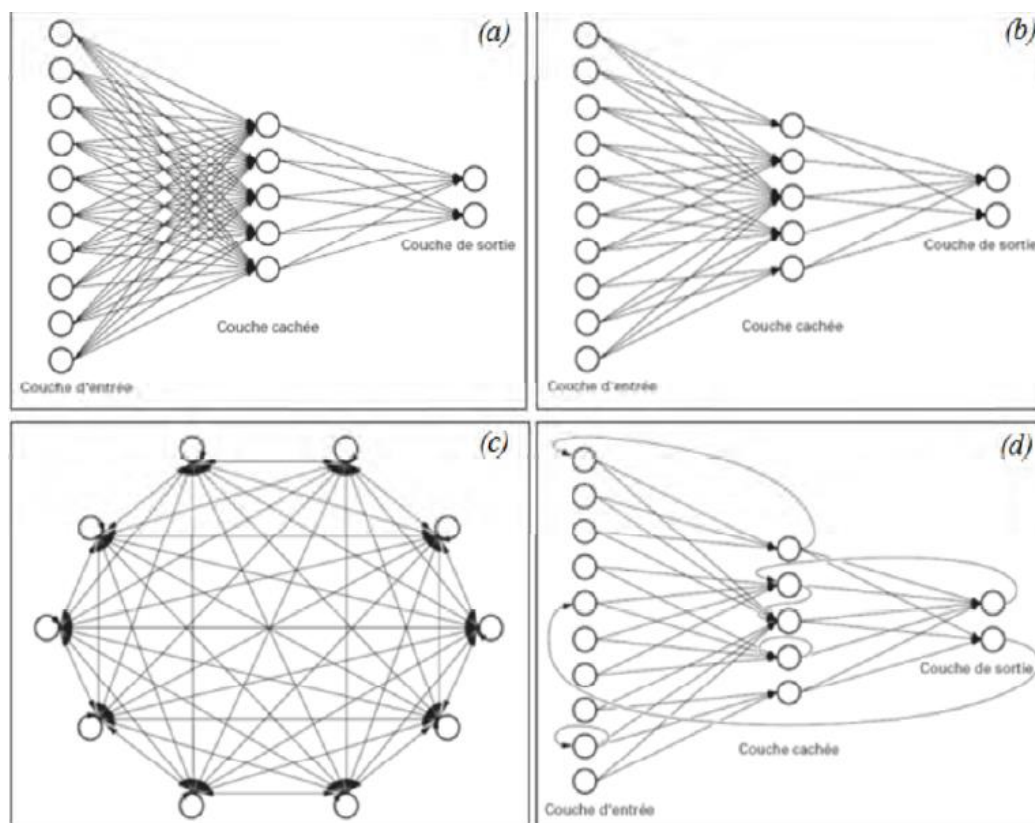


Figure 2.6 - Topologie des RNA (Sorin et al., 2001)

A partir de la **Fig. 2.5**, on peut distinguer deux familles de réseaux de neurones : non bouclés ou statiques (a) et (b) et bouclés ou dynamiques (c) et (d).

Les réseaux de neurones non bouclés (statiques) “feed-forward”, appelés aussi "réseaux de type Perceptron", ce sont des réseaux dans lesquels le flux d'information se propage de couche entrée vers couche cachée jusqu'à la sortie sans retour en arrière. Un réseau de neurone non bouclé réalise une ou plusieurs fonctions de ses entrées par composition des fonctions réalisées par chacun des neurones (Dreyfus et al. 2002).

Les réseaux de neurones bouclés (dynamiques) “feed-back”, appelés aussi "réseaux récurrents", sont des réseaux dans lesquels le flux d'information se propage en avant et en arrière. Un réseau de neurone bouclé à temps discret réalise une ou plusieurs équations non linéaires, par composition des fonctions réalisées par chacun des neurones et de retard associé à chacune des connexions (Dreyfus et al. 2002).

2.3.1.5 – Apprentissage des RNAs

La phase d'apprentissage des RNAs consiste à trouver, parmi toutes les fonctions paramétrées par les poids synaptiques, celle qui s'approche le plus possible de l'optimum.

On distingue deux types d'apprentissage : Un apprentissage "supervisé" et un apprentissage "non supervisé" (Nigrin, 1993):

L'apprentissage "supervisé" pour les réseaux de neurones formels, consiste à calculer les coefficients synaptiques de telle manière que les sorties du réseau soient, pour les exemples utilisés lors de l'apprentissage, aussi proches que possibles des sorties "désirées". On connaît donc, en tout point ou seulement en quelques points les valeurs que doit avoir la sortie du réseau en fonction des entrées correspondantes : C'est en ce sens que l'apprentissage est "supervisé". Cela signifie qu'un "professeur" peut fournir au réseau des "exemples" de ce que celui-ci doit faire.

Dans le cas de **l'apprentissage non-supervisé** le réseau décide lui-même quelles sont les bonnes sorties. Cette décision est guidée par un but interne au réseau qui exprime une configuration idéale à atteindre par rapport aux exemples introduits. Il n'y a pas là, donc de "professeur", le réseau est autodidacte. Les cartes auto-organisatrices de Kohonen sont un exemple de ce type de réseau (Kohonen, 1982).

Le tableau 2.2 récapitule les différents types d'apprentissage suivant les paramètres à étudier.

Tableau 2.2 - Types d'apprentissage

Paradigme	Règle d'apprentissage	Architecture	Algorithme	Taches
Supervisé	Correction d'erreur	Perceptron seul ou multicouches	Perceptron Rétro-propagation. Adaline	Classification, approximation de fonctions, prédiction
	Boltzmann	Récurrente	Apprentissage de Boltzmann	Classification
	Hebbs	Multicouches non bouclé	Analyse de discriminants linéaire	Analyse de données classification
	Par compétition	A compétition	LVQ « Learning Vector Quantization »	Catégorisation au sein d'une classe. Compression de données
			ART	ART Map

Non Supervisé	Correction d'erreur	Multicouches non bouclé	Projection de Sammon	Analyse de données
	Boltzmann	Non bouclé ou à compétition	Analyse en composantes principales	Analyse de données, compression de données
	Hebbs	A compétition	VQ « Vektor Quantization »	Catégorisation, compression de données
	Par compétition	Carte de Kohonen	SOM « Self Organizing Map »	Catégorisation, analyse de données
		ART	ART1 – ART2	Catégorisation
Hybride	Correction d'erreurs et par compétition	RBF	RBF	Classification, approximation de fonctions, prédiction, contrôle.

2.3.1.6 - Apprentissage de rétro-propagation

Il y a plusieurs algorithmes d'apprentissage pour RNA. Jusqu'à présent, l'algorithme de rétro-propagation est le plus utilisé pour la prédiction de la profondeur de carbonatation des bétons parce qu'il a une approximation des solutions optimale et une précision de prédiction élevée.

Le signal d'apprentissage est transmis de la couche de sortie vers la couche cachée ensuite le signal retourne vers la couche sortie, le processus est répété d'une manière itérative jusqu'à obtention de l'erreur désirée (Yang et al., 2003).

L'algorithme de Rétro-propagation peut être résumé par les étapes suivantes :

- Etape 01** : initialisation des paramètres principaux ; les poids (W_{kj} , W_{ij}), les biais (θ_k , θ_j)
- Etape 02** : calcul de l'erreur généralisée δ_k , le taux d'apprentissage (η) et le momentum (α)

$$\delta_k = z_k (1 - z_k)(d_k - z_k)$$

- Etape 03** : ajustement des poids entre la couche cachée et la couche de sortie

$$\Delta w_{kj}(k + 1) = \eta \delta_k y_j + \alpha w_{kj}(k)$$

-Etape 04 : calcul de l'erreur généralisée de la couche cachée

$$\delta_j = y_j(1 - y_j) + \sum_k \delta_k w_{kj}$$

-Etape 05 : ajustement des poids entre la couche cachée et la couche de sortie

$$\Delta w(k + 1) = \eta \delta_j y_i + \alpha w_{ji}(k)$$

-Etape 06 : répétez les étapes de 1 à 5 jusqu'à atteindre l'erreur désirée.

2.3.1.7 - Performance d'un modèle réseau de neurones

La performance d'un modèle de réseaux de neurones artificiels peut être évaluée en utilisant différentes expressions, notamment :

1) L'erreur quadratique moyenne MSE

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (d_i - y_i)^2$$

2) La racine carrée de l'erreur quadratique moyenne RMSE

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (d_i - y_i)^2}{N}}$$

3) La valeur moyenne des erreurs

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |d_i - y_i|$$

4) Le coefficient de détermination

$$R^2 = 1 - \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (d_i - y_i)^2}{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (d_i - d_i^T)^2}$$

Avec d_i est la variable désirée (profondeur de carbonatation observée) et y_i la variable calculée par le modèle (profondeur de carbonatation estimée) et N le nombre de données d'entrée.

La RMSE donne une indication quantitative sur l'erreur de simulation obtenue pendant la phase de modélisation. Le coefficient de détermination R^2 représente la proportion de variation de la valeur de sortie qui est expliquée par le modèle. Les valeurs idéales pour RMSE et R^2 sont 0 et 1 respectivement.

2.3.2 – Utilisation des RNAs dans le domaine de la géotechnique

De nos jours, les réseaux de neurones artificiels sont utilisés dans de nombreux domaines d'application, et la géotechnique n'en fait pas exception. Cependant, les matériaux rencontrés en géotechnique sont complexes à modéliser de par leur nature propre et leurs fortes variabilités. Les propriétés géotechniques des sols sont contrôlées par des facteurs tels que la minéralogie, la structure, la forme des grains et la pression interstitielle.

C'est dans ce cadre que l'application des réseaux de neurones artificiels est utile. En effet, leurs capacités à apprendre de l'expérience les rendent supérieures à d'autres modèles de modélisation car il n'y a pas besoin de faire des hypothèses sur des données sous-jacentes.

Depuis les années 1990, les réseaux de neurones artificiels ont été appliqués avec succès pour quasiment tous les problèmes de géotechnique.

De nombreux chercheurs ont estimé que ce type de modélisation est fiable et représente une alternative pratique pour déterminer le comportement constitutif, monotone et hystérétique des géomatériaux (Najjar et al. 2007).

De plus, des études ont montré la capacité des modèles RNA à prévoir les différentes caractéristiques des sols (Lu, Chen et Zheng 2012).

L'application des RNAs a été utilisée pour l'estimation de plusieurs propriétés du sol telles que: la densité et la classification des sols (Cal ,1995), la pression de pré consolidation, le compactage et la perméabilité (Najjar, 1996b) et la résistance au cisaillement (Yang et al. 2002). Les mêmes concepts ont été appliqués pour la prévision du tassement des fondations superficielles sur sols non cohérents (Shahin et al.2003d). Un système informatisé basé sur les RNAs a été développé par Rao (1999) où il a démontré son utilité pour la prévision des travaux de terrassement.

Selon la littérature, les RNAs ont illustré leur utilisation pour prédire les paramètres de réponse de l'interaction cinématique des tas de sols (Ahmad, Hesham El Naggat et Khan, 2007), des formules de battage de pieux (Chan, Chow et Liu, 1995), de la capacité portante des pieux (Lee et Lee, 1996), simulation du comportement sous contrainte-déformation de Georgia Kaolin (Najjar et Huang, 2007), évaluation des propriétés géotechniques (Yang et Rosenbaum 2002), prévision de tassement de fondations superficielles sur sols granulaires (Shahin, 2013), modélisation des corrélations sol (Goh 1995), prédiction du facteur d'efficacité du sol scories de béton de haut fourneau (Boukhatem et al. 2011), prévision des propriétés du béton auto-compactant contenant des cendres volantes par les RNAs (Bellalia-Douma et al. 2016) et prédiction de la carbonatation des bétons aux cendres volantes et au laitier (Kellouche et al., 2017).

En 2010, [Hensley](#) a développé deux modèles RNA pour la prévision de la densité sèche maximale et la résistance à la compression des sols améliorés par la chaux et aux cendres volante. Pour les deux modèles de prédiction, plus le nombre de neurones par couche cachée est en hausse, plus la valeur de régression tend vers un (01). De ce fait on remarque que la performance des RNAs dépend de la largeur de la base de données.

Outre [Hensley](#), [Das et al. \(2011\)](#) ont développé des modèles de réseaux de neurones sur les mêmes propriétés géotechniques des sols améliorés par le ciment. En 2013, [Chen et al.](#) ont formé un modèle de RNA afin de prédire la résistance à la compression d'un sol stabilisé au ciment et aux cendres volantes. La valeur de régression de chacune des modèles RNA est fiable.

Plus récemment, [Bahmed et al. \(2017\)](#) ont élaboré trois modèles de prédiction de l'indice de plasticité, la teneur en eau optimale et la densité sèche maximale des sols argileux stabilisé à la chaux en appliquant la technique des réseaux de neurones artificiels.

Il existe peu de travaux sur des modèles numériques permettant de prédire les propriétés géotechniques des sols argileux stabilisés. Le succès de l'utilisation des modèles RNA dans de nombreuses applications et aspects du domaine (génie civil et géotechnique) démontrent la capacité des RNAs de modéliser les propriétés des différents sols stabilisés par des ajouts minéraux.

Vu son efficacité à fournir des résultats prometteurs et afin de mener à bien notre étude, nous avons opté pour ce type de modélisation pour la prédiction des propriétés géotechniques des sols argileux améliorés.

2.4 – Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons parlé des différents modèles de prédiction des propriétés géotechniques des sols améliorés par ajouts minéraux : des modèles classiques basés sur l'expérimentation à des modèles de réseaux de neurones artificiels basés sur l'apprentissage, le test et la validation. Au-delà des différents modèles de prédiction, nous avons abordé la thématique des réseaux de neurones artificiels. C'est l'efficacité et le succès de ces derniers dans le domaine de la géotechnique qui justifie le choix de cette méthode dans la prédiction des propriétés géotechniques des sols argileux améliorés par la chaux.

Chapitre 3

Conception et Analyse des données

3.1 - Introduction

L'utilisation des modèles informatiques qui permettraient de prédire les propriétés géotechniques des sols stabilisés par un ajout minéral, serait d'une aide précieuse dans le domaine du BTP. Non seulement, elle simplifiera la tâche de l'ingénieur géotechnicien, mais aussi elle économisera le temps et les dépenses de l'entrepreneur. La mise en place de telles modèles dépende de plusieurs paramètres dont la plus importante est la base de données utilisée. Dans les lignes qui suivront, sera détaillée la méthode de collecte et d'organisation de la base de données de notre modèle RNA pour la détermination de l'indice de plasticité et de la résistance à la compression simple.

3.2 – Justification du choix des propriétés géotechniques

Les propriétés géotechniques sélectionnées dans ce travail sont les limites d'Atterberg et les propriétés de compactage des sols argileux à faible et à forte plasticité stabilisés à la chaux. La connaissance de ces propriétés géotechniques est d'une importance capitale pour la prévision du comportement des sols fins pendant les phases de terrassement ou lorsqu'ils sont sollicités mécaniquement, leur classification et pour les remblais routiers, barrages, digues, fondation des chaussées. Mise à part cet argument, le développement d'un modèle informatique efficace et rapide pour une prévision nécessite une base de données assez large. Donc le choix des propriétés géotechniques sélectionnées est également fondé sur la disponibilité des données publiées dans la littérature qui constituent notre base de données. Pour cela, un grand nombre de données ont été collectées à partir de la littérature concernant l'utilisation de la chaux en tant qu'ajout pour plusieurs applications dans la construction en génie civil.

3.2.1 – Les limites d'Atterberg

Selon la littérature, la classification des sols peut être modifiée après sa stabilisation en utilisant des ajouts minéraux tels que le ciment, la chaux et les cendres volantes. C'est pour cette raison, les limites d'Atterberg sont l'une des propriétés les plus utilisées pour évaluer ce changement ([Gadouri et al., 2016b](#)).

Les limites d'Atterberg sont des paramètres géotechniques destinés à identifier un sol et à caractériser son état au moyen de son indice de consistance ([NF P94-051, Mars 1993](#)). Ces limites sont des teneurs en eau seuils auxquelles le sol change de consistance. Elles sont les principaux critères d'identification et de classification des sols fins.

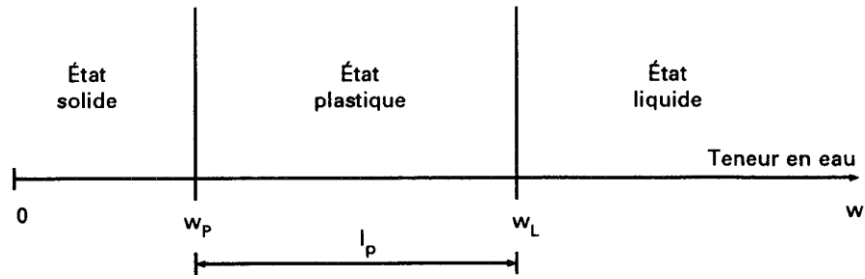


Figure 3.1 - Représentation des limites d'Atterberg (NF P94-051, Mars 1993)

La limite de liquidité (W_L) et la limite de plasticité (W_p) sont les limites d'Atterberg déterminées en laboratoire sur une fraction de sol passant au tamis 0.40 mm.

Limite de liquidité (W_L) est la teneur en eau pour laquelle une rainure pratiquée dans un sol placé dans une coupelle se referme sur 1 cm lorsque celle-ci et son contenu sont soumis à 25 chocs répétés. Elle sépare l'état liquide de l'état plastique.

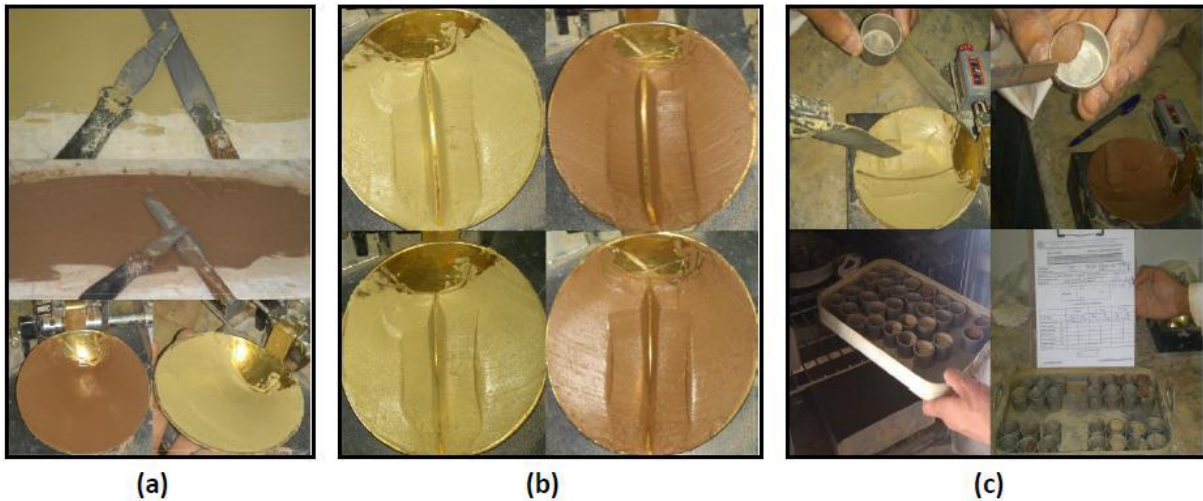


Figure 3.2 - Détermination de la limite de liquidité, (a) : étalement de la pâte et remplissage de la coupelle, (b) : pratiqué la rainure et créer une serré de chocs (c) : prélèvement d'échantillon et dessiccation à l'étuve. (Gadouri et al., 2017)

Limite de plasticité (W_p) est la teneur en eau pour laquelle un rouleau de sol, de dimension de 3mm ou plus ou moins 5mm de diamètre confectionné manuellement se fissure. Elle sépare l'état plastique de l'état solide.

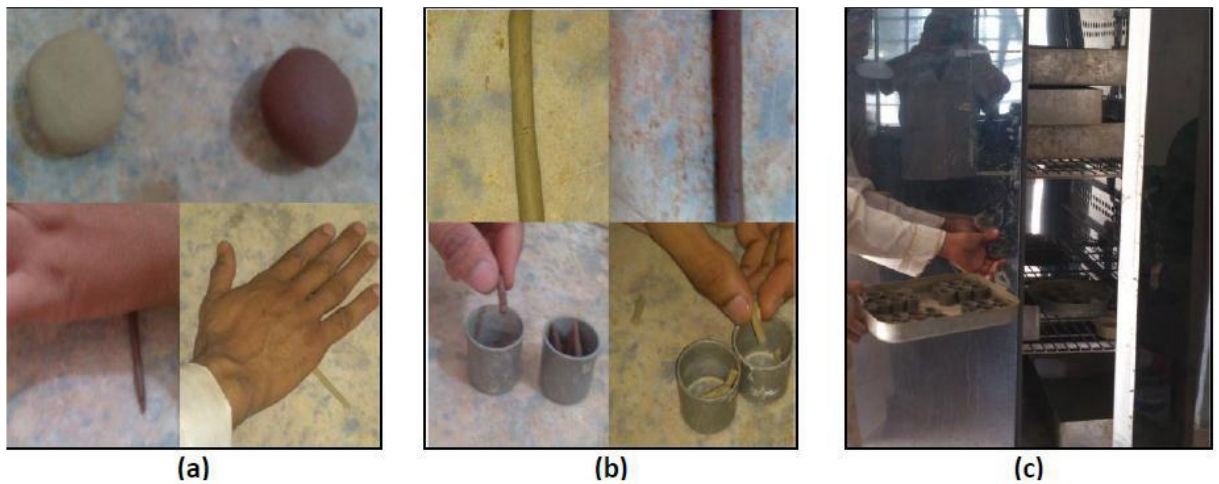


Figure 3.3 - Détermination de la limite de plasticité, (a) : formation d’une boulette de pâte et la rouler à la main pour former un rouleau, (b) : amincissement du rouleau jusqu’à ce qu’il se fissure à 3 mm de diamètre et prélèvement d’échantillon, (c) : dessiccation à l’étuve à 105°C pendant 24h. (Gadouri et al., 2017)

L’indice de plasticité (I_p) correspond à la différence entre la limite de liquidité et la limite de plasticité :

$$I_p = W_L - W_P$$

Cet indice caractérise la plage de teneur en eau dans lequel le sol a un comportement plastique. Il est très fortement lié à la quantité et à la nature des minéraux argileux présents dans le sol et à la surface spécifique des sols. A travers la valeur de l’indice de plasticité d’un sol, il est possible de déterminer le type de sol en question (Tableau 3.1).

Tableau 3.1 - Types de sol suivant l’IP (Meftah, 2008)

Indice de Plasticité (%)	Type de sol
< 1%	Pulvérulent
1% < I_p < 7%	Sable argileux
7% < I_p < 17%	Argile sableuse
I_p > 17%	Argile

3.2.2 – Essai de compression uniaxial

L’essai de compression uniaxial est un des essais qui permettent de caractériser la résistance d’un sol à la rupture afin d’étudier la stabilité des remblais, des talus naturels ou de déblai, des fondations superficielles ou profondes, des barrages en terre...

Cet essai similaire à l’essai triaxial sans confinement s’exécute sur des éprouvettes cylindriques placées entre deux plateaux d’une presse où on impose une vitesse de déformation axiale croissante. La vitesse d’écrasement doit être suffisamment rapide pour qu’aucun drainage ne puisse se produire au cours de l’essai. La valeur de la résistance à la compression simple RCS est donnée, en fonction de la charge appliquée P, par la relation suivante ;

$$RCS = \frac{P}{A}, \text{ avec } A = \frac{\pi D^2}{4}, \text{ la section transversale de l'éprouvette.}$$

D’où la cohésion non drainée des argiles saturés (ϕ étant nul) est ; $C_u = \frac{RCS}{2}$

Le Tableau 3.2 donne la consistance des argiles en fonction de RCS.

Tableau 3.2 - Consistance des argiles en fonction de la RCS (Terzaghi, 1965)

Consistance	RCS (bars)	Identification sur le terrain
Très molle	< 0.25	Se déforme facilement entre les doigts
Molle	0.25 – 0.5	
Moyennement raide	0.5 – 1.0	Se déforme sous une pression ferme du pouce
Raide	1.0 – 2.0	
Très raide	2.0 – 4.0	Se raye à l’ongle
Dure	> 4.0	Difficilement rayable à l’ongle

3.3 – Collecte et traitement des données

La collecte des données et leur traitement est complexe en raison de sources nombreuses et variées, non homogènes. Ils affectent fortement la modélisation du RN, dont la performance est attachée à la fiabilité et la distribution des données d’entrée utilisées et stockées dans la base de données.

Dans l’ingénierie géotechnique, on se trouve fréquemment devant des données mal distribuées. Ce qui rend cette étape plus essentielle pour réussir le développement du modèle de prédiction.

3.3.1 – Analyse et conception des données

Dans ce travail, les données des différentes propriétés géotechniques (l’indice de plasticité et la résistance en compression simple) des sols argileux stabilisés à la chaux, utilisées pour construire les différentes bases de données sont obtenues à partir de la littérature.

Chaque ensemble (ou base de données) se compose des facteurs présentant une influence considérable sur l’indice de plasticité et la résistance à la compression simple. Généralement, la

performance des RNA dépend de la largeur de la base de données (ou le nombre de point de données) ainsi qu'à la fiabilité des données collectées.

Plusieurs études expérimentales utilisant la chaux comme additif pour stabiliser différents types de sols ont été réalisées et publiées dans la littérature. Des résultats issus de ces études expérimentales, nous avons constitué notre base de données. Les résultats collectés pour la constitution des bases de données des deux modèles de prévision à savoir l'indice de plasticité et la résistance à la compression simple, sont présentés à l'annexe.

Les données collectées concernent les sols argileux de forte et de faible plasticité, améliorées par différentes teneurs en chaux, et sont de différentes provenances. De même pour le modèle RCS-RNA, les données collectées concernent différents types de sols argileux de forte et de faible résistance en compression simple.

Tableau 3.3 - Variation des données pour la prévision de l'indice de plasticité

Auteur	LL0	LP0	IP0	Chaux (%)
Thompson, 1967	13.70 – 72.00	12.20 -41.00	7.80 – 35.70	0 - 9
Bell, 1989	114.00	67.00	47.00	0-10
	75.00	42.00	33.00	
	52.00	38.00	14.00	
McCallister and Petry, 1990	63.00	33.00	30.00	0-8
Tuncer & Basma, 1991	74.70	35.70	39.00	0-12
Bell (Bahmed), 1996	30.00	14.00	16.00	0-8
	58.00	26.00	32.00	
Wild et al, 1998	85.30	26.05	59.25	0-9
Basma & Tuncer, 1998	81.50	37.40	44.10	0-12
	70.00	34.50	35.50	
Milburn and Parsons, 2004	70.00	25.00	45.00	0-3
	53.00	22.00	31.00	
	65.00	29.00	36.00	
Phanikumar and Sharma, 2004	100.65	27,42	73,23	0-6
LI and Hung, 2006	61.00	32.00	29.00	0-20
Ismaiel, 2006	61.47	28.57	32.90	0-8,5

Khatab et al, 2008	115.00	45.00	70.00	0-4
Athanasopoulou & Kollaros 2011	76.00	29.00	47.00	0-10
Cerato et al, 2011	54.00	19.60	34.40	0-5
	66.90	22.80	44.10	
	36.80	17.70	19.10	
	38.80	16.30	22.50	
	36.70	17.30	19.40	
Portelinha et al, 2012	73.40	40.80	32.60	0-3
Estabrag et al, 2013	88.00	31.00	57.00	0-10
Khemissa and Mahamedi, 2014	83.70	32.70	51.00	0-12
Kechouan and Nechnech, 2015	72.54	29.10	43.43	0-8
Marcon et al, 2015	57.59	35.00	67.00	0-3
Al-Taie et al, 2016	73.70	23.20	50.50	0-8
Damoerin et al, 2016	82.00	49.40	32.60	0-25
Kavak and Belgian, 2016	70.00	35.00	35.00	0-6
Athanasopoulou & Kollaros 2016	77.00	31.00	46.00	0-10
Cheshomi et al, 2017	120.00	35.90	84.10	0-7
Dayioglu et al, 2017	57.00	28.00	29.00	0-12
Harish, 2017	68.00	42.00	26.00	0-9
López et al, 2017	72.00	32.00	40.00	0-6
Soltani et al, 2017	86.50	37.00	49.50	0-6

Tableau 3.4 - Variation des données pour la prévision de la résistance à la compression simple

Auteur, année	RCS0 (KPa)	Chaux (%)	Age (Jours)
Bell, 1989	360	2 - 8	28
	520		
	85		
Bell, 1994	340	5 - 10	28
	127		
	318		
Frempong, 1995	316	2 - 8	7
	364		
	398		
	538		
	178		
Aytekni, 1998	55.31	7 - 30	28
	69.43		
	87.08		
Hossain, 2006	100	2 - 4	7 - 91
	60		
Nalbantoglu, 2006	720	3 - 7	0 - 30
Jha et al., 2006	210	3 - 7	7 - 56
Osinubi et al., 2006	310	0 - 8	7 - 28
	490	2 - 8	
Al Hassan, 2008	295	2 - 8	7 - 28
Manasseh et al., 2008	360	2 - 14	7 - 28
Sakr et al., 2008	12.5	1 - 7	7 - 60
Shama et al., 2008	200	2 - 5	28
Zha et al., 2008	51	1 - 3	7
Khelifa et al., 2010	222.5	4 - 8	7 - 28
	55.6		
Ansary et al., 2011	380	1 - 7	7 - 28
Siddique et al., 2011	550	3 - 15	7 - 112
Portelinha et al., 2012	300	1 - 3	7 - 28
Aytekni, 2012	125	2 - 12	0 - 28
Asgari et al., 2015	395	3 - 9	7 - 60

Zoubir et al., 2013	247	2 - 4	1 – 90
Ahmed et al., 2013	158.5	1 - 9	3 – 7
Riaz et al., 2014	375	4 - 15	7 – 28
Jha et al., 2015	312.04	2 - 6	7 – 28
Mohsen et al., 2015	164	1 - 5	3 – 28
Modaress et al., 2015	177	3 - 6	7 – 180
Saberien et al., 2017	407	3 - 8	7 – 28
Rahman et al., 2016	211.2	2 - 12	1 – 7
Cheng et al., 2019	205	3 - 6	1 – 28
Phanikumar et al., 2020	189	0	7 - 28
	206	3	
	237	6	
	250	9	
	265	12	
Indiramma et al., 2020	28	4 - 8	28

Les rangs des paramètres d’entrées et de sorties des propriétés des sols utilisés dans la base de données sont montrés dans le Tableau 3.5 pour le modèle de la prévision de l’indice de plasticité (IP-RNA) et dans le Tableau 3.6 pour le modèle de la prévision de la résistance en compression simple (RCS-RNA). L’utilisation de ces données permettra d’assurer la fiabilité des modèles à développer pour la prévision des propriétés géotechniques (IP et RCS) des sols argileux stabilisés avec différents dosages de chaux. Les données ont été organisées et traitées avec le logiciel « Software Excel », par la suite, elles ont été transformées en fichiers sous un format spécifique afin de les utiliser pour l’apprentissage en se basant sur la technique des RNA.

Tableau 3.5 - Rang des valeurs utilisées dans la base de données pour la prévision de l’indice de plasticité (IP-RNA).

Paramètres d’entrées et de sorties		Unité	Minimum	Maximum	Rang
Entrées	Limite de liquidité	%	24.5	120	62.80
	Limite de plasticité	%	12.2	70.5	28.59
	Pourcentage de chaux	%	0	25	3.97
Sorties	Indice de plasticité	%	1.52	84.1	22.37

Tableau 3.6 - Rang des valeurs utilisées dans la base de données pour la prévision de la résistance à la compression simple (RCS–RNA).

Paramètres d'entrées et de sorties		Unité	Minimum	Maximum	Rang
Entrées	Résistance à la compression initiale	kPa	12.5	720	285.52
	Age	Jour	0	365	22.55
	Pourcentage à la chaux	%	1	30	5.89
Sorties	Résistance à la compression	kPa	14	4805	883.96

3.3.2 – Organisation de la base de données

Les Tableaux 3.7 et 3.8 montrent les différentes sources à partir desquelles nous avons extrait les résultats pour construire les différentes bases de données ainsi que le nombre de points extrait de chaque étude expérimentale établie par différents chercheurs.

Les bases de données ont été divisées en trois parties : la première partie est destinée pour l'apprentissage avec une portion de 80% de la base de données, la deuxième partie est pour le test du modèle et représente 10% de la base de données et la dernière partie est destinée pour la validation qui représente 10%. L'ensemble de données d'apprentissage a été utilisé pour développer des modèles de RNAs, la validation des données a été effectuée suite à l'arrêt du processus d'apprentissage alors que chaque test de données a été effectué afin d'évaluer la performance des modèles développés RNAs après l'achèvement du processus d'apprentissage.

Tableau 3.7 - Organisation de la base de données du modèle de prévision de l'IP.

Source	Nombre de points	Source	Nombre de points
Thompson, 1967 (Sari)	59	Portelinha et al, 2012 (Sari)	04
Bell 1989 (Bahmed)	18	Estabrag et al., 2013 (Sari)	03
McCallister and Petry, 1990 (Sari)	09	Khemissa and Mahamedi, 2014 (Bahmed)	07
Tuncer & Basma, 1991 (Sari)	05	Kechouan and Nechnech, 2015 (Sari)	05
Bell 1996 (Bahmed)	10	Marcon et al, 2015 (Sari)	02
Wild et al, 1998 (Sari)	04	Al-Taie et al, 2016 (Sari)	06
Basma & Tuncer , 1998 (Sari)	10	Damoerin et al, 2016 (Sari)	06
Milburn and Parsons, 2004 (Sari)	12	Kavak and Belgian, 2016 (Sari)	06

Phanikumar and Sharma, 2004 (Sari)	04	Athanasopoulou & Kollaros 2016(Sari)	06
LI and Hung, 2006 (Sari)	04	Cheshomi et al, 2017 (Sari)	04
Ismaiel, 2006 (Sari)	04	Dayioglu et al, 2017 (Sari)	03
Khattab et al, 2008 (Sari)	02	Harish, 2017 (Sari)	04
Athanasopoulou & Kollaros 2011(Sari)	04	López et al, 2017 (Sari)	04
Cerato et al 2011(Sari)	26	Soltani et al, 2017 (Sari)	02
Nombre total de points			233
Nombre de données utilisées pour l'apprentissage			187
Nombre de données utilisées pour le test			23
Nombre de données utilisées pour la validation			23

Il est important de noter que chaque donnée se présente comme facteur qui affecte les propriétés des sols stabilisés en tenant compte des limites d'Atterberg initiales symbolisées par LL0 (%) et PL0 (%) et de la teneur en chaux (%) pour le développement du modèle de prévision de l'indice de plasticité. D'autre part, les paramètres à savoir la résistance à la compression simple initiale (RCS0, KPa), la teneur en chaux (%) et l'âge (jours) ont été choisis comme entrées pour le modèle de prévision de la résistance à la compression.

La normalisation des données entre -1 et +1 avant leur introduction aux modèles RNAs a été adoptée pour les rendre compatibles avec les limites de la fonction de transfert de « sigmoïde » qui a été utilisée dans la couche cachée et également dans la couche de sortie

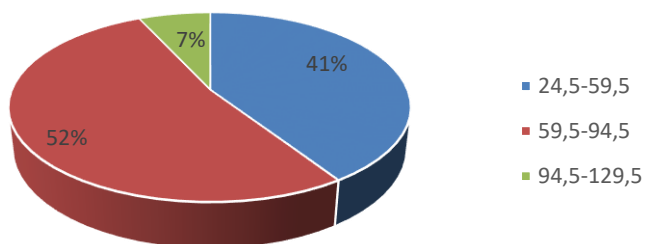
Tableau 3.8 - Organisation de la base de données du modèle de prévision de RCS.

Source	Nombre de points	Source	Nombre de points
Bell (1989)	12	Ansary et al. (2011)	12
Bell (1994)	06	Aydin et al. (2011)	24
Frempong (1995)	20	Portelinda et al. (2012)	06
Aytekın et al. (1998)	09	Abu Siddique et al. (2013)	25
Hossain et al. (2006)	11	Asgari et al. (2013)	20
Nalbantoglu (2006)	09	Zoubir et al. (2013)	08
Jha et al. (2006)	09	Balbul (2013)	10
Osinubi et al. (2006)	12	Riaz et al. (2014)	15

Osinubi et al. (2006)	08	Arvind (2015)	15
Al Hassan et al. (2008)	12	Mohsen (2015)	17
Manasseh et al. (2008)	21	Rahman et al. (2016)	12
Sakr et al. (2008)	16	Jahandari et al. (2017)	06
Shanna et al. (2008)	04	Cheng et al. 2018	08
Zha et al. (2008)	03	Phanikumar et al. 2020	15
Harichane et al. (2009)	08	Indiramma et al. 2020	02
Nombre total de points			355
Nombre de données utilisées pour l'apprentissage			285
Nombre de données utilisées pour le test			35
Nombre de données utilisées pour la validation			35

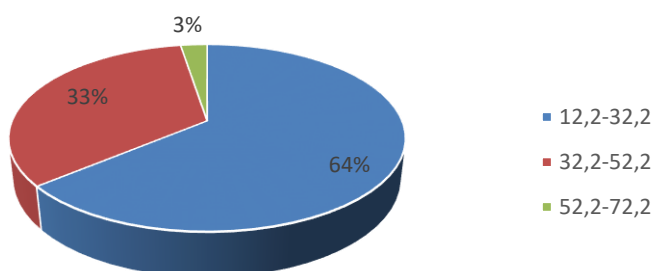
Le traitement statistique des données collectées de toutes les bases de données a été également étudié pour s'assurer de la bonne distribution de tous les points de données. Cette étape est très importante en ce sens que la performance des modèles à développer en dépend. Ce traitement statistique permet de vérifier et de valider la fiabilité et la bonne distribution des données d'entrée utilisées et stockées dans la base de données. Pour cela, la distribution des points de données de l'indice de plasticité (Ip) et de la résistance en compression simple (RCS) sont présentée dans les Figures 3.4 et 3.5, respectivement. En général, on assiste à une très bonne distribution (distribution cadencée) de la majorité des points de toutes les bases de données là où on constate qu'il y a peu de paramètres d'entrées montrant une distribution non souhaitable (distribution perturbée).

Limite de liquidité
Modèle IP-RNA



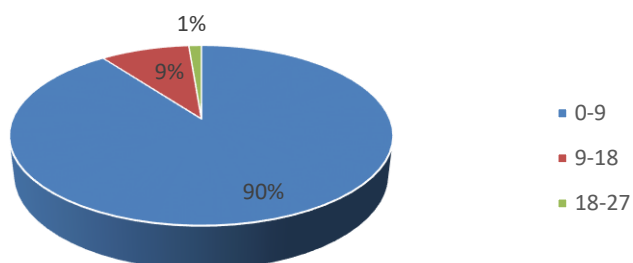
(a)

Limite de Plasticité
Modèle IP-RNA



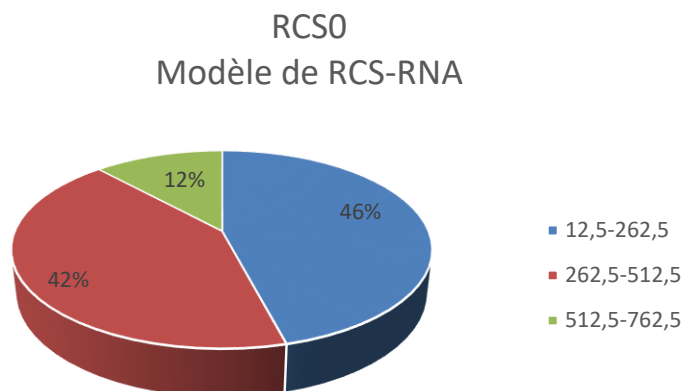
(b)

Teneur en chaux
Modèle IP-RNA

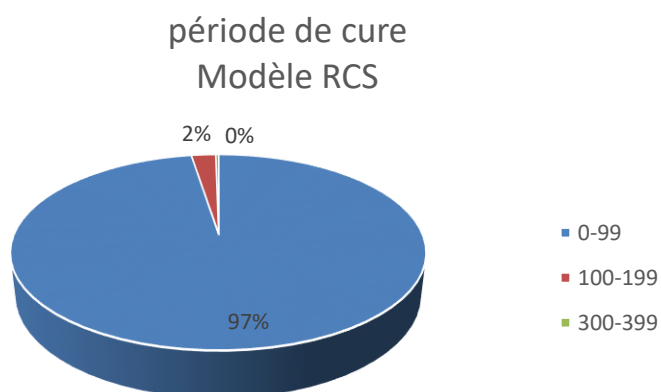


(c)

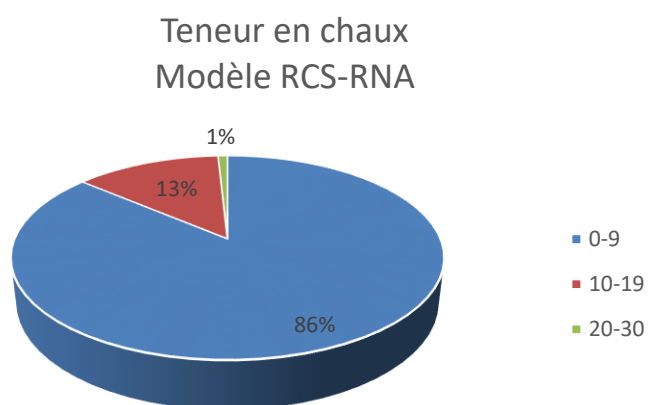
Figure 3.4 - Distribution des données des entrées du modèle IP-RNA, (a)- limite de plasticité, (b)- limite de liquidité, (c)- teneur en chaux.



(a)



(b)



(c)

Figure 3.5 - Distribution des données des entrées du modèle RCS-RNA, (a)- résistance à la compression simple initiale, (b)- période de cure, (c)- teneur en chaux

3.4 – Normalisation des données

La normalisation est une méthode de prétraitement des données ayant pour but la réduction de la complexité des modèles.

Les composants qui forment le vecteur d'entrée du réseau de neurones ont différentes limites quantitatives. Ce qui entraîne pendant l'apprentissage, une sélection, entre deux (02) neurones, du neurone qui a un vecteur d'entrée beaucoup plus quantifié. Afin de simplifier le problème d'apprentissage, la normalisation des données est nécessaire. Il existe plusieurs translations linéaires qui peuvent être employées pour normaliser les composants du vecteur d'entrée afin qu'ils prennent des valeurs entre « -1 » et « 1 ». Pour cela, nous avons adopté dans ce travail l'équation suivante :

$$x_n = \frac{(y_{max} - y_{min}) \cdot (x - x_{tmin})}{x_{max} - x_{min}} + y_{min}$$

Où :

« X_n » est le vecteur de données normalisées, « X » est le vecteur d'entrée des données réelles,

« X_{min} » et « X_{max} » sont le minimum et le maximum des éléments du vecteur d'entrée « X » respectivement. « y_{max} » et « y_{min} » sont les valeurs de normalisation égales à « 1 » et « -1 », respectivement.

Après l'apprentissage du réseau, les composants du vecteur de sortie « Y » doivent être traduits de valeurs comprises entre « -1 » et « 1 » en valeurs réelles (dénormalisation) par l'équation :

$$x_n = \frac{(y_n - y_{min}) \cdot (x_{tmax} - x_{tmin})}{y_{tmax} - y_{tmin}} + x_{tmin}$$

Où le « y_n » est le vecteur de sortie de données normalisées et « y » le vecteur de sortie des données réelles. « y_{tmin} » et « y_{tmax} » sont le minimum et le maximum des éléments du vecteur de sortie « Y », respectivement.

3.5 - Conclusion

Ce chapitre a fait l'objet d'une description détaillée de la méthodologie employée pour rassembler et normaliser les données expérimentales. C'est une étape cruciale en ce sens que la performance du modèle en dépend. Nous avons deux bases de données consacrées à la prévision de l'indice de plasticité et de la résistance en compression simple. Des données extraites de la littérature et de

plusieurs sources différentes. En raison de la diversité des sources de collecte des données, une technique de normalisation des données, en occurrence la technique de normalisation de Min-Max, a été entreprise. Les données ont été examinées et filtrées par cette technique qui est en accord avec les bornes de la fonction de transfert utilisée. L'élaboration des modèles de prédiction des propriétés géotechniques des sols améliorés à la chaux sera la prochaine étape dans le chapitre qui suit.

Chapitre 4

Elaboration et validation des modèles

RNAs

4.1 - Introduction

L'élaboration des modèles de réseaux de neurones artificiels dépend de plusieurs paramètres. De même, la performance d'un modèle de réseaux de neurones artificiels est évaluée selon différentes expressions. De ce fait, il est crucial de mettre à l'épreuve leur capacité à généraliser des prévisions au-delà des données non familières à la base de données utilisées pour l'apprentissage, dans l'intervalle des rangs de données utilisées comme entrées dans l'étape d'apprentissage afin de juger de leur efficacité. Ce chapitre est donc consacré à l'élaboration et à la validation des modèles de prévision de l'IP et de la RCS, en passant par une étude paramétrique de ces derniers.

4.2 - Elaboration des modèles de prévision

La performance des modèles RNA peut être évaluée en utilisant différentes expressions (l'erreur quadratique moyenne MSE et sa racine carré RMSE, la valeur moyenne des erreurs MAE et le coefficient de détermination R^2) et dépend de divers paramètres comme la topologie du réseau et les paramètres d'apprentissage. Les facteurs liés à la topologie du réseau sont connus tels que le nombre des "entrées/sorties", le nombre des couches cachées et le nombre des neurones dans chaque couche cachée. Concernant les paramètres d'apprentissage on peut citer le choix d'algorithme d'apprentissage, la fonction de transfert dans les couches cachées, l'erreur maximale et le nombre de cycles d'apprentissage. Il n'y a pas de règles générales pour définir le nombre de couches cachées et le nombre de neurones dans chaque couche cachée, c'est pour cela que l'architecture des modèles RNA est déterminée en utilisant le tâtonnement et la méthode d'erreur.

Les modèles ont été développés par la cartographie la plus utile back propagation network utilisant le Levenberg-Maquardt algorithme pour l'apprentissage qu'a été prouvé comme l'algorithme d'apprentissage le plus rapide pour les multi-layer perception qui présente la classe la plus connue des RNA et utilise l'architecture feed-forward (**Fig. 4.1**)

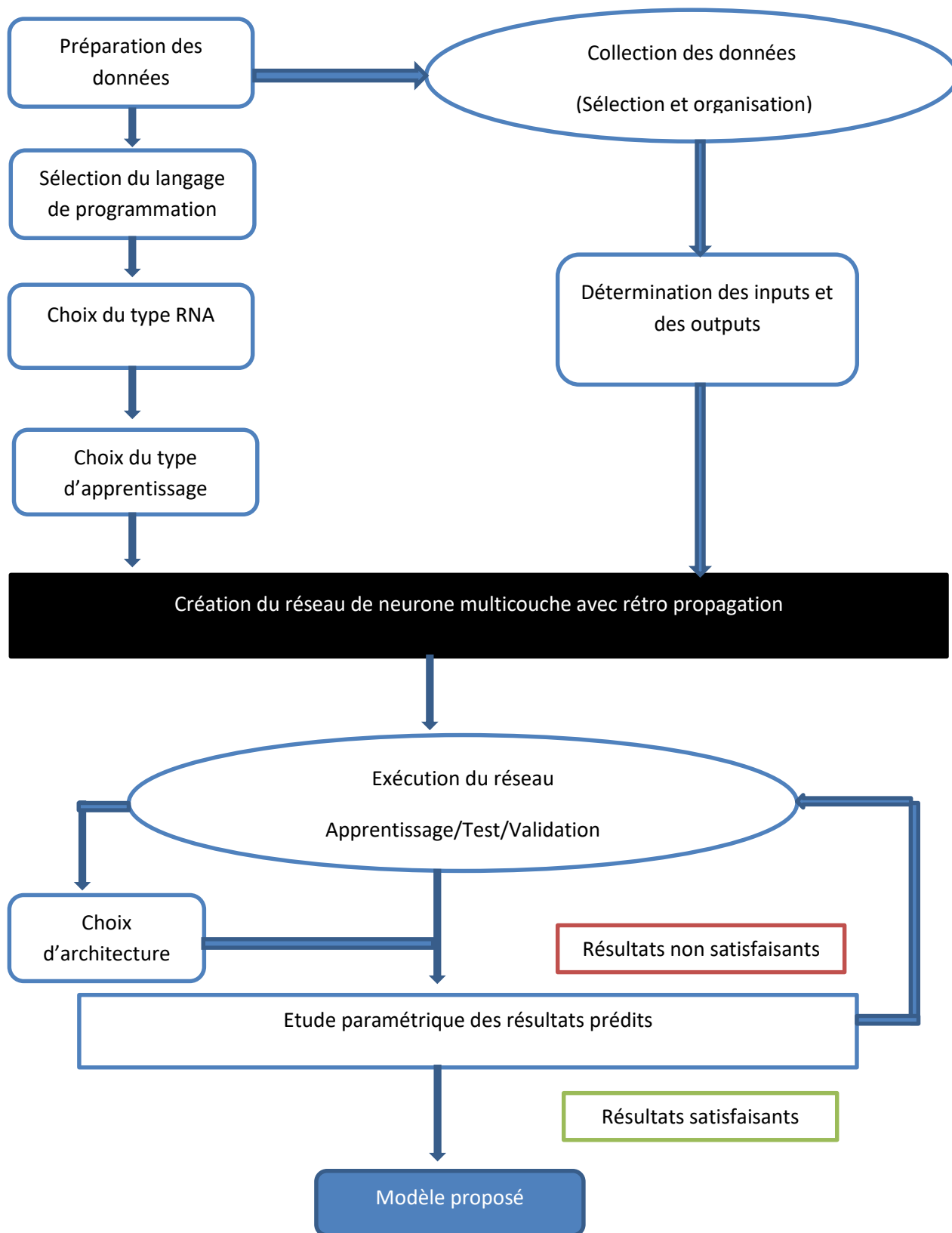


Figure 4.1 - Étapes de conception du réseau de neurones.

Le choix entre l'utilisation du toolbox Matlab et le code Matlab a été discuté pour le développement des modèles où nous avons opté par l'usage du code Matlab pour une bonne maîtrise des paramètres de modélisation avec NN (**Fig. 4.2**).

```

Algorithme d'apprentissage
clc; clear all,clear memory,clear workspace;
% Lecture des données et calcul des dimensions
load BDDFA.dat; x=BDDFA(:,:);
[nligne ncol] =size(x);
P=x(:,1:3);T=x(:,4);
%%%%%%%%%%%% Normalisation
P=P'; T=T';
[Pn,Ps]=mapminmax(P);
[Tn,Ts]=mapminmax(T);
[Ptrans,Ps2] = processpca(Pn,0.1); % Application de l'ACP pour réduire
les variables aux facteurs

%%%%%%%%%Création du réseau de neurones
net = newff(Pn,Tn,[10],{'tansig' 'tansig'});
net.trainFcn='trainlm';
net=init(net);

%%%%%%%%%%%%Paramètres d'apprentissage
net.trainParam.epochs = 100;           % Cycles d'apprentissage (Itérations)
net.trainParam.goal = 10e-25;         % Erreur désirée
net.trainParam.show = 50;             % Fréquence de progression par cycle
net.trainParam.lr= 0.01;              % Vitesse de l'apprentissage
(learning rate)

%Division des données
net.divideParam.trainRation = 80/100  % Apprentissage
net.divideParam.ValRation = 10/100   % Validation
net.divideParam.testRation = 10/100  % Test

%%%%%%%% Apprentissage du réseau

[net,tr]=train(net,Pn,Tn)

%%%%%%%% Simulation après apprentissage
an=sim(net, Pn);
at=mapminmax('reverse',an,Ts);

figure(1); plot(T,at,'o');[mpA,bpA,rpA] = postreg(T,at)

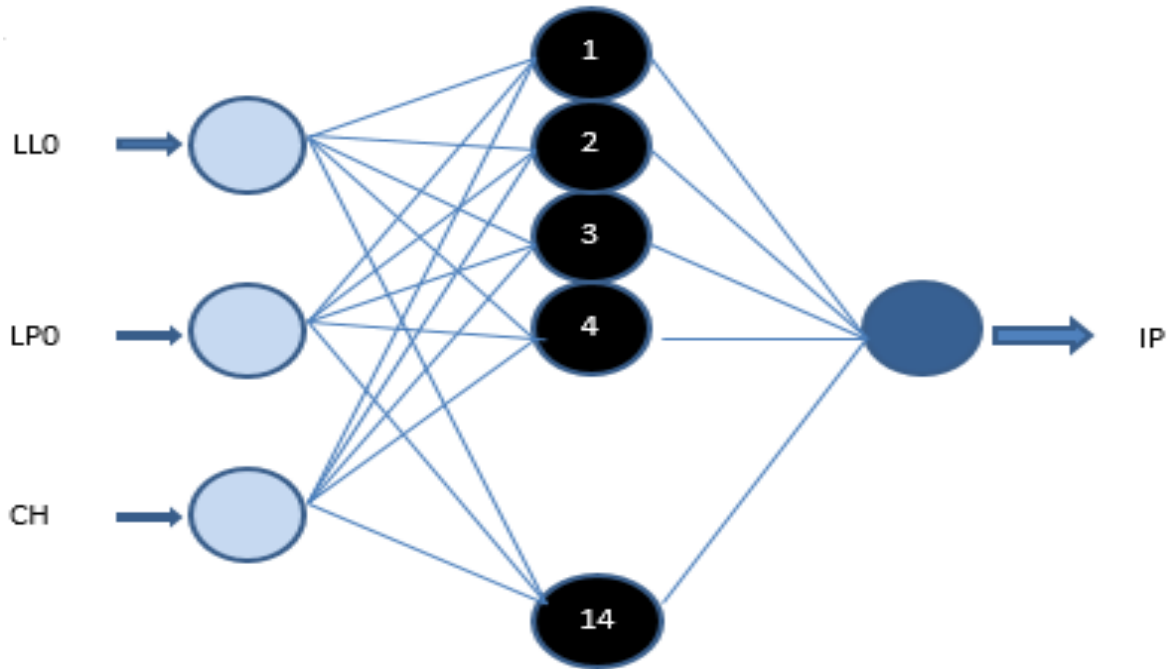
```

Figure 4.2 - Code Matlab pour la Création du réseau de neurones (Boukhatem, 2010)

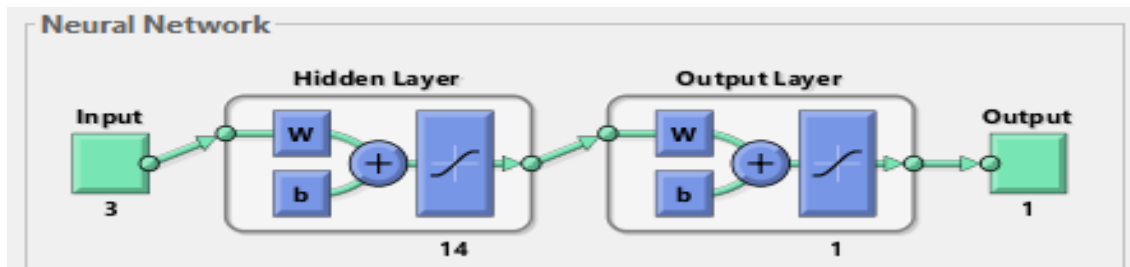
La base de données a été fractionnée en trois sous-ensembles : un pour l'apprentissage, un autre pour le test et le dernier pour la validation des modèles.

4.2.1 - Modèle de prévision de l'indice de plasticité (Modèle IP-RNA)

Le modèle de prévision IP-RNA a une architecture constituée de 03 neurones dans la couche d'entrée (les limites d'Atterberg, LL0 et LP0, et la teneur en chaux), une seule couche cachée de 14 neurones et un neurone en sortie qui est l'indice de plasticité (IP).



(a)



(b)

Figure 4.3 - Architecture du modèle de prévision de l'IP : a) simulée ; b) sur Matlab.

Les paramètres RNA utilisés dans la modélisation figurent dans le **tableau 4.1**. La **figure 4.4** démontre que les valeurs de corrélation entre les résultats prévus à partir du modèle RCS-RNA et les résultats expérimentaux atteignent 0.89. Les **figures 4.5** et **4.6** illustrent les paramètres du modèle.

Tableau 4.1 - Paramètres d'apprentissage du modèle IP- RNA

Paramètres RNA	Valeurs et nomination sur Matlab
Fonction d'apprentissage	trainlm' (Levenberg Marquardt)
Fonction de transfert	'logsig' (Fonction non linéaire)
Fonction de performance	'mse' (mean square error)
Erreur après apprentissage	0.0213
Fonction de division	'dividerand'
Cycles d'apprentissage	100
Nombre de neurones dans la couche d'entrée	3
Nombre de couches cachées	1
Nombre de neurones dans la couche cachée	14
Nombre de neurones dans la couche de sortie	1

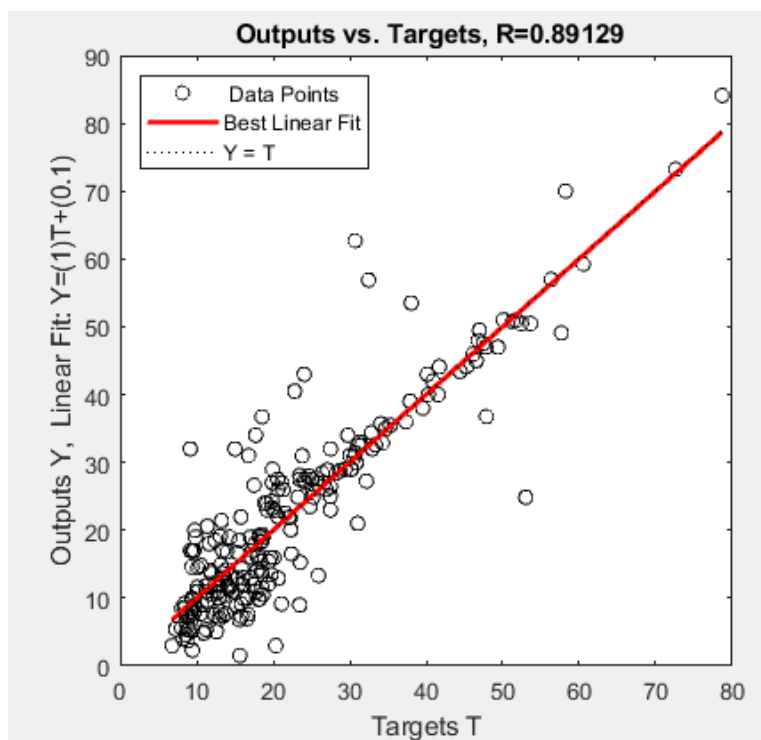


Figure 4.4 - Corrélation entre les résultats expérimentaux et prévus (IP–RNA)

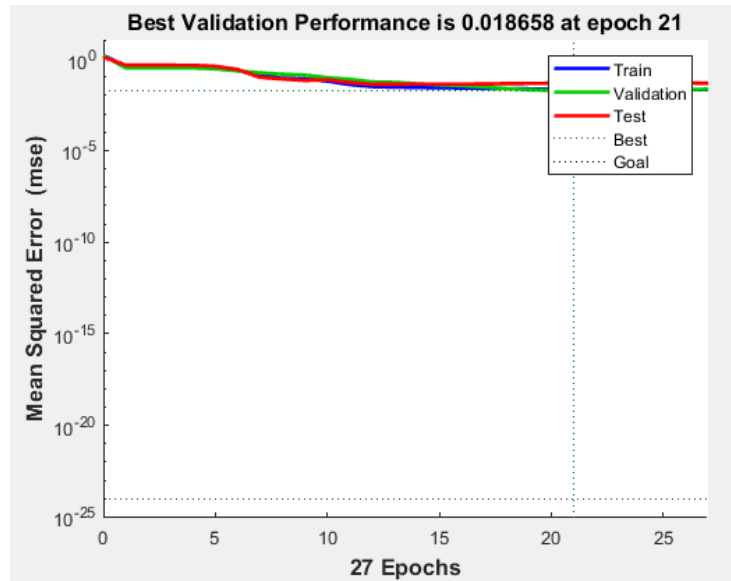


Figure 4.5 - Performance du modèle IP-RNA

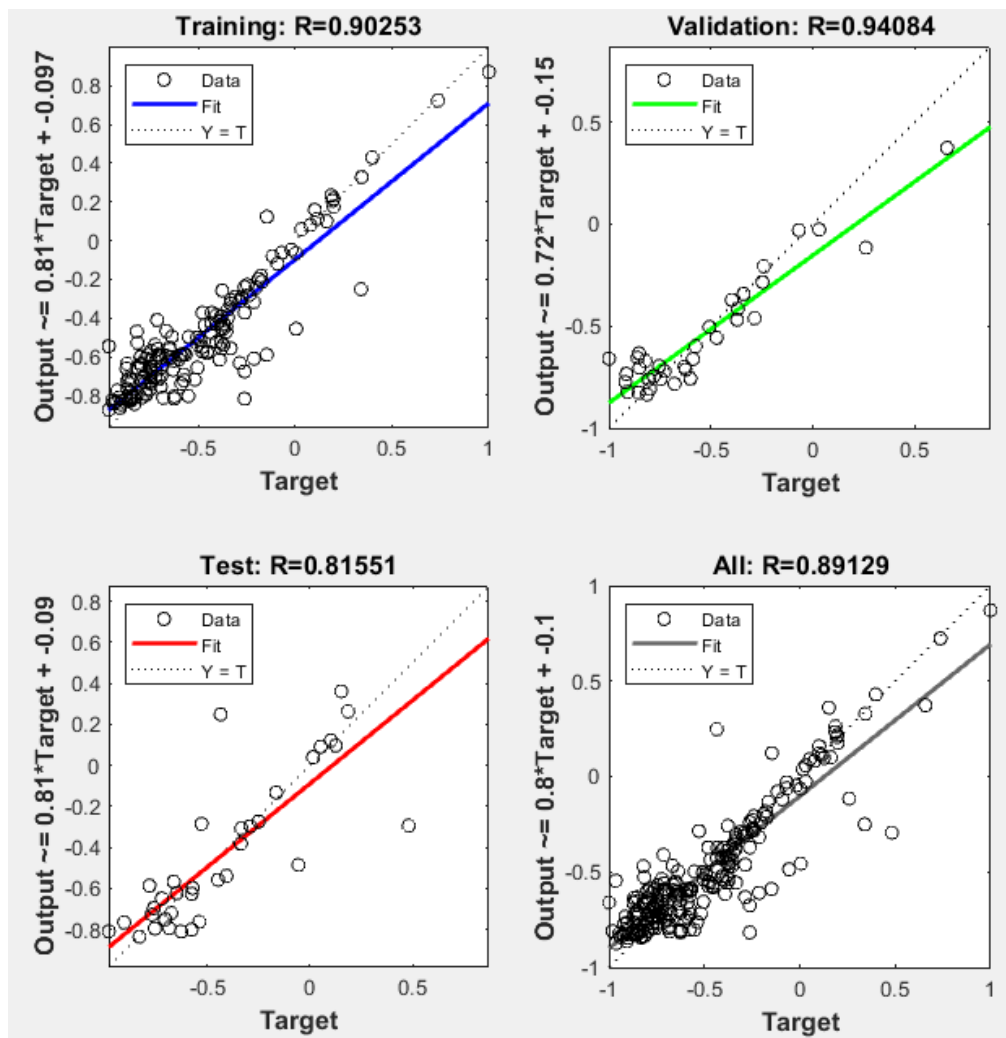
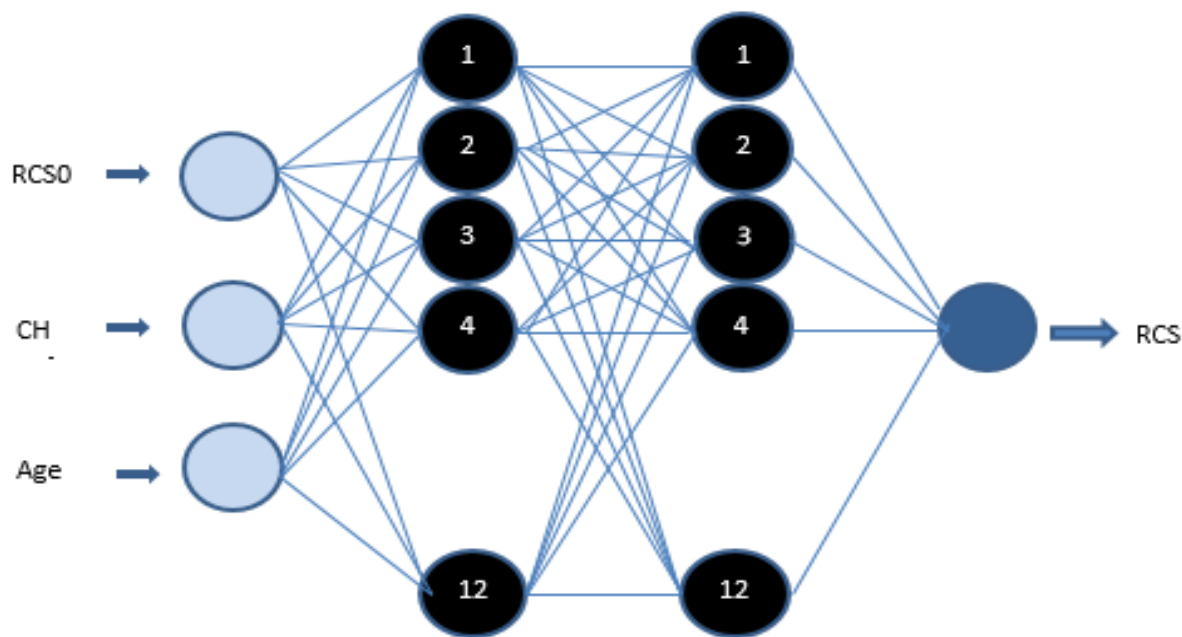


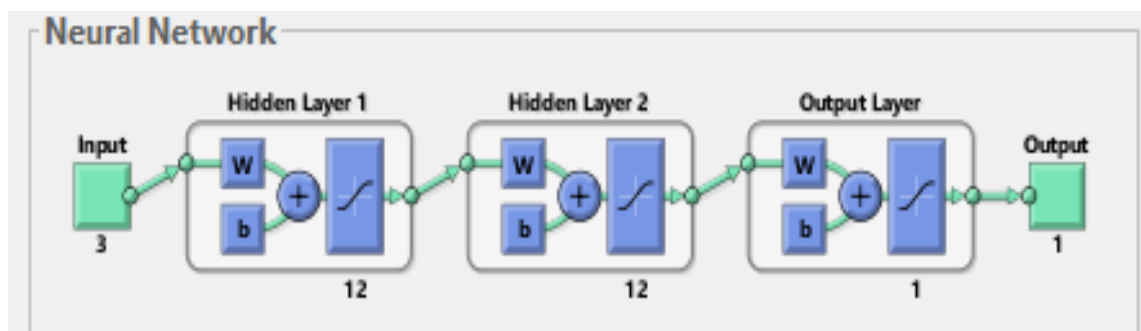
Figure 4.6 - Valeurs de régression d'apprentissage, test, validation et général du modèle IP-RNA

4.2.2 - Modèle de prévision de la résistance à la compression (Modèle RCS-RNA)

L'architecture du réseau de neurones artificiels concernant le modèle de prévision de la résistance à la compression des sols améliorés par la chaux est constituée d'une couche de 03 neurones d'entrées (RCS0, teneur en chaux et la période de cure), 02 couches cachées de 12 neurones chacune et un neurone de sortie (RCS).



(a)



(b)

Figure 4.7 - Architecture du modèle de prévision de RCS : a) simulée ; b) sur Matlab.

Les paramètres RNA utilisés dans la modélisation figurent dans le **tableau 4.2**. La **figure 4.8** démontre que les valeurs de corrélation entre les résultats prévus à partir du modèle RCS-RNA et les résultats expérimentaux atteignent 0.79. Les **figures 4.9** et **4.10** illustrent les paramètres du modèle.

Tableau 4.2 - Paramètres d'apprentissage du modèle RCS-RNA

Paramètres RNA	Valeurs et nomination sur Matlab
Fonction d'apprentissage	trainlm' (Levenberg Marquardt)
Fonction de transfert	'logsig' (Fonction non linéaire)
Fonction de performance	'mse' (mean square error)
Erreur après apprentissage	0.0253
Fonction de division	'dividerand'
Cycles d'apprentissage	100
Nombre de neurones dans la couche d'entrée	3
Nombre de couches cachées	2
Nombre de neurones dans la couche cachée	12
Nombre de neurones dans la couche de sortie	1

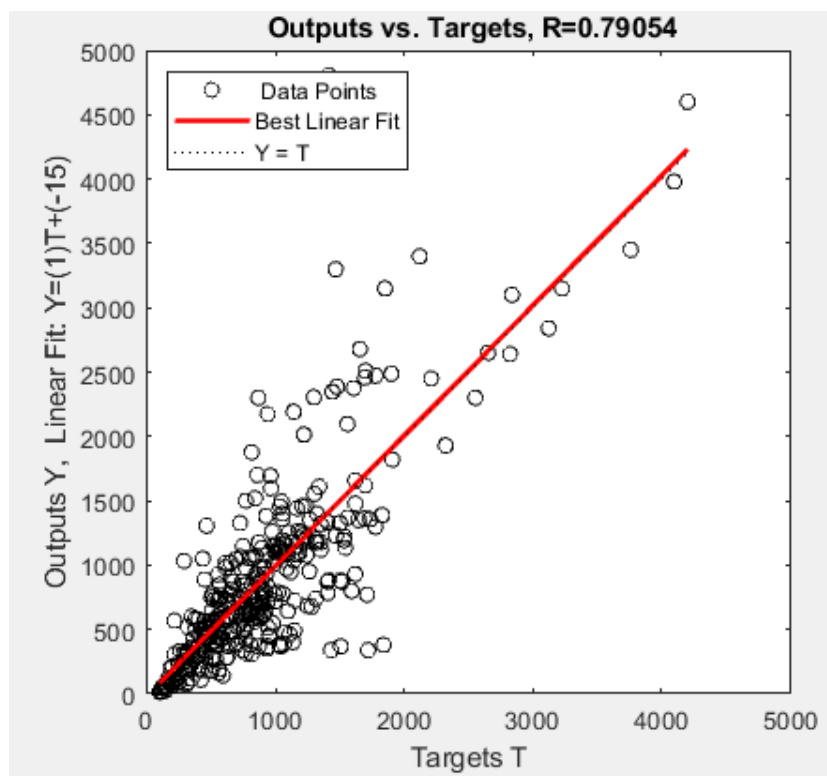


Figure 4.8 - Corrélation de régression entre les résultats expérimentaux et prévus (RCS-RNA)

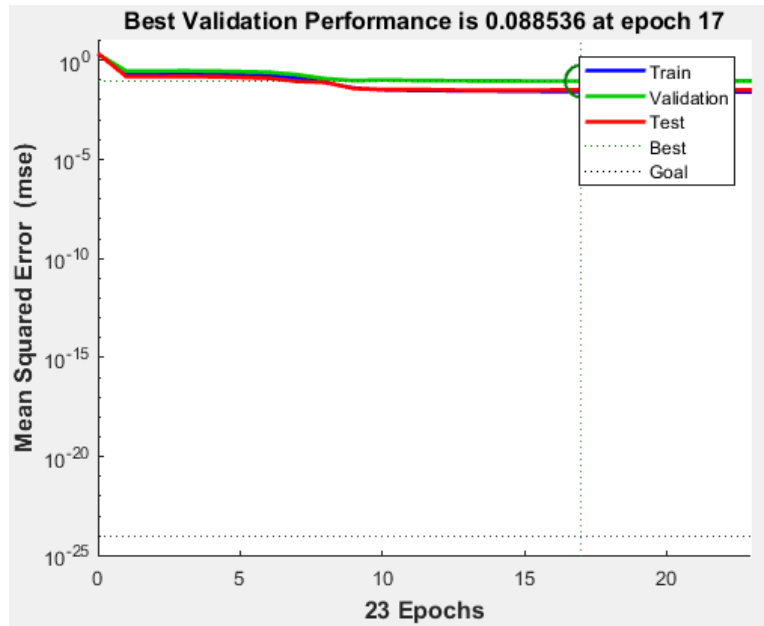


Figure 4.9 - Performance du modèle RCS-RNA

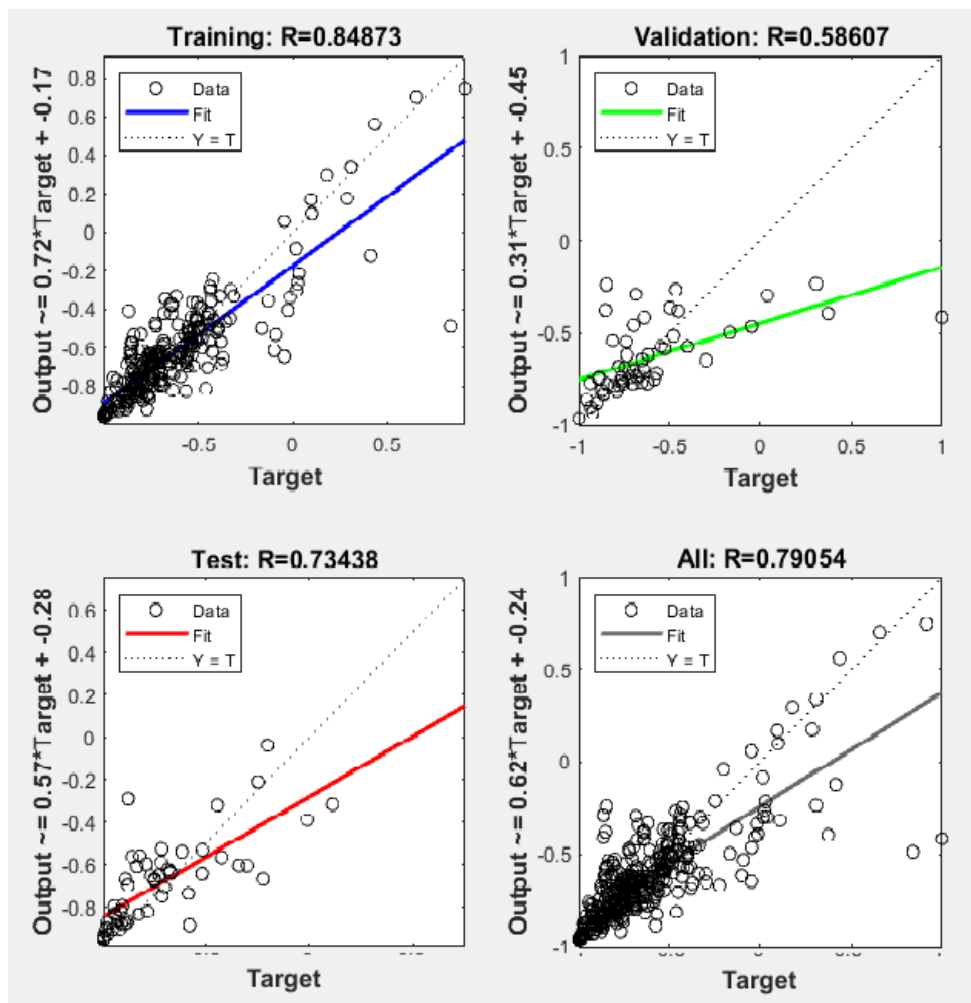


Figure 4.10 - Valeurs de régression d'apprentissage, test, validation et générale du modèle RCS-RNA

4.3 - Etude paramétrique

L'étude paramétrique ou l'étude de sensibilité d'un modèle RNA, est la première étape de validation faite sur ce modèle afin de mettre en évidence les changements dans le comportement des propriétés géotechniques étudiées (limites d'Atterberg et la résistance à la compression simple) des sols stabilisés avec la variation de la teneur en chaux. Elle se base sur des distributions statistiques supposées dans les données. Son principe est de fixer tous les paramètres pris comme neurones d'entrée et de modifier un seul paramètre, ensuite voir l'effet de ce paramètre variant sur le phénomène étudié.

Le but est de s'assurer du bon fonctionnement de nos modèles en vérifiant que les résultats de l'IP et de RCS sont en concordance avec la littérature, avant de passer à l'étape de validation des modèles.

4.3.1 - Effet de la chaux sur l'indice de plasticité (IP)

Les résultats prévus par le modèle IP–RNA concernant l'effet de différents dosages en chaux sur l'IP sont illustrés dans la **Figure 4.11**. L'analyse paramétrique évoquée dans cette étude tient compte de la variation de la teneur en chaux (2, 4, 6, 8, 10 et 12%) en considérant les autres paramètres d'entrées comme étant constants (**Tableau 4.3**).

Tableau 4.3 - Paramètres d'entrées utilisés dans l'étude paramétrique du modèle IP-RNA.

Chaux (%)	LL0 (%)	LP0 (%)
0	75	30
2	75	30
4	75	30
6	75	30
8	75	30
10	75	30
12	75	30

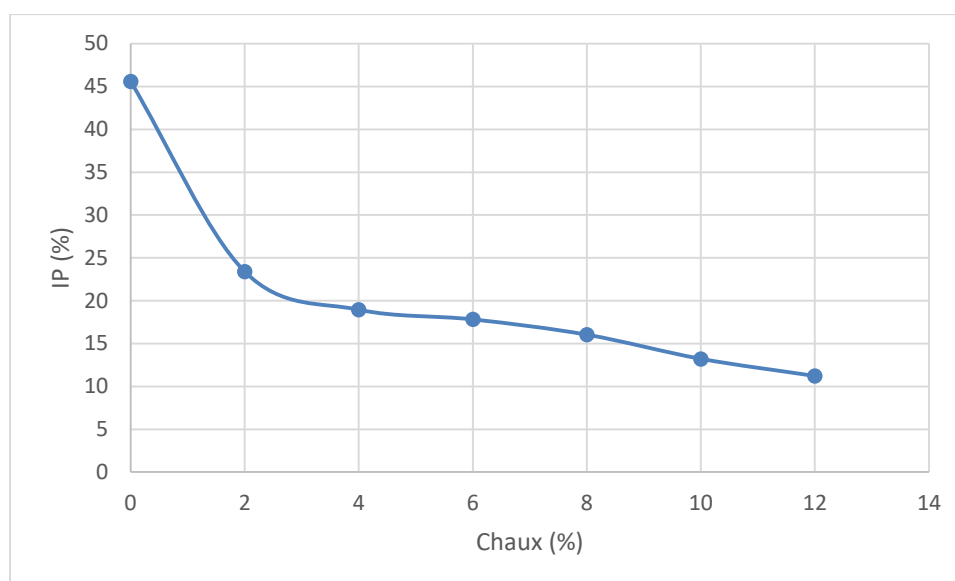


Figure 4.11 - Effet de la chaux sur le paramètre IP

Selon la littérature, l'addition de la chaux en tant que liant hydraulique aux sols argileux fait améliorer leur consistance, qui peut être observé par la réduction significative de la valeur de l'IP des sols argileux améliorés (Harichane and Ghrici 2009 ; Harichane et al. 2010, 2011b ; Zoubir et al. 2013; Asgari et al. 2015; Gadouri et al. 2016a, 2016b, 2016c). Comme le montre la Figure 5.19, l'IP diminue considérablement avec l'augmentation de la teneur en chaux. En effet, l'indice de plasticité diminue de 45.60% jusqu'à 11.22% avec addition de 12% de chaux. Ceci correspond à une réduction de l'ordre de 76% et est en concordance avec la littérature. Nous déduisons de cette étude paramétrique que le modèle IP-RNA fonctionne bien.

4.3.2 - Effet de la chaux sur la résistance à la compression (RCS)

Pour voir l'effet de la chaux sur la résistance à la compression, on a fixé les paramètres (RCS₀ et l'âge) et on a varié le pourcentage de la chaux (2, 4, 6 et 8%) à différents âges (7, 14 et 28 jours) (Tableau 4.4).

Tableau 4.4 - Paramètres d'entrées utilisés dans l'étude paramétrique du modèle RCS-RNA.

RCS ₀ (kPa)	Chaux (%)	Age (jours)
250	2	7
250	4	7
250	6	7
250	8	7
250	12	7
250	2	14

250	4	14
250	6	14
250	8	14
250	12	14
250	2	28
250	4	28
250	6	28
250	8	28
250	12	28

Les résultats prévus par le modèle RCS-RNA sont présentés sur la **Figure 4.12**. Sur cette figure, nous pouvons remarquer une augmentation de la résistance à la compression simple avec l'augmentation de la teneur en chaux et la durée. En effet, la résistance à la compression simple augmente jusqu'à 329% en 7 jours de cure, 400% en 14 jours de cure et 431% en 28 jours de cure pour 12% de chaux.

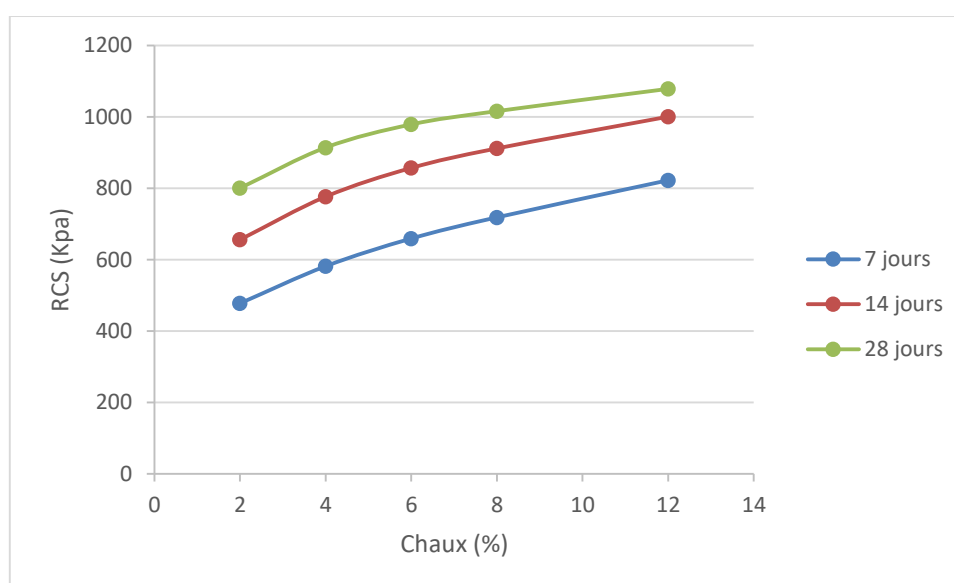


Figure 4.12 - Effet de la chaux sur le paramètre RCS

Selon la littérature, l'addition de la chaux en tant qu'additif aux sols argileux fait améliorer leur résistance, ce qui peut être reflété par l'augmentation significative des valeurs de la RCS des sols argileux stabilisés (Bell 1994, Khelifa et al., 2009, Haeri et al. 2015 et Jahandari et al. 2017).

Dans tous les cas, il convient de noter que l'augmentation (en résistance) la plus élevée pour tous les pourcentages de chaux a été observée pendant une période de cure plus longue. La forte augmentation avec la période de cure dépend de la forte réactivité de la chaux et de son activité pouzzolanique (Locat et al., 1990). A l'instar du modèle IP-RNA, le fonctionnement du modèle RCS-

RNA est en concordance avec la littérature, ce qui permet de passer à l'étape suivante qui est la validation des modèles.

4.4 - Validation des modèles développés

Les résultats obtenus par les modèles RNA ont été validés par une étude comparative avec d'autres données issues d'autres études expérimentales ne faisant pas partie de la base données pour l'apprentissage.

Le modèle IP-RNA a été validés en utilisant un total de 10 points de données issus à partir des études expérimentales effectuées par deux chercheurs à savoir [Ossula et al., 1996](#) et [Manasseh et al., 2008](#).

Le modèle RCS-RNA a été validés en utilisant un total de 16 points de données issus à partir des études expérimentales effectuées par trois chercheurs à savoir [Portinlinha et al., 2012](#) ; [Mohsen et al., 2015](#) et [Jahandari et al., 2017](#).

Une erreur relative (E%) est utilisée comme paramètre de comparaison entre les résultats expérimentaux des chercheurs et les résultats prédits par les modèles développés. Cette erreur est calculée comme suit :

$$(E\%) = ABS\left(\frac{X_{EXP} - X_{RNA}}{X_{EXP}}\right) \times 100$$

Ou : X_{EXP} est la valeur expérimentale de la propriété et X_{RNA} est celle de la valeur prévue.

4.4.1 - Validation du modèle IP-RNA

La comparaison entre les valeurs prévues à partir du modèle IP-RNA et les résultats expérimentaux est présentée dans le **Tableau 4.5**.

Tableau 4.5 - Comparaison entre les résultats expérimentaux et les valeurs prévues par le modèle IP-RNA.

Auteur	Chaux (%)	LL0 (%)	LP0 (%)	IP-EXP (%)	IP-RNA (%)	Erreur (%)	Moyenne (%)
Ossula, 1996	1	39	17.3	14.16	13.38	5.51	14.23
	2	39	17.3	10.11	10.74	6.19	
	3	39	17.3	7.53	9.86	30.98	
Manasseh, 2008	2	72	27	42.03	23.57	43.92	38.47
	4	72	27	35.68	19.20	46.18	
	6	72	27	31.21	18.68	40.15	
	8	72	27	29.82	17.87	40.07	
	10	72	27	24.83	15.76	36.55	

	12	72	27	21.56	13.70	36.45	
	14	72	27	18.63	13.80	25.95	
Erreur moyenne totale (%)							26.35

Le coefficient de détermination obtenu entre les valeurs prévues par le modèle proposé IP-RNA et les valeurs expérimentales est de $R^2 = 0.97$ (Fig.4.13). Cependant, l'erreur moyenne totale obtenue entre les résultats expérimentaux et les valeurs prévues par IP-RNA est égale à 26.35%. Ces résultats prouvent que le modèle de prévision IP-RNA est performant.

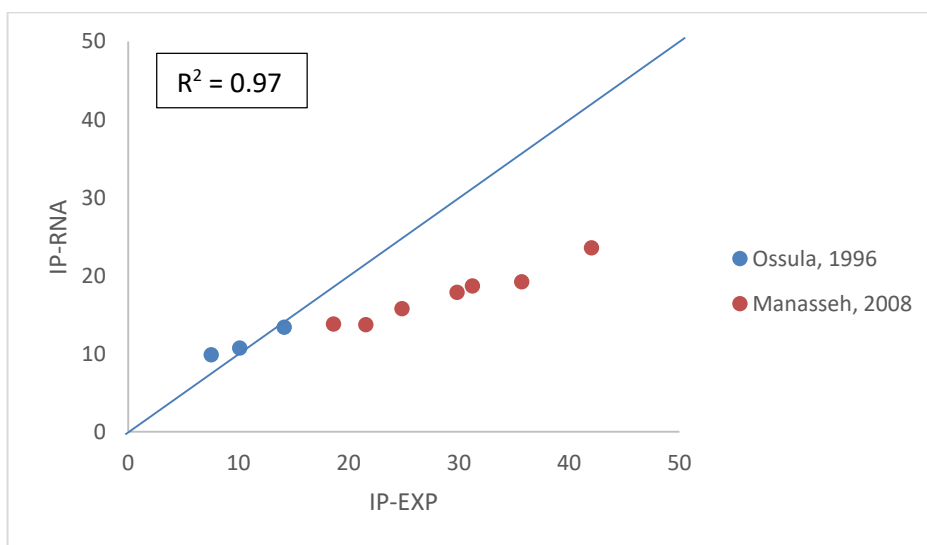


Figure 4.13 - Corrélations entre les résultats expérimentaux et les valeurs prévues par le modèle IP-RNA

Les figures 4.14 et 4.15 présentent la comparaison entre les résultats expérimentaux obtenus par Ossula et al., (1996) et Manasseh et al., (2008) et les valeurs prévues par le modèle IP-RNA proposé.

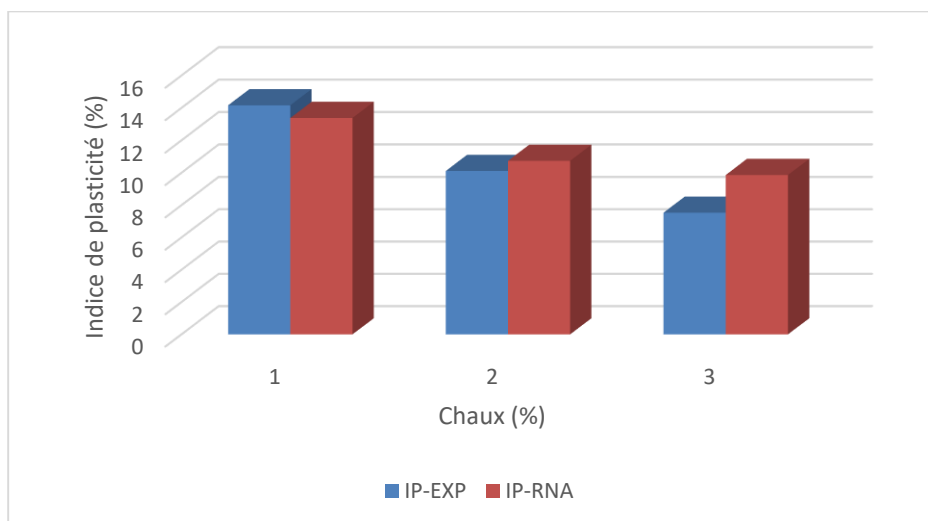


Figure 4.14 - Comparaison entre les résultats expérimentaux obtenus par Ossula et al. (1996) et les valeurs prévues par le modèle IP-RNA

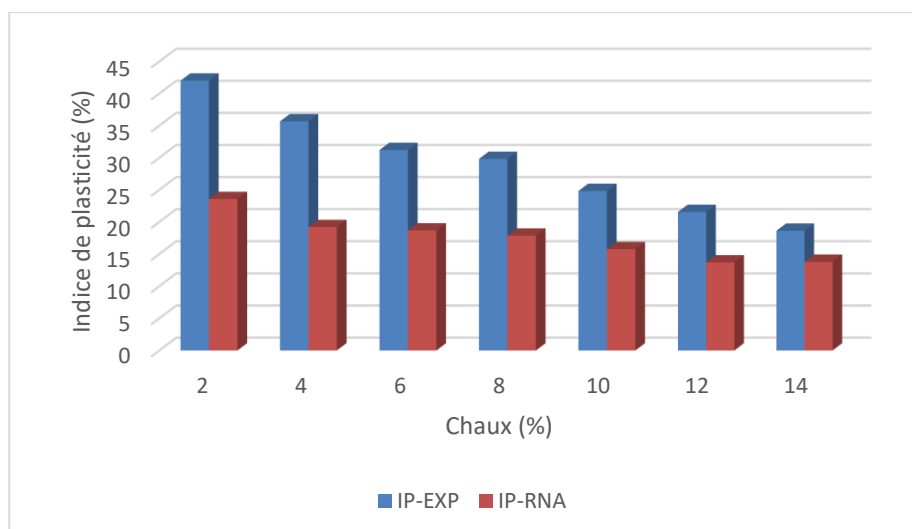


Figure 4.15 - Comparaison entre les résultats expérimentaux obtenus par *Manasseh et al. (2008)* et les valeurs prévues par le modèle IP-RNA

4.4.2 - Validation du modèle RCS-RNA

La comparaison entre les valeurs prévues à partir du modèle RCS-RNA et les résultats expérimentaux est présentée dans le **Tableau 4.6**.

Tableau 4.6 - Comparaison entre les résultats expérimentaux et les valeurs prévues par le modèle RCS-RNA.

Auteur	RCS ₀ (kPa)	Chaux (%)	Age (jour)	RCS-EXP (kPa)	RCS-RNA (kPa)	Erreur (%)	Moyenne (%)
Portinlinha et al., 2012	300	1	7	404	449.99	11.38	26.55
	300	2	7	377	535.83	42.13	
	300	3	7	660	612.07	7.26	
	300	2	28	649	923.84	42.35	
	300	3	28	788	1 021.58	29.64	
Mohsen et al., 2015	164	1	3	243	249.58	2.71	11.49
	164	1	14	440	445.75	1.31	
	164	1	28	430	588.46	36.85	
	164	3	3	305	308.15	1.03	
	164	3	28	602	690.93	14.77	
	164	5	3	430	363.56	15.45	
	164	5	14	602	612.17	1.69	
	164	5	28	651	768.96	18.12	
Jahandari et al., 2017	407	3	7	592.41	648.90	9.54	18.09

407	5	7	850.35	815.78	4.07	
407	8	7	1102.61	997.48	9.53	
407	5	28	1134.84	1 540.13	35.71	
407	8	28	1389.29	1 828.30	31.60	
L'erreur moyenne totale						18.71

Avec une erreur moyenne totale de 18.71%, on remarque que notre modèle RCS-RNA a donné une bonne corrélation selon le coefficient de détermination ($R^2 = 0.89$) en comparant les résultats obtenus par le modèle RCS-RNA avec les résultats expérimentaux, ainsi que les valeurs d'erreurs indiquent que notre modèle développé par les RNA est performant bien qu'il soit limité dans des plages de données bien spécifiées comme on a vu au chapitre 3.

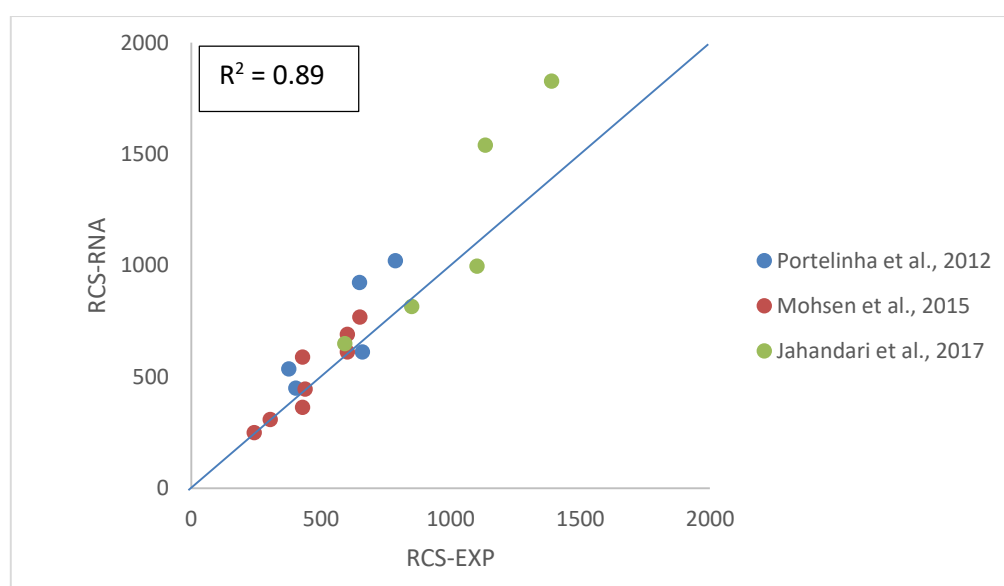


Figure 4.16 - Corrélations entre les résultats expérimentaux et les valeurs prévues par le modèle RCS-RNA

4.5 - Conclusion

Ce chapitre a été consacré à l'élaboration et à la validation des modèles de prévision de deux propriétés géotechniques, à savoir : IP-RNA et RCS-RNA. Ces derniers modèles servent à prévoir l'indice de plasticité et la résistance à la compression simple des sols stabilisés avec la chaux dont les paramètres d'entrées sont très simples.

Les deux modèles élaborés peuvent être utilisés efficacement pour la prévision rapide des propriétés géotechniques concernés (IP et RCS). Les modèles ont une bonne performance et de faibles erreurs. Le modèle IP-RNA a un coefficient de détermination $R^2 = 0.97$ avec une erreur de 26.35% et le modèle RCS-RNA a un coefficient de détermination $R^2 = 0.89$ avec une erreur de 18.71%.

Ces résultats obtenus prouvent que les réseaux de neurones artificiels (RNA) représentent une technique très convenable pour la modélisation des comportements complexes des différents types de sols argileux

***Conclusion Générale, Recommandations
et perspectives***

Conclusions générales

Les sols argileux sont des sols instables à cause de leurs propriétés géotechniques médiocres, ils ont un comportement irrégulier ou difficile à prédire. Afin de mieux comprendre ce comportement, une étude sur la composition et la structure chimique des argiles s'est imposée. Nous avons exposé les différents types d'argiles et les techniques d'amélioration des sols qui sont indispensables pour remédier à ce problème.

Parmi les techniques d'amélioration des sols, l'usage des additifs est de plus en plus fréquent du fait de sa mise en œuvre facile et moins coûteuse. De ce fait, il était nécessaire de se tourner vers le grand nombre d'études expérimentales qui ont été mises au point, dans le but de déterminer l'influence de l'efficacité des ajouts minéraux sur la stabilisation des sols argileux.

Les méthodes classiques nécessitent une analyse approfondie, en laboratoire, des sols lors de leur stabilisation avec des additifs de chaux. La littérature soutient l'hypothèse de développement des modèles de prévision qui sont adéquats et plus rapides que les essais au laboratoire et ayant la même précision. A cet effet, nous avons choisi la technique des réseaux de neurones artificiels pour la prévision de certaines propriétés géotechniques (IP et RCS) des sols argileux traités par la chaux.

L'analyse des données a abouti non seulement à la sélection des données mais aussi aux choix des entrées pour les modèles développés avec le Matlab 2018a, en choisissant la rétro-propagation, l'apprentissage le plus utilisé et le plus performant pour ce type de prévision.

Deux modèles RNA ont été développés afin de prédire deux propriétés géotechniques incluant l'indice de Plasticité et la résistance à la compression simple des argiles stabilisés par la chaux.

A la lumière des résultats obtenus nous pouvons conclure que :

- ✓ La technique des RNAs est la plus adéquate pour la prévision des comportements complexes des sols, en particulier la plasticité qui est très sensible à l'ajout de la chaux.
- ✓ L'étude paramétrique des deux modèles prouve que les résultats prévus par ces derniers sont en concordance avec ceux publiés dans la littérature.
- ✓ Les deux modèles développés ont fait preuve de bonne performance, à en juger par leurs coefficients de détermination entre les valeurs expérimentales et prédites ($R^2 = 0.97$ pour le modèle IP-RNA et $R^2 = 0.89$ pour le modèle RCS-RNA) et leurs erreurs moyennes totales [(E%) = 26.35% pour le modèle IP-RNA et (E%) = 18.71 pour le modèle RCS-RNA).
- ✓ Les modèles RNA développés peuvent être utilisés efficacement pour une prédiction rapide des propriétés IP et RCS des sols argileux stabilisés avec la chaux.

Recommandations et perspectives

- Il est souhaitable d'élargir les deux bases de données employées dans le développement des modèles pour les rendre plus performant car plus le nombre de données est important, plus on obtient un modèle fiable.
- Aussi il est très important à mettre à l'épreuve la capacité des réseaux de neurones artificiels pour la prévision des autres propriétés géotechniques (l'indice CBR, les paramètres de cisaillement, le gonflement...) des sols stabilisés avec différents ajouts.
- Utilisation d'autres systèmes experts tels que les Support Vector Machines et les algorithmes génétiques et de même en hybridation avec les réseaux de neurones artificiels afin de réduire le temps d'apprentissage et minimiser l'erreur.
- Etablir des modèles RNA avec plusieurs sorties qui servent de faire la prédiction de plusieurs propriétés à la fois en utilisant un seul modèle.
- Etablir des modèles pour la prévision des propriétés géotechniques des sols stabilisés avec les ajouts combinés. L'effet de ces différents ajouts peut s'avérer complémentaire.
- Il est souhaitable d'élargir les variables d'entrées des réseaux dans le but d'éviter au maximum les erreurs de la valeur de sortie et obtenir des modèles beaucoup plus performants.

Références Bibliographiques

Références Bibliographies

- Ahmad, I., El Naggar, M. H., & Khan, A. N. (2007).** “Artificial neural network application to estimate kinematic soil pile interaction response parameters.” *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 27(9), 892-905.
- Al-Mukhtar, M., Khattab, S., & Alcover, J. F. (2012).** “Microstructure and geotechnical properties of lime-treated expansive clayey soil.” *Engineering Geology*, 139, 17-27.
- Ansary, M. A., & Hasan, K. A. (2011).** “Lime stabilization on soil of a selected reclaimed site of Dhaka City.” *Journal of Geotechnical Engineering*, 1(1), 1-6.
- Asgari, M.R., Dezfuli, A.B., & Bayat, M. (2015).** “Experimental study on stabilization of a low plasticity clayey soil with cement/lime.” *Arabian Journal of Geosciences*, 8(3), 1439-1452.
- Attoh-Okine, N.O. (1995).** “Lime treatment of laterite soils and gravels revisited.” *Construction and building materials*, 9(5), 283-287.
- B.R. Phanikumar, E. Ramanjaneya Raju., 2020.** “Compaction and strength characteristics of an expansive clay stabilised with lime sludge and cement.”
- Beckham, T.L. and Hopkins, T.C., 1997.** “Stabilization of an airport subgrade using hydrated lime and fly ash.” Research Report. Lexington:Kentucky Transportation Center College of Engineering University of Kentucky, KTC-97-20.
- Bell, F. G. (1996).** “Lime stabilization of clay minerals and soils.” *Engineering geology*, 42(4), 223-237.
- Bell, F.G., (1978).** “Méthodes de traitement des sols instables.” Editions Eyrolles, France, 240p.
- Bell, F.G., 1993.** “An examination of the use of lime and pulverized fly ash to stabilize clay materials.” *Bulletin of Association Engineering Geologists*, 30(4), 469–479.
- Bellalia-Douma, O., B. Boukhatem, M. Ghrici, and A. Tagnit-Hamou. 2016.** “Prediction of properties of Self-compacting Concrete Containing Fly Ash Using Artificial Neural Network.” *Neural Computing and Applications* 27 (4): 1–1.
- Bishop C., (1995),** *Neural Networks for Pattern Recognition*, Oxford University Press.
- Boukhatem, B., Ghrici, M., Kenai, S., & Tagnit-Hamou, A. (2011).** “Prediction of Efficiency Factor of Ground-Granulated Blast-Furnace Slag of Concrete Using Artificial Neural Network.” *ACI Materials Journal*, 108(1).
- Cal, Y. (1995).** Soil classification by neural network. *Advances in Engineering Software*, 22(2), 95-97.
- Celik, E., & Nalbantoglu, Z. (2013).** “Effects of ground granulated blastfurnace slag (GGBS) on the swelling properties of lime-stabilized sulfate-bearing soils.” *Engineering Geology*, 163, 20-25.
- Chan, W. T., Chow, Y. K., & Liu, L. F. (1995).** “Neural network: an alternative to pile driving formulas.” *Computers and geotechnics*, 17(2), 135-156.
- Dissanayake, T.B.C.H., Senanayake, S.M.C.U., and Nasvi, M.C.M., 2017.** “Comparison of the stabilization behavior of fly ash and bottom ash treated expansive soil.” *Engineer: Journal of the Institution of Engineers, Sri Lanka*, 50 (1), 11–19.
- Dreyfus G., Martinez J.M., Samuelides M., Mirta B.G., Badran F, Thiri S., Hérault L. (2002),** « Réseau de neurones-Méthodologie et application. » Ed. Eyrolles, 386p.

- Eren, Ş., & Filiz, M. (2009).** “Comparing the conventional soil stabilization methods to the consoled system used as an alternative admixture matter in Isparta Daridere material.” *Construction and Building Materials*, 23(7), 2473-2480.
- Gadouri H. (2017).** « Influence de la présence des sulfates sur le traitement des sols argileux par des ajouts minéraux. » Thèse de doctorat ; Université Yahia Farès de Médéa.
- Gadouri, H., Harichane, K. and Ghrici, M. (2016a).** “Effects of Na₂SO₄ on the geotechnical properties of clayey soils stabilised with mineral additives.” *International Journal of Geotechnical Engineering*, doi:10.1080/19386362.2016.1238562.
- Gadouri, H., Harichane, K. and Ghrici, M. (2016b).** “Effect of calcium sulphate on the geotechnical properties of stabilized clayey soils.” *Periodica Polytechnica Civil Engineering*, doi:10.3311/PPci.9359.
- Gadouri, H., Harichane, K. and Ghrici, M. (2016c).** “Assessment of sulphates effect on the classification of soil–lime–natural pozzolana mixtures based on the Unified Soil Classification System (USCS).” *International Journal of Geotechnical Engineering*, DOI:10.1080/19386362.2016.1275429.
- Gadouri, H., Harichane, K., & Ghrici, M. (2017).** “Effects of Na₂SO₄ on the geotechnical properties of clayey soils stabilised with mineral additives.” *International Journal of Geotechnical Engineering*, 11(5), 500-512.
- George, S. Z., Ponniah, D. A., & Little, J. A. (1992).** “Effect of temperature on lime-soil stabilization.” *Construction and Building Materials*, 6(4), 247-252.
- Goh, A. T. (1995).** “Modeling soil correlations using neural networks.” *Journal of computing in civil engineering*, 9(4), 275-278.
- Guney, Y., Sari, D., Cetin, M., & Tuncan, M. (2007).** “Impact of cyclic wetting drying on swelling behavior of lime-stabilized soil.” *Building and Environment*, 42(2), 681-688.
- Haeri, S. M., Mohammad Hosseini, A., Shahrabi, M. M., & Soleymani, S. (2015).** “Comparison of strength characteristics of Gorgan loessial soil improved by nanosilica, lime and Portland cement.” In *15th Pan American Conference on Soil Mechanics and Geotechnical Engineering*.
- Harichane, K. (2011).** « Modélisation du comportement des sols améliorés (Modelling of the behavior of improved soils). » Thèse de doctorat. Université des Sciences et de la Technologie Mohamed Boudiaf, Oran, Algeria.
- Harichane, K., Ghrici, M. and Kenai, S. 2012.** “Effect of the combination of lime and natural pozzolana on the compaction and strength of soft clayey soils: a preliminary study.” *Environmental Earth Sciences*, 66, (8), 2197–2205.
- Harichane, K., Ghrici, M. and Missoum, H. (2011b).** “Influence of natural pozzolana and lime additives on the temporal variation of soil compaction and shear strength.” *Frontiers of Earth Science*, 5, (2), 162–169.
- Harichane, K., Ghrici, M., Kenai, S. and Grine, K. (2011a).** “Use of natural pozzolana and lime for stabilization of cohesive soils.” *Geotechnical and Geological Engineering*, 29, (5), 759–769.
- Harichane, K., Ghrici, M., Khebizi, W. and Missoum, H. (2010).** “Effect of the combination of lime and natural pozzolana on the durability of clayey soils.” *Electronic Journal of Geotechnical Engineering*, 15, 1194–1210.
- Harichane, K., Ghrici, M., Belbbaci, A., & Meknaci, A. (2009).** « Effet de la chaux et de la pouzzolane naturelle sur le comportement de la plasticité des sols argileux. » Séminaire international, Département de Génie Civil, Institut supérieur des études technologiques de Sfax, Tunisie.
- Hensley, T. T. (2010).** “Neural networking to model and predict properties of stabilized road base designs.” *The University of Nebraska-Lincoln*.

- Jahandari, S., Saberian, M., Zivari, F., Li, J., Ghasemi, M., & Vali, R. (2017).** “Experimental study of the effects of curing time on geotechnical properties of stabilized clay with lime and geogrid.” *International Journal of Geotechnical Engineering*, 1-12.
- Jha, A. K., & Sivapullaiah, P. V. (2015).** “Mechanism of improvement in the strength and volume change behavior of lime stabilized soil.” *Engineering Geology*, 198, 53-64.
- Kellouche Y., Boukhatem B., Ghrici M., Tagnit-Hamou A., (2017).** “Exploring the major factors affecting fly-ash concrete carbonation using artificial neural network.” *Neural Comput & Applic*, DOI 10.1007/s00521-017-3052-2.
- Kohonen T., (1982).** “Self-organized formation of topologically correct feature maps.” *Biological Cybernetics*, 43:59-69.
- Kolias, S., Kasselouri-Rigopoulou, V., & Karahalios, A. (2005).** “Stabilisation of clayey soils with high calcium fly ash and cement.” *Cement and Concrete Composites*, 27(2), 301-313.
- Lambe, T. W. (1953, October).** “The structure of inorganic soil. In *Proceedings of the American Society of Civil Engineers* (Vol. 79, No. 10, pp. 1-49).” ASCE.
- Lawton, E.C., (2004).** Non-grouting techniques. In: *Practical foundation engineering handbook*, Mc Graw-Hill Companies, USA, 340p.
- Lee, I. M., & Lee, J. H. (1996).** “Prediction of pile bearing capacity using artificial neural networks.” *Computers and geotechnics*, 18(3), 189-200.
- Lippmann R.P.,** “An Introduction to Computing with Neural Nets.” *IEEE ASSP Magazine*, April 1987, Vol. 4, N° 2, pp. 4-22.
- Locat, J., Berube, M.A. and Choquette, M. (1990).** “Laboratory investigations on the lime stabilization of sensitive clays: shear strength development.” *Canadian Geotechnical Journal*, Vol. 27, No. 3, pp. 294–304, doi: 10.1139/t90-040.
- Lu, P., Chen, S., & Zheng, Y. (2012).** “Artificial intelligence in civil engineering. *Mathematical Problems in Engineering*.”
- Manasseh, J., & Olufemi, A. I. (2008).** “Effect of lime on some geotechnical properties of Igumale shale.” *Electronic Journal of Geotechnical Engineering*, 13(5), 1-9.
- Meftah Khaled. (2008).** « Cours et exercices de mécanique de sols »
- Mfinanga, D.A. and Kamuhabwa, M.L., 2008.** “Use of natural pozzolan instabilising lightweight volcanic aggregates for roadbase construction.” *International Journal of Pavement Engineering*, 9 (3), 189–201.
- Najjar, Y. M., & Huang, C. (2007).** “Simulating the stress–strain behavior of Georgia kaolin via recurrent neuronet approach.” *Computers and Geotechnics*, 34(5), 346-361.
- Najjar, Y. M., Basheer, I. A., & Naouss, W. A. (1996).** “On the identification of compaction characteristics by neuronets.” *Computers and Geotechnics*, 18(3), 167-187.
- NF P 94-051, (1993).** « Détermination des limites d’Atterberg. » ISSN 0335-3931.
- NF P 94-077, (1997).** “Essai de compression uniaxiale.” ISSN 0335-3931.
- Nigrin, A., (1993),** *Neural Networks for Pattern Recognition*, Cambridge, MIT Press, 11p.
- Osula, D. O. A. (1996).** “A comparative evaluation of cement and lime modification of laterite.” *Engineering geology*, 42(1), 71-81.

- P. Indiramma, Ch. Sudharani, S. Needhidasan., 2020.** “Utilization of fly ash and lime to stabilize the expansive soil and to sustain pollution free environment - An experimental study.” *Materials today: Proceedings* 22 694–700.
- Phanikumar, B.R., 2009.** “Effect of lime and fly ash on swell, consolidation and shear strength characteristics of expansive clays: a comparative study.” *Geomechanics and Geoen지니어ing: An International Journal*, 4 (2), 175–181.
- Portelinha, F. H. M., Lima, D. C., Fontes, M. P. F., & Carvalho, C. A. B. (2012).** “Modification of a lateritic soil with lime and cement: An economical alternative for flexible pavement layers.” *Soils and Rocks, Sao Paulo*, 35(1), 51–63.
- Rahman, M.D.A., 1986.** “The potentials of some stabilizers for the use of lateritic soil in construction.” *Building and Environment*, 21 (1), 57–61.
- Ramlakhan, B., Kumar, S. A., & Arora, T. R. (2013).** “Effect of lime and fly ash on engineering properties of black cotton soil.” *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, 3(11), 535-541.
- Rao, S. S., Nahm, A., Shi, Z., Deng, X., & Syamil, A. (1999).** “Artificial intelligence and expert systems applications in new product development a survey.” *Journal of Intelligent Manufacturing*, 10(3-4), 231-244.
- Rumelhart, D.E., McClelland J.L., (1986),** *Parallel Distributed Processing, Volume 1.* The MIT Press. Foundations.
- S. Andavan, Vamsi Krishna Pagadala., 2020.** “A study on soil stabilization by addition of fly ash and lime.” *Materials Today: Proceedings* 22 1125–1129.
- S. Andavan, Vamsi Krishna Pagadala., 2020.** “Experimental study on addition of lime and fly ash for the soil stabilization.” *Materials Today: Proceedings* 22 (2020) 1065–1069.
- Sakr, M. A., Shahin, M. A., & Metwally, Y. M. (2009).** “Utilization of lime for stabilizing soft clay soil of high organic content.” *Geotechnical and Geological Engineering*, 27(1), 105.
- Sari Ahmed B. (2018).** « Préviation des propriétés des sols argileux améliorés par ajouts cimentaires. » Thèse de doctorat, Université Hassiba Benbouali de Chlef.
- Sezer, A., İnan, G., Yılmaz, H. R., & Ramyar, K. (2006).** “Utilization of a very high lime fly ash for improvement of Izmir clay.” *Building and environment*, 41(2), 150-155.
- Shahin, M. A. (2013).** *Artificial intelligence in geotechnical engineering: applications, modeling aspects, and future directions.* *Metaheuristics in water, geotechnical and transport engineering*, 169204.
- Shahin, M. A., Maier, H. R., & Jaksa, M. B. (2003).** “Settlement prediction of shallow foundations on granular soils using B-spline neurofuzzy models.” *Computers and Geotechnics*, 30(8), 637-647.
- Siddique, A., & Hossain, M. A. (2011).** “Effects of lime stabilisation on engineering properties of an expansive soil for use in road construction.” *Journal of Society for Transportation and Traffic Studies*, 2(4), 1-9.
- Sivapullaiah, P. V., & Jha, A. K. (2014).** “Gypsum induced strength behaviour of fly ash-lime stabilized expansive soil.” *Geotechnical and Geological Engineering*, 32(5), 1261-1273.
- Sivapullaiah, P.V., Sridharan, A. and Ramesh, H.N. (2000).** Strength behaviour of limetreated soils in the presence of sulphate. *Canadian Geotechnical Journal*, Vol. 37, No. 6 pp. 1358–1367, doi: 10.1139/t00-052.
- Sivapullaiah, P.V., Sridharan, A. and Ramesh, H.N. (2006).** “Effect of sulphate on the shear strength of lime treated kaolinitic soil.” *Ground Improvement*, Vol. 10, No. 1, pp. 23–30, doi: 10.1680/grim.2006.10.1.23.
- Sorin, F., L. Broussard, P. Roblin (2001).** « Régulation d’un processus industriel par réseaux de neurones, techniques de l’Ingénieur, traité Informatique industrielle. »

- Taleb Bahmed I. (2018).** « Utilisation des réseaux de neurones artificiels pour la prédiction des propriétés géotechniques des sols améliorés. » Thèse de doctorat ; Université Hassiba Benbouali de Chlef.
- Touzet C. (1992)** « Introduction au connexionnisme, cours, exercices et travaux pratiques. »
- Y. Atlan, 1978.** Catalogue des essais géotechniques exécutés au laboratoire géotechnique d'Orléans, 78 SGN 178 GEG.
- Yang, Y., & Rosenbaum, M. S. (2002).** "The artificial neural network as a tool for assessing geotechnical properties." *Geotechnical and Geological Engineering*, 20(2), 149-168.
- Yongzhen Cheng, Shuang Wang, Jun Li, Xiaoming Huang, Chang Li, Jingke Wu., 2019.** "Engineering and mineralogical properties of stabilized expansive soil compositing lime and naturalpozzolans." *Construction and Building Materials* 187 (2018) 1031–1038.
- Zoubir, W., Harichane, K., & Ghrici, M. (2013).** "Effect of lime and natural pozzolana on dredged sludge engineering properties." *Electronic Journal of Geotechnical Engineering*, 18(c), 589-600.

Annexe

A- Base de données pour la prévision d'indice de plasticité

Auteur, année	Chaux (%)	LL (%)	LP (%)	IP (%)
Thompson, 1967 (Sari)	0	61.00	32.00	29.00
	6	61.00	32.00	32.00
	0	53.10	24.30	28.80
	3	53.10	24.30	21.40
	0	54.20	21.70	32.50
	3	54.20	21.70	7.40
	0	53.90	22.50	31.40
	3	53.90	22.50	13.70
	0	54.40	23.60	30.80
	3	54.40	23.60	10.40
	0	52.60	24.20	28.40
	3	52.60	24.20	19.10
	0	54.50	18.80	35.70
	3	54.50	18.80	11.40
	0	49.30	22.40	26.90
	3	49.30	22.40	13.70
	5	49.30	22.40	11.00
	7	49.30	22.40	14.80
	0	35.90	14.00	21.90
	3	35.90	14.00	7.70
	5	35.90	14.00	9.00
	7	35.90	14.00	9.60
	0	32.50	18.30	14.20
	3	32.50	18.30	9.20
	5	32.50	18.30	7.50
	7	32.50	18.30	5.90
	0	46.30	17.40	28.90
	3	46.30	17.40	14.10
	5	46.30	17.40	12.00
	7	46.30	17.40	10.60
	0	38.60	12.20	26.40
	3	38.60	12.20	7.50
5	38.60	12.20	10.00	

	0	33.70	15.30	18.40
	3	33.70	15.30	2.30
	0	24.60	12.90	11.70
	3	24.60	12.90	8.50
	5	24.60	12.90	7.30
	7	24.60	12.90	5.30
	0	37.20	18.00	19.20
	3	37.20	18.00	10.00
	0	25.50	14.50	11.00
	3	25.50	14.50	8.50
	5	25.50	14.50	7.30
	7	25.50	14.50	5.30
	0	24.50	16.70	7.80
	3	24.50	16.70	5.40
	0	28.00	13.70	14.30
	3	28.00	13.70	7.80
	5	28.00	13.70	6.80
	7	28.00	13.70	8.90
	0	25.20	14.40	10.80
	3	25.20	14.40	5.60
	5	25.20	14.40	4.60
Bell 1989 (Bahmed)	0	114.00	67.00	47.00
	2	114.00	67.00	42.00
	4	114.00	67.00	43.00
	6	114.00	67.00	38.00
	8	114.00	67.00	40.00
	10	114.00	67.00	47.57
	0	75.00	42.00	33.00
	2	75.00	42.00	27.00
	4	75.00	42.00	27.50
	6	75.00	42.00	27.00
	8	75.00	42.00	34.00
	10	75.00	42.00	31.00
	0	52.00	38.00	14.00
	2	52.00	38.00	24.00
	4	52.00	38.00	28.00

	6	52.00	38.00	25.00
	8	52.00	38.00	28.43
	10	52.00	38.00	27.62
McCallister and Petry, 1990 (Sari)	0	63.00	33.00	30.00
	1	63.00	33.00	21.87
	2	63.00	33.00	13.89
	3	63.00	33.00	12.99
	4	63.00	33.00	9.99
	5	63.00	33.00	9.93
	6	63.00	33.00	12.95
	7	63.00	33.00	11.92
	8	63.00	33.00	11.92
Tuncer & Basma, 1991 (Sari)	0	74.70	35.70	39.00
	3	74.70	35.70	10.50
	6	74.70	35.70	7.30
	9	74.70	35.70	5.40
	12	74.70	35.70	3.70
Bell 1996 (Bahmed)	0	30.00	14.00	16.00
	2	30.00	14.00	17.00
	4	30.00	14.00	17.00
	6	30.00	14.00	20.00
	8	30.00	14.00	19.00
	0	58.00	26.00	32.00
	2	58.00	26.00	19.00
	4	58.00	26.00	19.00
	6	58.00	26.00	17.00
	8	58.00	26.00	18.00
Wild et al, 1998 (Sari)	0	85.30	26.05	59.25
	3	85.30	26.05	62.70
	6	85.30	26.05	56.87
	9	85.30	26.05	53.52
Basma & Tuncer , 1998 (Sari)	0	81.50	37.40	44.10
	3	81.50	37.40	13.46
	6	81.50	37.40	7.62
	9	81.50	37.40	5.06
	12	81.50	37.40	4.87

	0	70.00	34.50	35.50
	3	70.00	34.50	9.79
	6	70.00	34.50	6.80
	9	70.00	34.50	4.83
	12	70.00	34.50	4.01
Milburn and Parsons, 2004 (Sari)	0	70.00	25.00	45.00
	1	70.00	25.00	21.00
	2	70.00	25.00	9.00
	3	70.00	25.00	3.00
	0	53.00	22.00	31.00
	1	53.00	22.00	24.00
	2	53.00	22.00	11.00
	3	53.00	22.00	7.00
	0	65.00	29.00	36.00
	1	65.00	29.00	26.00
	2	65.00	29.00	16.00
	3	65.00	29.00	12.00
Phanikumar and Sharma, 2004 (Sari)	0	100.65	27.42	73.23
	2	100.65	27.42	50.97
	4	100.65	27.42	36.77
	6	100.65	27.42	24.84
LI and Hung, 2006 (Sari)	0	61.00	32.00	29.00
	6	61.00	32.00	32.00
	10	61.00	32.00	32.00
	20	61.00	32.00	29.00
Ismaiel. 2006 (Sari)	0	61.47	28.57	32.90
	4.5	61.47	28.57	16.71
	6.5	61.47	28.57	16.82
	8.5	61.47	28.57	20.60
Khattab et al. 2008 (Sari)	0	115.00	45.00	70.00
	4	115.00	45.00	12.00
Athanasopoulou & Kollaros 2011(Sari)	0	76.00	29.00	47.00
	4	76.00	29.00	29.00
	7	76.00	29.00	19.00
	10	76.00	29.00	12.00
Cerato et al 2011(Sari)	0	54.00	19.60	34.40

	1	54.00	19.60	26.00
	2	54.00	19.60	18.50
	3	54.00	19.60	13.00
	4	54.00	19.60	12.80
	5	54.00	19.60	14.90
	0	66.90	22.80	44.10
	1	66.90	22.80	34.00
	2	66.90	22.80	16.50
	3	66.90	22.80	15.40
	4	66.90	22.80	13.50
	5	66.90	22.80	11.50
	0	36.80	17.70	19.10
	2	36.80	17.70	11.60
	4	36.80	17.70	8.00
	5	36.80	17.70	8.40
	0	38.80	16.30	22.50
	2	38.80	16.30	11.80
	4	38.80	16.30	11.00
	5	38.80	16.30	11.00
	0	36.70	17.30	19.40
	1	36.70	17.30	18.50
	2	36.70	17.30	14.50
	3	36.70	17.30	16.90
	4	36.70	17.30	14.60
	5	36.70	17.30	9.80
Portelinha et al. 2012 (Sari)	0	73.40	40.80	32.60
	1	73.40	40.80	28.10
	2	73.40	40.80	22.00
	3	73.40	40.80	24.30
Estabrag et al., 2013 (Sari)	0	88.00	31.00	57.00
	5	88.00	31.00	43.00
	10	88.00	31.00	27.50
Khemissa and Mahamedi, 2014 (Bahmed)	0	83.70	32.70	51.00
	2	83.70	32.70	13.33
	4	83.70	32.70	12.93
	6	83.70	32.70	12.12

	8	83.70	32.70	10.91
	10	83.70	32.70	8.89
	12	83.70	32.70	7.68
Kechouan and Nechnech. 2015 (Sari)	0	72.54	29.10	43.43
	2	72.54	29.10	40.52
	4	72.54	29.10	36.72
	6	72.54	29.10	26.64
	8	72.54	29.10	21.94
Marcon et al. 2015 (Sari)	0	57.59	35.00	67.00
	3	57.59	35.00	28.00
	0	82.00	34.00	48.00
	2	82.00	34.00	27.00
Al-Taie et al. 2016 (Sari)	0	73.70	23.20	50.50
	2	73.70	23.20	32.00
	3	73.70	23.20	27.40
	4	73.70	23.20	24.90
	6	73.70	23.20	23.50
	8	73.70	23.20	23.00
Damoerin et al. 2016 (Sari)	0	82.00	49.40	32.60
	5	82.00	49.40	27.24
	10	82.00	49.40	27.51
	15	82.00	49.40	24.89
	20	82.00	49.40	27.05
	25	82.00	49.40	18.26
Kavak and Belgian, 2016 (Sari)	0	70.00	35.00	35.00
	2	70.00	35.00	23.33
	3	70.00	35.00	16.36
	4	70.00	35.00	16.97
	5	70.00	35.00	6.97
	6	70.00	35.00	1.52
Athanasopoulou & Kollaros 2016(Sari)	0	77.00	31.00	46.00
	2	77.00	31.00	31.00
	4	77.00	31.00	23.00
	6	77.00	31.00	16.00
	8	77.00	31.00	12.00
	10	77.00	31.00	8.00

Cheshomi et al. 2017 (Sari)	0	120.00	35.90	84.10
	3	120.00	35.90	49.10
	5	120.00	35.90	50.50
	7	120.00	35.90	50.80
Dayioglu et al, 2017 (Sari)	0	57.00	28.00	29.00
	8	57.00	28.00	7.00
	12	57.00	28.00	3.00
Harish, 2017 (Sari)	0	68.00	42.00	26.00
	3	68.00	42.00	20.07
	6	68.00	42.00	15.30
	9	68.00	42.00	9.14
López et al. 2017 (Sari)	0	72.00	32.00	40.00
	2	72.00	32.00	26.00
	4	72.00	32.00	18.00
	6	72.00	32.00	13.00
Naveena et al. 2017 (Sari)	0	72.00	41.00	31.00
	3	72.00	41.00	22.95
	5	72.00	41.00	15.96
	7	72.00	41.00	9.88

B- Base de données pour la prévision de la résistance à la compression simple

Auteur. année	RCS0 (kPa)	Chaux (%°)	Age (Jour)	RCS (kPa)
Bell, 1989	360	2	28	1100
	360	4	28	1180
	360	6	28	880
	360	8	28	930
	520	2	28	1695
	520	4	28	3300
	520	6	28	3150
	520	8	28	3400
	85	2	28	118
	85	4	28	109
	85	6	28	180
	85	8	28	143
	Bell, 1994	340	5	28
127		5	28	815
318		5	28	4420
340		10	28	1370
127		10	28	695
318		10	28	4805
Frempong, 1995	316	2	7	387
	316	4	7	525
	316	6	7	588
	316	8	7	609
	364	2	7	434
	364	4	7	581
	364	6	7	583
	364	8	7	549
	398	2	7	491
	398	4	7	612
	398	6	7	686
	398	8	7	719
	538	2	7	762
	538	4	7	1056

	538	6	7	1597
	538	8	7	1452
	178	2	7	584
	178	4	7	889
	178	6	7	776
	178	8	7	847
Aytekni, 1998	55.31	7	28	351.67
	55.31	15	28	369.42
	55.31	30	28	461.89
	69.43	7	28	1305.26
	69.43	15	28	1147.38
	69.43	30	28	1090.5
	87.08	7	28	164.46
	87.08	15	28	586.44
	87.08	30	28	474.64
Hossain, 2006	60	2	7	100
	100	4	7	200
	60	4	7	110
	100	2	28	340
	60	2	28	170
	100	4	28	520
	60	4	28	290
	100	2	91	600
	60	2	91	300
	100	4	91	700
	60	4	91	390
Nalbantoglu, 2006	720	3	0	735
	720	5	0	677
	720	7	0	642
	720	3	7	1132
	720	5	7	1400
	720	7	7	1553
	720	3	30	1494
	720	5	30	677
	720	7	30	2510
Jha, 2006	210	3	7	317

	210	5	7	410
	210	7	7	490
	210	3	28	540
	210	5	28	600
	210	7	28	702
	210	3	56	641
	210	5	56	703
	210	7	56	790
Osinubi, 2006	310	0	7	310
	310	3	7	579
	310	5	7	506
	310	8	7	878
	310	0	14	402
	310	3	14	851
	310	5	14	1057
	310	8	14	1083
	310	0	28	869
	310	3	28	1358
	310	5	28	1459
	310	8	28	1180
	490	2	7	498
	490	4	7	623
	490	6	7	751
	490	8	7	774
	490	2	14	677
	490	4	14	777
	490	6	14	952
	490	8	14	881
Al-Hassan, 2008	295	2	7	551
	295	4	7	753
	295	6	7	803
	295	8	7	934
	295	2	14	874
	295	4	14	990
	295	6	14	1107
	295	8	14	1255

	295	2	28	974
	295	4	28	1110
	295	6	28	1265
	295	8	28	1458
Manasseh et Olufimi, 2008	360	2	7	927
	360	4	7	1066
	360	6	7	1176
	360	8	7	1261
	360	10	7	1194
	360	12	7	945
	360	14	7	1145
	360	2	14	1055
	360	4	14	1139
	360	6	14	1255
	360	8	14	1400
	360	10	14	1333
	360	12	14	1230
	360	14	14	1194
	360	2	28	1109
	360	4	28	1200
	360	6	28	1327
	360	8	28	1479
	360	10	28	1364
	Sakr, 2008	12.5	1	7
12.5		3	7	44
12.5		5	7	51
12.5		7	7	56
12.5		1	15	18
12.5		3	15	56
12.5		5	15	59.5
12.5		7	15	64
12.5		1	30	18
12.5		3	30	64
12.5		5	30	74

	12.5	7	30	80
	12.5	1	60	29
	12.5	3	60	59
	12.5	5	60	90
	12.5	7	60	93
Sharma, 2008	200	2	28	400
	200	3	28	500
	200	4	28	650
	200	5	28	560
Zha, 2008	51	1	7	87
	51	2	7	120
	51	3	7	196
Harichane et al. 2010	55.6	4	7	568.6
	55.6	8	7	519.2
	55.6	4	28	1032.2
	55.6	8	28	1050.7
	222.5	4	7	482.1
	222.5	8	7	460.5
	222.5	4	28	692.2
	222.5	8	28	716.9
Ansary, 2011	380	1	7	470
	380	3	7	1020
	380	5	7	1877
	380	7	7	2173
	380	1	14	775
	380	3	14	1381
	380	5	14	2192
	380	7	14	2304
	380	1	28	984
	380	3	28	2015
	380	5	28	2385
	380	7	28	2678
	Abu siddique, 2011	550	3	7
550		6	7	1010
550		9	7	1100
550		12	7	1180

	550	15	7	1440
	550	3	14	850
	550	6	14	1120
	550	9	14	1220
	550	12	14	1350
	550	15	14	1620
	550	3	28	1100
	550	6	28	1820
	550	9	28	1930
	550	12	28	2300
	550	15	28	2650
	550	3	56	1230
	550	6	56	2450
	550	9	56	2640
	550	12	56	2840
	550	15	56	3150
	550	3	112	1350
	550	6	112	3100
	550	9	112	3450
	550	12	112	3980
	550	15	112	4600
Portelinha, 2012	300	1	7	404
	300	2	7	377
	300	3	7	660
	300	1	28	381
	300	2	28	649
	300	3	28	788
Aydin, 2012	125	2	0	214
	125	4	0	218
	125	6	0	242
	125	8	0	218
	125	10	0	193
	125	12	0	181
	125	2	1	308
	125	4	1	333
	125	6	1	321

	125	8	1	263
	125	10	1	308
	125	12	1	275
	125	2	7	312
	125	4	7	493
	125	6	7	493
	125	8	7	518
	125	10	7	579
	125	12	7	485
	125	2	28	727
	125	4	28	1015
	125	6	28	1044
	125	8	28	982
	125	10	28	1073
	125	12	28	1081
	395	3	7	900
	395	5	7	620
	395	7	7	516
	395	9	7	369
	395	3	14	930
	395	5	14	724
	395	7	14	739
	395	9	14	340
	395	3	21	1034
	395	5	21	871
	395	7	21	800
	395	9	21	340
	395	3	28	1210
	395	5	28	870
	395	7	28	770
	395	9	28	380
	395	3	60	1152
	395	5	60	1078
	395	7	60	783
	395	9	60	369
Zoubir, 2013	247	2	1	330

	247	4	1	350
	247	2	7	443
	247	4	7	430
	247	2	28	610
	247	4	28	625
	247	2	90	846
	247	4	90	930
Balbul, 2013	158.58	1	3	165.47
	158.58	3	3	255.11
	158.58	5	3	344.74
	158.58	7	3	461.95
	158.58	9	3	482.63
	158.58	1	7	186.15
	158.58	3	7	289.58
	158.58	5	7	427.47
	158.58	7	7	565.37
	158.58	9	7	655
Riaz, 2014	375	4	7	611
	375	4	14	1125
	375	4	28	1180
	375	6	7	819.5
	375	6	14	2014
	375	6	28	2097
	375	8	7	1153
	375	8	14	1319
	375	8	28	2458
	375	10	7	1167
	375	10	14	2347
	375	10	28	2472
	375	15	7	1194
	375	15	14	2375
375	15	28	2486	
Arvind, 2015	312.04	2	0	363.5
	312.04	2	7	380
	312.04	2	14	429.07
	312.04	2	28	454

	312.04	4	0	339.84
	312.04	4	7	381.04
	312.04	4	14	438.93
	312.04	4	28	492.5
	312.04	6	0	267.68
	312.04	6	7	634.38
	312.04	6	14	971.8
	312.04	6	28	1350
	312.04	6	90	1520
	312.04	6	180	1700
	312.04	6	365	1656.67
Mohsen, 2015	164	1	3	243
	164	1	14	440
	164	1	28	430
	164	3	3	305
	164	3	14	582
	164	3	28	602
	164	5	3	430
	164	5	14	602
	164	5	28	651
	177	3	7	463
	177	3	28	542
	177	3	60	640
	177	3	180	731
	177	6	7	652
	177	6	28	761
	177	6	60	822
	177	6	180	908
Saberian, 2017	407	3	7	592.41
	407	5	7	850.35
	407	8	7	1102.61
	407	3	28	683.4
	407	5	28	1134.84
	407	8	28	1389.29
Rahman, 2016	211.2	2	1	314.1
	211.2	4	1	601.2

	211.2	6	1	578.8
	211.2	8	1	563.6
	211.2	10	1	567.2
	211.2	12	1	577.6
	211.2	2	7	513.5
	211.2	4	7	749
	211.2	6	7	742.6
	211.2	8	7	727.7
	211.2	10	7	716
	211.2	12	7	732.3
Cheng et al. 2018	205	3	1	260
	205	6	1	290
	205	3	7	518
	205	6	7	730
	205	3	14	981
	205	6	14	1327
	205	3	28	1500
	205	6	28	2300
Phanikumar et al. 2020	189	0	7	190
	189	0	14	186
	189	0	28	190
	206	3	7	253
	206	3	14	279
	206	3	28	316
	237	6	7	284
	237	6	14	309
	237	6	28	371
	250	9	7	338
	250	9	14	351
	250	9	28	383
	265	12	7	368
	265	12	14	387
	265	12	28	402
Indiramma et al. 2020	28	4	28	60
	28	8	28	75

