



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  
Spécialité : Géologie de l'Ingénieur et Géotechnique

Mémoire présenté pour l'obtention d'un diplôme de Master  
En Géologie de l'Ingénieur et Géotechnique

## Thème

**Prédiction de la résistance à la compression  
simple des sols argileux améliorés par la  
chaux et le gypse en appliquant la technique  
des réseaux de neurones artificiels**

Réalisé par :

Mr. TELDJOUN Walid

Déposé le : 26/06/2022

Encadré par :

Dr. KELLOUCHE Yasmina      MCA      Université Khemis-Miliana      Promotrice

Expertisé/examiné à distance par :

Dr. GADOURI Hamid      MCA      Université Khemis-Miliana      Président

Dr. MEZIANI Brahim      MCB      Université Khemis-Miliana      Examineur

Année universitaire : 2021/2022

إهداء إلى روح المغفور له بإذن الله  
"عبد اللطيف عبون"

أتقدم باسمي و باسم أساتذة قسم علوم الأرض و طلبة ماستر  
تخصص جيوتقني دفعة 2021-2022 بإهداء هذا العمل إلى  
روح الفقيد "عبد اللطيف عبون" رحمه الله راجين من المولى  
عز و جل أن يجعل كل حرف من هذه المذكرة صدقة جارية  
على روحه الطيبة و أن يتقبلها منا خالصة لوجهه الكريم

إنا لله و إنا إليه راجعون

الأستاذة: كلوش ياسمينة

## *Dédicaces*

*Je dédie ce modeste travail :*

*A mon très cher ami ABBOUN ABDELTIJ, qui ALLAH lui  
fasse miséricorde, et qui était à mon compagnon dans ce  
mémoire. Je prie ALLAH d'avoir pitié lui et d'a habiter ses  
vastes paradis.*

*A tous la famille ABBOUN.*

*A mes très chère parents qui on largement contribué a mon  
éducation et a mon enseignement pour leur soutient et  
encouragement durant toutes mes années d'études et sans  
lesquels je n'aurais jamais réussi, à toute ma famille.*

*A tous mes amis ainsi qu'à toutes les personnes que j'ai  
connues, qui m'ont aidées, soutenues et encouragées.*

*A tous mes enseignants durant mes années d'études avec  
lesquels J'ai beaucoup appris.*

## *Remerciements*

Nous remercions tout d'abord, ALLAH qui nous a donné la force et le courage pour terminer nos études et élaborer ce modeste travail. Nous adressons aussi nos remerciements les plus sincères, au **Dr. KELLOUCHE Yasmina**, qui a très volontiers accepté d'être l'encadreur de ce projet. Sa grande connaissance dans le domaine, ainsi que son expérience, ont joué un rôle important dans la conception de ce travail.

Nos remerciements et nos respect vont également à **Dr. GADOURI Hamid**, Enseignant chercheur à l'Université de Khemis Miliana d'avoir accepté de présider le jury, J'adresse mes remerciements aussi à **Dr. MEZIANI Brahim**, Enseignant chercheur à l'Université de Khemis-Miliana, qui m'ont fait l'honneur d'accepter le jugement de notre travail. Nous adressons aussi nos sincères reconnaissances à tous les enseignants de département de sciences de la terre qui nous ont donnés beaucoup de connaissance.

Nous remercions aussi à nos collègues et les étudiants de nos promotions chacun par son nom qui est toujours soutenu nos efforts. En fin Nous remercions toutes les personnes qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail.



## ملخص

تعتبر التربة الطينية من بين المواد الرديئة، وغالبًا ما تتطلب بعض المعالجة لزيادة استقرارها المادي والميكانيكي. لذلك، فإن الطرق الكيميائية لتثبيت التربة الطينية مثل إضافة الجير والجبس هي إحدى التقنيات المفضلة لتحسين خصائصها الجيوتقنية. ثبت أن تحديد المعاملات الجيوتقنية للتربة الطينية التي تم تحسينها عن طريق الإضافات مكلف للغاية، مما دفع غالبية الباحثين إلى التوجه نحو التنبؤ بهذه المعاملات باستخدام تقنيات مختلفة مثل الشبكات العصبية الاصطناعية المستخدمة في دراستنا. الهدف من هذه الدراسة هو تطوير نموذج فعال يعتمد على الشبكات العصبية الاصطناعية، والتنبؤ بقيم مقاومة الانضغاط البسيطة للتربة المستقرة مع الجير في وجود الجبس. وفي هذا الإطار، تم جمع قاعدة بيانات من 371 نقطة تشتمل على أربع معاملات مؤثرة على مقاومة الانضغاط البسيطة (الجير والجبس و مقاومة الانضغاط البسيطة الابتدائية و وقت المعالجة) من البحوث السابقة. أظهرت نتائج التعلم والاختبار والتحقق من صحة النموذج الذي تم تطويره في هذه الدراسة أداء ذات معامل ارتباط عالي ( $R = 0.9257$ ) وخطأ منخفض ( $MSE=0.009$ ). أثبتت الدراسة البارامترية ومقارنة القيم المتوقعة مع النتائج التجريبية غير المدرجة في قاعدة البيانات أداء عالي للنموذج المطور. لذلك، يمكن استخدام هذا النموذج كأداة موثوقة للتنبؤ بمقاومة الانضغاط البسيطة للتربة الطينية المعالجة بالجير والجبس.

**الكلمات المفتاحية:** التربة الطينية، التحسين، الجير، الجبس، التنبؤ، الشبكات العصبية الاصطناعية

## Résumé

Les sols argileux sont considérés comme des matériaux médiocres, requièrent souvent une certaine stabilisation afin d'augmenter leur stabilité physique et mécanique. Par conséquent, les méthodes chimiques de stabilisation des sols argileux tels que l'addition de la chaux et du gypse sont l'une des techniques préférables pour améliorer leurs propriétés géotechniques. L'identification des paramètres géotechniques des sols argileux améliorés par des ajouts s'avèrent très coûteuse, ce qui a conduit la majorité des chercheurs à s'orienter vers la prédiction de ces paramètres en utilisant différentes techniques tels que les réseaux de neurones artificiels (RNA) utilisée dans notre étude. L'objectif de cette étude est de développer un modèle performant basé sur les RNA, et de prédire les valeurs de la résistance à la compression simple (RCS) du sol stabilisé avec la chaux en présence de gypse. Ce pendant, une base de données de 371 points comportant quatre paramètres influant la RCS (chaux, gypse, RCS0 et la durée de cure) ont été collectées des recherches antérieures. Les résultats d'apprentissage, de test et de validation du modèle élaboré dans cette étude, ont montré une performance avec un coefficient de corrélation élevé ( $R=0.9257$ ) et une erreur faible ( $MSE = 0.009$ ). L'étude paramétrique et la comparaison des valeurs prédites avec des résultats expérimentaux non inclus dans la base de données ont prouvé la performance du modèle développée. Par conséquent, ce modèle peut être utilisé comme un outil fiable pour prédire la RCS des sols argileux stabilisés à la chaux et le gypse.

**Mots clés** : sols argileux, amélioration, chaux, gypse, prédiction, réseaux de neurones artificiels

## Abstract

Clay soils are considered poor materials, often requiring some stabilization to increase their physical and mechanical stability. Therefore, chemical methods of stabilizing clayey soils such as the addition of lime and gypsum are one of the preferable techniques to improve their geotechnical properties. The identification of the geotechnical parameters of clay soils improved by additions proves to be very costly, which has led the majority of researchers to move towards the prediction of these parameters using different techniques such as artificial neural networks (ANN) used in our study. The objective of this study is to develop an efficient model based on ANN, and to predict the values of simple compressive strength (SCS) of soil stabilized with lime in the presence of gypsum. However, a database of 371 points comprising four parameters influencing SCS (lime, gypsum, initial SCS and curing time) was collected from previous research. The results of training, testing and validation of the model developed in this study showed performance with a high correlation coefficient ( $R = 0.9257$ ) and a low error ( $MSE = 0.009$ ). The parametric study and the comparison of the predicted values with experimental results not included in the database proved the performance of the developed model. Therefore, this model can be used as a reliable tool to predict the SCS of clay soils stabilized with lime and gypsum.

**Keywords** : clay soils, improvement, lime, gypsum, prediction, artificial neural networks

## *Table des matières*

Dédicace .....	I
Remerciement .....	II
الملخص.....	III
Résumé .....	IV
Abstract .....	V
Table des matières .....	VI
Liste des figures .....	VII
Liste des tableaux .....	VIII
Liste des notations .....	IX

## *Introduction générale*

I - Généralité .....	1
II – But de travail.....	2
III – Plan de travail .....	3

## *Chapitre 01 : Revue bibliographique sur les sols argileux*

1.1 Introduction .....	3
1.2 Les sols fins .....	3
1.2.1 Les argiles .....	4
1.2.2 Limon.....	7
1.2.3 Les tourbes .....	8
1.2.4 Les vases .....	8
1.2.5 Les marnes .....	9
1.3 Techniques d'amélioration des sols instable.....	9
1.3 1 Méthodes mécaniques.....	10
1.3.1.1 Compactage de surface .....	10
1.3.1.2 Compactage dynamique.....	10
1.3.1.3 Vibrocompactage .....	11
1.3.2 Méthodes hydrodynamiques .....	12

1.3.2.1 Préchargement ou précompression.....	12
1.3.2.2 Accélération de la consolidation.....	13
1.3.3 Méthode thermique par congélation.....	13
1.3.4 Méthodes chimiques.....	14
1.3.5 Méthode de renforcement par colonnes ballastées.....	15
1.3.6 Méthode par injection.....	15
1.4 Traitement des sols argileux par la chaux.....	16
1.4.1 Réactions de traitement des sols argileux par la chaux.....	17
1.5 Effets de la chaux sur les propriétés des sols argileux.....	17
1.5.1 Effet de la chaux sur les limites d'Atterberg.....	17
1.5.1.1 Limite de liquidité.....	17
1.5.1.2 Limite de plasticité.....	18
1.5.1.3 Indice de plasticité.....	18
1.5.2 Effet de la chaux sur les paramètres de compactage.....	19
1.5.3 Effet de la chaux sur la résistance à la compression non confinée.....	20
1.6 Combinaison de chaux avec le gypse.....	22
1.6.1 Effet du gypse sur le gonflement et la pression de gonflement.....	22
1.6.2 Effet de chaux sur le gonflement et la pression de gonflement.....	22
1.6.3 Effet du mélange chaux et gypse sur le gonflement et la résistance à la compression.....	23
1.7 Conclusion.....	25

## ***Chapitre 02 : Modèles de prédiction des propriétés géotechniques des sols argileux***

2.1 Introduction.....	26
2.2 Modèles analytiques des sols argileux améliorés.....	26
2.3 Modèles d'intelligence artificielle.....	29
2.3.1 Analyse de régression (RA).....	29
2.3.2 Support machine vectorielle (SVM).....	29
2.3.3 Régression de processus Gaussien (GPR).....	30
2.3.4. Machine vectorielle de pertinence.....	30
2.3.5 Les Réseaux neurones artificiels.....	30
2.3.5.1 Composants du réseau de neurones artificiels.....	31

2.3.5.2	Perceptron multicouches des réseaux neurones .....	33
2.3.5.3	Fonctions d'activation .....	35
2.3.5.4	Topologie des RNAs .....	36
2.3.5.5	Algorithmes d'apprentissage .....	37
2.3.5.6	Performance d'un modèle réseau de neurones.....	38
2.3.6	Application de l'ANN dans la prédiction des propriétés des argiles stabilisées .....	39
2.3.7.	Prédiction des propriétés géotechniques par les RNAs .....	40
2.4	Conclusion.....	45

### *Chapitre 03 : Conception et analyse des données*

3.1	Introduction .....	46
3.2	Choix des propriétés géotechniques étudiées .....	46
3.3	Essai de compression simple .....	47
3.4	Collecte et traitement des données .....	49
3.4.1	Analyse et conception des données .....	49
3.4.2	Organisation de la base de données .....	51
3.5	Normalisation des données .....	54
3.6	Conclusion.....	55

### *Chapitre 04 : Elaboration et validation du modèle RNA*

4.1	Introduction .....	56
4.2	Contrôle de performance.....	56
4.3	Développement du modèle RNA.....	56
4.4	Conception du réseau de neurones .....	57
4.5	Elaboration du modèle RCS-RNA .....	60
4.5.1	Processus de sélection du meilleur modèle.....	60
4.5.2	Architecture du modèle sélectionné .....	61
4.6	Etude paramétrique .....	64
4.6.1	Effet de la chaux sur la résistance à la compression .....	64
4.6.2	Effet du gypse sur la résistance à la compression simple .....	66
4.6.3	Effet de la chaux en présence du gypse sur la résistance à la compression simple .....	68
4.7	Validation du modèle RCS–RNA .....	71

4.8.Conclusion.....	73
Conclusions générales, recommandations et perspectives .....	74
Référence bibliographies.....	76

## *Liste des figures*

<b>Figure 1.1:</b> Empilement de feuillets élémentaires. ....	4
<b>Figure 1.2 :</b> phénomène retrait-gonflement des argiles.....	5
<b>Figure 1.3:</b> (A) Structure de la Kaolinite (El Hachmi, 2013), (B) Photo SEM de kaolinite (Wei et al., 2013; Wei, 2014). ....	5
<b>Figure 1.4 :</b> (A) Structure de l'illite (El Hachmi, 2013), (B) Photomicrographie électronique de l'argile Illite (Bajare, 2014).....	6
<b>Figure 1.5 :</b> (A) Structure d'une smectite (Pedro, 1994), (B) Photo SEM de Montmorillonite (Wei et al., 2013; Wei, 2014). ....	6
<b>Figure 1.6:</b> Sol limoneux.....	7
<b>Figure 1.7:</b> Sol tourbait.....	8
<b>Figure 1.8:</b> La vase. ....	8
<b>Figure 1.9:</b> Un type de sol marneux. ....	9
<b>Figure 1.10:</b> Amélioration par la technique de compactage de surface.....	11
<b>Figure 1.11:</b> Densification d'un terrain par compactage dynamique.....	12
<b>Figure 1.12 :</b> Amélioration par la technique de Vibrocompactage.....	13
<b>Figure 1.13:</b> Amélioration d'un sol mou par la technique de Préchargement (Varghese., 2005).....	13
<b>Figure 1.14:</b> Méthode de consolidation sous vide utilisant des drains verticaux.....	14
<b>Figure 1.15:</b> Amélioration par la méthode thermique par congélation.....	15
<b>Figure 1.16:</b> Amélioration chimique d'un sol gonflant par la chaux.....	15
<b>Figure 1.18:</b> installation des injecteurs dans le sol.....	17
<b>Figure 1.19:</b> Variation des limites d'Atterberg (Driss et al., 2018).....	20
<b>Figure 1.20:</b> Courbes de compactage du sol argileux naturel et amélioré par la chaux (Driss et al., 2018). ....	21
<b>Figure 1.21:</b> Variation des paramètres de compactage (Driss et al., 2018).....	21
<b>Figure 1.22:</b> Variation de la résistance à la compression en fonction de la déformation axiale pour différentes teneur en chaux et différentes période descure : (1) 1 jour, (2) 7 jours, (3) 28 jours (Driss et al., 2018).....	22
<b>Figure 1.23:</b> Evolution de la resistance à la compression la durée de cure (Driss et al., 2018). 23	23
<b>Figure 2.1:</b> (a) et (b) Réseau de neurones biologiques (Sharma et al., 2012). ....	33
<b>Figure 2.2:</b> Structure et fonctionnement typiques des RNA (Shahin et al2001).....	34
<b>Figure 2.3:</b> ne architecture RNA typique montrant les neurones et les couches. ....	36



<b>Figure 2.4:</b> Architecture d'un réseau de neurones multicouche.....	36
<b>Figure 2.5:</b> comparaison entre RNA Feedback et RNA Feedforward. ....	39
<b>Figure 2.6:</b> Le sujet d'RN application en géotechnique ingénierie basée sur la totale publication par année et somme de fois cités par année (Moayedi et al., 2020) .....	43
<b>Figure 2.7:</b> Corrélation des valeurs RCS mesurées et prévues par RNA : (a) apprentissage ( $R=0.9998$ ) ; et (b) validation ( $R=0.9976$ ) (Tabarsa et al., 2021). ....	44
<b>Figure 2.8:</b> Corrélation des valeurs RCS mesurées et prévues par RNA tester des ensembles de tester des ensembles de données ( $R=0.9979$ ) (Tabarsa et al., 2021).....	45
<b>Figure 2.9:</b> Structure récurrente de Réseau de neurones artificiels Elman avec cinq variables d'entrée (Meng et al., 2021). ....	46
<b>Figure 2.10:</b> Structure d'anticipation de Réseau de neurones artificiels MLP avec cinq variables d'entrée (Meng et al., 2021). ....	47
<b>Figure 3.1:</b> Essai de compression simple.....	50
<b>Figure 3.2:</b> Procédure du test RCS, (a) spécimen pour soumettre le test RCS, (b) installation du spécimen dans la cellule, (c) installation de la cellule dans la presse statique et démarrage du test RCS et (d) état du spécimen après le test (Gadouri et al., 2017). ....	51
<b>Figure 3.3:</b> Distribution des points de la base de données des entrées du modèle RCS–RNA, (a) : $CaSO_4$ (%), (b) : teneur en chaux, (c) : résistance à la compression simple initiale,(d) : période de cure. ....	57
<b>Figure 4.1:</b> Développement du modèle RNA. ....	61
<b>Figure 4.2:</b> Code Matlab pour la Création du réseau de neurones (Boukhatem, 2011). ....	62
<b>Figure 4.3:</b> Code Matlab pour la simulation du modèle (Boukhatem, 2011). ....	63
<b>Figure 4.4:</b> Architecture du modèle de prévision de RCS : A) simulée ; B) sur Matlab. ....	65
<b>Figure 4.5:</b> Performance du modèle (MSE) RCS-RNA.....	66
<b>Figure 4.6:</b> Valeurs de régression d'apprentissage, test, validation et générale du modèle RCS-RNA.....	67
<b>Figure 4.7:</b> Effet de la chaux sur la RCS .....	69
<b>Figure 4.8:</b> Effet de l'addition de 4 % de chaux sur la RCS en présence du gypse. ....	70
<b>Figure 4.9:</b> Effet de l'addition de 4 % de chaux sur la RCS en présence du gypse .....	72
<b>Figure 4.10:</b> Effet de l'addition de 6% de chaux sur la RCS à différents dosages de gypse .....	72
<b>Figure 4.11:</b> Effet de l'ajout de 8% de chaux à différents dosages de gypse sur la RCS.....	73
<b>Figure 4.12:</b> Résultats de l'effet de 10% par différents dosages en chaux sur le paramètre RCS .....	74

## *Liste des tableaux*

<i>Tableau 1.2: Valeurs de WL, IP et de l'activité de certains sols argileux (Mouroux et al., 1988).</i>	9
<i>Tableau 1. 3: Taux d'amélioration du pourcentage de gonflement, de la pression de gonflement et de la résistance à la compression non confinée de l'argile avec différents rapports d'additifs pendant 90 jours (Kiliç et al., 2016).</i>	26
<i>Tableau 1. 4: Taux d'amélioration du pourcentage de gonflement, de la pression de gonflement et de la résistance à la compression non confinée de l'argile avec la chaux et le gypse pendant 90 jours.</i>	26
<i>Tableau 2.1: modèles statistiques pour la prédiction des sols argileux n.on améliorés</i>	29
<i>Tableau 2.2: les modèles statistiques pour la prédiction des sols argileux non améliorés.</i>	30
<i>Tableau 2.3: Différent Types de fonctions d'activation.</i>	37
<i>Tableau 2.4: récapitule les différents types d'apprentissage suivant les paramètres à étudier.</i>	39
<i>Tableau 2.5: Performances à l'aide de divers algorithmes d'entraînement (Rajakumar and Babu., 2021).</i>	41
<i>Tableau 2.6: Performances RNA à l'aide de divers algorithmes d'entraînement.</i>	45
<i>Tableau 2.7: Modèles RNA de différentes variables d'entrée (Meng et al., 2021).</i>	47
<i>Tableau 3.1: Variation des données pour la prévision de résistance a la compression simple...</i>	52
<i>Tableau 3.2: les plages de variation des propriétés utilisées dans les bases de données pour de prévision de la résistance à la compression simple (RCS–RNA).</i>	54
<i>Tableau 3.3: Organisation de la base de données du modèle de prévision de RCS.</i>	54
<i>Tableau 3.4: Distribution des valeurs d'entrée et sortie utilisées dans la base de données.</i>	55
<i>Tableau 4.1:Itérations des modèles de prédiction de RCS des sols argileux améliorés à la chaux et le gypse.</i>	64
<i>Tableau 4.2:les paramètres d'apprentissage utilisés dans la modélisation RNA.</i>	66
<i>Tableau 4.3:Paramètres d'entrées utilisés dans l'étude paramétrique du modèle RCS-RNA (CaSO4 0%).</i>	68
<i>Tableau 4.4:Paramètres d'entrées utilisés dans l'étude paramétrique du modèle RCS-RNA (Chaux 0%).</i>	69
<i>Tableau 4.5:Paramètres d'entrée utilisés pour l'étude paramétrique concernant le modèle RCS–RNA.</i>	71
<i>Tableau 4.6:Comparaison entre les résultats expérimentaux et les valeurs prévues par le modèle RNA-RNA.</i>	75

## *Liste des notations*

<b>RNAs</b>	Réseaux de Neurones Artificiels
<b>IP</b>	Indice de Plasticité
$\gamma_{dmax}$	Densité Sèche Maximale
$W_{opt}$	Teneur en eau Optimale
<b>LL</b>	Limite de liquidité
<b>IP</b>	Indice de plasticité
<b>LL</b>	Limite de liquidité
<b>R</b>	Coefficient de corrélation
<b>R<sup>2</sup></b>	Coefficient de détermination
<b>MSE</b>	Mean Square Error (Erreur Quadratique Moyenne).
<b>E</b>	Erreur relative
<b>CL</b>	Argile faible plastique
<b>CH</b>	Argile forte plastique
<b>MEA</b>	la valeur moyenne des erreurs
<b>C</b>	Cohésion.
$\varphi$	Angle de frottement
<b>MLP</b>	Perceptron Multicouche
<b>NCC</b>	Nombre de couche caché
<b>NNCC</b>	Nombre de neurones dans la couche caché.
<b>RCS-RNA</b>	Résistance à la compression simple Prédite
<b>W<sub>L</sub></b>	Limite de liquidité
<b>W<sub>P</sub></b>	Limite de plasticité
<b>A<sub>c</sub></b>	Activité
<b>RN</b>	Réseau de neurones
<b>W<sub>i</sub></b>	Matrice des poids
<b>OMC</b>	Densité Sèche Maximale
<b>MDD</b>	Teneur en eau Optimale
<b>S<sub>u</sub></b>	Résistance au cisaillement non drainée
<b>G<sub>s</sub></b>	Densité spécifique
<b>TEO</b>	Teneur en eau optimale
<b>PCD</b>	Teneurs en cendre de ciment
<b>P</b>	Teneur de l'additif

**DSM**

Densité sèche

**GL**

Gonflement libre

**BP**

L'algorithme de rétropropagation

**Lm**

point de fixation de la chaux ()

**ICL**

ou consommation initiale de chaux ().

# *Introduction générale*

### **I-Généralités**

Les sols fins argileux prennent une grande partie de la composition de notre environnement et ils jouent un rôle de support aux différents projets des ouvrages (Bâtiments, Barrages, Tunnels, Routes ...), ces sols sont considérés comme des matériaux médiocres en raison de leurs propriétés géotechniques, donc ils créent un handicap économique et technique pour les différentes parties impliquées dans ces domaines. Les sols instables à problèmes et présentant des propriétés géotechniques médiocres requièrent souvent une certaine stabilisation afin d'augmenter leur stabilité physique et mécanique et d'améliorer leur performance, Dans le but d'améliorer ces sols, il existe plusieurs techniques destinées à améliorer les propriétés physiques et mécaniques on place ou rapportés.

Les méthodes 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, dans notre travail on cite les différent techniques d'amélioration la plus utilisée dans le domaine travaux publics. La stabilisation chimique des sols par addition de la chaux, gypse, ciment ou d'autres ajouts cimentaires restent la plus utilisée et la moins onéreuse. Cette technique s'est développée très rapidement à travers le monde et qui est encore menée à connaître une importante croissance.

L'effet des additifs est bien connu, mais la prédiction des propriétés telles que le gain de résistance et la compressibilité des sols stabilisés demeurent impossibles sans procéder à des essais de laboratoire ou de terrain parfois longs et coûteux, et pour résoudre ce problème défèrent chercheurs qui utilisait les réseaux de neurones artificiels (RNA) (Tabarsa et al., 2021 ; Dhawale and Banne., 2022), qui présente une forme d'intelligence artificielle.

Le réseau de neurones artificiels (RNA) est une tendance émergente dans le traitement des améliorations impliquant des argiles fables caractéristiques. RNA est un outil informatique avec son concept architectural tirée de celle du cerveau biologique (Vastrad., 2013). Comme d'autres applications d'intelligence artificielle ou des activités activées par des machines, l'application de l'RNA dans l'ingénierie géotechnique avec ce qui concerne la stabilisation des sols est de surmonter les soi-disant complexités et les lacunes des méthodes traditionnelles en d'autres termes pour économiser du temps et des ressources tout en obtenant des résultats. Cette étude explore l'utilité d'RNA en tant qu'outil d'apprentissage automatique autonome dans la stabilisation des argiles expansives et évalue sa capacité à développer modèles de prédiction utiles pour l'évaluation des performances des propriétés clés de stabilisé les argiles. Des études expérimentales antérieures sont passées en revue en vue

## *Introduction générale*

---

d'évaluer l'état de prévision en termes de développement de modèles, de formation et d'évaluation des performances.

### **II-But de travail**

Le principal objectif de ce travail est de mettre au point des modèles d'ARN faciles à utiliser pour prédire la résistance à la compression simple des sols argileux à partir du pourcentage de chaux et de gypse. La crédibilité de ces modèles est garantie à travers la collecte des données de plusieurs études expérimentales des recherches publiées dans plusieurs revues et journaux scientifiques.

### **III-Plan de travail**

Ce travail de recherche s'appuie sur cinq chapitres à savoir :

**Le premier chapitre:** Il est attaché à la présentation de l'état des connaissances actuelles, concernant les sols à problème de stabilité et cite la différente méthode d'amélioration des sols, en suite à établir une synthèse bibliographique détaillée afin de se renseigner de l'état d'avancement des recherches dans le domaine de la stabilisation chimique des sols argileux par la chaux et le gypse également l'analyse de l'effet de ces stabilisants sur les principales propriétés des sols argileux.

**Le deuxième chapitre:** Il est consacré à la rédaction d'une synthèse bibliographique sur les modèles de prévision des propriétés géotechniques des sols et développements récents des réseaux de neurones artificiels et leurs utilisations dans le domaine de la géotechnique, et présente la dernière étude de prédiction des propriétés géotechniques.

**Le troisième chapitre :** Il établit les procédures de collecte des données expérimentales pour l'apprentissage des modèles des réseaux de neurones à développer, l'organisation et la normalisation de ces données.

**Le quatrième chapitre:** Il met l'accent sur la validation d'un modèle, une étude paramétrique de même que la discussion et l'analyse des divers résultats des modèles développés.

Des conclusions générales et des recommandations pour des futurs travaux de recherches constituent la dernière partie du mémoire.

*Chapitre 01 : Revue bibliographique sur les  
sols argileux*



## **1.1 Introduction**

La disponibilité d'un sol naturel de bonne qualité à utiliser comme construction est limitée. Cependant, les sols doivent être traités avant utilisation dans les travaux publics, les fondations, les ponts, les remblais, les bâtiments, les canaux, les tunnels, etc. Les différentes classes et types des sols ne répondent pas à toutes les exigences techniques, tels que les sols argileux connus par leur faible résistance au cisaillement, leur retrait ainsi que leur gonflement.

La stabilisation du sol est une technique et un moyen d'améliorer les propriétés géotechniques des sols problématiques tels que les sols argileux. Il existe plusieurs techniques pour stabiliser et renforcer ce type de sols qui seront présentés dans ce chapitre après une brève présentation des sols fins (argileux).

## **1.2 Les sols fins**

Il existe de nombreuses raisons imprévisibles pour lesquelles les sols peuvent gonfler ou s'effondrer. Pour une raison quelconque, la structure du sol change également, modifiant la résistance du sol. Tout cela apportera beaucoup de problèmes à la construction. Le sol ainsi ne peut pas être utilisé à des fins de construction, une technique améliorée est donc nécessaire pour le stabiliser.

Par conséquent, l'identification et la compréhension approfondie des sols aux propriétés physico-chimiques médiocres sont une étape très importante. Les sols fins mous et compressibles sont généralement des sols instables avec de mauvais paramètres géotechniques, ils se déforment fortement sous la charge qui leur est appliquée. Toutes ses caractéristiques se traduisent sur le site par un tassement excessif, entraînant une instabilité structurelle.

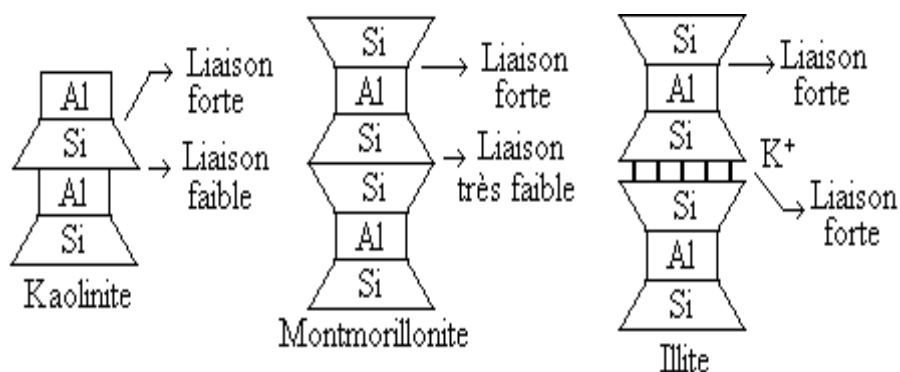
L'activité ( $A_c$ ) est caractéristique du minéral constituant les particules fines. Lorsque la teneur en argile est assez forte, les grains de dimensions supérieures à  $2 \mu\text{m}$  sont noyés dans l'argile et ne se touchent pratiquement pas. La classification des sols fins en fonction de leur activité est donnée par le (Tableau 1.1).

*Tableau 1.1 : Activité des sols fins (Tailliez., 1998).*

Description	Activité
Inactive	<0.75
Normale	0.75 - 1.25
Active	1.25 – 2
Très active (ex : Bentonite)	>2 (6 ou plus)

### 1.2.1 Les argiles

L'argile est un sol naturel à texture très fine, imperméable lorsqu'il est sec et malléable lorsqu'il est mouillé. Les argiles sont le produit de la dégradation des roches siliceuses, par dégradation physique et mécanique, puis par des modifications chimiques du milieu environnant, et aussi une caractéristique granulométrique comprenant des particules minérales dont le diamètre des grains est inférieur à deux micromètres (< 2 μm). Les minéraux argileux ont une structure en couches. Ils appartiennent au groupe des phyllosilicates. L'argile est composée d'un empilement de feuillets (Figure 1.1), qui sont formées d'un empilement de couches octaédriques et/ou tétraédriques liées par des forces ioniques qui leur permettent d'exister de manière stable (Mouroux et al., 1988). Leur formule chimique à la forme suivante :



*Figure 1.1 : Empilement de feuillets élémentaires.*

La présence d'argile dans un sol constitue un risque puisque la particularité de cette matière réside dans sa capacité de variation de volume selon sa teneur en eau. Autrement dit, en période de sécheresse l'argile aura tendance à se rétracter plus ou moins fortement selon l'ampleur de la sécheresse (Figure 1.2), à l'inverse en cas de période de forte humidité, l'argile se saturera en eau et ainsi augmentera de volume.



Figure 1.2 : phénomène retrait-gonflement des argiles.

### Principaux types d'argiles

Il existe différentes classifications d'argile ; la plus connue est basée sur l'épaisseur et la structure du feuillet. Il y a donc trois familles :

**a) Famille des kaolinites :** La couche de base de la famille des kaolinites est assemblée à partir de couches tétraédriques et de couches octaédriques (Figure.1.3). Dans un feuillet octaédrique, les atomes d'aluminium sont entourés de 2 atomes d'oxygène et de 4 groupes hydroxyles, ce qui donne un feuillet basique électriquement neutre. La liaison entre les feuillets tétraédriques et les feuillets octaédriques est faible (Murray., 2006).

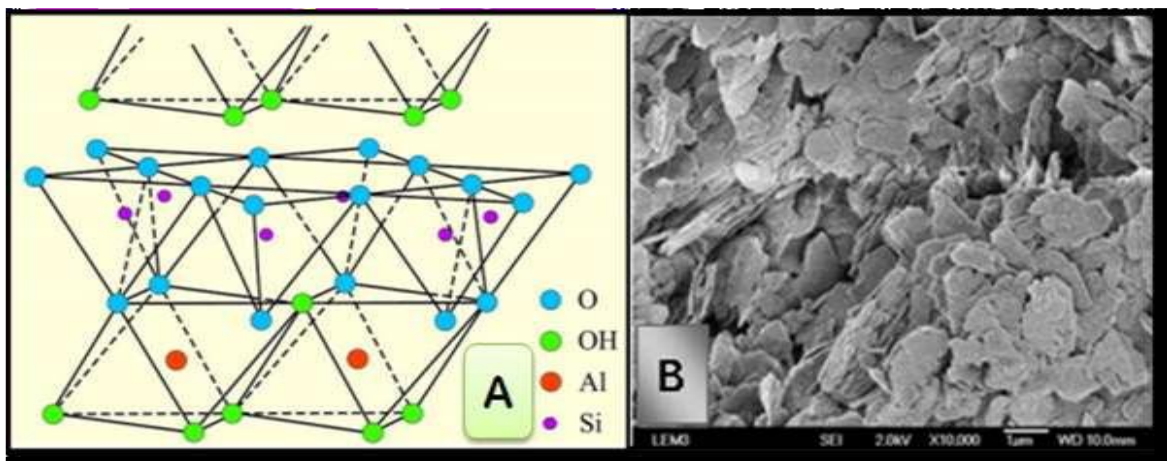


Figure 1.3 : (A) Structure de la Kaolinite (El Hachmi, 2013), (B) Photo SEM de kaolinite (Wei et al., 2013; Wei, 2014).

**b) Famille illite :** La famille illite est constituée d'un empilement d'éclats basiques, constitué d'un groupe tétraédrique entouré de deux groupes octaédriques (Figure 1.4). L'aluminium peut remplacer le silicium des groupes tétraédriques dans n'importe quel rapport. Il en résulte une charge négative insuffisante, qui peut être comblée par des cations potassium  $K^+$ . Notez également que des cations tels que  $K^+$ ,  $Mg^{2+}$ ,  $Fe^{2+}$ ,  $Fe^{3+}$ , ... peuvent remplacer l'aluminium dans

## Chapitre 01 : Revue bibliographique sur les sols argileux

le groupe octaédrique. La fixation de ces cations modifie les propriétés de cette argile (Bekkouche and Benyelles, 2019).

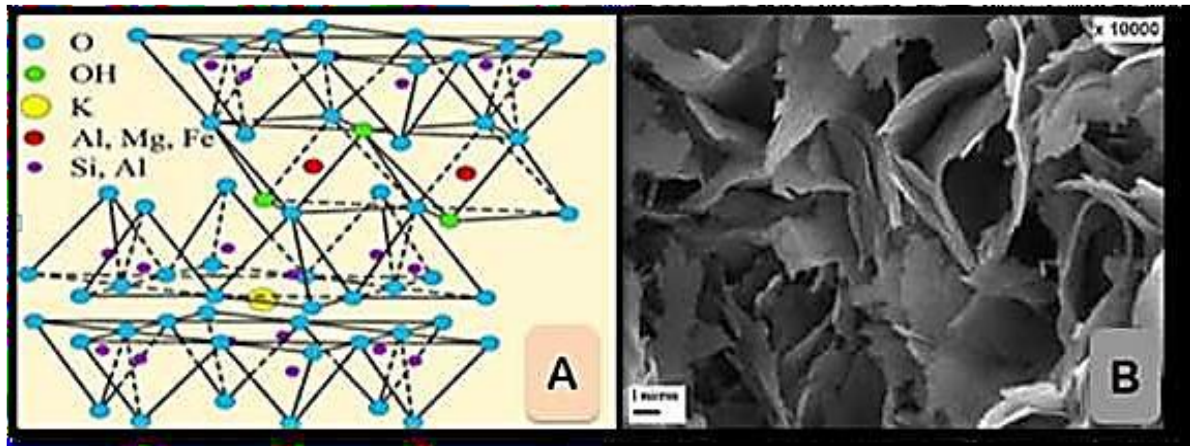


Figure 1.4 : (A) Structure de l'illite (El Hachmi, 2013), (B) Photomicrographie électronique de l'argile Illite (Bajare, 2014)

c) **Famille Montmorillonite** : La famille Montmorillonite a une couche de base similaire à l'illite. Seuls les cations  $\text{Na}^+$  ou  $\text{Ca}^+$  sont intercalés entre les feuillets élémentaires avec moins de liaisons énergétiques comme montrées sur la Figure 1.5. Ces cations sont facilement entourés de molécules d'eau, ce qui fait généralement gonfler l'argile. Leur formule chimique est :  $[(\text{Al}_{1.67}\text{Mg}_{0.33})\text{Si}_4\text{O}_{10}(\text{H}_2\text{O})]$  (Bekkouche and Benyelles, 2019).

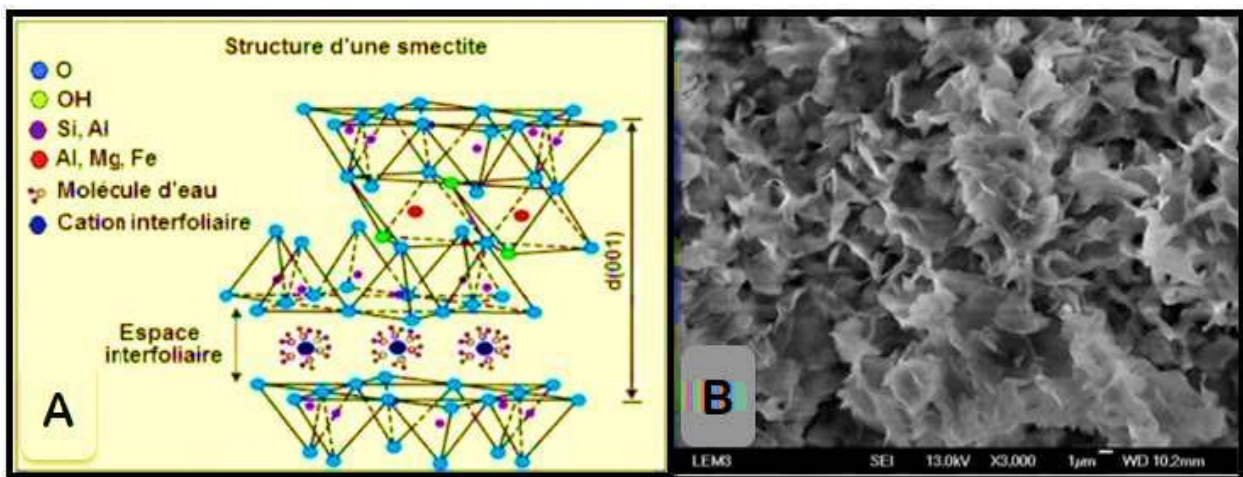


Figure 1.5 : (A) Structure d'une smectite (Pedro., 1994), (B) Photo SEM de Montmorillonite (Wei et al., 2013; Wei, 2014).

À titre indicatif, le Tableau 1.2 donne les ordres de grandeur de limite de liquidité, indice de plasticité, et activité pour les principales familles de sol.



## Chapitre 01 : Revue bibliographique sur les sols argileux

Tableau 1.2 : Valeurs de WL, IP et de l'activité de certains sols argileux (Mouroux et al., 1988).

Minéral	WL (%)	IP (%)	Activité
Kaolinite	40 – 60	10 – 25	0.4
Illite	80 – 120	50 – 70	0.9
Montmorillonite	700	650	7
Autres Montmorillonites	300 – 650	200 -500	1.5
Sols granulaires	20 ou moins	0	0

### 1.2.2 Limon

C'est une substance rugueuse entre le sable et l'argile (Figure 1.6). Avec une teneur suffisante en calcaire, ces sols deviennent fertiles. Si elles contiennent des matières organiques, elles seront appelées boues organiques. Ces sols sont difficiles à compacter et ont une faible capacité portante. Le limon est un dépôt sec, un moellon meuble, dont la granulométrie est comprise entre la granulométrie du sable et la granulométrie de l'argile (2 à 20  $\mu\text{m}$ ). Le limon, qui se compose de limon et de lœss, a un squelette de calcaire siliceux à siliceux à grain fin. La proportion de matériau argileux a un effet significatif sur les propriétés physico-chimiques du matériau, notamment sa sensibilité aux variations de teneur en eau, généralement moins perméable, et son comportement lorsqu'il est traité avec des liants utilisés dans la construction. Le principal défaut du sol limoneux est sa fragilité car ce type de sol ne contient que très peu d'argiles et de sable. Certaines zones du monde arides ont une couche de lœss de plusieurs dizaines de mètres. Lorsque les lœss s'humidifient, ils se comportent comme des sols fins classiques.



Figure 1.6 : Sol limoneux.

### **1.2.3 Les tourbes**

La tourbe est une roche organique formée par la décomposition des restes de plantes dans des lieux aquatiques (Figure 1.7). On peut décrire des matériaux organiques très différents, la tourbe compressible fibreuse, partiellement humide ou amorphe, très humide provenant de sédiments, surface profondément recouverte ou tourbe extraite des sols du quaternaire récent. Le point commun de tous ces matériaux est leur déformabilité élevée et leur faible résistance au cisaillement. De plus, l'effet de certains liants sur les matières organiques est limité.



*Figure 1.7 : Sol tourbait.*

### **1.2.4 Les vases**

Les vases, considérées comme formant de l'argile, sont essentiellement composées de particules d'argile et contiennent des particules limoneuses et de la matière organique (Figure 1.8). Ces éléments sont dispersés dans des trames lâches saturées d'eau. La vase se forme dans les zones sédimentaires, telles que les lacs, les bassins fluviaux, les embouchures des rivières et les ports. C'est un matériau souple qui ne peut pas supporter de charge et doit être évité comme plate-forme de fondation.



*Figure 1.8 : La vase.*

### **1.2.5 Les marnes**

Ce sont des sols meubles composés principalement de deux composants, l'argile et le calcaire. Par conséquent, leurs propriétés varient en fonction du pourcentage de chaque ingrédient, de l'argile dure au calcaire dur. Lorsque la teneur en chaux augmente, la sensibilité à l'eau diminue.

La marne est une excellente fondation en l'absence de gypse. Cependant, si les affleurements sont très argileux, ou s'ils sont au-dessus d'une surface gypseuse, il y a un risque de formation de gouffres, ce qui est médiocre ou dangereux. Ce sont des sols relativement tendres, elles sont affectées par une géodynamique très active à leur surface, et leur fragilité les rend très vulnérables aux caprices de la nature.

Son aspect et ses propriétés sont similaires à ceux de l'argile, il acquiert une grande plasticité. L'association Calcaire-Marne est très fréquente dans les séries sédimentaires (formations marno-calcaires). La sensibilité à l'eau des marnes qui dépend de leur teneur en argile va entraîner une modification du comportement mécanique et accentuer les risques d'instabilités.



*Figure 1.9 : Un type de sol marneux.*

### **1.3 Techniques d'amélioration des sols instable**

Les problèmes de sols instables nécessitent un intérêt pour l'ingénierie géotechnique. L'amendement est un processus quasi instantané qui consiste à améliorer les propriétés physico-chimiques et mécaniques du sol, à augmenter la capacité portante, la résistance à l'infiltration et à améliorer l'adaptabilité du sol au compactage. Une alternative à l'utilisation de ces matériaux en remblai, en couche de forme ou en couche d'assises de chaussées. Il existe plusieurs techniques qu'on peut résumer comme suit :



### **1.3.1 Méthodes mécaniques**

#### **1.3.1.1 Compactage de surface**

Il s'agit de la compression du sol excavé ou des remblais introduits en couches minces pour améliorer les propriétés géotechniques du sol (Figure 1.10). Le compactage est dû à une augmentation de la densité sèche du sol jusqu'à une valeur maximale ( $\gamma_{dmax}$ ) et dépend donc de la teneur en eau optimale ( $W_{OPT}$ ). Ces deux paramètres, appelés paramètres de compactage ( $W_{OPT}$ ,  $\gamma_{dmax}$ ), sont déterminés au niveau du laboratoire par les essais Proctor normaux ou modifiés. La technique de compactage dépend de quatre paramètres fondamentaux : (énergie et méthode de compactage, densité du sol sec, teneur en humidité et type de sol).



*Figure 1.10 : Amélioration par la technique de compactage de surface.*

#### **1.3.1.2 Compactage dynamique**

Cette méthode consiste, à provoquer une densification du sol à grande profondeur par chute libre gravitaire plusieurs fois sur une même grille permettant de tarauder le sol en surface pour supporter la charge selon la grille définie telle qu'employée (Figure 1.11). Cette technique est applicable à tous les types de sols à comportement granuleux et permet également la dissipation progressive de la pression interstitielle et la réorganisation du matériau dans un état plus dense (Gadouri, 2017). Cette technique présente plusieurs champs d'applications à savoir :

- Traitement sous bâtiments industriels, plates-formes portuaires et aéroportuaires, remblais routiers et ferroviaires...etc.
- Traitement des sols de composition variable ou de remblais hétérogènes inertes contenant des blocs, source de faux-refus pour les solutions de renforcement de sol.



## Chapitre 01 : Revue bibliographique sur les sols argileux

- Bien adaptée pour les ouvrages de grande surface par sa très grande vitesse d'exécution.
- Bien adaptée et couramment utilisée pour réduire, ou voire éliminer, le risque de la liquéfaction des sols.

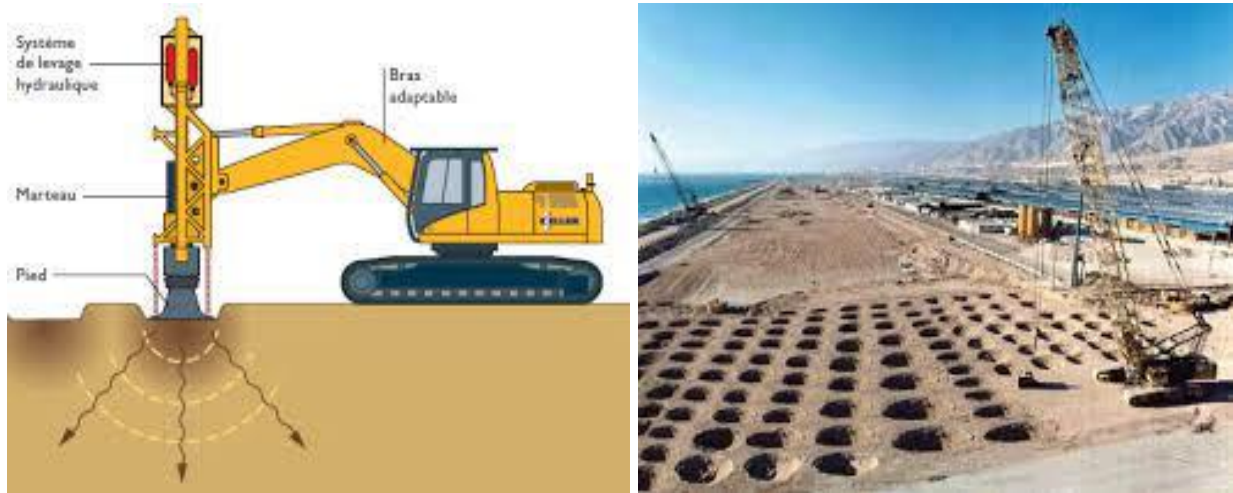


Figure 1.11 : Densification d'un terrain par compactage dynamique

### 1.3.1.3 Vibrocompactage

Il s'agit de faire vibrer en continu le sol avec des aiguilles vibrantes (Figure 1.12). Cette vibration comprime le matériau et apaise le sol autour du vibreur. La compression est contrôlée en observant l'énergie consommée par le vibreur. Les opérateurs peuvent modifier la fréquence de vibration pour améliorer l'efficacité du compactage (Magnan and Pilot., 1988). Il est important de signaler que les nuisances vibratoires liées à l'utilisation des compacteurs vibrants doivent être prises en considération par les concepteurs d'infrastructures. Ce type de densification fonctionne de façon optimale dans des sols sableux saturés, les vibrations font développer alors des pressions interstitielles, Cette méthode est la meilleure alternative pour éviter le phénomène de liquéfaction et augmenter la capacité portante et la résistance au cisaillement du sol.



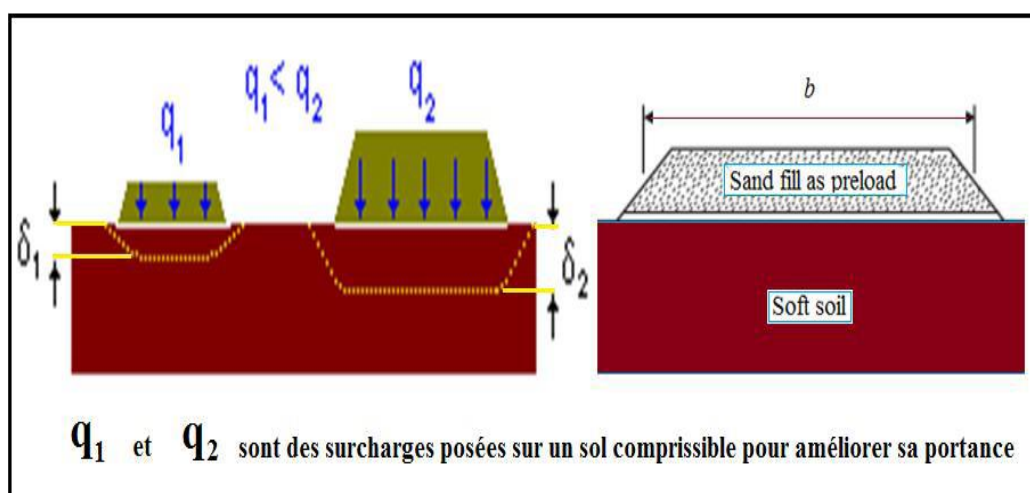
Figure 1.12 : Amélioration par la technique de Vibrocompactage.

### 1.3.2 Méthodes hydrodynamiques

#### 1.3.2.1 Préchargement ou précompression

Cette technique est plus efficace et adéquate dans le sol argileux. C'est tout simplement de placer une surcharge en supplément au-dessus du sol qui nécessite un grand tassement de consolidation qui doit avoir lieu avant que la construction soit réalisée. Elle consiste à placer sur le terrain une charge égale à la charge définitive  $q_1$  augmentée éventuellement d'une surcharge  $q_2$  qui assure tout ou une partie des effets suivants (Figure.1.13) :

- Assurer un développement rapide des tassements.
- Augmenter la résistance au cisaillement et la capacité portante du massif de sol.



$q_1$  et  $q_2$  sont des surcharges posées sur un sol compressible pour améliorer sa portance

Figure 1.13 : Amélioration d'un sol mou par la technique de Préchargement (Varghese., 2005)

### 1.3.2.2 Accélérations de la consolidation

La technique de drainage la plus couramment utilisée consiste à mettre en place un réseau régulier de canaux de drainage verticaux (maille triangulaire ou carrée). La mise en place d'un réseau de drainage dans un massif (canal de drainage vertical ou tranchées) réduit la distance que l'eau doit parcourir pour atteindre la surface de ruissellement et sortir du sol fin, ce qui a un effet très positif sur le temps de consolidation. (Magan, J.P, 1983). Les types courants de drains à mèche sont les drains à sable et les drains à verticaux préfabriqués (Taube, 2008 ; Gaafer et al. 2015). Les drains de sable sont construits en perçant des trous à travers la couche d'argile à l'aide d'un forage rotatif ou de tarière continue dans le sol, les trous sont ensuite remplis de sable. Mais actuellement il existe d'autres méthodes approuvées décrites ci-dessous (Figure 1.14).

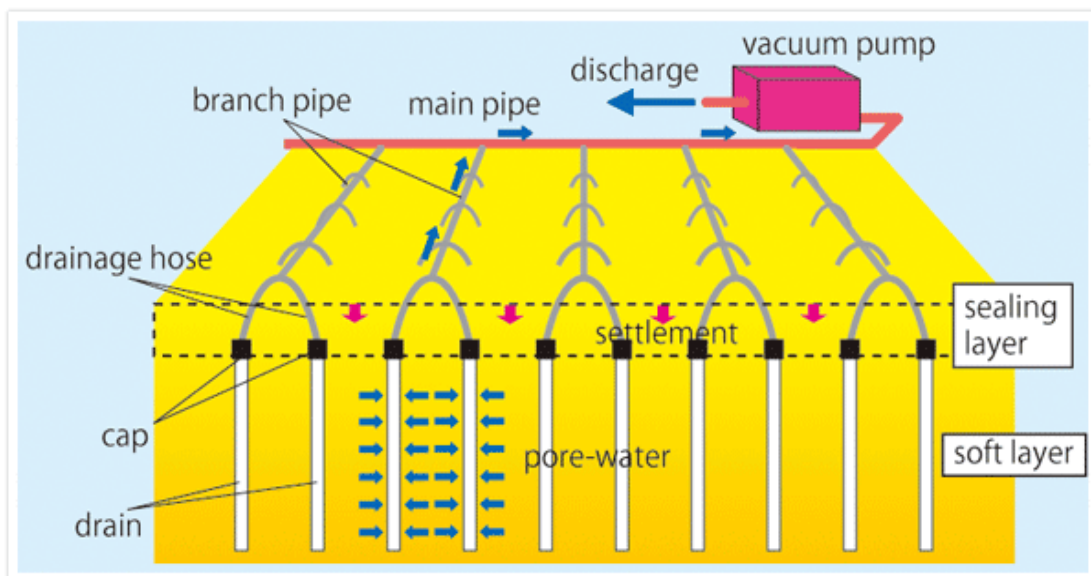


Figure 1.14 : Méthode de consolidation sous vide utilisant des drains verticaux

### 1.3.3 Méthode thermique par congélation

Les techniques de refroidissement utilisées reposent, comme pour les sables et les graviers, sur la circulation d'un fluide froid (azote liquide, habituellement) dans des tubes enfoncés dans le massif de sol (Figure 1.15). La congélation dépend de la température (elle augmente lorsque la température baisse). De plus, afin de limiter le gonflement du sol, la congélation doit se faire le plus rapidement possible en tenant compte de la déstabilisation du massif du sol lors du dégel. La congélation rend également le sol imperméable, facilitant les travaux de terrassement et de construction sous la nappe phréatique. Ces propriétés en font une technique d'amélioration préliminaire très efficace.



Figure 1.15 : Amélioration par la méthode thermique par congélation

### 1.3.4 Méthodes chimiques

Les méthodes chimiques sont un autre moyen efficace d'améliorer les performances des sols tendus. Ces méthodes provoquent des modifications physico-chimiques intervenant dans la stabilisation du sol tel que les réactions d'échange de base avec les particules d'argile (cations) et les réactions pouzzolaniques, qui corrigent ses défauts de perméabilité et améliorent ses qualités de résistance (capacité portante) et de durabilité. Pratiquement, uniquement les sols médiocres et de qualité insuffisante ne remplissent pas les conditions d'un cahier de charge.

La stabilisation peut être utilisée, avant compactage, in situ ou avec des sols excavés ou ramenés de loin. La technique de stabilisation chimique mélange le sol gonflé avec des réactifs chimiques tels que la chaux vive ( $\text{CaO}$ ) (Figure 1.16), la chaux éteinte ( $\text{CaOH}_2$ ), le ciment, les cendres volantes, les cendres d'étang, les laitiers de hauts fourneaux et la cendre de paille de riz (RHA) (Cokca, 2001; Acosta et al., 2003; Hoyos et al., 2004; Phanikumar and Sharma, 2004).

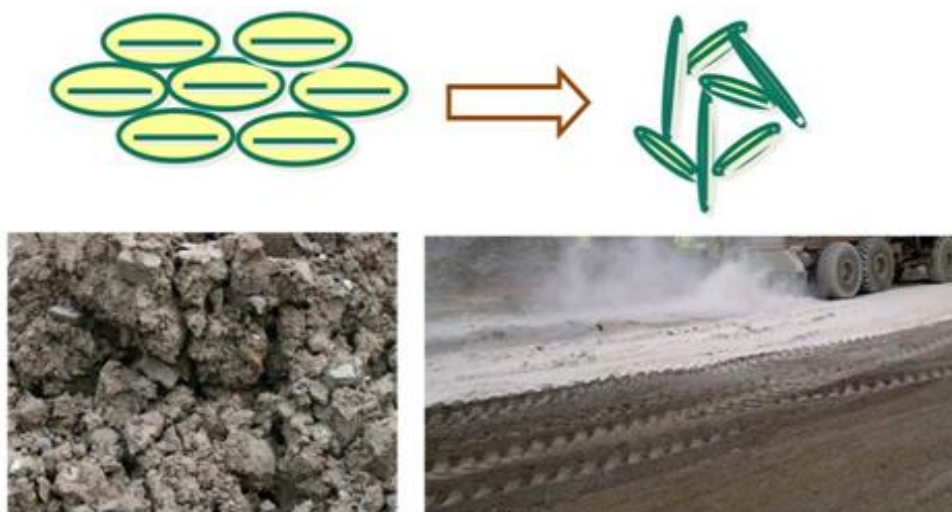


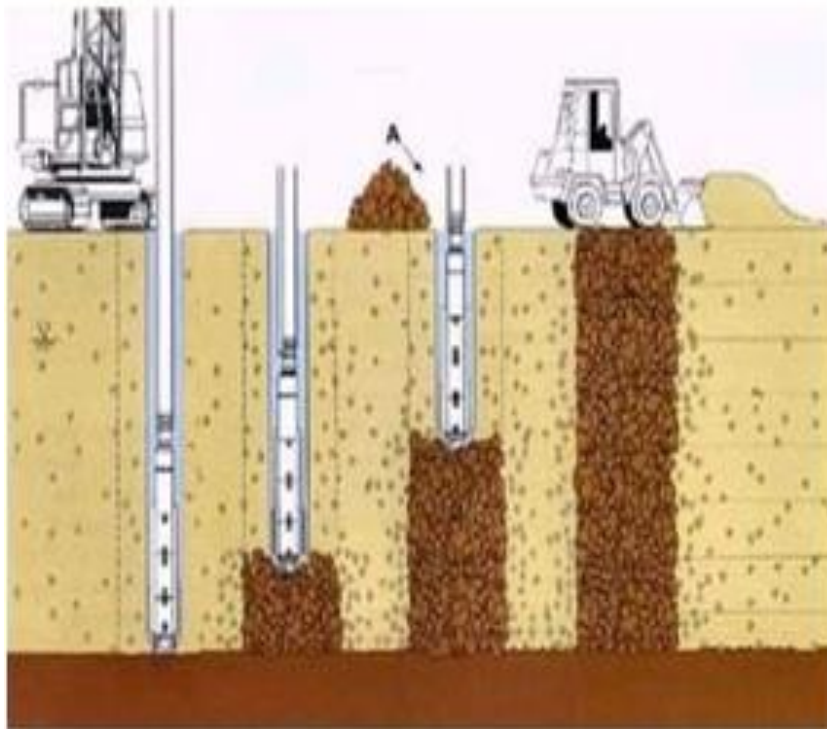
Figure 1.16 : Amélioration chimique d'un sol gonflant par la chaux



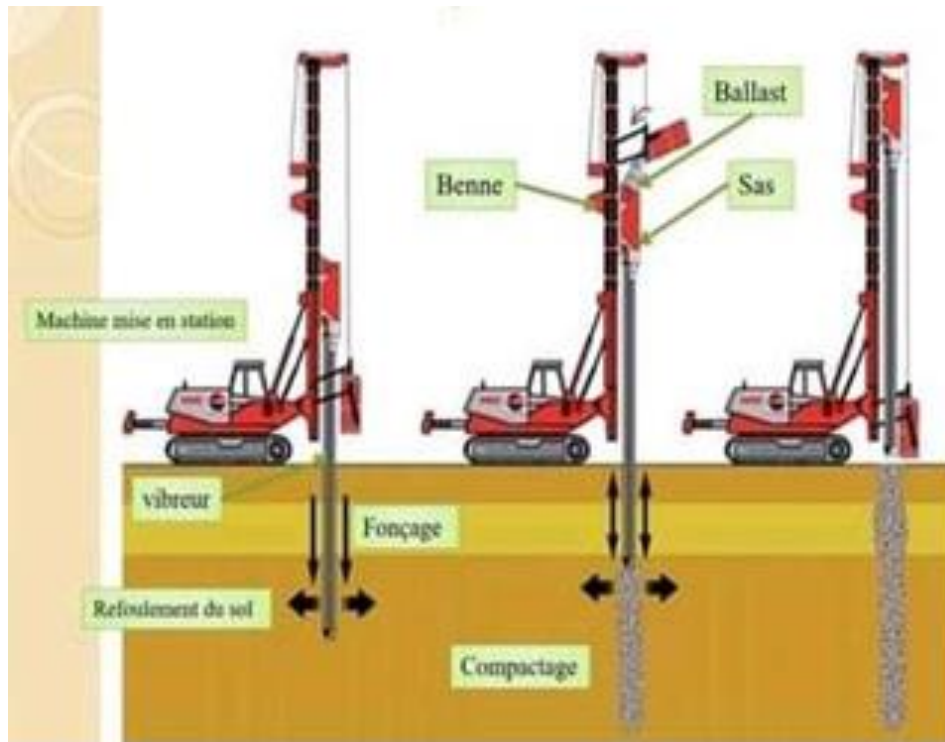
### **1.3.5 Méthode de renforcement par colonnes ballastées**

Les techniques de renforcement des sols en place connaissent actuellement un essor considérable, tant du point de vue conception et amélioration des moyens et matériels d'exécution, que de celui des méthodes de dimension. Les colonnes ballastées sont un procédé connu d'amélioration des sols en place. Elles permettent de traiter les sols dont les caractéristiques sont insuffisantes, par incorporation de matériaux granulaires (couramment appelés ballasts) mis en place par refoulement dans le sol et compactés par passes successives. Cette technique permet :

- Augmenter la capacité portante du sol. Diminuer les tassements.
- Accélération de la consolidation par création d'éléments drainants.
- Diminuer les risques induits par les phénomènes de liquéfaction lors des séismes.



(a)



(b)

Figure 1.17 : (a) colonnes par voie humide. (b) colonnes par voie sèche

### 1.3.6 Méthode par injection

Il existe différentes techniques comme injection classique qui agit a priori sans déplacement des terrains, c'est donc une technique de comblement et d'imprégnation, destinée à remplir des vides naturels, et aussi il y a l'injection de compensation cette technique permet aujourd'hui de résoudre les problèmes de fondation ou de stabilisation d'ouvrages, partout où les procédés d'injection classiques ne sont pas applicables. L'amélioration des propriétés d'un sol à la suite de l'injection d'une substance chimique dépende essentiellement de la façon dont ce produit se met en place dans le massif. Les produits liquides (mortier) sont introduits dans la cavité du sol par excavation puis durcie. L'injection de mortier se fait souvent jusqu'à la profondeur du sol à travers un tube d'un diamètre entre (25 à 50 mm) en matière plastique. Les principes de cette méthode à suivant :

- Imprégnation : coulis fluide pénétrant du réseau existant.
- Claquage : coulis fluide pénétrant du réseau créer par l'injection sous pression.
- Serrage : coulis épais remplaçant le matériau refoulé lors de la mise.



*Figure 1.18 : installation des injecteurs dans le sol.*

### **Remarque :**

Toutes les techniques mentionnées ci-dessus sont les plus largement utilisées pour améliorer le sol et maintenir sa stabilité. Il existe aussi d'autres méthodes comme technique électrique et hydraulique (rabattement de la nappe), la cuisson, inclusion, matériaux synthétiques, explosif.

### **1.4 Traitement des sols argileux par la chaux**

La modification chimique d'un sol fin consiste principalement à changer sa forme minéralogique intrinsèque pour obtenir les propriétés techniques souhaitées. Parmi les différentes techniques de stabilisation chimique existantes, la stabilisation à la chaux est la plus utilisée en raison de sa simplicité et de sa rentabilité (Chérian., 2018).

L'usage de ce liant hydraulique pour la stabilisation des sols argileux est potentiellement promoteur en raison de son impact sur les propriétés physiques et mécaniques de ce type de sols (Vitale et al., 2017 ;Sharma et al.,2018). L'interaction sol-chaux à court terme comprend les cations réactions d'échange, agglomérations et floculation qui transforment le sol en matériaux d'ingénierie plus pratiques (Padmaraj., 2021).

La fixation de la chaux, et la quantité de chaux fixées dans le sol, est appelée point de fixation de la chaux ( $L_m$ ) ou consommation initiale de chaux (ICL). Par conséquent, Hilt et Davidson (1960) ont développé une relation mathématique entre ( $L_m$ ) et la proportion de la taille des particules d'argile :

$$L_m = \frac{\text{Proportion de taille des particules d'argile (\%)}}{35} + 1.25 \quad (1.1)$$

### **1.4.1 Réactions de traitement des sols argileux par la chaux**

La stabilisation de la chaux est obtenue par diverses réactions physiques et chimiques entre le sol et la chaux. Ces réactions sont :

*a) Échange de cations* : permet l'échange entre certains de ces cations ( $\text{Li}^+$ ,  $\text{Na}^+$ ,  $\text{H}^+$ ,  $\text{K}^+$ ,  $\text{NH}_4^+$ ,  $\text{Mg}_2^+$ ,  $\text{Ca}_2^+$ ,  $\text{Al}_3^+$ ).

*b) Agglomération ou floculation de particules* : les particules se rapprochent les unes des autres pour former des floes (Modification de la texture du sol).

*c) Carbonatation* : la réaction de la chaux avec le dioxyde de carbone ( $\text{CO}_2$ ) dans l'atmosphère forme des carbonates de calcium  $\text{CaCO}_3$  relativement insolubles. Cette réaction chimique nocive doit être évitée (considérée comme un trouble de stabilisation).

*d) Réaction Pouzzolanique* : ou libération de  $\text{Ca}^{2+}$  et  $\text{OH}^-$  provoquée par la dissolution de la chaux dans l'eau du sol. Lorsque le pH augmente, la solution se sature en calcium, ce dernier réagit avec l'argile et produisent les silicates de calcium hydratés CSH, les aluminates de calcium hydraté CAH et les aluminosilicates de calcium hydraté CASH qui densifient le sol et augmentent sa portance (Padmaraj., 2021).

### **1.5 Effets de la chaux sur les propriétés des sols argileux**

Plusieurs études sur le mécanisme de base de la réaction argile-chaux ont été détaillées dans la littérature, permettant de mieux comprendre l'évolution physico-chimique du système et les propriétés microstructurales induites après l'ajout de chaux (Al-Mukhtar et al., 2012 ; Wang et al., 2015 ; Sharma et al., 2018).

#### **1.5.1 Effet de la chaux sur les limites d'Atterberg**

##### **1.5.1.1 Limite de liquidité**

Comme indiqué sur la Figure 1.19 établie par Driss et al (2018), la limite de liquidité a augmenté de 54,37 % à 63,81 % pour une teneur en chaux de 4 % à 28jours. Elle a légèrement diminué à 62,47% pour 8% de chaux Le même comportement a été observé par (Kinuthia et al., 1999 ; Rao and Shivanandha., 2005 Vitale et al., 2017). L'augmentation ou la diminution de la limite de liquidité dépend du pourcentage de chaux ajoutée. De plus, des limites de liquidité accrues se produisent dans les sols argileux de kaolinite et des limites de la liquidité réduite se produit dans les sols d'argile de montmorillonite (Nalbantoglu., 2006).



### 1.5.1.2 Limite de plasticité

La Figure 1.19 montre que la limite de plasticité a augmenté de 21,75 % à 45,33 % pour des teneurs en chaux variant de 0% à 8 %. Le même comportement a été observé par Afèsand Didier (2000), où la limite de plasticité a augmenté de 22,2% à 37,5% pour une teneur en chaux variant de 0% à 7%. De même, une augmentation considérable a été mentionnée dans les travaux où la limite de plasticité a augmenté de 24,9% à 47,7% pour une teneur en chaux de 0% à 10%. Le même comportement a été mentionné par divers chercheurs (Osula., 1991; Yong and Ouhadi., 2007 ; Asgari et al., 2015). L'augmentation immédiate de la limite plastique est due à l'agglomération des particules de sol. De plus, l'augmentation de la limite de plasticité réduit la plasticité du sol stable en raison des changements dans le film d'eau entourant les minéraux argileux dans le sol (Guney et al., 2007). Par conséquent, la limite plastique est le meilleur indicateur du seuil de chaux requis pour obtenir la modification requise (George et al., 1992).

### 1.5.1.3 Indice de plasticité

Une diminution de l'indice de plasticité indique que la maniabilité du sol s'est améliorée. Comme le montre la Figure 1.19 ; après l'ajout de chaux, le sol fin a montré une diminution immédiate de l'indice de plasticité. Il est évident qu'une addition de 8% de chaux est suffisante pour augmenter la maniabilité du sol en réduisant l'indice de plasticité de 32,73% à 18,46% avec un pourcentage de réduction égale à 43,60%. Plusieurs chercheurs ont montré la même tendance dans leurs travaux de recherche (Kavak and Baykal., 2012 ; Al-Swaidani et al., 2016 ; Vitale et al., 2017). Ce comportement peut être attribué aux réactions chimiques entre la chaux et le sol, y compris l'échange d'ions et les réactions d'agglutination associées (Al-Mukhtar et al., 2012 ; Stoltz et al., 2012 ; Sharma et al., 2018).

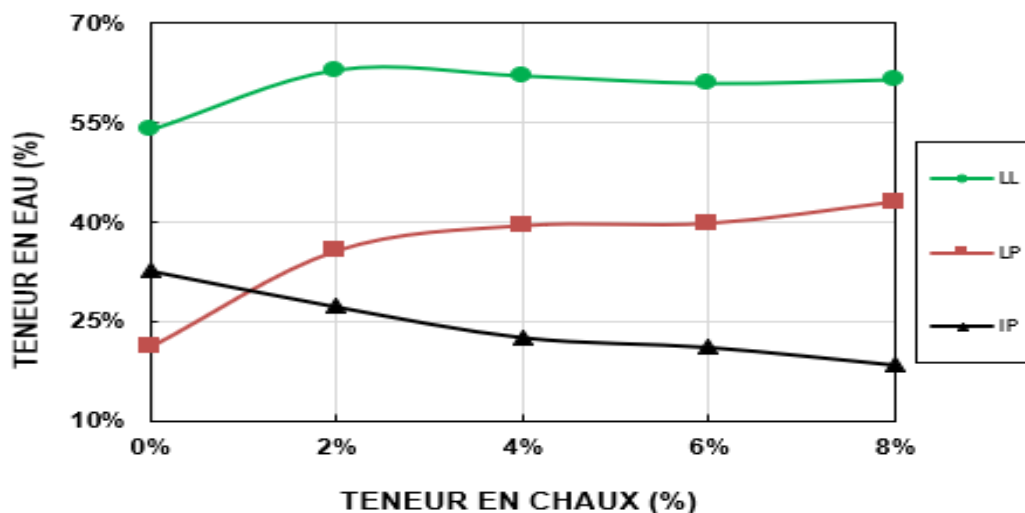


Figure 1.19 : Variation des limites d'Atterberg (Driss et al., 2018).

### 1.5.2 Effet de la chaux sur les paramètres de compactage

Des essais de compression ont été effectués par Driss et al. (2018) pour déterminer l'effet de la chaux sur les paramètres de compression tels que la densité sèche maximale et la teneur en humidité optimale. La Figure 1.20 montre les courbes de compactage du sol avant et après traitement avec différents niveaux de chaux. Il est clair que l'ajout de chaux augmente la teneur en eau optimale ( $W_{opt}$ ) et réduit la densité sèche maximale ( $\gamma_{dmax}$ ) (Figure 1.21). Leurs résultats sont en accord avec ceux d'études antérieures (Pomakhina., 2012; Garzon et al., 2016). Ce comportement est probablement dû aux raisons suivantes :

- La diminution de la densité sèche maximale peut s'expliquer par l'agglutination des particules et une densité de chaux plus faible par rapport au sol traité (Garzon et al., 2016 ; Vitale et al., 2017).
- Augmentation de la capacité de rétention d'eau des sols agrégés et augmentation de la teneur en eau optimale en nécessitant un supplément d'eau pour la réaction Pouzzolanique entre l'argile et la chaux présentes dans le sol (Kinuthia et al., 1992 ; Garzon et al., 2016).

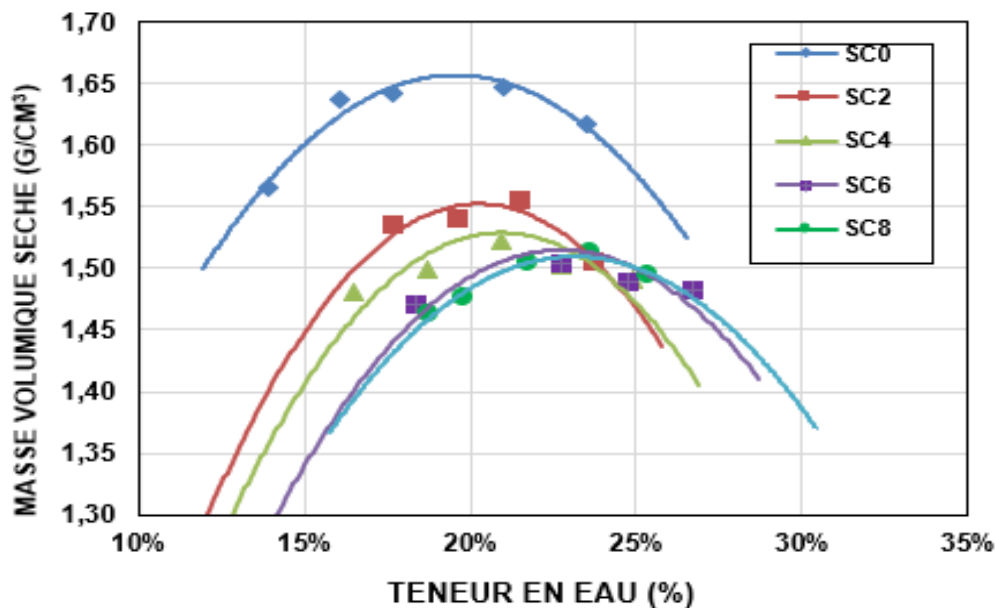


Figure 1.20 : Courbes de compactage du sol argileux naturel et amélioré par la chaux (Driss et al., 2018).

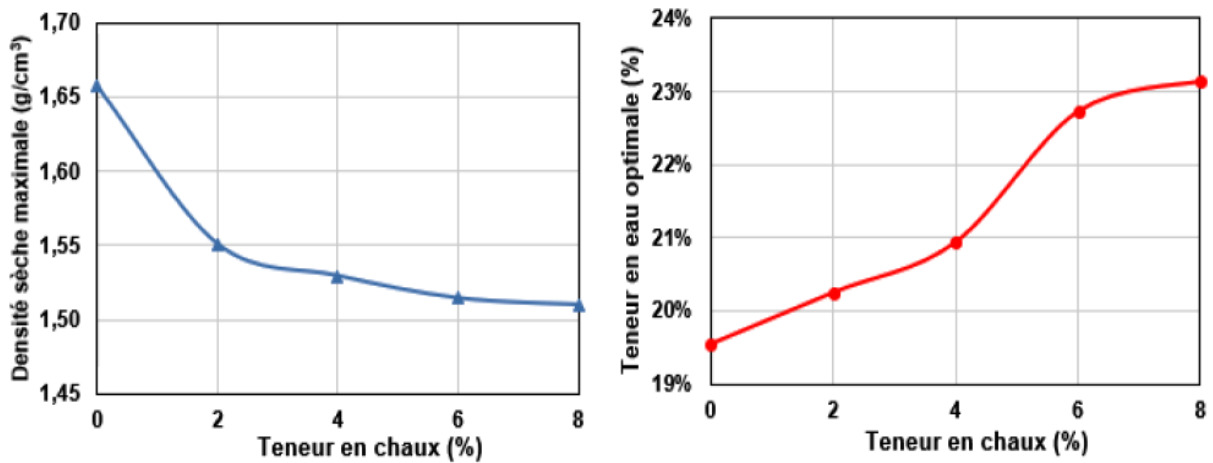
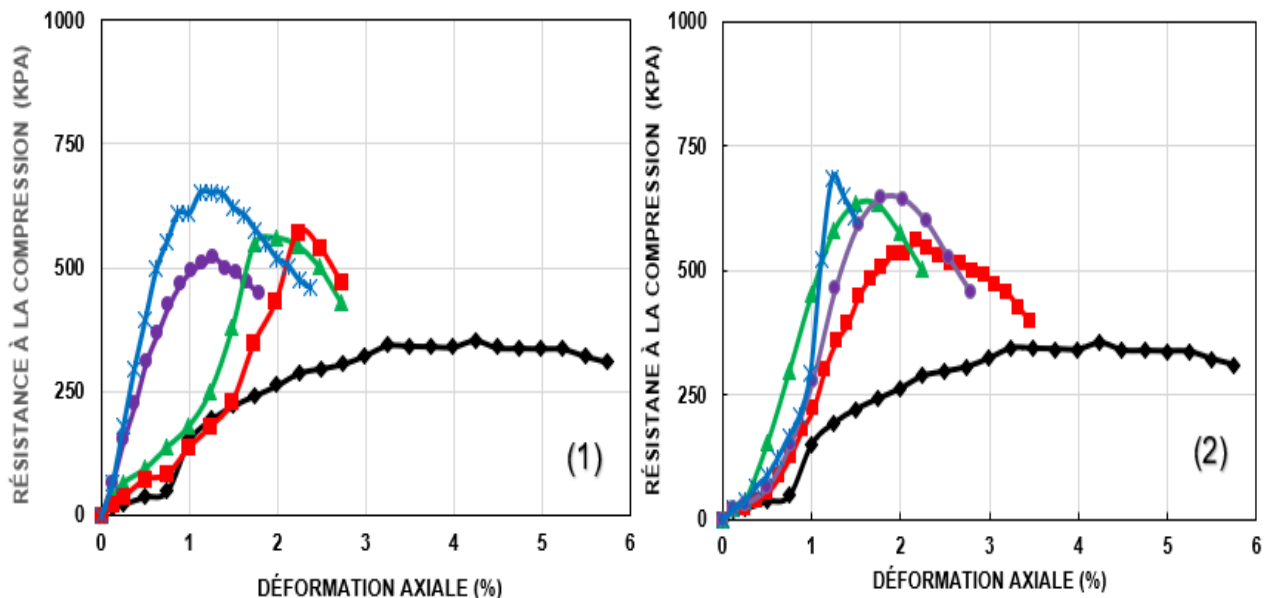
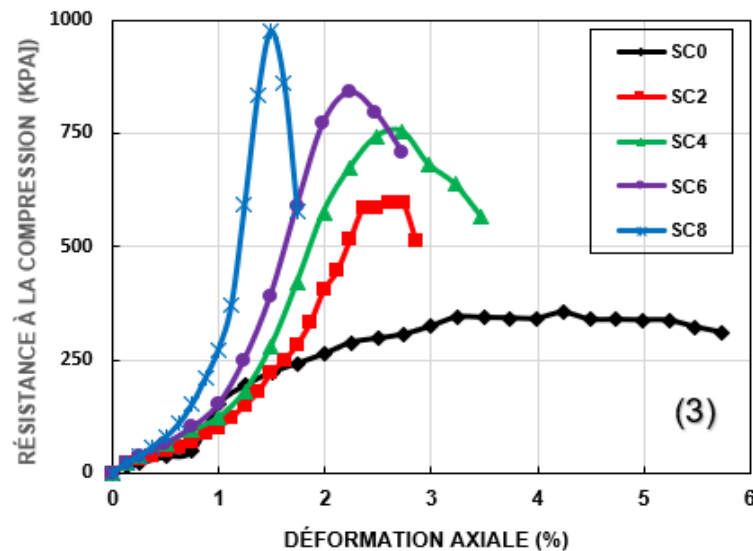


Figure 1.21 : Variation des paramètres de compactage (Driss et al., 2018)

### 1.5.3 Effet de la chaux sur la résistance à la compression non confinée

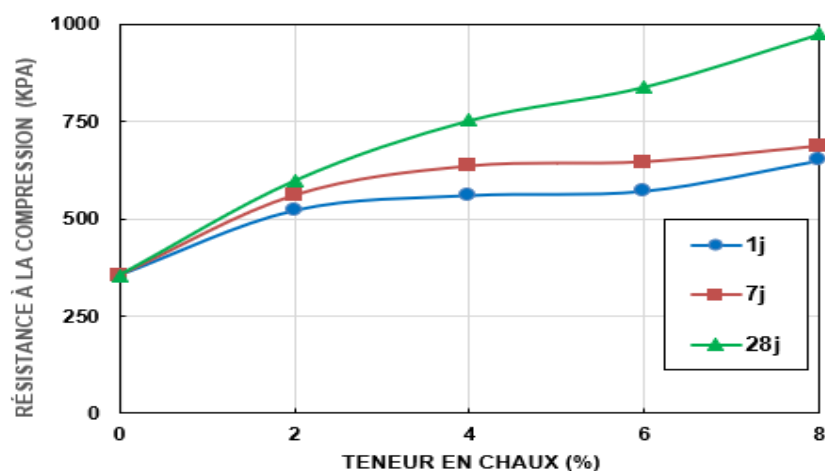
La résistance à la compression non confinée est l'un des essais qui permet de faire une bonne évaluation de la capacité portante des sols traités du fait que la résistance est directement liée à la densité du sol. Il est connu dans la littérature que le traitement d'un sol argileux à la chaux augmente significativement la résistance à la compression sans contrainte (Sahoo and Pradhan., 2010;Kavak and Baykal., 2012). La Figure 1.22 montre la résistance à la compression en fonction des teneurs en chaux à 1, 7 et 28 jours respectivement d'un sol hautement plastique traité par la chaux selon l'étude faite par (Driss et al., 2018).





**Figure 1.22 :** Variation de la résistance à la compression en fonction de la déformation axiale pour différentes teneur en chaux et différentes période de cure : (1) 1 jour, (2) 7 jours, (3) 28 jours (Driss et al., 2018).

Une amélioration de la résistance à la compression non confinée est observée à mesure que le taux d'ajout de chaux et le temps de durcissement augmentent (Figure 1.23). L'amélioration de la résistance à des temps de consolidation plus courts est due à des réactions à court terme (échange de cations et floculation/agglomération) qui rendent le sol plus granuleux et broyable (Uppal and Chadda., 1967; Jha and Sivapullaiah., 2015). Ceci confirme la faible amélioration de la force avec les périodes de la cure 1 et 7 jours. En revanche, après ajout de 8 % de chaux avec une cure de 28 jours, une augmentation significative de la résistance de 175,95 % est observée par rapport à un sol non traité. Cette augmentation résulte de la réaction Pouzzolanique entre la chaux et les particules de sol argileux, entraînant la formation des hydrates cimentaires qui sont responsable de la liaison des particules de sol entre elles.



**Figure 1.23 :** Evolution de la résistance à la compression la durée de cure (Driss et al., 2018).

### **1.6 Combinaison de chaux avec le gypse**

L'utilisation d'additifs pour stabiliser les sols a été une préoccupation majeure dans l'amélioration des caractéristiques d'ingénierie. Les argiles provoquent divers problèmes géotechniques. Le gypse fournit des ions calcium supplémentaire, qui accélèrent les réactions entre la chaux et le sol, conduisant ainsi à la formation composée de produits de cimentation. Une petite quantité de gypse réduit l'absorption d'eau, le gonflement linéaire et la pression de gonflement de l'argile traitée à la chaux, mais l'utilisation d'un pourcentage de gypse plus élevé entraîne une absorption d'eau importante, un gonflement extrême et une pression de gonflement élevée (Sivapullaiah and Kumar Jha., 2014).

#### **1.6.1 Effet du gypse sur le gonflement et la pression gonflement**

Kiliç et al.(2016) ont étudié l'effet du gypse sur le pourcentage et la pression de gonflement à 7, 28 et 90 jours de cure (Figure 1.24). Ils ont remarqué que le gypse réduit le pourcentage de houle pour les différentes cures et le pourcentage de réduction est inférieur à celui de la chaux. Contrairement à la chaux, le taux optimal de gypse pour un pourcentage de gonflement acceptable est 3%. D'autre part, la pression de gonflement diminue avec l'augmentation du taux de gypse, mais sa valeur optimale n'a pas pu être obtenue.

#### **1.6.2 Effet de chaux sur le gonflement et la pression de gonflement**

Selon les résultats des mêmes auteurs (Kiliç et al., 2016), le pourcentage et la pression de gonflement diminuent en augmentant le taux de chaux au cours du temps. La limite optimale pour réduire le pourcentage et la pression de gonflement a été estimée à 6 % de chaux (Kiliç et al, 2016). Le Tableau 1.3 résume les taux d'amélioration du pourcentage et de la pression de gonflement d'une argile améliorée à la chaux et le gypse à 90 jours.

## Chapitre 01 : Revue bibliographique sur les sols argileux

**Tableau 1.3 :** Taux d'amélioration du pourcentage de gonflement, de la pression de gonflement et de la résistance à la compression non confinée de l'argile avec différents rapports d'additifs pendant 90 jours (Kiliç et al., 2016).

Pourcentage d'addition (%)	Taux d'amélioration à la chaux (%)			Taux d'amélioration avec le gypse (%)		
	Pourcentage de gonflement (%)	Pression de gonflement (KPa)	Résistance à la compression non confinée (KPa)	Pourcentage de gonflement (%)	Pression de gonflement (KPa)	Résistance à la compression non confinée (KPa)
3	97.40	92.79	34.48	50.14	42.37	23.74
6	99.55	98.98	91.87	63.50	51.96	15.53
9	99.72	99.21	273.00	61.96	59.76	11.98
12	99.66	98.83	665.53	61.96	66.68	10.96
15	99.72	99.18	667.12	70.18	74.75	0.29

### 1.6.3 Effet du mélange chaux et gypse sur le gonflement et la résistance à la compression

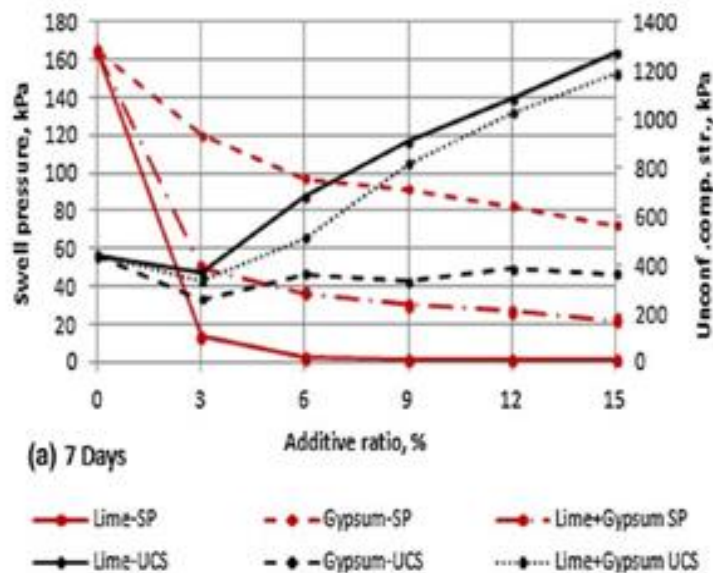
D'après (Kiliç et al., 2016), le taux et la pression de gonflement diminuent avec l'augmentation des taux d'additifs, mais la résistance à la compression non confinée augmente. Le taux d'amélioration optimale est estimé à 6 % de chaux-qui entraîne une réduction de 99,55 % du taux de gonflement, et de 98,98 % de la pression de gonflement et une augmentation de 91,87 % de la résistance à la compression. Le rapport optimal d'additifs est dérivé d'un graphique basé sur la tendance générale liée au temps de durcissement. Le tableau 1.4 résume les taux d'amélioration du pourcentage et de la pression de gonflement d'une argile améliorée à la chaux combinée avec le gypse à 90 jours.

## Chapitre 01 : Revue bibliographique sur les sols argileux

**Tableau 1.4 :** Taux d'amélioration du pourcentage de gonflement, de la pression de gonflement et de la résistance à la compression non confinée de l'argile avec la chaux et le gypse pendant 90 jours (Kiliç et al., 2016).

Pourcentage d'addition (%)	Taux d'amélioration à la chaux + gypse (%)		
	Pourcentage de gonflement (%)	Pression de gonflement (KPa)	Résistance à la compression non confinée (KPa)
3	91.06	79.84	81.28
6	98.76	86.83	81.24
9	99.15	89.94	179.75
12	99.32	90.52	286.49
15	98.53	91.38	583.42

Le gypse est relativement moins cher que la chaux, la stabilisation semble être plus faible que la stabilisation à la chaux seule. De plus, lorsqu'il est mélangé dans la même proportion que la chaux, ça peut stabiliser davantage le sol (Kiliç et al., 2016). La pression de chaux et de gypse est pris en compte revient à décrire ses effets sur la stabilisation. Des ratios variables de ces additifs pourraient être un autre souci, donc il faut faire des études les effets des pourcentages ces additifs la (Figure 1.24) qui montre les variations de gonflement et résistance à la compression.





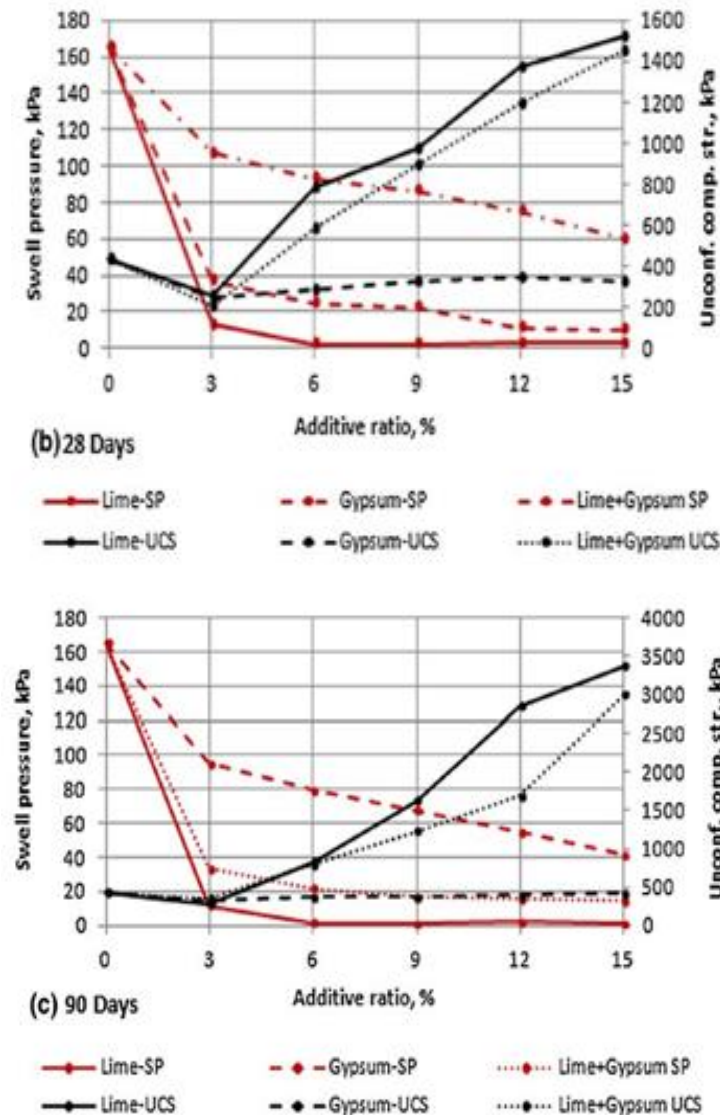


Figure 1.24 : Variation de la compression non confinée et la pression de gonflement en fonction des additifs (chaux+gypse) à différentes durées de cure (Kiliç et al., 2016).

D'autres additifs peuvent être utilisés avec la chaux pour améliorer les propriétés géotechniques des sols argileux tels que le ciment, les cendres volantes, le laitier, la fumée de silice, la pouzzolane naturelle, les fibres bio-enzymatique,... etc. Koohmishi and Palassi (2022) ont déduit que l'ajout de Plastic Polyéthylène Téréphtalate (PET) améliore la flexibilité du matériau de sorte que les mélanges comprenant un sol argileux et des additifs plastiques tolèrent moins de déformation. De plus, la stabilisation à la chaux augmente la rigidité du mélange, ceci indique l'efficacité de la chaux dans la stabilisation chimique du sol argileux.

## 1.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les principaux types des sols fins qui ont des problèmes de stabilité. La présence d'argile dans un sol constitue un risque puisque la



## ***Chapitre 01 : Revue bibliographique sur les sols argileux***

---

particularité de cette matière réside dans sa variation de volume selon sa teneur en eau qui provoque le phénomène de retrait et de gonflement. Cependant, les différentes méthodes d'amélioration des sols visent à augmenter leur portance et leurs stabilités physique et mécanique. Ce chapitre a présenté l'effet de la chaux sur les propriétés géotechniques d'un sol argileux très plastique (CH) selon des études antérieures. On a pu constater une amélioration sur es limites d'Atterberg, les paramètres de compactage et la résistance à la compression non confinée sous l'effet de la chaux. D'autre part, la combinaison de la chaux avec du gypse en quantités spécifiques a donné des résultats d'amélioration plus performantes des sols argileux. Cette combinaison a pu réduire le taux de gonflement, et la pression de gonflement et a augmenté la résistance à la compression non confinée pour un taux optimale bien spécifié. Cela nous a mené à conclure qu'elle pourra être utilisée avec sucée lorsqu'elle est compactée avec des sols argileux dans les travaux de terrassement.

*Chapitre 02 : Modèles de prédiction  
des propriétés géotechniques des sols  
argileux*

### **2.1 Introduction**

En effet, le traitement du sol limite les dégradations dues **aux** changements des caractéristiques mécaniques. Les études font souvent référence à certains types de sols (sols argileux peu plastiques ou gonflants), pour une utilisation immédiate et donc ne sont étudiées que les aspects géotechniques du comportement des sols améliorés. Il détermine le comportement géotechnique et l'efficacité du traitement additif sur une variété de sols argileux, tout en suivant les processus physico-chimiques des réactions à court et à long terme.

L'élaboration des propriétés géotechniques des sols améliorés nécessite d'ombreux essais in situ et au laboratoire et beaucoup de temps. Ainsi, la détermination des propriétés géotechniques du sol est un processus long, fastidieux, coûteux et difficile. À cet effet, de nombreux chercheurs ont élaboré des modèles de prédiction. La modélisation par des techniques numériques puissantes de ses propriétés est une bonne approche pour résoudre ce problème et obtenir de meilleurs résultats. L'une de ces techniques est le réseau de neurones artificiels (RNA), qui présente une forme d'intelligence artificielle. Cette synthèse bibliographique se concentre sur l'application de divers modèles dans la littérature pour prédire les propriétés géotechniques.

### **2.2 Modèles analytiques des sols argileux améliorés**

La modélisation par des techniques analytiques puissantes est une bonne approche pour résoudre des problèmes et obtenir de meilleurs résultats. Pour obtenir des résultats satisfaisants d'amélioration du sol avec ajouts minéraux, différents types d'essais mécaniques doivent être réalisés en laboratoire. Ces tests sont coûteux du point de vue temps d'exécution et matériel utilisé. Cependant la corrélation devient un outil prédictif important pour les projets avec un financement et un temps limitée. De plus, ces modèles prédictifs peuvent être utilisés pour estimer rapidement diverses propriétés tout en minimisant la tolérance aux erreurs de la propriété géotechnique améliorée des sols argileux.

Il y a plusieurs des chercheuses ont proposé différentes expressions de prédictions diverses des paramètres géotechniques. Le **Tableau 2.1** qui représente différents types des modèles statistiques pour la prévision des sols argileux non améliorés.

## ***Chapitre 02 : Modèles de prédiction des propriétés géotechniques***

**Tableau 2.1** : Les modèles statistiques pour la prédiction des sols argileux non améliorés.

Types des modèles	Propriété géotechnique	L'équation
<b>Modèle de Skempton (1957)</b>	Résistance au cisaillement non drainée à partir de l'indice de plasticité	$\frac{Su}{\sigma v'} = 0.11 + 0.0037. IP$
<b>Modèle de Di Matteo et al. (2009)</b>	Paramètres de compactage	$W_{opt-P} = -0.86. WL + 3.04 \left( \frac{WL}{GS} \right) + 2.2.$
		$\gamma_{dmax-P} = [(40.316. W_{opt}^{-0.295}). IP] - 2.4$
<b>Modèle de Dolinar (2010)</b>	L'influence du paramètre de matériau	$be = 0.05 \cdot (ASe/p)^{0.27}$
	Résistance au cisaillement non drainée à partir de l'indice de plasticité	$\frac{Su}{\sigma v'} = \left( 0.05 \cdot \left( \frac{IP - 8.74. p}{0.54. p} \right) \right) \cdot \sqrt{\frac{17.68. p + 1.83. IP}{10.96. p + 2.57. IP}}$

Les modèles statistiques publiés dans la littérature par d'autres chercheurs ont été développés à l'aide d'une base de données limitée collectée à partir d'une seule étude, ce qui a entraîné des modèles prédictifs inadéquats.

En effet, plusieurs modèles statistiques prédictifs ont été présentés dans la littérature par différents chercheurs (Ghobadi et al., 2014 ; Abdullah et al., 2016 ; Sari., 2018). Ces modèles sont généralement basés sur des corrélations existantes entre les propriétés géotechniques obtenues après amélioration du sol et le pourcentage d'apports minéraux utilisés. Le [Tableau 2.2](#) présente un résumé bibliographique des modèles statistiques de prédiction des sols améliorés pour les compléments minéraux publiés dans la littérature.

## **Chapitre 02 : Modèles de prédiction des propriétés géotechniques**

**Tableau 2.2 : Les modèles statistiques pour la prédiction des sols argileux améliorés pour quelques chercheurs entre (2006 à 2018)**

Types des ajouts	Propriété géotechnique	Équation analytique	coefficient de détermination	Chercheurs
Chaux	Paramètres de cisaillement (C et $\phi$ )	$C = 20.7375 + 9.94473 P + 1.9468 t$ $\phi = 17.3267 + 0.5083 P + 0.0698 t$	$R^2 = 0.68$ $R^2 = 0.91$	Sezer et al. (2006)
	Résistance à la compression	$RCS = 247.1034 + 22.2932 P + 7.5042 t$	$R^2 = 0.6921$	
	Résistance à la compression	$RCS = 370.954 + 318.716 P - 37.65 + 1.329$ $RCS = 482.583 + 172.536 P - 9.744$	$R^2 = 0.9383$ $R^2 = 0.82183$	
Chaux	Limites d'Atterberg	$LL = 95.63 + 1.23 P - 0.11 t$ $LP = 63.76 + 3.62 P - 0.44 t$	$R^2 = 0.93$ $R^2 = 0.95$	Sakr et al. (2008)
	Cohésion	$C = 2.54 + 4.37 P + 0.24 t$	$R^2 = 0.91$	
	Résistance à la compression	$RCS = 6.28 + 8.68 P + 0.47 t$	$R^2 = 0.91$	
	Limites d'Atterberg	$WL = 0.72779 LL_0 - 0.46642 P + 14.74046$ $WP = 1.16265 LP_0 + 0.774672 P + 2.020433$	$R^2 = 0.9216$ $R^2 = 0.7744$	
Chaux	Paramètres de compactage	$TEO = 8.650792 + 0.391079 WL - 0.33172 IP$ $DSM = 20.31298 - 0.1360 WL + 0.128089 IP$	$R^2 = 0.6084$ $R^2 = 0.7056$	Harichane (2011)
	Paramètres de cisaillement (C et $\phi$ )	$C = C_0 + 61.73418 \ln(0.281965 P + 0.243866 t)$ $\phi = \ln(\phi_0) + 4.671747 \ln(-0.640468 P + 8.587725 t)$	$R^2 = 0.7921$ $R^2 = 0.5329$	
	Paramètres de compactage	$\gamma_{dmax} = 1.8 - 0.016P - 0.001t$ $W_{opt} = 19.33 + 0.317P + 0.029t$	$R^2 = 0.92$ $R^2 = 0.73$	
	Résistance à la compression	$RCS = 164.19 \cdot \exp(0.326 \cdot P)$	$R^2 = 0.99$	
Ciment portland	Capacité portante	$CBR_{imbibé} = 30.4 \cdot P + 11$	$R^2 = 0.92$	Abdullah et al. (2016)
	Résistance à la compression	$RCS = 153.8 \cdot \exp(0.068 \cdot P_{CDK})$	$R^2 = 0.94$	
Cendre de ciment	La capacité portante	$CBR_{imbibé} = 46.79 \cdot \exp(0.033 \cdot P_{CDK})$	$R^2 = 0.87$	Sari Bilal (2018)
	Limites d'Atterberg	$LL = \frac{LL_0}{(1 + \sqrt{a \cdot p})}$ $IP = \frac{IP_0}{(1 + \sqrt{a \cdot p})}$	$R^2 = 0.92$ $R^2 = 0.83$	
Cendre volante	Résistance à la compression	$R_c = \frac{R_{c0}}{[1 + \ln(a \cdot p + 1)] - [\log_{10}(b \cdot t + 1) + 1]}$	$R^2 = 0.84$	
	Gonflement	$GL = GL_0 \cdot e^{a \cdot P}$	$R^2 = 0.97$	
	Paramètres de compactage	$\gamma_{dmax} = \frac{1}{(1 + a \cdot p)} \cdot \gamma_{dmax0}$ $W_{opt} = (1 + a \cdot P) \cdot W_{opt0}$	$R^2 = 0.87$ $R^2 = 0.86$	

### **2.3 Modèles d'intelligence artificielle**

Dans les dernières décennies, la plupart des chercheurs se sont orientés vers l'intelligence artificielle pour la prédiction et la modélisation de différents phénomènes chacun dans son domaine. La géotechnique n'est pas loin de ce développement avec l'application de plusieurs techniques tels que l'analyse de régression (Regression Analysis RA), la machine à vecteurs de support (Support Vector Machine SVM), la régression de processus Gaussien (Gaussian Process Regression GPR), les réseaux de neurones artificiels (RNA) (Artificial Neural Network ANN) et la machine à vecteurs de pertinence (RVM) afin de prédire des paramètres géotechniques pour le gain du temps et de l'argent. Les modèles d'apprentissage automatique (SVM, GPR), d'apprentissage hybride (RVM) et d'apprentissage profond (RNA) sont construits dans MATLAB R2020a avec différentes configurations. Les modèles de RA sont construits à l'aide de l'outil d'analyse de données de Microsoft Excel 2019. Les paramètres d'entrée des modèles d'IA sont la teneur en gravier, sable, limon et argile (Khatti and Grover., 2021). Le coefficient de corrélation est calculé pour une paire d'ensemble de données de sol.

#### **2.3.1 Analyse de régression (RA)**

L'analyse de régression est un ensemble de processus qui calcule la relation entre les variables dépendantes et une ou plusieurs variables indépendantes. L'analyse de régression est également utilisée pour cartographier la relation entre les variables dépendantes et indépendantes. Les paramètres de compactage et les limites de cohérence ont été prédits à l'aide d'une analyse de régression. La teneur en gravier, sable, limon et argile est utilisée comme paramètres d'entrée pour prédire les propriétés du sol. Les modèles de régression multiple de la limite de liquidités, de la limite plastique, de l'indice de plasticité, de l'OMC et du MDD. Ces modèles de régression multiple ont été développés à l'aide de l'outil d'analyse de données de Microsoft Excel 2021 (Khatti and Grover., 2021).

#### **2.3.2 Support machine vectorielle (SVM)**

La machine à vecteurs support est basée sur l'apprentissage supervisé utilisé pour résoudre le problème de classification et de prédiction (Corinna et al., 1995). L'approche SVM est basée sur la fonction du noyau, à savoir le noyau Gaussien, linéaire, quadratique et cubique. Les

## ***Chapitre 02 : Modèles de prédiction des propriétés géotechniques***

---

modèles SVM de LL, PL, PI, OMC et MDD ont été construits à l'aide de l'outil (Rgression Learner de MATLAB R2020a) (Khatti and Grover., 2021).

### **2.3.3 Régression de processus Gaussian (GPR)**

La régression de processus Gaussian (GPR) est le processus stochastique ou aléatoire utilisé pour résoudre le problème de probabilité sur la fonction dans l'inférence Bayésienne (Rasmussen and Williams., 2006 ; Liuet al., 2010). L'approche GPR est basée sur la fonction de covariance : Linéaire, Bruit Gaussian Blanc, Ornstein-Uhlenbeck, Exponentiel au Carré, Quadratique Rationnel, Périodique, Matern, etc. (Rasmussen and Williams 2006). Les modèles GPR de LL, PL, PI, OMC et MDD ont été construits à l'aide de l'outil de régression de MATLAB R2020a et désignés respectivement par GPR\_LL, GPR\_PL, GPR\_PI, GPR\_OMC et GPR\_MDD.

### **2.3.4 Machine vectorielle de pertinence**

La machine à vecteurs de pertinence est une approche d'apprentissage hybride de l'intelligence artificielle utilisée pour résoudre des problèmes de régression et de classification (Michael., 2001). La machine à vecteurs de pertinence est également basée sur les fonctions du noyau. Les fonctions du noyau sont Gaussian, linéaires, sigmoïdes polynomiales, Laplacian. Les modèles RVM basés sur la fonction à noyau unique optimisé par algorithme génétique a été construite dans MATLAB R2020a dans cette étude (Khatti and Grover., 2021). Les modèles RVM de limite de liquidités, limite plastique, indice de plasticité, OMC et MDD sont respectivement RVM\_LL, RVM\_PL, RVM\_PI, RVM\_OMC et RVM\_MDD.

### **2.3.5 Les réseaux neurones artificiels**

Le présent travail de recherche est mené pour prédire les propriétés géotechniques du sol à l'aide de technologies d'IA. Le réseau de neurones artificiels est un système de calcul qui s'inspire d'un réseau de neurones biologiques. Le réseau neuronal artificiel est un ensemble de couches d'entrée, cachées et de sortie connectées à des neurones. Chaque couche filtre les informations pendant la formation ou la validation pour obtenir de meilleurs résultats, les réseaux de neurones artificiels (RNAs) ont une large applicabilité pour résoudre de nombreux problèmes dans le domaine de l'ingénierie (Khattiet al Grover., 2021). Les RNAs sont les

## Chapitre 02 : Modèles de prédiction des propriétés géotechniques

meilleurs pour identifier les modèles, les tendances dans les données ; elles ou ils sont bien utilisés à des fins de prédiction en génie géotechnique (Dhawale and Banne., 2022).

### 2.3.5.1 Composants du réseau de neurones artificiels

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont une collection de neurones (nœuds) et de liens imitant le réseau de neurones biologiques, comme le montre la Figure 2.1. Les neurones sont liés à d'autres neurones par des poids et sont connectés les uns aux autres de sorte que les résultats des neurones précédents pourraient devenir automatiquement des entrées pour les suivantes, créant ainsi le réseau. Celles cille neurones sont les points de collecte ou de traitement des données dans le réseau. Ici, les signaux (entrés) sont traités et transférés à d'autres neurones via les liens de connexion avec chacun neurone générant une sortie unique qui peut devenir des entrées pour plusieurs neurones. Dans ce domaine d'application actuel, ces entrées seraient les résultats de laboratoire des principaux paramètres décrits comme les variables dépendantes. La valeur d'entrée d'un neurone donné est simplement obtenue en calculant la somme pondérée des entrées des neurones connectés avec en plus un biais (Nihat., 2009 ; Rani et al., 2013). Cette sortie de la sommation pondérée devient alors l'entrée pour la fonction d'activation une fonction linéaire ou non linéaire (Kalantary and Kordnaeij., 2012 ; Singh et al., 2019).

Les bords sont les liens ou les connexions entre les neurones et véhiculent des signaux avec des poids dépendant de l'influence de l'entrée, les poids de connexion peuvent être représentés par  $W_j$ , qui décrit l'importance de la connexion.

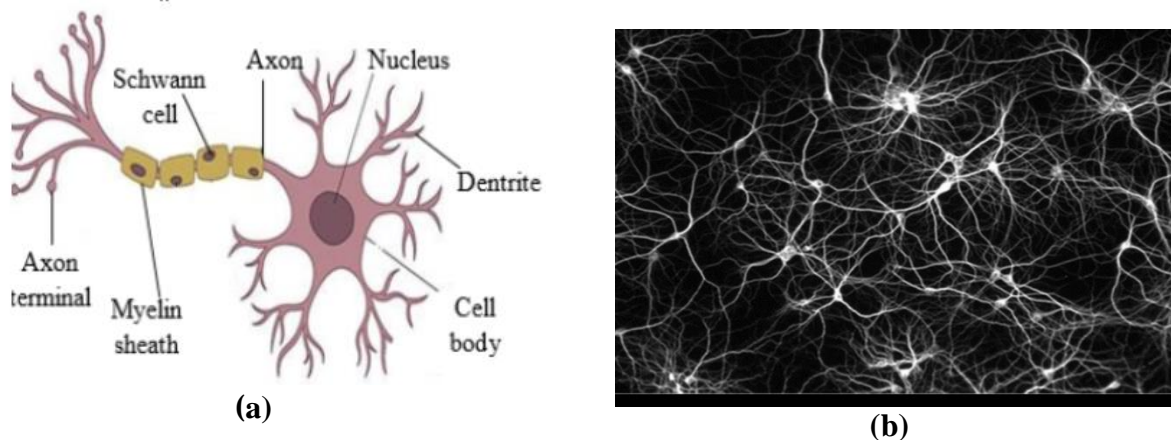
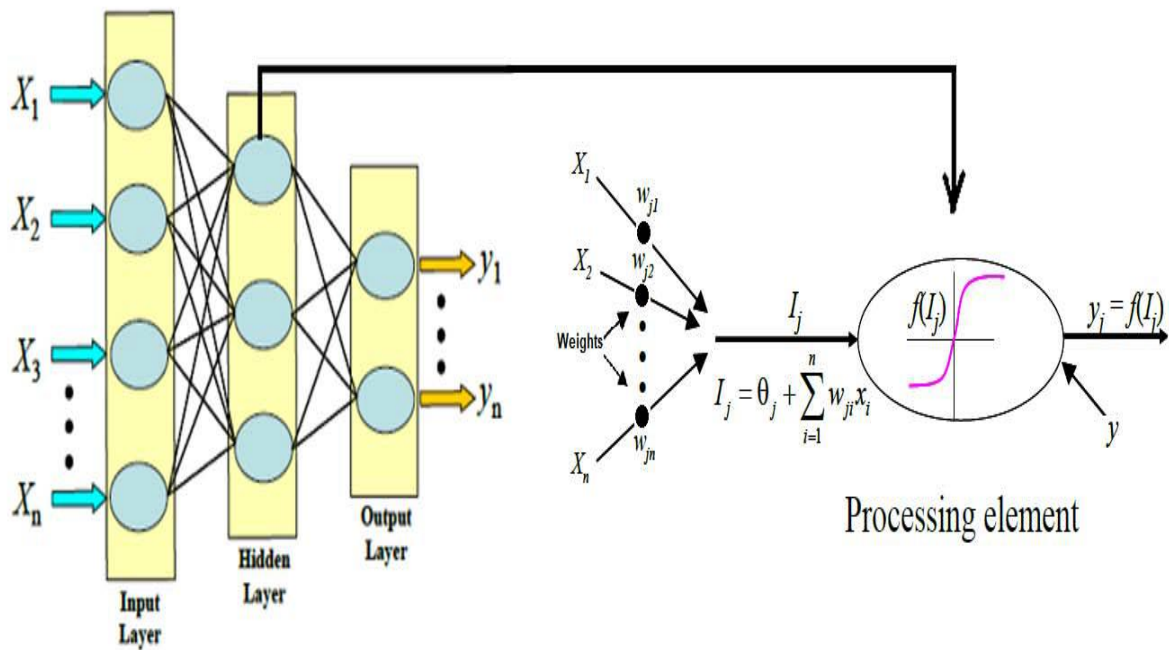


Figure 2.1 : (a) et (b) Réseau de neurones biologiques (Sharma et al., 2012).



## **Chapitre 02 : Modèles de prédiction des propriétés géotechniques**

L'architecture d'un réseau de neurones et la structure d'un neurone artificiel sont représentées dans Figure 2.2. Les valeurs d'entrée ( $x_1, x_2, \dots, x_n$ ) et les poids associés aux entrées ( $w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jn}$ ) sont les variables de la fonction d'activation qui détermine la valeur d'activation du neurone. Cette la valeur d'activation est ensuite transmise en tant qu'argument à la fonction de sortie, qui détermine la sortie valeur du neurone,  $y_j$ . L'entrée supplémentaire ( $y$ ) est utilisée pour indiquer au neurone la valeur attendue valeur de sortie afin que le neurone puisse corriger son poids pour s'approcher de cette valeur.



**Figure 2.2 : Structure et fonctionnement typiques des RNA (Shahin et al2001).**

Le résultat de cette sommation combinée passe par une fonction de transfert (par exemple sigmoïde logistique ou tangente hyperbolique) pour produire la sortie de l'élément de traitement. Pour le nœud  $j$ , ce processus est résumé dans l'équation 2.1 comme illustré à la Figure 2.2.

$$I_j = \theta_j + \sum_{i=1}^n W_{ji} X_i \quad (2.1)$$

Où :

$I_j$  : le niveau d'activation du nœud  $j$ .

## Chapitre 02 : Modèles de prédiction des propriétés géotechniques

$W_{ji}$  : le poids de connexion entre les nœuds  $j$  et  $i$ .

$X_i$  : l'entrée du nœud  $i$ ,  $i = 0, 1, \dots, n$ .

$\theta_j$  : le biais ou seuil pour le nœud  $j$ .

$Y_j$  : la sortie du nœud  $j$ .

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

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

### 2.3.5.2 Perceptron multicouches des réseaux neurones

Un réseau de neurones artificiels est une collection de simples éléments informatiques interconnectés appelés le neurone, dont la capacité d'apprentissage permet au système d'apprendre des relations. Ces unités de calcul sont liées à un grand nombre d'interconnexions, dans lesquelles toute la connaissance acquise de l'environnement  $y$  est stockée. La Figure 2.3 montre le modèle mathématique d'un neurone neural.

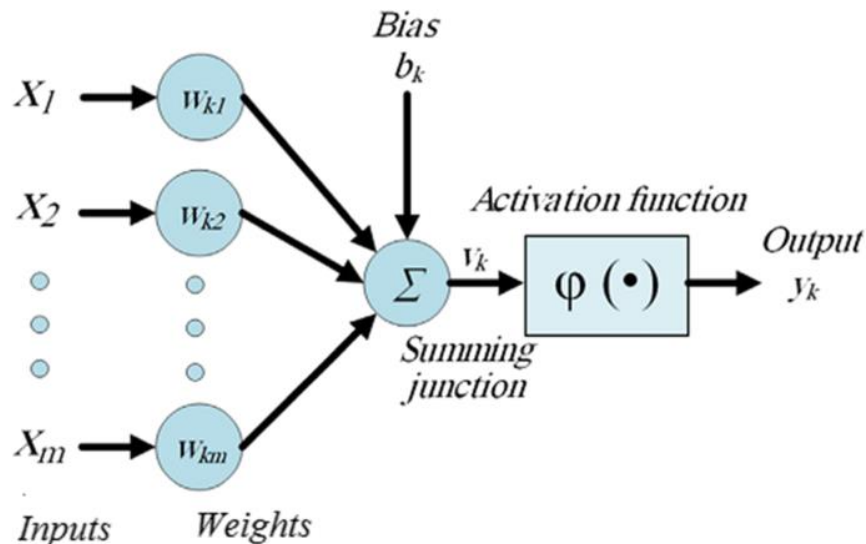
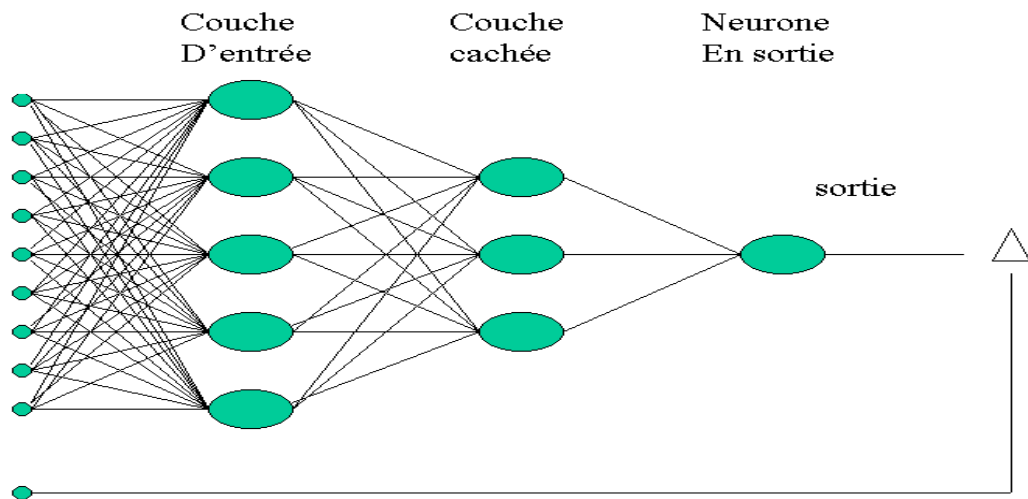


Figure 2.3 : Une architecture RNA typique montrant les neurones et les couches.

Les neurones neuronaux comprennent un ensemble de connexions qui sont caractérisé par des valeurs de poids ou de résistance. Un signal, connecté au neurone, est multiplié par le poids. Un collectionneur collecte les entrées dans le neurone avec une valeur de biais. Aussi, une fonction d'activité est utilisée pour limiter la sortie d'un neurone dans une gamme souhaitable.

## ***Chapitre 02 : Modèles de prédiction des propriétés géotechniques***

L'un des réseaux de neurones les plus couramment utilisés est le réseau perceptron multicouche, ou réseau MLP. Ce réseau a une couche d'entrée, une couche de sortie et quelques couches cachées. Dans ce réseau, chaque neurone de chaque couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et suivante, qui n'a aucune connexion en amont dans le réseau (Jeremiah et al., 2021). Réseaux MLP avec une couche cachée avec des fonctions de transfert différentiables dans les couches intermédiaires et de sortie peuvent approximer toutes les fonctions avec n'importe quel degré d'approximation, à condition qu'ils aient suffisamment couche caché du neurone (Baranti et al., 2015). La Figure 2.4 montre le modèle d'un réseau nerveux multicouche.



**Figure 2.4 :** Architecture d'un réseau de neurones multicouche.

Le nombre de neurones dans la couche cachée a une grande influence sur le comportement du réseau. Si le nombre de neurones est faible, le réseau ne peut pas refléter avec précision la non-linéarité correspondance entre l'entrée et la sortie. D'autre part. si la couche cachée du neurone est plus que suffisante, le réseau maintiendra les données de formation en produisant une carte de données compliquée non linéaire. Mais contrairement aux nouvelles données, il ne fonctionne pas bien, et en fait, le réseau perd son pouvoir de généralisation des études récentes, ont, montrées qu'il pourrait être permis d'utiliser moins d'ensembles de données expérimentales de haute qualité qu'une grande quantité de données expérimentales qui peuvent être sujettes à des erreurs (Dziubinska et al., 2018). L'algorithme de rétropropagation (BP) est l'un des algorithmes

## Chapitre 02 : Modèles de prédiction des propriétés géotechniques

les plus populaires et les plus efficaces pour former des réseaux MLP (Hajihassani et al., 2014 ; Dinarvand et al., 2019).

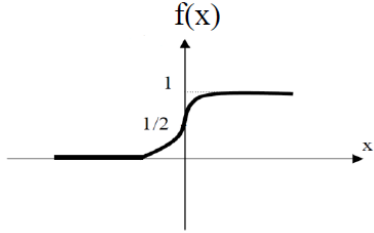
### 2.3.5.3 Fonctions d'activation

La fonction d'activation définit la sortie d'un neurone en termes de champ induit local. Les fonctions d'activation sont une seule ligne de code qui donne aux réseaux neuronaux la non-linéarité et l'expressivité. Il existe de nombreuses fonctions d'activation. Certains d'entre eux sont les suivants (Avinash., 2019). Le Tableau 2.3 qui montre les principes types de fonction d'activation.

*Tableau 2.3 : Différents types de fonctions d'activation.*

Type de Fonction	Définition	Représentation graphique
Fonction binaire à seuil (Heaviside)	$h(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$	
Fonction signe	$Sgr(x) = \begin{cases} +1 & \text{si } x \geq 0 \\ -1 & \text{sinon} \end{cases}$	
Fonction linéaire ou Identité	$F(x) = x$	
Fonction linéaire à seuil ou multi seuils	$F(x) = \begin{cases} x & \text{si } x \in [u, v] \\ v & \text{si } x \geq v \\ u & \text{si } x \leq u \end{cases}$	

## Chapitre 02 : Modèles de prédiction des propriétés géotechniques

Fonction sigmoïde	$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	
-------------------	-------------------------------	---

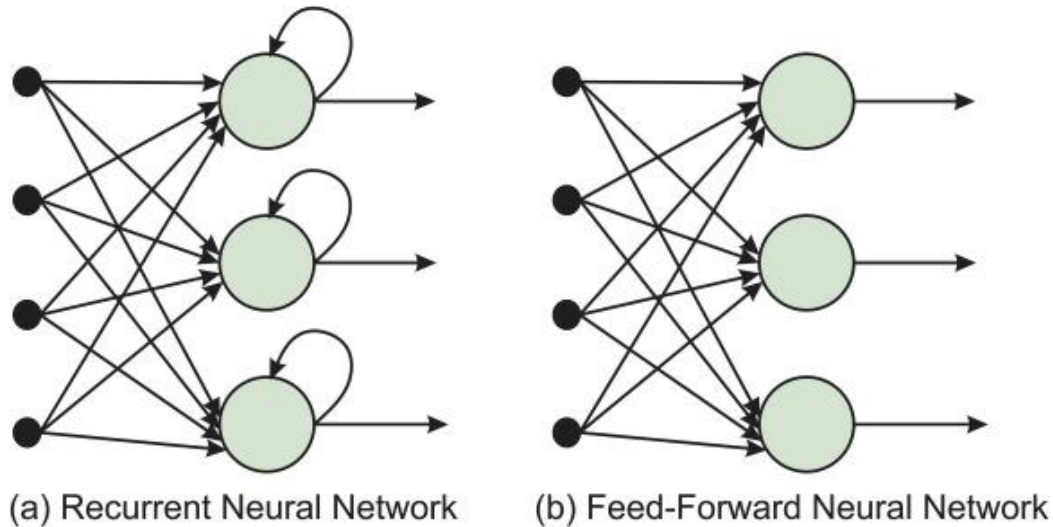
### 2.3.5.4 Topologie des RNAs

La sortie déterminée à chaque nœud est connue sous le nom de son activation ou valeur de nœud. **Feedforward** and **Feedback** sont deux types de topologies RNA. L'efficacité d'un RNA dans la prédiction de nouveaux événements basée sur l'historique est affectée par leur architecture, leur algorithme d'apprentissage et leur robustesse. De plus, les RNA ont été utilisées pour l'approximation de la fonction, analyse de régression, classification, traitement de données robotique et contrôle (Aussem., 1995).

*a) Topologie de RNA Feedforward :* Au début, le réseau est entraîné avec des poids. Ensuite, en utilisant la rétropropagation en aval algorithmique, tous les signaux sont déplacés entre la sortie et les couches moyennes. À la fin, la sortie du problème est calculée à l'aide du réseau et de la différence entre la sortie cible et la sortie prédite est calculée. La différence entre ces deux sorties est l'erreur de réseau. Ensuite, les poids du réseau sont corrigés. Ce processus continue d'atteindre l'erreur la plus faible (Kosko., 1994).

*b) Topologie de RNA Feedback :* Les réseaux de **Feedback** permettent des connexions arbitraires entre les neurones de toutes les couches ; en parcourant le réseau en suivant le sens des connexions, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ. Dans les réseaux de neurones récurrents, les informations vont et viennent, c'est pourquoi on les appelle aussi réseaux de flux. Dans ces réseaux, les connexions entre nœuds forment un cycle dirigé, où au moins un chemin ramène au neurone initial. Dans ce type de réseau il existe différents types de structure (Poznyak et al., 2019).

Les neurones de chaque couche sont connectés uniquement aux neurones des autres couches comme présentés dans la figure 2.4.



*Figure 2.5 : comparaison entre RNA Feedback et RNA Feedforward.*

### 2.3.5.5 Algorithmes d'apprentissage

Dans les réseaux neurones artificiels, on ajoute souvent à la description de la modélise l'algorithme d'apprentissage. Le modèle sans apprentissage présente en effet peu d'intérêt. Dans la plupart des algorithmes actuels, les variables modifiées au cours l'apprentissage sont les poids des connexions. On peut distinguer différents types d'apprentissage (Tableau 2.4).

*Tableau 2.4 : Récapitulatif des différents types d'apprentissage suivant les paramètres à étudier.*

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



## **Chapitre 02 : Modèles de prédiction des propriétés géotechniques**

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

### **2.3.5.6 Performance d'un modèle réseau de neurones**

La performance du modèle RNA développé a été évaluée pour s'assurer que le modèle peut généralement fonctionner dans les limites prédéfinies fixées par les données utilisées pour la formation au lieu d'être propre aux relations entrées-sorties contenues dans les données de formation. L'approche conventionnelle consiste à évaluer les performances du modèle sur un ensemble de données de validation indépendante qui n'ont pas été utilisées dans le processus de formation (Salahudeen et al., 2018) dans la littérature, les mesures courantes souvent utilisées sont des mesures statistiques qui comprennent le coefficient de corrélation (R), l'erreur absolue moyenne (MAE) et la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et l'erreur quadratique moyenne (MSE), les équations de ces mesures sont :

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O})(P_i - \bar{P})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O})^2 \sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P})^2}} \quad (2.2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (O_i - P_i)^2}{N}} \quad (2.3)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |O_i - P_i| \quad (2.4)$$

## Chapitre 02 : Modèles de prédiction des propriétés géotechniques

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (O_i - P_i)^2 \quad (2.5)$$

Où :

N : nombre de points de données utilisés pour le développement du modèle.

$O_i$  et  $P_i$  : sont respectivement les sorties mesurées et prédites.

$\bar{O}$  et  $\bar{P}$  : sont respectivement la moyenne des sorties mesurées et prédites.

Rajakumar and Babu (2021) utilisé tout en faisant varier le nombre de neurones dans la couche cachée pour sélectionner la meilleure architecture de modèle, le modèle a été formé avec différents algorithmes afin de sélectionner le meilleur algorithme basé sur R2 et MSE la performance des modèles basés sur l'algorithme de formation est donnée dans le [Tableau 2.5](#).

**Tableau 2.5 :** Performances à l'aide de divers algorithmes d'entraînement (Rajakumar and Babu., 2021).

Algorithme de formation	R	MSE
Fonction d'apprentissage du biais de conscience	0.7693	7.08
Poids de descente de gradient et fonction d'apprentissage des biais	0.8991	3.98
Descente en gradient avec poids dynamique	0.9163	6.66
Fonction de Levenberg-Marquardt	0.94317	0.49
Règle d'apprentissage du poids de Hebb	0.8761	2.4

### 2.3.6 Application de l'RNA dans la prédiction des propriétés des argiles stabilisées

Le réseau de neurones artificiels (RNA) est une tendance émergente dans le traitement des améliorations impliquant des argiles faibles. La variabilité des sols suite à des modifications chimiques et mécaniques incontrôlables et imprécis processus de leur formation rend très complexe la prédiction de leur comportement même à l'état naturel. Plusieurs modèles mathématiques et graphiques ont été proposés pour utilisation dans la modélisation du comportement post-stabilisation des argiles traitées par la prédiction de divers paramètres d'ingénierie à des fins de conception et de construction. Ces méthodes s'appuyer sur les résultats

## ***Chapitre 02 : Modèles de prédiction des propriétés géotechniques***

---

de laboratoire de quelques échantillons avec lesquels le comportement post-stabilisation in situ est à prévoir. Cependant, dans de nombreux cas, le comportement post-stabilisation de tout sol sera dépendu de plusieurs variables telles que le temps de durcissement, la durée de durcissement, le type de sol, la teneur en liant, température de durcissement, teneur en eau, méthode et effort de compactage, plasticité, etc. Un réseau de neurones artificiels est fiable et peut-être utilisé pour modéliser diverses propriétés des argiles stabilisées pour une prédiction facile de la réponse du sol tout en éliminant besoin de vastes procédures expérimentales.

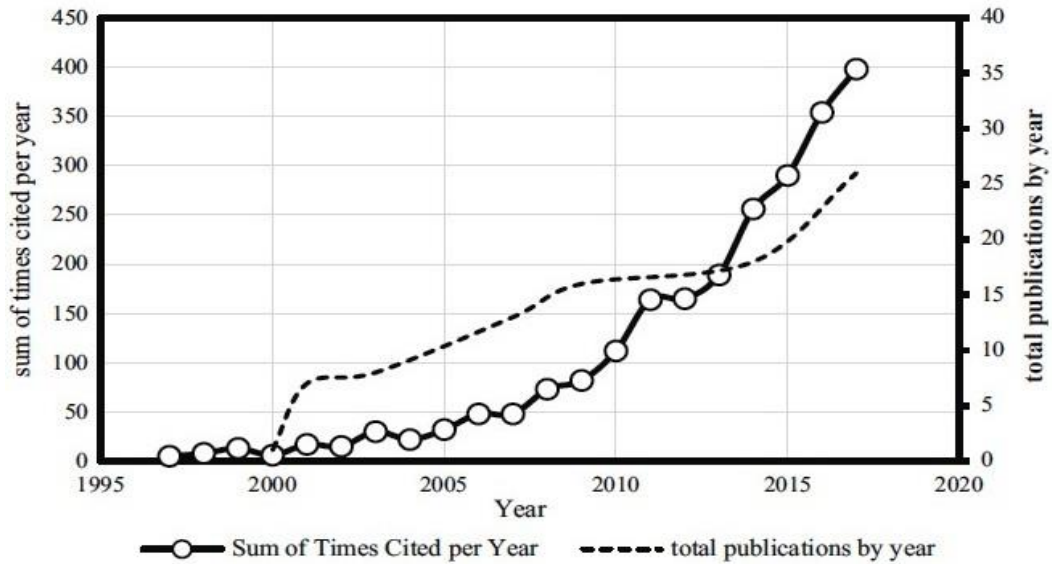
### **2.3.7 Prédiction des propriétés géotechniques par les RNAs**

L'application des réseaux de neurones artificiels (RNA) dans le génie civil a considérablement augmenté au cours des dernières années. Les outils RNA ont aujourd'hui couramment utilisé dans les pays développés dans divers domaines de l'ingénierie géotechnique, structurelle, de la circulation, de la chaussée... etc, comme suit :

- Application RNA dans la modélisation du comportement du sol
- la prédiction de la capacité des pieux
- les ouvrages de soutènement
- Application dans la caractérisation de site
- Application en liquéfaction
- Application dans la stabilité des pentes
- Application dans l'évaluation des glissements de terrain
- Prédiction les propriétés géotechnique

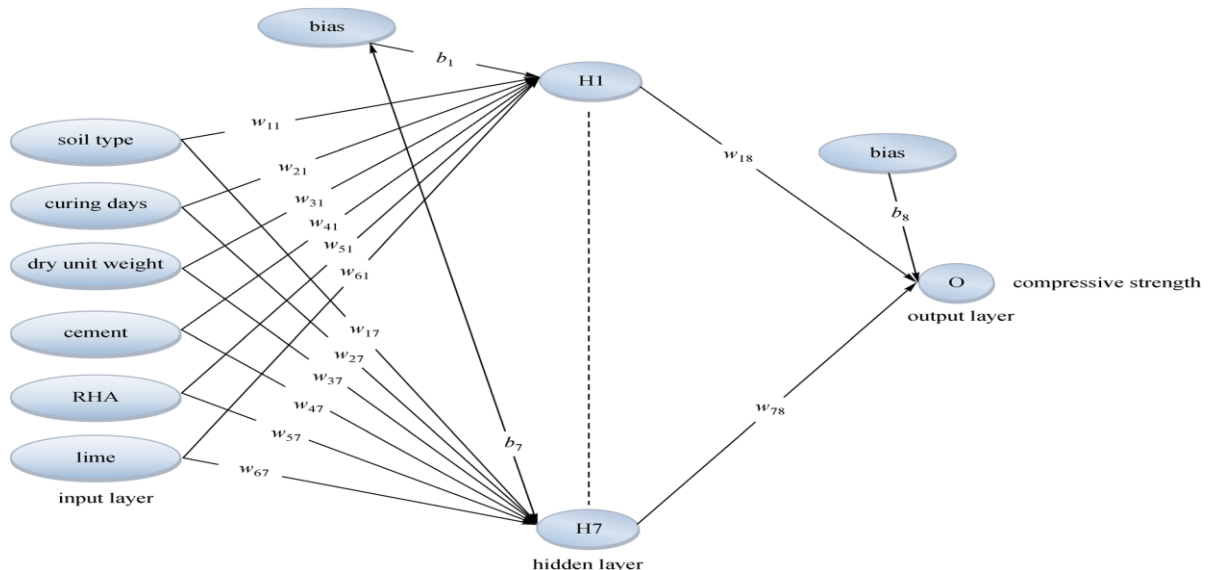
Ces dernières années, les réseaux de neurones artificiels (RNAs) ont montré des performances exceptionnelles, en particulier lorsqu'ils sont utilisés pour lare connaissance des formes et l'estimation des fonctions. En effet, les fondamentaux de l'RNA moderne et des méthodes RNA hybrides ont été développées. La recherche et le développement des méthodes RNA augmenté, mais comme présenté dans la [Figure.2.6](#), il semble que l'exponentielle (ici signifie augmentation rapide) croissance de ce processus a continué.

## Chapitre 02 : Modèles de prédiction des propriétés géotechniques



**Figure 2.6 :** Le sujet d'RN application en géotechnique ingénierie basée sur la totale publication par année et somme de fois cités par année (Moayedi et al., 2020)

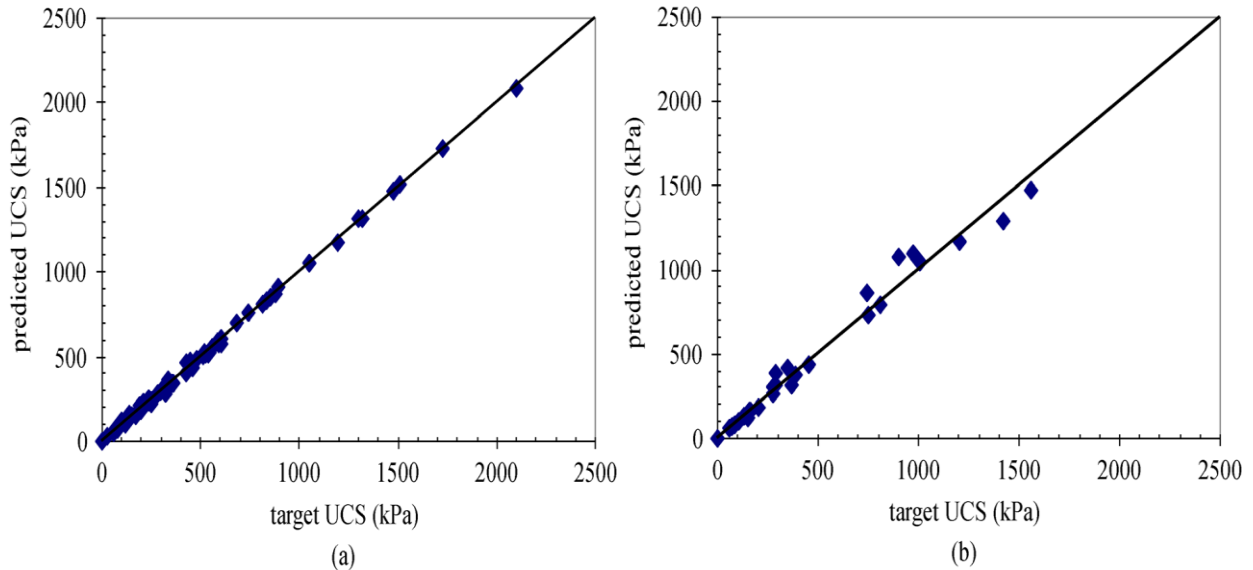
De nombreux chercheurs ont estimé que ce type de modélisation est fiable et représente une alternative pratique pour prédiction des propriétés géotechniques. Tabarsa et al (2021) a développé deux modèles RNAs pour la prévision la résistance à la compression des sols améliorés par ciment, chaux et cendre de balle de riz. La Figure 2.7 montre l'architecture adoptée pour la prévision de la résistance à la compression non confinée.



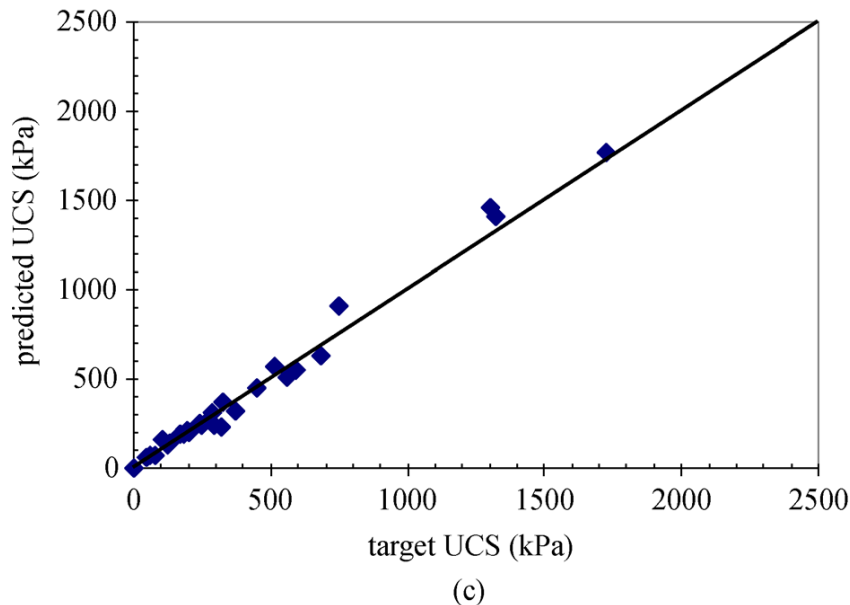
**Figure 2.7 :** Développement du modèle RNA pour l'estimation de l'RCS (Tabarsa et al., 2021).

## Chapitre 02 : Modèles de prédiction des propriétés géotechniques

Les modèles suggérés prédisaient résistance à la compression non confinée des sols avec précision et peuvent être introduits en tant que modèles prédictifs fiables en géotechnique ingénierie.



**Figure 2.8 :** Corrélation des valeurs RCS mesurées et prévues par RNA : (a) apprentissage ( $R=0.9998$ ) ; et (b) validation ( $R=0.9976$ ) (Tabarsa et al., 2021).



**Figure 2.9 :** Corrélation des valeurs RCS mesurées et prévues par RNA tester des ensembles de tester des ensembles de données ( $R=0.9979$ ) (Tabarsa et al., 2021).

La stabilisation du sol peut être effectuée chimiquement ou mécaniquement, selon la particularité du problème à résoudre. Cependant, le traitement de la plupart des argiles

## ***Chapitre 02 : Modèles de prédiction des propriétés géotechniques***

expansives impliquera l'utilisation de la stabilisation chimique. Les modèles RNA ont été développées en utilisant LL, PL, teneurs en cendres volantes, OMC, MDD et le nombre de couches de géotextile comme variables d'entrée, tandis que le CBR trempé était la variable cible dans le neurone de sortie. Différents algorithmes de formation ont été utilisés tout en faisant varier le nombre de neurones dans la couche cachée pour sélectionner la meilleure architecture de modèle (Jeremiah et al 2021). La performance des modèles basés sur l'erreur minimale (MSE) et du coefficient de coloration (R) le plus élevé (Tableau 2.6)

**Tableau 2.6 :** Performances RNA à l'aide de divers algorithmes d'entraînement.

<b>Algorithme de formation</b>	<b>R</b>	<b>MSE</b>
Rétropropagation Quasi-Newton	0.88712	$1.083 \times 10^{-4}$
Régularisation Bayesian rétropropagation	0.85190	$4.983 \times 10^{-5}$
Conjuguer la rétropropagation du gradient avec les redémarrages de Powell – Beale	0.94122	$3.776 \times 10^{-7}$
Conjuguer la rétropropagation du gradient avec les mises à jour de Fletcher-Reeves	0.81167	$7.339 \times 10^{-6}$
Conjuguer la rétropropagation du gradient avec les mises à jour de Polak-Ribière	0.85819	$2.964 \times 10^{-9}$
Rétropropagation de descente de Gradient	0.94862	$9.985 \times 10^{-9}$
Rétropropagation de Levenberg – Marquardt	0.98695	$8.0242 \times 10^{-11}$
Rétropropagation sécante en une étape	0.92335	$1.388 \times 10^{-10}$
Rétropropagation du gradient conjugué mis à l'échelle	0.96904	$1.946 \times 10^{-6}$

Meng et al (2021) a utilisé des réseaux de neurones artificiels (RNA) pour développer des modèles pour les essais au piézocône et pressiométrique (CPTU-PMT) un total de 92 ensembles de sols sablonneux et 65 ensembles des données sur les sols argileux de quatre sites d'essais ont été recueillies à l'aide de CPTU et de PMT. RNA a été employée pour développer 4 modèles, en tenant compte de la contrainte effective ( $\sigma_{v0}$ ), pour prédire la pression limite (PL) et le module pressiométrique ( $E_p$ ). à partir des données CPTU. Les Figures 2.10 et 2.11 montrent les architectures RNAs adoptées pour le développement des deux modèles.



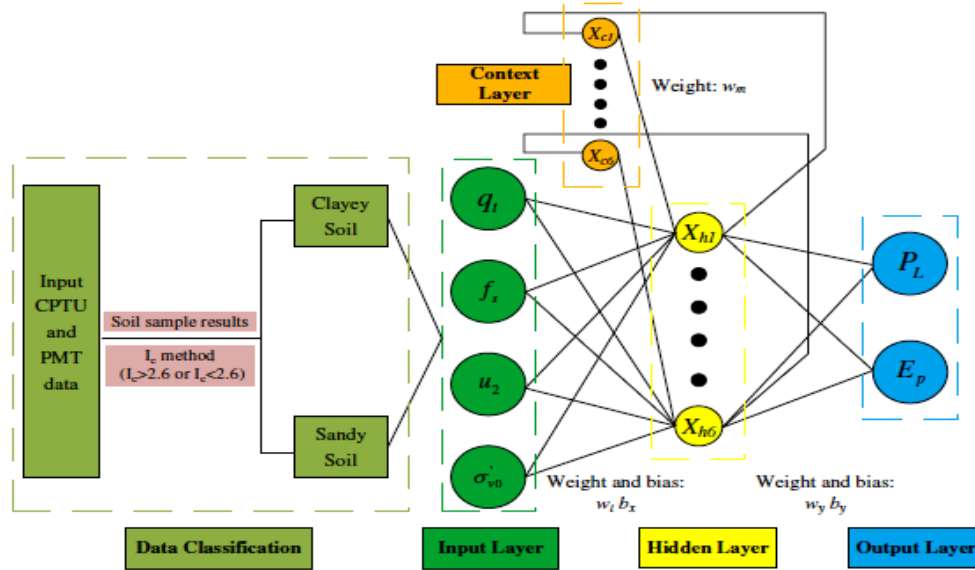


Figure 2.10 : Structure récurrente de Réseau de neurones artificiels Elman avec cinq variables d'entrée (Meng et al., 2021).

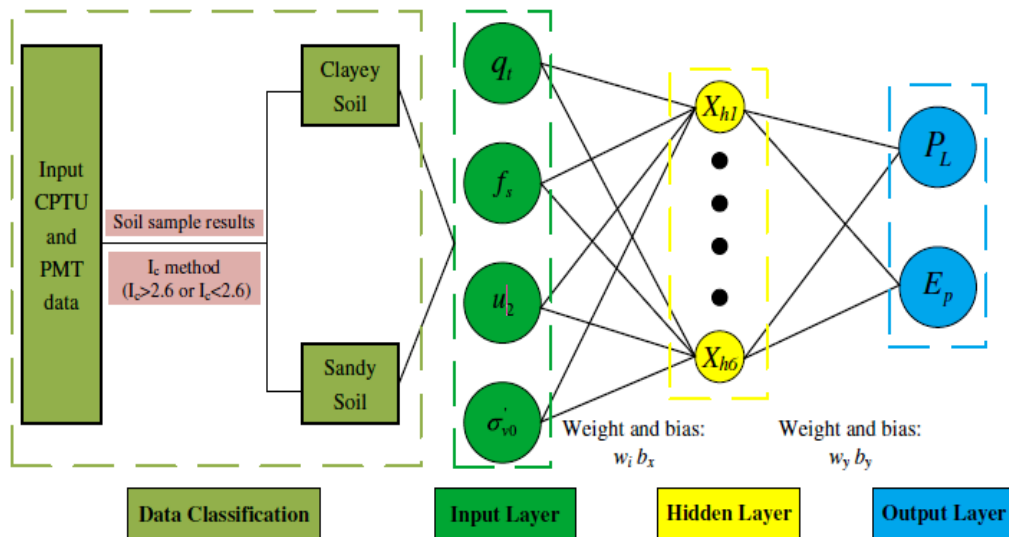


Figure 2.11 : Structure d'anticipation de Réseau de neurones artificiels MLP avec cinq variables d'entrée (Meng et al., 2021).

Examiner la validité du modèle RNA recommandé dans cette étude, les données utilisées dans le développement des modèles RNA à été appliquée en corrélation préalable et comparée à

## Chapitre 02 : Modèles de prédiction des propriétés géotechniques

la valeur recommandée modèle RNA. Les résultats de la prédiction et l'évaluation indices basés sur diverses méthodes de sol argileux et sableux les sols sont présentés dans le [Tableau 2.7](#).

**Tableau 2.7** : Modèles RNA de différentes variables d'entrée (Meng et al., 2021).

Type de RNA	N°	Type de sol	Variables d'entrée	Les sorties	MSE	R
MLS	1	Sol argileux et sablonneux	$q_t ; f_s ; u_2$	PL, EP	1.6971	0.8897
	2		$q_t ; f_s ; u_2 ; \sigma_v'0$		0.7124	0.9379
ENN	3	Sol argileux et sablonneux	$q_t ; f_s ; u_2$	PL, EP	1.5981	0.9178
	4		$q_t ; f_s ; u_2 ; \sigma_v'0$		0.4831	0.9812

No. 4 indique le modèle RNA recommandé par rapport aux autres.

### 2.4 Conclusion

L'objectif des différentes méthodes de prédiction est d'accélérer le rythme des travaux et obtenir de bons résultats. Dans cette étude bibliographique, on parle sur les modèles de prévision qui est basés sur l'expérimentation et les modèles d'intelligence artificielle comme les réseaux neurones artificiels qui basés sur l'apprentissage. Un RNA est développée pour une application distincte, ces applications incluent la reconnaissance de modèles et la classification de données via un processus d'apprentissage.

Il existe plusieurs types de RNA avec différentes applications, la synthèse bibliographique présente des modèles de prévision des propriétés géotechniques des sols avec et sans amélioration et même le développement récent des réseaux de neurones artificiels et leurs exploitations dans le domaine de la géotechnique et en spécifiant la prévision des propriétés géotechniques. L'examen confirme l'application des RNA à une répartition de la classification et prédiction, 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.

*Chapitre 03 : Conception et analyse des  
données collectées*

### **3.1 Introduction**

La prédiction des propriétés géotechniques qui facilitent les missions de l'ingénieur géotechnicien, l'usage des modèles informatiques permettent de prédire la résistance à la compression simple. Ces derniers temps, les réseaux de neurones artificiels (RNA) ont été appliqués à de nombreuses applications d'ingénierie géotechnique. Ce chapitre a pour but d'effectuer la collecte et l'organisation des bases de données afin de développer des modèles RNAs à simple usage déterminant la résistance à la compression avec une fiabilité garantie à travers la collecte des données de plusieurs travaux des recherches publiés dans plusieurs revues et journaux scientifiques.

### **3.2 Choix des propriétés géotechniques étudiées**

Dans cette partie la propriété géotechnique sélectionnée dans ce travail la résistance à la compression simple des sols argileux à faible et à forte plasticité stabilisés à la chaux et gypse qui sont indispensables pour les projets de génie civil tels que les chaussées routières, remblais routiers, remblais de tranchées, revêtements de décharge et barrages en terre. D'autre part, ce choix était également basé sur la disponibilité des données publiées dans la littérature afin de développer des modèles efficaces pour la prévision désirable et rapide de résistance à la compression des sols argileux stabilisés à la chaux et gypse, et par conséquent la réduction à la fois de la consommation du temps et des coûts de réalisation. Pour cela, un grand nombre de données ont été collectées à partir de la littérature concernant l'utilisation de la chaux et gypse en tant qu'ajout pour plusieurs applications dans les ouvrages.

On choisit  $\text{CaSO}_4$ , chaux, période,  $\text{RCS}_0$  comme des paramètres d'entrée pour identifier les influences de ces paramètres sur le comportement des argileux, mais les résultats étaient plus performant avec les quatre paramètres choisis et assurés la fiabilité du modèle qui on va développer.

Résistance à la compression simple il peut donc être utilisé pour vérifier l'efficacité de la stabilisation des sols, pour évaluer l'importance des facteurs affectant sur la résistance des sols stables et donc le choix le meilleur rapport de stabilité à adopter.

### 3.3 Essai de compression simple

L'essai de compression simple ( $\sigma_2 = \sigma_3 = 0$ ) est facile à interpréter en contraintes totales. Cet essai consiste à appliquer une charge axiale (sans confinement) sur l'échantillon du sol et l'augmenter progressivement jusqu'à la rupture. En effet, le cercle de Mohr passe par l'origine et a pour diamètre  $\sigma_1$ , d'où :  $C_u = \sigma_1/2$ . L'essai étant rapide, les résultats sont représentés en contraintes totales (Figure 3.1).

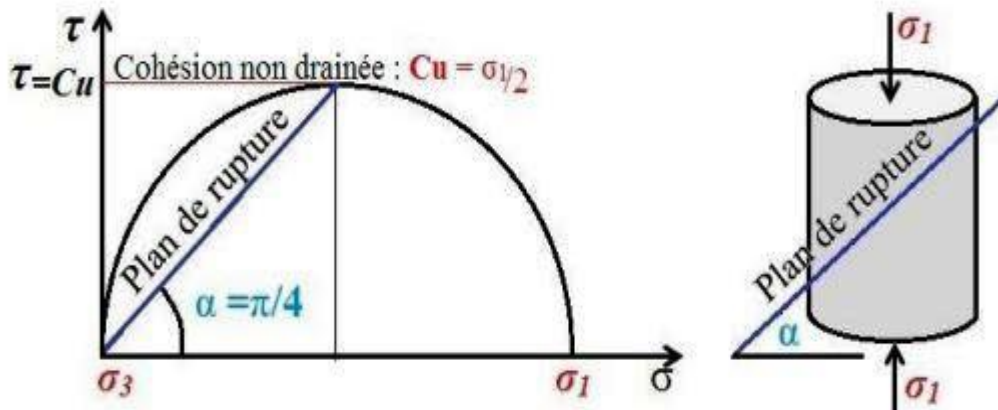


Figure 3.1 : Essai de compression simple

La résistance à la compression uniaxiale des sols présentant de la cohésion est une mesure de la cohésion apparente, et est la charge par unité de surface à laquelle le spécimen cylindrique d'un sol cohésif tombe après l'application d'une pression. Le non drainer la résistance au cisaillement du sol est la moitié de la résistance à la compression non confinée et elle est déterminée en laboratoire. La valeur de la résistance à la compression simple RCS est donnée, en fonction de la charge appliquée (P), par la relation suivante :

$$RCS = \frac{P}{A} \quad (3.1)$$

Avec,  $A = \frac{\pi D^2}{4}$  ; la section transversale de l'éprouvette

D'où la cohésion non drainée des l'argile saturée ( $\phi$  étant nul) est ;

$$C_u = \frac{RCS}{2} \quad (3.2)$$

Les valeurs de résistance à la compression simple sont influencées par divers additifs, l'ajout de chaux seul aux échantillons argile grise (GS) et d'argile rouge (RS) lors du durcissement avec  $CaSO_4 \cdot 2H_2O$  augmente l'RCS avec le durcissement période. L'augmentation de l'RCS avec le temps peut être attribuée au taux d'hydratation dû aux réactions de courte durée

### *Chapitre 03 : conception et analyse des données collectées*

entre le sol, chaux et du gypse pour former du CSH et/ou du CAH et de l'ettringite (Aldaood et al., 2014). . Cependant, à un stade précoce, il y a une forte augmentation de l'RCS des échantillons GS et RS traités avec des augmentations de la teneur en  $\text{CaSO}_4 \cdot 2\text{H}_2\text{O}$  et chaux par rapport aux échantillons durcis sans  $\text{CaSO}_4 \cdot 2\text{H}_2\text{O}$ . En revanche, à un stade ultérieur, l'RCS des échantillons GS et RS traités au L'augmente légèrement avec augmentation de la teneur en  $\text{CaSO}_4 \cdot 2\text{H}_2\text{O}$  et chaux. (Gadouri et al., 2017), la Figure 3.2 suit qui démontre un essai de résistance à la compression.



(a)



(b)



(c)



(d)

**Figure 3.5 :** Procédure du test RCS, (a) spécimen pour soumettre le test RCS, (b) installation du spécimen dans la cellule, (c) installation de la cellule dans la presse statique et démarrage du test RCS et (d) état du spécimen après le test (Gadouri et al., 2017).

### **3.3 Collecte et traitement des données**

La résistance en compression simple des sols argileux stabilisés par des additifs a été collectée à partir des travaux de recherche publiés dans la littérature pour construire les différentes bases de données, se compose des facteurs présentant une influence considérable sur la résistance à la compression simple.

Habituellement, la performance des RNA dépend de la largeur et fiabilité des données sélectionnées, et est effectivement liée à la fiabilité et division des données d'entrée employées et stockées dans la base de données pour ces raisons, la collecte de données et la sélection sont l'étape la plus importante peut affecter la modélisation RN, notamment en géotechnique.

#### **3.3.1 Analyse et conception des données**

Dans cette étude, les bases de données sont constituées des résultats recueillis à partir de plusieurs études expérimentales de différents types de sols stabilisés à la chaux et gypse publiés dans la littérature mondiale. Le [Tableau 3 1](#) représente les résultats collectés à la fois la base de données des caractéristiques la résistance à la compression simple (RCS), basé sur des sols argileux de haute et faible plasticité améliorée par différentes teneurs en chaux et gypse dans divers domaines. Les données des sols argileux stabilisés par l'utilisation de chaux et gypse ont été rassemblées et compilées à partir d'un grand nombre de recherches projets pour établir la base de données.

La base de données utilisées composé plusieurs types de sols pour développer des modèles au total, il y a 371 valeurs de RCS. Ces données ont été utilisées pour vérifier la fiabilité du modèle de prédiction RCS de sols argileux stabilisés avec des teneurs différentes de chaux et gypse avec période de cure.



## **Chapitre 03 : conception et analyse des données collectées**

**Tableau 3.1 : Variation des données pour la prévision de résistance à la compression simple.**

<b>Auteur</b>	<b>Type de sol</b>	<b>CaSO4 (%)</b>	<b>Chaux (%)</b>	<b>RCS0 (KPa)</b>	<b>période de cure (j)</b>	<b>RCSexp (KPa)</b>
<b>Gadouri et al (2017a)</b>	CL	0 – 6	0 – 8	510	0 – 120	510 – 6430
<b>Gadouri et al (2017a)</b>	CH	0 – 6	0 – 8	70	0 – 120	70 – 4800
<b>Yilmaz and Civelekoglu (2009)</b>	CH	0 – 10	0	58.7	0 – 7	58.7 – 80.10
<b>Aldood et al (2014a)</b>	CL	0 – 25	0 – 3	200	0 – 28	200 – 1400
<b>Kiliç et al (2015)</b>	CH	0 – 15	0 – 15	438	0 – 90	438 – 3391.59
<b>Degirmenci (2008)</b>	MH	0 – 25	0	1026.3	0 – 28	1026.3 – 4710.5
<b>Pekmezci et al (2012)</b>	CL	0 – 10	0 – 5	250	0 – 180	250 – 2948.2
<b>Ktnuthia and Wild (2001)</b>	CL	0 – 4	0 – 6	510	0 – 140	510 – 3367.4
<b>Ahmed et al (2011)</b>	A- 2-4	0 – 20	0	84	0 – 56	84 – 10360.8
<b>Ahmed and Ugai (2011)</b>	A- 2-4	0 – 20	0	20.9	0 – 7	20.9 – 334.3
<b>Wild et al (1998b)</b>	CL	0 – 3	0 – 6	230	0 – 28	230 – 1663
<b>Wild et al (1998a)</b>	CL	0 – 10	0 – 10	350	0 – 28	350 – 2212.6
<b>Saberian and Rahgozar (2016)</b>	CH	0 – 15	0 – 15	13.8	0 – 28	13.8 – 634.2
<b>Tilak et al (2015)</b>	CH	0 – 8	0 – 10	145.5	0 – 28	145.5 – 2009.8
<b>Tilak et al (2014)</b>	CH	0 – 8	0 – 8	145.5	0 – 28	145.5 – 2013.7
<b>Kolay and Pui (2010)</b>	CH	0 – 8	0	9.2	0 – 28	9.2 – 45.5
<b>Islam et al (2014)</b>	CH	0 – 7	0 – 10	12.3	0 – 365	12.3 – 340.4

## **Chapitre 03 : conception et analyse des données collectées**

Le **Tableau 3.2** qui montre les plages de variation des paramètres d'entrée et des sorties de la résistance à la compression simple des sols utilisés dans la base de données concernant le modèle de la prédiction de la résistance en compression simple (RCS–RNA). Ces données permettront d'assurer la fiabilité des modèles à développer pour la prévision de propriété géotechnique (RCS) des sols argileux stabilisés avec différents dosages de chaux et gypse. 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 réseaux neurones artificiels.

***Tableau 3.2** : les plages de variation des propriétés utilisées dans les bases de données pour de prévision de la résistance à la compression simple (RCS–RNA).*

<b>Paramètres d'entrées et de sorties</b>		<b>Unité</b>	<b>Minimum</b>	<b>Maximum</b>
<b>Entrées</b>	Pourcentage de CaSO4	(%)	0	25
	Pourcentage de chaux	(%)	0	15
	Résistance à la compression initiale	KPa	9.2	1026.3
	période de cure	Jours	0	365
<b>Sorties</b>	Résistance à la Compression	KPa	9.2	10360.8

### **3.3.2 Organisation de la base de données**

Les gammes de propriété du sol des ensembles de données sont présentées dans la base de données ont été divisées en trois parties, ont utilisé 60% pour l'apprentissage, 20% pour le test et dernière partie est destinées pour la validation qui représente 20%. L'ensemble de données d'entraînement était utilisé pour former le modèle RNA, l'ensemble de données de validation a été utilisé pour arrêter le processus d'apprentissage et tous les ensembles de données de test ont été utilisé pour évaluer les performances des modèles RNA après leur achèvement du processus de formation. Chaque ensemble de données comprend les facteurs qui affecter les propriétés du sol stabilisé en tenant compte des CaSO4 (%) et chaux(%) et teneur en chaux (%) et RCS0 avec période de cure (j) ont été choisis comme entrée paramètres pour la prévision du RCS (RCS comme sorties). L'étape suivante est la normalisation des données entre [-1 ; +1] avant leur introduction aux modèles RNA pour les rendre cohérents avec les limites de la fonction de transfert sigmoïde tangente employée dans la couche d'entrée et couche de sortie.

## Chapitre 03 : conception et analyse des données collectées

Tableau 3.3 : Organisation de la base de données du modèle de prévision de RCS.

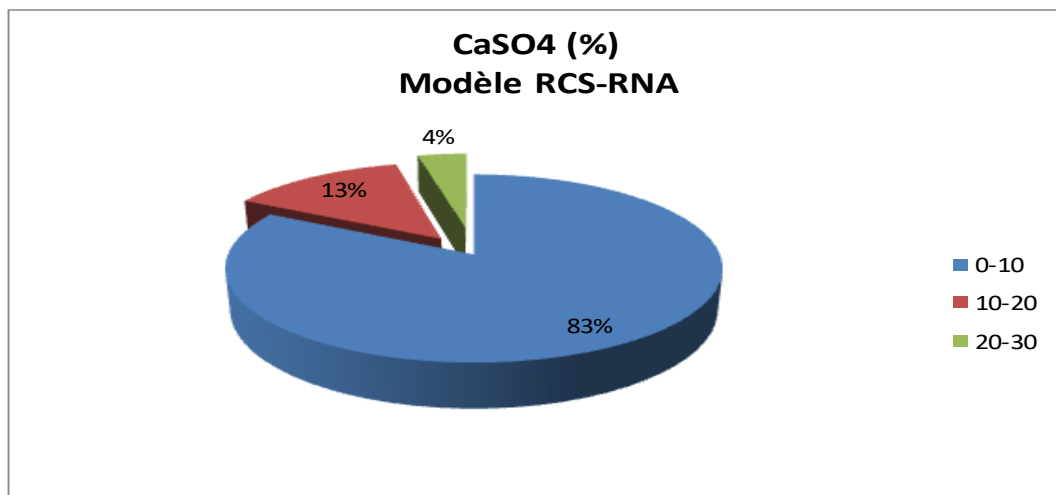
Source	Nombre de points
Gadouri et al (2017a)	45
Gadouri et al (2017a)	44
Yilmaz and Civelekoglu (2009)	5
Aldaood et al (2014a)	13
Kiliç et al (2015)	46
Degirmenci (2008)	11
Pekmezci et al (2012)	16
Ktnuthia and Wild (2001)	26
Ahmed et al (2011)	25
Ahmed and Ugai (2011)	4
Wild et al (1998)	9
Wild et al (1998)	10
Saberian and Rahgozar (2016).	19
Tilak et al (2015)	42
Tilak et al (2014)	21
Kolay and Pui (2010)	13
Islam et al (2014)	21
<b>Nombre total de points</b>	<b>371</b>
<b>Nombre de données utilisées pour l'apprentissage</b>	<b>223</b>
<b>Nombre de données utilisées pour le test</b>	<b>74</b>
<b>Nombre de données utilisées pour la validation</b>	<b>74</b>

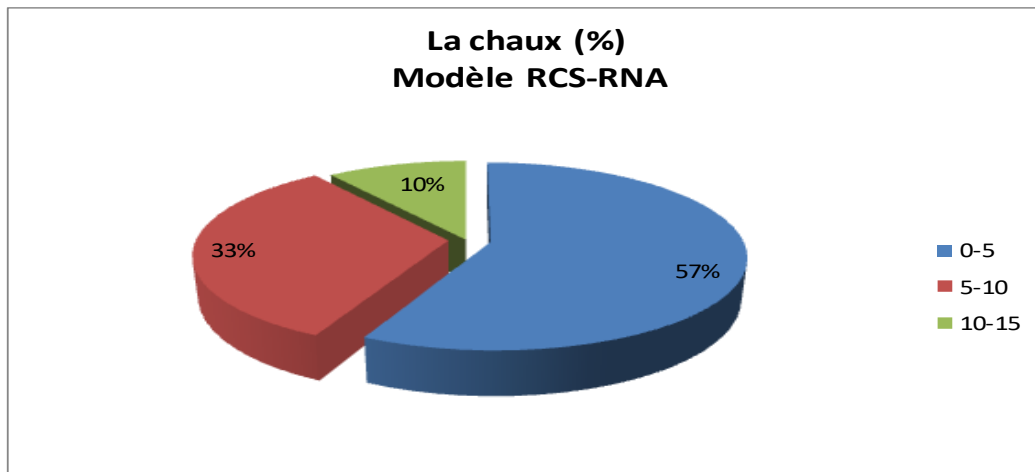
La base de données a également fait l'objet d'un traitement statistique étudié pour s'assurer de la bonne distribution de tous les points de données (Tableau 3.4). Cette étape est aussi très importante parce qu'il peut affecter la modélisation de l'RN et en particulier lorsqu'il est impliqué des données trop dispersées. De plus, la performance et l'efficacité des modèles à développer dépendent de la fiabilité ainsi que de la bonne distribution des données d'entrée utilisées et stockées dans la base de données. Pour cela, la distribution des points de données de la résistance à la compression simple est présentée aux Figures 3.3. Le plus souvent, une très bonne distribution (distribution cadencée) est observée pour la plupart des points dans la base de données là où ont observé qu'il y a certains paramètres d'entrée avec une distribution indésirable (distribution de perturbation).

## Chapitre 03 : conception et analyse des données collectées

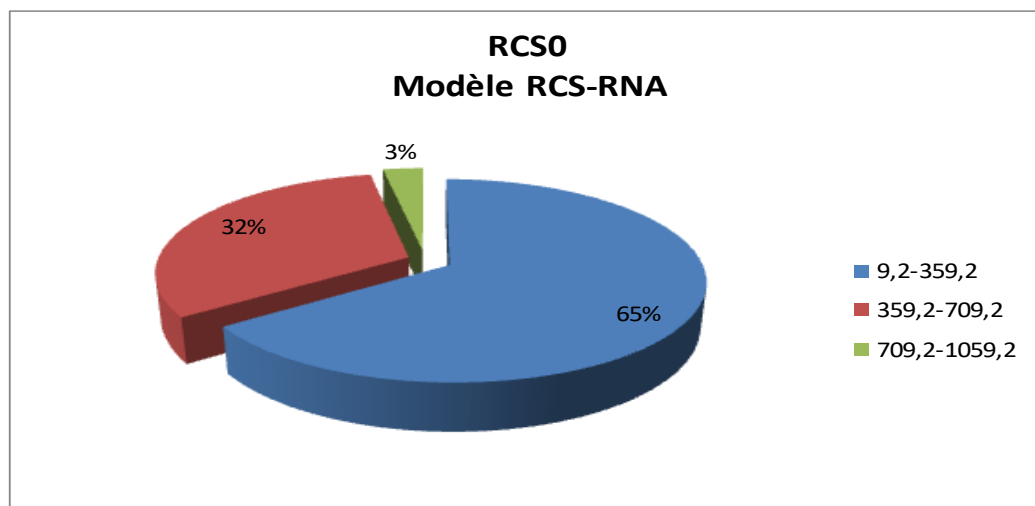
Tableau 3.4 : Distribution des valeurs d'entrée et sortie utilisées dans la base de données.

Les paramètres	Distribution (%)	Plage de variation
CaSO4 (%)	83	0-10
	13	10-20
	4	20-30
La chaux (%)	57	0-5
	33	5-10
	10	10-15
RCS0 (kPa)	65	9.2-359.2
	32	359.2-709.2
	3	709.2-1059.2
Période cure (j)	97	0-149
	2	150-299
	1	300-499

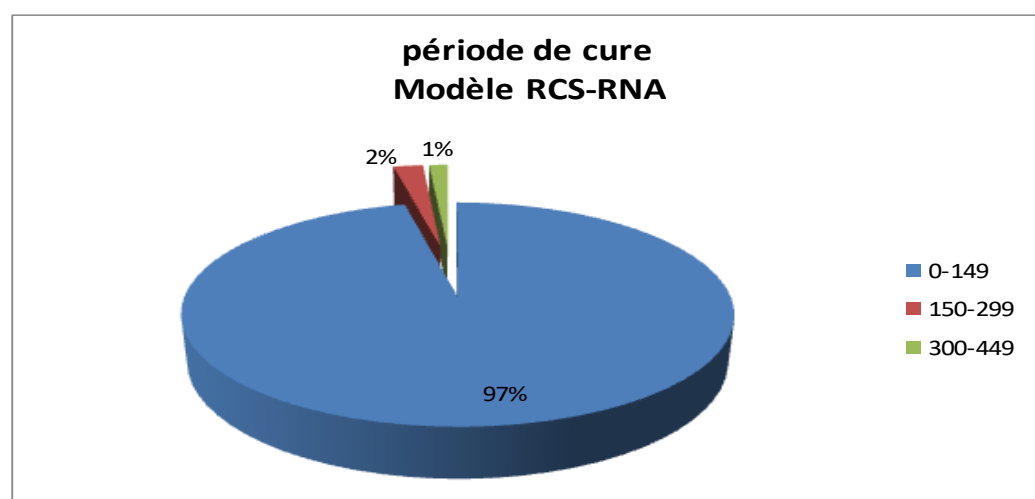




(b)



(c)



(d)

**Figure 3.3 :** Distribution des points de la base de données des entrées du modèle RCS–RNA, (a) :  $\text{CaSO}_4$  (%), (b) : teneur en chaux, (c) : résistance à la compression simple initiale, (d) : période de cure.

### 3.4 Normalisation des données

La normalisation est l'un des concepts de base de la modélisation des données relationnelles. Dans le modèle de base de données relationnelle, une bonne conception de base de données se caractérise par une redondance minimale. La normalisation est une stratégie visant à éliminer les redondances dans la base de données relationnelles. Les composants qui forment le vecteur d'entrée du réseau de neurones ont différentes limites quantitatives, ainsi que la normalisation des données est aussi très nécessaire. Si les entrées de deux neurones sont à des intervalles différents, alors le neurone avec la plus grande échelle absolue sera plus favorable durant l'apprentissage. Les composants qui forment le vecteur d'entrée du réseau de neurones ont différentes limites quantitatives, ainsi que la normalisation des données est aussi très nécessaire. Si les entrées de deux neurones sont à des intervalles différents, alors le neurone avec la plus grande échelle absolue sera plus favorable durant l'apprentissage.

$$X_n = \frac{(Y_{max} - Y_{min}) \cdot (X - X_{min})}{X_{max} - X_{min}} + Y_{min} \quad (3.3)$$

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 (dé-normalisation) par l'équation.

$$X_n = \frac{(Y_n - Y_{min}) \cdot (X_{tmax} - X_{tmin})}{Y_{tmax} - Y_{tmin}} + Y_{min} \quad (3.4)$$

Où :

$Y_n$  : 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 est contenu une manipulation facile pour prédire la résistance à la compression simple de sols argileux stabilisés à la chaux et gypse. On utilisait plusieurs résultats recueillis à

## ***Chapitre 03 : conception et analyse des données collectées***

---

partir de diverses études expérimentales fiables publiées dans la littérature afin d'obtenir différents modèles de RNA avec des précisions d'utilisation.

Ce chapitre est dédié à la création de nos bases de données, qui seront analysées et organisées, pour l'ensemble des cas collectés. À la fin une méthode de normalisation des données a été adoptée afin de faciliter le problème d'apprentissage des modèles. En outre, on a été fractionnée la base de données en trois parties : une partie pour la formation (apprentissage) et deux autres pour le test la validation respectivement pour chaque modèle.



*Chapitre 04 : Elaboration et validation du  
modèle RNA*

## **4.1 Introduction**

Ce chapitre présente l'état actuel des connaissances sur les applications des RNAs dans le domaine de l'ingénierie géotechnique afin de prédire certaines propriétés des sols argileux stabilisés avec chaux seule. Le but de cette étude est de développer un modèle RNA avec une manipulation facile pour prédire la résistance à la compression simple des sols argileux stabilisés à la chaux en présence du gypse. L'apprentissage est la phase clé dans le développement d'un modèle RNA durant le quel comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du modèle le plus performant.

L'objectif essentiel de l'apprentissage est la résolution du problème par la prévision, la classification, ... etc. L'apprentissage consiste également à extraire des conformités parmi les données utilisées pour l'entraînement du réseau.

## **4.2 Contrôle de performance**

Pour développement des modèles de prédiction de la résistance à la compression par les réseaux de neurones artificiels, on doit évaluer les variantes d'entrée ( $\text{CaSO}_4$ , chaux,  $\text{RCS}_0$ , période de cure), et la sortie (RCS). Ensuite, on détermine le nombre de couches cachées et le nombre de neurones dans chaque couche cachée.

L'étape suivante dans notre étude est le choix des paramètres d'apprentissage tels que le nombre maximal d'itérations, erreur désirée (MSE) et la durée de régularisation possible. Il convient de noter que dans les situations où il est difficile de faire un choix fiable des nombres de neurones sur la base des valeurs de corrélation(R), les valeurs MSE ont la préférence pour donner de meilleurs résultats.

## **4.3 Développement du modèle RNA**

Le type de réseaux de neurones utilisés dans cette étude est le perceptron multicouche (MLP) qui est entraîné avec l'algorithme de rétropropagation. Le MLP typique comporte un certain nombre d'éléments de traitement généralement connu sous le nom de neurones qui sont disposés en couches constituées d'une couche d'entrée, d'une couche de sortie et de couches cachées. Chaque neurone de la couche spécifique est connecté au neurone des autres couches par des connexions pondérées. L'entrée de chaque neurone de la couche précédente est multipliée par un poids de connexion ajustable. Cette entrée combinée passe ensuite par une fonction de transfert non linéaire pour produire la sortie de l'élément de traitement. Les neurones utilisent la

fonction de transfert ou d'activation suivante le modèle RNA est développé avec MATLAB version 2014a.

La fonction d'apprentissage utilisée pour l'entraînement du RNA est le Levenberg-Maquardt l'algorithme d'entraînement le plus rapide pour le multicouche et le moins convergent dans la prédiction des paramètres non linéaires comme le cas de notre étude (Kellouche et al., 2021). L'erreur quadratique moyenne (MSE) spécifie l'erreur générée lors de l'apprentissage et peut être calculé par l'équation (4.1).

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{i=N} (O_{EXP} - O_{RNA}) \quad (4.1)$$

Où :

N : est le nombre total de données.

$O_{EXP}$  : est la valeur expérimentale de la sortie

$O_{RNA}$  : est la valeur prédite de la sortie.

Les valeurs d'erreur entre les résultats expérimentaux et les résultats prédits avec les modèles RNA actuels sont exprimées par l'équation (4.2)

$$E(\%) = ABS \left( \frac{O_{EXP} - O_{ANN}}{O_{EXP}} \right) \times 100 \quad (4.2)$$

### 4.4 Conception du réseau de neurones

Pour vérifier l'efficacité des modèles RNA entraînés, il est très important de mettre à l'épreuve leur capacité à généraliser leurs prévisions au-delà des données d'entraînement et de bien performer quand il est nommé avec des ensembles de données étrangères, à l'intérieur de la plage de l'entrée paramètres utilisés dans la formation (Kellouche et al., 2021). Par conséquent, la capacité du modèle RNA proposé développée pour la prédiction. La Figure (4.1) montre les étapes de développement du modèle RNA.

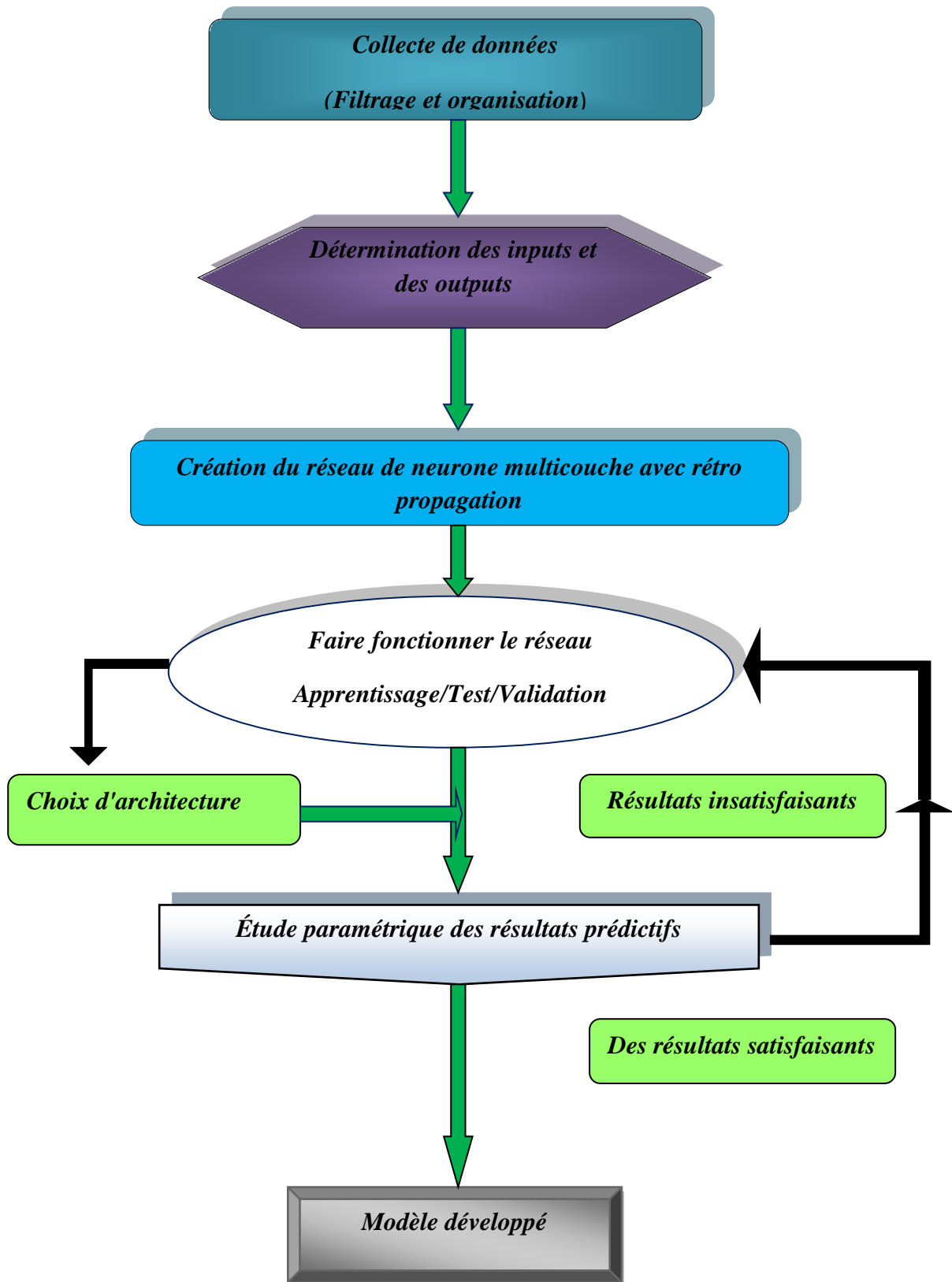


Figure 4.1 : Développement du modèle RNA.

L'option entre l'utilisation de toolbox Matlab et le code Matlab est discutée pour développer des modèles où nous avons choisis d'utiliser le code Matlab pour de bonne maîtrise des paramètres de modélisation à l'aide de RN.

### Algorithme d'apprentissage

```
clc;clearall,clearmemory,clearworkspace;
% Lecture des données et calcul des dimensions
Load BDDLI.dat; x=BDDLI(:,:);
[nlignencol] =size(x);
P=x(:,1:4);T=x(:,5);
%%%%%%%%% Normalisation
P=P'; T=T';
[Pn,Ps]=mapminmax(P);
[Tn,Ts]=mapminmax(T);

%%%%%%%%%Création du réseau de neurones
net = newff(Pn,Tn,[16],{'tansig','tansig'});
net.trainFcn='trainlm';
net=init(net);

%%%%%%%%%Paramètres d'apprentissage
net.trainParam.epochs = 100;           % Cycles d'apprentissage
                                           (Itérations)
net.trainParam.goal = 10e-5;           % Erreur désirée
net.trainParam.show = 50;              % Fréquence de progression
                                           par cycle
net.trainParam.lr= 0.1;                 % Vitesse de l'apprentissage
                                           (learning rate)
net.trainParam.mc = 0.7                 % Momentum
%Division des données
net.divideParam.trainRation = 60/100    % Apprentissage
net.divideParam.ValRation = 20/100     % Validation
net.divideParam.testRation = 20/100    % 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, 2011).

### Algorithme de simulation

```
%Lecture des données et calcul des dimensions
Load BDDBFS1.dat; x=BDDBFS1(:, :);
[nlignencol] =size(x);
P=x(:, 1:4);T=x(:, 5);

%%%%%%%%%%%% Normalisation
P=P'; T=T';
[Pn, Ps]=mapminmax(P);
[Tn, Ts]=mapminmax(T);

% Lecture des données de simu
loadEXP.dat; x=EXP(:, :);
pnew=x(:, 1:8);pnew=pnew';
pnnew = mapminmax('apply', pnew, Ps);
tnew = sim(net, pnnew);
atnew=mapminmax('reverse', tnew, Ts);
atnew = atnew';
```

Figure 4.3 : Code Matlab pour la simulation du modèle (Boukhatem, 2011).

## 4.5 Elaboration du modèle RCS-RNA

Le processus de développement de modèles pour prédire RCS est présenté dans cette section. La tâche principale du processus est de récupérer les données expérimentales collectées données contenant des informations sur le rapport de mélange des sols argileux avec la chaux et le gypse. Après la récupération des données, le prétraitement des données suit. Dans le cadre du traitement des données, plusieurs activités sont menées, normalisation des données, ingénierie des fonctionnalités et partitionnement des données. Ajustement des données à l'aide d'algorithmes d'apprentissage automatique de méthodes d'ensemble et RNA. Le processus de formation du modèle sera itéré jusqu'aux meilleurs résultats de validation obtenus en optimisant les paramètres (nombre de couches cachées, le nombre de neurones dans les couches cachées, l'erreur optimale, la fonction de transfert, la fraction des données conçues pour l'apprentissage, le test et la validation) (Kellouche et al., 2021).

Les modèles obtenus sont ensuite évalués à l'aide d'un ensemble de données de test qui n'a pas été vu auparavant par le modèle.

### 4.5.1 Processus de sélection du meilleur modèle

Au cours du développement de notre modèle de prédiction de la résistance à la compression, on a passé par plusieurs modèles avant la sélection de celui le plus performant. Dans cette partie, on présente dix (10) modèles de prévision de la résistance à la compression des sols argileux améliorée par la chaux en présence du gypse, résumés dans le [Tableau 4.1](#)

**Tableau 4.1 :** Itérations des modèles de prédiction de RCS des sols argileux améliorés à la chaux et le gypse.

N	NCC	NNCC	Fonction de transfert	Phase d'apprentissage (%)	Phase de Test (%)	Phase de validation (%)	R	MSE
1	1	5	Tansig	60	20	20	0.9034	0.029
2	1	8	Tansig	60	20	20	0.9108	0.010
3	1	10	Tansig	60	20	20	0.9192	0.011
4	1	15	Tansig	80	10	10	0.9337	0.009
5	1	10	Tansig	80	10	10	0.9183	0.012
6	1	20	Tansig	80	10	10	0.9270	0.009
7	1	10	Tansig	70	15	15	0.9271	0.022
8	1	12	Tansig	70	15	15	0.9228	0.017
9	1	15	Tansig	70	15	15	0.9223	0.051
10	1	16	Tansig	60	20	20	0.9257	0.009

*NC : Nombre de couches cachées ; NCC : Nombres de neurones dans les couches cachées*

D'après le coefficient de corrélation R et l'erreur quadratique moyenne MSE, on remarque que le modèle 10 est le plus performant avec un coefficient de corrélation le plus élevée ( $R=0.9257$ ) et l'erreur MSE la plus faible ( $MSE = 0.009$ ).

### 4.5.2 Architecture du modèle sélectionné

Une architecture d'une seule couche cachée constituée de 16 neurones correspond au modèle le plus performant pour la prévision de la résistance à la compression simple (Figure 4.4). La teneur en chaux, pourcentages de  $\text{CaSO}_4$ , la période de cure (T) et la résistance à la compression simple initiale  $\text{RCS}_0$  ont été considérées comme des paramètres d'entrée pour avoir la résistance à la compression (RCS) en sortie.



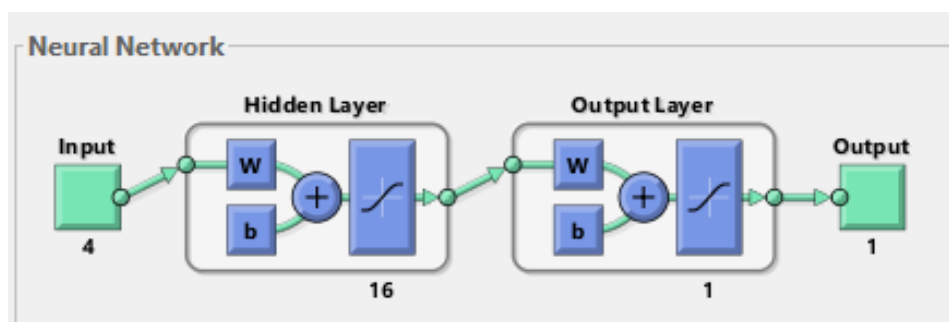
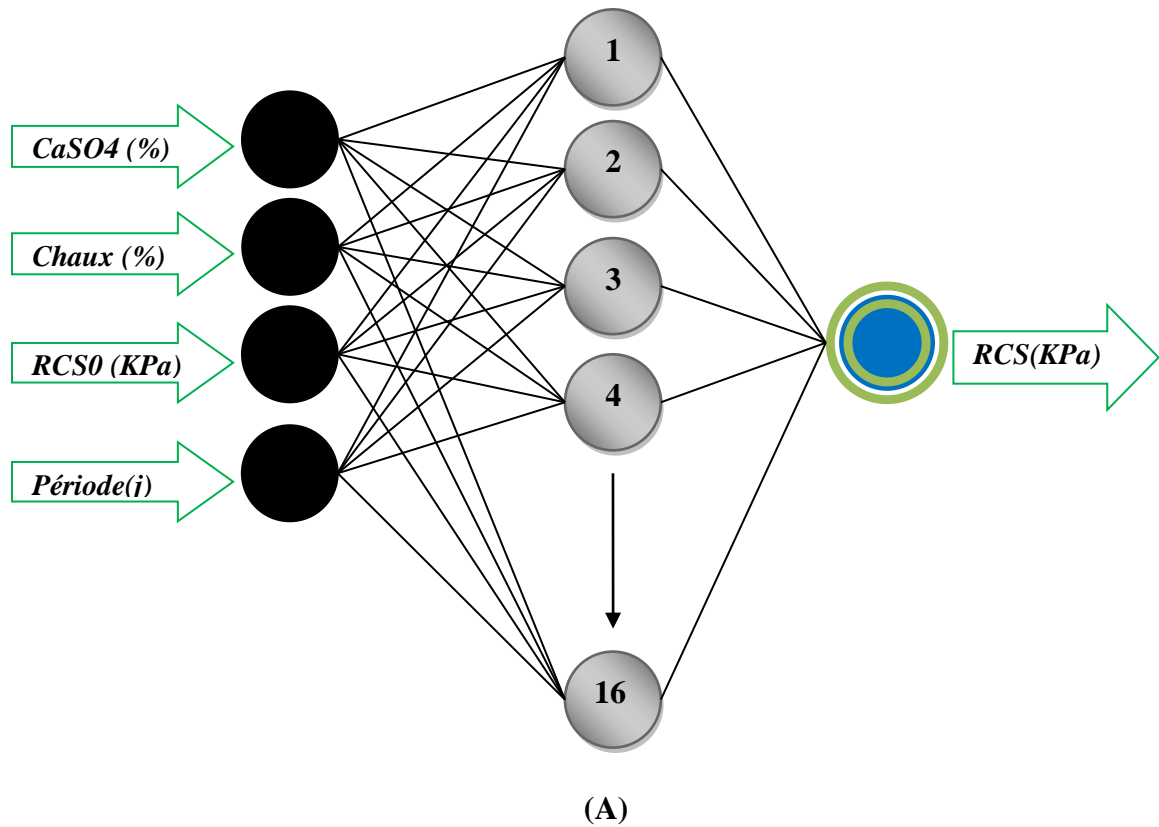


Figure 4.4 : Architecture du modèle de prévision de RCS : A) simulée ; B) sur Matlab.

Le Tableau 4.2 résume les paramètres d'apprentissage utilisés dans la modélisation RNA. La Figure 4.5 montre la performance du modèle, comme le montre la Figure 4.6, les valeurs de corrélation entre résultats prévus et expérimentaux concernant le modèle RCS–RNA étaient d'environ 0.9257.

## Chapitre 04 : Elaboration et validation du modèle RNA

Tableau 4.2 : les paramètres d'apprentissage utilisés dans la modélisation RNA.

Paramètres RN	Valeurs et Nomination sur MATLAB
Fonction d'apprentissage	'trainlm' (Levenberg Marquardt)
Fonction de Transfert	'tansig' (Fonction non linéaire)
Fonction de Performance	'mse' (mean square error)
Fonction de Division	'dividerand'
Cycles d'apprentissage	100
Nombre de neurones dans la couche d'entrée	04
Nombre de couches cachées	01
Nombre de neurones dans la couche cachée	16
Nombre de neurones dans la couche de sortie	01

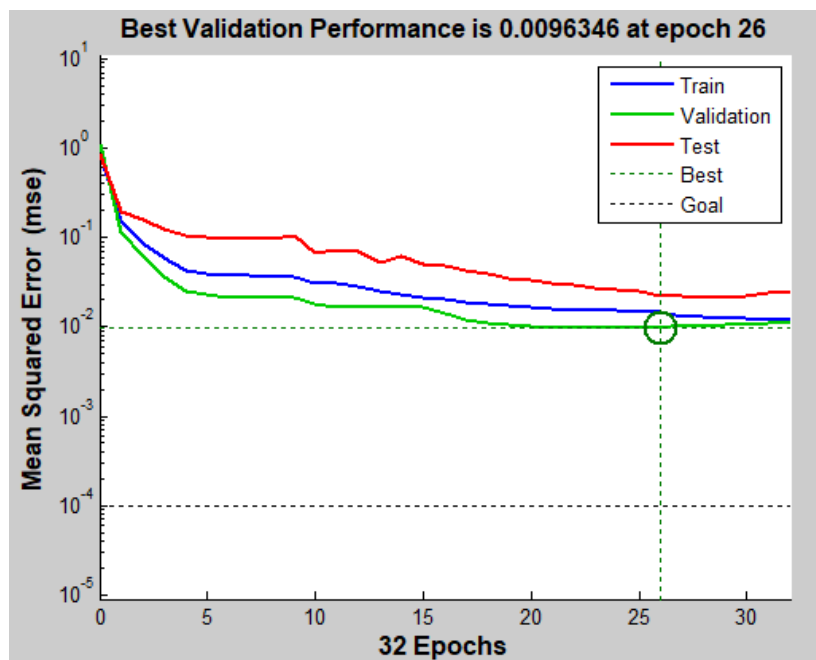


Figure 4.5 : Performance du modèle (MSE) RCS-RNA.

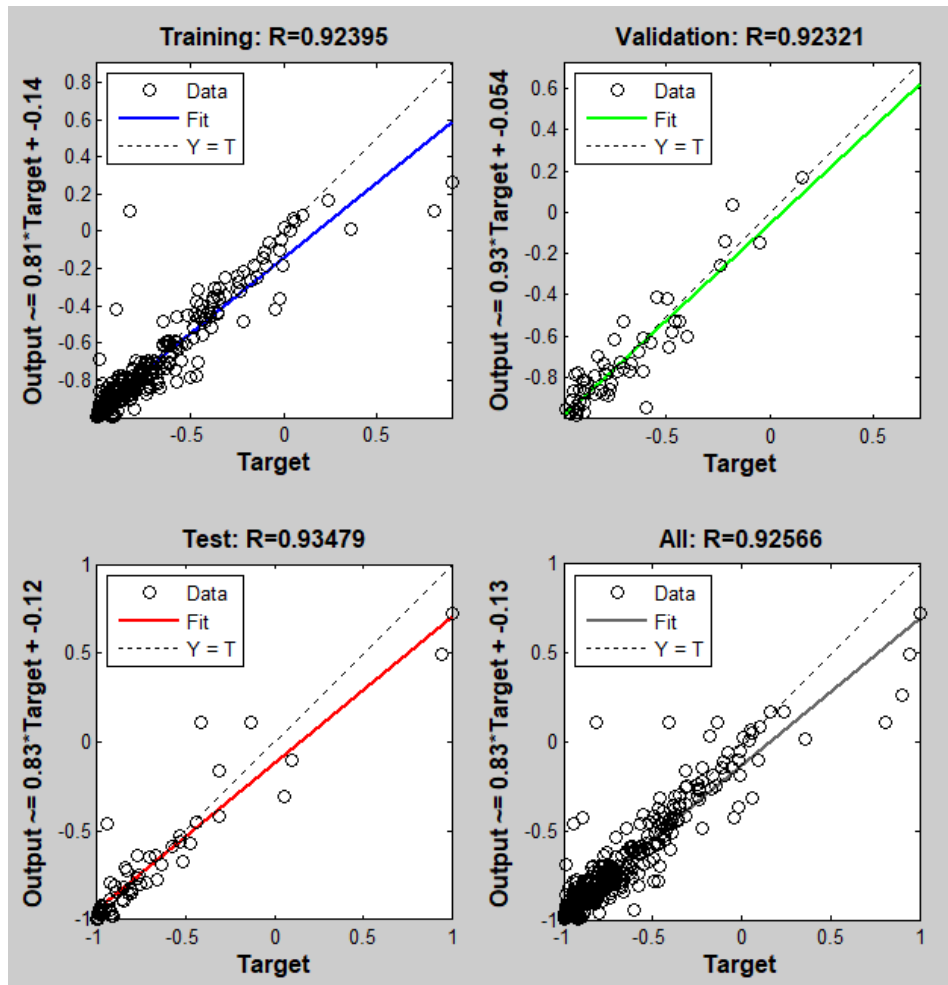


Figure 4.6 : Valeurs de régression d'apprentissage, test, validation et générale du modèle RCS-RNA.

## 4.6 Etude paramétrique

Le modèle de prédiction de résistance à la compression simple des sols stabilisés à la chaux et gypse sélectionné sur la base de performance statistique (R) et (MSE) doit passer par une étude de sensibilité pour juger sa fiabilité (Kellouche et al., 2021). Pour cette raison, il est nécessaire d'établir une étude paramétrique afin de mettre en évidence les changements dans le comportement de résistance à la compression simple des sols stabilisés lorsque les pourcentages de chaux et gypse changent. Elle se base sur des distributions statistiques supposées dans les données. Pour cela, l'effet de la variation du dosage en chaux et gypse sur les propriétés physico-mécaniques proprement dites a été évalué.

### 4.6.1 Effet de la chaux sur la résistance à la compression

Pour détecter l'influence la teneur en chaux sur la résistance à la compression simple, on a fixé les valeurs de RCS0 et de  $\text{CaSO}_4$  en (0%) et on a varié le pourcentage de la chaux (4, 5, 6, 7, 8 et 9%) à différents âges (3, 7, 14 et 28 jours) comme le montre le Tableau 4.3 il est à noter

que les valeurs choisies dans l'étude paramétrique doivent être incluses dans les plages de variation des valeurs de la BDD utilisée lors d'établissements du modèle (Kellouche et al., 2021).

**Tableau 4.3 :** Paramètres d'entrées utilisés dans l'étude paramétrique du modèle RCS-RNA (CaSO4 0%).

CaSO4 (%)	La chaux (%)	RCS0 (KPa)	Période de cure (j)
0	4	200	3
0	5	200	3
0	6	200	3
0	7	200	3
0	8	200	3
0	9	200	3
0	4	200	7
0	5	200	7
0	6	200	7
0	7	200	7
0	8	200	7
0	9	200	7
0	4	200	14
0	5	200	14
0	6	200	14
0	7	200	14
0	8	200	14
0	9	200	14
0	4	200	28
0	5	200	28
0	6	200	28
0	7	200	28
0	8	200	28
0	9	200	28

Les résultats sont présentés sur la Figure 4.7. L'analyse paramétrique était basée sur différentes valeurs de teneur en chaux et période de cure, nous pouvons remarquer une augmentation de la résistance à la compression simple avec l'augmentation de la teneur en chaux et la durée de cure. En effet, la résistance à la compression simple est passée de 500 KPa à 676.45 KPa avec l'addition de 9% en 3 jours de cure, et la résistance a augmenté de 641.60 KPa à 754.20 KPa pour une teneur en chaux 9% en 28 jours de cure.

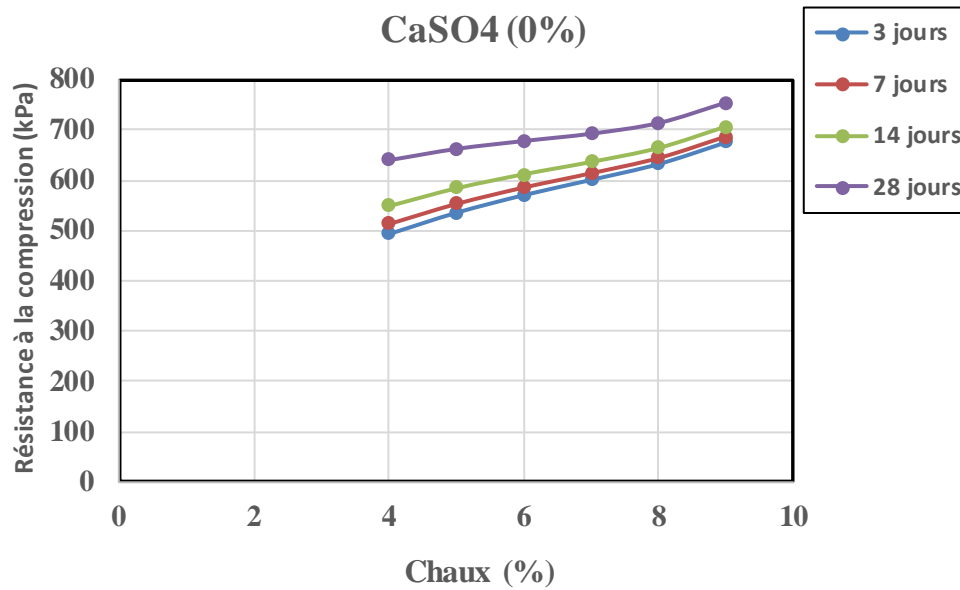


Figure 4.7 : Effet de la chaux sur la RCS.

C'est connu dans la littérature que le traitement des sols argileux avec la chaux provoque une augmentation considérable à la résistance à la compression simple, ce comportement a été mentionné par différents chercheurs (Yi Cai et al., 2006 ; Sakr et al., 2009 ; Sahoo and Pradhan.,2010 ; Kavak and Baykal., 2012 ; Gadouri et al.,2017).

L'interaction sol-chaux à court terme comprend les cations réactions d'échange, agglomérations et floculation qui transforment le sol en matériaux d'ingénierie plus pratiques (Padmaraj., 2021). De plus, certains chercheurs (Khattab et al., 2008 ; Pomakhina et al., 2012 ; Jha and Sivapullaiah., 2015) ont constaté que le comportement de résistance des sols était grandement amélioré après le traitement à la chaux.

#### 4.6.2 Effet du gypse sur la résistance à la compression simple

Pour détecter l'effet de la teneur en gypse sur la résistance à la compression simple, on a fixé la résistance à la compression initiale RCS0 et la teneur en chaux en (0%) et on a varié le pourcentage de CaSO4 (0, 2, 4, 6, 8 et 10%) à différents âges (3, 7, 14 et 28 jours) comme résumé dans le Tableau 4.4.

## Chapitre 04 : Elaboration et validation du modèle RNA

Tableau 4.4 : Paramètres d'entrées utilisés dans l'étude paramétrique du modèle RCS-RNA (Chaux 0%).

CaSO4 (%)	La chaux (%)	RCS0 (KPa)	Période de cure (j)
0	0	200	3
2	0	200	3
4	0	200	3
6	0	200	3
8	0	200	3
10	0	200	3
0	0	200	7
2	0	200	7
4	0	200	7
6	0	200	7
8	0	200	7
10	0	200	7
0	0	200	14
2	0	200	14
4	0	200	14
6	0	200	14
8	0	200	14
10	0	200	14
0	0	200	28
2	0	200	28
4	0	200	28
6	0	200	28
8	0	200	28
10	0	200	28

La Figure 4.8 présente la variation des résultats de résistance à la compression simple pour les sols argileux avec différentes teneurs en gypse, et toujours se base sur des distributions statistiques supposées dans les données. Comme y indiqué, la résistance à la compression a augmenté de 255.166 KPa à 1424.803 KPa entre 3 et 28 jours, pour une teneur du gypse de 6% suivi par une diminution légère jusqu'à 8% à 3, 7 et 14 jours de cure.

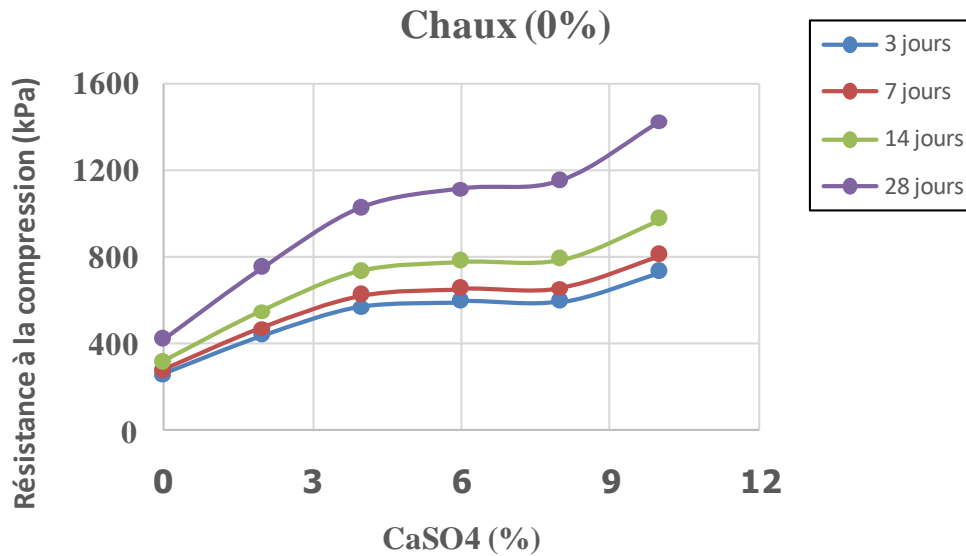


Figure 4.8 : Effet de l'addition de 0 % de chaux sur la RCS en présence du gypse.

Ce comportement est en concordance avec les résultats obtenus par plusieurs chercheurs (Yilmaz and Civelekoglu., 2009 ; Degirmenci., 2008 ; Pekmezci et al., 2012 ;Kiliç et al., 2015). La quantité de gypse dans les sols traités à la chaux contrôle le comportement de résistance, qui est également une fonction de la période de durcissement.

#### 4.6.3 Effet de la chaux en présence du gypse sur la résistance à la compression simple

Pour voir l'effet de la chaux en présence de différents pourcentages de CaSO<sub>4</sub> sur la résistance à la compression, on a fixé la résistance à la compression simple initiale (RCS0) et on a varié le pourcentage de la chaux (4, 6, 8 et 10%) à différents âges (3, 7, 14 et 28 jours) (Tableau 4.4).

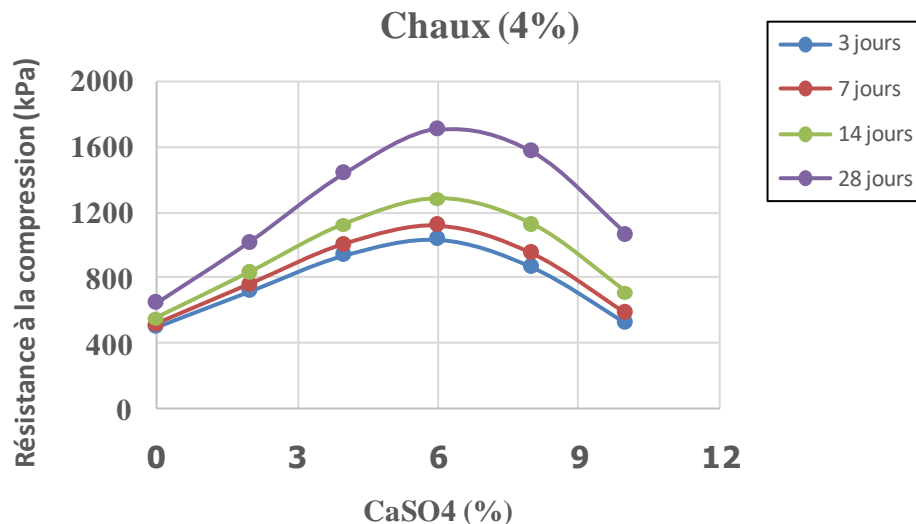
Tableau 4.5 : Paramètres d'entrée utilisés pour l'étude paramétrique concernant le modèle RCS–RNA.

CaSO4 (%)	Chaux (%)	RCS0	Période de cure (j)
0	4, 6, 8, 10	200	3, 7, 14, 28
2	4, 6, 8, 10	200	3, 7, 14, 28
4	4, 6, 8, 10	200	3, 7, 14, 28
6	4, 6, 8, 10	200	3, 7, 14, 28
8	4, 6, 8, 10	200	3, 7, 14, 28
10	4, 6, 8, 10	200	3, 7, 14, 28



Pour influence de 4% de chaux sur la résistance on a fixé (RCS0) et on a varié le pourcentage du gypse (0, 2, 4, 6, 8 et 10%) à différents âges (3, 7, 14 et 28 jours).

La Figure 4.9 présente la variation des résultats de résistance à la compression simple pour 4% de chaux avec différents teneurs en gypse. On remarque une augmentation de résistance à la compression simple entre 0 jusqu'à 6% de CaSO<sub>4</sub>. Au-delà 6% de gypse on remarque une diminution de la résistance à la compression pour toutes les périodes de cure.



**Figure 4.9 :** Effet de l'addition de 4 % de chaux sur la RCS en présence du gypse

Pour voir l'effet de 6% de chaux sur la résistance à la compression simple, on a fixé (RCS0) et on a varié le pourcentage de CaSO<sub>4</sub> (0, 2, 4, 6, 8 et 10%) à différents âges (3, 7, 14 et 28 jours).

La Figure 4.10 présente la variation des résultats de résistance à la compression simple pour 6% de chaux avec différents dosages de gypse. On remarque que la résistance à la compression a augmenté de 572.166 KPa à 1666,598 KPa entre 3 et 28 jours pour une teneur en gypse de 0 à 6%, suivi par une diminution de résistance au-delà 6% de CaSO<sub>4</sub> pour tous les âges.

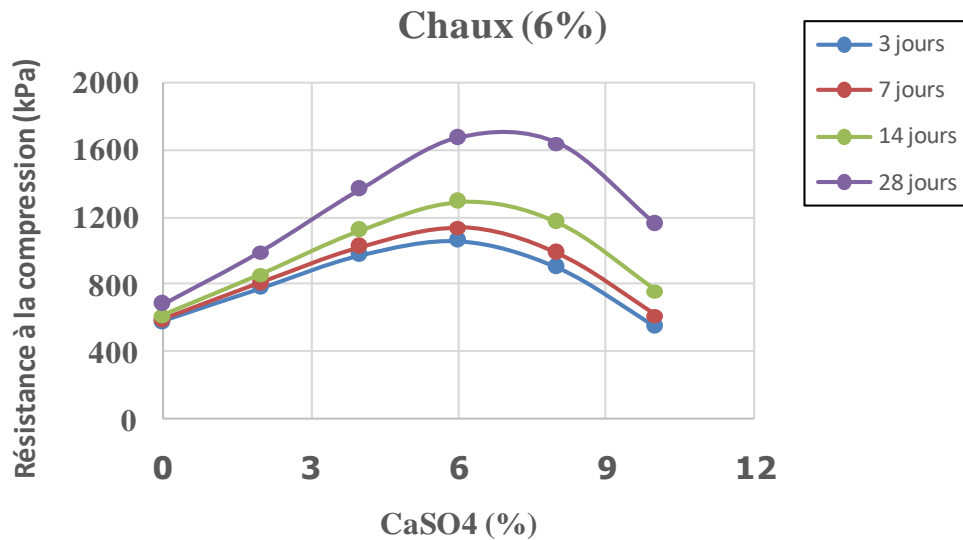


Figure 4.10 : Effet de l'addition de 6% de chaux sur la RCS à différents dosages de gypse

Cette fois-ci on a fixé la (RCS0) et on a varié le pourcentage du gypse (0, 2, 4, 6, 8 et 10%) pour voir l'effet de 8% sur la résistance à la compression à différents âges (3, 7, 14 et 28 jours).

La Figure 4.11 montre la variation de la résistance à la compression traitée au 8% de chaux par différent teneur en gypse avec des périodes des cures 3, 7, 14 et 28 jours. A partir des résultats obtenus durant cette étude on a observé une augmentation de résistance à la compression simple entre 0 à 6% de CaSO4. Au-delà 6% de gypse on remarque à diminution dans la résistance à la compression pour 3, 7 et 14 jours, et aussi il y a une augmentation de résistance entre 0 à 7% de CaSO4 et remarqué abaissement dans la RCS entre 7 à 10% pour 28 jours.

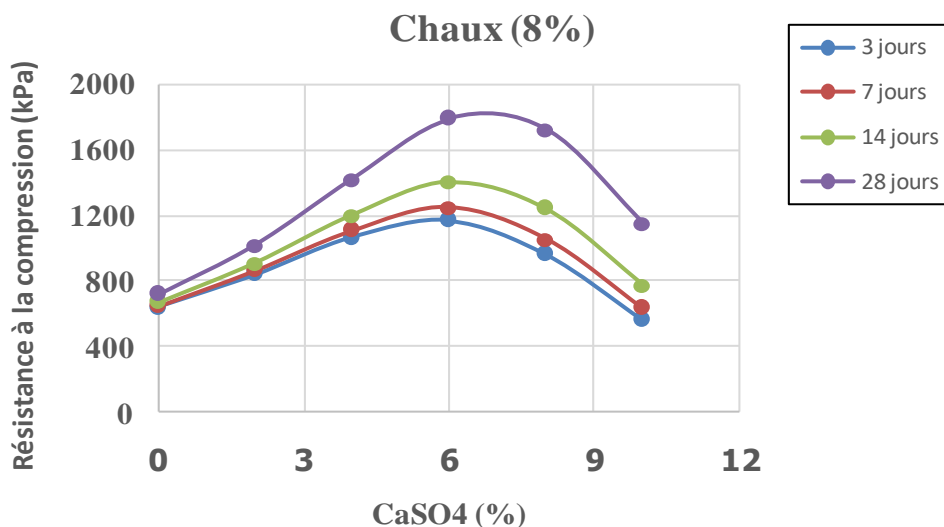
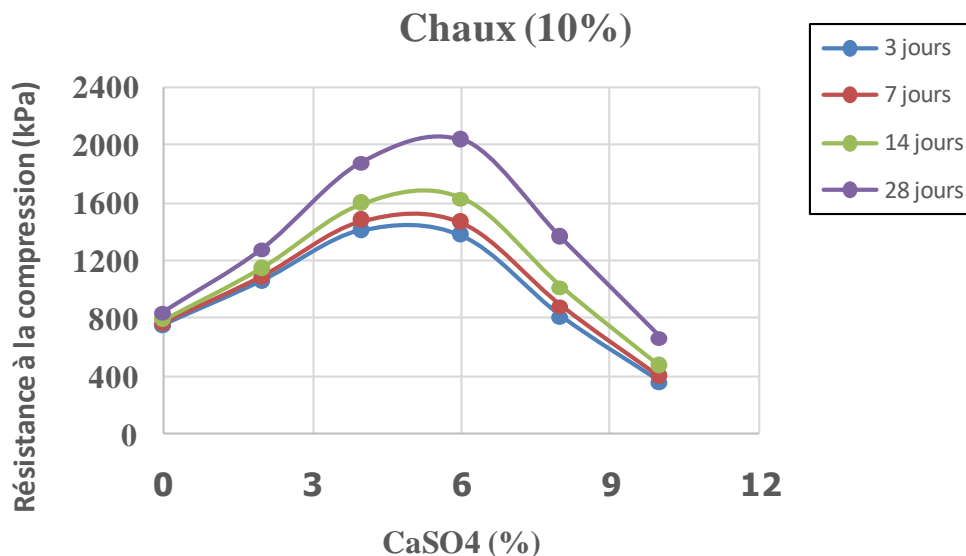


Figure 4.11 : Effet de l'ajout de 8% de chaux à différents dosages de gypse sur la RCS

Pour étudier l'effet de 10% de chaux, l'analyse paramétrique est basée sur différentes valeurs de gypse (0-10%) et de temps de cure (3, 7, 14 et 28 jours) avec fixation de la RCS0.

Les résultats du gain de la RCS avec le temps de cure sont présentés sur la Figure 4.12. On a remarqué une augmentation de résistance à la compression de 750,886 KPa jusqu'à 2028,866 KPa après l'addition de 6% de  $\text{CaSO}_4$  pour 3 à 28 jours. Au-delà de 6% de  $\text{CaSO}_4$ , la résistance diminue progressivement dans toutes les périodes de cure.



**Figure 4.12 :** Résultats de l'effet de 10% par différents dosages en chaux sur le paramètre RCS

A partir des résultats obtenus durant cette étude paramétrique on a pu constater une remarque commune entre les variations de teneur en chaux (4, 6, 8, et 10%) pour certains dosages de gypse ; où il y a une augmentation de résistance à la compression simple entre 0 à 6% de  $\text{CaSO}_4$  avec la chaux, et au-delà de 6 % de  $\text{CaSO}_4$  on a remarqué une diminution dans résistance à la compression. Le même comportement a été mentionné par différents chercheurs (Tilak et al., 2014 ; Kiliç et al., 2015 ; Kumar Jha and Sivapullaiah., 2015 ; Aldaood et al., 2021).

La stabilisation à la chaux améliore les propriétés géotechniques des sols. Cependant, dans de nombreux cas, lorsque le gypse est présent dans les sols, des effets néfastes ont été observés lorsque les sols sont traités à la chaux. Pour comprendre les mécanismes impliqués dans la stabilisation des sols gypseux par la chaux, une série de macro et micro essais avec différents paramètres (gypse et pourcentages de chaux, teneur en eau, conditions de cure) sont nécessaires ont à établir avant la stabilisation (Aldaood et al., 2021).

### 4.7 Validation du modèle RCS–RNA

Les résultats du modèle RCS-RNA ont été validés par une étude de comparaison avec d'autres données provenant d'autres études expérimentales, soit un total de 27 points (Kumar Jha and Sivapullaiah., 2015 ; Aldaood et al., 2021). Le Tableau 4.6 résume les résultats de comparaisons entre les résultats expérimentaux et les valeurs prévues par le modèle RCS-RNA, cette comparaison s'est basée sur l'erreur relative calculée par la formule suivante :

$$E(\%) = ABS\left(\frac{O_{EXP} - O_{ANN}}{O_{EXP}}\right) \times 100 \quad (4.3)$$

Où :  $O_{EXP}$  est la valeur expérimentale de la propriété et  $O_{ANN}$  est celle de la valeur prévue.

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

Auteur	CaSO4 (%)	Chaux (%)	RCS0 (kPa)	Age (jour)	RCS-EXP (kPa)	RCS-RNA (kPa)	Erreur (%)
<b>Kumar Jha and Sivapullaiah (2021)</b>	0	2	320,4	7	377,81	446,04	18,06
	0	2	320,4	14	428,18	440,04	2,77
	0	2	320,4	28	451,12	426,76	5,40
	1	2	320,4	3	338,18	614,90	81,82
	1	2	320,4	7	381,79	614,28	60,89
	0	4	320,4	14	437,71	712,18	62,71
	0	4	320,4	28	491,80	687,39	39,77
<b>Aldaood et al (2021)</b>	0	3	190	2	425,17	426,27	0,26
	5	3	190	2	799,32	922,29	15,38
	25	3	190	7	960,85	1111,58	15,68
	0	3	190	28	756,80	649,92	14,12
	10	3	190	28	1215,99	1147,42	5,64
	0	5	190	2	425,00	509,27	19,83
	5	5	190	2	701,406	974,00	38,86
	10	5	190	2	669,50	470,94	29,66
	25	5	190	2	515,28	585,75	13,68
	0	5	190	7	625,02	536,45	14,17
	5	5	190	7	1009,76	1073,40	6,30
	25	5	190	7	823,64	658,91	20,00
	5	5	190	28	1834,74	1643,55	10,42
	10	10	190	2	538,59	368,23	31,63
	25	10	190	2	305,47	221,94	27,35
	0	10	190	7	570,74	711,28	24,62
	10	10	190	7	771,70	420,73	45,48
25	10	190	7	562,701	234,65	58,30	
0	10	190	28	996,79	815,38	18,20	
<b>Erreur Relative Moyenne (ERM)</b>							<b>26,03%</b>

La comparaison faite entre les résultats obtenus par le modèle RCS-RNA avec les résultats expérimentaux collectés de la littérature a donné une erreur relative moyenne de 26%. Ce résultat indique que notre modèle développé par les RNAs est performant et peut généraliser pour de nouvelles données bien qu'il soit limité dans des plages de données bien spécifiées.

Enfin, on peut juger que notre modèle a une certaine fiabilité qui pourra s'améliorer au futur avec l'élargissement de la base de données utilisée lors d'établissements du modèle. D'autre part, l'optimisation de l'architecture choisie pourra être faite avec un système hybride par exemple en utilisant l'algorithme génétique avec les RNAs pour atteindre des niveaux de performances plus élevés.

### **4.8 Conclusion**

Ce chapitre a été consacré au développement d'un modèle de prévision de la résistance à la compression simple des sols stabilisés avec la chaux et gypse dont les paramètres d'entrées sont très simples. L'apprentissage de rétropropagation a été utilisé dans le processus de développement du modèle pour l'entraînement, le test et la validation. Plusieurs modèles ont été présentés pour les différentes architectures et paramètres d'apprentissage, pour sélectionner celui ayant les meilleures performances statistiques.

Le modèle RCS-RNA choisie pour la prévision de la résistance à la compression simple des sols améliorés à la chaux en présence de gypse a atteint un coefficient de corrélation de 0.9257 et une erreur MSE de 0.009.

Une étude paramétrique a été établie afin de mettre en évidence les changements dans le comportement de résistance pour les différents pourcentages de chaux et de gypse, montrant la concordance des résultats prédits avec la littérature.

Et enfin, une comparaison des résultats expérimentaux de trois chercheurs avec celles prédites par notre modèle RN a montré sa capacité de généralisation dans une plage de données bien spécifiée qui pourra s'améliorer en élargissant plus notre base de données au futur. D'autre part, l'optimisation de l'architecture choisie pourra être faite avec un système hybride par exemple en utilisant l'algorithme génétique avec les RNAs pour atteindre des niveaux de performances plus élevés.

*Conclusions générales*  
*Recommandations et perspectives*

### **Conclusions générales**

En géotechnique, les sols sont considérés comme des matériaux de base en faisant supporter les ouvrages projetés ou de les utiliser aussi comme matériaux de construction. Les argiles peuvent servir comme matériaux de remblai dans le cas des noyaux des couches de forme, il suffit d'assurer leurs étanchéité à l'eau afin d'éviter à affronter les problèmes d'instabilités. Elles constituent en général une assise acceptable lorsqu'elles sont recouvertes par d'autres couches de terrain. En revanche, elles sont dangereuses lorsqu'elles s'affleurent au niveau du sol, du fait de leur instabilité, et également les différentes techniques d'amélioration et de renforcement des sols instables.

En effet, ces techniques d'amélioration des sols sont largement utilisées à travers le monde en vue de consolider des terrains ayant une structure hétérogène et inconstructible. La stabilisation chimique des sols par l'utilisation des additifs peut être efficace et elle reste jusqu'à présent la plus utilisée et la moins onéreuse. Le besoin de laboratoires virtuels pour le gain de coûts et de temps, et avec la croissance d'utilisation des ajouts dans l'amélioration des sols cela nous a mené à se penché sur l'usage des RNAs afin de développer des modèles fiables, simples et à usage large pour la prévision de toutes les propriétés géotechniques d'un sol amélioré par différents ajouts.

On a constaté que plusieurs chercheurs ont établi des modèles réseaux de neurones afin de faire la prévision des propriétés des sols sans ou avec amélioration mais après avoir vu de nombreuses applications des RNAs pour les sols améliorés, les résultats montrent que les études exposées dans ce travail, ces techniques ont prouvé leur performance

La collecte des données, leurs traitements et leurs sélections est considérée comme la plus importante car elle affecte directement la modélisation avec les réseaux de neurones artificiels. Les bases des données utilisées pour le développement des modèles sont collectées à partir de différentes sources, plusieurs paramètres ont été pris en compte. En raison de la normalisation des données, ces dernières ont été examinées et filtrées par la technique de normalisation de Min-Max car ce dernier est en accord avec les bornes de la fonction de transfert tangente hyperbolique utilisée.

Dans cette étude on a développée plusieurs modèle pour prédiction la résistance à la compression simple et en fin on a choisi le modèle le plus performant avec un coefficient de corrélation le plus élevée ( $R = 0.9257$ ) et l'erreur MSE la plus faible ( $MSE = 0.009$ ). L'étude paramétrique montrée que le modèle élaborer qui aider pour prédiction la résistance à la



## ***Conclusions générales. Recommandations et perspectives***

---

compression simple, et aussi identifier l'influence de différent pourcentage de chaux et gypse sur le comportement de RCS.

Pour vérifier l'efficacité de notre modèle développé, il est important de mettre à l'épreuve leur capacité à généraliser leurs 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. Par conséquent, la capacité des modèles RNAs proposés pour la prévision de RCS lorsqu'ils se présentent avec de nouvelles données obtenues par d'autres résultats provenant d'autres recherches exclues des données d'apprentissage doivent être validées. La comparaison faite entre les résultats obtenus par le modèle RCS-RNA avec les résultats expérimentaux collectés de la littérature a donné une erreur relative moyenne de 26%. Ce résultat indique que notre modèle développé par les RNAs est performant et peut généraliser pour de nouvelles données bien qu'il soit limité dans des plages de données bien spécifiées.

### **Recommandations et perspectives**

- Il est souhaitable d'élargir la base de données employée dans le développement des modèles car le nombre de données est un facteur important dans la modélisation avec réseaux de neurones artificiels.
- Aussi il est très important à mettre à l'épreuve la capacité des réseaux de neurones artificiels pour la prévision des autres propriétés géotechniques (perméabilité, les paramètres de cisaillement, le gonflement, la cohésion....) des sols améliorés 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 RNAs 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 plusieurs des ajouts combinés. L'effet de ces différents ajouts peut s'avérer complémentaire.
- Etablir des modèles pour la prédiction des propriétés géotechniques des sols stabilisés en présence des fibres.
- Elaboration d'un modèle numérique à base de réseaux de neurones artificiels qui est défini comme étant une augmentation de volume du sol en présence de l'eau des sols stabilisés par des additifs minéraux.

## *Références bibliographiques*

## *Références bibliographiques*

**A. Aussem (1995).** *Théorie et applications des réseaux de Neurones Récurrents et Dynamiques à la Modélisation et au contrôle Adaptatif des Processus Dynamiques* », Thèse Doctorat, Université Paris V, Juin 1995.

**Afès, M. and Didier, G. (2000).** Stabilisation des sols gonflants: cas d'une argile en provenance de Mila (Algérie), *Bull Eng Geol Env.*, Vol. 59, pp. 75–83.

**Ahmed, A., & Ugai, K. (2011).** Environmental effects on durability of soil stabilized with recycled gypsum. *Cold regions science and technology*, 66 (2-3), 84-92.

**Ahmed, A., Ugai, K., & Kamei, T. (2011).** Investigation of recycled gypsum in conjunction with waste plastic trays for ground improvement. *Construction and Building Materials*, 25(1), 208-217.

**Aldaood, A., Bouasker, M., & Al-Mukhtar, M. (2014).** Geotechnical properties of lime-treated gypseous soils. *Applied Clay Science*, 88, 39-48.

**Aldaood, A., Bouasker, M., & Al-Mukhtar, M. (2021).** Mechanical behavior of gypseous soil treated with lime. *Geotechnical and Geological Engineering*, 39(2), 719-733.

**Aldaood, A., Bouasker, M., Al-Mukhtar, M. (2014).** "Impact of wetting–drying cycles on the microstructure and mechanical properties of lime-stabilized gypseous soils." *Engineering Geology*. 174, pp. 11–21. 2014.

**Al-Mukhtar, M., Khattab, S. and Alcover, J. (2012).** Microstructure and geotechnical properties of lime-treated expansive clayey soil, *Engineering Geology.*, Vol. 139-140, pp. 17–27.

**Al-Swaidani, A., Hammoud, I. and Meziab, A. (2016).** Effect of adding natural pozzolana on geotechnical properties of lime-stabilized clayey soil, *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*.

**Asgari, M. R., Baghebanzadeh Dezfuli, A. and Bayat, M. (2015).** Experimental study on stabilization of a low plasticity clayey soil with cement/lime, *Arab J Geosci.*, Vol. 8, pp. 1439–1452.

**B. Kosko (1990).** « *Unsupervised Learning in Noise* », *IEEE Trans. Neural Net*, Vol.1, N°1, pp.44-57, Mars 1990.

**Cokca, E. (2001).** Uses of class c fly ashes for the stabilization of an expansive soil. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, 127(7), 568-573.

*Construction, 1(C255), C255-1.*

**Cortes, Corinna; Vapnik, Vladimir N. (1995).** "Support vector networks", Machine Learning. 20 (3), pp. 273–297, doi:10.1007/BF00994018. S2CID 206787478

**Cuisinier, O., Auriol, J., Le Borgne, T. and Deneele, D. (2011).** Microstructure and hydraulic conductivity of a compacted lime-treated soil, *Engineering Geology.*, Vol. 123, pp. 187–193.

**Degirmenci, N. (2008).** The using of waste phosphogypsum and natural gypsum in adobe stabilization. *Construction and Building Materials*, 22(6), 1220-1224.

**Dhawale, A. W., & Banne, S. P. (2022).** Comparative Study of Application of Artificial Neural Networks for Predicting Engineering Properties of Soil: A Review. In *Proceedings of Fourth International Conference on Inventive Material Science Applications* (pp. 751-763). Springer, Singapore

**Gadouri, H., Harichane, K., & Ghrici, M. (2017).** Effect of calcium sulphate on the geotechnical properties of stabilized clayey soils. *Periodica Polytechnica Civil Engineering*, 61(2), 256-271.

**Gadouri, H., Harichane, K., & Ghrici, M. (2017).** *Effects of Na<sub>2</sub>SO<sub>4</sub> on the geotechnical properties of clayey soils stabilised with mineral additives.* International Journal of Geotechnical Engineering, 11(5), 500-512. Murray HH (2006) Applied clay mineralogy: occurrences, processing and applications of kaolins, bentonites, palygorskitesepiolite, and common clays. Elsevier, Amsterdam.

**Gadouri, H., Harichane, K., & Ghrici, M. (2017).** Effect of calcium sulphate on the geotechnical properties of stabilized clayey soils. *Periodica Polytechnica Civil Engineering*, 61(2), 256-272.

**Garzón, E., Cano, M., O`Kelly, B.C. and Sánchez-Soto, P.J. (2016).** Effect of lime on stabilization of phyllite clays, *Applied Clay Science*, pp. 1-6.

**Garzón, E., Cano, M., O`Kelly, B.C. and Sánchez-Soto, P.J. (2016).** Effect of lime on stabilization of phyllite clays, *Applied Clay Science*, pp. 1-6.

**George, S.Z., Ponniah, D.A. and Little, JA. (1992).** Effect of temperature on lime-soil stabilization, *CONSTRUCTION & BUILDING MATERIALS.*, Vol. 6, No 4, pp. 247-252.

**Guney, Y., Sari, D., Cetin, M. and Tuncan, M. (2007).** Impact of cyclic wetting–drying on swelling behavior of lime-stabilized soil, *Building and Environment.*, Vol. 42, pp. 681–688.

**Harichane, K., Ghrici, M., Kenai, S. and Grine, K. (2011).** Use of Natural Pozzolana and Lime for Stabilization of Cohesive Soils, *Geotech Geol Eng.*, Vol. 29, pp. 759–769.

**Hilt GH, Davidson DT (1960).** Lime fixation in clayey soils. *Highw Res Board Bull* 262:20–32.

**Ibrahim S.F. (2013).** Evaluation of Geotechnical Properties and Liquefaction Behavior of Cohesive Subgrade Soil Stabilized with Fly Ash, Gypsum and Lime. *In: Laloui L., Ferrari A. (eds) Multiphysical Testing of Soils and Shales. Springer Series in Geomechanics and Geoengineering. Springer, Berlin, Heidelberg, 323-329.*

**Jeremiah, J. J., Abbey, S. J., Booth, C. A., & Kashyap, A. (2021).** Results of Application of Artificial Neural Networks in Predicting Geo-Mechanical Properties of Stabilised Clays—A Review. *Geotechnics*, 1(1), 147-171.

**Jha, A. K., & Sivapullaiah, P. V. (2015).** Susceptibility of strength development by lime in gypsiferous soil—A micro mechanistic study. *Applied Clay Science*, 115, 39-50.

**Jha, A.K., Sivapullaiah, P.V. (2015).** Mechanism of improvement in the strength and volume change behavior of lime stabilized soil, *Engineering Geology.*, Vol. 198, pp. 53–64

**Kavak, A. and Baykal, G. (2012).** Long-term behavior of lime-stabilized kaolinite clay, *Environ Earth Sci.*, Vol. 66, pp. 1943–1955.

**Khattab, S.A. A., Al-Juari, K.A. K. and Al-Kiki I.M. A. (2008).** Strength, Durability and Hydraulic Properties of Clayey Soil Stabilized with Lime and Industrial Waste Lime, *Al-Rafidain Engineering.*, Vol.16, No.1, pp. 102-116.

**Khatti, J., & Grover, K. S. (2021).** Determination of Permeability of Soil for Indian Soil Classification System using Artificial Neural Network Technique. *Invertis Journal of Science & Technology*, 49.M

**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.

**Kosko, B., (1994).** Neural networks and fuzzy systems: a dynamical systems approach to machine intelligence. Prentice Hall, New Delhi.

**Liu, W.; Principe, J.C.; Haykin, S. (2010).** Kernel Adaptive Filtering: A Comprehensive Introduction, John Wiley, ISBN 978-0-470-44753-6.

**Magnan (J.-P.) (1983).** *Méthodes pratiques pour la résolution des problèmes posés par les drains verticaux*. Laboratoire Central des Ponts et Chaussées. Note technique de la Division de géotechnique – Mécanique des sols 1, Paris, 30 p, (1983).

**Magnan (J.-P.) (1983).** *Théorie et pratique des Drains verticaux*. 335 p., Paris, Technique et Documentation-Lavoisier

**Magnan, J. P., & Pilot, G. (1988).** Amélioration des sols. *Techniques de l'ingénieur*.

**Moayedi, H., Mosallanezhad, M., Rashid, A. S. A., Jusoh, W. A. W., & Muazu, M. A. (2020).** A systematic review and meta-analysis of artificial neural network application in geotechnical engineering: theory and applications. *Neural Computing and Applications*, 32(2), 495-518.

**Mouroux, P., Margron, P., & Pinte, J. C. (1988).** La construction économique sur sols gonflants. *Manuels et méthodes-Bureau de recherches géologiques et minières*, (14).

**Nalbantoglu, Z., (2006).** Lime stabilization of expansive clay. In: Al Rawas AA, Goosen MFA, editors. *Expansive Soils-Recent Advances in Characterization and Treatment*. Taylor & Francis Group, Balkema, London, pp. 341-348.

**Osula, D.O.A. (1991).** Lime modification of problem laterite, *Engineering Geology*., Vol. 30, pp. 141-154.

**Padmaraj, D., & Arnepalli, D. N. (2021).** Durability of Cementitious Phases in Lime Stabilization: A Critical Review. *Problematic Soils and Geoenvironmental Concerns*, 483-491.

**Phanikumar, B. R., & Raju, E. R. (2020).** Compaction and strength characteristics of an expansive clay stabilized with lime sludge and cement. *Soils and Foundations*, 60(1), 129-138.

**Pomakhina, E., Deneele, D., Gaillot, A., Paris, M. and Ouvrard, G. (2012).** <sup>29</sup>Si solid state NMR investigation of pozzolanic reaction occurring in lime-treated Ca-bentonite, *Cement and Concrete Research*., Vol. 42, pp. 626–632.

**Pomakhina, E., Deneele, D., Gaillot, A., Paris, M. and Ouvrard, G. (2012).** <sup>29</sup>Si solid state NMR investigation of pozzolanic reaction occurring in lime-treated Ca-bentonite, *Cement and Concrete Research*., Vol. 42, pp. 626–632.

**Poznyak, T.I.; Chairez Oria, I.; Poznyak, A.S. Background (2019).** Dynamic Neural Networks. In *Ozonation and Biodegradation in Environmental Engineering*; Elsevier: Amsterdam, The Netherlands, 2019; pp. 57–74.

**Rajakumar, C.; Babu, G.R (2021).** Experimental study and neural network modelling of expansive sub grade stabilized with industrial waste by-products and geogrid. *Mater. Today Proc.* 2021, 46, 131–137

**Rasmussen, C.E.; Williams, C.K.I (2006).** Gaussian Processes for Machine Learning, MIT Press, ISBN 978-0-262-18253-9

**Sahoo, J.P. and Pradhan, P.K. (2010).** Effect of Lime Stabilized Soil Cushion on Strength Behaviour of Expansive Soil, *Geotech Geol Eng.*, Vol. 28, pp. 889–897.

**Sharma, L.K., Sirdesai, N.N., Sharma, K.M. and Singh, T.N. (2018).** Experimental study to examine the independent roles of lime and cement on the stabilization of a mountain soil: A comparative study, *Applied Clay Science.*, Vol. 152, pp. 183-195.

**Sharma, V.; Rai, S.; Anurag Dev (2012).** A. A Comprehensive Study of Artificial Neural Networks. *Int. J. Adv. Res. Comput. Sci. Softw.Eng.* 2012, 2, 278–284, ISSN 2277 128X.

**Stoltz, G., Cuisinier, O. and Masrouri, F. (2012).** Multi-scale analysis of the swelling and shrinkage of a lime-treated expansive clayey soil, *Applied Clay Science.*, Vol. 61, pp. 44–51.

**Tabarsa, A., Latifi, N., Osouli, A., & Bagheri, Y. (2021).** Unconfined compressive strength prediction of soils stabilized using artificial neural networks and support vector machines. *Frontiers of Structural and Civil Engineering*, 15(2), 520-536.

**Tailliez, S. (1998).** *Etude expérimentale du comportement mécanique des sols granulaires injectés* (Doctoral dissertation, Châtenay-Malabry, Ecole centrale de Paris).

**Tipping, Michael E. (2001).** "Sparse Bayesian Learning and the Relevance Vector Machine", *Journal of Machine Learning Research*, 1, pp. 211–244.

**Uppal, H.L., Chadda, L.R. (1967).** Physico-chemical changes in the lime stabilization of black cotton soil (India), *Eng. Geol.*, Vol. 2 (3), pp. 179–189

**Vastrad, C (2013).** Performance Analysis of Neural Network Models for Oxazolines and Oxazoles Derivatives Descriptor Dataset. *Int. J. Inf. Sci. Tech.* 2013, 3, 1–15.



**Vitale, E., Deneele, D., Paris, M and Russo, G. (2017).** Multi-scale analysis and time evolution of pozzolanic activity of lime treated clays, *Applied Clay Science.*, Vol. 141, pp. 36–45.

**WANG, Y., CUI, Y. J., TANG, A. M., TANG, C. S. and BENAHMED, N. (2015).** Effects of aggregate size on water retention capacity and microstructure of lime-treated silty soil, *Géotechnique Letters.*, Vol. 5, pp. 269–274.

**Yong, R.N. and Ouhadi, V.R., (2007).** Experimental study on instability of bases on natural and lime/cement stabilized clayey soils, *Applied Clay Science.*, Vol. 35, pp. 238-249.