



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

**Elaboration d'un modèle (RNA) pour la
prédiction de quelques propriétés géotechniques
des sols argileux améliorés par la chaux**

Réalisé par :

Mr. NEFRADJI Bilal
Mlle. MECHTI Nour El-Imane

Déposé le : 26/06/2022

Encadré par :

Dr. KELLOUCHE Yasmina MCA Université Khemis-Miliana Promotrice

Expertisé/examiné à distance par :

Dr. MEZIANI Brahim MCB Université Khemis-Miliana Président

Dr. GADOURI Hamid MCA Université Khemis-Miliana Examineur

Année universitaire : 2021/2022



Dédicace

Afin d'être reconnaissant envers ceux qui m'ont soutenu et encouragé à réaliser ce travail de recherche, je dédie ce mémoire :

A mon père, que Dieu lui fasse miséricorde

A ma chère mère, que Dieu la protège

*A mon frère **Youcef**, que Dieu lui fasse miséricorde*

*Et à tous mes sœur, surtout **Naziha** et **Samiha***

Et à tous les enfants de la famille

*Surtout **Manal**, la perle de la famille*

***Muhammad** l'enfant bien-aimé*

*Et au plus jeune de la famille, **Ismail***

*Et l'amour de mon coeur **Louie***

*A mon collègue qui est parti avant de terminer le mémorandum, que Dieu lui fasse miséricorde **ABOUN ABDLATIF***

*A notre promotrice **Dr KELLOUCHE.Y***

*À tous mes collègues, en particulier mon collègue **Iman** et **Walid**, qui ont partagé le travail avec nous, aigre-doux*

Et à tous ceux qui m'ont soutenu de loin ou de près



Bilal



Dédicace

A cœur vaillant rien d'impossible Grâce à la volonté divine d'ALLAH notre Dieu tout puissant et bienveillant qui m'a permis d'achever et de présenter ce travail.

*Je dédie ce modeste travail A celui qui m'a voulue toujours et m'a aidée pour mieux avancer durant toute ma vie avec son amour, sa confiance , ses prières et ses encouragements **Le plus cher papa***

*A celle qui m'a donné l'amour , la compréhension , la tendresse , le courage et la femme dont l'affection , la grandeur d'âme et l'esprit m'ont permis d'arriver à Surmonter tous les objectifs pour pouvoir donner le meilleur **Ma très chère mère .***

*Je dédie ce travail comme une charité permanente à un esprit que j'ai souhaité parmi les personnes présentes , que Dieu ait pitié de toi, mon **ami Aboun Abdul Latif***

*mes cher frères **ISLAM , SOUHAIB***

*A mes belles sœur **NACIRA ,ILHAM***

*A mes neveux **IKHLAS , ANES , KASIM***

*A mon binôme **BILAL***

*A notre promotrice **Dr KELLOUCHE.Y***

*. Et toutes mes proches familles **MECHTI et MABROUKI** en reconnaissance de leurs encouragements*

A tous mes amis pour leurs sympathies et leurs solidarités envers moi.



Nour el imane

Remerciements

*Avant toute chose, je tiens à remercier Dieu le Tout Puissant ,
pour m'avoir donné la force et patience .*

*Au terme de ce travail, je tiens à remercier tous les intervenants
et toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à sa
réalisation, en particulier:*

*Je témoigne, en premier lieu, à remercier notre promotrice, Dr.
KELLOUCHE Yasmina, Enseignante chercheur à l'Université de
Khemis Miliana et directrice de ce mémoire, pour avoir bien accepté de
diriger mon travail, pour sa patience et surtout pour tout ce qu'il a
apporté directement ou indirectement à ma formation, pour ses bons
conseils qu'elle m'a promulgué*

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

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

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



المخلص

التربة غير المستقرة هي نوع من التربة التي لها قابلية الإنتفاخ بسبب تشبعها بالماء، و يعود ذلك الى نوع المعادن الطينية المكونة لها ، حيث يزداد حجم التربة بشكل كبير مسببا أضرار كبيرة للمنشآت المنجزة عليها، و لذلك فمن الضروري دراسة خواص التربة وكيفية معالجتها؟. هذا البحث يهدف إلى دراسة لتحسين الخصائص الجيوتقنية للتربة عن طريق إضافة نسب مختلفة من الجير، وتحديد نسبة الجير المثلى، والزمن الأمثل للمعالجة. و بما أن الطرق المعتادة للتجارب المخبرية مرهقة وتستغرق وقتا طويلا وجد تكلفة لمكاتب الدراسات ولمؤسسات الإنجاز، فقد أصبح استخدام تقنية الشبكة العصبية الاصطناعية بفعالية إلى حد ما للتنبؤ بمؤشر اللدونة، والكثافة الجافة القصوى، ومحتوى الماء الأمثل للتربة المستقرة بالجير. ولهذا السبب تم تطوير نموذج تنبؤ بواسطة قاعدة بيانات مكونة من 127 نقطة معطيات مستخرجة من بحوث منشورة حيث تم جمعها من النتائج التجريبية السابقة للعديد من الأبحاث بالنظر الى العوامل الجيوتقنية المدروسة. أظهر أداء التعلم والإختبار والتحقق من صحة النموذج المطور في هذه الدراسة علاقة ارتباط جيدة بلغت 89.64 % بمتوسط خطأ تربيعي قدر بـ 0.092. من ناحية أخرى فقد أثبتت الدراسة البارامترية ومقارنة القيم المتوقعة مع النتائج التجريبية للباحثين الآخرين أداء حسنا للنموذج المطور والذي يمكن تطويره مستقبلا بزيادة حجم قاعدة البيانات المستعملة و اللجوء إلى تقنية أخرى مثل تقنية لوغاريتمات الوراثة إلى جانب تقنية الشبكة العصبية الاصطناعية للحصول على نتائج أكثر دقة و مصداقية.

الكلمات المفتاحية: إنتفاخ التربة ، التحسين ، الجير، الشبكات العصبية الاصطناعية، مؤشر اللدونة.

Abstract

Unstable soil is a type of soil that has the ability to swell due to its saturation with water, and this is due to the type of clay minerals that make up it, as the size of the soil increases dramatically, causing great damage to the facilities built on it, and therefore it is necessary to study the properties of the soil and how to treat it ?. This research aims to study the improvement to geotechnical properties of the soil by adding different proportions of lime, and to determine the optimum proportion of lime, and the optimum treatment time. Since the usual methods of laboratory experiments are cumbersome and time consuming and found costly for study offices and achievement institutions, the use of artificial neural network technique has become simple and fairly effective to predict plasticity index, maximum dry density, and optimum moisture content of lime stabilized soils. For this reason, a prediction model was developed using a database consisting of 127 data points extracted from published researches, which were collected from the previous experimental results of many researches in view of the studied geotechnical factors. The performance of learning, testing and validation of the model developed in this study showed a good correlation of 89.64% with an average squared error of 0.092. On the other hand, the parametric study and comparing the expected values with those of the experimental results of other researchers proved a good performance of the developed model, which can be developed in the future by increasing the size of the database used and the use of other techniques such as the technique of inheritance algorithms in addition to the artificial neural network technology to obtain more accurate and credible results.

Key words: soil swelling, improvement, lime, artificial neural networks, plasticity index,

Résumé

Un sol instable est un type de sol qui a la capacité de gonfler en raison de sa saturation en eau, et cela est dû au type de minéraux argileux qui le composent, car la taille du sol augmente considérablement, causant de gros dommages aux structures installées. construit dessus, et il est donc nécessaire d'étudier les propriétés du sol et comment le traiter ?. Cette recherche vise à étudier pour améliorer les propriétés géotechniques du sol en ajoutant différentes proportions de chaux, et à déterminer la proportion optimale de chaux, et le temps de traitement optimal. Étant donné que les méthodes habituelles d'expériences en laboratoire sont lourdes et chronophages et coûteuses pour les bureaux d'études et les entreprises de réalisation, l'utilisation de la technique des réseaux neuronaux artificiels est devenue simple et assez efficace pour prédire l'indice de plasticité, la densité sèche maximale et la teneur en eau optimale des sols stabilisés la chaux. Pour cette raison, un modèle de prédiction a été développé à l'aide d'une base de données composée de 127 points de données extraits de recherches publiées, qui ont été collectés à partir des résultats expérimentaux précédents de nombreuses recherches contenues des paramètres géotechniques étudiés. Les performances d'apprentissage, de test et de validation du modèle développé dans cette étude ont montré une bonne corrélation de 89,64 % avec une erreur quadratique moyenne de 0,092. D'autre part, l'étude paramétrique et la comparaison des valeurs attendues avec celles des résultats expérimentaux de d'autres chercheurs ont prouvé la bonne performance du modèle développé, qui peut être développé à l'avenir en augmentant la taille de la base de données utilisée et l'utilisation d'autres techniques telles que la technique des algorithmes d'héritage en plus de la technologie des réseaux de neurones artificiels pour obtenir plus des résultats précis et crédibles.

Mots clés : gonflement du sol, amélioration, chaux, réseaux de neurones artificiels, indice de plasticité.

Table des matières

<i>Dédicace</i>	<i>I</i>
<i>Remerciements</i>	<i>II</i>
<i>المخلص</i>	<i>III</i>
<i>Abstract</i>	<i>IV</i>
<i>Résumé</i>	<i>V</i>
<i>Table des matières</i>	<i>VI</i>
<i>Liste des figures</i>	<i>VII</i>
<i>Liste des tableaux</i>	<i>VIII</i>
<i>Liste des notations</i>	<i>IX</i>

Introduction générale

<i>I - Généralités</i>	<i>1</i>
<i>II – But de travail</i>	<i>2</i>
<i>III – Plan de travail</i>	<i>2</i>

Chapitre 1 Amélioration des propriétés géotechniques d'un sol argileux

<i>1.1 Introduction</i>	<i>3</i>
<i>1.2 Les sols instables :</i>	<i>3</i>
<i>1.2.1 Les argiles :</i>	<i>3</i>
<i>1.2.1.1 Définitions des argiles :</i>	<i>3</i>
<i>1.2.1.2 Différents types d'argile</i>	<i>4</i>
<i>1.2.2 Les marnes :</i>	<i>6</i>
<i>1.2.3. Les limons et les lœss</i>	<i>7</i>
<i>1.2.4. Tourbes</i>	<i>7</i>
<i>1.3 Techniques d'amélioration des sols</i>	<i>8</i>
<i>1.3.1 Stabilisation mécanique</i>	<i>9</i>
<i>1.3.1.1 Compactage</i>	<i>9</i>
<i>1.3.1.1.1 Compactage de surface</i>	<i>9</i>
<i>1.3.1.1.2. Compactage dynamique</i>	<i>9</i>

1.3.1.1.3 Vibro-compactage	10
1.3.2. Stabilisation hydrodynamique.....	10
1.3.2.1 Pré-chargement ou pré-compression	10
1.3.2.2 Accélération de la consolidation par les drains verticaux	11
1.3.3. Stabilisation thermique.....	12
1.3.3.1 Déshydratation.....	12
1.3.3.2. La congélation	12
1.3.4. Stabilisation chimique (Les Additifs).....	12
1.3.4.1Utilisation de la chaux et du ciment.....	13
1.3.4.1.1 Utilisation de la chaux	13
1.3.4.1.2Utilisation du ciment	14
1.3.4.1.3 Utilisation des ajouts cimentaires	15
1.4 Effet des ajouts sur les propriétés géotechniques des sols argileux	16
1.4.1 La chaux	16
1.4.1.1 Effet de la chaux sur les limites d'Atterberg.....	16
1.4.1.2 Modification de la fraction argileuse du matériau	18
1.4.1.3 Effets de la chaux sur les paramètres de compactage.....	20
1.4.1.4Effets de la chaux sur la résistance au cisaillement.....	21
1.5 Conclusion	22

Chapitre2 Modèles de prédiction des propriétés géotechniques des sols

2.1 Introduction:.....	23
2.2 Modèles empiriques de prévision	24
2.3 Modèles des réseaux de neurones artificiels	29
2.3.1. Réseaux de neurones biologiques	29
2.3.2 Les neurones formels :	30
2.3.2.1 : Modélisation d'un neurone formel	31

2.3.2.2- Fonctions d'activations	32
2.3.3 Architecture des réseaux de neurones	32
2.3.3.1. Réseaux de neurones monocouches (Perceptron monocouches)	33
2.3.3.1.2 Réseaux de neurones multicouches (Perceptron multicouches)	33
2.3.4. Apprentissage des réseaux de neurones artificiels	34
2.3.4 .1 Apprentissage supervisé	34
2.3.4.2 Apprentissage non supervisé	34
2.3.4.3. Apprentissage hybride	34
2.3.4.4 Algorithme de rétro propagation	35
2.3.5 Utilisation des RNAs dans le domaine de la géotechnique	35
2.3.5.1 Modèle de prévision de l'indice de plasticité (Modèle IP-RNA)	36
2.3.5.2 Modèle de prévision de la densité sèche maximale (Modèle γ_{dmax} - RNA)	37
2.3.5.3 Modèle de prévision de la teneur en eau optimale (Modèle WOPN-RNA)	39
2.4 Conclusion	41

Chapitre 3 Conception et analyse des données

3.1 Introduction	44
3.2 Choix des propriétés géotechniques étudiées	44
3.2.1 Les limites d'Atterberg	45
3.2.1.1 Limite de liquidité (LL)	46
3.2.1.2 Limite de plasticité (LP)	46
3.2.1.3 Indice de plasticité (IP)	47
3.2.2 Paramètres de compactage	48
3.2.2.1 La densité sèche maximale (γ_{dmax})	49
3.2.2.2 La teneur en eau optimale (ω_{opt})	49
3.3 Collecte et traitement des données	49
3.3.1 Analyse et conception des données	50
3.3.2 Organisation de la base de données	55

3.4 Normalisation des données	60
3.5 Conclusion	61

Chapitre 4 Elaboration et validation du modèle RNA

4.1 Introduction	62
4.2 Contrôle de performance.....	62
4.2.1 Choix des paramètres du modèle	62
4.2.2 Choix des paramètres d'apprentissage.....	62
4.2.3 Critères de performance d'un modèle RNAs.....	63
4.3 Elaboration du modèle RNA.....	64
4.4 Elaboration du modèle	67
4.4.1 1 ^{er} Modèle à une couche cachée	67
4.4.2 2 ^{ème} Modèle une couche cachée	69
4.4.3 3 ^{ème} Modèle de deux couches cachées.....	72
4.4.4 4 ^{ème} Modèle de deux couches cachées.....	755
4.5 Propriétés des modèles obtenus	77
4.6 Etude paramétrique.....	78
4.6.1 Procédures de l'étude paramétrique	78
4.6.1.1 3 ^{ème} Modèle deux couches cachées	78
4.6.1.2 4 ^{ème} modèle de deux couche cachée	80
4.6.2 - Discussion des résultats de l'étude paramétrique	81
4.6.2.1 Effet de la chaux sur l'indice de plasticité.....	81
4.6.2.2 Effet de la chaux sur les paramètres de compactage	82
4.6.3 Choix du meilleur modèle	82
4.7 Validation expérimentale du modèle élaboré.....	82
4.8 Conclusion	87

Conclusion générale et recommandation perspectives

Conclusion Générale	88
Recommandations et perspectives	89

Références Bibliographiques

<i>Références Bibliographiques</i>	90
--	----

Liste des figures

<i>Figure1.1</i> Argile de la période Quaternaire Sa formule brute est $Al_2O_3, 2SiO_2, 2H_2O$	4
<i>Figure1.2</i> Structure des minéraux argileux.....	4
<i>Figure1.3</i> Structure TO de kaolinite.....	5
<i>Figure1. 4</i> Structure TOT des illites.....	5
<i>Figure1.5</i> Structure des argiles du groupe des smectites.....	6
<i>Figure1.6:</i> les marnes.....	7
<i>Figure 1.7 :</i> Les limons.....	7
<i>Figure1. 8</i> le tourbe.....	8
<i>Figure1.9</i> Compactage des couches d'assise de chaussée.....	9
<i>Figure 1.10</i> Technique compactage dynamique.....	10
<i>Figure 1.11</i> La technique de Vibro-compactage.....	10
<i>Figure1.12</i> Amélioration d'un sol mou par la technique de pré chargement (Varghese, 2005)	11
<i>Figure1.13</i> Installation des drains.....	11
<i>Figure1.14</i> les terrains solidifiés grâce à la congélation des sols.....	12
<i>Figure1.15</i> Chantier de traitement du sol à la chaux.....	14
<i>Figure1.16</i> Chantier de traitement du sol au ciment.....	15
<i>Figure1.17</i> Chantier de traitement du sol à la cendre volante.....	16
<i>Figure1.18</i> Effet du dosage en chaux sur les limites d'Atterberg de l'argile (Rogers et Glendenning, 1996).....	17
<i>Figure1.19:</i> Evolution de (wl) et (wp) d'un sol après l'ajout de chaux (GTS-2000).	17
<i>Figure1.20</i> Evolution de la valeur au bleu de méthylène en fonction du pourcentage de chaux (Afès et Didier, (1999).....	18
<i>Figure1. 21</i> Influence du traitement à la chaux sur les courbes Proctor.....	20
<i>Figure1.22</i> Influence de la chaux sur les caractéristiques de compactage (Azzouz, 2006)...	21

Figure2.1 <i>Le neurone biologique et Transmission de l'information entre les neurones biologiques</i>	29
Figure2.2 <i>Modèle d'un neurone artificiel</i>	30
Figure2.3 <i>Passage du neurone biologique vers le neurone formel</i>	31
Figure2.4 <i>Les fonctions d'activation les plus utilisées dans les RNAs</i>	32
Figure2.5 <i>Schéma d'un réseau de neurones Perceptron monocouche</i>	33
Figure2.6 <i>Perceptron multicouche</i>	33
Figure2.7 <i>Algorithme de rétro propagation</i>	35
Figure2.8 <i>Architecture utilisée pour le modèle de prévision de l'indice de plasticité. (Taleb Bahmed, 2018)</i>	36
Figure2.9 <i>Corrélation de régression entre les résultats expérimentaux et prévus (modèle IP-RNA).(Taleb bahmed 2018)</i>	37
Figure2.10 <i>Architecture utilisée pour le modèle de prévision de la densité sèche maximale</i> . 38	
Figure2.11 <i>Corrélation de régression entre les résultats expérimentaux et prévus (modèle γ_{dmax}- RNA) (Taleb bahmed2018)</i>	39
Figure2.12 <i>Architecture utilisée pour le modèle de prévision de la teneur en eau optimale (WOPN).(Taleb bahmed 2018)</i>	40
Figure2.13 <i>Corrélation de régression entre les résultats expérimentaux et prévus (modèle WOPN-RNA) (Taleb bahmed 2018)</i>	41
Figure3.1 <i>Les différents états d'un sol</i>	45
Figure3.2 <i>Détermination de la limite de liquidité, (a) : étalement de la pâte et remplissage de la coupelle, (b) : pratiqué la rainure et créer une serré de chocs (c) : prélèvement d'échantillon et dessiccation à l'étuve (Gadouri et al. 2017)</i>	46
Figure3.3 <i>Détermination de la limite de plasticité, (a) : formation d'une boulette de pâte et la rouler à la main pour former un rouleau, (b) : amincissement du rouleau jusqu'à ce qu'il se fissure à 3 mm de diamètre et prélèvement d'échantillon, (c) : dessiccation à l'étuve à 105°C pendant 24h (Gadouri et al. 2017)</i>	47
Figure3.4 <i>Abaque de plasticité de Casagrande (Costet et Sanglerat, 1981)</i>	48

Figure 3.5 La courbe Proctor (Kerfouf, 2012).....	48
Figure 3.6 Distribution des points de la base des données des entrées de ce modèle, (A) teneur en chaux, (B)- limite de liquidité, (c)- limite de plasticité.....	58
Figure3.7 Distribution des données ; (a) Indice de plasticité, (b) Densité sèche maximale, (c) Teneur en eau optimale.	60
Figure4.1 Organigramme de conception d'un réseau de neurones.	64
Figure4.2 Code Matlab pour la simulation du modèle (Boukhatem, 2011).....	66
Figure4. 3 Code Matlab pour la Création du réseau de neurones (Boukhatem, 2011).....	67
Figure4.4 Architecture du 1er modèle: a) simulée ; b) sur Matlab	68
Figure4.5 Performance du 1 ^{er} modèle.....	69
Figure4.6 Valeurs de régression d'apprentissage, test, validation et général du 1 ^{er} modèle.	69
Figure4.7 Architecture du 2eme modèle: (a) simulée ; (b) sur Matlab.....	70
Figure4. 8 Performance du 2 ^{eme} modèle.....	71
Figure4.9 Valeurs de régression d'apprentissage, test, validation et général du 2 ^{eme} modèle.....	72
Figure4.10 Architecture du 3 ^{eme} modèle: (a) simulée ; (b) sur Matlab.	73
Figure4.11 Performance du 3 ^{eme} modèle.....	73
Figure4.12 Valeurs de régression d'apprentissage, test, validation et général du 3 ^{eme} modèle.....	74
Figure 4.13 Architecture du 4 ^{eme} modèle : (a) simulé ; (b) sur Matlab.....	75
Figure4.14 Performance du 4 ^{eme} modèle.	76
Figure4.15 Valeurs de régression de l'apprentissage, test validation et générale du 4 ^{eme} modèle.	77
Figure4.16 Effet de la chaux sur les paramètres du 1er modèle : (a) IP, (b) γ_{dmax} , (c) G_{Opt}	80
Figure1.17 Effet de la chaux sur les paramètres du 2er modèle : (a) IP, (b) γ_{dmax} , (c) G_{Opt}	81
Figure4.18 Comparaison entre les résultats expérimentaux obtenus et les valeurs prévues de l'IP.....	84
Figure4.19 Comparaison entre les résultats expérimentaux obtenus et les valeurs prévues de γ_{dmax}	85

Figure4.20 Comparaison entre les résultats expérimentaux obtenus et les valeurs prévues de ω_{opt} 86

Liste des tableaux

<i>Tableau1.1 Valeurs au bleu de méthylène par l'essai à la tâche Afès et Didier, (1999) .</i>	<i>18</i>
<i>Tableau1.2Caractéristiques d'identification du sol Afès et Didier, (1999) .</i>	<i>20</i>
<i>Tableau1.3 Références de compactage des sols étudiés (Harichane et al. 2011)</i>	<i>22</i>
<i>Tableau2.1 Paramètres d'apprentissage utilisés pour le modèle RN pour la prévision de l'IP37</i>	
<i>Tableau2. 2 Paramètres d'apprentissage utilisés pour le modèle RN pour la prévision de la γ_{dmax}</i>	<i>39</i>
<i>Tableau2.3 Paramètres d'apprentissage utilisés pour le modèle RN pour la prévision de la WOPN</i>	<i>41</i>
<i>Tableau3.1 Types de sols en fonction de IP (Meftah, 2008)</i>	<i>48</i>
<i>Tableau3.2 Base de données pour la prévision de IP, γ_{dmax} et ω_{opt}</i>	<i>50</i>
<i>Tableau 3.3 Distribution des valeurs d'entrée utilisées dans la base de données</i>	<i>52</i>
<i>Tableau 3.4 Intervalles des valeurs d'entrée et de sortie</i>	<i>54</i>
<i>Tableau3.5 Organisation de la base de données</i>	<i>55</i>
<i>Tableau 4.1 Paramètres d'apprentissage du 1er modèle</i>	<i>68</i>
<i>Tableau4.2 Paramètres d'apprentissage du 2ème modèle</i>	<i>71</i>
<i>Tableau4.3 Paramètres d'apprentissage du 3ème modèle RN</i>	<i>74</i>
<i>Tableau4.4 Paramètres d'apprentissage du 4^{ème} modèle</i>	<i>76</i>
<i>Tableau4.5 Propriété des modèles proposés pour la prédiction d'IP et les paramètres de compactage</i>	<i>77</i>
<i>Tableau4.6 Paramètres d'entrées utilisés dans l'étude paramétrique</i>	<i>78</i>
<i>Tableau4.7 les Valeurs expérimentales</i>	<i>83</i>
<i>Tableau4.8 Comparaison entre les résultats de l'IP expérimentaux et les valeurs prévues</i>	<i>84</i>
<i>Tableau4.9 Comparaison entre les résultats de γ_{dmax} expérimentaux et les valeurs prévues</i>	<i>85</i>
<i>Tableau4.10 Comparaison entre les résultats d'expérimentaux ω_{opt} et les valeurs prévues</i>	<i>86</i>

Liste des Notations

RNAs	Réseaux de Neurons Artificiels.
IP	Indice de Plasticité.
γ_{dmax}	Densité Sèche Maximale.
ω_{opt}	Teneur en eau Optimale.
LL₀	Limite de liquidité d'un sol argileux non traité.
LP₀	Indice de plasticité d'un sol argileux non traité.
IP₀	Limite de plasticité d'un sol argileux non traité.
LL	Limite de liquidité.
LP	Limite de plasticité.
R	Coefficient de corrélation.
R₂	Coefficient de détermination.
MSE	Mean Square Error (Erreur Quadratique Moyenne).
E	Erreur relative
CH	Teneur en chaux.
MEA	la valeur moyenne des erreurs
C	Cohésion.
Φ	Angle de frottement.
MLP	Perceptron Multicouche.
NCC	Nombre de couche caché
NNCC	Nombre de neurones dans la couche caché.
IP-EXP	L'indice de Plasticité expérimentale.
$\gamma_{dmax-EXP}$	Densité Sèche Maximale expérimentale.
$\omega_{opt-EXP}$	Teneur en eau Optimale expérimentale.
IP-RNA	L'indice de Plasticité Prédite
$\gamma_{dmax-RNA}$	Densité Sèche Maximale Prédite.
$\omega_{opt-EXP}$	Teneur en eau Optimale Prédite

Introduction Générale

I Généralités

Les sols fins, contiennent des proportions notables d'argiles et de limons, qui influent sur leurs propriétés géotechniques intrinsèques. Ces sols se déforment sous les charges qui leur sont appliquées, avec des amplitudes qui peuvent aller de quelques millimètres à quelques mètres, ils gonflent et deviennent plastiques en présence d'eau, se rétractent avec la sécheresse, et foisonnent sous l'effet du gel. Alors, ces sols sont considérés comme mauvais ou médiocres et ne présentent pas, par conséquent, les performances nécessaires pour supporter le trafic de chantier, la chaussée et le trafic futur.

Par conséquent, il faudrait exiger le recours à des matériaux extérieurs aux projets lorsque la qualité et les propriétés géotechniques des matériaux rencontrés sur le site ne sont pas compatibles avec les performances demandées. Afin d'être compatible avec les exigences du développement durable, il est impératif d'utiliser des techniques de traitement des sols améliorées par le processus de stabilisation du sol en utilisant différents types d'ajouts (ciment, chaux, cendres volantes, laitier, ... etc.) .

Le traitement des sols à la chaux est une technique largement utilisée dans le domaine des terrassements (construction d'infrastructures routières, ferroviaires aéroportuaires, plates formes, etc.) depuis longtemps. Actuellement, le but principal est d'évaluer l'effet de ces ajouts cimentaires sur les propriétés physiques et mécaniques des sols.

Cependant, après traitement du sol, les mêmes tests interminables doivent être répétés afin de juger de la bonne portance des nouvelles propriétés géotechniques acquises par l'impact de la chaux. Ce qui est clairement une perte de temps et d'argent pour le projet. La littérature soutient l'hypothèse que l'utilisation d'un modèle de prédiction permettrait d'éviter des tests de laboratoire approfondis et plusieurs études ont été menées dans ce sens. La technique des RNAs est l'une des techniques les plus réalistes inspirée du fonctionnement du cerveau biologique humain, et peuvent être considérées comme un moyen efficace de résoudre les problèmes complexes. Aussi, les RNAs ne sont pas nécessairement des boîtes noires : en effet, il est parfaitement possible, et même vivement recommandé, d'introduire dans le réseau de neurones, dès sa conception, toutes les connaissances mathématiques disponibles concernant le processus à modéliser ou à commander.

La littérature ne manque pas de modèles empiriques et classiques pour prédire les propriétés géotechniques des sols instables. Ces modèles ont été établis sur des bases de données limitées, chacun a travaillé sur ses propres résultats expérimentaux, et la plupart d'entre eux n'ont pas validé leurs modèles en les comparant avec d'autres résultats ou avec

d'autres modèles. Ces modèles restent donc très limités et ne peuvent être généralisés à de nouvelles données.

II – But de travail

Le but principal de ce travail consiste à développer un modèle RNAs à simple usage pour déterminer l'indice de plasticité, la densité sèche maximale et la teneur en eau optimale à partir des limites d'Atterberg initiales et le pourcentage de chaux ajouté au sol argileux. La fiabilité de ce modèle est garantie à travers la collecte et l'analyse des données utilisées lors du développement du modèle ainsi qu'aux paramètres de performances visés.

III–Plan de travail

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

Le premier chapitre Il est consacré à la présentation des techniques d'amélioration des sols argileux instables et présente un aperçu sur la caractérisation des sols fins.

Le deuxième chapitre Il consiste à établir une synthèse bibliographique détaillée sur les différents modèles de prévision des propriétés géotechniques des sols instables ; des méthodes classiques (empiriques) et des méthodes de réseaux de neurones artificiels.

Le troisième chapitre est consacré aux procédures de collecte de données expérimentales pour l'apprentissage des modèles des réseaux de neurones à développer, l'organisation et la normalisation de ces données.

Le quatrième chapitre donne des détails sur les différentes architectures des modèles élaborées par plusieurs chercheurs.

L'élaboration des modèles (les propriétés statistiques et neuronales de chaque modèle) et la validation de ces derniers ont fait l'objet de ce chapitre, ainsi qu'une discussion et une analyse des différents résultats obtenus pour les différents modèles développés.

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

Chapitre 1
Amélioration des propriétés géotechniques d'un
sols argileux

1.1 Introduction

Il existe dans la nature plusieurs types de sols, chaque sol se caractérise par des formations géologique et géotechnique. De nombreux ouvrages sont construits sur des gisements argileux, dont le comportement est fortement influencé par les propriétés physico-chimiques des minéraux argileux.

La demande de terrains disponibles, les développements de la mécanique des sols et les recherches dans le domaine du génie géotechnique ont permis le développement d'un large éventail de techniques d'amélioration par les ajouts cimentaires, ou de renforcement y compris l'ajout d'éléments structuraux de sols ayant de mauvaises propriétés géotechniques.

Ce premier chapitre est une synthèse bibliographique répartie en trois grandes parties:-

1. Les sols instables.
2. Les techniques d'amélioration des sols argileux
3. Les Effets de la stabilisation par ajouts sur les propriétés géotechniques des sols à long terme

1.2 Les sols instables

Ce sont des sols faibles contre les risque naturels, donc ils risquent de créer beaucoup de problèmes en présentant des propriétés géotechnique médiocres, telles qu'une plasticité élevée et une faible capacité de portance Il a été donc nécessaire d'améliorer ces sols pour les rendre acceptable pour la construction. Les sols instables argileux prennent une grande partie de compositions de notre environnement et ils jouent un rôle de support aux différents projets de génie civil.

Les sols fins mous et compressibles sont des sols argileux (kaolinite, marne , vases et tourbe) qui comptent généralement des sols instables ayant de mauvais paramètres géotechniques .

1.2.1 Les argiles

1.2.1.1 Définitions des argiles

L'argile est une roche sédimentaire composée de minéraux des silicates hydratés formés par l'association de feuillets élémentaires qui se collent entre elles pour former des éléments nommés « empilements » (push et al, 1999). Ces minéraux se caractérisent par une granulométrie inférieure à 3,9 μm . Elle a des colorations différentes en fonction des impuretés qu'elle contient, du rouge orangé au blanc lorsque l'argile est pure (**fig1.1**).



Figure1.1 Argile de la période Quaternaire Sa formule brute est $Al_2O_3, 2SiO_2, 2H_2O$.

En géotechnique, le tétraèdre et l'octaèdre sont utilisés pour schématiser la structure des minéraux argileux (**fig1.2**).

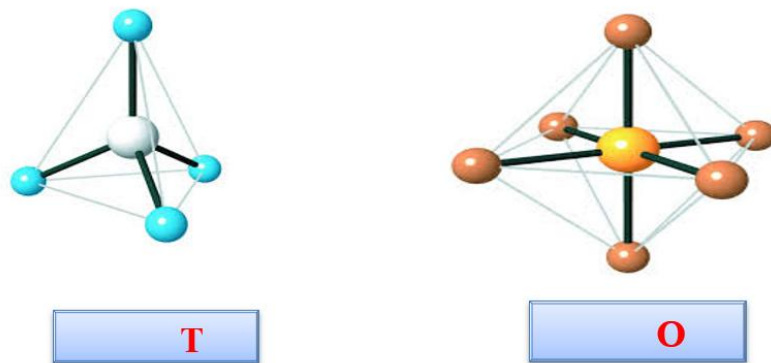


Figure1.2 Structure des minéraux argileux

1.2.1.2 Différents types d'argile

Trois grands types d'argiles peuvent être identifiés

Tout d'abord le groupe de la kaolinite dont le feuillet élémentaire comporte une couche tétraédrique et une couche octaédrique. Les liaisons entre les feuillets sont de type hydrogène et peuvent être qualifiées de liaisons fortes.

Les argiles de cette famille sont dites argiles T-O (**fig1.3**) (Duchaufour , 1977) .

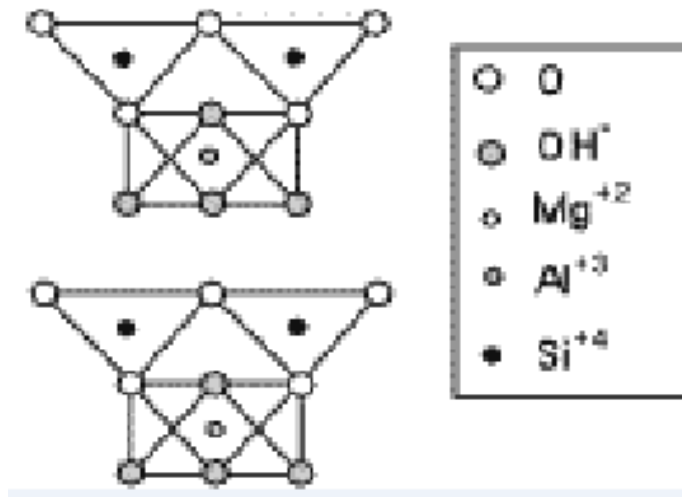


Figure1.3 Structure TO de kaolinite

Le deuxième grand groupe d'argile est celui des illites pour lequel les feuillets sont composés de trois couches : deux tétraédriques et une octaédrique. Les liaisons entre les feuillets se font par des ions potassium énergiquement fixes. Ces argiles sont appelées argiles T-O-T (fig1.4).

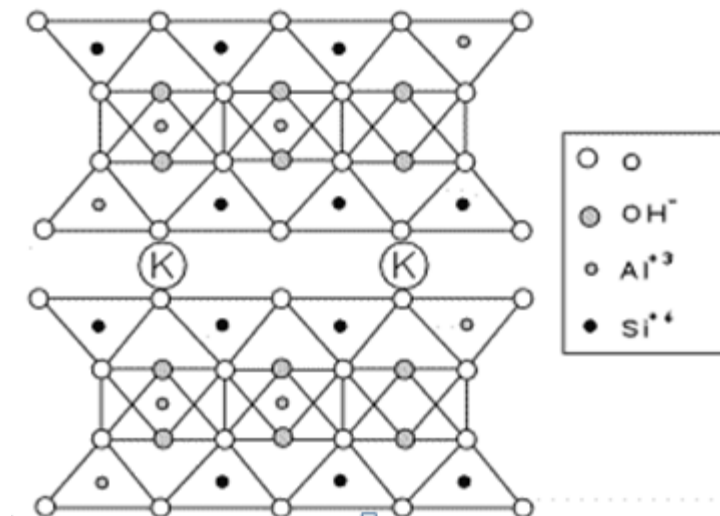


Figure1. 4 Structure TOT des illites

Le troisième groupe est celui des smectites, sont également formes de feuillets à trois couches et sont donc aussi des argiles T-O-T (fig1.5).

Il n'existe pas de liaison hydrogène entre les feuillets élémentaires ni de cation interfoliaire capable de maintenir fortement les feuillets entre eux de plus les substitutions d'aluminium par du fer ou du magnésium au sein des octaèdres et tétraèdres sont assez fréquentes. La montmorillonite est une argile de famille des smectites comme la bentonite qui

est aussi une roche issue de l'altération de cendres volcaniques (Foucault and Raoult, 1995) (Fig1.5).

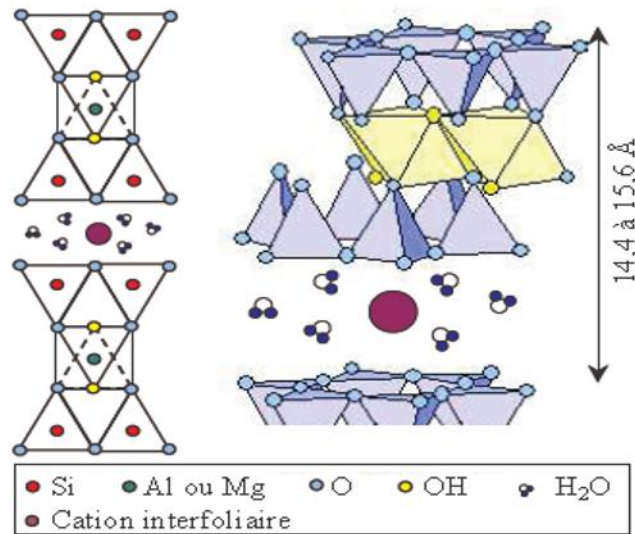


Figure1.5 Structure des argiles du groupe des smectites

1.2.2 Les marnes

C'est une roche sédimentaire formée d'un mélange de calcite (CaCO_3) et d'argile dans des préparations presque équivalentes variant de 35% à 65%. Au-delà de 65 % de calcaire, il s'agit d'un calcaire argileux, tandis qu'en dessous de 35 % de calcaire, on parle d'argile calcaire parfois « argile calcareuse » ou « argile calcarifère »

Les marnes sont des sols fins argileux très instables qui sont souvent à l'origine de plusieurs dégradations de structures ayant pour assise de fondation de telle formation. Toutefois, la littérature géotechnique faisant référence aux problèmes rencontrés avec les sols argileux a révélé que l'ajout d'additives (principalement la chaux et ciment), en effet, conduit à des réductions nettes dans la plasticité, les déformations volumiques (le gonflement) (fig1.6).



Figure1.6: les marnes

1.2.3. Les limons et les loëss

Les loëss sont des limons définis comme des sédiments limoneux. Un sédiment limoneux mis en place dans des conditions d'environnement périglaciaires, d'origine éolienne la composition granulométrique domine par fraction 10-50 μm et dissymétrique, médiane de 25 à 30 μm , très faible pourcentage de sable.

Sa Composition minéralogique contient les grains de quartz (moyenne 60_70%), une présence de carbonates primaires dans toute les fractions granulométriques (maximum 20-25%), dépôt non stratifié, homogène a porosité élevée (40-55%) de vide a structure originelle isotrope et métastable. Ces caractéristiques proposées par auteur (Richthofen ,1882 ; smalley ,1971 ; Liu et al , 1985 ; Pecsí ,1990) (fig1.7).



Figure 1.7 : Les limons

1.2.4. Tourbes

Le mot tourbe peut représenter des matériaux organiques extrêmement divers ; tourbe fibreuse, partiellement humidifiée ou amorphe, tourbe très humide et compressible des dépôts de surface ou tourbe décomposée et déjà compacte des couches profondes recouvertes par d'autres sols quaternaires plus récents.

Ces matériaux ont en commun une déformabilité élevée, avec une part importante de déformation visqueuse, et une résistance au cisaillement faible. Par ailleurs, l'effet de certains liants sur les matières organiques est limité (**fig1.8**).



Figure1. 8 le tourbe

1.3 Techniques d'amélioration des sols

Lorsque la construction d'un ouvrage est décidée sur un terrain constitué d'un sol dit à problèmes (tassements), en vue d'éviter la solution onéreuse et classique de fondation profonde, il faut recourir à une opération d'amélioration de sol, de point de vue coût et délai d'exécution, et la plus économique et la plus simple à mettre en œuvre, à savoir les fondations superficielles.

Il existe plusieurs techniques servant de valoriser les sols présentant de mauvaises caractéristiques géotechniques telles que :

- Par sol de remplacement (remplacement du mauvais sol par le bon) ;
- Mécanique (compactage de surface, compactage dynamique, vibro compactage...etc.) ;
 - Hydrodynamique (pré chargement ou pré compression, accélération de la consolidation
 - Par les drains verticaux...etc.) ;
 - Thermique (congélation, cuisson...etc.) ;
 - Chimique (ajouts de produits minéraux: chaux, ciment, pouzzolane naturelle, fumé de Silice, cendres volantes, laitier...etc.)

Les techniques présentées sont :

- ✓ La stabilisation mécanique ;
- ✓ La stabilisation hydrodynamique
- ✓ La stabilisation thermique;

- ✓ La stabilisation chimique, (par additifs).

1.3.1 Stabilisation mécanique

1.3.1.1 Compactage

Le compactage est une opération qui consiste à réduire les vides contenus dans un matériau foisonné afin d'augmenter sa cohésion et par conséquent d'assurer la stabilité de l'ouvrage dans le temps.

L'opération de compactage des matériaux est encadrée par un objective fixé en termes de taux de compactage atteint par rapport à une valeur de référence, déterminée en laboratoire a l'aide de l'essai Proctor (La teneur optimale en eau (W_{opt}), et la densité sèche du sol la plus élevée)

Les moyens de compactage sont nombreux, les plus importants peuvent être dynamique, statique et par vibration (Lawton, 2004) .

1.3.1.1.1 Compactage de surface

Le compactage en surface s'effectue sur des couches de sol de faible épaisseur, la plupart du temps du sol de remblayage. On utilise cette technique dans un très grand nombre de travaux (**fig1.9**).



Figure1.9 Compactage des couches d'assise de chaussée

1.3.1.1.2. Compactage dynamique

Le compactage dynamique est un procédé d'amélioration du sol qui densifie les sols en place et les remblais à l'aide d'une masse. Le sol est soumis à un pilonnage de surface répété à l'aide d'une masse d'acier ou de béton. En général, la masse pèse entre 5 et 10 tonnes, et est lâchée gravitairement à plus de 10 mètres de hauteur (**fig1.10**).



Figure 1.10 Technique compactage dynamique

1.3.1.1.3 Vibro-compactage

Cette technique est utilisée depuis les années trente. Elle consiste à provoquer une vibration entretenue dans le sol au moyen d'une aiguille vibrante (fig1.11).

Cette vibration provoque une densification du matériau qui se traduit par l'affaissement du sol autour du vibreur. Un vibreur crée un trou que l'on remplit de sable et qui est plusieurs fois recompacté par le vibreur en remontant .

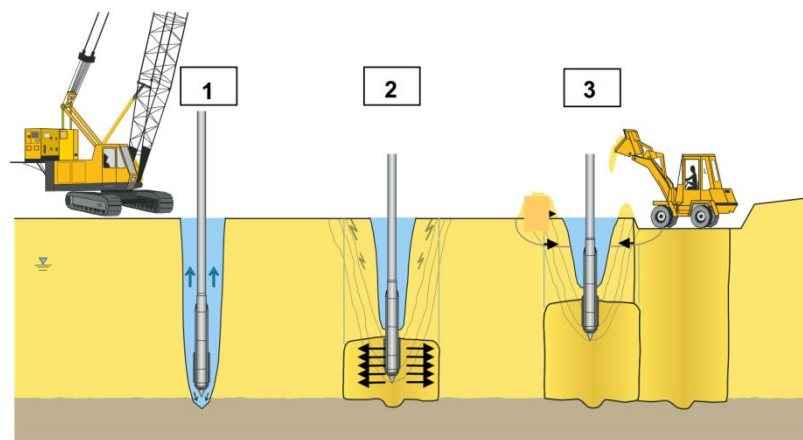


Figure 1.11 La technique de Vibro-compactage

1.3.2. Stabilisation hydrodynamique

1.3.2.1 Pré-chargement ou pré-compression

Le pré-chargement des sols s'opère selon les mêmes principes dans le cas des sols fins ou grenus. Le mode de réalisation est le même, mais la perméabilité élevée des sols grenus permet d'obtenir l'amélioration souhaitée dans des délais beaucoup plus brefs que les sols fins et surtout argileux.

Cette technique consiste à placer sur le terrain une charge égale à la charge définitive (pf) augmentée éventuellement d'une surcharge (PS) qui assure tout ou partie des effets suivants La pré-compression nécessite la compression du sol sous une pression appliquée avant l'application des charges.

Cette méthode est utilisée sur des terrains dont le tassement va se prolonger durant plusieurs années.

On applique généralement ces méthodes sur des mauvais terrains de composition principalement argileuse. Le principe consiste à surcharger le terrain afin qu'il se tasse naturellement (**fig1.12**) (Bell, 1993) .

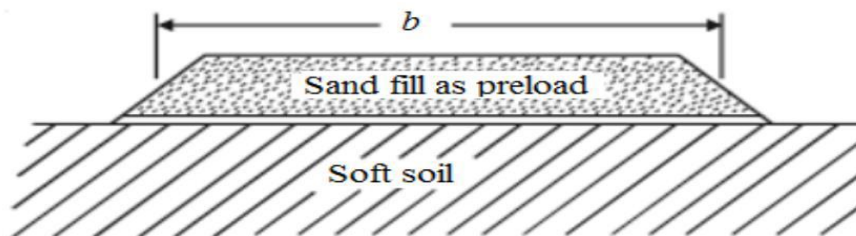


Figure1.12 Amélioration d'un sol mou par la technique de pré chargement (Varghese , 2005) .

1.3.2.2 Accélération de la consolidation par les drains verticaux

Les drains verticaux peuvent donc être utilisés dans beaucoup de cas pour accélérer le taux du tassement de la consolidation primaire à l'intérieur de la zone pré chargée avec ou sans la surcharge ajoutée.

Ce procédé est inefficace dans les sols tels que les argiles très organiques et les tourbes où leur comportement de tassement est beaucoup plus dominé par la compression secondaire. Les drains verticaux permettent donc au drainage de s'effectuer horizontalement et verticalement (**fig1.13**) .



Figure1.13 Installation des drains

1.3.3. Stabilisation thermique

1.3.3.1 Déshydratation

La déshydratation par la chaleur est très rarement appliquée en géotechnique, elle permet de durcir certaines argiles par exemple.

En pratique, la méthode consiste à brûler un carburant dans un forage en utilisant un forage voisin communiquant avec le premier et servant de cheminée de tirage.

1.3.3.2. La congélation

C'est une technique de consolidation provisoire des terrains aquifères. (Pas nécessairement saturés), permettant ainsi de creuser des puits relativement profonds.

La congélation de l'eau interstitielle d'un sol produit un matériau dont les propriétés sont temporairement améliorées tant que la congélation est entretenue.

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

Ces propriétés en font une technique d'amélioration provisoire très efficace, mais dont l'emploi reste limité en raison de son coût élevé.

La congélation des terrains aquifères instables est un procédé ancien, à caractère provisoire, employé pour le creusement de fouilles, de puits ou de galeries, qui permet également le « sauvetage » d'ouvrages à la suite d'incidents (renard, débouillage). Elle rend le sol étanche et résistant. (fig1.14) .



Figure1.14 les terrains solidifiés grâce à la congélation des sols

1.3.4. Stabilisation chimique (Les Additifs)

Traiter un sol consiste à mélanger intimement ses éléments à une certaine quantité d'addition. Cette opération provoque une modification physico-chimique qui intervient dans la Stabilisation du sol tel que les réactions d'échange par d'autre martiaux (tels que le ciment,

la chaux et les cendres volantes) de base avec les particules d'argile (cation) et les réactions pouzzolaniques (cimentation), qui modifient ses propriétés

1.3.4.1 Utilisation de la chaux et du ciment

Les scientifiques tentent de modifier les propriétés géotechniques des sols médiocres, en utilisant des différents types d'ajouts tels que le ciment et la chaux.

1.3.4.1.1 Utilisation de la chaux

La chaux a été utilisée depuis longtemps comme stabilisateur des sols. Elle permet de mettre en œuvre et de compacter les sols mouillés qui normalement ne pourraient pas être compactés correctement.

L'incorporation de la chaux génère immédiatement la formation d'une masse granuleuse, et a pour effet de réduire le taux d'humidité. Ce procédé convient par exemple pour la réalisation de remblais, de talus ou de voies de circulation sur le chantier.

La consolidation du sol à la chaux trouve son application dans la construction de routes et chemins de toutes natures. Effectuée dans la zone supérieure de la couche de base ou de la sous-couche, cette consolidation à la chaux peut être utilisée comme technique de construction pour protéger les routes contre les actions du gel ou du dégel

Le principe du traitement à la chaux se base sur l'interaction de la chaux et les particules argileuses décrite par une succession de processus physico-chimiques complexes qui modifient le comportement mécanique des sols .

Lors de l'incorporation de chaux à un sol humide, trois processus physico-chimiques essentiels se produisent

- (1) l'hydratation et l'ionisation de la chaux.
- (2) la modification de la capacité d'échange cationique (CEC) (Diamond and Kinter, 1965) menant à la floculation/agglomération des particules argileuses (Herzog and Michell, 1963) .
- (3) le développement des réactions pouzzolaniques : réactions entre la chaux, la silice (SiO_2) et l'alumine (Al_2O_3) contenus dans les particules du sol, créant des produits cimentaires (C-S-H, C-A-H, C-A-S-H) qui lient les particules de sols entre elles (Eades and Grim, 1960 ; Diamond et al , 1964) .

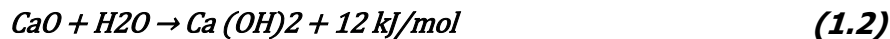
Il peut se produire aussi la carbonatation, en fonction des conditions dans lesquelles le traitement est réalisé lors du mélange de la chaux vive (CaO) au sol.

La chaux est généralement une poudre fine obtenue par la calcination de carbonate de calcium (CaCO_3), à une température supérieure à 900°C , qui donne lieu à la naissance d'un

oxyde de calcium (CaO) ou la chaux vive munie d'un dégagement du gaz carbonique (CO₂) (Eq1.1).



Au contact de l'eau, la chaux vive obtenue par calcination, peut se transformer en chaux éteinte (Ca(OH)₂) accompagné par un fort dégagement de chaleur, (Eq1.2).

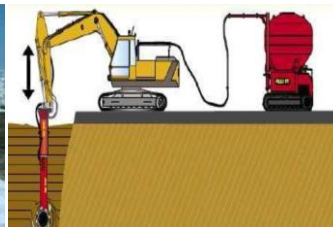


La chaux vive CaO peut, après hydratation par l'humidité ambiante (Ca(OH)₂), se carbonater sous l'action du CO₂ atmosphérique, (Eq1.3).



Le traitement des sols par la chaux provoque une modification de la qualité des argiles par échange des cations (Ca²⁺) en solution se substituent aux cations adsorbés à la surface des argiles et dans leurs espaces inter foliaires (Little,1987) .

Il existe plusieurs méthodes utilisées dans la stabilisation des sols gonflant par la chaux, tel que le malaxage sur place, technique d'injection, colonnes de chaux illustrée dans (fig1.15) .



Cas (a)

Cas (b)

Cas (c)

Figure1.15 Chantier de traitement du sol à la chaux

1.3.4.1.2 Utilisation du ciment

Un ciment est un liant hydraulique composé de matière inorganique finement moulue qui, gâchée avec de l'eau, forme une pâte qui fait prise et durcit par suite de réactions d'hydratation .

La norme NF- EN 197-1 subdivise les liants hydrauliques en cinq type en fonction de leur composition à savoir: le ciment Portland (CEM I), le ciment Portland composé (CEM II), le ciment de haut-fourneau (CEM III), le ciment pouzzolanique (CEM IV) et le ciment composé (CEM V).

Cette technique de stabilisation au ciment a pour effet de rendre les sols plus résistants contre les sollicitations causées par la circulation et les facteurs climatiques. La stabilisation de sols au ciment trouve son application tant pour les couches de surface que pour la zone supérieure de la couche de fondation ou de la sous-couche de fondation ou de la sous-couche de routes et chemins de toute nature. En général, tous les liants doivent contenir un ou plusieurs constituants qui présentent au moins l'une des propriétés suivantes: (Gadouri, 2017)

- Propriétés hydrauliques: elles font développer, par réaction avec de l'eau, des composées hydratées stables très peu solubles dans l'eau ;
- Propriétés pouzzolaniques: c'est la faculté de former à température ordinaire, en présence d'eau, par combinaison avec la chaux, des composés hydratés stables ;
- Propriétés physiques: elles font améliorer certaines qualités du ciment (accroissement de la maniabilité et de la compacité, diminution du ressuage...etc) (fig1.16) .



Figure1.16 Chantier de traitement du sol au ciment

1.3.4.1.3 Utilisation des ajouts cimentaires

Parmi les ajouts cimentaires les plus utilisés il y'a les cendres volantes, le laitier, la fumée de silice, les cendres volcaniques et le calcaire Les coûts élevés de la chaux et du ciment ont poussé les chercheurs à trouver d'autres types de liants dans le but d'améliorer les sols instables à faible coût tout en respectant l'environnement.

Les cendres volantes sont intimement liées quant à leur processus de stabilisation. Elles sont souvent utilisées conjointement avec la chaux dans les travaux de stabilisation.

Deux types de cendres volantes sont produits par la combustion du charbon à savoir la cendre volante et la cendre basse. Les cendres basses relativement grossières se récupèrent en bas de la fournaise tandis que les cendres volantes sont séparées des gaz d'échappement par un dépoussiéreur électrostatique.



Figure 1.17 Chantier de traitement du sol à la cendre volante

1.4 Effet des ajouts sur les propriétés géotechniques des sols argileux

1.4.1 La chaux

La chaux modifie de façon sensible le comportement des sols fins argileux :

1.4.1.1 Effet de la chaux sur les limites d'Atterberg

L'addition de la chaux conduit à une augmentation importante de la limite de plasticité (WP) du sol sans modification significative de la limite de liquidité (WL). Il y a donc une diminution de l'indice de plasticité (IP) (Rogers and Glendenning , 1996).

Ont montré pour l'argile de Londres une diminution de l'indice de plasticité avec une forte augmentation de la limite de plasticité et une faible augmentation de la limite de liquidité quand le dosage en chaux augmente (**Fig1.18**).

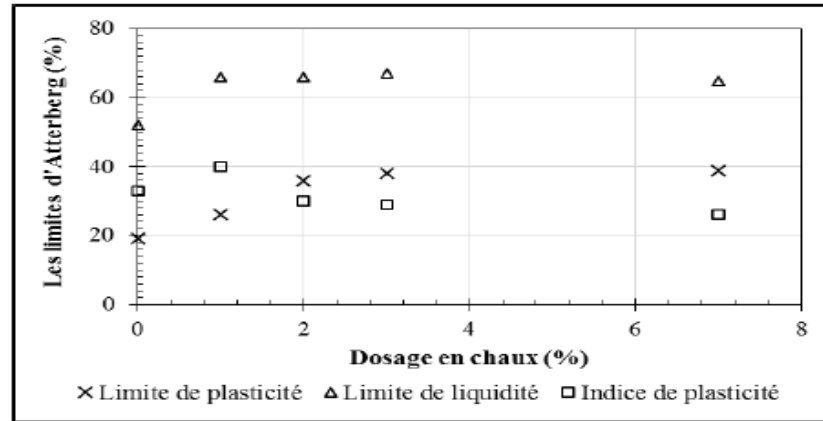


Figure 1.18 Effet du dosage en chaux sur les limites d'Atterberg de l'argile (Rogers and Glendenning, 1996)

D'après (Locat et al, 1990), l'augmentation de la limite de plasticité s'accompagne ou non d'une augmentation de la limite de liquidité. Cette évolution provoque un déplacement du domaine de plasticité vers des teneurs en eau plus importantes, c'est le processus de floculation (Afès et al, 2000).

Ont rapporté que la limite de plasticité d'une argile stabilisée par 6% de chaux augmente de 24% jusqu'à 32.4 et 34% après une cure de 7 et 30 jours. La réduction de l'indice de plasticité se produit en concomitance avec celle de la teneur eau. Après traitement, le sol se trouve à une teneur en eau inférieure à la nouvelle limite de plasticité. C'est-à-dire que le sol se transforme de l'état plastique (déformable-collant) avant le traitement à l'état solide (rigide-fragile) après le traitement. Cela facilite donc la mise en œuvre du remblai (la circulation des engins) (fig1.19).

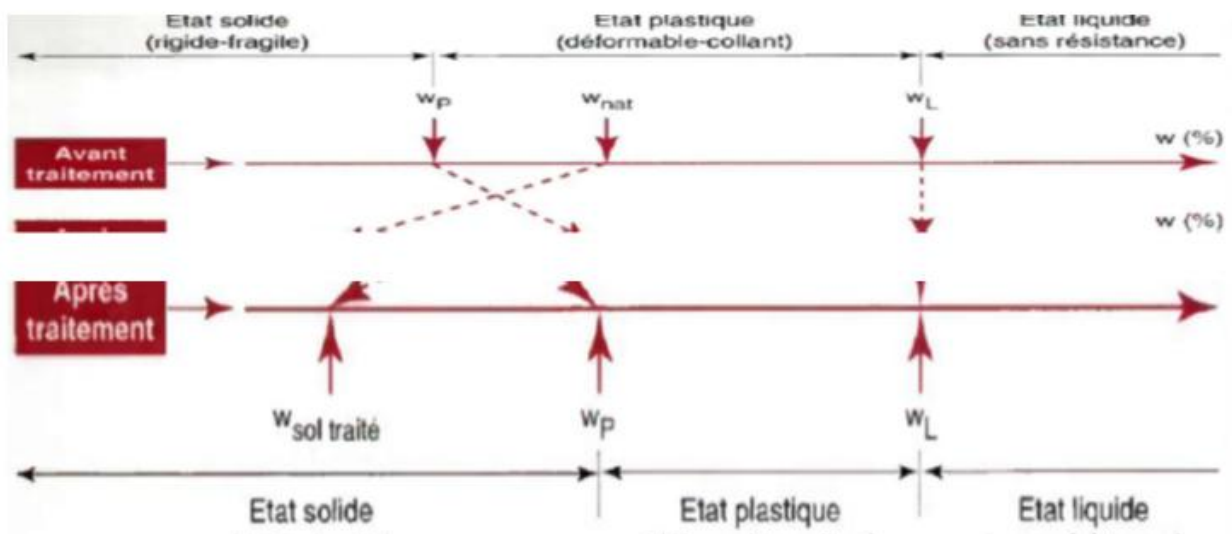


Figure 1.19: Evolution de (wl) et (wp) d'un sol après l'ajout de chaux (GTS-2000).

1.4.1.2 Modification de la fraction argileuse du matériau

Les travaux effectués par (George et al ,1992) ont permis d'observer que lorsqu'un sol est traité avec la chaux il y a une diminution notable de l'indice de plasticité, de plus la limite de liquidité présente une augmentation peu marquée que celle de la limite de plasticité. Dans la plupart des cas, l'effet de la chaux sur la plasticité du sol est plus ou moins instantané (Afès and Didier 1999).

Ont étudiée l'effet de la chaux sur la valeur au bleu de méthylène de l'argile gonflante de Mila (fig1.20). cette figure présente l'évolution de la valeur au bleu de méthylène en fonction de la quantité de chaux ajoutée, après 7, 28, et 90 jours. Ils ont remarqué une diminution continue de la valeur au bleu.

Cette diminution est d'autant plus accentuée que la durée de la cure est lente

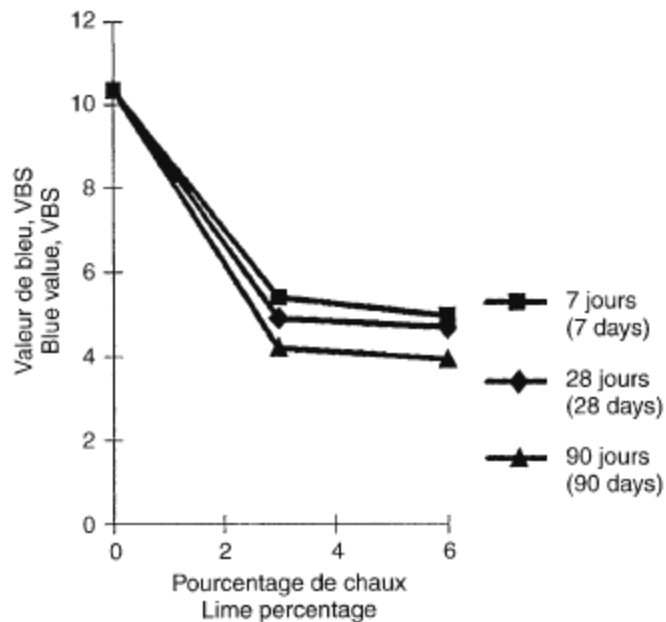


Figure 1.20 Evolution de la valeur au bleu de méthylène en fonction du pourcentage de chaux (Afès and Didier, 1999)

Tableau1.1 Valeurs au bleu de méthylène par l'essai à la tâche (Afès and Didier, 1999) .

Essai N°	Masse du sol (g)	Volume de la solution (cm3)	VBS
Essai 1	80	125	1,68
Essai 1	80	115	1,56
Moyenne	80	120	1,62

La valeur de bleu au méthylène VBS est égale à 1,62, d'après la norme française (NF P 11- 300), il s'agit d'un sol argileux peu plastique. Le **tableau (1.2)** résume les caractéristiques d'identification des essais effectués sur le sol.

Tableau1.2 Caractéristiques d'identification du sol (Afès and Didier, 1999)

Paramètres	Valeur
Limite de liquidité WL	26
Limite de plasticité WP	18
Indice de plasticité IP	8
Valeur de bleu de méthylène VBS	1,62
Surface spécifique totale (m ² /g)	34,02
Passants à 2 mm (%)	100
Passants à 80 µm (%)	73
Passants à 2 µm (%)	3,67
Indice de consistance Ic	1,2

1.4.1.3 Effets de la chaux sur les paramètres de compactage

Après traitement, la courbe de compactage Proctor devient plus aplatie. La compacité maximale est faible, ce qui est traduit par une masse volumique sèche maximale (γ_{aOPT}) réduite, et une teneur en eau à l'optimum (w_{OPT}) plus élevée (fig1.21) (Ormsby,1973 ;Brandl, 1981; Osula,1996).

On explique la diminution de (γ_{aOPT}) par la réorganisation des particules argileuses causée par le phénomène de floculation/agrégation.

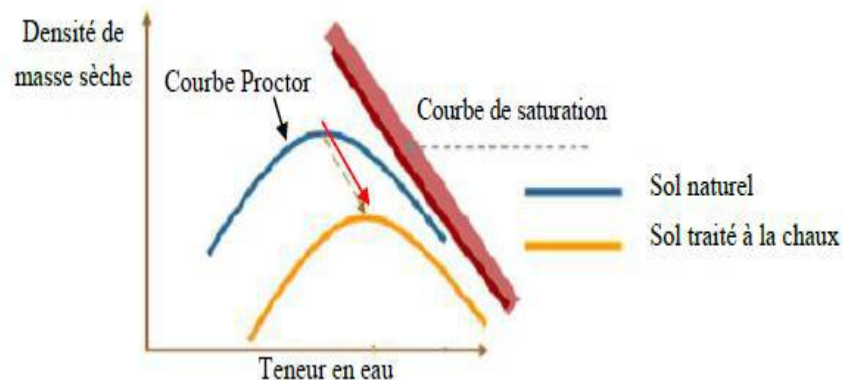


Figure1. 21 Influence du traitement à la chaux sur les courbes Proctor

Compactée à l'énergie Proctor normal. La courbe Proctor obtenue s'aplatit au fur et mesure que le pourcentage de chaux augmente.

Ils ont vérifié que le traitement à la chaux conduit à une augmentation de la teneur en eau optimale et une diminution de la densité sèche maximale (Mtallib and Bankole, 2011). attribue l'augmentation de (w_{OPN}) à l'addition de la chaux dans le sol qui exige plus d'eau pour les réactions (l'hydratation, pouzzolanique) avec la chaux (fig.1.22).

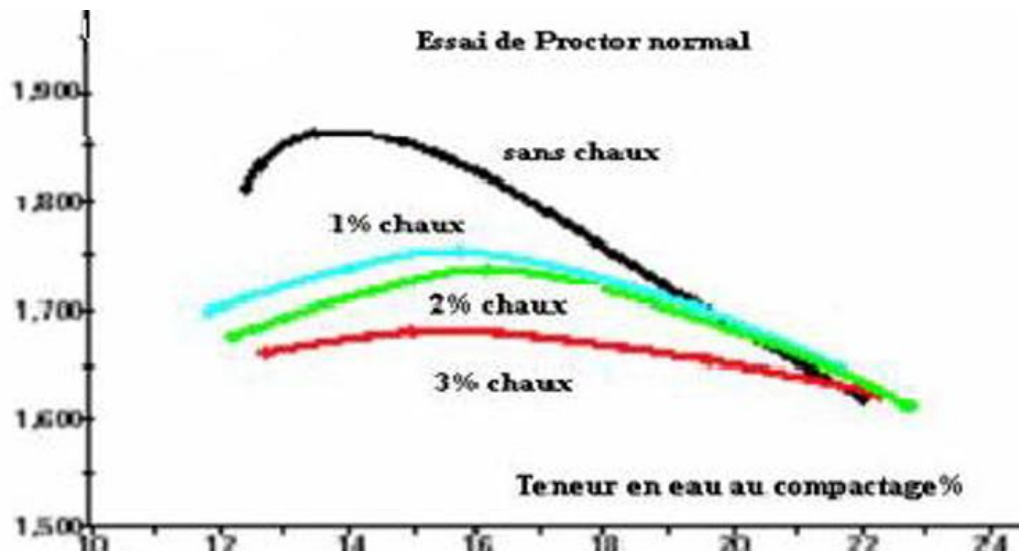


Figure 1.22 Influence de la chaux sur les caractéristiques de compactage

1.4.1.4 Effets de la chaux sur la résistance au cisaillement

De nombreuses études ont été effectuées dans le but de voir l'effet de l'addition de la chaux sur la résistance au cisaillement des sols instables à traiter.

Plusieurs chercheurs ont montré que la stabilisation des sols instables à l'aide de la chaux provoque une augmentation de la résistance au cisaillement de ces sols traités par rapport aux sols naturels (Osula 1991; Gay and Schad, 2000; Muntohar and Hantoro, 2000; Bagherpour and Choobbasti, 2003; Lin et al., 2007).

Des travaux ont été réalisés par (Harichane et al., 2011) sur un limon et une argile traitée à différentes teneurs en chaux confirment que l'ajout de chaux conduit à une amélioration des paramètres de cisaillement (l'angle de frottement interne ϕ' et la cohésion effective c').

Les paramètres de compactage adoptés pour la préparation des éprouvettes des sols à soumettre aux essais de la résistance au cisaillement et de la compression non confinée sont présentés dans le Tableau (1.3)

Tableau1.3 Références de compactage des sols étudiés (Harichane et al , 2011)

Désignation	Sol argileux gris		Sol argileux rouge	
	Densité sèche maximale (kN/m ³)	Teneur en eau optimale (%)	Densité sèche maximale (kN/m ³)	Teneur en eau optimale (%)
P0L0	13.8	28.3	16.9	15.3
P0L4	13.2	30.4	16.4	17.8
P0L8	12.9	31.1	16.2	17.4
P10L0	14.0	27.6	17.1	14.3
P20L0	14.3	25.8	17.1	13.8
P10L4	13.3	26.8	16.5	16.6
P20L4	13.6	29.0	16.4	18.7
P10L8	13.3	29.8	16.1	17.7
P20L8	13.6	28.2	16.0	18.2

1.5 Conclusion

Ce chapitre a présenté une description générale des sols, plus particulièrement les sols instables, et aussi les principales techniques d'améliorations et de renforcement des sols instables. En effet les techniques d'amélioration des sols sont largement utilisées à travers le monde. Par ailleurs, la méthode d'amélioration chimique des sols par les ajouts cimentaires reste la plus utilisée et la moins onéreuse.

Parmi les ajouts cimentaires les plus utilisés afin d'améliorer les propriétés physiques et mécaniques des sols instables, on trouve la chaux et le ciment.

En effet, l'ajout de la chaux aux sols argileux provoque une suite de modifications physicochimiques importantes du sol qui conduit à une diminution de l'indice de plasticité (IP), un aplatissement de la courbe Proctor et une augmentation de la portance et de la contrainte au cisaillement. Cette amélioration des propriétés géotechniques des sols argileux dus à la chaux fait objet de notre étude dont le but est de prédire quelques propriétés améliorées.

Chapitre 2
Modèles de prédiction des propriétés
géotechniques des sols

2.1 Introduction

Les paramètres de gonflement des sols tels que la gravité spécifique (Gs), l'indice de plasticité (IP), la limite de liquidité (WL) et limite de plastique (WP), sont les plus utilisés pour la conception dans les travaux de génie géotechnique. Le problème est que les procédures de détermination de ces propriétés géotechniques prennent du temps, de l'argent et nécessitent des ressources humaines et matérielles. Pour cette raison, les chercheurs se sont orientés vers l'établissement de modèles pour la prévision des propriétés géotechniques en s'appuyant sur la collecte des résultats expérimentaux précédents (Basma, 1993 ; Al-Shayea, 2001 ; Işık, 2006 ; Djedid et al, 2001 ; Ömür et al, 2012)

Ces modèles pourraient permettre d'estimer le comportement des sols gonflants en fonction des paramètres d'identification physico-chimiques simples à mettre en œuvre comme les limites d'Atterberg et granulométrie. Le développement ou l'ajustement de tels modèles nécessite une connaissance préalable de la nature des relations entre les données dont leur comportement dépend de nombreux facteurs externes de composition. L'intérêt de la modélisation est son application bénéfique même sur les sols améliorés par des additifs minéraux tels que le ciment, la chaux, les cendres volantes et le laitier, ... etc.

Ce chapitre présente les différentes techniques de modélisation existantes dans la littérature, en se concentrant sur ceux appliqués dans le domaine géotechnique et plus précisément sur les sols améliorés à la chaux.

Les interactions de ces facteurs sont difficiles à établir uniquement par des méthodes statistiques en raison de leur interdépendance. La complexité du phénomène, le processus à suivre devient un peu plus complexe, la modélisation par des techniques numériques performantes de ce phénomène 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, c'est un modèle mathématique simplifié du système nerveux biologique.

Les RNAs apprennent des exemples de données qui leur sont présentés pour saisir les relations fonctionnelles subtiles entre les données et permettent d'intégrer le comportement non linéaire des matériaux dans l'analyse des systèmes de sol qui présentent une extrême variabilité. Les RNAs sont donc bien adaptés à la modélisation du comportement complexe du phénomène de gonflement.

2.2 Modèles empiriques de prévision

Il est vraiment utile en pratique de développer des corrélations empiriques et des modèles de prévision pour l'estimation des propriétés physico-mécaniques des sols argileux améliorés.

Les corrélations deviennent un outil de prévision important surtout et particulièrement pour les projets où le financement et le temps sont limités.

De plus, ces modèles de prévision peuvent être utilisés pour estimer rapidement avec une marge d'erreur minimale les différentes propriétés géotechniques des sols argileux améliorés (Taleb Bahmed, 2018).

Il existe plusieurs modèles analytiques élaborés dans la littérature pour la prédiction de différentes propriétés géotechniques des sols améliorés par la chaux, on cite quelques un ci-dessous :

- *Modèles de Sakr et al. (2008) :*

1/- Ils ont proposé différentes expressions de corrélation entre les limites d'Atterberg, la teneur en chaux (P) et la durée de cure (t) (Eqs 2.1 et 2.2):

$$\omega_L = 95.63 + 1.23P - 0.11t \quad (2.1)$$

$$\omega_p = 63.76 + 3.62P - 0.44t \quad (2.2)$$

Où : (WL) est la limite de liquidité, (WP) est la limite de plasticité, (P) est la teneur en chaux et (t) est la durée de cure. Les coefficients de détermination obtenus sont de R=0.93 et R=0.95 pour la limite de liquidité et la limite de plasticité respectivement.

2/- La cohésion pour un sol argileux amélioré à la chaux et contenant une forte teneur en matières organiques a été estimé par (Eqs 2.3) avec une corrélation très élevée de 0.91

$$C = 2.54 + 4.37P + 0.24t \quad (2.3)$$

3/- la résistance à la compression d'un sol argileux amélioré à la chaux et en tenant compte de la durée de cure a été exprimé par l'équation (2.4) avec une corrélation de 0.91

$$RCS = 6.28 + 8.68 P + 0.47 t \quad (2.4)$$

- *Modèles Sezer et al. (2006)*

1/- Ils ont développé des expressions entre les paramètres de cisaillement qui sont la cohésion (C) et l'angle de frottement interne (ϕ), la teneur du stabilisant (P) et la durée de cure (t) d'un sol argileux amélioré (Eqs 2.5 et 2.6) :

$$"C = 20.7375 + 9.9473 P + 1.9468 t" \quad (2.5)$$

$$"\phi = 17.3267 + 0.5083 P + 0.0698 t" \quad (2.6)$$

Où : (C) est la cohésion, (ϕ) est l'angle de frottement interne, (P) est la teneur en chaux et (t) est la durée de cure. Le coefficient de détermination obtenu est de $R^2=0.6777$ et $R^2= 0.9134$ pour la cohésion et l'angle de frottement interne respectivement.

2 /- Ils ont proposé une expression pour la résistance à la compression reliant la teneur du stabilisant et la durée de cure d'un sol argileux amélioré (Eqs 2.7) :

$$RCS = 247.1034 + 22.2932 P + 7.5042 t \quad (2.7)$$

Le coefficient de détermination est de $R^2= 0.6921$.

- *Manasseh et al. (2008)*

1/- Proposé deux types d'expression pour la résistance à la compressai reliant la teneur de la chaux (Eqs 2.8 et 2.9).

$$"R = 370.954 + 318.716 P - 37.65 P^2 + 1.329 P^3" \quad (2.8)$$

$$RCS = 482.583 + 172.536 P - 9.744 P^2 \quad (2.9)$$

Les coefficients de détermination des équations (**Eqs 2.8 et 2.9**) sont de $R^2 = 0.9383$ et 0.82183 respectivement. Ces relations sont valables pour une durée de cure de 7 jours en ce qui concerne la résistance à la compression.

- *Abdullah et al. (2016)*

1/- Présenté la résistance à la compression sous l'expression (**Eqs 2.10**) et cela en se basant sur la teneur en ciment portland avec un coefficient de détermination de $R^2 = 0.99$:

$$"RCS = 164.19.Exp(0.326.Pciment)" \quad (2.10)$$

Où Pciment est la teneur en ciment portland. Ainsi que la même recherche a fait objet pour proposer une autre expression (**Eqs 2.11**) se basant sur la teneur en cendre de ciment avec un coefficient de détermination est de $R^2 = 0.92$.

$$"RCSR = 153.8.Exp(0.068.PCDK)" \quad (2.11)$$

Où PCKD est la teneur en cendre de ciment.

2/- la capacité portante du sol a partir de la teneur en ciment portland (**Eqs 2.12**) d'où le coefficient de détermination $R^2 = 0.94$

$$"CBRimbibé = 30.4.Pciment + 11" \quad (2.12)$$

Où Pciment est la teneur en ciment portland. De même ils ont proposé une corrélation entre la teneur en cendre de ciment et la capacité portante du sol (**Eqs 2.13**) d'où le coefficient de détermination est $R^2 = 0.87$:

$$"CBRimbibé = 46.79.Exp(0.033PCDK)" \quad (2.13)$$

Où PCKD la teneur en cendre de ciment.

- *Zha et al. (2008)*

Ils ont estimé le gonflement, comme est exprimé dans (**Eqs 2.14**) suivantes:

$$I_p = \frac{I_p}{I_{pu}} t^* 100(\%) \quad (2.14)$$

Où : I_p est le rapport indice de plasticité, I_{pt} : l'indice de plasticité du sol après traitement et I_{pu} : l'indice de plasticité du sol naturel

- *Harichane et al., (2011)*

1/ Des modèles de prévision des limites d'Atterberg des sols argileux améliorés par la chaux ont été proposés (**Eqs 2.15 et 2.16**) en utilisant les limites d'Atterberg initiales (LL_0 et LP_0) des sols argileux naturels ainsi que la teneur de la chaux (P):

$$I^*WL = 0.72779 LL_0 - 0.46642 P + 14.74046 \quad (2.15)$$

$$I^*WP = 1.16265 LP_0 + 0.774672 P + 2.020433 \quad (2.16)$$

Où : LL_0 est la limites de liquidité initiale, LP_0 est la limites de plasticité initiale, et P est la teneur en chaux. Les coefficients de corrélation obtenus sont de $R=0.96$ et $R=0.88$ pour les limites de liquidité et de plasticité respectivement. Les équations **(2.15)** et **(2.16)** sont valables dans les conditions suivantes :

$$26.5\% \leq LL_0 \leq 385\%$$

$$14\% \leq LP_0 \leq 67\%$$

$$1\% \leq P \leq 20\%$$

Des modèles de prédiction des paramètres de compactage des sols argileux améliorés par la chaux ont été proposés (**Eqs 2.17 et 2.18**) en utilisant les limites d'Atterberg et l'indice de plasticité (IP) déjà calculés suivant les équations **(2.17)** et **(2.18)** :

$$TEO = 8.650792 + 0.391079 WL - 0.33172 IP \quad (2.17)$$

$$DSM = 20.31298 - 0.1360 WL + 0.128089 IP \quad (2.18)$$

Où : (TEO) est la teneur en eau optimale, (IP) est l'indice de plasticité, et(DSM) est la densité sèche maximale, Les coefficients de corrélation obtenus sont de $R=0.78$ et $R= 0.84$

pour les équations **(2.17)** et **(2.18)** respectivement. Ces équations sont valables dans les conditions suivantes :

$$26.5\% \leq LL0 \leq 385\%$$

$$14\% \leq LP0 \leq 67\%$$

$$7.1\% \leq IP \leq 350\%$$

$$1\% \leq P \leq 20\%$$

Des modèles de prédiction des paramètres de cisaillement des sols argileux améliorés par la chaux ont été proposés (Eqs 2.19 et 2.20) en utilisant les paramètres de cisaillement initiaux des sols argileux naturels (C_0 , ϕ_0) ainsi que la teneur de la chaux et la période de cure (t):

$$"C = C_0 + 61.73418 \text{ Ln } (0.281965 P + 0.243866 t)" \quad (2.19)$$

$$" \phi = \text{Ln } (\phi_0) + 4.671747 \text{ Ln } (- 0.640468 P + 8.587725 t)" \quad (2.20)$$

Où : (C) est la cohésion, (C_0) est la cohésion du sol sans traitement, (ϕ) est l'angle de frottement interne, et (ϕ_0) est l'angle de frottement du sol sans amélioration.

Les coefficients de corrélation obtenus sont de $R = 0.89$ et $R = 0.73$ pour la cohésion et l'angle de frottement interne respectivement. Les équations (2.19) et (2.20) sont valables dans les conditions suivantes :

$$17.3 \text{ kPa} \leq C_0 \leq 90 \text{ kPa}$$

$$4.6^\circ \leq \phi_0 \leq 26.1^\circ$$

$$2\% \leq P \leq 12\%$$

$$1 \text{ j} \leq t \leq 90 \text{ j}$$

Un modèle de prévision de la résistance à la compression des sols argileux améliorés par la chaux a été proposé (Eqs 2.21) en utilisant la résistance à la compression initiale (R_0) du sol argileux naturel, la teneur de la chaux et la durée de cure :

$$"R = R_0 (0.037914 t + 1.40721) \text{ Exp } (0.044889 P)" \quad (2.21)$$

Où : (R) est la résistance à la compression, et (R_0) est la résistance à la compression initiale.

Le coefficient de corrélation obtenu est de $R = 0.87$. L'équation (2.21) est valable dans les conditions suivantes :

$$10 \text{ kPa} \leq R_0 \leq 720 \text{ kPa}$$

$$1\% \leq P \leq 14\%$$

$$1 \text{ j} \leq t \leq 91 \text{ j}$$

2.3 Modèles des réseaux de neurones artificiels

L'utilisation des réseaux de neurones artificiels (RNA) ces dernières années a augmenté dans toutes les disciplines scientifiques et technologiques. En outre, les RNAs ont été appliqués avec succès à de nombreuses applications d'ingénierie géotechnique.

Des modèles expérimentaux aux modèles utilisant les résultats des développements technologiques récents, tels que les réseaux de neurones artificiels, la logique floue, les algorithmes génétiques, ...etc.

Cette partie présente une compilation de références sur les modèles de prédiction des propriétés géotechniques des sols minéralisés, ainsi que les apports et bénéfices des techniques de réseaux de neurones artificiels aux géotechnologies

2.3.1 Réseaux de neurones biologiques

Les spécialistes des neurones biologiques (neurophysiologistes) commencent à peine à comprendre quelques-uns des mécanismes neuronaux internes.

On croit en général que leurs différentes fonctions neuronales, y compris celle de la mémoire, sont stockées au niveau des connexions (synapses) entre les neurones.

C'est ce genre de théorie qui a inspiré la plupart des architectures de réseaux de neurones artificiels L'apprentissage consiste alors soit à établir de nouvelles connexions, soit à en modifier des existantes.

La transmission se fait par l'intermédiaire de substances chimiques, les neuromédiateurs. Quand un signal arrive au niveau de la synapse, il provoque l'émission de neuromédiateurs qui vont se fixer sur des récepteurs de l'autre côté de l'espace inter synaptique (**fig 2.1**)

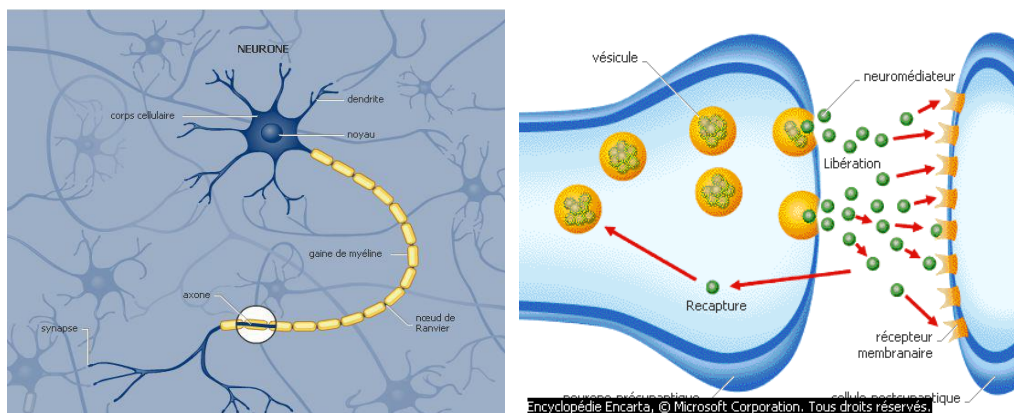


Figure 2.1 Le neurone biologique et Transmission de l'information entre les neurones biologiques

2.3.2 Les neurones formels

Un "neurone formel" (ou simplement "neurone") est une fonction algébrique non linéaire et bornée, dont la valeur dépend des paramètres appelés coefficients ou poids. Les variables de cette fonction sont habituellement appelées "entrées" du neurone, et la valeur de la fonction est appelée sa "sortie".

Un neurone est donc avant tout un opérateur mathématique, dont on peut calculer la valeur numérique par quelques lignes de logiciel.

On a pris l'habitude de représenter graphiquement un neurone comme indiqué sur la (fig2.2)

Des observations de neurone biologique, découle le modèle du neurone formel proposé par :

M. Culloch et W. Pitts en (1943)

- Les x_i représentent les vecteurs d'entrées, elles proviennent soit des sorties d'autres neurones, soit de stimuli sensoriels (capteur visuel, sonore...);
- Les w_{ji} sont les poids synaptiques du neurone j . Ils correspondent à l'efficacité synaptique dans les neurones biologiques ($0 \leq w_{ij}$: synapse excitatrice; $0 \geq w_{ij}$: synapse inhibitrice). Ces poids pondèrent les entrées et peuvent être modifiés par apprentissage;
- Biais : entrée prend souvent les valeurs -1 ou +1 qui permet d'ajouter de la flexibilité au réseau en permettant de varier le seuil de déclenchement du neurone par l'ajustement des poids et du biais lors de l'apprentissage;
- Noyau : intègre toutes les entrées et le biais et calcule la sortie du neurone selon une fonction d'activation qui est souvent non linéaire pour donner une plus grande flexibilité d'apprentissage.

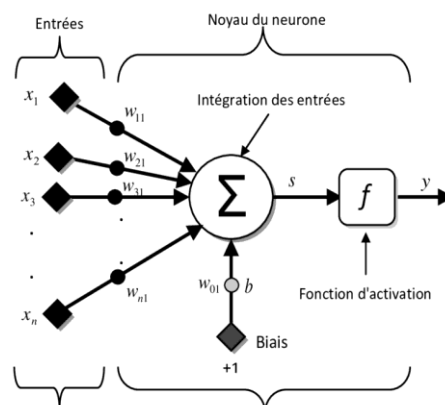


Figure2.2 Modèle d'un neurone artificiel

On peut résumer une modélisation de tel neurone par la (fig2.3), qui nous permettra de voir clairement le passage du neurone biologique vers le neurone formel.

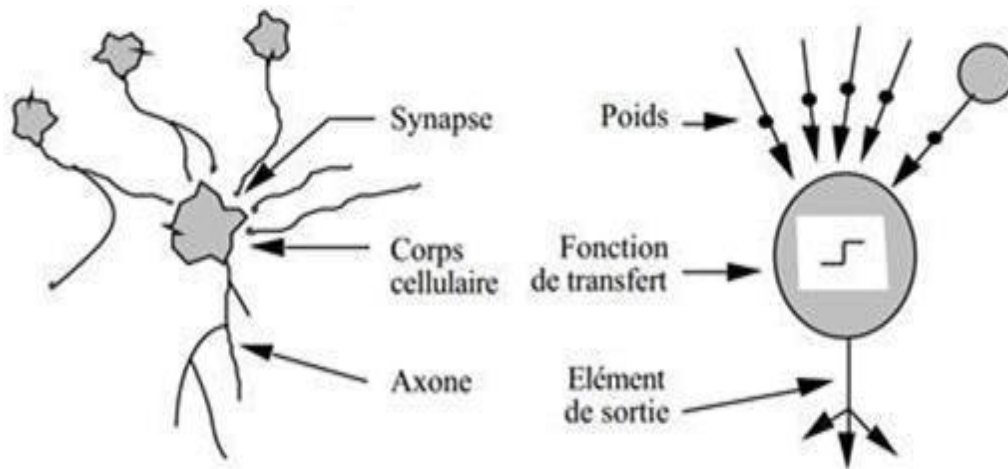


Figure2. 3 Passage du neurone biologique vers le neurone formel.

2.3.2.1 : Modélisation d'un neurone formel

Le modèle mathématique d'un neurone artificiel est Un neurone est essentiellement constitué d'un intégrateur qui effectue la somme pondérée de ses entrées. Le résultat s de cette somme est ensuite transformé par une fonction de transfert f qui produit la sortie y du neurone

En suivant les notations présentées à la section précédente, les n entrées du neurone correspondent au vecteur $x = (x_1, x_2, x_3 \dots x_n)$ alors que $w = (w_{11}, w_{21}, w_{31}, \dots, w_{n1})^T$

Représente le vecteur des poids du neurone. La sortie s de l'intégrateur est donnée par (Eqs 2.22) suivante :

$$S = \sum_{n=1}^n w_n x_n \pm B \quad (2.22)$$

$$= w_{11} x_1 + w_{21} x_2 + w_{31} x_3 + \dots + w_{n1} x_n + b$$

Que l'on peut aussi écrire sous forme matricielle (Eqs 2.23) :

$$S = w^T x \pm b \quad (2.23)$$

Nous allons supposer que tous les neurones sont synchrones, c'est à dire qu'à chaque temps t , ils vont simultanément calculer leur somme pondérée et produire une sortie (**Eqs 2.24**) :

$$y(t) = f(s(t)) \quad (2.24)$$

Revenons donc à notre modèle artificiel tel que formulé par l'équation (2.25) et ajoutons la fonction d'activation f pour obtenir la sortie du neurone (Youcef Djeriri, 2017) :

$$"Y=f(s) = f(w^T x \pm b)" \quad (2.25)$$

En remplaçant w^T par une matrice $W = w^T$ d'une seule ligne, on obtient une forme générale que nous adopterons tout au long de ce chapitre (**Eqs 2.26**) :

$$y = f(Wx \pm b) \quad (2.26)$$

2.3.2.2 Fonctions d'activations

Différentes fonctions de transfert pouvant être utilisées comme fonction d'activation du neurone sont énumérées au (**fig2.4**)

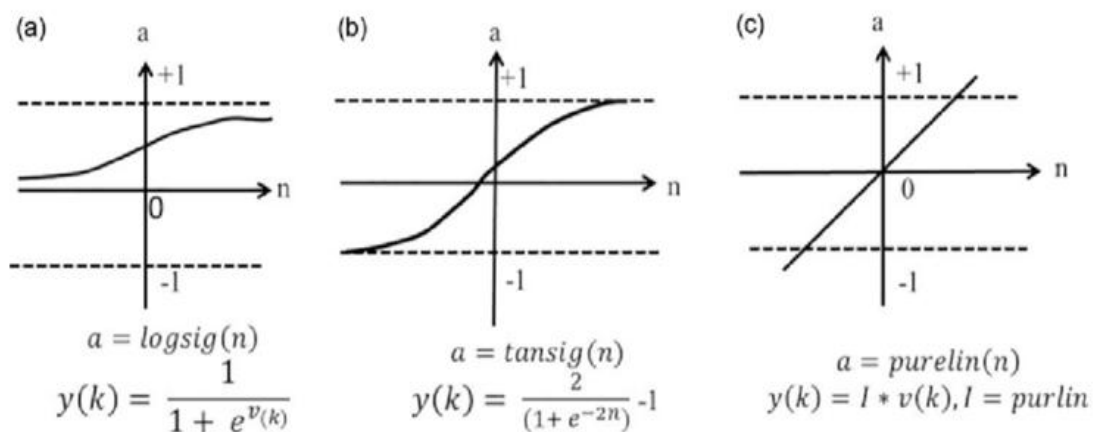


Figure2.4 Les fonctions d'activation les plus utilisées dans les RNAs

2.3.3 Architecture des réseaux de neurones

L'architecture d'un réseau de neurones est l'organisation des neurones entre eux au sein d'un même réseau. Un réseau de neurone est en général composé de plusieurs couches de neurones, des 'entrées' jusqu' aux 'sorties'.

2.3.3.1 Réseaux de neurones monocouches (Perceptron monocouches)

La structure d'un réseau monocouche est telle que des neurones organisés en entrée soient entièrement connectés à d'autres neurones organisés en sortie par une couche modifiable de poids (fig2.5)

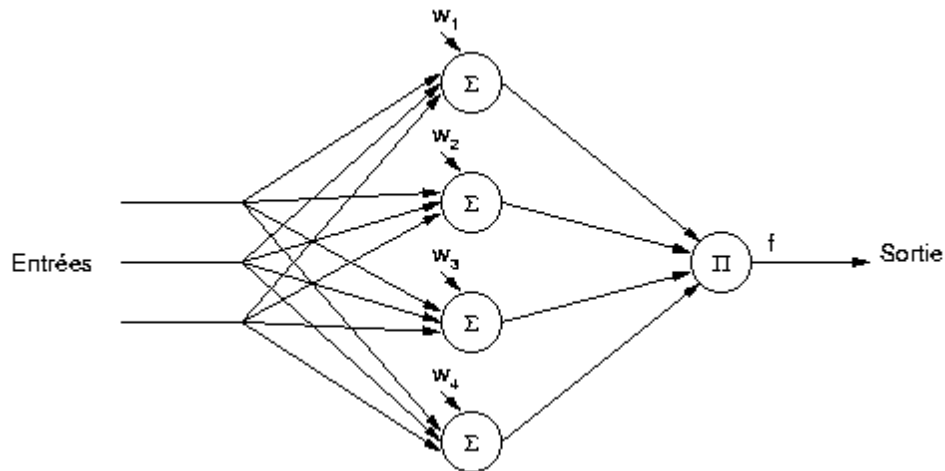


Figure2.5 Schéma d'un réseau de neurones Perceptron monocouche.

2.3.3.2 Réseaux de neurones multicouches (Perceptron multicouches)

Le perceptron multicouche (Multi Layer Perceptron MLP) est un réseau comportant plusieurs couches, chaque neurone d'une couche étant totalement connecté aux neurones de la couche suivante.

Chaque neurone est un automate linéaire généralisé dont la fonction de transfert est supposée sigmoïdale (fig2.6).

Une information circule de la couche d'entrée vers la couche de sortie uniquement ; il s'agit donc d'un réseau de type feedforward. Chaque couche est constituée d'un nombre variable de neurones, les neurones de la couche de sortie correspondant toujours aux sorties du système (Haykin, 1994)

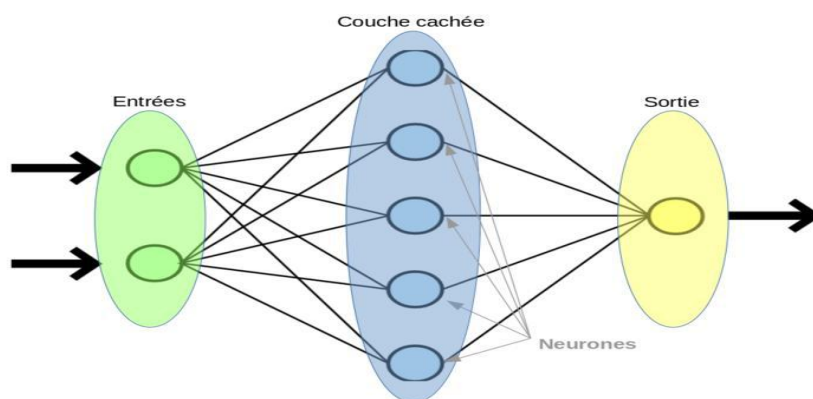


Figure2.6 Perceptron multicouche.

2.3.4. Apprentissage des réseaux de neurones artificiels

La capacité à apprendre un trait fondamental de l'intelligence, d'un autre côté ce que veut dire l'apprentissage est parfois difficile à décrire, le processus d'apprentissage, dans le contexte des réseaux de neurones peut être vu comme un problème d'ajustement et d'adaptation de l'architecture et des poids du réseau de neurone de façon que le RNA exécute efficacement une tâche spécifique.

Au lieu de spécifier un ensemble de règles, les réseaux de neurones apprennent automatiquement à partir de la collection d'exemples, et c'est ce qui les rend très attractives (Krose and Der Smagt, 1996). Il y a trois types de paradigmes d'apprentissage :

1. Supervisé
2. Non supervisé
3. Hybride

2.3.4.1 Apprentissage supervisé

C'est actuellement le mode d'apprentissage le plus couramment utilisé. Son principe est élémentaire : on soumet au réseau à un grand nombre d'exemples pour lesquels l'entrée commise par le réseau. Le plus répandu des algorithmes d'apprentissage supervisé est l'algorithme de rétro propagation du gradient d'erreur appliqué aux réseaux Multi Couches (Bruyninckx and Shutter, 2001).

2.3.4.2 Apprentissage non supervisé

Contrairement aux modes supervisés, seule une base d'entrées est fournie au réseau. Celui-ci doit déterminer lui-même ses sorties en fonction des similarités détectées entre les différentes entrées, c'est-à-dire en fonction d'une règle d'auto-organisation, Il explore la structure des données, ou encore la corrélation entre les modèles d'entrée et les organise à partir de cette corrélation en des catégories.

2.3.4.3. Apprentissage hybride

Il combine l'apprentissage supervisé et non supervisé. Dans de nombreux problèmes on ne dispose pas de l'information nécessaire à la construction d'une base d'apprentissage complète. On ne dispose souvent que d'une information qualitative permettant l'évaluation de la réponse calculée, sans pour autant connaître la réponse la plus adaptée.

2.3.4.4 Algorithme de rétro propagation

Pour réaliser l'apprentissage d'un réseau multicouche, on utilise la règle d'apprentissage du delta généralisé pour chaque neurone i (Eqs 2.27) :

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \alpha(t)\delta_j(t)x_i \quad (2.27)$$

Où $\delta_j(t)$ est l'erreur faite par le neurone i . Un exemple avec un réseau à deux entrées, trois neurones dans une couche cachée, et deux neurones dans la couche de sortie est illustré dans la (fig2.7)

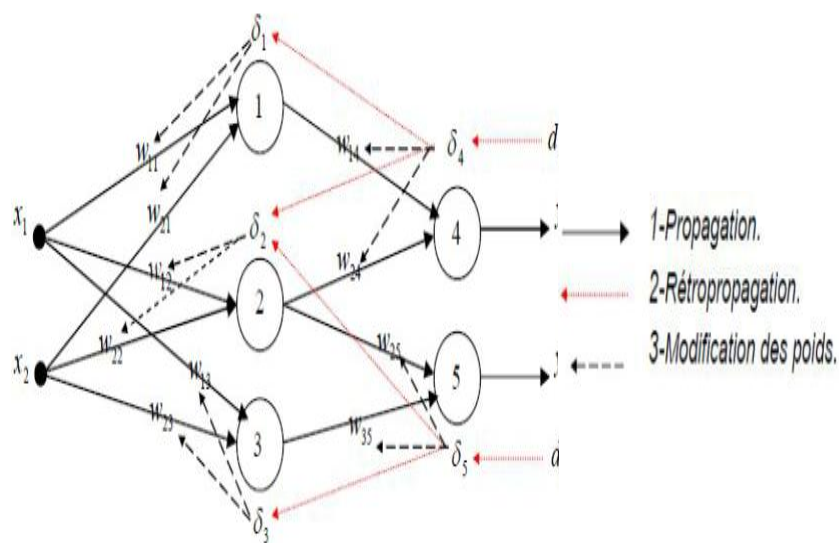


Figure2.7 Algorithme de rétro propagation.

Pour pouvoir modifier les poids synaptiques reliant la couche d'entrée à la couche cachée (w_{11} ; w_{12} ; w_{13} et w_{21} ; w_{22} ; w_{23}), il faut connaître les sorties désirées d_1 , d_2 et d_3 qui permettent d'appliquer la règle du delta généralisé, i.e. connaître les erreurs: δ_1 , δ_2 et δ_3 que font les neurones 1, 2 et 3. L'idée consiste alors à propager les erreurs δ_4 et δ_5 vers les neurones 1, 2 et 3, au travers des poids w_{14} , w_{24} , w_{34} et w_{15} , w_{25} , w_{35} , d'où le nom de rétro propagation du gradient d'erreur de l'algorithme proposé indépendamment par (Rumelhart et al, 1984).

2.3.5 Utilisation des RNAs dans le domaine de la géotechnique

La prévision des propriétés géotechniques des sols stabilisés est très bénéfique pour l'ingénieur géotechnicien et de même pour les entreprises, surtout en évitant la perte de temps aux études expérimentales qui sont également coûteuses.

Bien qu'il y ait peu d'informations sur les modèles assistés par ordinateur pour la prévision des propriétés géotechniques des sols stabilisés, les renseignements examinés démontrent la capacité des RNAs pour modéliser les propriétés des différents types de sols (Ferentinou et al., 2007).

De nombreux chercheurs ont utilisé la prédiction dans des applications géotechniques, et ils ont obtenu des modèles, par exemple

2.3.5.1 Modèle de prévision de l'indice de plasticité (Modèle IP–RNA)

Une architecture d'une seule couche cachée constituée de 07 neurones correspond au modèle le plus performant pour la prévision de l'indice de plasticité (IP) (Fig3.8).

Les limites d'Atterberg (LL0 et LP0) et la teneur en chaux ont été considérées comme des paramètres d'entrée pour avoir l'IP en sortie (Taleb Bahmed, 2018)

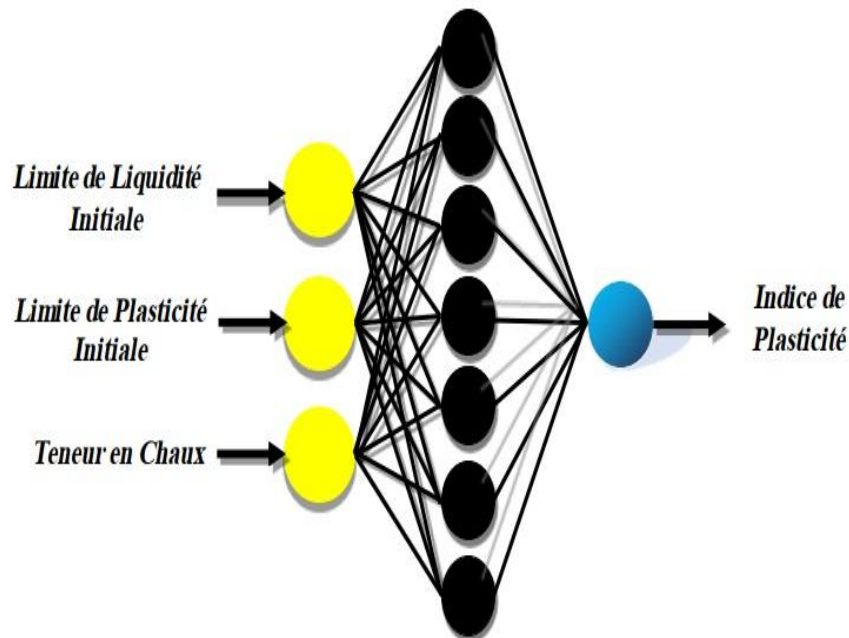


Figure2.8 Architecture utilisée pour le modèle de prévision de l'indice de plasticité (Taleb Bahmed, 2018)

Le **Tableau (2.1)** montre les paramètres d'apprentissage utilisés dans la modélisation RNA. Comme le montre la Figure (2.9), les valeurs de corrélation entre résultats prévus et expérimentaux concernant le modèle IP–RNA étaient d'environ 0.91.

Tableau2.1 Paramètres d'apprentissage utilisés pour le modèle RN pour la prévision de l'IP (Taleb Bahmed, 2018)

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)
Erreur après Apprentissage	0.001
Fonction de Division	'dividerand'
Cycles d'Apprentissage	1000
Nombre de neurones dans la Couche d'Entrée	03
Nombre de Couches Cachées	01
Nombre de Neurones dans la Couche Cachée	07
Nombre de Neurones dans la Couche de Sortie	01

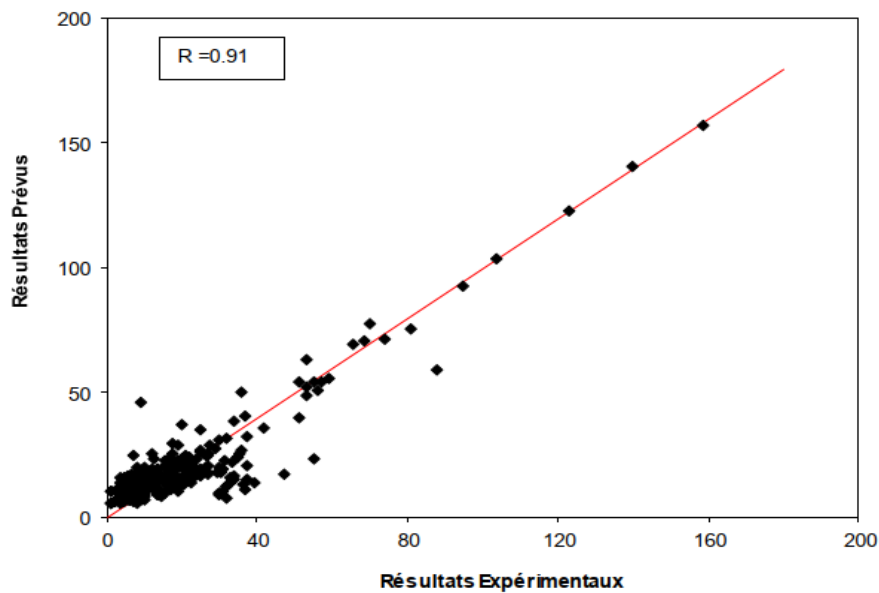


Figure2.9 Corrélation de régression entre les résultats expérimentaux et prévus (modèle IP–RNA) (Taleb Bahmed, 2018)

2.3.5.2 Modèle de prévision de la densité sèche maximale (Modèle γ_{dmax} – RNA)

Une architecture d'une seule couche cachée constituée de 11 neurones correspond au modèle Le plus performant pour la prévision de la densité sèche maximale (γ_{dmax}) (fig2.10).

Les limites Atterberg (WL et WP) et la teneur en chaux ont été considérées comme des paramètres d'entrée pour avoir γ_{dmax} en sortie (Taleb Bahmed, 2018).

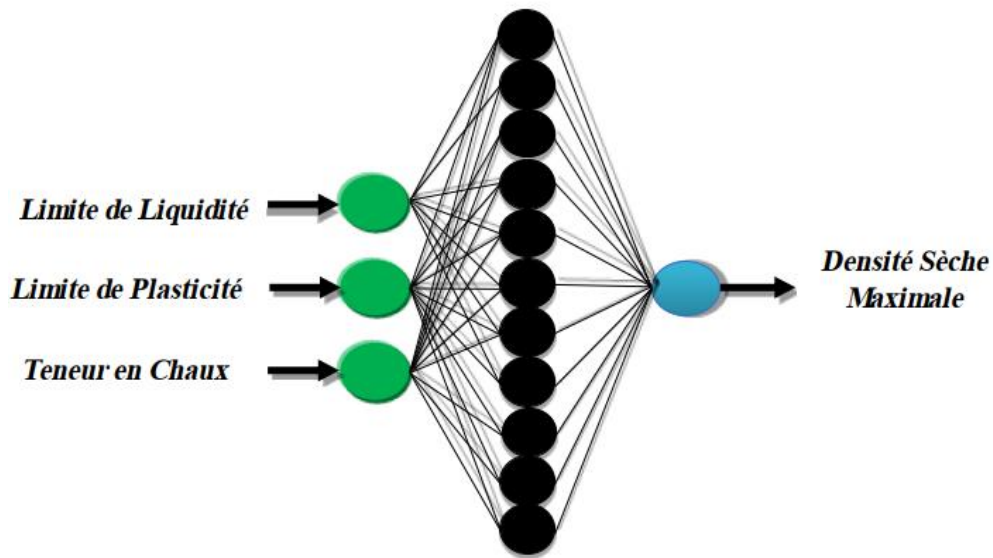


Figure 2. 10 Architecture utilisée pour le modèle de prévision de la densité sèche maximale (Taleb Bahmed, 2018).

Le Tableau (2.2) montre les paramètres d'apprentissage utilisés dans la modélisation RN. Cependant, les valeurs de corrélation entre résultats prévus et expérimentaux concernant le modèle γ_{dmax} -RNA étaient d'environ 0,83 (fig. 2.11).

Tableau 2.2 Paramètres d'apprentissage utilisés pour le modèle RN pour la prévision de la γ_{dmax}

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)
Erreur après Apprentissage	0.001
Fonction de Division	'dividerand'
Cycles d'Apprentissage	1000
Nombre de neurones dans la Couche d'Entrée	03
Nombre de Couches Cachées	01
Nombre de Neurones dans la Couche Cachée	11
Nombre de Neurones dans la Couche de Sortie	01

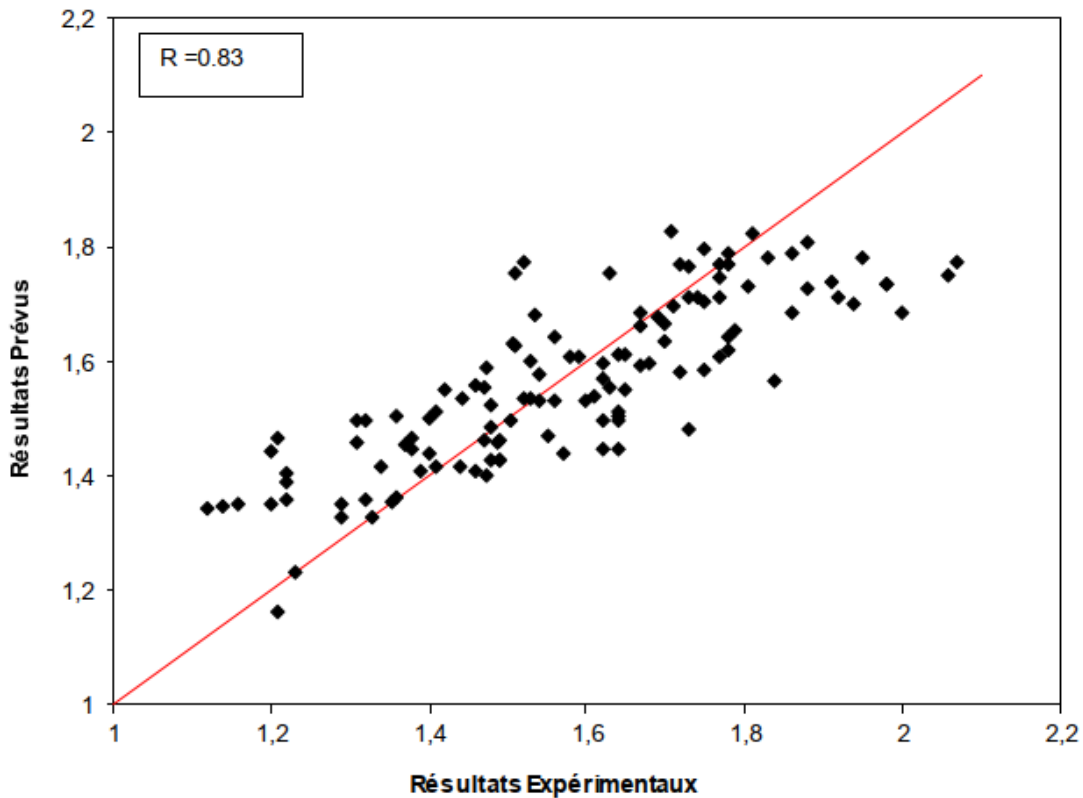


Figure 2. 11 Corrélation de régression entre les résultats expérimentaux et prévus (modèle γ_{dmax} -RNA) (Taleb Bahmed, 2018)

2.3.5.3 Modèle de prévision de la teneur en eau optimale (Modèle WOPN-RNA)

L'architecture trouvée qui assure la meilleure prévision de WOPN est constituée d'une seule couche cachée de 09 neurones.

En effet, le modèle a été établi en tenant compte de l'effet de la teneur en chaux et des limites d'Atterberg telles qu'elles sont définies dans la Figure (2.12) (Taleb Bahmed , 2018)

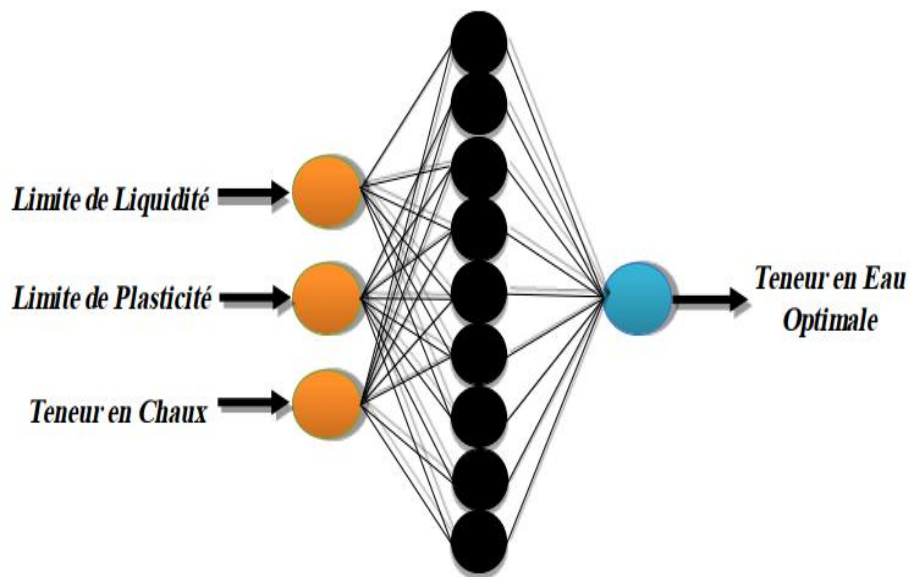


Figure2. 12 Architecture utilisée pour le modèle de prévision de la teneur en eau optimale (WOPN)
(Taleb Bahmed, 2018)

Cependant, le Tableau (2.3) illustre l'ensemble des paramètres RN utilisés dans la modélisation. A savoir que les résultats obtenus ont montré que les valeurs de corrélation entre les résultats prévus à partir du modèle WOPN–RNA et les résultats expérimentaux atteignent 0.83 (fig.2.13).

Tableau 2.3 Paramètres d'apprentissage utilisés pour le modèle RN pour la prévision de la WOPN.

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)
Erreur après Apprentissage	0.001
Fonction de Division	'dividerand'
Cycles d'Apprentissage	1000
Nombre de neurones dans la Couche d'Entrée	03
Nombre de Couches Cachées	01
Nombre de Neurones dans la Couche Cachée	09
Nombre de Neurones dans la Couche de Sortie	01

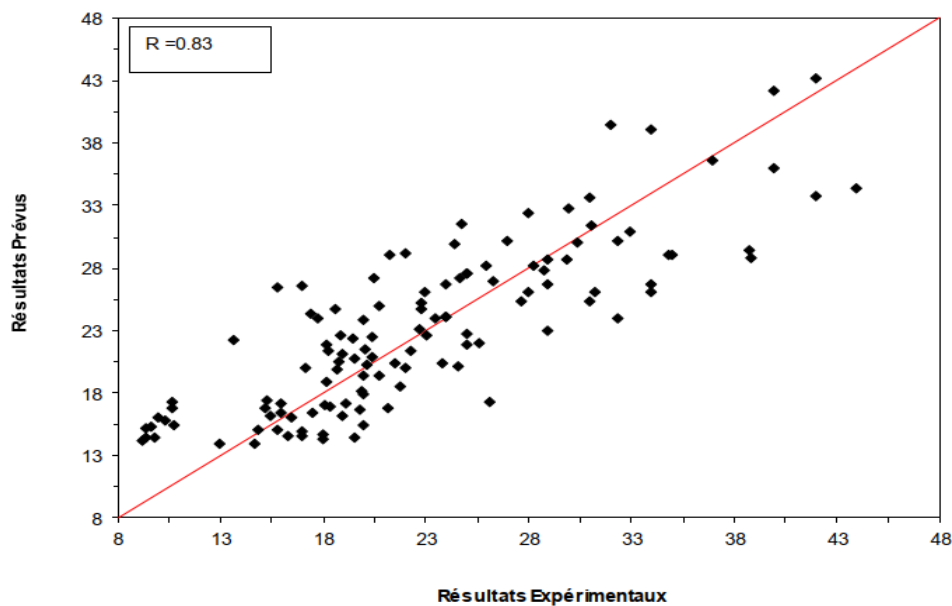


Figure 1. 13 Corrélation de régression entre les résultats expérimentaux et prévus (modèle WOPN-RNA) (Taleb Bahmed, 2018)

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous discutons de différents modèles de prédiction des propriétés géotechniques des sols enrichis par des ajouts minéraux : des modèles classiques basés sur des expérimentations aux modèles de réseaux de neurones artificiels basés sur l'apprentissage automatique. Sont employés à apprendre et valider l'exécution des modèles proposés.

Le processus de développement de ces derniers ; la structure, l'architecture, et les paramètres d'apprentissages font l'objet du chapitre.

Chapitre 3

Conception et analyse des données collectées

3.1 Introduction

La prévision des propriétés géotechniques des sols stabilisés est très bénéfique pour l'ingénieur géotechnicien et de même pour les entreprises, surtout en gain de temps consacré pour les études expérimentales qui sont également coûteuses. La technique des RNAs est un processus d'entraînement au moyen d'un apprentissage supervisé, de sorte que l'erreur du réseau soit réduite de manière itérative sur un ensemble de vecteurs correspondant à des entrées-sorties. Le modèle RNA résultant saisit la relation inhérente entre l'entrée et la sortie et la possibilité de généraliser pour les entrées invisibles futures.

Dans cette étude, un seul modèle de RNA sera développé, les données utilisées pour calibrer et valider le modèle sont obtenus à partir de la littérature.

Ce chapitre a pour objectif principal d'effectuer la collecte et l'organisation de la base de données afin de développer le modèle de RNA à simple usage déterminant l'indice de plasticité, la densité sèche maximale et la teneur en eau optimale des sols argileux stabilisés à la chaux.

3.2 Choix des propriétés géotechniques étudiées

Parmi les travaux expérimentaux menés par les chercheurs et publiés, qui visent l'effet de la chaux sur certaines propriétés des sols argileux à faible et à forte plasticité, les limites d'Atterberg et les paramètres de compactage ont été sélectionnées dans ce travail.

La connaissance de ces propriétés géotechniques est importante pour prédire le comportement des sols fins dans les phases des travaux de terrassement ou sous sollicitations mécaniques. De plus, le compactage des sols est un élément essentiel du processus de construction, notamment pour les chaussées routières. Les propriétés de compression (γ_{dmax} et ω_{opt}) du sol doivent être déterminées pour assurer un compactage suffisant du sol pour supporter les caractéristiques structurelles telles que les fondations des bâtiments (McCarthy, 1977).

Le développement d'un modèle informatique efficace et rapide pour la prédiction nécessite une base de données assez importante. Pour cela, un grand nombre de données ont été recueillies dans la littérature concernant l'utilisation de la chaux, comme additif dans de nombreuses applications en construction de génie civil.

Nous avons pris les limites d'Atterberg du sol à l'état initial (LL0, LP0), et le pourcentage de la chaux comme paramètres d'entrées pour obtenir l'indice de plasticité (IP) et les paramètres de compactage (γ_{dmax} et ω_{opt}) comme paramètres de sortie.

3.2.1 Les limites d'Atterberg

Les limites d'Atterberg sont des essais qui permettent de définir des indicateurs qualifiant la plasticité d'un sol, et plus précisément de prévoir le comportement des sols pendant les opérations de terrassement, en particulier sous l'action des variations de teneur en eau.

Notons que cet essai se fait uniquement sur les éléments fins du sol et il consiste à faire varier la teneur en eau de l'élément en observant sa consistance, ce qui permet de faire une classification du sol. Suivant la consistance d'un sol remanié, qui est fonction de sa teneur en eau, on distingue 3 états schématisés comme suit : (**fig3.1**)

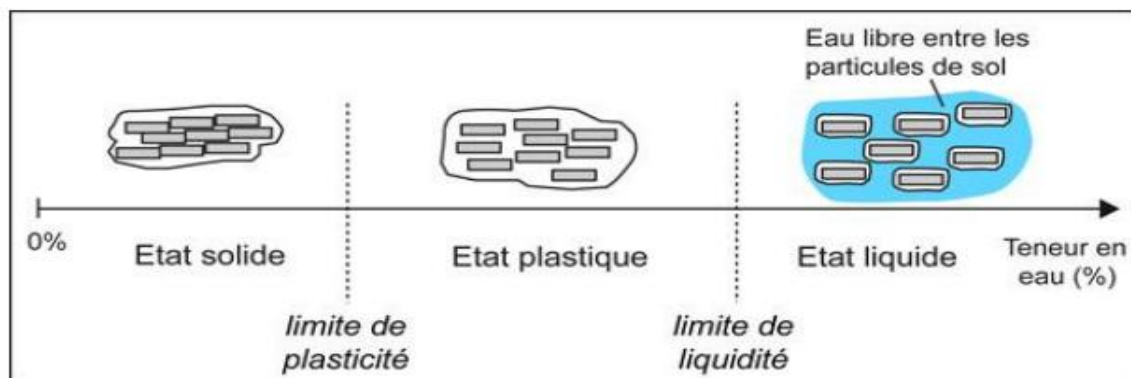


Figure3.1 Les différents états d'un sol

Le sol fin est testé pour déterminer les limites liquides et plastiques, qui sont des teneurs en humidité définissant les frontières entre les états de consistance matérielle.

Les limites de liquidité (LL) et de plasticité (LP) définissent les limites de teneur en eau entre les états fluide non-plastique, plastique et visqueux. L'indice de plasticité (IP) définit la gamme complète de l'état plastique.

- **Limite de liquidité (LL)** La teneur en eau à laquelle le sol passe de l'état liquide à l'état plastique est appelée limite de liquidité. En d'autres termes, la limite de liquidité est la teneur en eau à laquelle le sol cesse d'être liquide.
- **Limite de plasticité (LP)** La teneur en eau à laquelle le sol passe d'un état semi-solide à un état plastique est appelée limite plastique.

- **Indice de plasticité (IP)** C'est la différence entre les limites de liquidité et de plasticité. Cet indice définit l'étendue du domaine plastique.

3.2.1.1 Limite de liquidité (LL)

Il s'agit, pour les sols, de la teneur en eau (pourcentage d'eau du sol) quand il passe d'une consistance liquide à une consistance plastique au fur et à mesure qu'il sèche. Ou à l'inverse, quand il passe de la consistance plastique à celle liquide à mesure qu'il s'imprègne d'eau. Cette limite, avec la limite de plasticité d'Atterberg (LP), participe à connaître la plasticité d'un sol (**fig3.2**).

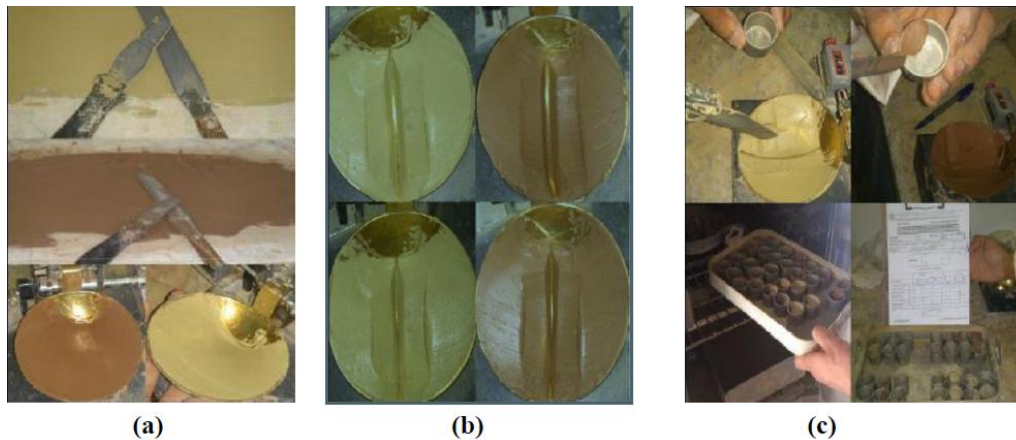


Figure 3.2 Détermination de la limite de liquidité, (a) : étalement de la pâte et remplissage de la coupelle, (b) : pratiqué la rainure et créer une serré de chocs (c) : prélèvement d'échantillon et dessiccation à l'étuve (Gadouri et al , 2017).

3.2.1.2 Limite de plasticité (LP)

La limite de plasticité d'Atterberg (LP) est le pourcentage de teneur en eau détenu dans le sol quand il passe de la consistance plastique à la consistance semi-solide et à mesure qu'il sèche (**fig3.3**).

Cette limite est aussi connue comme la consistance semi-solide à celle plastique d'un sol au fur et à mesure qu'il s'imprègne d'eau. Un petit supplément d'eau au-dessus de la limite de plasticité détruirait la cohésion du sol.

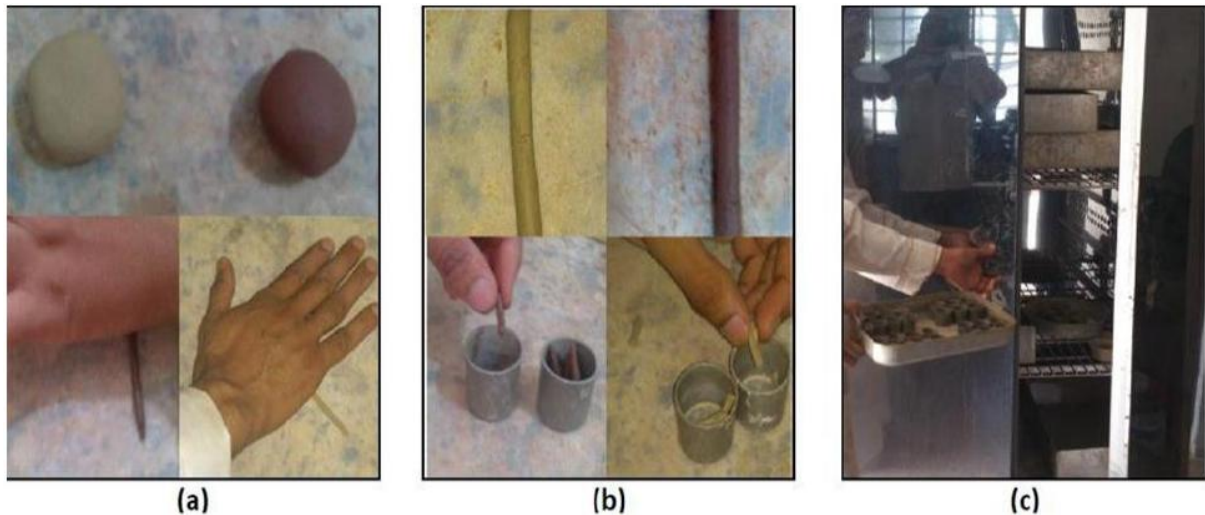


Figure 3.3 Détermination de la limite de plasticité, (a) : formation d'une boulette de pâte et la rouler à la main pour former un rouleau, (b) : amincissement du rouleau jusqu'à ce qu'il se fissure à 3 mm de diamètre et prélèvement d'échantillon, (c) : dessiccation à l'étuve à 105°C pendant 24h (Gadouri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

3.2.1.3 Indice de plasticité (IP)

L'indice de plasticité présente la différence numérique entre la limite de liquidité et la limite de plasticité (Eqs 3.1).

$$I_P = \omega_L - \omega_P \quad (3.1)$$

D'autre part, la détermination des limites d'Atterberg permet de se faire une idée sur la structure d'une argile par le calcul de son Indice de consistance (I_C) et son Indice de liquidité (I_L).

$$I_C = (\omega - \omega_L) / I_P \quad (3.2)$$

$$I_L = (\omega - \omega_P) / I_P \quad (3.3)$$

Tableau 3.1 Types de sols en fonction de IP (Meftah, 2008)

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

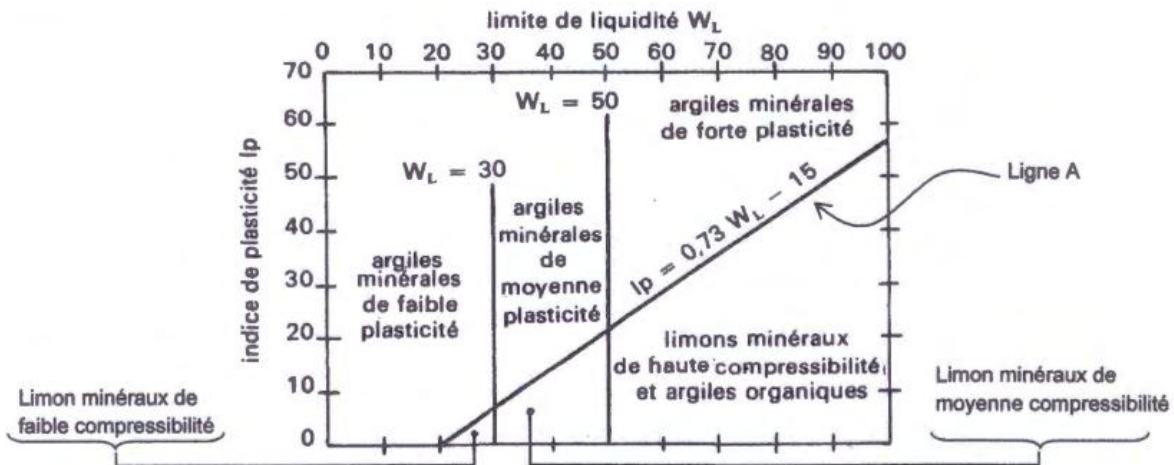


Figure 3. 4 Abaque de plasticité de Casagrande (Costet and Sanglerat, 1981)

3.2.2 Paramètres de compactage

Le compactage se fait par arrosage du sol avec de l'eau. La courbe Proctor montre bien que la masse volumique sèche augmente avec la teneur en eau jusqu'à un point optimal qui s'appelle aussi l'optimum Proctor (défini par une densité sèche maximum γ_{dmax} et une teneur en eau optimale (w_{opt}) (fig3.5).

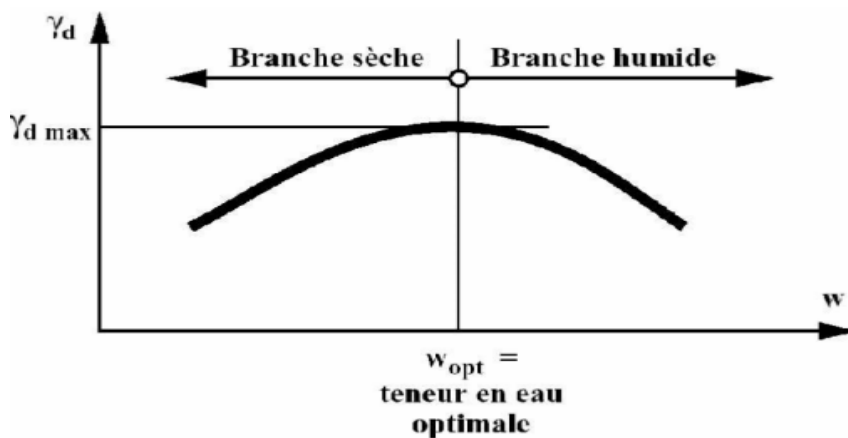


Figure 3.5 La courbe Proctor (Kerfouf, 2012)

3.2.2.1 La densité sèche maximale (γ_{dmax})

L'essai Proctor permet de connaître la densité maximale possible d'un matériau, et sa teneur en eau nécessaire pour aboutir à cette densité (Eqs 3.4).

Le protocole de l'essai Proctor suit la norme NF P 94-093¹ (détermination des références de compactage d'un matériau). Les valeurs obtenues par l'essai sont notées ω_{OPN} pour la teneur en eau optimale et ρ_{OPN} pour la masse volumique sèche optimale. Une autre référence peut être déterminée pour une énergie supérieure (notamment pour des couches de chaussées granulaires), il s'agit de l'Optimum Proctor modifié (OPM).

$$\gamma_{dmax} = \frac{W_s + W_a}{V_s + V_w + V_a} = \frac{W_s}{V} \quad (3.4)$$

Avec

V = Volume total de l'échantillon

V_a = Volume d'air contenu dans l'échantillon

V_w = Volume d'eau contenu dans l'échantillon

V_s = Volume des grains solide contenu dans l'échantillon

W_a = Poids de l'air contenu dans l'échantillon (W_a = 0)

W_s = Poids des grains solide contenu dans l'échantillon

3.2.2.2 La teneur en eau optimale (ω_{opt})

L'optimum Proctor est le poids volumique sec maximum (γ_{dmax}) correspondant à une teneur en eau optimale (ω_{opt}) pour une énergie de compactage donnée (Eqs 3.5).

$$\omega_{opt} = W_w / W_s \times 100 \quad (3.5)$$

Avec :

W_s = Poids des grains solide contenu dans l'échantillon

W_w = Poids de l'eau contenu dans l'échantillon

3.3 – Collecte et traitement des données

Les données des différentes propriétés géotechniques (l'indice de plasticité, la densité sèche maximale, la teneur en eau optimale) des sols argileux stabilisés à la chaux ont été

collectées à partir des travaux de recherche publiés dans la littérature pour construire notre base de données (BDD).

Cette dernière se compose des facteurs présentant une influence considérable sur l'indice de plasticité et les paramètres de compactage. Généralement, la performance des RNAs dépend de la largeur de la base de données (ou le nombre de point de données) ainsi que la fiabilité des données collectées (Taleb Bahmed, 2018).

Pour ces deux raisons, la collecte des données et leur sélection est l'étape principale qui peut affecter la modélisation du RN, en particulier dans le domaine de l'ingénierie géotechnique où on se trouve très souvent devant des données mal distribuées. La performance du modèle RN est effectivement attachée à la fiabilité et la distribution des données d'entrée utilisées et stockées dans la base de données. Dans cette étude, la BDD se compose de résultats extraits de plusieurs études expérimentales effectuées sur différents types de sols stabilisés à la chaux

3.3.1 Analyse et conception des données

Dans le cas de notre étude, on a choisi d'utiliser l'ensemble des données des propriétés géotechniques à savoir la limite de liquidité initiale d'un sol non traité (LL_0), la limite de plasticité initiale (LP_0), l'indice de plasticité (IP), la teneur en eau optimale (ω_{opt}) et la densité sèche maximale (γ_{dmax}). Cependant, une base de données possédant 132 paires de points a été collectée à partir de 34 études de recherche publiées dans la littérature dans des revues scientifiques internationales.

Plusieurs études expérimentales utilisant la chaux comme additif pour stabiliser différents types de sols ont été menées dans les articles sélectionnées.

À partir des résultats de ces études, nous avons construit notre propre base de données résumée dans le Tableau (3.2) pour la prédiction de IP, γ_{dmax} et ω_{opt}

Tableau3.2 Base de données pour la prévision de IP, γ_{dmax} et ω_{opt}

Auteur, Année	Chaux (%)	LL ₀ (%)	LP ₀ (%)	IP (%)	γ_{dmax} (KN/m ³)	ω_{opt} (%)
Ola, 1977	0-10	36	18.2	1.3-17,8	16,4-17,8	17-20,73
Rahman, 1986	0-12	50,2	24,9	2.8-25,3	14,75-156	21,75-24,8
Bell, 1989	0-6	86	54	22-32	12,20-12,23	22-33
Osula et al, 1991	0-3	50	20	7.1-30	17,1-18,05	13,4-16
George et al, 1992	0-6	55	30	2.5-25	17,3-18,4	13,7-18,6
Bell, 1996	0-4	58	26	19-32	16-16,5	22-25
Osula et al, 1996	0-3	39	17, 3	8.5-21,7	17,2-18,3	15,85-18

Kinuthia et al, 1999	6-20	61	32	27-32	14,4-14,9	25-28
Muntohar et al, 2000	2-12	73,59	32,34	1.06-17,79	12,1-13,1	31,28-38,85
Okagbue et al, 2000	0-10	41,5	21,6	14.4-19,9	17,53-19,21	15,5-19,5
Amu et al, 2005	0-7	56	18,4	10.8-37,6	14,84-15,08	21,2-22,75
Ismaiel, 2006	0-4,5	61,47	28,57	16.71-32,90	12,98-13,32	31,64-34,82
Aydin et al, 2007	0-5	71	37	7-34	14,6-15,51	20,5-26
	0-5	57	33	8-24	14,88-15,3	20-23
Eren et al, 2009	0-10	32	17	1-15	16,5-18,5	15-19,5
A. J. Choobbasti et al, 2010	0	35,6	30,9	4,7	17,8	17,1
	0	33,3	27,5	5,9	27,5	15,5
Athanasopoulou & Kollaros, 2011	0-10	76	29	12-47	14,17-15,57	29,90-21,70
Cerato et al. 2011	0-4	54	19,6	12.8-34,4	15,79-16,56	20,60-22,10
	0-3	66,9	22,8	15.4-44,1	15,34-14,60	24,20-26,80
	0-5	38,8	16,3	11-22,5	15,81-16,88	17,80-20
Aydin et al., 2012	0-4	37,5	29,8	6.8-7,7	14,6-15,3	21,5-25
Bairwa et al., 2013	3-12	38,9	14,14	17.09-21,48	17,58- 67,18	13,83-18,27
Almoghir et al., 2013	0-15	56	13	19-43	14,1-17,08	18,1-29,9
Estabrag et al., 2013	0-10	88	31	27.5-57	15,30-16,10	20,50-23,30
Ghobadi et al., 2014	0-7	32	22	10	16,5-17,4	19,6-22,5
Jha et al., 2015	0-6	72,2	32,5	5.8-40	8,2-72	32,5-39
Marcon et al, 2015	0-3	57,59	35,00	28-67,00	14,1	30,80-31,20
	0	82	34	48	14	32,4
Kechouan and Nechnech, 2015	0-6	72,54	29,1	26.64-43,43	17,46-18,64	17,68-23,18
Al-Taie et al, 2016	0-8	73,7	23,2	23-50,5	14,42-14,91	25-28,39
Harichane et al, 2017	0-8	84,8	32,78	20.4-52,02	12,9-13,8	28-31,8
	0-4	47,79	23,23	22.6- 24,56	16,4-16,9	28-31,8
Dayioglu et al, 2017	0-12	57	28	3-29	15,90-17,10	17,60-20,70
López et al, 2017	0-6	72	32	13-40	12,26-12,85	33-40
Ahmed et al, 2020	0	80	20	60	15	22,1
Zhang 2000	0-6	62 ,2	25,1	18.7-37 ,1	15,7-17,8	15,8-24,7
Daniel (sol 1) 2011	0-3	38 ,4	23,3	11-15,1	16.1-16,7	18.9-19,8
Daniel (sol 2) 2011	0-5	34,7	24,7	8.8-10	15.8-17	19,1-24,6
Ramlakhan et all 2013	3-6	38,9	14,4	19.08-21,48	17.918	13.83-15 ,8

Le choix des paramètres d'entrée (LL_0 , LP_0 et chaux) n'a pas été du premier coup d'œil, mais on a essayé avec plusieurs paramètres, tels que la durée de cure et le type d'argile, mais les résultats étaient plus performants avec les trois paramètres choisis. En plus, ces derniers ne sont pas en corrélation élevée l'un par rapport à l'autre, ce qui assure la fiabilité du modèle à développer (Kellouche et al., 2017).

Enfin, le point fort de notre choix réside dans les deux paramètres LL_0 et LP_0 d'un sol non traité, ce qui veut dire que notre modèle n'aura besoin que de ces deux paramètres au laboratoire ensuite on varie le taux d'additif (chaux) et on aura trois paramètres en un seul clic. Et on aboutira à notre objectif d'économie d'argent et de temps au lieu de refaire les essais pour chaque pourcentage de chaux.

L'utilisation de ces données permettra d'assurer la fiabilité des modèles à développer pour la prévision des propriétés géotechniques (IP , ω_{opt} , γ_{dmax}) des sols argileux stabilisés avec différents dosages de chaux. Les données ont été organisées et traitées avec Excel. Les paramètres d'entrée (chaux, LL_0 , LP_0) utilisés dans la BDD sont indiqués dans le tableau (3.3) avec leur distribution et leur plage de variation.

Tableau 3.3 Distribution des valeurs d'entrée utilisées dans la base de données

Auteur, Année	Chaux (%)	LL_0 (%)	LP_0 (%)	IP (%)	γ_{dmax} (KN/m ³)	ω_{opt} (%)
Ola, 1977	0-10	36	18,2	1.3-17,8	16,4-17,8	17-20,73
Rahman, 1986	0-12	50,2	24,9	2.8-25,3	14,75-156	21,75-24,8
Bell, 1989	0-6	86	54	22-32	12,20-12,23	22-33
Osula et al, 1991	0-3	50	20	7.1-30	17,1-18,05	13,4-16
George et al, 1992	0-6	55	30	2.5-25	17,3-18,4	13,7-18,6
Bell, 1996	0-4	58	26	19-32	16-16,5	22-25
Osula et al, 1996	0-3	39	17,3	8.5-21,7	17,2-18,3	15,85-18
Kinuthia et al, 1999	6-20	61	32	27-32	14,4-14,9	25-28
Muntohar et al, 2000	2-12	73,59	32,34	1.06-17,79	12,1-13,1	31,28-38,85
Okagbue et al, 2000	0-10	41,5	21,6	14.4-19,9	17,53-19,21	15,5-19,5
Amu et al, 2005	0-7	56	18,4	10.8-37,6	14,84-15,08	21,2-22,75
Ismail, 2006	0-4,5	61,47	28,57	16.71-32,90	12,98-13,32	31,64-34,82
Aydin et al, 2007	0-5	71	37	7-34	14,6-15,51	20,5-26
	0-5	57	33	8-24	14,88-15,3	20-23
Eren et al, 2009	0-10	32	17	1-15	16,5-18,5	15-19,5
A. J. Choobbasti et al, 2010	0	35,6	30,9	4,7	17,8	17,1
	0	33,3	27,5	5,9	27,5	15,5
Athanasopoulou &	0-10	76	29	12-47	14,17-15,57	29,90-21,70

Kollaros, 2011						
Cerato et al. 2011	0-4	54	19,6	12.8-34,4	15,79-16,56	20,60-22,10
	0-3	66,9	22,8	15.4-44,1	15,34-14,60	24,20-26,80
	0-5	38,8	16,3	11-22,5	15,81-16,88	17,80-20
Aydin et al., 2012	0-4	37,5	29,8	6.8-7,7	14,6-15,3	21,5-25
Bairwa et al., 2013	3-12	38,9	14,14	17.09-21,48	17,58- 67,18	13,83-18,27
Almoghiri et al., 2013	0-15	56	13	19-43	14,1-17,08	18,1-29,9
Estabrag et al., 2013	0-10	88	31	27.5-57	15,30-16,10	20,50-23,30
Ghobadi et al., 2014	0-7	32	22	10	16,5-17,4	19,6-22,5
Jha et al., 2015	0-6	72,2	32,5	5.8-40	8,2-72	32,5-39
Marcon et al, 2015	0-3	57,59	35,00	28-67,00	14,1	30,80-31,20
	0	82	34	48	14	32,4
Kechouan and Nechnech, 2015	0-6	72,54	29,1	26.64-43,43	17,46-18,64	17,68-23,18
Al-Taie et al, 2016	0-8	73,7	23,2	23-50,5	14,42-14,91	25-28,39
Harichane et al, 2017	0-8	84,8	32,78	20.4-52,02	12,9-13,8	28-31,8
	0-4	47,79	23,23	22.6- 24,56	16,4-16,9	28-31,8
Dayioglu et al, 2017	0-12	57	28	3-29	15,90-17,10	17,60-20,70
López et al, 2017	0-6	72	32	13-40	12,26-12,85	33-40
Ahmed et al, 2020	0	80	20	60	15	22,1
Zhang 2000	0-6	62,2	25,1	18.7-37,1	15,7-17,8	15,8-24,7
Daniel (sol 1) 2011	0-3	38,4	23,3	11-15,1	16.1-16,7	18.9-19,8
Daniel (sol 2) 2011	0-5	34,7	24,7	8.8-10	15.8-17	19,1-24,6
Ramlakhan et all 2013	3-6	38,9	14,4	19.08-21,48	17.918	13.83-15,8

Cette étape de distribution des données est très importante dans le développement de n'importe quel type de modèle, car elle nous indique où se trouve le point fort de notre modèle. C'est-à-dire, on pourra au futur connaître si les nouvelles entrées nous donnerons de bons résultats ou non selon leur localisation dans les plages de variation de la BDD utilisée dans la construction du modèle (Kellouche et al. 2017) .

Les classements des paramètres d'entrée et sortie pour les caractéristiques du sol utilisés dans la base de données sont indiqués dans le tableau 3.4 pour le modèle de la prévision de la Limite d'Atterberg et les caractéristiques de compactages la densité sèche maximale (γ_{dmax}) et la teneur en eau optimale (ω_{opt}).

Le tableau (3.4) résume les intervalles des valeurs d'entrée et de sortie utilisées de la base de données utilisée dans l'ajustement du modèle à développer.

Tableau 3.4 Différentes combinaisons de sable-ciment-fibre.

Auteur, Année	Chaux (%)	LL ₀ (%)	LP ₀ (%)	IP (%)	γ_{dmax} (KN/m ³)	ω_{opt} (%)
Ola, 1977	0-10	36	18.2	1.3-17,8	16,4-17,8	17-20,73
Rahman, 1986	0-12	50,2	24,9	2.8-25,3	14,75-156	21,75-24,8
Bell, 1989	0-6	86	54	22-32	12,20-12,23	22-33
Osula et al, 1991	0-3	50	20	7.1-30	17,1-18,05	13,4-16
George et al, 1992	0-6	55	30	2.5-25	17,3-18,4	13,7-18,6
Bell, 1996	0-4	58	26	19-32	16-16,5	22-25
Osula et al, 1996	0-3	39	17, 3	8.5-21,7	17,2-18,3	15,85-18
Kinuthia et al, 1999	6-20	61	32	27-32	14,4-14,9	25-28
Muntohar et al, 2000	2-12	73,59	32,34	1.06-17,79	12,1-13,1	31,28-38,85
Okagbue et al, 2000	0-10	41,5	21,6	14.4-19,9	17,53-19,21	15,5-19,5
Amu et al, 2005	0-7	56	18,4	10.8-37,6	14,84-15,08	21,2-22,75
Ismaiel, 2006	0-4,5	61,47	28,57	16.71-32,90	12,98-13,32	31,64-34,82
Aydin et al, 2007	0-5	71	37	7-34	14,6-15,51	20,5-26
	0-5	57	33	8-24	14,88-15,3	20-23
Eren et al, 2009	0-10	32	17	1-15	16,5-18,5	15-19,5
A. J. Choobbasti et al, 2010	0	35,6	30,9	4,7	17,8	17,1
	0	33,3	27,5	5,9	27,5	15,5
Athanasopoulou & Kollaros, 2011	0-10	76	29	12-47	14,17-15,57	29,90-21,70
Cerato et al. 2011	0-4	54	19,6	12.8-34,4	15,79-16,56	20,60-22,10
	0-3	66,9	22,8	15.4-44,1	15,34-14,60	24,20-26,80
	0-5	38,8	16,3	11-22,5	15,81-16,88	17,80-20
Aydin et al., 2012	0-4	37,5	29,8	6.8-7,7	14,6-15,3	21,5-25
Bairwa et al., 2013	3-12	38,9	14,14	17.09-21,48	17,58- 67,18	13,83-18,27
Almoghiri et al., 2013	0-15	56	13	19-43	14,1-17,08	18,1-29,9
Estabrag et al., 2013	0-10	88	31	27.5-57	15,30-16,10	20,50-23,30
Ghobadi et al., 2014	0-7	32	22	10	16,5-17,4	19,6-22,5
Jha et al., 2015	0-6	72,2	32,5	5.8-40	8,2-72	32,5-39
Marcon et al, 2015	0-3	57,59	35,00	28-67,00	14,1	30,80-31,20
	0	82	34	48	14	32,4
Kechouan and Nechnech, 2015	0-6	72,54	29,1	26.64-43,43	17,46-18,64	17,68-23,18
Al-Taie et al, 2016	0-8	73,7	23,2	23-50,5	14,42-14,91	25-28,39
Harichane et al, 2017	0-8	84,8	32,78	20.4-52,02	12,9-13,8	28-31,8

	0-4	47,79	23,23	22.6- 24,56	16,4-16,9	28-31,8
Dayioglu et al, 2017	0-12	57	28	3-29	15,90-17,10	17,60-20,70
López et al, 2017	0-6	72	32	13-40	12,26-12,85	33-40
Ahmed et al, 2020	0	80	20	60	15	22,1
Zhang 2000	0-6	62,2	25,1	18.7-37,1	15,7-17,8	15,8-24,7
Daniel (sol 1) 2011	0-3	38,4	23,3	11-15,1	16.1-16,7	18.9-19,8
Daniel (sol 2) 2011	0-5	34,7	24,7	8.8-10	15.8-17	19,1-24,6
Ramlakhan et all 2013	3-6	38,9	14,4	19.08-21,48	17.918	13.83-15,8

3.3.2 Organisation de la base de données

La base de données était volumineuse et nombreuse en termes de points que nous avons collectés de la littérature pour un total de 132 points les différentes sources à partir desquelles nous avons extrait les résultats pour construire la base de données ainsi que le nombre de points extrait de chaque étude expérimentale établie par différents chercheurs.

La base de données est divisée en trois parties : la première partie est destinée à l'apprentissage avec une portion de 80% de la base de données, la deuxième partie est pour le test du modèle et représente 10% de la base de données et la dernière partie est destinée à la validation qui représente 10%. L'ensemble des données d'apprentissage est utilisée pour développer le modèle RNAs, la validation du modèle s'effectue suite à l'arrêt du processus d'apprentissage alors que le test s'effectue afin d'évaluer la performance du modèle RNA après l'achèvement du processus d'apprentissage.

Le Tableau (3.5) montre les différentes sources à partir desquelles nous avons extrait les résultats pour construire la base de données

Tableau 3.5 Organisation de la base de données.

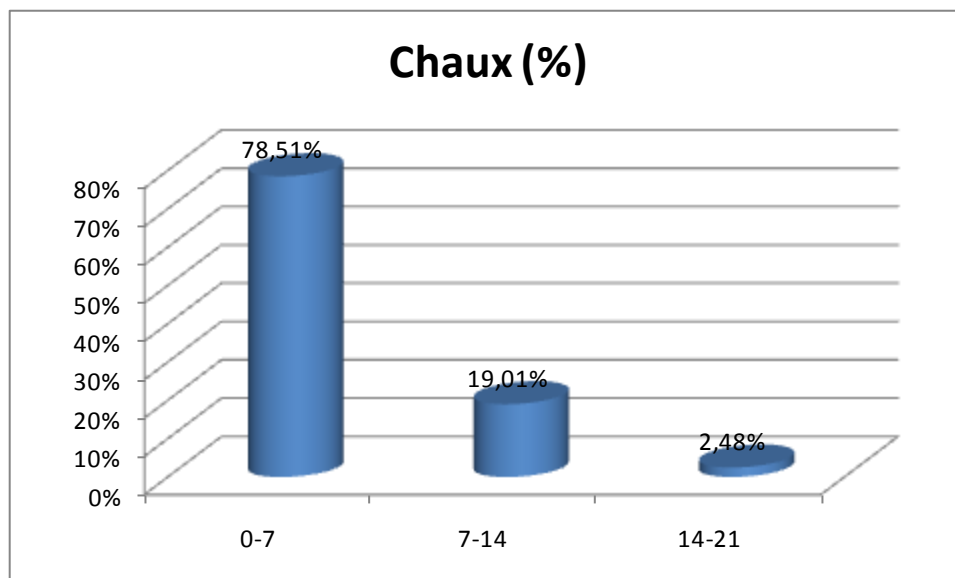
Auteur, Année	Chaux (%)	LL ₀ (%)	LP ₀ (%)	IP (%)	γ_{dmax} (KN/m ³)	ω_{opt} (%)
Ola, 1977	0-10	36	18.2	1.3-17,8	16,4-17,8	17-20,73
Rahman, 1986	0-12	50,2	24,9	2.8-25,3	14,75-156	21,75-24,8
Bell, 1989	0-6	86	54	22-32	12,20-12,23	22-33
Osula et al, 1991	0-3	50	20	7.1-30	17,1-18,05	13,4-16
George et al, 1992	0-6	55	30	2.5-25	17,3-18,4	13,7-18,6
Bell, 1996	0-4	58	26	19-32	16-16,5	22-25
Osula et al, 1996	0-3	39	17,3	8.5-21,7	17,2-18,3	15,85-18
Kinuthia et al, 1999	6-20	61	32	27-32	14,4-14,9	25-28
Muntohar et al, 2000	2-12	73,59	32,34	1.06-17,79	12,1-13,1	31,28-38,85

Okagbue et al, 2000	0-10	41,5	21,6	14.4-19,9	17,53-19,21	15,5-19,5
Amu et al, 2005	0-7	56	18,4	10.8-37,6	14,84-15,08	21,2-22,75
Ismaiel, 2006	0-4,5	61,47	28,57	16.71-32,90	12,98-13,32	31,64-34,82
Aydin et al, 2007	0-5	71	37	7-34	14,6-15,51	20,5-26
	0-5	57	33	8-24	14,88-15,3	20-23
Eren et al, 2009	0-10	32	17	1-15	16,5-18,5	15-19,5
A. J. Choobbasti et al, 2010	0	35,6	30,9	4,7	17,8	17,1
	0	33,3	27,5	5,9	27,5	15,5
Athanasopoulou & Kollaros, 2011	0-10	76	29	12-47	14,17-15,57	29,90-21,70
Cerato et al. 2011	0-4	54	19,6	12.8-34,4	15,79-16,56	20,60-22,10
	0-3	66,9	22,8	15.4-44,1	15,34-14,60	24,20-26,80
	0-5	38,8	16,3	11-22,5	15,81-16,88	17,80-20
Aydin et al., 2012	0-4	37,5	29,8	6.8-7,7	14,6-15,3	21,5-25
Bairwa et al., 2013	3-12	38,9	14,14	17.09-21,48	17,58- 67,18	13,83-18,27
Almoghir et al., 2013	0-15	56	13	19-43	14,1-17,08	18,1-29,9
Estabrag et al., 2013	0-10	88	31	27.5-57	15,30-16,10	20,50-23,30
Ghobadi et al., 2014	0-7	32	22	10	16,5-17,4	19,6-22,5
Jha et al., 2015	0-6	72,2	32,5	5.8-40	8,2-72	32,5-39
Marcon et al, 2015	0-3	57,59	35,00	28-67,00	14,1	30,80-31,20
	0	82	34	48	14	32,4
Kechouan and Nechnech, 2015	0-6	72,54	29,1	26.64-43,43	17,46-18,64	17,68-23,18
Al-Taie et al, 2016	0-8	73,7	23,2	23-50,5	14,42-14,91	25-28,39
Harichane et al, 2017	0-8	84,8	32,78	20.4-52,02	12,9-13,8	28-31,8
	0-4	47,79	23,23	22.6- 24,56	16,4-16,9	28-31,8
Dayioglu et al, 2017	0-12	57	28	3-29	15,90-17,10	17,60-20,70
López et al, 2017	0-6	72	32	13-40	12,26-12,85	33-40
Ahmed et al, 2020	0	80	20	60	15	22,1
Zhang 2000	0-6	62 ,2	25,1	18.7-37 ,1	15,7-17,8	15,8-24,7
Daniel (sol 1) 2011	0-3	38 ,4	23,3	11-15,1	16.1-16,7	18.9-19,8
Daniel (sol 2) 2011	0-5	34,7	24,7	8.8-10	15.8-17	19,1-24,6
Ramlakhan et all 2013	3-6	38,9	14,4	19.08-21,48	17.918	13.83-15 ,8

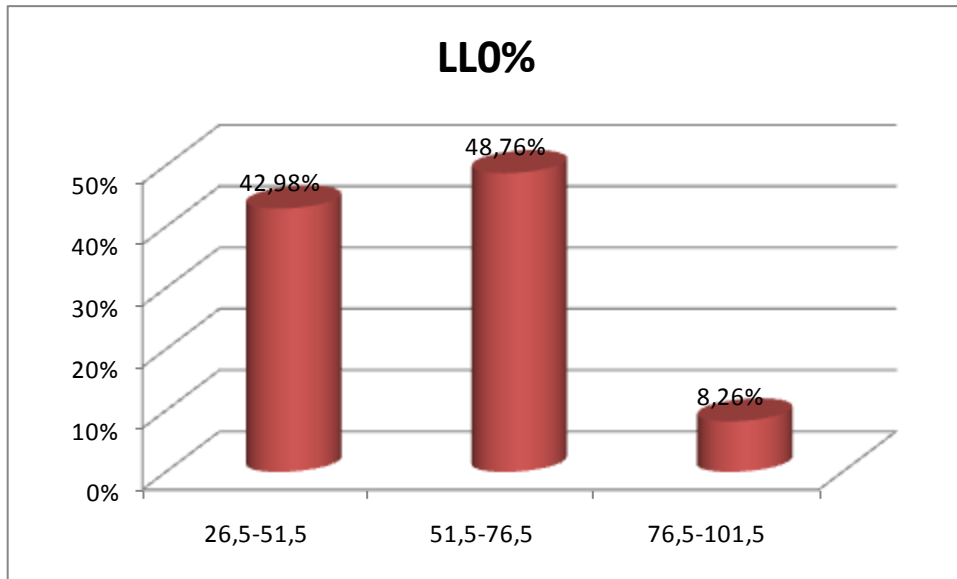
Il est important de noter que chaque donnée se présente comme facteur qui affecte les propriétés des sols stabilisés en tenant compte des limites d'Atterberg initiales symbolisées par LL0 (%) et PL0 (%) et de la teneur en chaux (%) pour le développement du modèle de prévision de l'IP et des paramètres de compactage (γ_{dmax} et ω_{opt}).

Le traitement statistique des données collectées dans la base de données a été également étudié pour s'assurer de la bonne distribution de tous les points de données. Cette étape est aussi très importante car elle peut affecter la modélisation du RNA et notamment quand s'agit de données trop dispersées (Kellouche et al., 2017).

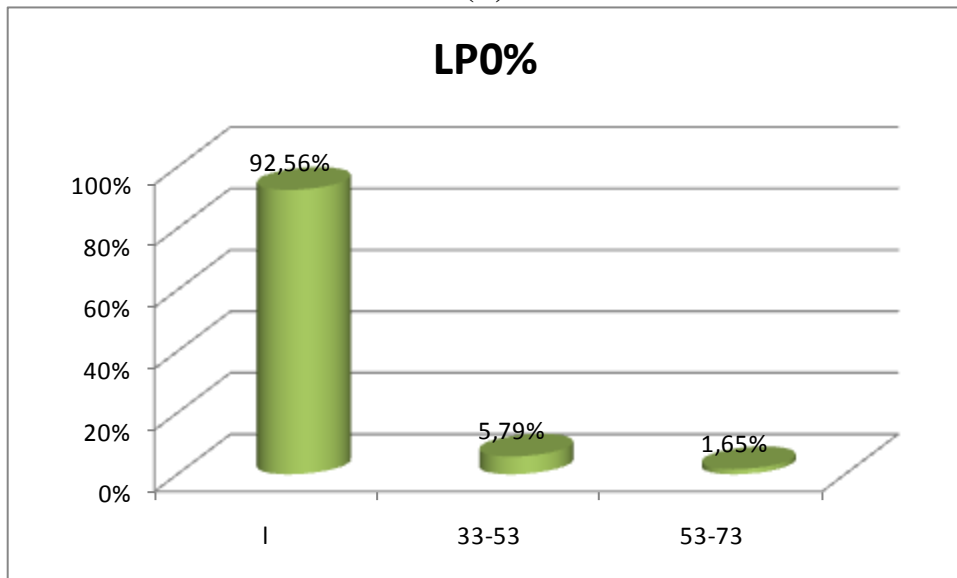
De plus, la performance et l'efficacité de du modèle dépendent de la fiabilité ainsi que de la bonne distribution des données d'entrée utilisées et stockées dans la base de données. Pour cela, la distribution des points de données de l'indice de plasticité (IP) et des caractéristiques de compactages (γ_{dmax} et ω_{opt}) est présentée dans les Figures (3.5) et (3.6), respectivement. En général, on assiste à une très bonne distribution (distribution condensée) de la majorité des points de toutes les bases de données là où on constate qu'il y a peu de paramètres d'entrées montrant une distribution non souhaitable (distribution perturbée).



(A)

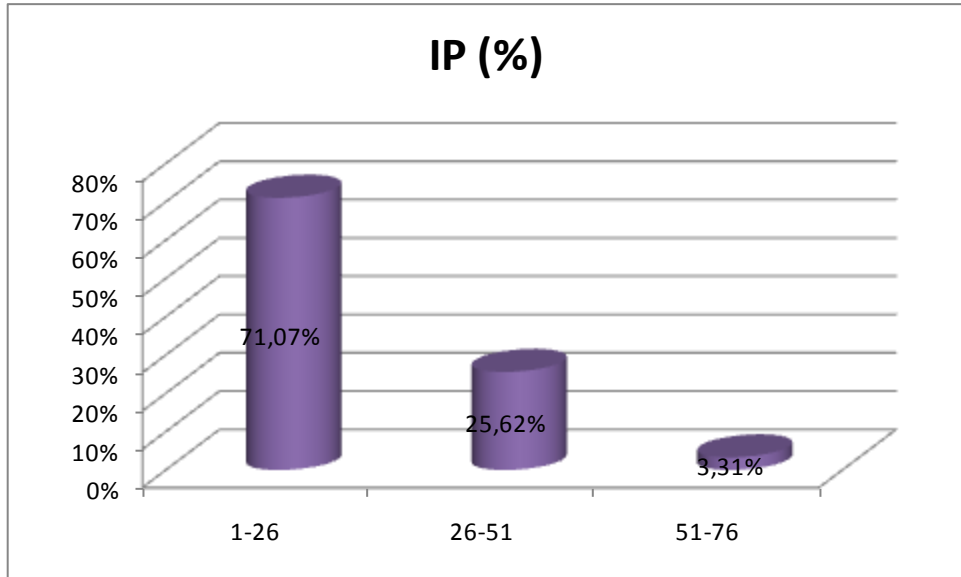


(B)

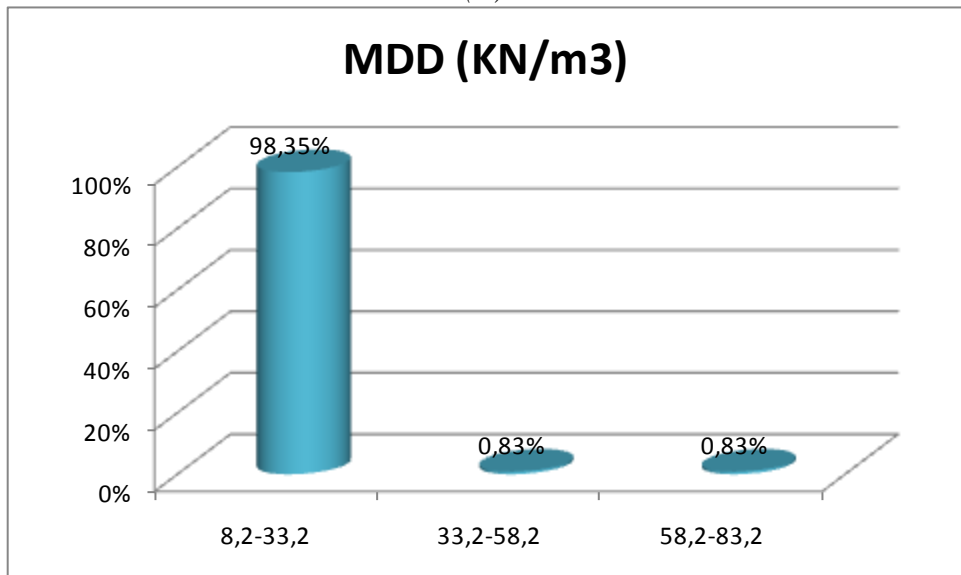


(C)

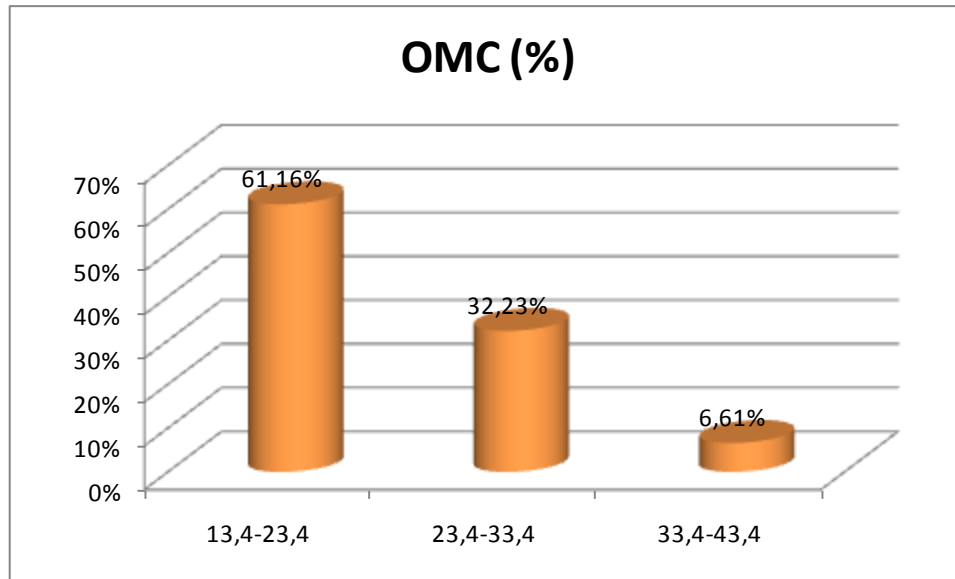
Figure 3.5 Distribution des points de la base des données des entrées de ce modèle, (A) teneur en chaux, (B)- limite de liquidité, (c)- limite de plasticité



(A)



(B)



(C)

Figure 3.6 Distribution des données ; (a) Indice de plasticité, (b) Densité sèche maximale, (c) Teneur en eau optimale.

3.4 - Normalisation des données

La normalisation est une méthode de prétraitement des données qui permet de réduire la complexité des modèles. C'est également un préalable à l'application de certains algorithmes.

La normalisation des données est importante dans les RNAs afin que les données d'entrée Aient le même poids. 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.

Il existe plusieurs translations linéaires qui peuvent être employées pour normaliser les Composants du vecteur d'entrée afin qu'ils prennent des valeurs entre « -1 » et « 1 ». Pour Cela, nous avons adopté dans ce travail l'équation (3.6) suivante

$$x = \frac{2(X - X_{min})}{(X_{max} - X_{min}) - 1} \quad (3.6)$$

Où, X_n est le vecteur des données normalisés et, X : le vecteur des données réelles. Min ; Max sont des fonctions qui déterminent le minimum et le maximum des éléments du vecteur

Après l'apprentissage du réseau les composants du vecteur de sortie Y doivent traduits de valeurs comprises entre -1 et 1 en valeurs réelles par l'Equation (3.7) suivante:

$$y = \frac{0,5(Y_n + 1)}{(X_{max} - X_{min}) + X_{min}} \quad (3.7)$$

Où : Y_n est vecteurs de sortie des données normalisés, Y est le vecteur de sortie des données réelles.

3.5 – Conclusion

Dans ce chapitre on a fait une description détaillée de la base de données employée. La collecte des données géotechniques des sols stabilisés est l'étape la plus importante et nécessite beaucoup de temps. Ce chapitre a été consacré pour :

- la collecte des données (articles, thèses, conférences... etc.) ;
- leurs traitements et leurs sélections ;

Cette étape (la collecte des données, leurs traitements et leurs sélections) est considérée comme l'étape la plus importante dans le processus de modélisation, car elle affecte directement le modèle développé par les réseaux de neurones artificiels.

Cependant, une base de données consacrée à la prévision de l'indice de plasticité, la densité sèche maximale et la teneur en eau optimale des sols stabilisés par la chaux a été présentée.

En outre, la base de données a été fractionnée en trois sous-ensembles : un pour la formation (apprentissage) et deux autres pour le test et la validation pendant le processus d'apprentissage qui sera présenté dans le chapitre suivant.

Chapitre 4

Elaboration et validation de modele RNA

4.1 Introduction

Le processus d'élaboration d'un réseau de neurones commence toujours par le choix et la préparation des échantillons des données. La façon dont se présente l'échantillon conditionne le type de réseau, le nombre de cellules d'entrée, le nombre de cellules de sortie et la façon dont il faudra mener l'apprentissage, les tests et la validation (Bishop, 1995). Il faut donc déterminer les grandeurs qui ont une influence significative sur le phénomène que l'on cherche à modéliser.

Pour vérifier l'efficacité du modèle de Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) développé, pour élaborer et Valider notre modèle de trois entrées (LL.LP.la chaux) et trois sorties (IP. ω_{opt}) le présent chapitre a été élaboré.

4.2 Contrôle de performance

4.2.1 Choix des paramètres du modèle

Pour l'élaboration du modèle de prévision de l'indice de plasticité et des paramètres de compactage par les réseaux de neurones artificiels, on doit déterminer:

- Les variables d'entrée (teneur en chaux, LL0, LP0)
- Les variables de sortie (I_p , γ_{dmax} et ω_{opt});
- Le nombre de couches cachées mis à part les couches d'entrée et sortie ;
- Le Nombre de neurones dans les couches cachés (nécessaires pour obtenir une performance spécifique du modèle) ;
- Le nombre maximum d'itérations, l'erreur maximum tolérée et un terme éventuel de régularisation.

En renforçant ces critères, on améliore la qualité de l'apprentissage ce qui peut se faire au détriment de celle de la prévision.

4.2.2 Choix des paramètres d'apprentissage

La structure du réseau dépend étroitement du type des échantillons. Il faut d'abord choisir le type de réseau : un perceptron standard, un réseau de Hopfield, un réseau de Kohonen etc...

Il faudra aussi bien choisir le nombre de couches cachées que le nombre de neurones dans cette couche Mis à part les couches « d'entrée et de sortie », il faut décider du nombre de couches intermédiaires ou cachées. Sans couche cachée, le réseau n'offre que de faibles

possibilités d'adaptation. Néanmoins, il a été démontré qu'un Perceptron Multicouches avec une seule couche cachée pourvue d'un nombre suffisant de neurones, peut approximer n'importe quelle fonction avec la précision souhaitée (Hornik, 1991).

Notre étude a les paramètres suivants :

- L'indice de performance choisi est l'erreur quadratique moyenne "Mean Square Error MSE"
- L'algorithme de rétro propagation est celui de Levenberg-Marquardt, car le rapport de la vitesse d'exécution sur la mémoire requise étant le meilleur.
- La fonction d'apprentissage Matlab de cet algorithme est `trainlm`.

L'optimisation de l'apprentissage du réseau de neurones représente un équilibre fragile entre tous ces paramètres, ce qui rend notre tâche plus ou moins délicate. Une fois cet apprentissage est achevé, le réseau de neurones devient un outil fiable et peut être utilisé pour la simulation de nouvelles données. Pour mieux comprendre la conception d'un réseau de neurones (RNA), un organigramme est présenté dans la (fig 4.1).

4.2.3 Critères de performance d'un modèle RNAs

Il existe de nombreux critères de performance dans les simulations et/ou dans les prédictions, qui pourraient être utilisés dans l'évaluation des performances d'un modèle neuronal. En utilisant différentes expressions (l'erreur quadratique moyenne MSE et sa racine carré RMSE, la valeur moyenne des erreurs MAE)

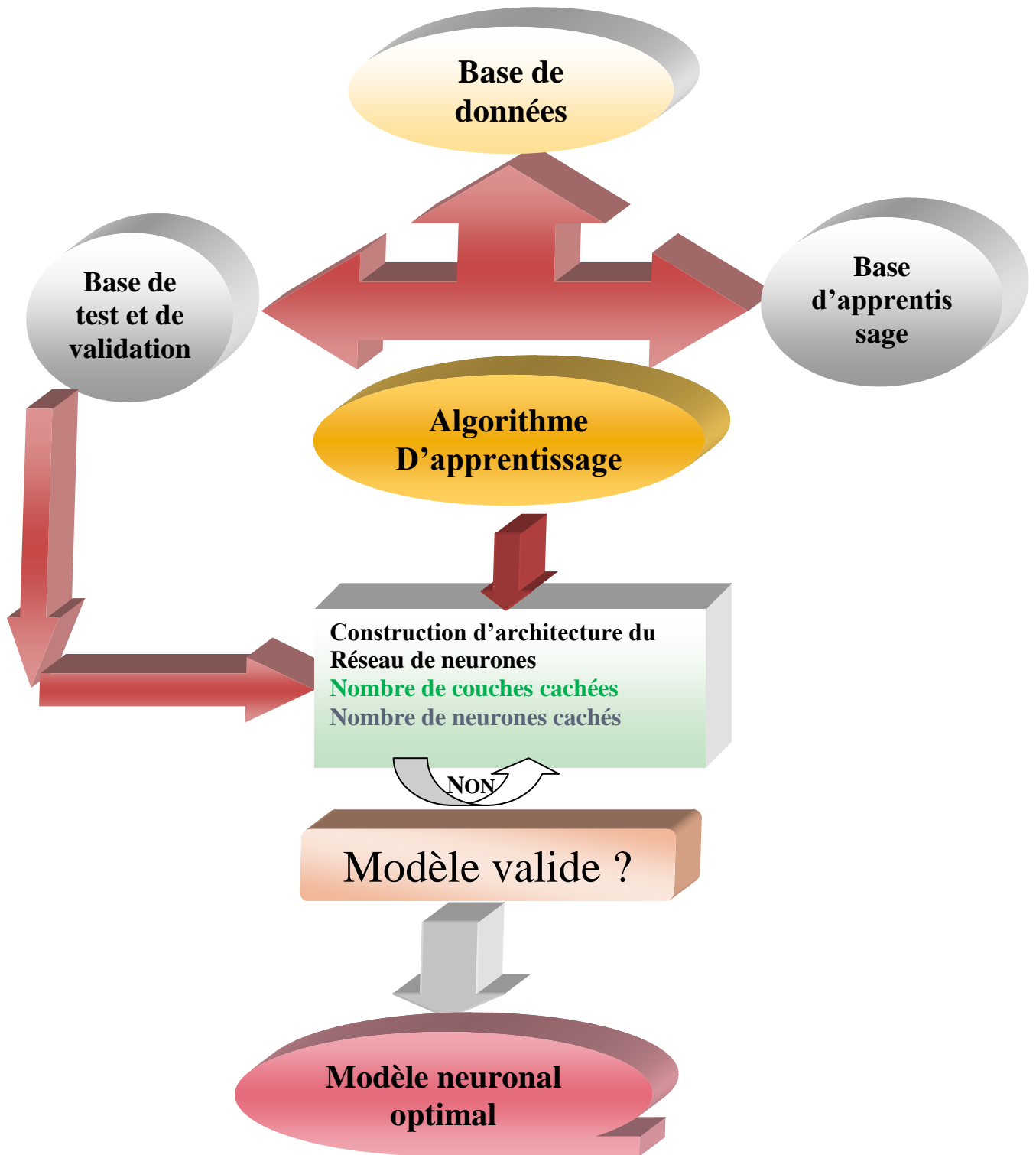


Figure4.1 Organigramme de conception d'un réseau de neurones.

4.3 Elaboration du modèle RNA

Dans le cas des réseaux de neurones artificiels, on ajoute souvent à la description du modèle d'algorithme d'apprentissage. Le modèle sans apprentissage présente en effet peu

d'intérêt. La dimension intrinsèque du vecteur des entrées doit être aussi petite que possible, en d'autre terme, la représentation des entrées doit être la plus compacte possible, tout en conservant pour l'essentiel la même quantité d'information, et en gardant à l'esprit que les différentes entrées doivent être indépendantes, toutes les informations présentées dans les entrées doivent être pertinentes pour la grandeur que l'on cherche à modéliser : elles doivent donc avoir une influence réelle sur la valeur de la sortie.

C'est pour cela que l'architecture des modèles RN est déterminée en utilisant le tâtonnement et la méthode d'erreur, mais pour gagner du temps en phase d'apprentissage, il est préférable d'utiliser une architecture simple d'une seule couche cachée avec un nombre limité de neurones (Kellouche et al., 2017).

L'erreur quadratique moyenne (MSE) spécifie l'erreur générée lors de l'apprentissage et peut être calculée en utilisant l'équation (4.1).

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (oExp - oRna)^2 \quad (4.4)$$

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

$$E(\%) = A \left(\frac{oExp - oRna}{oExp} \right) \times 100 \quad (4.5)$$

Le choix entre l'utilisation du toolbox Matlab et le code Matlab a été discuté pour le développement des modèles où nous avons opté par l'usage de deux algorithmes ; un pour l'apprentissage et l'autre pour la simulation (fig 4.2 , 4.3).

➤ Algorithme d'apprentissage

```

clc;clearall,clearmemory,clearworkspace;
% Lecture des données et calcul des dimensions
loadBDDLI.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,[10],{'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)

```

Figure4.2 Code Matlab pour la simulation du modèle (Boukhatem, 2011).

➤ **Algorithme de simulation**

```

%%Lecture des données et calcul des dimensions
loadBDDDFS1.dat; x=BDDDFS1(:, :);
[nlignencol] =size(x);
P=x(:, 1:8);T=x(:, 9);

%%%%%%%%%%%% 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';
    
```

Figure4. 3 Code Matlab pour la Création du réseau de neurones (Boukhatem, 2011)

4.4 Elaboration du modèle

Lors de l’élaboration de notre modèle, on a fait plusieurs itérations et plusieurs tentatives en modifiant chaque fois l’un des paramètres du réseau (le nombre de couches cachées, le nombre de neurones dans la ou les couches cachées, l’erreur optimale, la fonction de transfert, la fraction des données conçues pour l’apprentissage, le test et la validation).

Chaque tentative nous a donné des paramètres de performances (MSE et R), ci-après quelques modèles sélectionnés dont on va choisir le meilleur d’entre eux après l’étude paramétrique. Les limites d’Atterberg (LL0 et LP0) du sol non traité (à l’état initial) et la teneur en chaux ont été considérées comme des neurones d’entrée pour avoir IP, Υ_{dmax} et G_{opt} en sortie.

4.4.1. 1^{er} Modèle à une seule couche cachée

Le modèle de prévision IP-RNA a une architecture constituée de 03 neurones dans la couche d’entrée (LL0 et LP0, et la teneur en chaux), une seule couche cachée de 10 neurones et trois neurones en sortie (IP, Υ_{dmax} et G_{opt}) (**fig.4.4**).

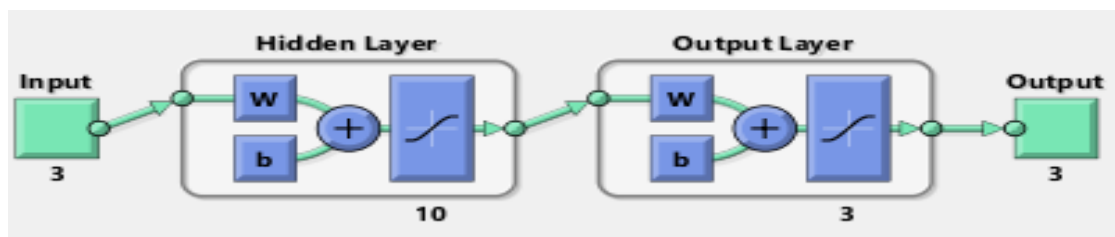
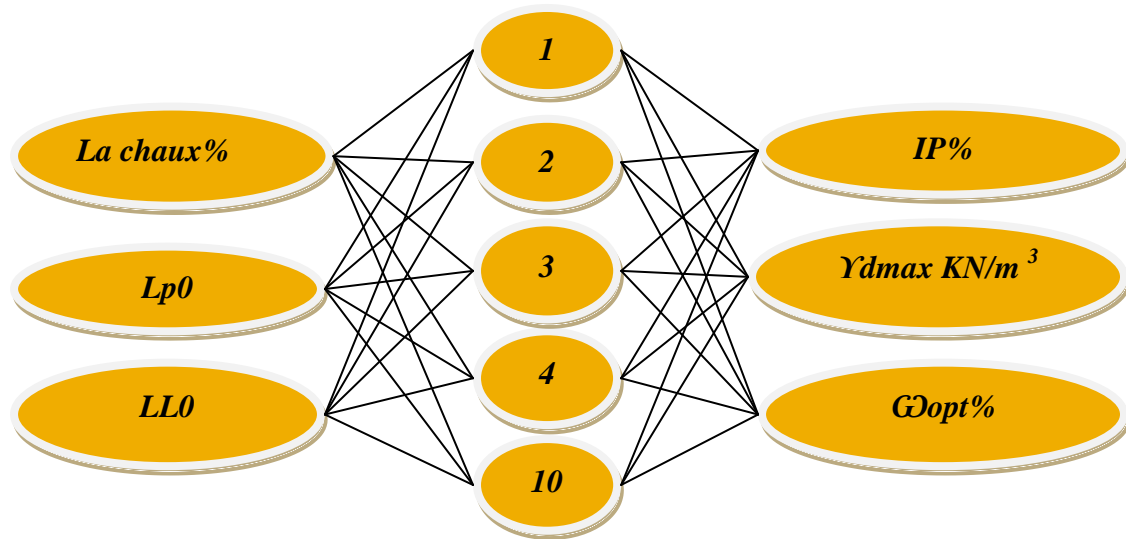


Figure 4. 4 Architecture du 1^{er} modèle: a) simulée ; b) sur Matlab

Tableau 4.1 Paramètres d'apprentissage du 1^{er} modèle.

Paramètres RN	Valeurs et Nomination sur MATLAB
Fonction d'apprentissage	'trainlm' (Levenberg Marquardt)
Fonction de Transfert	'logsig ' (Fonction non linéaire)
MSE	0.046375
Fonction de Division	'dividerand'
Cycles d'Apprentissage	100
Nombre de couches cachées	1
Nombre de neurones dans la couche cachée	10
Coefficient de corrélation R	89.41 %

Les figures (4.5 et 4.6) représentent les paramètres de performance (R, MSE, de chaque phase) du modèle élaboré.

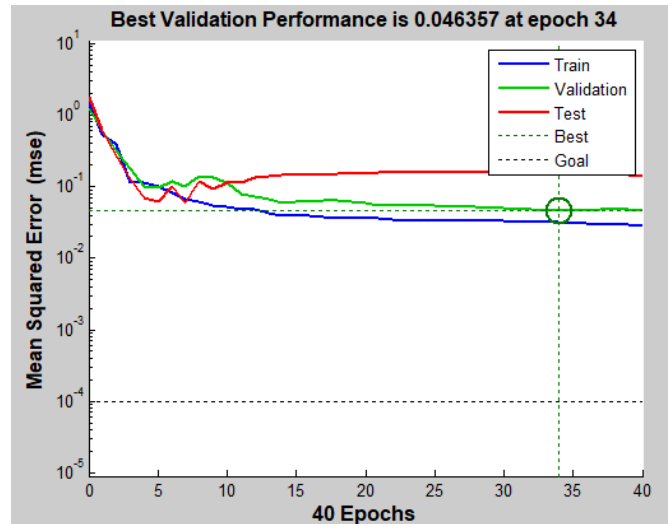


Figure 4.5 Performance du 1^{er} modèle.

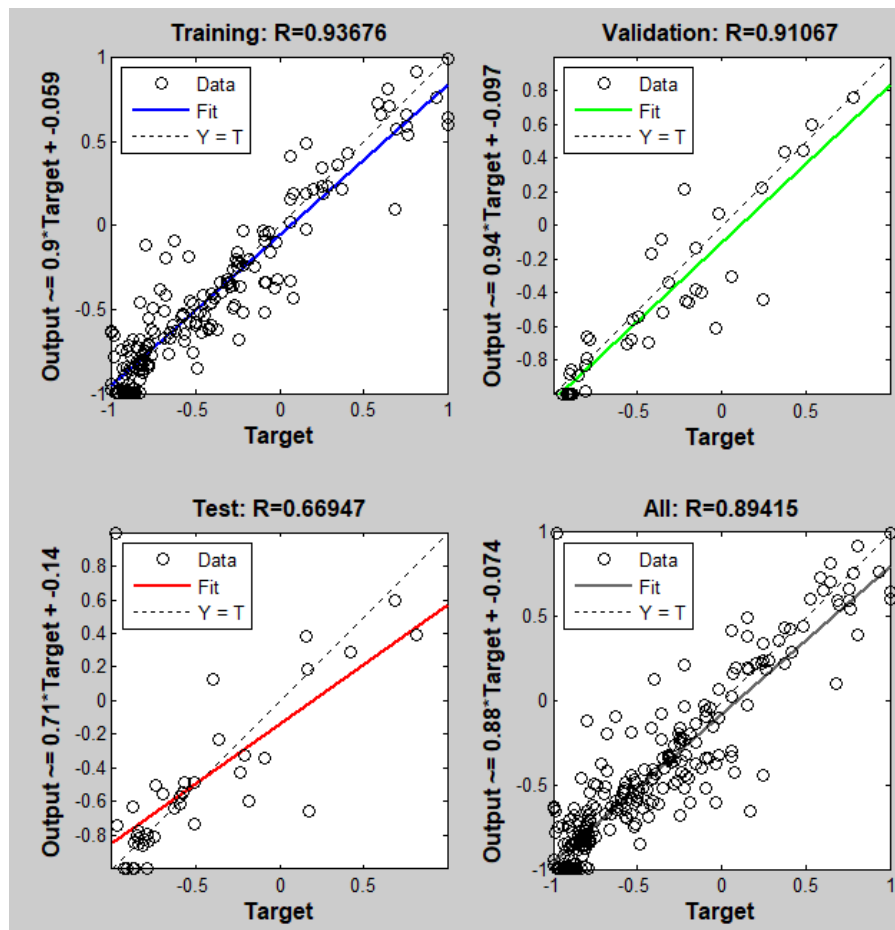


Figure 4.6 Valeurs de régression d'apprentissage, test, validation et général du 1^{er} modèle.

4.4.2. 2^{ème} Modèle à une seule couche cachée

Ce modèle fait par une architecture d'une couche cachée contenant 15 neurones pour la prévision du modèle de prédiction des paramètres I_p , γ_{dmax} et ω_{opt} –RNA (Fig. 4.7).

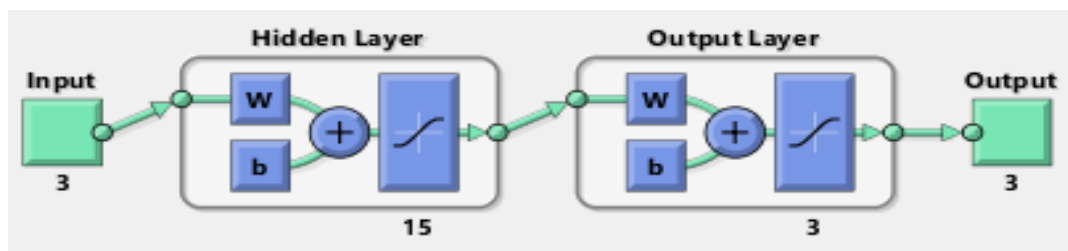
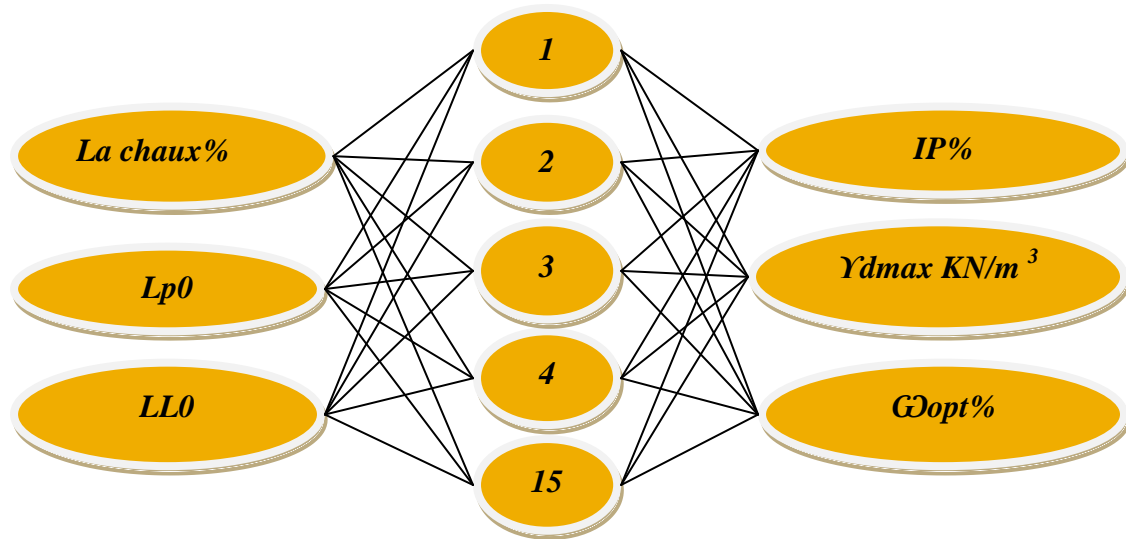


Figure 4.7 Architecture du 2^{ème} modèle: (a) simulée ; (b) sur Matlab.

La Figure. (4.8) montre les valeurs de corrélation entre les résultats prévus et expérimentaux concernant le modèle I_p , paramètres de compactage étaient d'environ 0.84. et les paramètres d'apprentissage utilisés dans la modélisation RNA ils sont résumés dans le tableau (4.2).

Tableau 4.2 Paramètres d'apprentissage du 2^{ème} modèle.

Paramètres RN	Valeurs et Nomination sur MATLAB
Fonction d'apprentissage	'trainlm' (Levenberg Marquardt)
Fonction de Transfert	'logsig ' (Fonction non linéaire)
MSE	0.046375
Fonction de Division	'dividerand'
Cycles d'Apprentissage	100
Nombre de couches cachées	1
Nombre de neurones dans la couche cachée	10
Coefficient de corrélation R	89.41 %

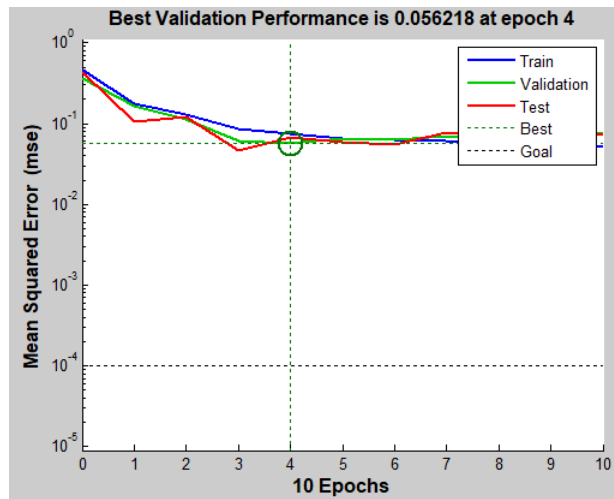


Figure4. 8 Performance du 2^{ème} modèle.

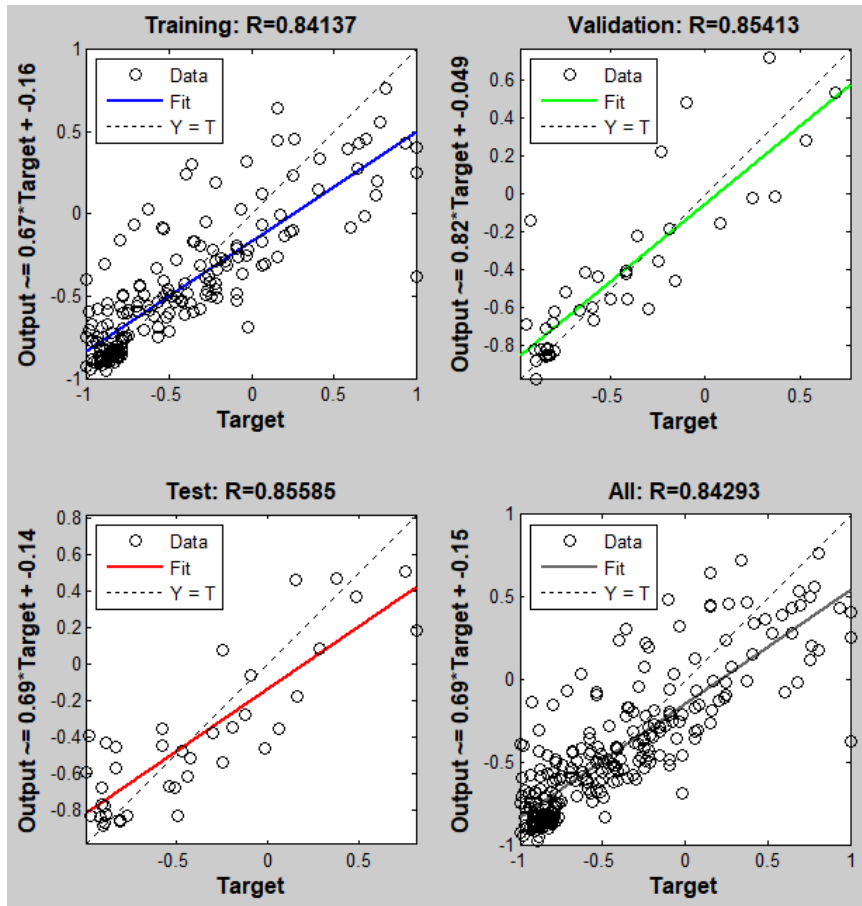


Figure 4.9 Valeurs de régression d'apprentissage, test, validation et général du 2^{ème} modèle.

4.4.3 3^{ème} Modèle à deux couches cachées

L'architecture du réseau de neurones artificiels concernant le modèle de prévision des sols améliorés par la chaux est constituée d'une couche de 03 neurones d'entrées (LL0, LP0 teneur en chaux), 02 couches cachées de (5-8) neurones chacune et trois neurones de sortie (IP, Y_{dmax} et G_{opt})

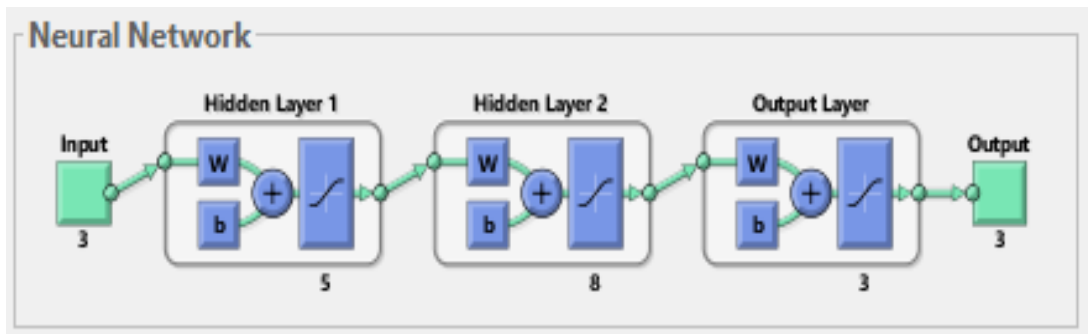
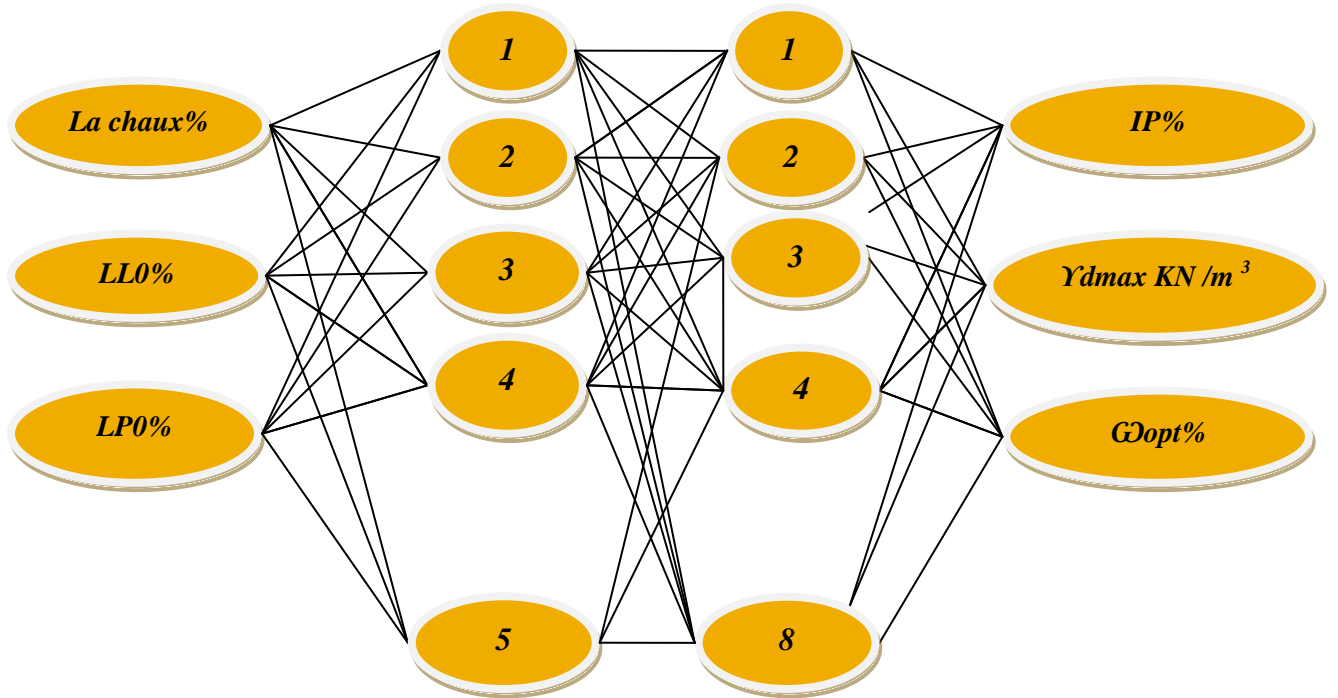


Figure 4.10 Architecture du 3^{ème} modèle: (a) simulée ; (b) sur Matlab.

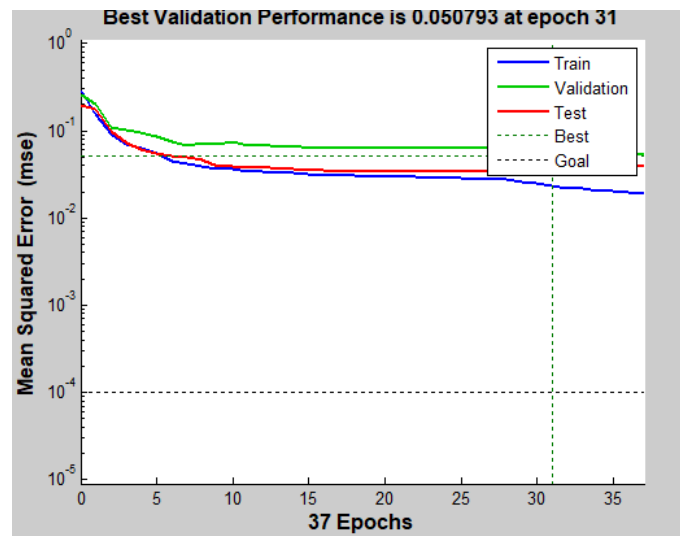


Figure 4.11 Performance du 3^{ème} modèle.

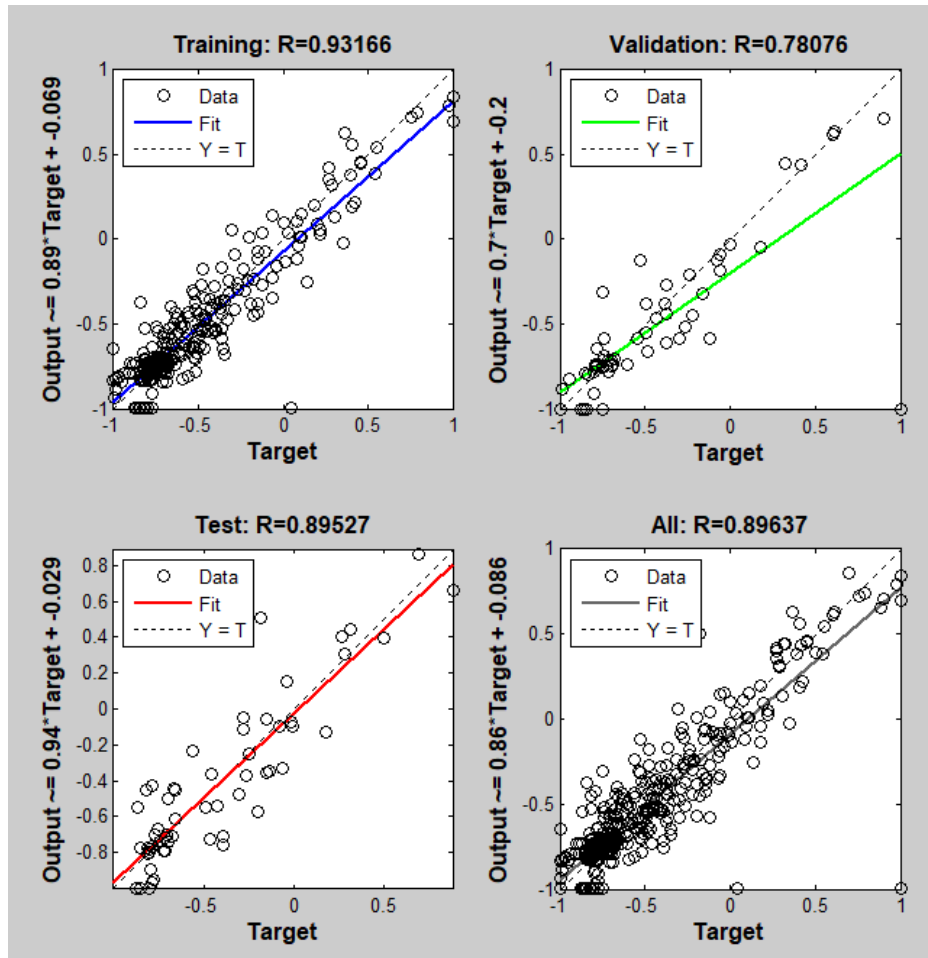


Figure 4.12 Valeurs de régression d'apprentissage, test, validation et général du 3^{ème} modèle.

La Figure (4.12) affiche les valeurs de corrélation entre résultats prévus et expérimentaux concernant le modèle Ip, paramètres de compactage étaient d'environ 0.89. et les paramètres d'apprentissage utilisés dans la modélisation RNAs sont résumés dans le Tableau (4.3).

Tableau 4.3 Paramètres d'apprentissage du 3^{ème} modèle RN.

Paramètres RN	Valeurs et Nomination sur MATLAB
Fonction d'apprentissage	'trainlm' (Levenberg Marquardt)
Fonction de Transfert	'logsig' (Fonction non linéaire)
MSE	0.092715
Fonction de Division	'dividerand'
Cycles d'Apprentissage	100
Nombre de couches cachées	2
Nombre de neurones dans les couches cachées	5-8
Coefficient de corrélation R	89.64%

4.4.4 4^{ème} Modèle à deux couches cachées

Une architecture d'une deux couches cachées, dont la première constituée de 10 et la deuxième de 15 neurones comme illustrés dans le Figure (4.13) pour la prévision de IP- γ dmax et ω opt.

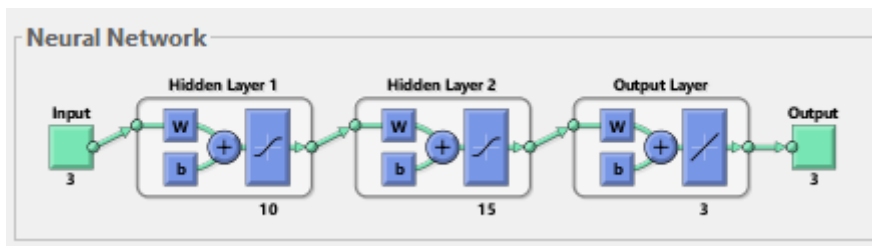
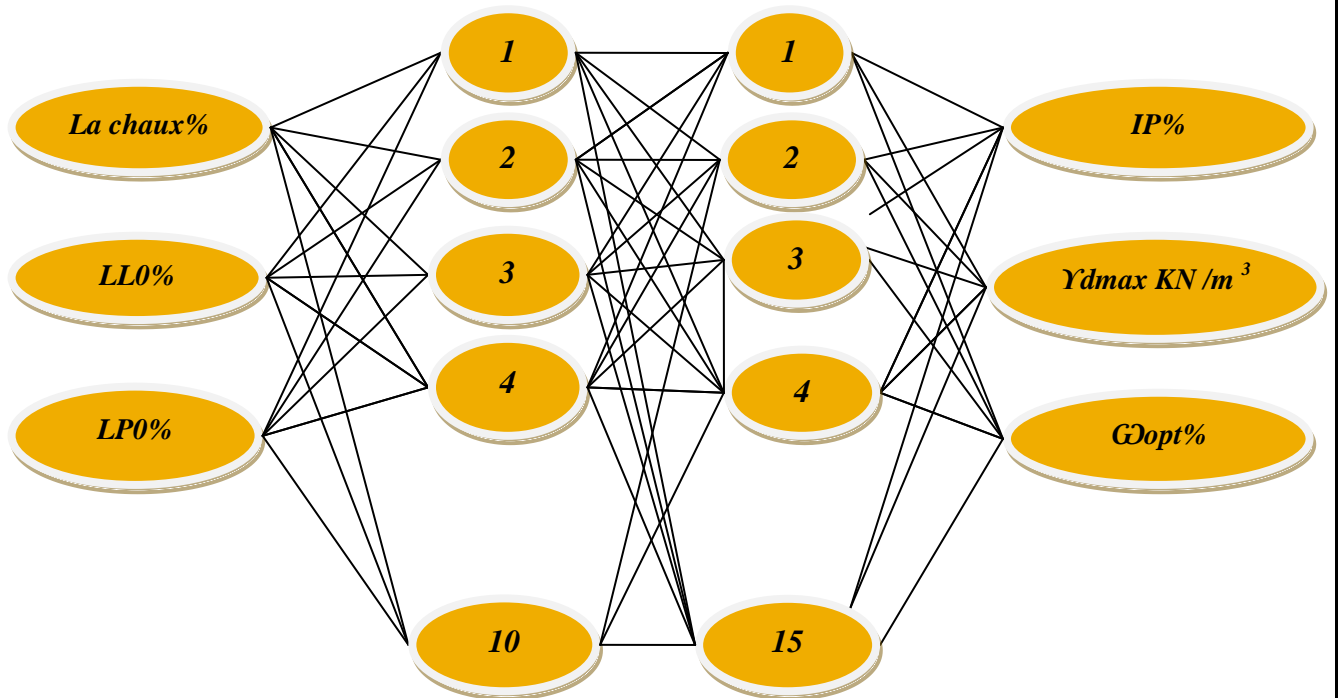


Figure 4.13 Architecture du 4^{ème} modèle : (a) simulé ; (b) sur Matlab.

Le tableau (4.4) montre les paramètres d'apprentissage utilisés dans la modélisation RNA. La Figure.(4.15) montre les valeurs de corrélation entre résultats prévus et expérimentaux concernant le modèle IP, γ dmax et ω opt –RNA étaient d'environ 0.91.

Tableau4.4 Paramètres d'apprentissage du 4^{ème} modèle

Paramètres RN	Valeurs et Nomination sur MATLAB
Fonction d'apprentissage	'trainlm' (Levenberg Marquardt)
Fonction de Transfert	'logsig ' (Fonction non linéaire)
MSE	0.092715
Fonction de Division	'dividerand'
Cycles d'Apprentissage	100
Nombre de couches cachées	2
Nombre de neurones dans les couches cachées	5-8
Coefficient de corrélation R	89.64%

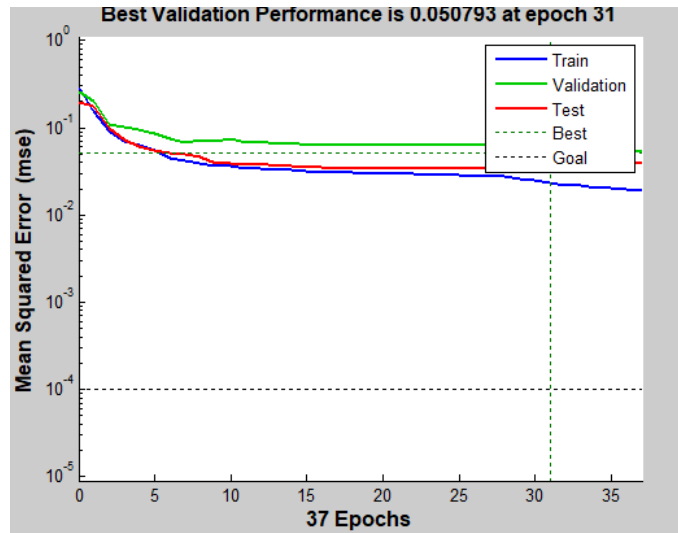


Figure4.14 Performance du 4^{ème} modèle.

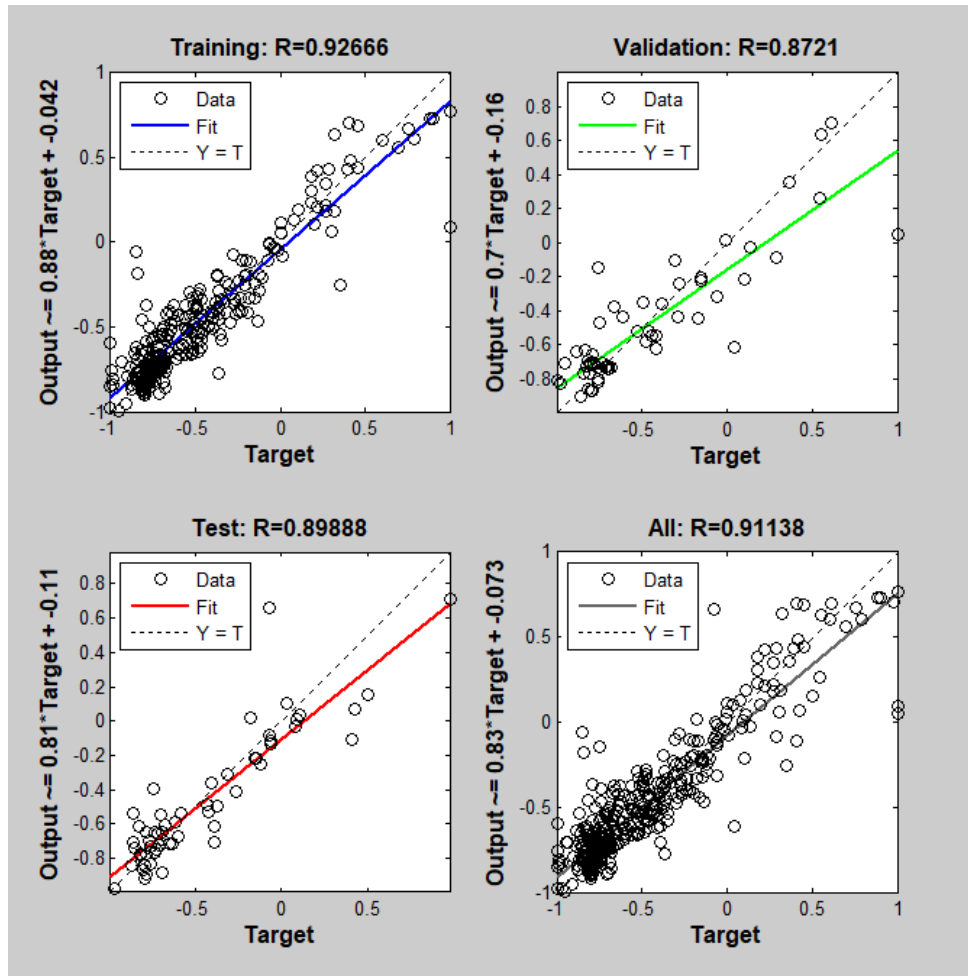


Figure 4.15 Valeurs de régression de l'apprentissage, test validation et générale du 4^{ème} modèle.

4.5 - Propriétés des modèles obtenus

Le Tableau (4.5) résume les propriétés des modèles obtenus pour la prédiction de l'IP et des paramètres de compactage.

Tableau 4.5 Propriété des modèles proposés pour la prédiction d'IP et les paramètres de compactage

Paramètres RN	Valeurs et Nomination sur MATLAB
Fonction d'apprentissage	'trainlm' (Levenberg Marquardt)
Fonction de Transfert	'logsig ' (Fonction non linéaire)
MSE	0.092715
Fonction de Division	'dividerand'
Cycles d'Apprentissage	100
Nombre de couches cachées	2
Nombre de neurones dans les couches cachées	5-8
Coefficient de corrélation R	89.64%

NCC : nombre de couche caché ; NNCC : nombre de neurones dans la couche caché.

4.6 Etude paramétrique

L'étude ou l'analyse paramétrique est une étude qui tient compte de l'influence des différents paramètres sur la solution d'un problème. Dans cette section, et après l'élaboration et la validation des différents modèles, des études paramétriques ont été effectuées pour montrer la simulation entre les résultats réels et les résultats de RNAs.

Elle fixe tous les paramètres pris comme neurones d'entrées et de modifier un paramètre, ensuite voir l'influence de ce paramètre variant sur le phénomène étudié.

4.6.1 Procédures de l'étude paramétrique

L'analyse paramétrique de chaque modèle a été faite par la variation de la teneur en chaux (0, 1, 2, 3, 4, 5,6%) en considérant les autres paramètres d'entrées comme étant constants comme illustré dans le Tableau (4.6) .

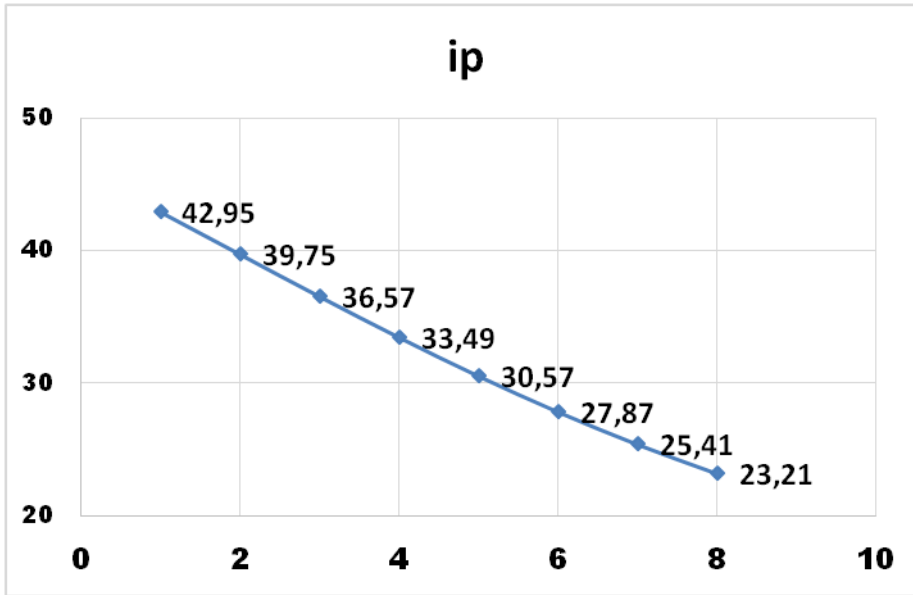
Tableau4.6 Paramètres d'entrées utilisés dans l'étude paramétrique.

Chaux(%)	LL0 (%)	LP0 (%)
0	65	29
1	65	29
2	65	29
3	65	29
4	65	29
5	65	29
6	65	29

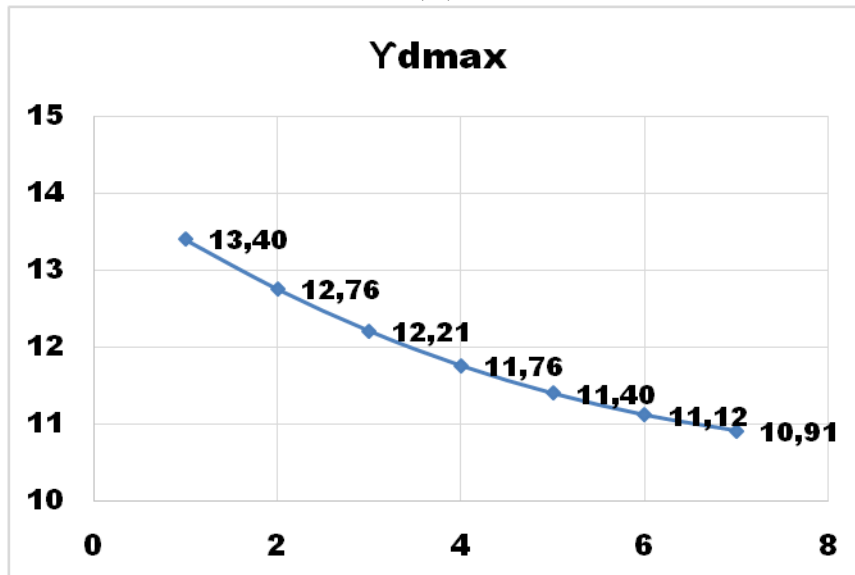
Les résultats de l'étude paramétriques des meilleurs modèles sélectionnés sont résumés comme suit:

4.6.1.1-3^{ème} Modèle à deux couches cachées

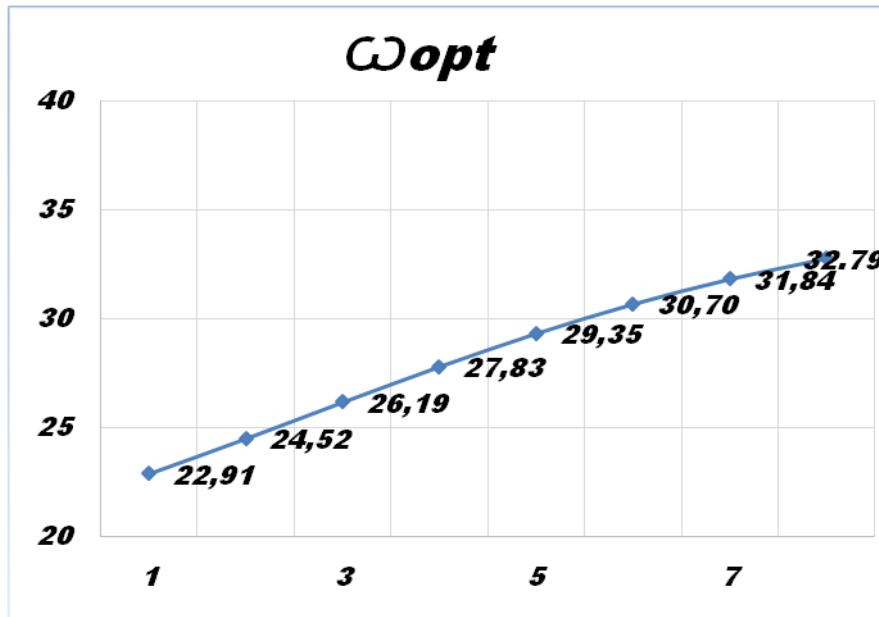
L'effet des différents dosages en chaux sur les trois paramètres de sortie (IP, γ_{dmax} et ω_{opt}) selon les résultats du 3^{ème} modèle sont illustrés dans la Figure (4.16) .



(A)



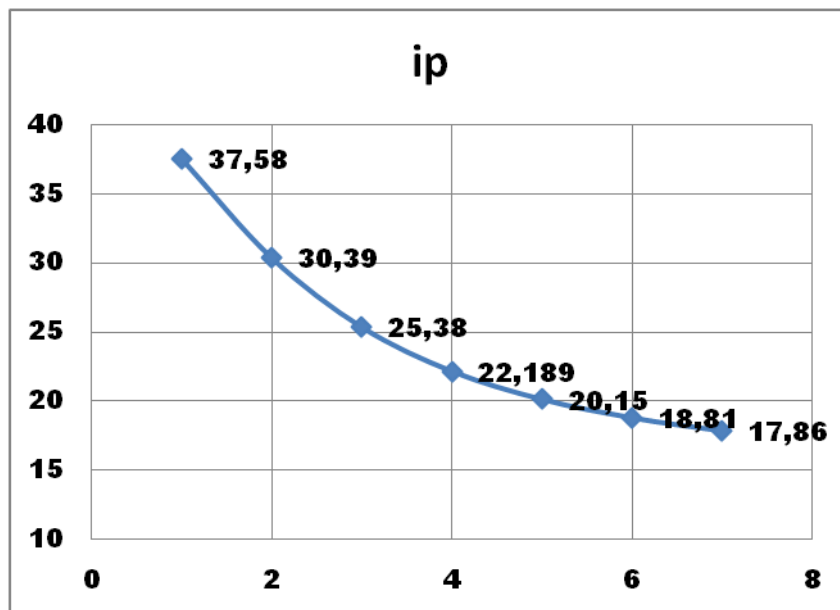
(B)



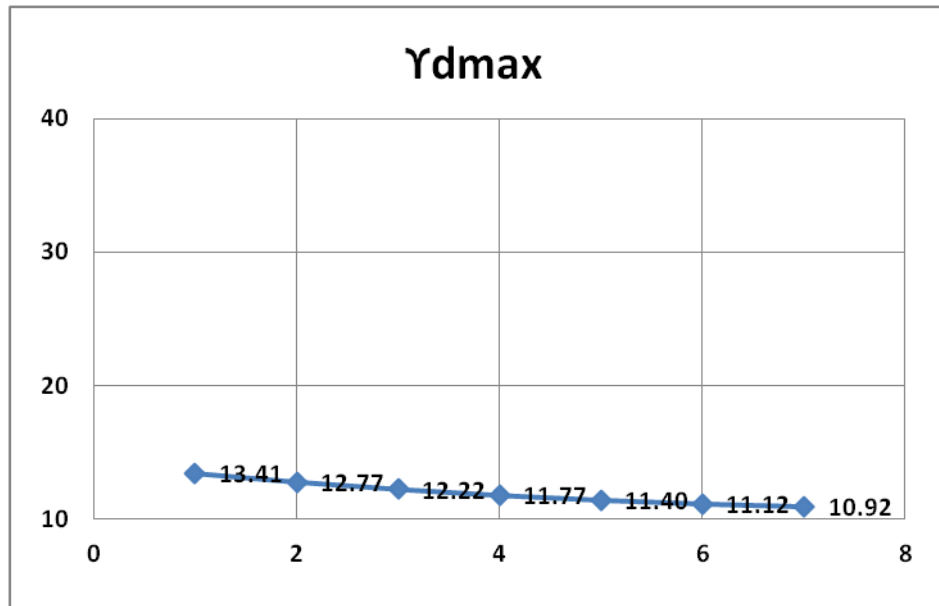
(C)

Figure 4.16 Effet de la chaux sur les paramètres du 3^{ème} modèle : (a) IP, (b) γ_{dmax} , (c) ω_{opt} .

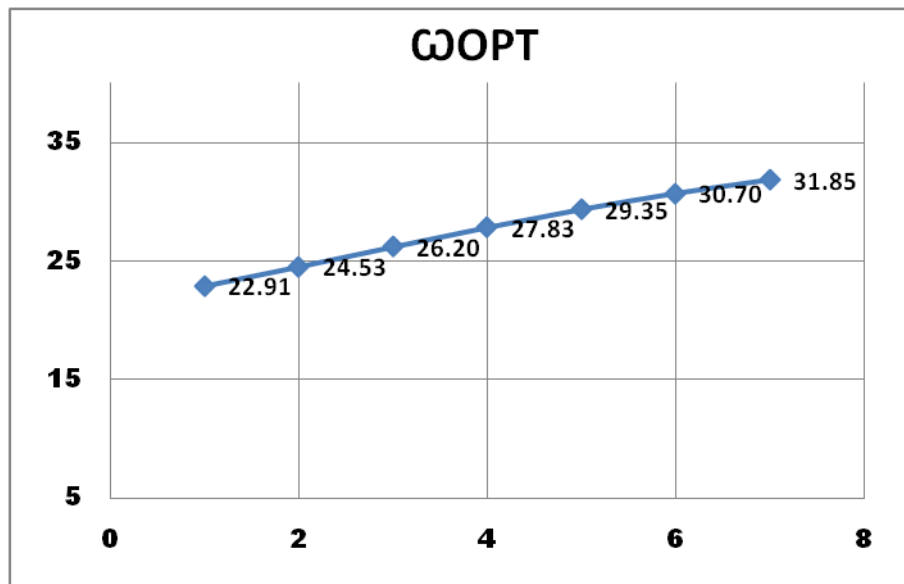
4.6.1.2-4^{ème} modèle à deux couche cachée



(A)



(B)



(C)

Figure 1.17 Effet de la chaux sur les paramètres du 4^{ème} modèle : (a) IP, (b) γ_{dmax} , (c) G_{Opt} .

4.6.2 - Discussion des résultats de l'étude paramétrique

4.6.2.1 - Effet de la chaux sur l'indice de plasticité

Plusieurs chercheurs ont confirmé que l'effet de la chaux sur l'indice de plasticité est accompagné par une diminution de la limite de liquidité. L'addition de la chaux aux sols fait induire une amélioration de la consistance liée à une diminution de l'indice de plasticité (Ip) qui se traduit par une augmentation de la limite de plasticité (LP) et il s'accompagne ou non par une augmentation de la limite de liquidité (LL) (Harichane and Ghrici,2009) ; (Harichane

2010;2011b) (Celikand Nalbantoglu2013); (Khemissa and Mahamedi, 2014) ;(Gadouri et al2016a, 2016b, 2017a 2017b); (Harichane et al 2017).

Comme le montre la figure (4.16) a une diminution significative de l'indice de plasticité avec l'augmentation du taux de chaux ; pour des additions de 0 à 6% de chaux, l'indice de plasticité diminue de 42.95% à 23.21%.et aussi pour les autres modèles comme montre la figure (4.17) (a) l'indice de plasticité diminue de 37.58% à 17.17% pour l'addition de 6% de chaux. L'étude paramétrique appliqué marqué une diminution de l'indice de plasticité IP.

4.6.2.2 - Effet de la chaux sur les paramètres de compactage

Selon les résultats de plusieurs chercheurs qui ont travaillé sur l'amélioration chimique des sols, l'addition de chaux fait augmenter la teneur en eau optimale (ω_{opt}) et diminue la densité sèche maximale (γ_{dmax}).du sol amélioré (Neuberger and Thompson, 1972); (Parasade, 1972); (Harty and Thompson, 1973) ;(Ola ,1977; 1978) ; (Townsend ,1979); (Medhani, 1982) (Bhatta and Pandey, 1986) ; (Parker, 2008).

Les résultats prédits sont présentés sur la figure (4.16),(4.17) , En effet, la teneur en eau optimale du 3^{ème} modèle augmente de 22.91% jusqu'à 32.79% et la densité sèche maximale diminué de 13.40 kN/m³ jusqu'à 10.78 kN/m³ pour l'ajout de 6% de chaux,

La même observation est faite sur l'effet de chaux sur les paramètres de compactages est remarquée pour le 4^{ème} modèle la teneur en eau optimale augmente de 21.46% jusqu'à 26.46% et la densité sèche maximale diminue de 19.17kN/m³ jusqu'à 13.30 kN/m³ .

L'étude paramétrique appliqué sur les modèles a marqué que la densité sèche maximale diminue et la teneur en eau optimale augmente pour tous les modèles que nous avons fait et n'avons pas mentionnés.

4.6.3 Choix du meilleur modèle

Selon les résultats des chercheur et l'étude paramétrique faite on remarque que le troisième modèle de deux couche cachée est le plus performant avec un coefficient de corrélation ($R=0.8964$) et l'erreur MSE faible ($MSE = 0.092$).

4.7 Validation expérimentale du modèle élaboré

Les résultats obtenus par le modèle RNA sont vérifiés par une étude comparative avec d'autres données issues des études expérimentales ne faisant pas partie de la base données pour l'apprentissage. Le modèle a été validé en utilisant un total de 10 points de données issus

à partir des études, expérimentales effectuées par trois chercheurs à savoir (Bhuvaneshwari2014) ; (Zahang and Cao 2002) ;(Jahangir Khazaei and Moayed 2017)

Une erreur relative (E%) est utilisée comme paramètre de comparaison entre les résultats expérimentaux des chercheurs et les résultats prédits par les modèles développés. Cette erreur est calculée comme suite (Eqs4.3) :

$$E(\%) = A \left(\frac{oExp - oRna}{oExp} \right) \times 100 \text{ Équation (4.6)}$$

Ou : OExp est la valeur expérimentale de la propriété et ORna est celle de la valeur prévue. La comparaison entre les valeurs prévues à partir du modèle et les résultats expérimentaux est présentée dans les Tableaux (4.7)(4.8) (4.9) et (4.10)

Tableau4.7 les Valeurs expérimentales

Auteurs, année	Chaux(%)	LL0 (%)	LP0 (%)	IP (%)	γ_{dmax} (KN/m ³)	\square_{opt} (%)
Bhuvaneshwari; 2014	0	87	30	48	14	20
	2	87	30	22	13,04	23
	4	87	30	20,5	12,8	25
	6	87	30	30,5	12,7	27
Zhang and Cao; 2002	0	62,2	25.1	37.1	17,8	17.2
	4	62,9	42.8	20.1	16,4	15.8
	5	62,3	42.7	19.6	16,2	17.0
	6	62,2	43.5	18.7	15,7	24.7
Jahangir et al 2019	0	130,5	34	96,5	13,3	34,21
	4	130,5	34	63	13,2	34,59
	6	130,5	34	43	13,6	28,03
	10	130,5	34	30,5	13,4	27,99

- L'indice de plasticité

La comparaison entre les valeurs prédites d'IP et les résultats expérimentaux sont présentés dans le tableau (4.8) et figure (4.18)

Tableau4.8 Comparaison entre les résultats de l'IP expérimentaux et les valeurs prévues.

Chaux(%)	LL0 (%)	LP0 (%)	IP (Exp)	IP (RN)	Er (%)
0	87	30	48	61,605	28,34
2	87	30	22	58,423	165,56
4	87	30	20,5	53,384	160,41
6	87	30	30,5	45,906	50,51
0	62,2	25,1	37,1	32,651	11,99
4	62,2	25,1	20,1	20,729	3,13
5	62,2	25,1	19,6	18,679	4,70
6	62,2	25,1	18,7	16,971	9,24
0	130,5	34	96,5	64,120	33,55
4	130,5	34	63	64,089	1,73
6	130,5	34	43	64,092	49,05
10	130,5	34	30,5	64,127	110,25
Erreur moyenne totale (%)					52,38

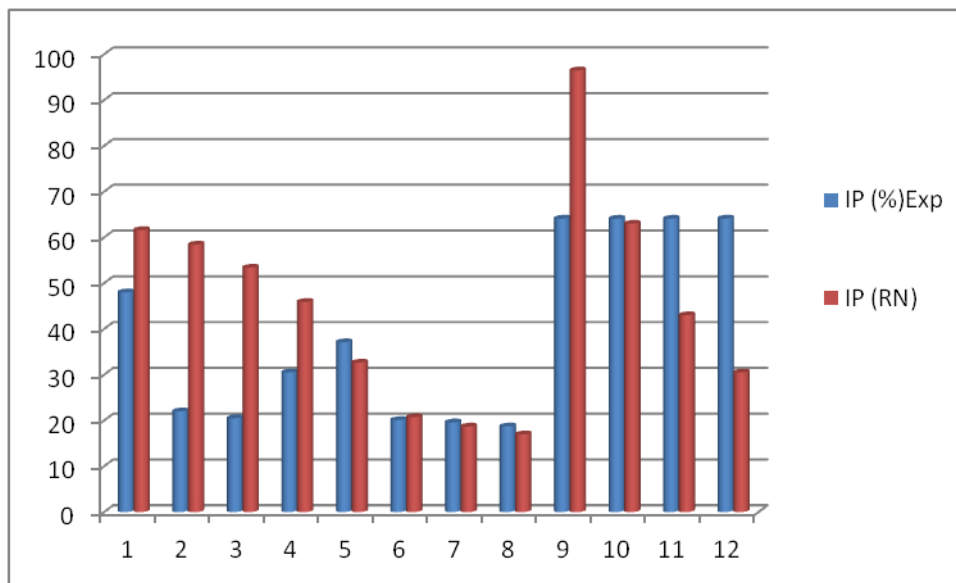


Figure4.18 Comparaison entre les résultats expérimentaux obtenus et les valeurs prévues de l'IP

- **La densité sèche maximale (γ_{dmax})**

La comparaison entre les valeurs prédites (γ_{dmax}) et les résultats expérimentaux sont présentés dans le tableau (4.9) et figure (4.19).

Tableau4.9 Comparaison entre les résultats de γ_{dmax} expérimentaux et les valeurs prévues.

Chaux(%)	LL0 (%)	LP0 (%)	γ_{dmax} (Exp)	γ_{dmax} (RN)	Er(%)
0	87	30	14	20,210	44,36
2	87	30	13,04	19,714	51,18
4	87	30	12,8	19,377	51,38
6	87	30	12,7	19,218	51,32
0	62,2	25,1	17,8	18,407	3,41
4	62,2	25,1	16,4	17,663	7,70
5	62,2	25,1	16,2	17,522	8,16
6	62,2	25,1	15,7	17,405	10,86
0	130,5	34	13,3	8,207	38,29
4	130,5	34	13,2	8,211	37,79
6	130,5	34	13,6	8,215	39,59
10	130,5	34	13,4	8,233	38,56
Erreur moyenne totale KN /m³					31,88

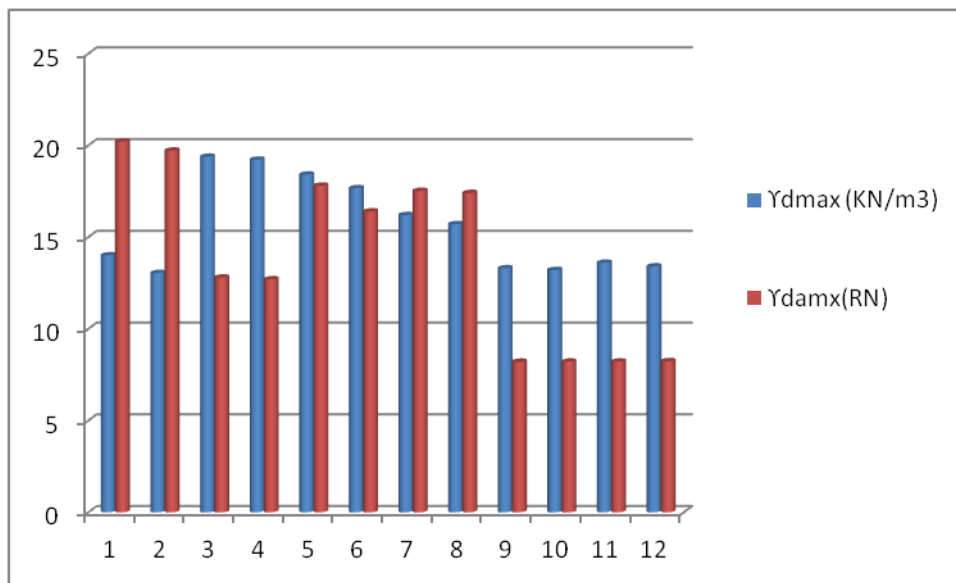


Figure4.19 Comparaison entre les résultats expérimentaux obtenus et les valeurs prévues de γ_{dmax}

- **La teneur en eau optimal (ω_{opt})**

La comparaison entre les valeurs prédites (ω_{opt}) et les résultats expérimentaux sont présentés dans le tableau (4.10) et figure (4.20).

Tableau4.10 Comparaison entre les résultats d'expérimentaux ω_{opt} et les valeurs prévues.

Chaux(%)	LL0 (%)	LP0 (%)	ω_{opt} (Exp)	ω_{opt} (RN)	Er(%)
0	87	30	20	20,986	4,93
2	87	30	23	22,177	3,58
4	87	30	25	23,379	6,48
6	87	30	27	24,463	9,39
0	62,2	25,1	17,2	19,735	14,74
4	62,2	25,1	15,8	22,050	39,55
5	62,2	25,1	17	22,879	34,58
6	62,2	25,1	24,7	23,799	3,65
0	130,5	34	34,21	26,330	23,03
4	130,5	34	34,59	26,424	23,61
6	130,5	34	28,03	26,609	5,07
10	130,5	34	27,99	27,422	2,028
Erreur moyenne totale					14,2209771

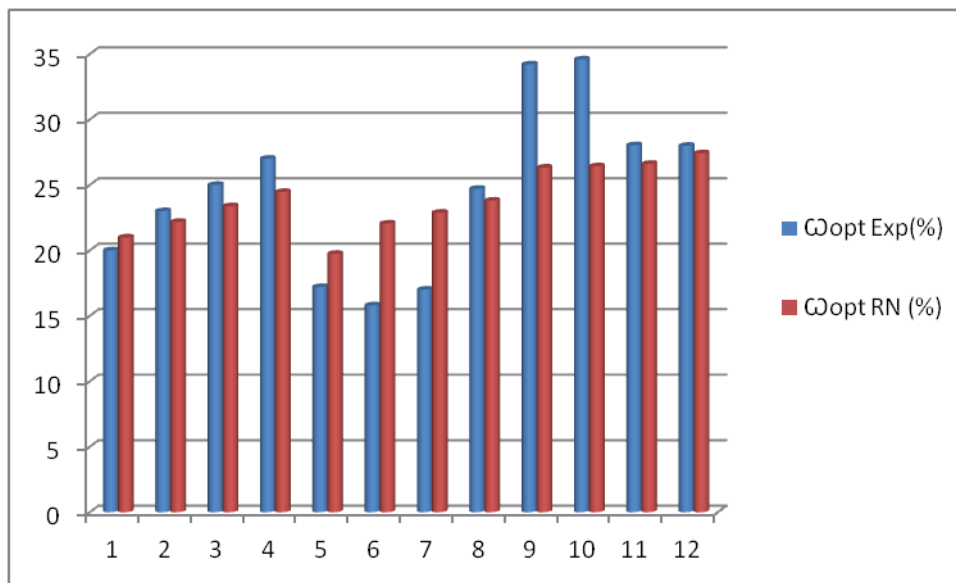


Figure4.20 Comparaison entre les résultats expérimentaux obtenus et les valeurs prévues de ω_{opt}

Après avoir fait la validation de modèles développés pour faire la prédiction de l'IP, Y_{dmax} et G_{opt} des sols gonflantes des faibles valeurs d'erreur ont été obtenues pour toutes les propriétés étudiées confirment que notre modèle a une certaine performance mais il est nécessaire de l'améliorer au futur par l'élargissement de la base de données et de l'optimiser par une autre technique d'intelligence artificielle telle que l'algorithme génétique pour aboutir à des résultats plus fiables.

4.8 Conclusion

Ce chapitre a été consacré au développement du modèle de prédiction de trois propriétés géotechniques des sols stabilisés à la chaux, à savoir : indice de plasticité (IP), la densité sèche maximale (γ_{dmax}) et la teneur en eau optimal (ω_{opt}) Trois paramètres d'entrées ont été utilisé pour l'élaboration de ce modèle : le pourcentage de la chaux, la limite de liquidité à l'état initial (LL0) et la limite de plasticité a l'état initial (LP0).

Selon les résultats obtenus, on conclut que:

- Le modèle développé a une bonne performance et une très forte capacité pour la prédiction avec un coefficient de corrélation $R = 0.89$.et une erreur quadratique moyenne $MSE=0.092$
- L'étude paramétrique du modèle élaboré est en accord avec les résultats des chercheurs
- Le modèle développé peut être utilisé efficacement pour la prévision rapide des propriétés suivantes : indice de plasticité (IP), la densité sèche maximale (γ_{dmax}), et la teneur en eau optimale (ω_{opt}) des sols gonflants stabilisés avec la chaux en utilisant le LL0 et LP0 de sols non traités pour donner des résultats de chaque pourcentage.

Le but de développer de modèle RNA pour la prévision des propriétés géotechniques des sols améliorés par la chaux car les méthodes classiques nécessitent généralement une analyse approfondie en laboratoire. Bien que Les RNAs peuvent prévoir les propriétés du sol stabilisé en quelques secondes. La littérature soutient l'hypothèse de développement des modèles de prévision RNA qui sont adéquats et plus rapides que les essais au laboratoire et de même précision.

Conclusions générales et perspectives

Conclusions générales

L'utilisation de la chaux fait induire une amélioration de la consistance liée à une diminution significative de l'indice de plasticité (I_p) qui se traduit par une augmentation de la limite de plasticité (WP) et il s'accompagne ou non d'une augmentation de la limite de liquidité (WL). Ainsi, la surface spécifique est réduite immédiatement après l'incorporation de la chaux à l'issue de la floculation des argiles.

La méthodologie des réseaux de neurones artificiels (RNAs) est l'un des sujets importants et nouveaux dans la construction de modèles, l'analyse, l'évaluation des données, la prédiction et le contrôle sans référence à un modèle ou à une méthode statistique commun, où le traitement est effectué en simulant des données .

C'est pourquoi nous nous y sommes appuyés dans cette étude pour prédire certaines propriétés géotechniques (I_p , γ_{dmax} et G_{Opt}) des sols argileux instables améliorés à la chaux.

Dans cette étude, une base de données contenant les propriétés physiques et mécaniques des sols argileux stabilisés à la chaux, extraite d'un grand nombre de travaux de recherche publiés dans la littérature, a été collectée, classée et présentée.

L'analyse des données a permis de sélectionner les entrées des modèles développés à l'aide de Matlab 2014a, de sélectionner la rétro propagation et d'apprendre les plus utilisées et les plus efficaces pour ce type de prédiction, et pas seulement la sélection des données.

Un seul modèle RNAs a été développé afin de prédire trois propriétés géotechniques incluant l'indice de Plasticité, la teneur en eau optimale et la densité sèche maximale de l'argile stabilisée par la chaux.

A la lumière des résultats obtenus, nous avons conclu ce qui suit :

- L'architecture de deux couches cachées (5 -8) en utilisant une fonction d'activation « **tansig** » dans la couche de sortie a prouvé une meilleure performance (corrélation = 0.8964 et erreur quadratique moyenne égale à 0.092) par rapport aux autres architectures proposées.
- L'étude paramétrique de ce modèle prouve que le modèle élaboré est en concordance avec les résultats publiés dans la littérature.
- La comparaison faite avec les résultats expérimentaux d'autres chercheurs non inclus dans la base de données a conduit à des résultats assez satisfaisants menant à des coefficients de corrélation de 0.89 avec des erreurs relatives moyennes de 52.37%, 31.88% et 14.22% pour I_p , γ_{dmax} et G_{Opt} respectivement.

- Le modèle RNA développé peut être utilisé efficacement pour une prédiction rapide des propriétés IP et γ_{dmax} et G_{opt} des sols gonflants stabilisés par la chaux, en utilisant seulement les limites d'atterberg (LL0, LP0) pour donner des résultats de chaque pourcentage à l'état initiale.
- La technique des RNAs est la plus adéquate pour la prévision des comportements complexes des sols, en particulier la plasticité qui est très sensible à la chaux.

Perspectives

A la lumière des résultats obtenus lors de l'établissement du modèle de prédiction de l'indice de plasticité et des paramètres de compactage des sols argileux stabilisés à la chaux, et en vue des performances peu limitées du modèle RN élaboré, il a été nécessaire de programmer des travaux en futur pour améliorer notre modèle, résumés en deux points essentiels comme suit :

- Il est souhaitable d'élargir la base de données employée dans le développement du modèle, car le nombre de données est un facteur important dans la technique des réseaux de neurones artificiels.
- 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.

Références Bibliographiques

Références Bibliographiques

AFES, M. & DIDIER, 1999. Stabilisation des sols gonflants: cas d'une argile en Al-Shayea, N.A. (2001). The combined effect of clay and moisture content on the behaviour of remodelled unsaturated soil. *Engineering Geology*. 62, 319-342.

Basma A.A., Barakat S.A. & Omar M. (2003). Modelling time dependent swell of clays using sequential artificial neural networks. *Environ Eng Geosci*. 9(3), 279–288.

Basma, A.A. (1993). Prediction of Expansion Degree for Natural Compacted Clays. *Geotechnical Testing Journal*. 16(4), 542-549. DOI :10.1520/GTJ10294J.

Bell, F. G. (1989). "Lime stabilisation of clay soils." *Bulletin of Engineering Geology and*

Bell, F. G. (1996). "Lime stabilization of clay minerals and soils." *Engineering geology*, Ben-Bouali Chlef Faculté des sciences et sciences de l'ingénieur Département de

Boukhatem, B., Ghrici, M., Kenai, S., & Tagnit-Hamou, A. (2011). "Prediction of **Burel, G. et al. Juin 1993** Réseaux De Neurones En Traitement De L'image Et Du CaSO₄·2H₂O and Na₂SO₄ effects on geotechnical properties of clayey soils stabilised with

Cheng, Y., Wang, S., Li, J., Huang, X., Li, C., and Wu, J., (2018). "Engineering and Comput & Applic, DOI 10.1007/s00521- 017-3052-2. *Computer* 29(3), pp. 31-44.

Djedid A., Bekkouche A. & Aissa Mamoune S.M. (2001). Identification and prediction of swelling of some soils of Tlemcen (Algeria). *Bulletin Des Laboratoires des Ponts et Chaussées*. N°233, 67-75.

Efficiency Factor of Ground- Granulated Blast-Furnace Slag of Concrete Using Artificial Final report No. KS 98-1. Kansas Department of Transportation. 37.

Gadouri, H. (2017). " Influence de la présence des sulfates sur le traitement des sols argileux par des ajouts minéraux." Thèse de doctorat ; Université Yahia Farès de Médéa.

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

Gadouri, H., Harichane, K., and Ghrici, M., (2017b). "A comparison study between Génie Civil, 2008 – 2009. *Geomerty*, MIT Press, Cambridge, Mass.

Hagan, T. M., Demuth, B. H., Beale, M. H. and Jesús, O. D. 2014 *Neural Network Design*, 2nd Edition.

Haykin, S. 1994 *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Macmillan College.

<http://www.statsoft.fr/concepts-statistiques/reseaux-de-neurones-automatisees/reseaux>

Igumale shale." *Electronic Journal of Geotechnical Engineering*, 13(5), 1-9.

International Journal of Geotechnical Engineering, 1-22, doi: 10.1080/19386362.2017.

Jahangir Khazaei & Hossein Moayed (2017) Soft Expansive Soil Improvement by Eco-Friendly Waste and Quick Lime

Jain, A.K., Mao, J. and Mohiuddin, K.M. 1996 Artificial neural networks : a tutorial

Kellouche Y., Boukhatem B., Ghrici M., Tagnit-Hamou A., (2017). “Exploring the major factors affecting fly- ash concrete carbonation using artificial neural network.” Neural computing and application.

Manasseh, J., & Olufemi, A. I. (2008). “Effect of lime on some geotechnical properties of

Mellal Fatima 2009, Etude du comportement physicochimique et mécanique d’un mineral additives to recommend adequate mixtures as materials for road pavements.

Minsky, M. and Papert, S. 1969 Perceptrons : An Introduction to Computational

Najjar Y.M. & Basheer I.A. (1998). Modelling of soil swelling via regression and neural network approaches.

Najjar Y.M., Basheer I.A. & McCreynolds R. (1996a). Neural modelling of Kansan soil swelling. Transportation

Najjar, Y. M., & Huang, C. (2007). “Simulating the stress–strain behavior of Georgia kaolin Neural Network.” ACI Materials Journal, 108(1).

NF- P 11-300 Classification du sol selon le GTR

NF94-093 Le Compactage : Proctor normal-Proctor modifié 1320850.42(4), 223-237.

Ömür Ç., Nilay K.S. & Hüseyin Y. (2012). Prediction of Swelling Potential and Pressure in Compacted Clay. Arab J Sci Eng. 37, 1535–1546.

Rosenblait, F. 1962 Principles of neurodynamics, Spartan, New York.

S. Bhuvaneshwari & R. G. Robinson & S. R. Gandhi (2013) Behaviour of Lime Treated Cured Expansive Soil Composites Geotechnical Society Indian Signal, Flux, No. 151-152, pp 18-27.

Taleb Bahmed, I. (2018). “ Utilisation des réseaux de neurones artificiels pour la prédiction des propriétés géotechniques des sols améliorés.” Thèse de doctorat ; Université Hassiba Benbouali de Chlef.

Yilmaz, I. (2006). Indirect estimation of the swelling percent and a new classification of soils depending on liquid limit and cation exchange capacity. Elsevier, Engineering Geology. 85, 295-301. DOI: 10.1016/j.enggeo.2006.02.005

Youcef Djeriri (2017) Les Réseaux de Neurones Artificiels University of Sidi-Bel-Abbes

Zhang Ji-rul & Cao Xing (2002) W u h a n University of Technology Yangtze River Scientific Research Institute