

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Ecole Nationale Polytechnique



Ecole Doctorale : Ingénierie et Environnement

Option : Construction et Environnement

Mémoire de magister

Présenté Par :

AOUADJ Abdelfettah

Ingénieur d'état en Génie Civil de l'Ecole Nationale Polytechnique

**SYSTEME D'AIDE A LA DECISION POUR LES
PROCEDURES D'ESSAIS GEOTECHNIQUES**

Soutenu le Jeudi 17/05/2012

Devant le jury composé de :

A. BALI	Professeur (ENP)	Président
K. SILHADI	Maitre de conférences (ENP)	Rapporteur
A.BERMAD	Maitre de conférences (ENP)	Examinateur
R. KETTAB	Maitre de Conférences (ENP)	Examinatrice
F. DEBICHE	Maitre assistante (USTHB)	Invitée

ملخص

إن الهدف من هذا العمل هو انجاز نظام مساعد في اتخاذ القرار من أجل تصميم القواعد السطحية باستغلال التجارب الجيوتقنية. لقد استعملنا في هذه الدراسة طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية لإيجاد العلاقة التي تربط بين الحمولة المطبقة ونسبة الهبوط لقاعدة سطحية في تربة غير متماسكة، بالاعتماد على نتائج اختبار المخروط الستاتيكي (CPT) وتجارب الشحن الستاتيكي على قواعد بأبعاد حقيقية.

النتائج المتحصل عليها تبين أن النموذج المطور بالشبكات العصبية يستطيع التنبؤ بسعة التحميل وبدقة جيدة.

كلمات مفتاحية : الشبكات العصبية الاصطناعية، سعة التحميل، الهبوط، القواعد السطحية، تربة غير متماسكة، اختبار المخروط الستاتيكي.

Résumé

Le but de ce travail vise à la réalisation d'un système d'aide à la discision pour la conception des fondations superficielles par l'exploitation d'essais géotechnique. Nous avons utilisé dans cette étude, la méthode de réseaux de neurones artificiels RNA pour déterminer la relation entre le chargement et le tassement d'une fondation superficielle dans un sol pulvérulent à partir des résultats d'essais de pénétrömètre statique CPT et d'essais de chargement statique sur des semelles en vraie grandeur.

Les résultats obtenus montrent que le modèle développé par RNA peut prédire la capacité portante avec une très bonne précision.

Mot clés : Réseaux de neurones artificiels, Capacité portante, Tassement, Fondations superficielles, Sol pulvérulent, Essai de pénétrömètre statique.

Abstract

The objective of this work is the realization of decision making system for the conception of shallow foundations by geotechnical testing. We used in this study, the method of artificial neural networks ANN to determine the relation between the loading and the settlement of a shallow foundation in a cohesionless soil, based on the results of the cone penetration testing CPT and of static loading tests on full-scale footing.

The results demonstrate that the model developed by NNA can predict the bearing capacity with a very good precision.

Keywords: artificial neural networks, settlement, bearing capacity, shallow foundations, cohesionless soil, cone penetration test.

SOMMAIRE

LISTE DES FIGURES	v
LISTE DES TABLEAUX	viii
INTRODUCTION GENERALE	1
Chapitre I : RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS	5
1. INTRODUCTION	5
2. HISTORIQUE	5
3. DEFINITIONS	7
3.1. Neurone biologique	7
3.2. Neurone formel	8
3.3. Fonction d'activation	9
3.3.1. Fonction seuil	10
3.3.2. Fonction linéaire	10
3.3.3. Fonction sigmoïde	10
3.4. Architectures de réseaux	11
3.4.1. Réseau multicouche	11
3.4.2. Réseau à connexions locales	11
3.4.3. Réseau à connexions récurrents	12
3.4.4. Réseau à connexion complète	12
4. MODELISATION A L'AIDE DE RESEAUX DE NEURONES	13
4.1. Types de modèle	13
4.1.1. Les modèles « boîte noire »	13
4.1.2. Les modèles « boîte grise »	13
4.2. Structuration des données	14
4.3. Apprentissage des réseaux de neurones	15
4.3.1. Types d'apprentissage	15
4.3.1.1. Apprentissage supervisé	15
4.3.1.2. Apprentissage non supervisé	15

4.3.1.3. Apprentissage renforcé	15
4.3.2. Algorithmes d'apprentissage	16
4.4. Evaluation de la performance	17
4.5. Mise en œuvre des réseaux de neurones	17
5. APPLICATIONS DES RNA EN GENIE CIVIL ET EN GEOTECHNIQUE ...	18
6. CONCLUSION	20
Chapitre II : ESSAI DE PENETROMETRE STATIQUE	22
1. INTRODUCTION	22
2. BREF HISTORIQUE ET DEVELOPPEMENT DE L'ESSAI CPT	23
2.1. Pénétrromètres mécaniques	23
2.1.1. Pénétrromètre mécaniques avec cône simple	23
2.1.2. Pénétrromètre mécaniques avec cône à jupe	24
2.1.3. Pénétrromètre mécaniques avec cône à jupe et à manchon	24
2.2. Pénétrromètres électriques	26
2.3. Piézocône	27
3. PARAMETRES OBTENUS A PARTIR DE CPT	27
4. FACTEURS AGISSANT SUR LES PARAMETRES MESURES	29
4.1. Forme du cône	29
4.2. Vitesse de pénétration	29
4.3. Discontinuités dans la pénétration	29
5. INTERPRETATION THEORIQUE DE CPT	30
5.1. Théorie de la capacité portante	30
5.2. Théorie de l'expansion de cavité	31
5.3. Méthode de chemin de déformation	32
6. INTERPRETATION PRATIQUE DE L'ESSAI CPT	32
6.1. Classification des sols	32
6.2. Cohésion non drainé	34
6.3. Densité relative	35
6.4. Angle de frottement interne	36
6.5. Fondation profonde	37
7. LIMITES DE L'ESSAI DE PENETRATION STATIQUE	40
8. CONCLUSION	40

Chapitre III : TASSEMENT ET CAPACITE PORTANTE DES FONDATIONS SUPERFICIELLES	42
1. INTRODUCTION	42
2. RUPTURE DES FONDATIONS SUPERFICIELLES	43
2.1. Comportement d'une semelle chargée	43
2.2. Mécanismes de rupture	44
2.2.1. Mécanisme de cisaillement général	44
2.2.2. Mécanisme de cisaillement localisé	44
2.2.3. Rupture par poinçonnement	45
3. CAPACITE PORTANTE DES FONDATIONS SUPERFICIELLES	45
3.1. Définition de la capacité portante	45
3.1.1. Méthode de Hansen	46
3.1.2. Méthode de De Beer	46
3.1.3. Critère de $s/B = 10\%$	47
3.1.4. Méthode de Decourt	48
3.2. Méthodes de calcul de la capacité portante	48
3.2.1. Méthode analytique	49
3.2.2. Méthodes empiriques	49
3.2.2.1. Approche Indirecte	49
3.2.3. Approche directe	50
4. TASSEMENT DES FONDATIONS SUPERFICIELLES	52
4.1. Distribution des contraintes sous une fondation	53
4.2. Méthodes de calcul de tassement	53
4.2.1. Méthode indirecte	54
4.2.1.1. Méthode directe	56
5. CAPACITE PORTANTE ADMISSIBLE	57
6. CONCLUSION	58
Chapitre IV : MISE EN ŒUVRE DE RNA POUR L'ÉVALUATION DE LA CAPACITE PORTANTE DES FONDATIONS SUPERFICIELLES	60
1. INTRODUCTION	60
2. RAPPELS DU PRINCIPE DES RESEAUX DE NEURONES	61
3. ELABORATION DE LA BASE DE DONNEES	61

4.	ARCHITECTURE DU RESEAU	64
5.	OPTIMISATION DE L'ARCHITECTURE DU RNA	65
6.	FONCTIONS D'ACTIVATION	67
7.	APPRENTISSAGE	68
7.1.	Évaluation du gradient de la fonction de coût	69
7.2.	Modification des paramètres	72
7.3.	Résultats d'apprentissage	72
8.	RESULTATS	73
9.	EVALUATION DE RNA PAR RAPPORT AUX AUTRES METHODES	76
10.	DEVELOPPEMENT D'UNE INTERFACE GRAPHIQUE	79
11.	CONCLUSION	80
	CONCLUSION GENERALE	82
	BIBLIOGRAPHIE	85
	ANNEXE : BASE DE DONNEES	90

LISTE DES FIGURES

Figure 0.1 : Procédures d'interprétation des résultats d'essais géotechnique pour un problème de fondation	2
Figure 1.1 : Présentation du neurone biologique	7
Figure 1.2 : Neurone formel	8
Figure 1.3 : Fonctions de transfert	10
Figure 1.4 : Architecture d'un Réseau de neurone multicouche	11
Figure 1.5 : Architecture d'un Réseau de neurone à connexions locales	12
Figure 1.6: Réseau de neurone à connexions récurrents (bouclé)	12
Figure 1.7 : Réseau à connexions complète	12
Figure 1.8 : Diagramme schématique d'un modèle neuronal « boîte noire »	13
Figure 1.9 : Diagramme schématique de modèle neuronal hybride	14
Figure 1.10 : Comparaison entre le tassement du pieu calculé par méthode théorique et le tassement obtenu par RNA (Goh)	19
Figure 1.10 : Tassement estimé par RNA des fondations superficielles (Sivakugan) ...	19
Figure 2.1 : Schéma de pénétromètre statique	22
Figure 2.2 : Premier pénétromètre statique : (a) schéma de pénétromètre. (b) principe de l'essai	24
Figure 2.3 : Pénétromètre mécaniques avec cône à jupe (pénétromètre Gouda)	25
Figure 2.4 : Pénétromètre mécaniques de Begemann	25
Figure 2.5 : Pénétromètre électrique du laboratoire des ponts et chaussées de saint-brieu	26
Figure 2.6. Emplacement des filtres de pression interstitielle en Piezocone	27
Figure 2.7 : Profil pénétrométrique	29
Figure 2.8 : Modèles de rupture sous les fondations profondes	30
Figure 2.9 : Expansion de cavité dans un massif de sol infini selon Vesic	32
Figure 2.10 : Abaque d'identification des sols d'après Begemann	33

Figure.2.11 : Abaques d'identification des sols	34
Figure.2.12 : Corrélation entre q_c et D_r	35
Figure.2.13 : Corrélation entre ϕ et D_r	36
Figure.2.14 : Corrélation entre ϕ et q_c	37
Figure 2.15: Illustration des résistances de pointe moyenne et équivalente	38
Figure 3.1 : Fondations superficielles – Notations	42
Figure 3.2 : Comportement d'une semelle chargée	43
Figure 3.3 : Mécanisme de cisaillement général	44
Figure 3.4 : Mécanisme de cisaillement localisé	44
Figure 3.5 : Mécanisme de rupture par poinçonnement	45
Figure 3.6: Détermination du critère de la capacité portante selon Hansen (1963)	46
Figure 3.7: Détermination de la capacité portante selon le critère De Beer (1970)	47
Figure 3.8: Détermination de la capacité portante selon le critère $s/B=0.1$	47
Figure 3.9: Détermination de la capacité portante selon le critère de Decourt (1999) ...	48
Figure 3.10 : Corrélation entre la capacité portante de fondation superficielle sur un sol pulvérulent et la résistance de pointe moyenne q_c	51
Figure 3.11 : Distribution des contraintes sous une semelle	53
Figure 3.7 : Valeurs du facteur d'influence de déformation verticale I_z	57
Figure 3.8 : Courbe de tassement	58
Figure 4.1 : Courbe de tassement des fondations	63
Figure 4.2 : Architecture du PMC	64
Figure 4.3 : Variation du coefficient de corrélation pour une structure de RNA	65
Figure 4.4 : Variation de l'erreur quadratique moyenne pour une structure de RNA ...	66
Figure 4.5 : Architecture de RNA adoptée	67
Figure 4.6 : Neurone formel	68
Figure 4.7 : Corrélation entre la charge appliquée et la charge prédite par RNA sur la base d'apprentissage	74
Figure 4.8 : Corrélation entre la charge appliquée et la charge prédite par RNA sur la base de test	75
Figure 4.9 : Corrélation entre la charge appliquée et la charge prédite par RNA sur la base validation	75
Figure 4.10 : Corrélation entre la charge appliquée et la charge prédite par RNA sur toute la base	76

Figure 4.11 : Corrélation entre la charge mesurée et la charge calculé sur la base de validation (a)méthode de Meyerhof (b) méthode de Mayen	77
Figure 4.12 : Comparaison entre le modèle de RNA et les méthodes de Meyerhof et de Mayne pour une semelle de 1.5m de largeur	78
Figure 4.13 : Interface graphique du modèle neuronal	80

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1.1 : Exemples de fonctions de transfert $a = f(n)$ et nomenclature Matlab	9
Tableau 2.1: Classification des sols suivant q_c	33
Tableau 2.2 : Valeurs de k_c selon le fascicule n° 62 et le DTR.BC 2.33.2	39
Tableau 2.3 : Valeurs de β et $q_{s \max}$ selon le fascicule n° 62	39
Tableau 3.1 : Valeurs de coefficient de portance	55
Tableau 3.2 : Valeurs de coefficient α	58
Tableau 4.1 : Description général de la base de données	62
Tableau 4.2 : poids des neurones	73
Tableau 4.3 : comparaison entre le RNA et les méthodes de Meyerhof 1974 et Mayne 2010 pour la Base de validation	77
Tableau 4.4 : Comparaison de performance entre le RNA et la méthode Mayne 2010	79
Tableau 4.5 : Domaine de variations des paramètres du RNA développé	79

LISTE DES ABREVIATIONS

BFGS :	Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (Algorithme de minimisation des paramètres)
BHP :	Bétons à hautes performance
CPT :	Essai de pénétromètre statique
SPT :	Essai de pénétration au carottier
LCP :	Laboratoire des Ponts et Chaussées
NGI :	Norwegian Geotechnical Institute
PMC :	Perceptron multicouche
RNA :	Réseaux de neurones artificiels
EQM :	Erreur quadratique moyenne
EA :	Erreur absolue
R :	Coefficient de corrélation
R ² :	Coefficient de détermination

INTRODUCTION GENERALE

La conception et la construction des fondations exigent une bonne connaissance du comportement mécanique des sols, qui est défini par l'ensemble des paramètres mécaniques mesurés en laboratoire, sur des éprouvettes prélevées sur le terrain, ou directement en place, au moyen d'essais in situ.

Les principaux critères qui dirigent la conception des fondations superficielles sont la capacité portante du sol et le tassement de la fondation [18]. Le problème de l'estimation du tassement et de la capacité portante a fait l'objet de nombreuses études. Deux approches sont ainsi proposées: la première, théorique, est basée sur les essais de laboratoire, et la seconde est basée sur l'interprétation d'essais in situ de façon directe par des méthodes empiriques ou indirecte par des méthodes théoriques et/ou empiriques. La figure 0.1 résume les procédures d'interprétation d'essais géotechnique pour un problème de fondation superficielle.

Le prélèvement d'échantillons de sols sur site pose des problèmes certains quant à l'homogénéité des éprouvettes, le remaniement du sol et la reproductibilité de l'opération. Les caractéristiques mécaniques mesurées sur de telles éprouvettes peuvent varier de façon importante sans pouvoir situer la cause. Cette difficulté de ramener du site des échantillons intacts est d'autant plus grande que le sol est moins dense [1]. D'autre part, les essais in situ permettent de caractériser le comportement d'un échantillon de sol représentatif dans des conditions de contraintes naturelles proches de celles d'un sol intact. Parmi le grand nombre des dispositifs in situ, le pénétromètre statique (CPT), représente un outil polyvalent pour l'exploration du sol. Il consiste à mesurer la résistance (résistance en pointe et frottement latérale) à la pénétration d'une sonde conique instrumentée. En plus de la classification des sols, la détermination de l'homogénéité d'une couche ou la présence d'anomalies, le résultat de l'essai CPT aide à la conception des fondations superficielles. Il utilise des

corrélations théoriques et empiriques entre les mesures expérimentales et la grandeur à estimée (caractéristique physique ou mécanique, capacité portante, tassement) [37].

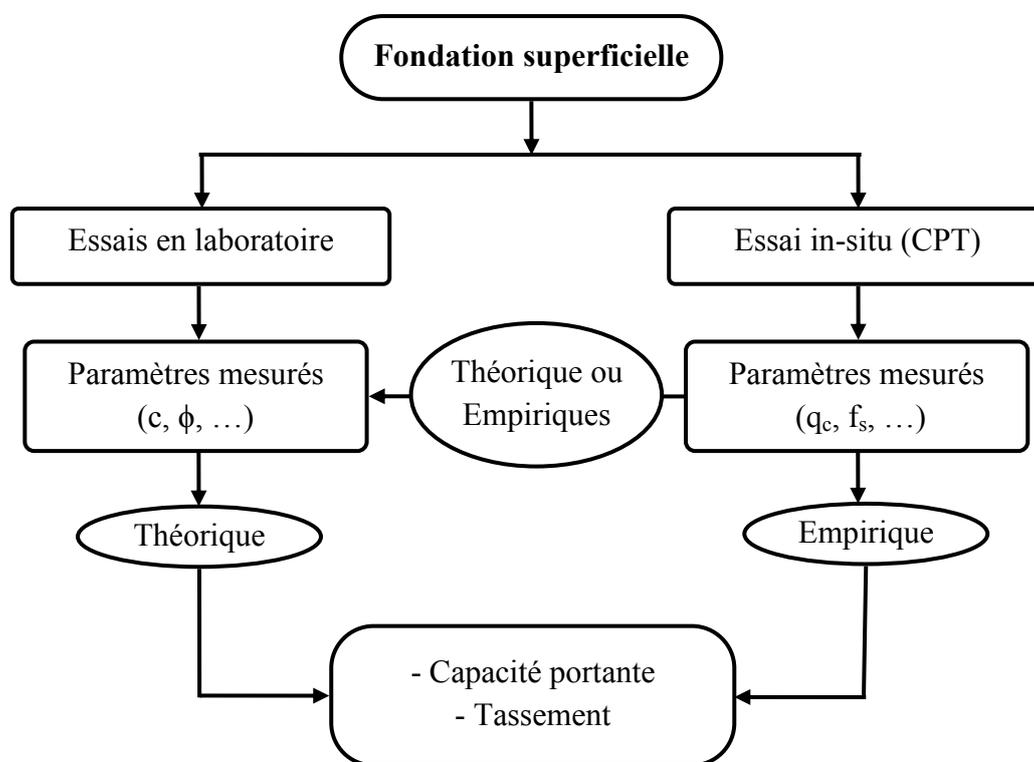


Figure 0.1 : *Procédures d'interprétation d'essais géotechnique pour un problème de fondation superficielle*

Toutefois, la plupart des méthodes disponibles basées sur les essais en place sont restreintes par la simplification du problème en introduisant plusieurs hypothèses pour les facteurs qui affectent le tassement ou la portance des fondations superficielles. Il est difficile de mesurer ces facteurs qui sont en plus fréquemment incertains. Des études comparatives pour les méthodes classiques disponibles indiquent que les tassements estimés par ces méthodes varient de façons contradictoires [28]. Pour parer à ces difficultés et réduire ces incertitudes nous proposons de recourir aux réseaux de neurones artificiels.

En ces dernières années, les réseaux de neurones artificiels (RNA) ont été appliqués à plusieurs problèmes géotechniques, et ont démontré un certain degré de succès. Les RNA permettent de tirer le meilleur parti des données numériques disponibles, pour construire des modèles de calcul ou d'estimation automatique à plusieurs variables [15].

Dans ce contexte, le cadre général de ce travail est la réalisation d'un système d'aide à la décision basé sur la méthode des RNA, pour l'estimation de la portance des fondations superficielles dans un sol pulvérulent, à partir des résultats d'essais CPT.

Ce mémoire est organisé autour de quatre chapitres.

Le premier chapitre évoque les définitions essentielles concernant les réseaux de neurones artificiels, ainsi que les étapes de conception d'un réseau de neurones de manière générale.

Le deuxième chapitre est consacré à l'essai de pénétromètre statique. Ce chapitre présente l'essai CPT ainsi que ses interprétations théoriques et empiriques.

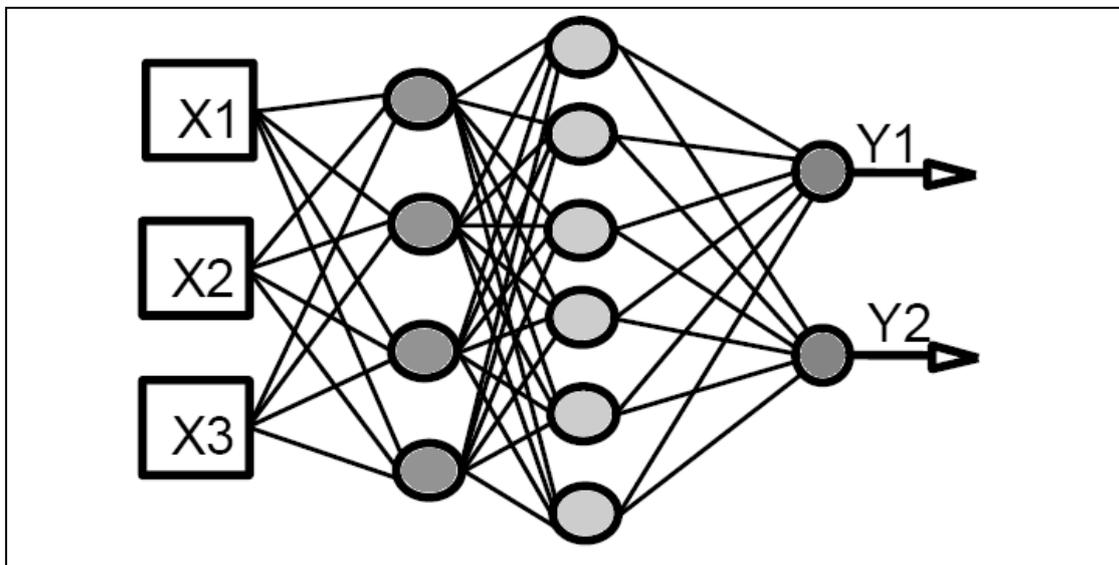
Le troisième chapitre est dédié aux méthodes classiques de calcul du tassement et de la capacité portante des fondations superficielles à partir du CPT.

Le dernier chapitre est consacré au développement d'un RNA pour l'estimation de la charge qui peut provoquer un tassement donné d'une fondation superficielle dans un sol pulvérulent à partir des résultats de CPT.

Enfin les principales conclusions tirées de cette étude ont été présentées à la fin de ce mémoire.

Chapitre I

RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS



Chapitre I

RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

1. INTRODUCTION

Le RNA est un modèle de simulation qui s'autoélabore à partir de cas concrets introduits par l'homme. C'est un ensemble d'outils et de méthodes de calcul, pouvant être appliqués à des domaines aussi divers que le traitement d'information, la classification de données, la statistique, le traitement de signal (image, parole), la prédiction de séries temporelles ou encore le contrôle. Les nombreuses applications industrielles des RNA apparues depuis quelques années justifient l'intérêt grandissant porté à ce domaine, et font oublier le scepticisme qui était de mise il n'y a pas encore si longtemps.

Nous nous attachons à décrire, dans les paragraphes suivants, les définitions essentielles concernant les réseaux de neurones, ainsi que les étapes de conception d'un réseau de neurones de manière générale.

2. HISTORIQUE

La recherche sur les réseaux neuronaux va démarrer par la présentation en 1943 par W. McCulloch et W. Pitts du neurone formel qui est une abstraction du neurone physiologique. Ils montrèrent également théoriquement que des réseaux de neurones formels simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes [9].

- En 1949, D. Hebb initie, dans son ouvrage "The Organization of Behavior", la notion d'apprentissage, deux neurones entrant en activité simultanément vont être associés (c'est-à-dire que leurs contacts synaptiques vont être renforcés). On parle de loi de Hebb et d'associationnisme.

- 1958 : F. Rosenblatt développe le modèle du Perceptron. Il construit le premier neuro-ordinateur basé sur ce modèle et l'applique au domaine de la reconnaissance de formes. A cette époque les moyens à sa disposition sont limités et c'est une prouesse technologique que de réussir à faire fonctionner correctement cette machine plus de quelques minutes.
- 1960 : B. Widrow, un automaticien, développe le modèle Adaline (Adaptative Linear Element). Dans sa structure, le modèle ressemble au Perceptron, cependant la loi d'apprentissage est différente. Celle-ci est à l'origine de l'algorithme de rétropropagation du gradient très utilisé aujourd'hui avec les Perceptrons multicouches.
- 1969, Minsky et Papert publient le livre « Perceptrons » dans lequel ils utilisent une solide argumentation mathématique pour démontrer les limitations des réseaux de neurones à une seule couche. Ce livre aura une influence telle que la plupart des chercheurs quitteront le champ de recherche sur les réseaux de neurones.
- En 1982, John Joseph Hopfield, physicien reconnu, donna un nouveau souffle au neuronal en publiant un article introduisant un nouveau modèle de réseau de neurones totalement connectés. Puis, en 1984, a lieu la découverte des cartes de Kohonen avec un algorithme non supervisé basé sur l'auto-organisation et suivi une année plus tard par la machine de Boltzman (1985).
- Une révolution survient alors dans le domaine des RNA avec l'apparition d'une nouvelle génération de réseaux de neurones, capables de traiter avec succès des phénomènes non-linéaires : le perceptron multicouche. Il ne possède pas les défauts mis en évidence par Marvin Minsky. Proposé pour la première fois par Werbos, le Perceptron Multi-Couche apparait en 1986 introduit par Rumelhart, et, simultanément, sous une appellation voisine, chez Yann Le Cun. Ces systèmes reposent sur la rétropropagation du gradient de l'erreur dans des systèmes à plusieurs couches, chacune de type Adaline de Bernard Widrow, proche du Perceptron de Rumelhart.

De nos jours, l'utilisation des réseaux de neurones dans divers domaines ne cesse de croître. Les applications en sont multiples et variées.

3. DEFINITIONS

3.1. Neurone biologique

En biologie, un neurone est une cellule nerveuse dont la fonction est de transmettre un signal électrique dans certaines conditions. Il agit comme un relais entre une couche de neurones et celle qui la suit. Les caractéristiques des neurones sont encore mal connues (et font l'objet de recherches) mais on connaît leur principe d'action.

Des études approfondies ont permis d'identifier trois façons avec lesquelles un neurone (*a*) peut influencer un neurone (*b*), en fonction du type de synapses qui les relie [46]:

- *Excitatrices* : l'excitation de *a* facilite l'excitation de *b* ;
- *Inhibitrices* : l'excitation de *a* rend plus difficile l'excitation de *b* ;
- *Modulatrices* : l'excitation de *a* perturbe de manière globale la capacité d'excitation des neurones avoisinants.

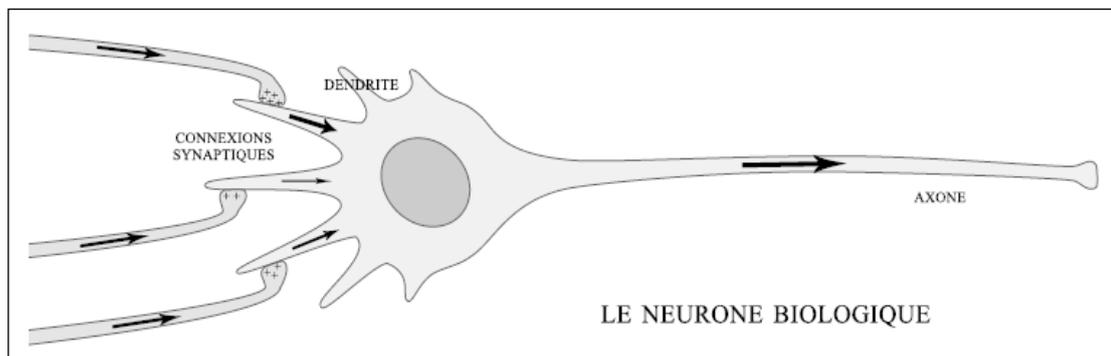


Figure 1.1 : *Présentation du neurone biologique*

D'un point de vue fonctionnel, chaque neurone réagit en fonction de l'état d'excitation des neurones qui sont connectés à ses dendrites et des types de synapses impliquées. En fonction de l'intensité de cette activité, le neurone passe, ou non, dans un état d'excitation et transmet à son tour cette information aux neurones suivants par l'intermédiaire de son axone.

Bien que le comportement exact ne soit pas encore complètement compris, les neurosciences s'accordent à dire que l'excitation d'un neurone est grossièrement déclenchée dès que la quantité d'informations apportée par ses dendrites dépasse un seuil critique.

C'est de cette assertion qu'est né le concept de neurone formel [46].

3.2. Neurone formel

Le neurone formel est une modélisation mathématique qui reprend les principes du fonctionnement du neurone biologique, en particulier la sommation des entrées. Il doit être capable de :

- recevoir en entrée différentes informations provenant des neurones environnants,
- analyser ces informations, de manière à envoyer en sortie une réponse,
- ajuster cette réponse avant de l'envoyer aux neurones suivants.

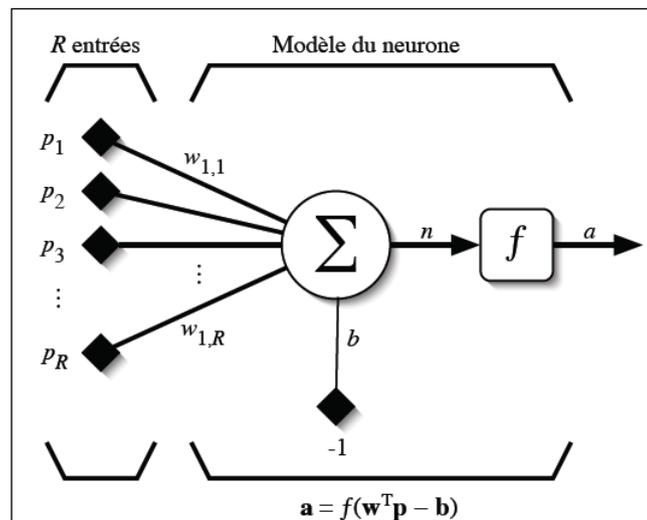


Figure 1.2 : Neurone formel [30]

Il est donc tout naturel d'assimiler un neurone à un triplet (poids w ; biais b ; fonction d'activation f) :

- On multiplie chaque valeur d'entrée p_i par la composante des poids $w_{1,j}$ correspondante, ce qui revient à faire le produit scalaire ($\overrightarrow{\text{entrées}} \cdot \overrightarrow{\text{poids}}$)

$$\sum_{j=1}^R w_{1,j} \cdot p_j$$

- On compare la valeur obtenue à une valeur de référence : le biais, ce qui revient à soustraire le scalaire biais,

$$n = \sum_{j=1}^R w_{1,j} \cdot p_j - b \quad (1-1)$$

- Enfin on applique la fonction d'activation à cette différence n ; la fonction d'activation est telle qu'elle donne souvent une sortie (a) comprise entre 0 et 1.

$$a = f(n) = f\left(\sum_{j=1}^R w_{1,j} \cdot p_j - b\right) \quad (1-2)$$

D'après l'équation (1-2), on peut définir le neurone formel comme suit : Un "neurone formel" (ou simplement "neurone") est une fonction algébrique non linéaire et bornée, dont la valeur dépend de 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" [14].

3.3. Fonction d'activation

Différentes fonctions de transfert pouvant être utilisées comme fonction d'activation du neurone sont énumérées au tableau 1.1. Les propriétés de la fonction d'activation influent en effet sur celle du neurone formel et il est donc important de bien choisir celle-ci pour obtenir un modèle utile en pratique.

Tableau 1.1 : Exemples de fonctions de transfert $a = f(n)$ et nomenclature Matlab [24]

Nom de la fonction	Relation d'entrée / sortie	Icône	Nom Matlab
Seuil	$a = 0$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$		hardlim
seuil symétrique	$a = -1$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$		Hardlims
Linéaire	$a = n$		Purelin
linéaire saturée	$a = 0$ si $n < 0$ $a = n$ si $0 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$		Satlin
linéaire saturée symétrique	$a = -1$ si $n < -1$ $a = n$ si $-1 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$		Satlins
linéaire positive	$a = 0$ si $n < 0$ $a = n$ si $n \geq 0$		Poslin
Sigmoïde	$a = \frac{1}{1 + \exp^{-n}}$		Logsig
tangente hyperbolique	$a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$		Tansig
Compétitive	$a = 1$ si n maximum $a = 0$ autrement		compet

Les fonctions d'activation les plus utilisées sont les fonctions «seuil», «linéaire», « sigmoïde » et « tangente-hyperbolique ».

3.3.1. Fonction seuil

Comme son nom l'indique, la fonction seuil applique un seuil sur son entrée. Plus précisément, une entrée négative ne passe pas le seuil, la fonction retourne alors la valeur 0 (on peut interpréter ce 0 comme signifiant *faux*), alors qu'une entrée positive ou nulle dépasse le seuil, et la fonction retourne 1 (vrai).

Utilisée dans le contexte d'un neurone, cette fonction est illustrée à la figure 1.3a. On remarque alors que le biais b dans l'expression de $y = \text{hardlim}(W.X - b)$ détermine l'emplacement du seuil sur l'axe $w.x$, où la fonction passe de 0 à 1. Nous verrons plus loin que cette fonction permet de prendre des décisions binaires.

3.3.2. Fonction linéaire

La fonction linéaire est très simple, elle affecte directement son entrée à sa sortie ($a = n$). Appliquée dans le contexte d'un neurone, cette fonction est illustrée à la figure 1.3b. Dans ce cas, la sortie du neurone correspond à son niveau d'activation dont le passage à zéro se produit lorsque $w^T p = b$.

3.3.3. Fonction sigmoïde

La fonction de transfert sigmoïde est quant à elle illustrée à la figure 1.3c. Son équation est donnée par :

$$a = \frac{1}{1 + \exp^{-n}}$$

Elle ressemble soit à la fonction seuil, soit à la fonction linéaire, selon que l'on est loin ou près de b , respectivement. La fonction seuil est non linéaire car il y a une discontinuité lorsque $w^T p = b$. De son côté, la fonction linéaire est tout à fait linéaire. Elle ne comporte aucun changement de pente. La sigmoïde est un compromis intéressant entre les deux précédentes. Notons finalement, que la fonction «tangente hyperbolique» est une version symétrique de la sigmoïde.

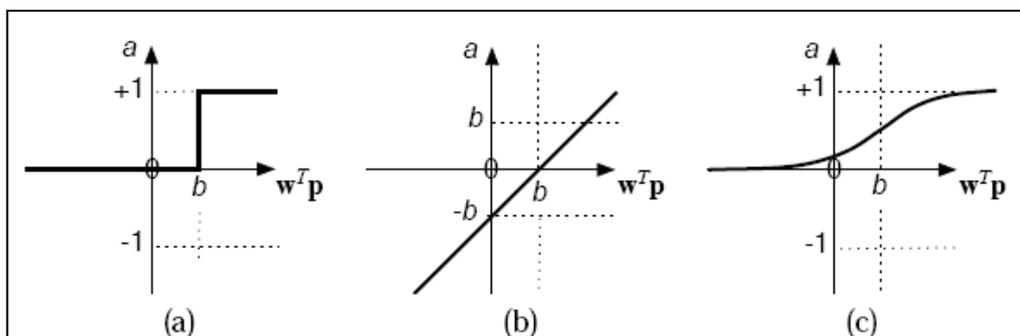


Figure 1.3 : fonctions de transfert : (a) du neurone « seuil » ; (b) du neurone « linéaire », et (c) du neurone « sigmoïde »

3.4. Architectures de réseaux

Il existe différentes topologies de réseaux correspondant aux divers schémas géométriques de connexion entre les neurones. Les connexions entre les neurones qui composent le réseau décrivent la topologie du modèle. Elle peut être quelconque, mais le plus souvent il est possible de distinguer une certaine régularité.

3.4.1. Réseau multicouche

Les neurones sont arrangés par couche. Il n'y a pas de connexion entre neurones d'une même couche et les connexions ne se font qu'avec les neurones des couches en aval (figure 1.4). Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante et celle-ci seulement. Ceci nous permet d'introduire la notion de sens de parcours de l'information (ou de l'activation) au sein d'un réseau et donc de définir les concepts de neurone d'entrée et de neurone de sortie [9].

Par extension, on appelle couche d'entrée l'ensemble des neurones d'entrée, couche de sortie l'ensemble des neurones de sortie. Les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur sont appelés couches cachées [15].

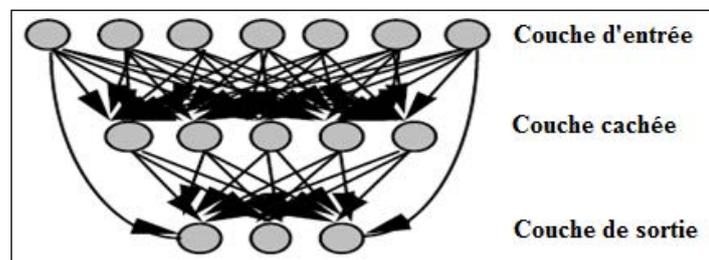


Figure 1.4 : Architecture d'un Réseau de neurone multicouche

Les réseaux de neurones multicouche non bouclés, dont les neurones cachés ont une fonction d'activation sigmoïde, sont souvent appelés « Perceptrons multicouche » PMC (ou MLP pour Multi-Layer Perceptron) [15]. Il existe des réseaux de neurones bouclés (ou récurrents) que l'on définira plus loin.

3.4.2. Réseau à connexions locales

Il s'agit d'une structure multicouche, mais qui, à l'image de la rétine, conserve une certaine topologie. Chaque neurone dispose de relations avec un nombre réduit et localisé de neurones de la couche aval (figure 1.5). Les connexions sont donc moins nombreuses que dans le cas d'un réseau multicouche classique [9].

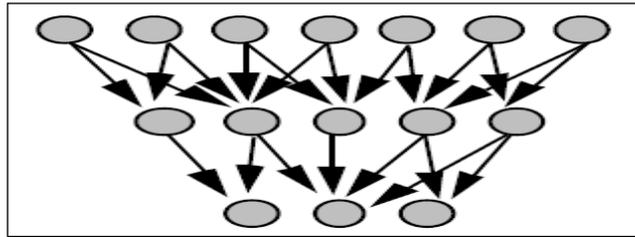


Figure 1.5 : Architecture d'un Réseau de neurone à connexions locales

3.4.3. Réseau à connexions récurrentes

Les connexions récurrentes ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau multicouche. Ces connexions sont le plus souvent locales (figure. 1.6) [9].

Pour éliminer le problème de la détermination de l'état du réseau par bouclage, on introduit sur chaque connexion « en retour » un retard qui permet de conserver le mode de fonctionnement séquentiel du réseau [9].

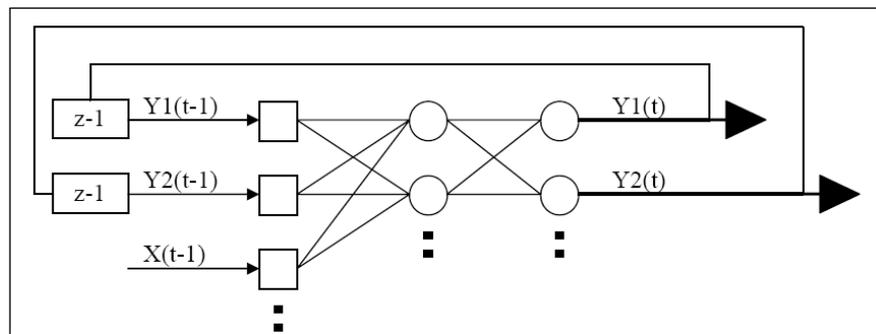


Figure 1.6: Réseau de neurone à connexions récurrentes (bouclé)

3.4.4. Réseau à connexion complète

C'est la structure d'interconnexion la plus générale (figure 1.7). Chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau (et à lui-même) [9].

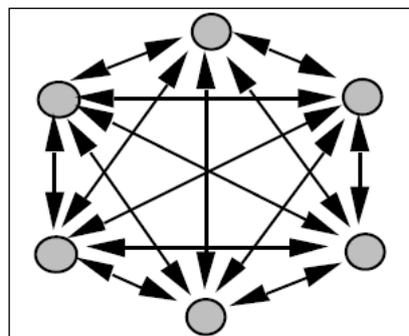


Figure 1.7 : Réseau à connexions complètes

4. MODELISATION A L'AIDE DE RESEAUX DE NEURONES

4.1. Types de modèle

Deux principales stratégies de modélisation qui emploient des réseaux de neurones peuvent être distinguées [33]: la première appelée l'approche par boîte noire, quand le processus entier est représenté avec réseau neuronal approprié, et l'approche hybride qui est une combinaison de la modélisation traditionnelle d'un processus avec un réseau neuronal qui représente les phénomènes moins connus du processus.

4.1.1. Les modèles « boîte noire »

Les modèles « boîte noire » sont construits essentiellement sur la base de mesures effectuées sur les entrées et les sorties du processus à modéliser. La modélisation consiste alors à utiliser, pour représenter les relations entre les entrées et les sorties, des équations (algébriques, différentielles, ou récurrentes) paramétrées, et à estimer les paramètres, à partir des mesures disponibles, de manière à obtenir la meilleure précision possible avec le plus petit nombre possible de paramètres ajustables [45].

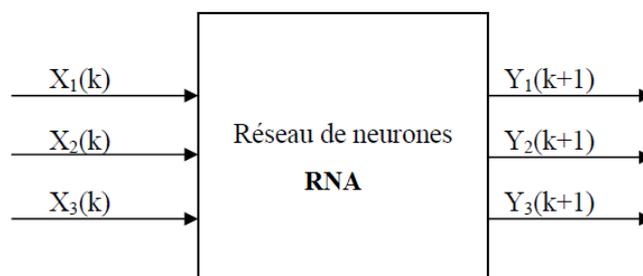


Figure 1.8 : Diagramme schématisé d'un modèle neuronal « boîte noire » [33]

4.1.2. Les modèles hybrides ou « boîte grise »

Lorsque des connaissances, exprimables sous forme d'équations, sont disponibles, mais insuffisantes pour concevoir un modèle de connaissance satisfaisant, on peut avoir recours à une modélisation "boîte grise" (ou modélisation semi-physique) qui prend en considération à la fois les connaissances et les mesures. Une telle démarche peut concilier les avantages de l'intelligibilité d'un modèle de connaissance avec la souplesse d'un modèle comportant des paramètres ajustables [45].

La conception d'un modèle hybride exige que l'on dispose d'un modèle de connaissance, qui se présente habituellement sous la forme d'un ensemble d'équations algébriques, différentielles, et aux dérivées partielles, non linéaires couplées. Par la suite, on doit

procéder à l'apprentissage de ce modèle (ou une partie de celui-ci) à partir de données obtenues par intégration numérique du modèle de connaissance, et de données expérimentales [33].

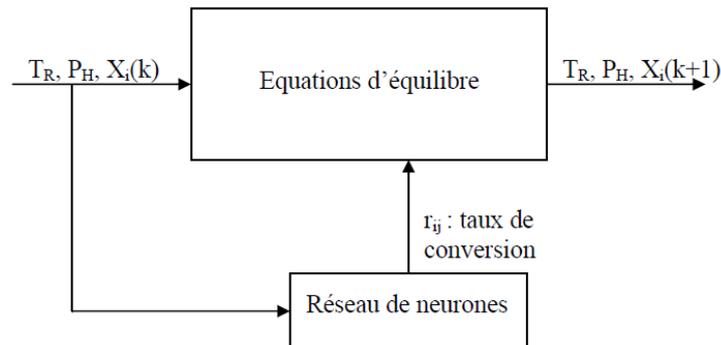


Figure 1.9 : Diagramme schématisé de modèle neuronal hybride [33]

4.2. Structuration des données

La mise en œuvre d'un RNA nécessite de déterminer les entrées pertinentes, c'est-à-dire les grandeurs qui ont une influence significative sur le phénomène que l'on cherche à modéliser. Il s'agit également de collecter les données nécessaires à l'apprentissage et à l'évaluation des performances du réseau de neurones. Afin de s'assurer de la capacité de généralisation du RNA et donc de sa performance, la banque de données expérimentales est divisée en trois parties [24]:

- **base d'apprentissage** dédiée à l'optimisation des poids ;
- **base de test** destinée au contrôle et à l'arrêt de l'apprentissage ;
- **base de validation** pour tester la pertinence du RNA sur des données qui n'ont pas été utilisées en apprentissage ou en test.

La segmentation des données en 3 banques distinctes doit être réalisée en suivant quelques règles élémentaires. La banque d'apprentissage doit représenter environ deux tiers des données disponibles. Le dernier tiers se divise en deux banques de même taille destinées au test et à la validation. Par ailleurs, il faut s'assurer que la banque d'apprentissage contient les exemples présentant des valeurs extrêmes des variables d'entrée de sorte que l'on puisse couvrir l'ensemble de leur domaine de variation. Le RNA se ramène en effet à une régression réalisée sur des données expérimentales, et, à ce titre, ses capacités d'extrapolation sont limitées [24].

4.3. Apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage est vraisemblablement la propriété la plus intéressante des réseaux neuronaux. Elle ne concerne cependant pas tous les modèles, mais les plus utilisés. C'est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré [9].

4.3.1. Types d'apprentissage

Il existe de nombreux types de règles d'apprentissage qui peuvent être regroupées en trois catégories : les règles d'apprentissage supervisé, non supervisé, et renforcé. Mais l'objectif fondamental de l'apprentissage reste le même : soit la classification, l'approximation de fonction ou encore la prévision [33].

4.3.1.1. Apprentissage supervisé

Un apprentissage est dit supervisé lorsque l'on force le réseau à converger vers un état final précis, en même temps qu'on lui présente un motif. Ce genre d'apprentissage est réalisé à l'aide d'une base d'apprentissage, constituée de plusieurs exemples de type entrées-sorties (les entrées du réseau et les sorties désirées ou encore les solutions souhaitées pour l'ensemble des sorties du réseau) [33].

4.3.1.2. Apprentissage non supervisé

L'apprentissage non supervisé consiste à ajuster les poids à partir d'un seul ensemble d'apprentissage formé uniquement de données. Aucun résultat désiré n'est fourni au réseau.

Qu'est-ce que le réseau apprend exactement dans ce cas? L'apprentissage consiste à détecter les similarités et les différences dans l'ensemble d'apprentissage. Les poids et les sorties du réseau convergent, en théorie, vers les représentations qui capturent les régularités statistiques des données [33]. L'avantage de ce type d'apprentissage réside dans sa grande capacité d'adaptation reconnue comme une auto-organisation, « self-organizing » [33].

4.3.1.3. Apprentissage renforcé

L'apprentissage renforcé est une technique similaire à l'apprentissage supervisé à la différence qu'au lieu de fournir des résultats désirés au réseau, on lui accorde plutôt un grade (ou score) qui est une mesure du degré de performance du réseau après quelques itérations [33].

4.3.2. Algorithmes d'apprentissage

L'algorithme d'apprentissage est la méthode mathématique qui va modifier les poids des connexions afin de converger vers une solution qui permettra au réseau d'accomplir la tâche désirée.

Plusieurs algorithmes itératifs peuvent être mis en œuvre. La technique de rétropropagation du gradient (Back-propagation en anglais) est la méthode la plus utilisée. Elle consiste à calculer le gradient de l'erreur pour chaque neurone du réseau, de la dernière couche vers la première [39][15].

La fonction de performance couramment utilisée est l'erreur quadratique moyenne (EQM) mesurée entre les valeurs prédites et les valeurs visées. L'EQM calculée à l'itération n est notée E_n . Il s'agit, à l'itération n , de calculer la matrice $\{\partial E_n / \partial \omega_n\}$ définie comme le gradient de l'erreur E_n par rapport aux poids ω_n , de la dernière couche vers la première. On calcule alors la matrice des poids actualisée $\{\omega_{n+1}\}$ selon la relation suivante où η constitue le pas de descente [24] :

$$\omega_{n+1} = \omega_n - \eta \frac{\partial E_n}{\partial \omega_n} \quad (1-3)$$

Cette procédure est itérée afin de réduire progressivement l'erreur commise par le RNA. Elle est interrompue lorsque le critère d'arrêt de l'algorithme d'apprentissage est atteint. Ce principe général fonde les méthodes de type « descente de gradient ». Ces algorithmes sont sensibles à l'existence de minima locaux. Ils présentent également l'inconvénient d'être lents, car la convergence nécessite un pas assez faible [24].

Ces limites ont conduit au développement d'algorithmes d'optimisation plus élaborés9 méthodes de Quasi-Newton (notamment l'algorithme BFGS) et Levenberg-Marquardt. Ces algorithmes font appel aux dérivées secondes de la fonction coût par rapport aux poids du RNA. Ils améliorent nettement la vitesse de convergence par rapport à la rétropropagation du gradient de l'erreur, mais ils sont également sensibles à la présence de minima locaux. Selon Dreyfus [14] le choix entre les méthodes de BFGS et de Levenberg-Marquardt repose essentiellement sur des considérations relatives au temps de calcul et à la mémoire disponible. D'une manière générale, on a donc intérêt à choisir la méthode de Levenberg-Marquardt si le réseau est « petit », et celle de BFGS dans le cas contraire.

4.4. Evaluation de la performance

La performance des RNA peut être évaluée de différentes façons. Les erreurs calculées lors de l'optimisation sur les bases d'apprentissage et de test donnent une première indication. Cependant, il est nécessaire d'éprouver le RNA sur des données non incluses dans le processus d'apprentissage. A ce titre, la base de test n'est pas éligible car elle participe à l'apprentissage dans le sens où elle conditionne l'arrêt du processus d'optimisation. C'est ici qu'intervient la base de validation avec laquelle le RNA est réellement éprouvé [24].

Trois critères sont souvent utilisés : le coefficient de corrélation (R), l'erreur quadratique moyenne (EQM) et l'erreur absolue (EA). Une bonne approximation est caractérisée par un coefficient de corrélation proche de 1 et une erreur quadratique moyenne proche de 0 [37].

En ce qui concerne la qualité de corrélation, Smith [28] a proposé cette orientation :

- $R > 0.8$: une forte corrélation existe entre les deux ensembles de variables (entrées et sorties);
- $R < 0,8$: une corrélation existe entre les deux ensembles de variables;
- $R < 0.2$: une faible corrélation existe entre les deux ensembles de variables.

4.5. Mise en œuvre des réseaux de neurones

La mise en œuvre des réseaux de neurones entre complètement dans le cadre général de la modélisation par apprentissage supervisé statistique. Elle nécessite donc [15] :

- de collecter les données utiles pour l'apprentissage et l'évaluation des performances du réseau de neurones ;
- de déterminer les variables pertinentes, c'est-à-dire les grandeurs qui ont une influence significative sur le phénomène que l'on cherche à modéliser ;
- de postuler des modèles de complexité croissante et d'en effectuer l'apprentissage, afin de trouver la complexité appropriée, c'est-à-dire le nombre de neurones cachés nécessaires pour obtenir une généralisation satisfaisante ;
- d'évaluer les performances du réseau de neurones choisi à l'issue de la phase de sélection de modèle. En fonction des résultats obtenus, il peut être nécessaire d'effectuer plusieurs itérations de cette procédure, ou d'une partie de celle-ci.

5. APPLICATIONS DES RNA EN GENIE CIVIL ET EN GEOTECHNIQUE

L'application des RNA en Génie Civil a débuté dans les années 1990 notamment pour la prédiction de la résistance en compression des bétons ordinaires et à hautes performances. Yeh [24] a utilisé un RNA pour estimer l'évolution des résistances en compression de bétons à hautes performance (BHP). Le RNA développé est constitué de 8 paramètres d'entrée (quantités de ciment, de granulats, d'eau, de cendres volantes, d'adjuvants...), une couche cachée de 8 neurones et une sortie (la résistance en compression du BHP). L'apprentissage a été réalisé sur une base de données de 727 cas.

Le RNA a aussi été utilisé pour estimer la capacité portante (moment de flexion, cisaillement,...) de structures en béton armé ou précontraint. Ainsi, Mansour et al. [24] ont utilisé un PMC pour prédire la résistance ultime au cisaillement de poutres en béton armé. Ces auteurs ont utilisé 9 entrées (la résistance en compression du béton, les dimensions de la poutre, le rapport entre armatures longitudinales et transversales...), 3 neurones en couche cachée et une sortie (la résistance au cisaillement). Ils ont confirmé la faisabilité de la mise en œuvre des RNA pour résoudre les problèmes de prédiction des charges de ruine.

Les RNA en géotechnique sont de plus en plus utilisés car ils permettent de résoudre des problèmes d'optimisation, de modélisation, d'aide à la décision et de prédiction. Dans ce contexte, plusieurs chercheurs ont mis en œuvre les RNA notamment pour la prévision de la capacité portante des pieux, la modélisation du comportement des sols, la caractérisation des sites, le tassement des fondations, la stabilité des talus, la conception des tunnels et les ouvertures souterraines, la liquéfaction, la perméabilité du sol et la conductivité hydraulique, le compactage, le gonflement du sol, ainsi que la classification des sols [29].

En 1994, Goh [29] a développé un RNA pour la prédiction des tassements des pieux de fondation chargés verticalement dans une couche de sol homogène. Les variables d'entrée pour le RNA proposé sont : le rapport du module d'élasticité du pieu avec le module de cisaillement du sol, la longueur du pieu, le chargement du pieu, le module de cisaillement du sol, le coefficient de Poisson du sol et le diamètre de la pile. La variable de sortie a été le tassement du pieu.

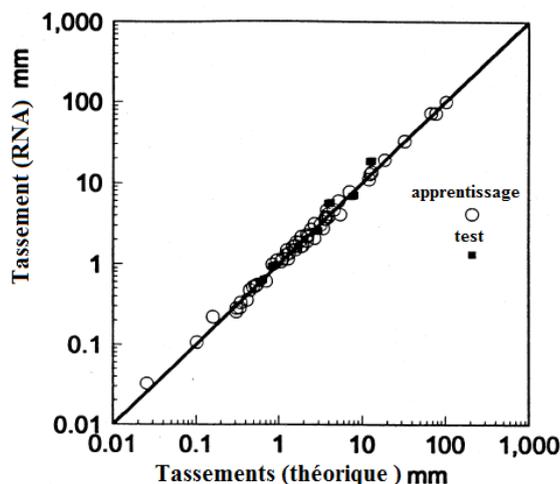


Figure 1.10 : Comparaison entre le tassement du pieu calculé par méthode théorique et le tassement obtenu par RNA (Goh) [29]

La comparaison entre les résultats du tassement obtenu par RNA et la méthode théorique par intégration de l'équation développée par Randolph et Wroth (1978) montrent que le réseau de neurones a réussi à modéliser correctement le tassement des fondations sur pieux [29].

Sivakugan et al. (1998) [29] ont exploré la possibilité d'utiliser des réseaux de neurones pour prédire le tassement des fondations superficielles sur les sols grenus. Un RNA a été formé avec cinq entrées représentant la contrainte nette appliquée, le nombre de coups moyen de l'essai de pénétration au carottier, la largeur de la fondation, la forme de la fondation et la profondeur de fondation. La sortie de réseau a été le tassement de la fondation.

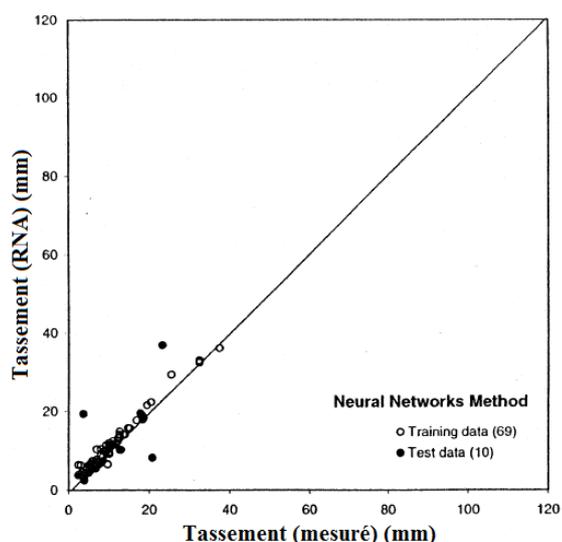


Figure 1.10 : Tassement estimé par RNA des fondations superficielles (Sivakugan) [29]

Les résultats obtenus par le réseau de neurones ont été comparés avec les méthodes proposées par Terzaghi et Peck (1967) et Schmertmann (1970). Sur cette base d'analyse des résultats, il a été montré que les résultats obtenus par le RNA sont plus fiables que ceux calculés par ces méthodes.

Ni et al. (1996) [29] ont proposé une méthode de combinaison de la théorie des ensembles flous avec les RNA pour évaluer la stabilité des pentes. Dans cette approche, les paramètres d'entrée ont été le profil horizontal, le profil vertical, l'origine géologique, la texture du sol, etc. Le résultat a été le potentiel de rupture de pente. Un certain nombre de pentes naturelles a été évalué par RNA et un modèle analytique. Les résultats de l'approche de RNA ont été en bon accord avec ceux du modèle analytique.

Cal (1995) [28] a utilisé un modèle de RNA pour générer une classification quantitative du sol, à partir de trois facteurs principaux : indice de plasticité, limite de liquidité et la teneur en argile.

6. CONCLUSION

Ce chapitre a trait à la présentation de la méthode des RNA, qui sont fondamentalement des outils de modélisation par analyse statistique. Le neurone formel est une modélisation mathématique des principes du fonctionnement du neurone biologique. Il ne réalise donc rien d'autre qu'une somme pondérée suivie d'une non-linéarité. C'est l'association de tels éléments simples sous la forme de réseaux qui permet de réaliser des fonctions utiles pour des applications industrielles.

Il est toujours souhaitable, et souvent possible, d'utiliser, pour la conception du RNA, les connaissances mathématiques dont on dispose sur le phénomène à modéliser : les réseaux de neurones ne sont pas nécessairement des "boîtes noires".

Les RNA ont trouvé beaucoup d'applications en génie civil notamment dans le domaine de la géotechnique. Cette dernière étant souvent basée sur des méthodes empiriques et des données expérimentales, elle constitue naturellement un domaine d'application des RNA. L'interprétation des résultats d'essais de reconnaissances géotechniques est d'ailleurs un des champs d'utilisation les plus prometteurs des RNA. C'est pourquoi nous nous intéresserons au problème des essais de pénétration statique pour le dimensionnement de fondations superficielles.

Chapitre II

ESSAI DE PENETROMETRE STATIQUE



Chapitre II

ESSAI DE PENETROMETRE STATIQUE

1. INTRODUCTION

L'essai de pénétromètre statique CPT (en anglais : Cone Penetration Test) est très utilisé dans le monde du génie civil par ce que relativement ancien. Il consiste à foncer verticalement dans le terrain, à vitesse lente et constante, un train de tiges terminé à sa base par une pointe conique généralement de même diamètre que les tiges [42].

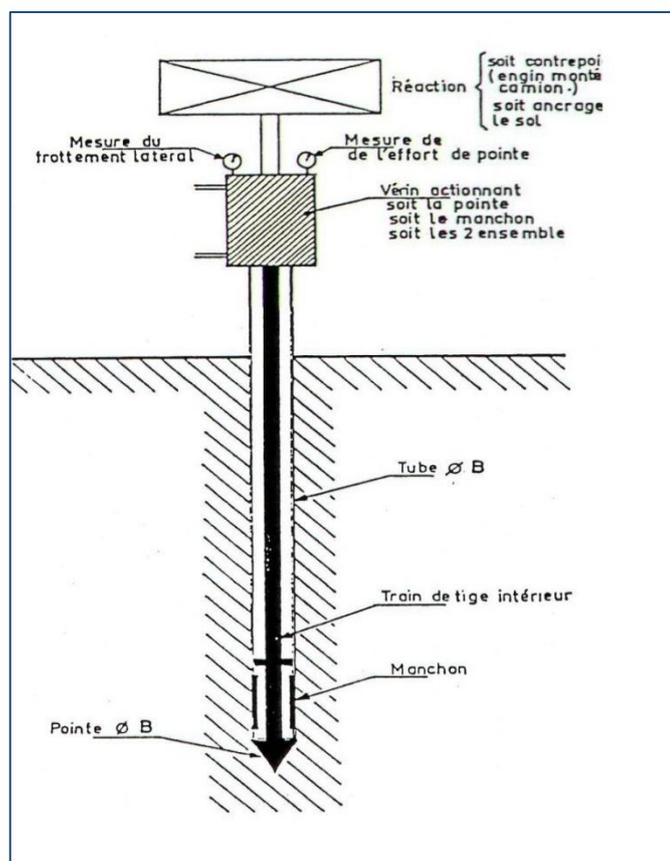


Figure 2.1. Schéma de principe du pénétromètre statique[42].

L'enfoncement du pénétromètre dans le sol permet de mesurer l'effort total Q_t à l'enfoncement et l'effort en pointe du cône Q_c . Certains pénétromètres permettent de mesurer lors du fonçage la pression interstitielle u au voisinage de la pointe et/ou le frottement latérale Q_s mobilisé le long du manchon de frottement [42].

2. BREF HISTORIQUE ET DEVELOPPEMENT DE L'ESSAI CPT

En général le pénétromètre est constitué d'un cône fixé sur un train de tiges sur lequel s'exerce l'effort. Le fonçage est effectué alors par l'augmentation de la charge.

Il existe un très grand nombre de modèles de pénétromètres statiques dont la plupart ont été décrits par Sanglerat (1972) et Broms et Flodin (1988). Ils diffèrent de l'appareil originel hollandais soit par les modalités de mesure de la résistance de pointe, soit par l'aspect opérationnel, important dans ce type d'appareil, puisqu'il faut le foncer dans le terrain à partir d'une charge statique obtenue le plus souvent par un lest [42].

La première utilisation enregistrée du cône pénétrométrique dans l'investigation des sols peut être attribuée vers l'année 1917 en Suède [8]. Mais à partir de 1932, et surtout aux Pays-Bas, les pénétromètres statiques sont plus rapidement développés, grâce aux activités du laboratoire de mécanique des sols de Delft [31].

Dans cette section, nous évoquerons l'évolution de l'essai de pénétromètre statique, suivant le type d'appareil, mécanique, électrique et piézocone.

2.1. Pénétromètres mécaniques

2.1.1. Pénétromètre mécanique avec cône simple (1932)

Les premiers essais de pénétromètre statique ont été faits en 1932 par P. Barentsen, en Hollande. Un cône de sommet de 60° et de 10cm^2 de section a été fixé à une tige en acier de 15mm de diamètre. Cette dernière a été placée dans un tube de diamètre intérieur de 19mm pour éliminer le frottement latéral le long de la tige en acier [27].

Le cône a été la première fois poussé vers le bas par 150mm où l'on mesure la résistance de pointe q_c . Ensuite, le tube externe a été enfoncé jusqu'à ce qu'il ait atteint le cône. Puis le tube et la tige ont été enfoncés simultanément jusqu'à atteindre un nouveau niveau pour mesurer l'effort total Q_t .

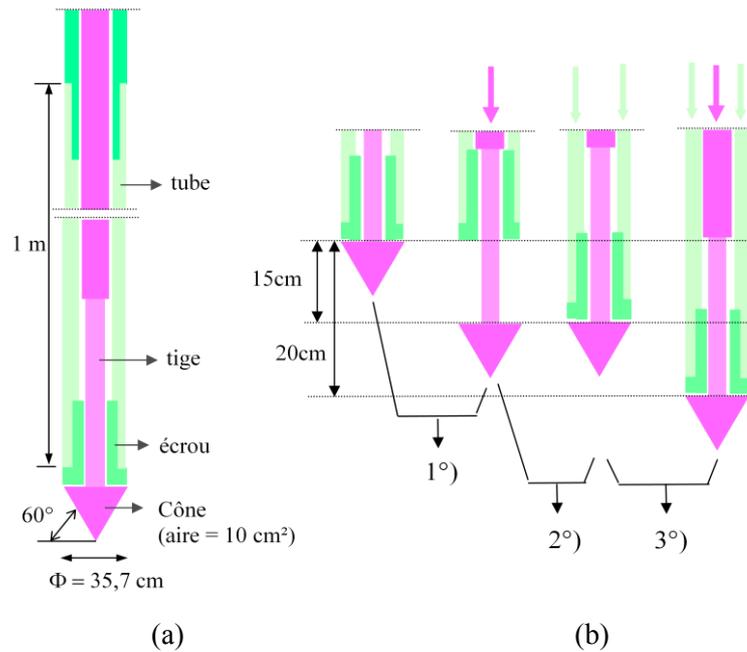


Figure 2.2. Premier pénétromètre statique : (a) schéma de pénétromètre, (b) principe de l'essai [27]

Plusieurs ingénieurs hollandais et belges ont employé la première version de l'essai de pénétration de cône pour l'évaluation de la capacité portante du pieu tels que Buisman en 1935, Huizinga en 1942, de Beer en 1945 et Plantema en 1948 [27].

2.1.2. Pénétromètre mécanique avec cône à jupe (1948)

En 1948 Vermeiden et Plantema [27] ont amélioré l'essai hollandais originel en ajoutant une pièce conique ou jupe juste au-dessus du cône (Figure 2.3). Le but de cette nouvelle géométrie est d'empêcher l'introduction du sol entre le cône et l'écrou.

2.1.3. Pénétromètre mécanique avec cône à jupe et à manchon (1953)

En 1953, Begemann [27] a amélioré de manière significative le pénétromètre hollandais en ajoutant un manchon mobile de 133mm de longueur qui permet de mesurer directement le frottement latéral au dessus de la pointe (figure 2.4). Des mesures sont faites tous les 20 centimètres. En 1965, pour la première fois, Begemann [27] a employé le rapport de frottement (frottement latéral f_s /résistance de pointe q_c) pour la classification des sols. En Algérie le pénétromètre le plus utilisé est le pénétromètre Gouda de 100kN ou 200kN.

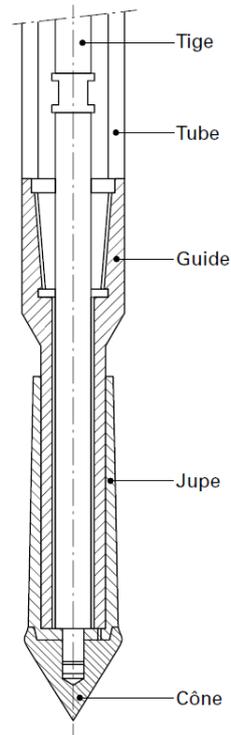


Figure 2.3. Pénétrömètre mécanique avec cône à jupe (pénétrömètre Gouda) [42]

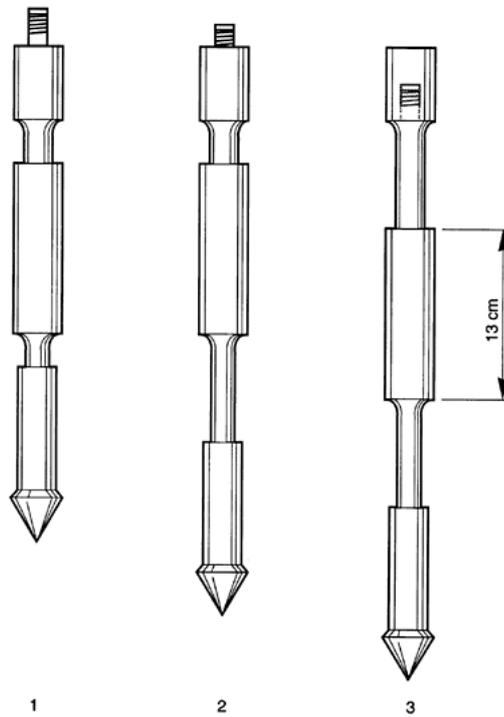


Figure 2.4. Pénétrömètre mécanique de Begemann [27]

2.2. Pénétromètres électriques (1948)

Dans ces appareils, la pointe reste solidaire du fût. La transmission des efforts se fait par des dispositifs électriques. Les signaux sont transmis à la surface du sol par un câble à l'intérieur des tiges creuses. La mesure de la résistance de pointe se fait de façon continue sans aucun arrêt de la pénétration. Selon Broms et Flodin [27], le premier pénétromètre électrique a été probablement développé en Allemagne pendant la deuxième guerre mondiale.

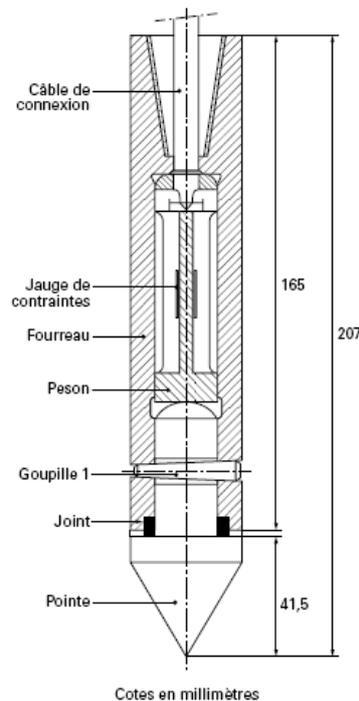


Figure 2.5. Pénétromètre électrique du laboratoire des ponts et chaussées de saint-brieux [31]

Muhs [27] a apprécié les principales améliorations du pénétromètre électrique par rapport au pénétromètre mécanique, telles que :

- L'essai continu avec un taux de pénétration continu sans besoin de mouvements alternatifs de différentes parties de la pointe de pénétromètre et sans mouvements indésirables du sol qui peuvent influencer la résistance de pointe.
- Elimination de l'interprétation erronée des résultats d'essais due au frottement entre les tiges intérieures et extérieures.
- La mesure électrique de la résistance de pointe est simple et plus fiable avec la possibilité de lectures continues et l'enregistrement facile des résultats.

2.3. Piézocône

Le pénétromètre à tête piézoélectrique a été développé pour pouvoir mesurer la résistance de pointe q_c , le frottement latéral f_s et la pression interstitielle u qui se développe au cours de l'enfoncement continu du cône dans le sol [27].

Un piézomètre électrique classique, développé par l'Institut Géotechnique Norvégien (NGI), a été utilisé par Janbu et Senneset en 1974 pour mesurer la pression interstitielle au cours de l'enfoncement du cône dans le sol au voisinage de profils CPT. Schmertmann a également poussé une sonde piézométrique dans le sol et mesuré la pression interstitielle. Schmertmann a reconnu l'importance de la mesure de pression interstitielle pour l'interprétation des données du CPT [27].

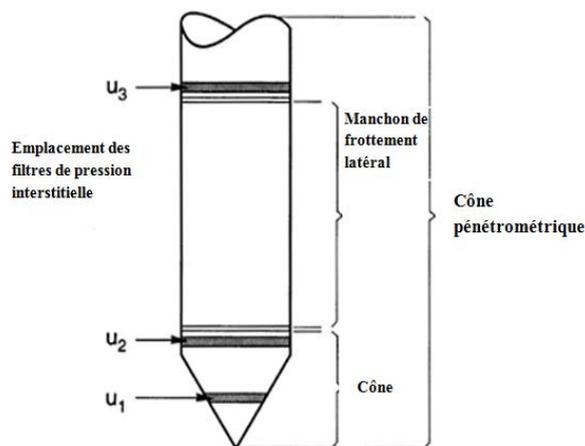


Figure 2.6. *Emplacement des filtres de pression interstitielle en Piezocone* [27]

De nombreux piezocones ont été développés ces dernières années pour la recherche et des projets spéciaux. Le piézocône a deux ou trois positions pour la mesure de pression interstitielle, soit sur la face conique, derrière le cône, ou derrière le manchon de frottement. Dans la pratique, la position recommandée est juste derrière le cône en u_2 , comme présenté dans la figure 2.6. [27].

3. PARAMETRES OBTENUS A PARTIR DE L'ESSAI CPT

L'enfoncement du pénétromètre dans le sol s'effectue par l'application d'une force totale Q_t , qui est la somme de l'effort de pointe sur le cône Q_c et l'effort Q_{st} de frottement sur le fût (ou le manchon de frottement latéral) [11]:

$$Q_t = Q_c + Q_{st} \quad (2-2)$$

Le pénétromètre statique permet de mesurer la réaction qu'oppose le sol à l'enfoncement du cône (Q_c). Par définition, la résistance de pointe statique q_c est le quotient de l'effort de pointe par la section droite A_c de la base du cône, soit [11]:

$$q_c = \frac{Q_c}{A_c} \quad (2-3)$$

L'effort total de frottement latéral est généralement obtenu par différence entre l'effort d'enfoncement (Q_{st}) et l'effort total sur le cône (Q_c) :

$$Q_{st} = Q_t - Q_c \quad (2-4)$$

Le frottement latéral unitaire local est obtenu en divisant la force (Q_s) nécessaire à l'enfoncement d'un manchon de frottement par sa surface latérale A_s :

$$f_s = \frac{Q_s}{A_s} \quad (2-5)$$

Certains appareils permettent de mesurer directement le frottement latéral et la pression interstitielle u engendrée dans le sol au cours du fonçage. Le rapport de frottement est défini par [11] :

$$R_f = \frac{f_s}{q_c} \times 100 \quad (2-6)$$

Avec la mesure de pressions interstitielles, il était devenu évident qu'il était nécessaire de corriger la résistance de pointe grâce aux effets de pression interstitielle [27].

$$q_t = q_c - u_2(1 - a) \quad (2-7)$$

q_t : résistance de pointe corrigée

q_c : résistance de pointe mesurée

u_2 : pression interstitielle mesurée derrière le cône

a : rapport de la surface du cône, déterminée par l'étalonnage en laboratoire.

Les résultats obtenus sont souvent présentés sous forme graphique, en traçant les variations de différents paramètres en fonction de la profondeur. Ce graphe est appelé : profils de pénétration ou profils pénétrométrique. La figure 2.7 présente un exemple de profils pénétrométrique de 9m de profondeur.

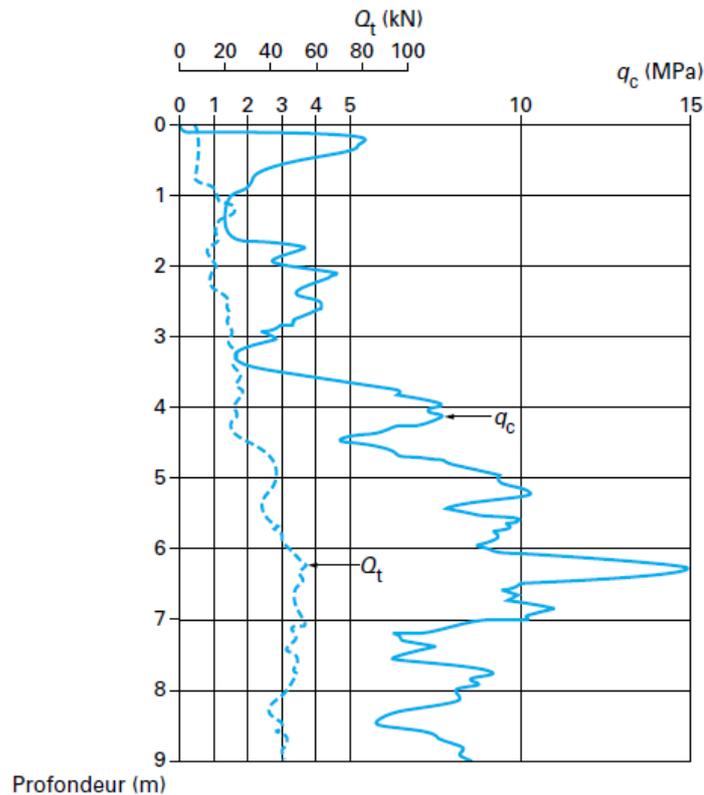


Figure 2.7. Profil pénétrométrique [42]

4. FACTEURS AGISSANT SUR LES PARAMETRES MESURES

4.1. Forme du cône

Cône simple ou cône menu d'une jupe de protection sur laquelle s'exercent des efforts parasites donnent des résultats qui peuvent différer dans des proportions appréciables (en générale un cône Gouda augmente les valeurs. Aussi l'angle au sommet du cône et le débord du cône par rapport au fût peuvent avoir une influence sur les résultats [43].

4.2. Vitesse de pénétration :

Sur les argiles molles, q_c augmente avec la vitesse de fonçage. Sur les argiles raides et sur les sables secs, la vitesse n'a qu'une faible influence. Sur les sables et limons aquifères, q_c diminue quand la vitesse augmente [43].

4.3. Discontinuités dans la pénétration :

L'expérience montre une certaine différence entre les résultats obtenus avec les pénétromètres à cône fixe et mesures continues, et le pénétromètre à cône mobile où l'on est obligé d'arrêter la pénétration pour mesurer le terme de pointe. [43].

5. INTERPRETATION THEORIQUE DE CPT

Au cours des cinq dernières décennies, plusieurs modèles ont été proposés pour corrélérer les mesures de CPT avec les différentes propriétés du sol.

Les approches théoriques existantes qui sont utilisées pour l'interprétation de l'essai de pénétromètre statique peuvent être divisées en trois grandes catégories [26]:

- (i) méthode de capacité portante;
- (ii) méthode d'expansion de cavité ;
- (iii) méthode de chemin de contrainte ;

5.1. Théorie de la capacité portante

Parmi les premières méthodes utilisées dans l'analyse de l'essai de pénétromètre statique, cette théorie qui consiste à considérer l'essai CPT comme un problème de capacité portante de fondation profonde. Dans cette analyse, la résistance de pointe est considérée comme la capacité portante ultime d'un pieu circulaire dans un matériau plastique rigide [37].

L'extension de l'approche de la capacité portante à l'analyse du pénétromètre fait appel à l'hypothèse de mécanisme de rupture. Certains mécanismes proposés sont présentés dans la figure 2.8 [26].

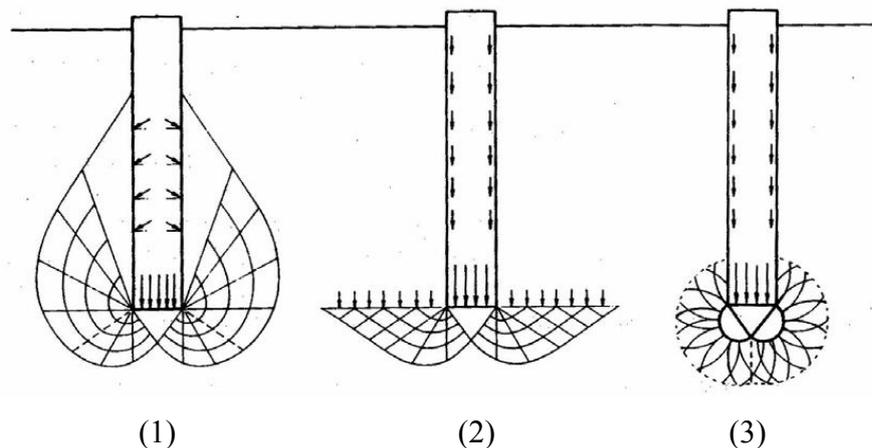


Figure 2.8 : Modèles de rupture sous les fondations profondes [44].

L'équation générale de la capacité portante ultime se compose de trois termes différents [20]:

$$q_{ult}(z) = S_c c N_c + S_q \sigma_{v0}(z) N_q + \frac{1}{2} (S_\gamma \gamma B) N_\gamma \quad (2-8)$$

Où :

$q_{ult}(z)$: capacité portante ultime à la profondeur z

c : cohésion du sol

σ_{v0} : contrainte verticale au repos

B : largeur de fondation (ou diamètre du cône)

N_c, N_q, N_γ : paramètres de la capacité portante

S_c, S_q, S_γ : facteurs de forme

Lorsque cette formule est appliquée au pénétromètre statique, q_{ult} est identique à la résistance de pointe q_c à la profondeur z . Dans le cas d'un sol purement cohérent, l'équation (2-8) devient [44]:

$$q_c(z) = S_c c N_c + \sigma_{v0}(z) \quad (2-9)$$

Pour un sol purement frottant, l'équation (2-8) devient [44]:

$$q_c(z) = S_q \sigma_{v0}(z) N_q \quad (2-10)$$

Malgré sa simplicité, la méthode de capacité portante présente deux grandes limites [37]. Tout d'abord, dans l'analyse de capacité portante, les déformations du sol autour du cône sont négligées. L'autre inconvénient est que l'on ne tient pas compte de l'influence du processus de pénétration sur l'état de contrainte initiale autour de la tige. En particulier, la contrainte horizontale qui dépend de la déformation du sol et augmente avec la pénétration du cône, n'est pas prise en compte par l'analyse de capacité portante. En outre, les solutions dérivées des facteurs de cône sont représentées par des valeurs constantes.

5.2. Théorie de l'expansion de cavité

L'application de la théorie d'expansion de cavité est très utile en mécanique des sols pour l'interprétation de certains essais (pressiométrique et pénétrométrique). L'essai de pénétromètre statique peut être considéré comme une expansion de cavité sphérique dans une masse de sol infini, et la résistance de pointe mobilisée pendant la pénétration peut être assimilée comme la pression nécessaire pour accroître une cavité dans le sol à partir d'un rayon nul jusqu'à un rayon égal à celui du pénétromètre [25].

La figure 2.9 donne une explication générale de l'expansion d'une cavité selon Vesic [44]. Le rayon initial de cavité R_i est étendu à R_u quand la pression uniformément distribuée dans la cavité interne atteint sa valeur limite P_u .

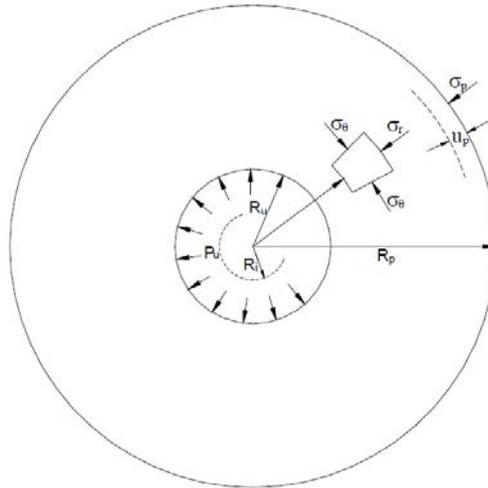


Figure 2.9 : *Expansion de cavité dans un massif de sol infini selon Vesic [44]*

Toutefois, la théorie d'expansion de cavité a ses propres limites. Elle est essentiellement une théorie unidimensionnelle. La géométrie appropriée du cône ne peut pas être modélisée. L'expansion sphérique n'est qu'une approximation de la forme du cône [37].

5.3. Méthode du chemin de déformation

L'approche prometteuse pour la prise en compte des grandes déformations est la méthode de chemin de déformation. Cette méthode consiste à considérer le sol comme un fluide incompressible, irrotationnel et non visqueux, qui s'écoule au passage de l'objet, qui est le pénétromètre. Cette méthode présente des limites si le sol est non drainé [4].

6. INTERPRETATION PRATIQUE DE L'ESSAI CPT

6.1. Classification des sols

L'application principale du CPT est le profilage et le type de comportement du sol. Toutefois, le CPT ne peut pas fournir une prévision exacte sur le type de sol en fonction des caractéristiques physiques (la granulométrie) ; mais il permet d'aider à déterminer les caractéristiques mécaniques (résistance et rigidité) du sol. Cette prévision du type de sol qui repose sur le CPT est appelée *type de comportement du sol* (en anglais : Soil Behavior Type) [27].

Begemann [13] a été le premier à proposer que le coefficient de frottement pouvait être utilisé pour classer les couches du sol. Il est montré que les sols grenus présentent généralement des valeurs élevées de résistance de pointe, q_c , et de frottement latéral, f_s , contrairement aux sols fins. Le type de sol n'est pas une fonction stricte de la résistance de pointe ou de frottement latéral, mais de la combinaison de ces valeurs.

La figure 2.10 présente les types de sol pour la base de données de Begemann à partir des essais sur les sols hollandais par le pénétromètre mécanique.

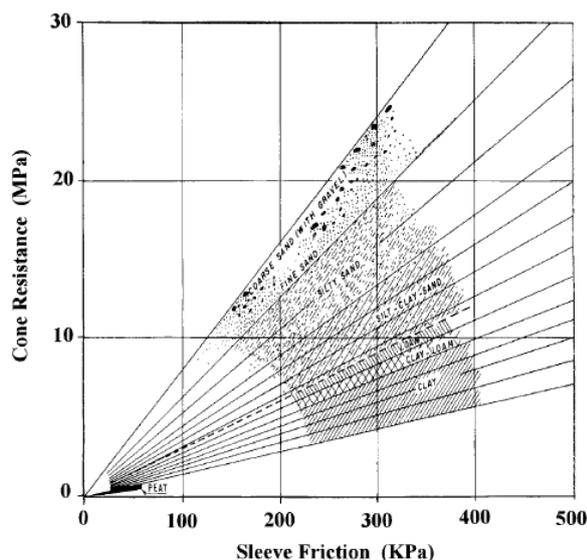


Figure 2.10 : Abaque d'identification des sols d'après Begemann [13]

Plusieurs auteurs après Begemann ont proposé des abaques de classification des sols développés à partir des mesures effectuées par le pénétromètre statique de q_c et R_f . Cette approche nécessite une bonne connaissance de la géologie du site ou l'exécution préalable d'un sondage carotté proche de l'essai de pénétration statique. La figure 2.11 présente quelques abaques d'identification des sols.

Le tableau 2.1 donne aussi, un classement des sols en fonction de la résistance de pointe en vue du dimensionnement des fondations d'ouvrages de génie civil [12].

Tableau.2.1: Classification des sols suivant q_c

Classe de sol	Description	Résistance de pointe q_c
Argiles, limons	A	Argiles et limons mous
	B	Argiles et limons fermes
	C	Argiles très fermes à dures
Sables, Gravier	A	Lâches
	B	Moyennement compacts
	C	Compacts
Craies	A	Molles
	B	Altérées

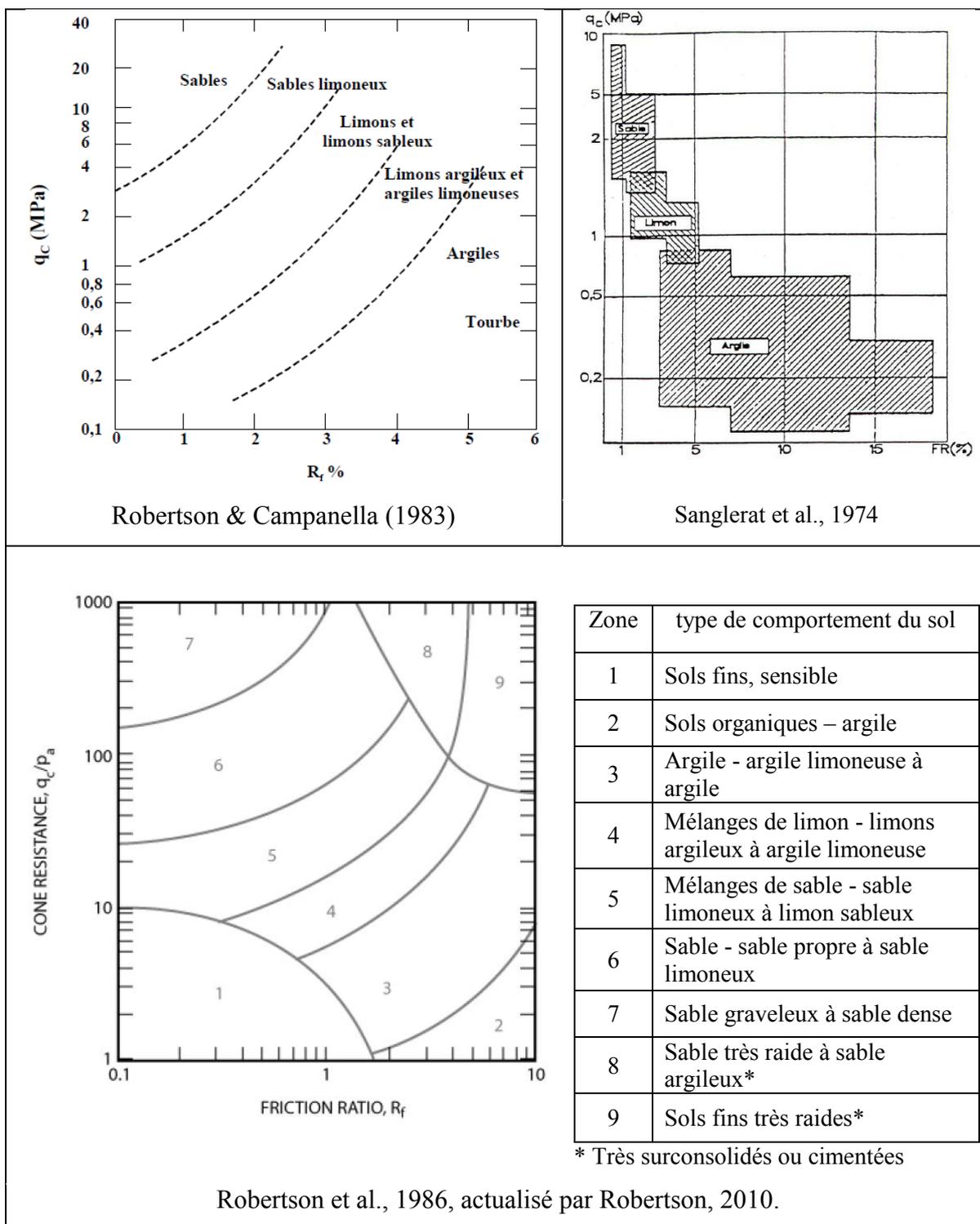


Figure.2.11 : Abaques d'identification des sols [13]

6.2. Cohésion non drainé

L'essai de pénétration statique étant un essai rapide au cours duquel la dissipation des pressions interstitielles n'a pas le temps de se faire notamment dans les argiles purement

cohérentes, les valeurs de la cohésion qui peuvent en être déduites sont des valeurs non consolidées et non drainées, qu'on désignera par C_u .

La relation qui relie la résistance de pointe q_c et C_u est basée sur la théorie de capacité portante, et dans le cas des argiles purement cohérentes, la cohésion non drainée C_u est donnée par l'expression suivante [31] :

$$C_u = \frac{q_c - \sigma_{v0}}{N_k} \quad (2-11)$$

N_k : coefficient sans dimension ($10 \leq N_k \leq 20$);

σ_{v0} : Contrainte effective verticale au niveau de la pointe

6.3. Densité relative

Pour les sols pulvérulents, la densité relative est définie comme suit :

$$D_r = \frac{e_{\max} - e}{e_{\max} - e_{\min}} \quad (2-12)$$

Où : e_{\max} et e_{\min} sont les indices de vide maximal et minimal et e l'indice des vides in situ.

Schmertmann [22] a proposé une corrélation entre la résistance à la pénétration du cône q_c et la densité relative D_r pour les sables de quartz (figure 2.12).

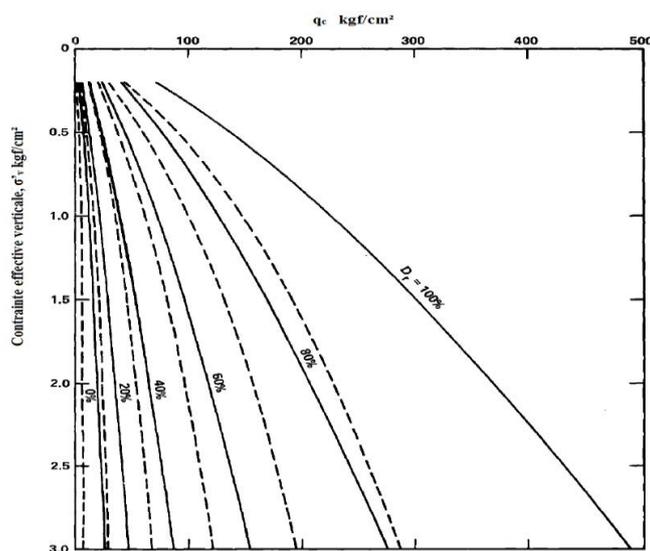


Figure.2.12 : corrélation entre q_c et D_r [22]

6.4. Angle de frottement interne

L'angle de frottement interne du sol ϕ , n'est pas couramment estimé à partir des données du CPT. Toutefois, Schmertmann [22] a proposé une méthode d'estimation de l'angle de frottement interne ϕ en passant par un paramètre intermédiaire. Il a proposé une relation entre l'angle de frottement ϕ et la densité relative D_r , qui peut être estimée à partir des données de CPT en utilisant la figure 2.12.

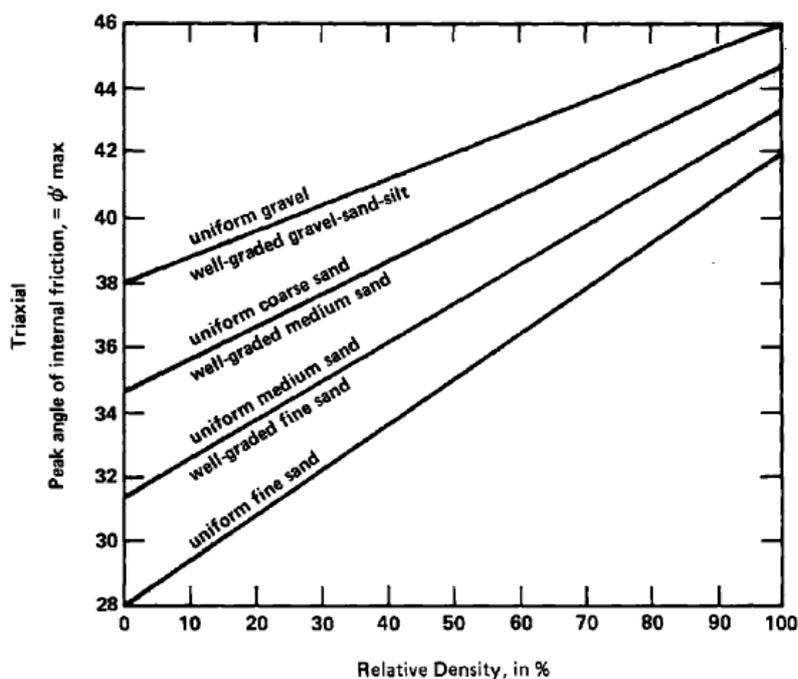


Figure.2.13 : corrélation entre ϕ et D_r [22]

Robertson et Campanella [40] ont comparé la résistance de pointe à des valeurs mesurées de l'angle de frottement ϕ obtenues à partir d'essais triaxiaux drainés effectués avec des contraintes de confinement égales à la contrainte in-situ horizontale σ_{h0} . Une simple série de relations est montrée dans la figure 2.14, où q_c augmente linéairement avec la contrainte effective pour un angle de frottement constant.

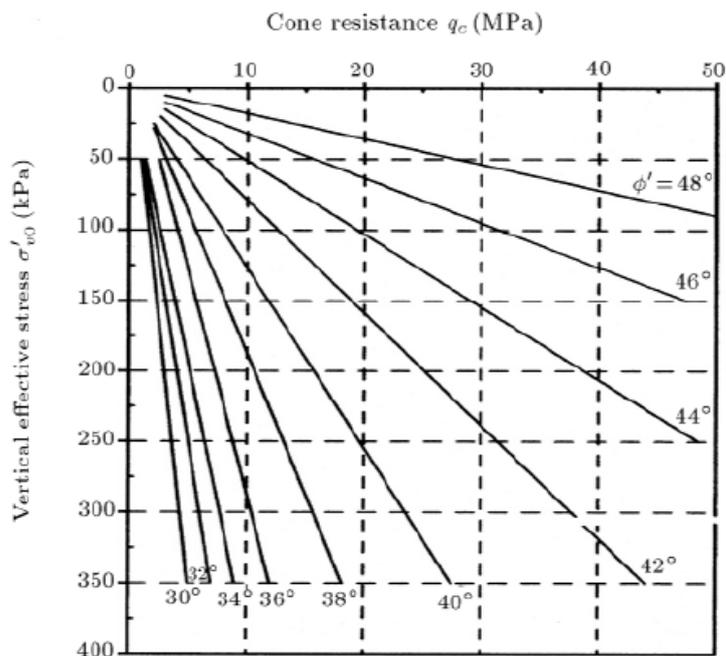


Figure.2.14 : Corrélation entre ϕ et q_c [40]

6.5. Fondation profonde

Le pénétromètre statique est un pieu de petites dimensions. D'où l'idée de calculer la résistance de pointe et le frottement latéral d'un pieu à partir des caractéristiques mesurées au moyen d'un essai pénétrométrique.

La charge limite (ultime) d'un pieu est la somme de la résistance en pointe et au frottement pieu –sol. Elle est donnée la relation 2.13 :

$$Q_u = Q_{Pu} + Q_{Su} = q_{pu} \cdot A_p + P \sum q_{su(i)} \cdot e_{(i)} \quad (2-13)$$

Q_{Pu} : Charge limite de pointe,

Q_{Su} : Charge limite de frottement (pieu- sol).

q_{pu} : La contrainte limite de pointe.

$q_{su(i)}$: frottement latéral limite de la couche i .

A_p : section droite de la pointe du pieu: $\pi \cdot B^2/4$, (B : diamètre de la pointe)

P : périmètre du pieu.

$e_{(i)}$: épaisseur de la couche i .

a. Contrainte limite de pointe (q_{pu})

La contrainte de rupture d'un élément isolé de fondation profonde à partir des résultats de l'essai au pénétromètre statique est donnée par l'expression suivante [12]:

$$q_{pu} = k_c \cdot q_{ce} \quad (2.14)$$

k_c : Coefficient de portance

q_{ce} : résistance de pointe équivalente elle est donnée par la formule suivante:

$$q_{ce} = \frac{1}{b + 3a} \int_{D-b}^{D+3a} q_{cc}(z) \cdot dz \quad (2.15)$$

Avec :

$q_{cc}(z)$: résistance de pointe corrigée.

$$a = \begin{cases} B/2 & \text{pour } B > 1m \\ 0,50m & \text{pour } B < 1m \end{cases}$$

b : $\min \{a ; h\}$, avec h = hauteur de l'élément de fondation contenue dans la couche porteuse.

La résistance de pointe corrigée est obtenue en calculant la valeur moyenne q_{cm} de la résistance de pointe lissée sur la hauteur $(b + 3a)$ en suivant la même formule (2.10), puis en écrêtant, s'il y a lieu, le diagramme $q_c(z)$ à la valeur $1,3q_{cm}$ (figure 2.15) :

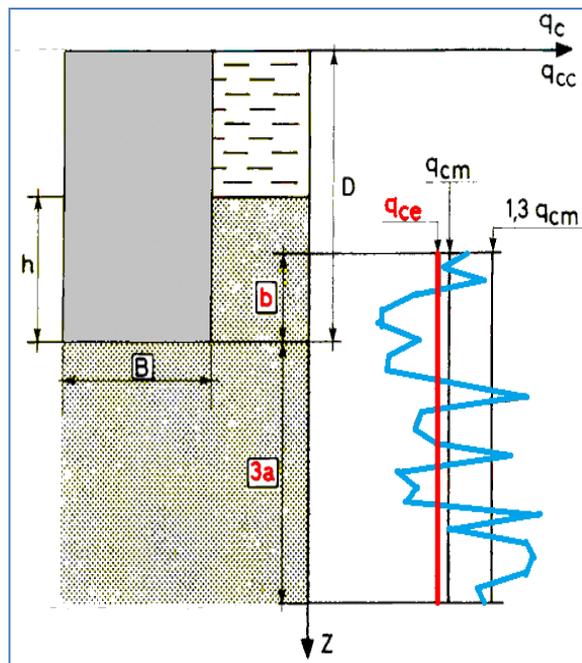


Figure 2.15: Illustration des résistances de pointe moyenne et équivalente

Le facteur de portance k_c est en fonction de la nature du sol et du mode de mise en œuvre de la fondation [12].

Tableau 2.2 : Valeurs de k_c selon le fascicule n° 62 et le DTR.BC 2.33.2

Nature du sol et catégorie ⁽¹⁾		Pieux mis en œuvre Sans refoulement du sol	Pieux mis en œuvre Avec refoulement du sol
Argiles et limons	A	0,40	0,55
	B	0,35 (DTR)	0,45 (DTR)
	C		
Sables et graves	A	0,15	0,50
	B	0,15 (DTR)	0,50 (DTR)
	C		
Craies	A	0,20	0,30
	B	0,30	0,45

⁽¹⁾ les catégories de sol : A, B et C sont définies au tableau 2.1.

b. Frottement latéral unitaire limite (q_{su})

Il est tentant de relier le frottement latéral unitaire (f_s) mesuré sur le manchon du pénétromètre statique et le frottement latéral unitaire limite (q_{su}) du pieu. Cependant, à ce jour, cette approche n'a pas permis d'aboutir à une méthode pratique de détermination du frottement latéral mobilisable par les pieux. Les méthodes pratiques de dimensionnement s'appuient non pas sur la valeur de f_s mais font référence à la résistance de pointe q_c .

$$q_s(z) = \min\left(\frac{q_c(z)}{\beta}, q_{smax}\right) \quad (2.16)$$

$q_c(z)$: résistance de pointe lissée à la profondeur z .

β et $q_{s \max}$: valeurs en fonction du type de fondation et de la nature du sol.

Tableau 2.3 : Valeurs de β et $q_{s \max}$ selon le fascicule n° 62

		ARGILES-LIMONS			SABLES-GRAVES			CRAIES			
		A	B		C		A	B	C	A	B
Foré	β	-	-	75 ⁽¹⁾	-	-	200	200	200	125	80
	$q_{s \max}$ (kpa)	15	40	80 ⁽¹⁾	40	80 ⁽¹⁾	-	-	120	40	120
Foré tubé (tube récupère)	β	-	100	100 ⁽²⁾	-	100 ⁽²⁾	250	250	300	125	100
	$q_{s \max}$ (kpa)	15	40	60 ⁽²⁾	40	80 ⁽²⁾	-	40	120	40	80
Métal battu fermé	β	-	120		150		300	300	300	(3)	
	$q_{s \max}$ (kpa)	15	40		80		-	-	120	(3)	
Battu à fût béton	β	-	75		-		150	150	150	(3)	
	$q_{s \max}$ (kpa)	15	80		80		-	-	120	(3)	

- (1) pieux réalisés et rainurés en fin de forage, uniquement.
- (2) forage à sec, tube non louvoyé
- (3) le frottement latéral peut être très faible dans les craies avec ces types de pieux. A défaut d'essai de chargement statique sur le site, il convient de se référer à des essais de chargement exécutés dans des conditions similaires.

7. LIMITES DE L'ESSAI DE PENETROMETRE STATIQUE :

L'inconvénient majeur peut être dans certains cas la non-représentativité de l'essai. Si un point dur est rencontré, il amènera à de mauvais paramètres. En fonction du matériel roulant choisi – qui est l'appui pour enfoncer le cône –, on peut également être limité. Le refus sera parfois obtenu avant la profondeur projetée minimale d'investigation. En aucune façon, un essai de pénétration ne pourra donc se substituer à une reconnaissance géologique soignée, sauf cas particulier d'un site déjà bien connu [3].

8. CONCLUSION

L'essai de pénétromètre statique est un essai simple et rapide, qui permet de mesurer de façon continue (ou à intervalles de profondeur déterminés) la résistance de pointe, le frottement latéral et dans certains appareils la pression interstitielle développée au cours du fonçage.

L'interprétation théorique de l'essai peut se faire par trois méthodes : la théorie de la capacité portante, la théorie d'expansion de cavité et la méthode du chemin de déformation.

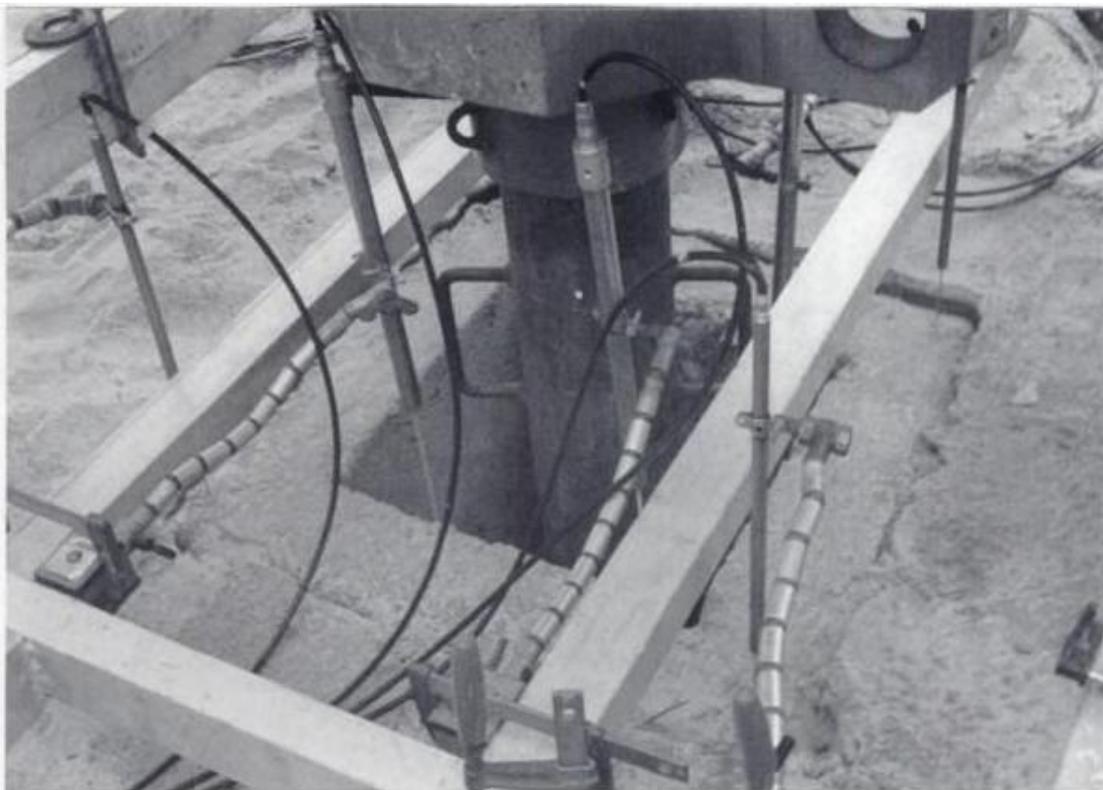
En pratique, avec les paramètres obtenus par l'essai de pénétration statique, on peut :

- apprécier la stratigraphie et l'homogénéité des couches ou l'existence d'anomalies au niveau d'un site,
- déterminer la nature ainsi que certaines caractéristiques physiques et mécaniques des sols,
- estimer la capacité portante des fondations profondes.

Trois autres applications de l'essai que nous n'avons pas présentées dans ce chapitre sont : la stabilité des pentes, l'estimation du potentiel de liquéfaction du sol et la conception des fondations superficielles. Cette dernière application sera le sujet du chapitre suivant.

Chapitre III

TASSEMENT ET CAPACITE PORTANTE DES FONDATIONS SUPERFICIELLES



Essai de chargement de semelle coulée en pleine fouille
(Site de Labenne - Sable de dune)

Chapitre III

TASSEMENT ET CAPACITE PORTANTE DES FONDATIONS SUPERFICIELLES

1. Introduction

Une fondation constitue la partie inférieure d'un ouvrage qui transmet les efforts provenant de la superstructure au sol. Il existe deux grands modes de transmission des charges des constructions aux couches de sols sous-jacentes : par fondation superficielle ou par fondation profonde. Pour différencier ces deux types de fondations, on est amené à définir la notion de profondeur critique qui est la profondeur au-dessous de laquelle la résistance sous la base de la fondation n'augmente plus. Les fondations superficielles ont leurs bases au-dessus de cette profondeur critique [41].

Les éléments géométriques qui définissent une fondation superficielle sont : la largeur de la fondation B , la longueur de la fondation L , et l'encastrement D qui est la profondeur de la base de fondation.

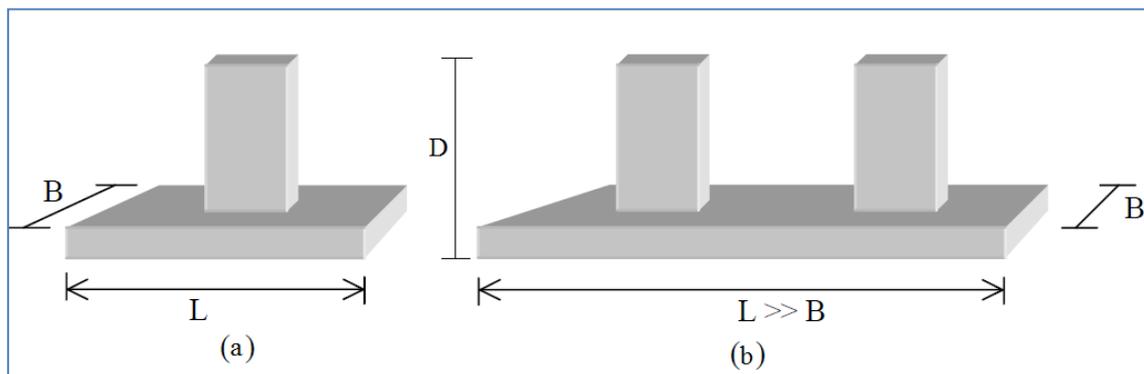


Figure 3.1 : *Fondations superficielles - Notations*

La fondation est dite filante (ou continue) si $L/B > 5$ (figure 3.1.b), sinon c'est une semelle isolée (figure 3.1.a). Elle est considérée comme superficielle si les mécanismes de rupture mis en jeu au cours d'une sollicitation entraînent des déformations importantes en surface, en pratique si $D/B < 1,5$ [10].

2. RUPTURE DES FONDATIONS SUPERFICIELLES

La rupture de fondations superficielles dépend de plusieurs facteurs tels que la charge appliquée, la compressibilité du sol, la profondeur de la fondation (D) par rapport à la largeur de la base (B), et le rapport de la largeur à la longueur de la base (B / L) [7].

2.1. Comportement d'une semelle chargée

Si on applique une charge Q croissante à une fondation, au début du chargement le comportement est sensiblement linéaire, et le sol est en équilibre élastique. A partir d'une certaine charge Q_d , les déplacements ne sont plus proportionnels à la charge, et le sol se met progressivement à l'équilibre plastique. Enfin, pour une charge Q_u les déplacements deviennent incontrôlables, le sol est en état de rupture : il n'est plus capable de supporter une charge supérieure (cf. figure 3.2). Cette charge est la charge limite ou ultime, ou encore la capacité portante de la fondation [18].

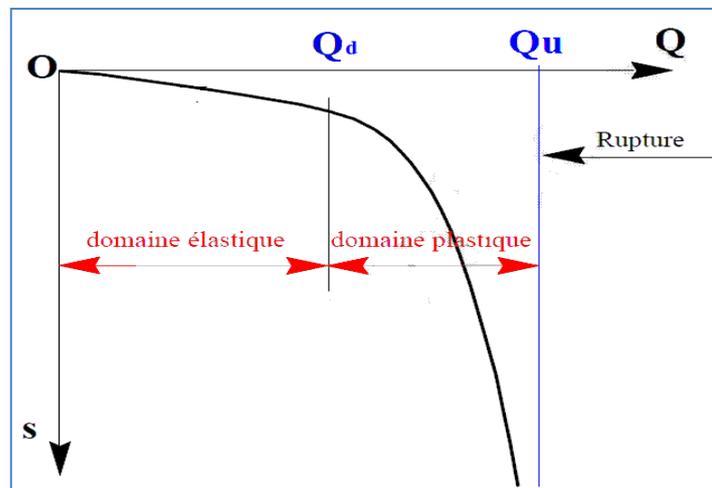


Figure 3.2 : Comportement d'une semelle chargée

2.2. Mécanismes de rupture

Les résultats d'essais sur des semelles rigides montrent qu'il existe trois mécanismes potentiels de rupture mobilisant un volume limité de sol;

2.2.1. Mécanisme de cisaillement général

Le mécanisme de cisaillement général est caractérisé par la formation d'un coin sous la base de la fondation, qui refoule le sol latéralement selon des lignes de glissement débouchant à la surface (figure 3.3-a). C'est le cas pour les sables denses (ou argiles raides). Dans ce type de rupture, la charge limite q_u est clairement définie dans la courbe de tassement (figure 3.3-b) [7].

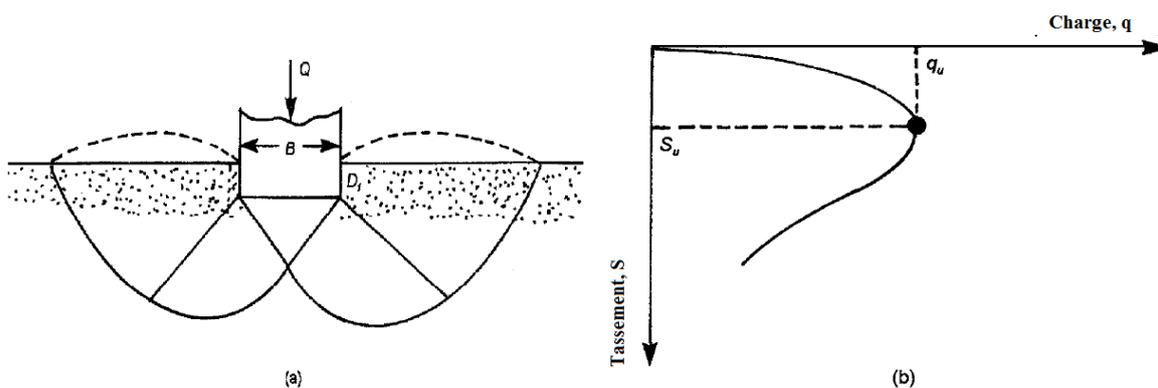


Figure 3.3 : Mécanisme de cisaillement général

2.2.2. Mécanisme de cisaillement localisé

Le mécanisme de cisaillement localisé ne s'étend qu'au voisinage immédiat de la fondation. Il y a également soulèvement du sol, mais après un enfoncement très important (figure 3.4-a). C'est le cas pour les sols compressibles, comme les sables lâches. Dans ce type de rupture, il n'existe pas une charge maximale sur la courbe de tassement (figure 3.4-b) [7].

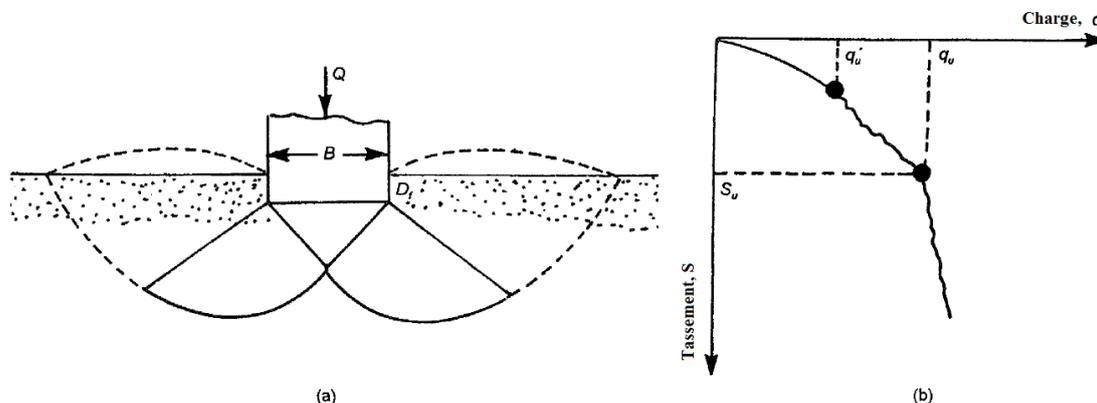


Figure 3.4 : Mécanisme de cisaillement localisé

2.2.3. Rupture par poinçonnement

La rupture par poinçonnement est caractérisée par un cisaillement autour du périmètre de la semelle avec une compression du sol en dessous de la base de la semelle. Le sol en dehors de la zone de chargement n'est pas affecté de façon significative.

La surface du sol adjacent à la semelle se déplace vers le bas au lieu de renfler comme dans les cas de cisaillement général et local. Une valeur maximale de la charge q , n'est jamais observée sur la courbe de tassement (figure 3.5-b) [34].

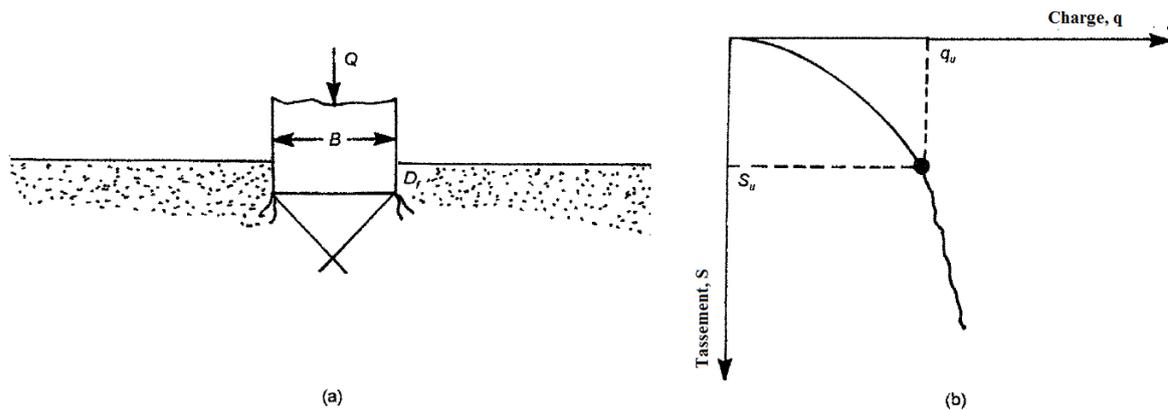


Figure 3.5 : mécanisme de rupture par poinçonnement

La rupture par poinçonnement se produit généralement dans les sols lâches ou compressibles, et dans les sables denses pour les fondations profondes soumises à des charges élevées.

3. CAPACITE PORTANTE DE FONDATION SUPERFICIELLE

Le problème de la capacité portante des fondations superficielles a été étudié pendant plus d'un siècle et a conduit à l'élaboration de solutions diverses. Elles dépendent toutes des hypothèses proposées et de la définition de la capacité portante.

3.1. Définition de la capacité portante

Nous avons vu dans la section précédente que la valeur de la charge limite n'est pas très bien définie, notamment dans les cas de rupture, localisée et par poinçonnement. On considère souvent que Q_u est la charge correspondant à un certain niveau d'enfoncement S_u . Plusieurs définitions de la capacité portante ont été proposées (par exemple, Brinch Hansen, 1963; De Beer, 1970; Vesic, 1973; Fellenius, 1980; Amar et al, 1998; Decourt, 1999) [5].

3.1.1. Méthode de Hansen

Brinch Hansen définit la capacité portante q_{cap} comme la charge qui produit un déplacement deux fois plus grand que celui produit par une charge de 90% de q_{cap} , comme montré dans la figure 3.6 [5].

Sa détermination se fait selon une procédure itérative. On commence par la sélection d'une charge q_i puis on détermine le déplacement S_i produit par la charge q_i et par suite la charge q correspondant au déplacement $S_i/2$. Si la charge q est plus grande que $(0.9 * q_i)$ alors la condition est satisfaite et la capacité portante est égale à q_i , sinon on refait la procédure.

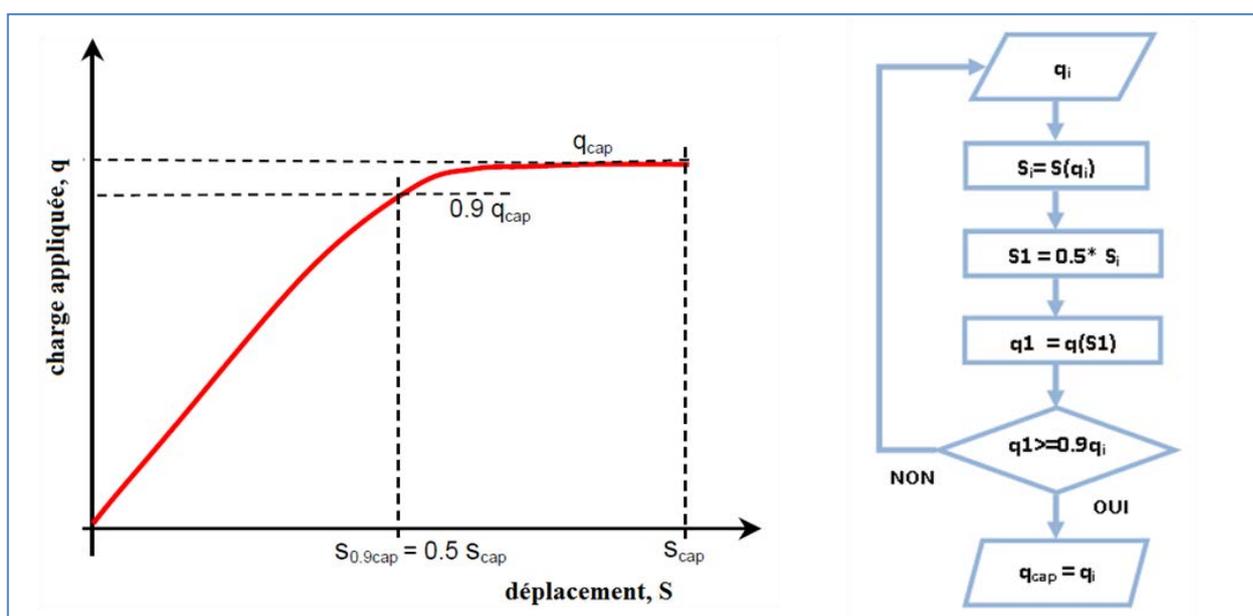


Figure 3.6: Détermination du critère de la capacité portante selon Hansen [5]

3.1.2. Méthode de De Beer [5]

De Beer a proposé de tracer les données chargement-déplacement sur une échelle log-log comme montré dans la figure 3.7. La capacité portante est définie comme l'intersection des deux parties linéaires de la courbe. Vesic a noté que cette méthode nécessite un chargement qui peut produire un déplacement d'au moins 50% de la largeur de la fondation ($s/B = 0,5$). Bien qu'un tel déplacement soit facilement réalisé pour des essais sur modèle très petit (par exemple Vesic, 1973; Nakase et al, 1988), il est par contre difficile de réaliser ce déplacement très important pour des semelles en grandeur réelle qui ont des largeurs comprises entre $0,3m$ et $6m$, ni pour les fondations en radier avec $B > 6m$ [5].

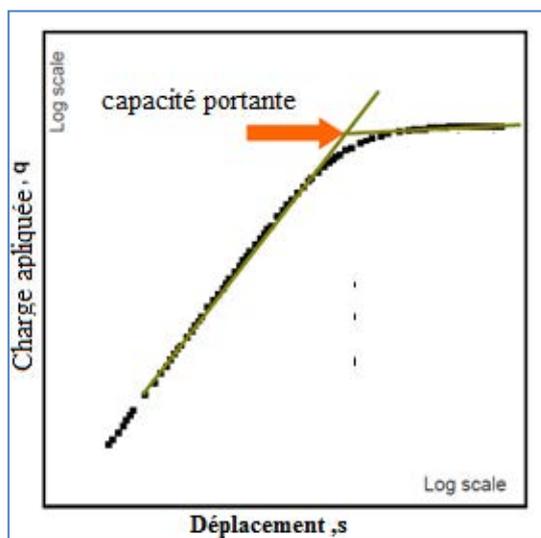


Figure 3.7: Détermination de la capacité portante selon le critère De Beer (1970)

3.1.3. Critère de $s/B = 10\%$

Le Laboratoire des Ponts et Chaussées (LPC) a mené une série d'essais de chargement en vraies grandeurs pour actualiser les normes françaises pour la conception des fondations superficielles [5]. Différents types de chargement (statique et dynamique; à court terme et à long terme; excentré et incliné) ont été appliqués aux fondations. Sur la base des essais de chargement du LPC, la capacité portante d'une semelle verticalement chargée était systématiquement définie comme la charge correspondant à un déplacement vertical égal à 10% de la largeur de la fondation ($s / B = 0,1$) [5]. Un critère semblable est également utilisé pour définir la capacité portante des fondations profondes.

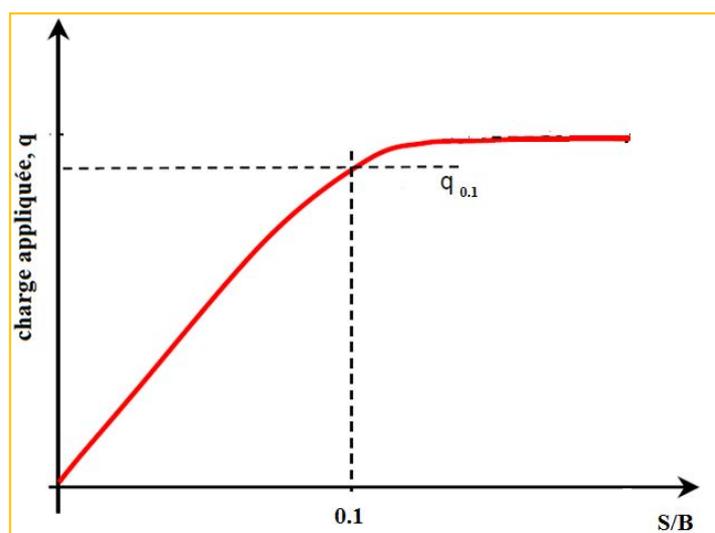


Figure 3.8: Détermination de la capacité portante selon le critère $s/B=0.1$

3.1.4. Méthode de Decourt

Decourt (1999) [5] a proposé une courbe de rigidité sécante ($K_s = Q / s$) en fonction de la charge Q , pour obtenir la charge ultime Q_u de la capacité portante qui correspond à une rigidité nulle ($K_s = 0$), comme le montre la figure 3.9. Par ce critère, la capacité portante ne peut être évaluée que par extrapolation.

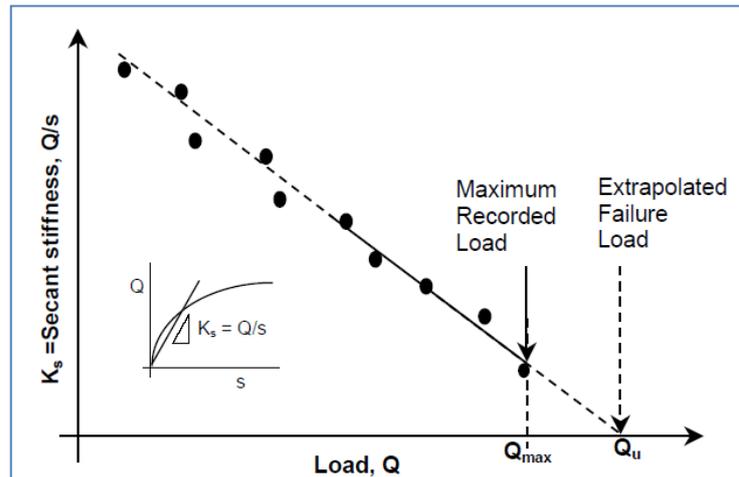


Figure 3.9: Détermination de la capacité portante selon le critère de Decourt (1999)

3.2. Méthodes de calcul de la capacité portante

La capacité portante est couramment déterminée à partir des propriétés mécaniques des terrains mesurées soit au laboratoire, soit in-situ. La détermination de la capacité portante est parfois effectuée à partir d'essais de chargement en vraie grandeur ; mais ceci est très rare pour les fondations superficielles sauf dans le cas de projets de recherches.

Dans la pratique, il existe deux approches classiques pour déterminer la capacité portante d'une fondation superficielle [2]:

- La première, analytique, est basée sur la théorie de la plasticité parfaite. Elle nécessite la connaissance des caractéristiques intrinsèques c et φ du sol.
- La deuxième, empirique, est fondée sur l'interprétation directe d'essais in situ comme le pressiomètre ou le pénétromètre.

3.2.1. Méthode analytique

Le sol est supposé se comporter comme un matériau élastique parfaitement plastique, qui suit à la rupture le critère de Mohr-Coulomb caractérisé par les paramètres intrinsèques c (cohésion) et φ (angle de frottement interne) du sol. Le choix d'une cinématique de rupture, inspirée de constatations expérimentales, et la superposition d'équilibres limites ont conduit à la formule de base dite de Terzaghi pour une semelle filante, verticalement chargée, reposant sur un milieu homogène [34]:

$$q_{ult} = cN_c + \gamma DN_q + 0.5\gamma BN_\gamma \quad (3-1)$$

Où γ est le poids volumique du sol et N_c , N_q , N_γ sont les facteurs de portance (sans dimension). Les formules les plus usuelles pour obtenir ces facteurs, sont données par [34]:

$$N_q = e^{\pi \tan(\varphi)} \cdot \tan^2\left(\frac{\pi}{4} + \frac{\varphi}{2}\right) \quad (3-2)$$

$$N_c = \begin{cases} (N_q - 1) \cdot \cotan(\varphi) & \text{pour } \varphi > 0 \\ \pi + 2 & \text{ou} \\ & \text{pour } \varphi = 0 \end{cases} \quad (3-3)$$

$$N_\gamma = 2(N_q + 1)\tan\varphi \quad (3-4)$$

3.2.2. Méthodes empiriques

L'interprétation du pénétromètre statique CPT, pour l'évaluation de la capacité portante de fondation superficielle peut se faire soit par une approche directe, soit par une approche indirecte [2].

3.2.2.1. Approche Indirecte

Les méthodes indirectes emploient l'angle de frottement interne du sol et la cohésion non drainée estimée à partir des données du pénétromètre statique CPT, sur la base des théories de la capacité portante et/ou d'expansion cavité. Puis la capacité portante du sol peut être évaluée en utilisant la méthode analytique [2].

Quelques méthodes d'estimation de l'angle de frottement interne du sol et la cohésion non drainée ont été examinées au chapitre précédent.

3.2.2.2. Approche directe

Les méthodes directes utilisent les valeurs mesurées de la résistance de pointe pour estimer la capacité portante d'une fondation superficielle avec quelques modifications liées aux effets d'échelle [2]. Nous citons ci-après quelques méthodes d'évaluation de capacité portante ultime :

a. **Meyerhof (1956)** a proposé une estimation de la capacité portante ultime q_{ult} dans les sols sableux et argileux, par la formule suivante [2]:

$$q_{ult} = \bar{q}_c \left(\frac{B}{12.2} \right) \left(1 + \frac{D}{B} \right) \quad (3-5)$$

Un coefficient de sécurité au minimum de 3 est recommandé par Meyerhof pour obtenir la capacité portante admissible.

b. **Schmertmann (1978)** [22] a proposé l'utilisation d'une estimation des facteurs de portance N_γ et N_q à partir de la résistance de pointe q_c :

$$N_q = N_\gamma = 1.25\bar{q}_c \quad (3-6)$$

\bar{q}_c est la moyenne de la résistance de pointe sur un intervalle de 0 à 1.5B au dessous de la base de semelle. Pour un sol pulvérulent, la capacité portante de fondation superficielle selon la formule de Terzaghi, est donnée par la formule 3-6 :

$$q_{ult} = \gamma DN_q + 0.5\gamma BN_\gamma \quad (3-7)$$

A partir des formules (3-5) et (3-6), la capacité portante ultime devient :

$$q_{ult} = 1.25\bar{q}_c \cdot \gamma(D + 0.5B) \quad (3-8)$$

Le coefficient de sécurité de la capacité portante admissible de cette méthode est compris généralement entre 2 et 3.

c. **Schmertmann (1978)** [22] a dérivé les équations suivantes pour l'évaluation de la capacité portante de fondation superficielle ($D_f \leq 1.5B$) dans un sol pulvérulent:

Semelle filante : $q_{ult} = 28 - 0.0052(300 - q_c)^{1.5} \quad (\text{kg/cm}^2) \quad (3-9)$

Semelle carrée : $q_{ult} = 48 - 0.009(300 - q_c)^{1.5} \quad (\text{kg/cm}^2) \quad (3-10)$

d. **Eslaamizad & Robertson (1996)** : à partir de la méthode de Meyerhof (Equation 3-8), et à l'aide des cas existants dans la littérature et des sondages de pénétromètre statique, ils ont proposé la relation entre q_{ult} et $q_{c\ moy}$, pour les sols pulvérulents [2]:

$$q_{ult} = K \cdot \bar{q}_c \quad (3-11)$$

Où K est le facteur de corrélation, déterminé en fonction de B/D, de la forme de la semelle et de la densité du sable, comme le montre la figure 3.10.

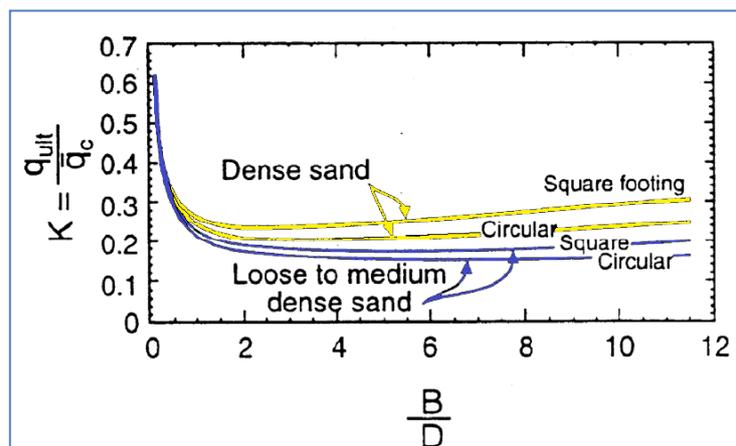


Figure 3.10 : Corrélation entre la capacité portante de fondation superficielle sur un sol pulvérulent et la résistance de pointe moyenne q_c

e. **Fascicule N° 62** : La formule générale traduisant la proportionnalité semi empirique entre la rupture du sol par poinçonnement sous une semelle soumise à une charge verticale centrée, et la résistance en pointe du pénétromètre q_c est donnée par l'expression suivante [12] :

$$q_u = k_c \cdot q_{ce} + \sigma_{v0} \quad (3-12)$$

q_u : Contrainte effective de rupture du sol sous la semelle

k_c : Facteur de portance

σ_{v0} : Contrainte verticale effective initiale du sol au niveau de la fondation.

q_{ce} : Résistance de la pointe équivalente du sol, il s'agit de la moyenne sur une épaisseur de $1,5B$ sous la semelle, après avoir écrêté les valeurs de q_c supérieures à $1,3q_{c\ moy}$.

La hauteur d'encastrement équivalente (D_e), à ne pas confondre avec la hauteur d'ancrage contenue dans le rapport de sol D , est un paramètre conventionnel de calcul destiné à tenir compte du fait que les caractéristiques mécaniques des sols de couverture sont

généralement plus faibles que celles de la couche d'assise. Cette grandeur est calculée par la formule suivante :

$$D_e = \frac{1}{q_{ce}} \int_0^D q_c(z) \cdot dz = \frac{1}{q_{ce}} \sum_0^n q_{ci} \cdot \Delta z_i \quad (3-13)$$

$q_c(z)$: résistance de pointe lissée à la profondeur z ,

D : Profondeur d'ancrage de la semelle par rapport au terrain naturel.

Tableau 3.1 : Valeurs du coefficient de portance k_c [12]

Classe de sol	Valeur du coefficient k_c
Argiles et limons types A, B ou C	$0.32 \left[1 + 0.35 \left(0.6 + 0.4 \frac{B}{L} \right) \frac{D_e}{B} \right]$
Sables type A	$0.14 \left[1 + 0.35 \left(0.6 + 0.4 \frac{B}{L} \right) \frac{D_e}{B} \right]$
Sables et graves type B	$0.11 \left[1 + 0.50 \left(0.6 + 0.4 \frac{B}{L} \right) \frac{D_e}{B} \right]$
Sables et graves type C	$0.08 \left[1 + 0.80 \left(0.6 + 0.4 \frac{B}{L} \right) \frac{D_e}{B} \right]$
Craies type B (*)	$0.17 \left[1 + 0.27 \left(0.6 + 0.4 \frac{B}{L} \right) \frac{D_e}{B} \right]$
(*) : La formule valable pour la craie type B pourra être étendue aux marnes, marno-calcaires et les roches altérées.	

4. TASSEMENT DE FONDATION SUPERFICIELLE

Le tassement est par définition la variation de hauteur d'une couche de sol sous l'effet d'une charge. Les tassements des sols non saturés sont presque instantanés, tandis que dans les sols saturés, ils peuvent s'étendre sur quelques secondes dans les sols sableux-graveleux, et jusqu'à plusieurs dizaines d'années dans les argiles peu perméables.

Le tassement d'une fondation superficielle est lié à plusieurs paramètres, parmi lesquels [5]:

- Forme de la semelle : circulaire, carrée, rectangulaire, filante
- Rigidité de la semelle : souple, rigide;
- Nature du sol : pulvérulent, cohérent ;
- Caractéristiques du sol : coefficient de Poisson, module d'élasticité, poids volumique...etc;
- Conditions de drainage.
- Distribution de la charge : uniforme, triangulaire, parabolique.

4.1. Distribution des contraintes sous une fondation

La distribution des contraintes sous une semelle dépend de plusieurs paramètres : le chargement appliqué, la rigidité de la semelle, la raideur du sol ...etc. Théoriquement, lorsqu'on exerce sur une semelle, posée sur le sol, une pression uniforme, la contrainte verticale au contact sol-fondation dans le cas d'un sol sableux est distribuée de manière concave vers le haut. Dans le cas d'un sol argileux, la contrainte verticale au contact sol-fondation est distribuée de manière concave vers le bas. D'autre part, sous le bord de la semelle la pression de contact est égale à zéro si la semelle est très souple, et elle a une valeur finie si la semelle est très rigide. La Figure 4.1 donne une représentation de la répartition des pressions de contact théoriques sous une semelle pour les quatre cas possibles [7].

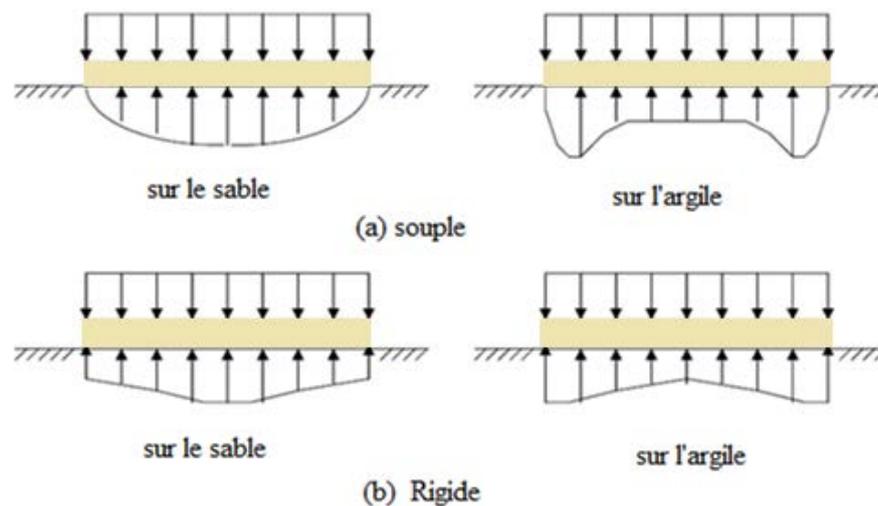


Figure 3.11 : Distribution des contraintes sous une semelle[7].

4.2. Méthodes de calcul de tassement

Les méthodes de détermination du tassement des fondations superficielles peuvent se diviser en deux grandes classes [41]:

- les méthodes à partir des essais de laboratoire : il s'agit essentiellement de l'essai œdométrique, surtout utilisé pour les sols fins cohérents ;
- les méthodes à partir des essais in situ (essai de pénétration au carottier SPT, essai de pénétration statique CPT, ... etc.), très utilisées notamment pour les sols pulvérulents,

En raison des difficultés évidentes de prélèvement des échantillons, la plupart des méthodes de calcul de tassement sont basées sur des essais in situ, en utilisant deux

approches, soit par l'interprétation directe ou par l'interprétation indirecte des résultats d'essai [41].

4.2.1. Méthode indirecte

La méthode indirecte consiste, dans le cas du tassement des fondations, à déterminer, dans un premier temps, le module d'élasticité du sol à partir d'une corrélation avec les résultats de l'essai en place et à appliquer, ensuite, la théorie élastique habituelle.

La formule classique de la théorie d'élasticité pour prédire le tassement élastique d'une fondation est donnée par [17] [18]:

$$s = qB \frac{1 - \nu^2}{E} I \quad (3-14)$$

Où :

q : pression moyenne à la base de semelle

B : dimension caractéristique de la fondation ;

ν : coefficient de poisson ;

I : coefficient d'influence du tassement. Il dépend de la forme de la semelle, de sa rigidité, de la profondeur d'ancrage, et de l'épaisseur de la couche de fondation ;

E : module d'élasticité du sol.

Pour une fondation circulaire rigide posée à la surface du sol avec un module d'élasticité constant, l'équation (3-13) devient [19]:

$$s = qB \frac{1 - \nu^2}{E} \frac{\pi}{4} \quad (3-15)$$

Il existe de nombreuses corrélations entre le module de déformation et la résistance de pointe q_c . Sanglerat [19] a proposé une corrélation entre le module œdométrique et la résistance de pointe par la formule suivante :

$$E_{oed} = \alpha \cdot q_c \quad (3-16)$$

Les valeurs de α sont données au tableau 3.2.

Buisman [38] a proposé une méthode, comme la méthode de Terzaghi, qui peut déterminer le tassement à n'importe quel point dans les sols, en dessous de la fondation. Cette méthode consiste à calculer le tassement d'une couche de sol granulaire sous une contrainte due à une semelle souple, en utilisant l'expression suivante :

$$s = \frac{H}{C} \text{Log} \left(\frac{\sigma_0 + \Delta\sigma}{\sigma_0} \right) \quad (3-17)$$

Où :

H : épaisseur de la couche du sol

C : constante de compressibilité du sol.

σ_0 : pression due au poids de terres

$\Delta\sigma$: pression nets à la base de fondation, $\Delta\sigma = q - \gamma D$

Pour un sol pulvérulent, Buisman proposa une formule théorique liant la résistance de pointe q_c à la constante de compressibilité C :

$$C = 1.5 \frac{q_c}{\sigma_0} \quad (3-18)$$

Cette relation est valable dans des sables peu compacts. Pour les autres types de sol, Sanglerat a proposé de remplacer le coefficient 1.5 par un coefficient α dépend du type de sol et de la teneur en eau [16].

$$C = \alpha \frac{q_c}{\sigma_0} \quad (3-19)$$

Le tableau 3.2 donne les valeurs de α recommandées par Sanglerat [16]

Tableau 3.2 : Valeurs du coefficient α

Nature de sol	q_c (bar)	Valeur de α
Argile peu plastique (CL)	$q_c < 7$	$3 < \alpha < 8$
	$7 < q_c < 20$	$2 < \alpha < 5$
	$q_c > 20$	$1 < \alpha < 2.5$
Limon peu plastique (ML)	$q_c < 20$	$3 < \alpha < 6$
	$q_c > 20$	$1 < \alpha < 3$
Argile très plastique (CH) Limon très plastique (MH)	$q_c < 20$	$2 < \alpha < 6$
Limon fortement organique (OL)	$q_c < 12$	$2 < \alpha < 8$
Tourbe et argile fortement organique (T-OH) (w est la teneur en eau)	$q_c < 7$	$50 < w < 100$ $1.5 < \alpha < 4$
		$100 < w < 200$ $1 < \alpha < 1.5$
		$w > 200$ $0.4 < \alpha < 1$
Craie	$20 < q_c < 30$	$2 < \alpha < 4$
	$q_c > 30$	$1.5 < \alpha < 3$
sable	$q_c < 50$	$\alpha = 2$
	$q_c > 100$	$\alpha = 1.5$

4.2.2. Méthode directe

L'approche directe, consiste à relier directement les paramètres mesurés à partir des essais in-situ avec le tassement de fondation, cette approche est souvent utilisée pour les sols pulvérulents [41].

En 1970, Schmertmann [22] proposé une nouvelle procédure pour estimer le tassement des fondations superficielles sur des sols granulaires. Même si la méthode est empirique, elle est basée sur des résultats théoriques, des simulations numériques, des essais sur modèles ainsi que sur l'analyse d'essais de plaques hélicoïdales :

$$s = C_1 C_2 (q - \sigma'_v) \sum \left(\frac{I_z}{E'} \right) \Delta z \quad (3-20)$$

Avec :

$$C_1 = 1 - 0.5 \left(\frac{\sigma'_v}{q - \sigma'_v} \right) \quad (3-21)$$

$$C_2 = 1 - 0.2 \text{Log}_{10} \left(\frac{t}{0.1} \right) \quad (3-22)$$

C_1 : facteur de correction pour l'encastrement de la fondation

C_2 : facteur de correction pour le fluage

σ'_v : contrainte effective au niveau de la base de la semelle

q : pression nette de la semelle

t : temps en années, depuis l'application de la charge

I_z : facteur d'influence de la déformation verticale (voir Figure 3.7)

Δz : épaisseur de la couche

E' : module de Young équivalent, tel que :

$$E' = 2.5q_c \quad \text{pour les semelles carrées}$$

$$E' = 3.5q_c \quad \text{pour les semelles filantes (L/B > 10)}$$

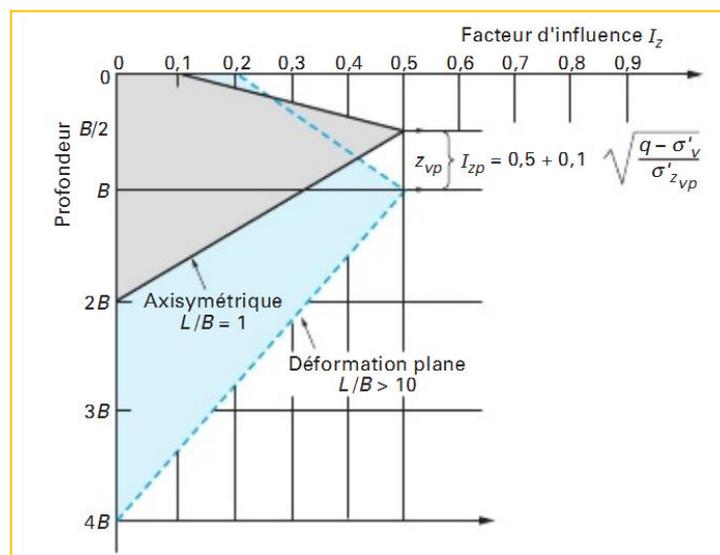


Figure 3.7 : Valeurs du facteur d'influence de déformation verticale I_z

Meyerhof (1974) [35] a proposé une relation linéaire entre le tassement et le chargement de la semelle en fonction de la largeur B et de la résistance de pointe moyenne calculée à $1.5B$ au dessous de la base. Cette relation est définie par :

$$s = \frac{q \cdot B}{2\bar{q}_c} \quad (3-23)$$

En 2010, Mayne et Illingsworth [36] ont proposé une relation simple basée sur 30 essais de chargement des semelles de vraies gradeurs en 12 sables différents :

$$\frac{q}{\bar{q}_c} = \frac{3}{5} \sqrt{\frac{s}{B}} \quad (3-24)$$

5. CAPACITE PORTANTE ADMISSIBLE

La charge limite (ultime) d'une fondation est la charge maximale que peut supporter celle-ci et qui entraîne la rupture. Comme cette valeur n'est pas très bien définie, on considère souvent que Q_u est la charge correspondant à un certain enfoncement. Le dimensionnement correct de la fondation d'un ouvrage consistera, notamment, à s'assurer que l'on reste en deçà de cette charge limite, avec une certaine marge quantifiée par un coefficient de sécurité, et que les tassements correspondants sont admissibles [18].

$$q_a = \frac{Q_u}{F_s} \quad \text{et} \quad s(q_a) \leq s_a \quad (3-25)$$

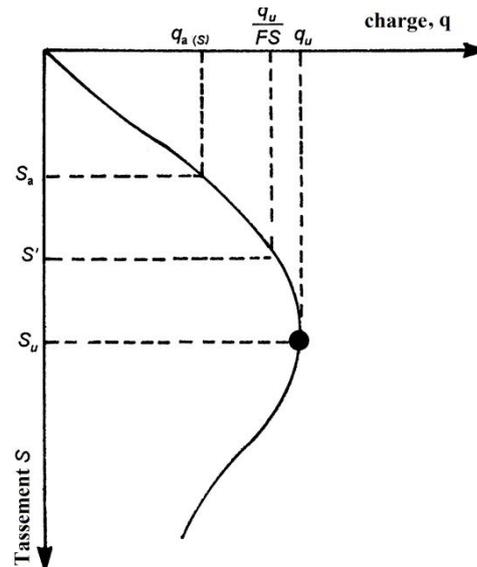


Figure 3.8 : courbe de tassement

FS est un coefficient de sécurité généralement pris égale à 3.

S_a est la valeur du tassement admissible dépendant directement du type de l'ouvrage, elle peut varier du millimètre (antennes spatiales) au mètre (réservoirs de pétrole de très grands diamètres).

q_a est la contrainte moyenne acceptable pour une fondation. C'est la valeur de cette contrainte qui permettra au bureau d'étude de dimensionner les fondations.

6. CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons présenté les définitions de la capacité portante des fondations superficielles selon les différents critères, ainsi que les méthodes de calcul de la capacité portante et du tassement.

Ces méthodes sont divisées en deux grandes classes, directes ou indirectes selon l'approche utilisée pour l'exploitation des résultats d'essai de pénétromètre statique.

L'approche directe relie directement, par corrélation, la portance (ou le tassement) de la fondation aux résultats de l'essai de pénétromètre statique. En revanche, l'approche indirecte propose d'abord de déterminer les paramètres du sol à partir des résultats de l'essai CPT, puis, ensuite, d'appliquer une méthode analytique pour déterminer la portance (ou le tassement) de la fondation. Nous comparerons dans le chapitre suivant les résultats de méthodes directes à ceux obtenus par RNA.

Chapitre IV

MISE EN ŒUVRE DE RESEAUX DE NEURONES POUR L'ÉVALUATION DE LA CAPACITE PORTANTE DES FONDATIONS SUPERFICIELLES

Chapitre IV

MISE EN ŒUVRE DE RESEAUX DE NEURONES POUR L'EVALUATION DE LA CAPACITE PORTANTE DES FONDATIONS SUPERFICIELLES

1. INTRODUCTION

La conception des fondations de manière sécuritaire et économique consiste à déterminer la capacité portante ultime, la charge maximale qui peut être appliquée au sol sous la semelle sans apparition de cisaillement ou poinçonnement du sol, et correspondante à un tassement limité, tout en évitant les dommages aux superstructures.

L'interprétation de l'essai de pénétromètre statique pour l'évaluation de la capacité portante ou le tassement de fondation superficielle se fait généralement par deux approches, analytique ou empirique. Dans ce travail, nous proposons de développer un réseau de neurones pour estimer le chargement qui peut provoquer un tassement donné d'une fondation superficielle dans un sol pulvérulent caractérisé par sa résistance à la pénétration du cône (q_c).

Dans cette optique, le logiciel MATLAB, qui contient un module consacré aux réseaux de neurones artificiels, a été retenu pour le développement du modèle neuronal. Le logiciel MATLAB présente de nombreux avantages : définition simple des architectures, choix des fonctions de transfert, choix des algorithmes d'optimisation, présentation graphique des résultats, et de plus, la facilité à exploiter le modèle.

Ce chapitre est organisé de la façon suivante : un premier paragraphe décrit l'élaboration des bases d'apprentissage et de test, une deuxième partie développe le réseau de neurones utilisé dans cette étude. Une troisième partie présente des résultats obtenus, puis une conclusion.

2. RAPPEL DU PRINCIPE DES RESEAUX DE NEURONES

La mise en œuvre de réseaux de neurones comporte deux phases : une phase d'apprentissage et une phase d'opération. Le problème de l'apprentissage, par un réseau de neurones, d'une fonction entrée-sortie à partir d'un ensemble d'exemples, est équivalent à un problème de synthèse d'une mémoire associative qui retrouve la sortie appropriée pour une entrée présentée et procède à une généralisation lorsqu'il s'agit d'une nouvelle entrée. En d'autres termes, un réseau de neurones peut être assimilé à une fonction non linéaire (assez complexe) reliant les sorties aux entrées. La phase d'apprentissage n'est autre que l'identification des paramètres de cette fonction (poids du réseau) telle que les sorties calculées par le réseau soient les plus proches possible de celles observées (valeurs cibles).

En général, l'apprentissage se fait sur une période relativement longue et comporte quatre étapes de calcul :

1. Initialisation des poids de réseau.
2. Présentation du vecteur d'entrée et propagation de ce dernier vers la couche de sortie du réseau (calcul des sorties par le réseau).
3. Calcul de l'erreur entre sorties calculées et observées.
4. Calcul du vecteur de correction. A partir des valeurs de l'erreur, on détermine alors la correction à apporter aux poids des connexions entre les neurones.

3. ELABORATION DE LA BASE DE DONNEES

Le processus d'élaboration d'un réseau de neurones commence par la construction d'une base de données et le choix des échantillons. Donc, il faut d'abord déterminer les grandeurs qui ont une influence significative sur le phénomène qu'on veut modéliser.

Les principaux critères de la conception de fondation superficielle sont la capacité portante ultime qu'est généralement définie par un certain enfoncement (tassement ultime), et le tassement admissible qui dépend de la structure.

Nous cherchons à déterminer le chargement en fonction du tassement. Ce dernier est lié à plusieurs paramètres parmi lesquels :

- La forme de la semelle (carré, rectangulaire filante) et sa rigidité;
- La nature du sol (cohérent ou pulvérulent)

Chapitre IV : Mise en œuvre de réseaux de neurones pour l'évaluation de capacité portante des fondations superficielles

- les caractéristiques du sol (coefficient de Poisson, module d'élasticité, poids volumique etc.);
- la charge appliquée, etc.

Dans le cadre de ce travail, nous avons limité l'étude du problème de tassement des fondations superficielle au cas des semelles carrées rigides reposant sur un sol pulvérulent.

Pour cela on a adopté les paramètres suivants :

- la résistance de pointe moyenne $q_{c (moy)}$ sur un intervalle de $[D ; D + 1.5B]$;
- largeur de la semelle (B) ;
- le rapport de tassement (s/B) ;
- la contrainte moyenne (q) sous la base de la semelle.

La base de données utilisée dans ce modèle de réseaux de neurones comporte 103 cas tirés à partir des résultats d'essais de pénétromètre statique et d'essais de chargement statique sur des semelles en vraie grandeur. Ces essais ont été effectués sur des sols sableux et sablo-limoneux.

Tableau 4.1 : Description générale de la base de données

N°	Site	Type de sol	GWD* (m)	B (m)	D (m)	$q_{c \text{ moy}}$ (bar)	Sources
1	fittja, Sweden	sable	1.5	0.55	0.4	32	[36]
2				1.6	0.8	32	
3				2.3	1.1	32	
4	Grabo T2C, Sweden	sable	>5	0.63	0	38.6	[36]
5	Grabo T3C, Sweden	sable	>5	0.8	0	28.7	[36]
6	labenne, France	sable de dune	3	0.7	0	40.1	[36] [5]
7	Texas A&M, USA	sable, sable limoneux	4.9	1	0.71	72.5	[21]
8				1.5	0.76	65	
9				2.5	0.76	64	
10				3	0.89	50	
11				3	0.76	72.5	
12	Turky	sable, sable limoneux	2	2.1	1.5	75.4	[38]

GWD* : Niveau de la nappe d'eau

Les résultats d'essais de chargement statique sont présentés dans la figure 4.1 sous forme des courbes de tassement.

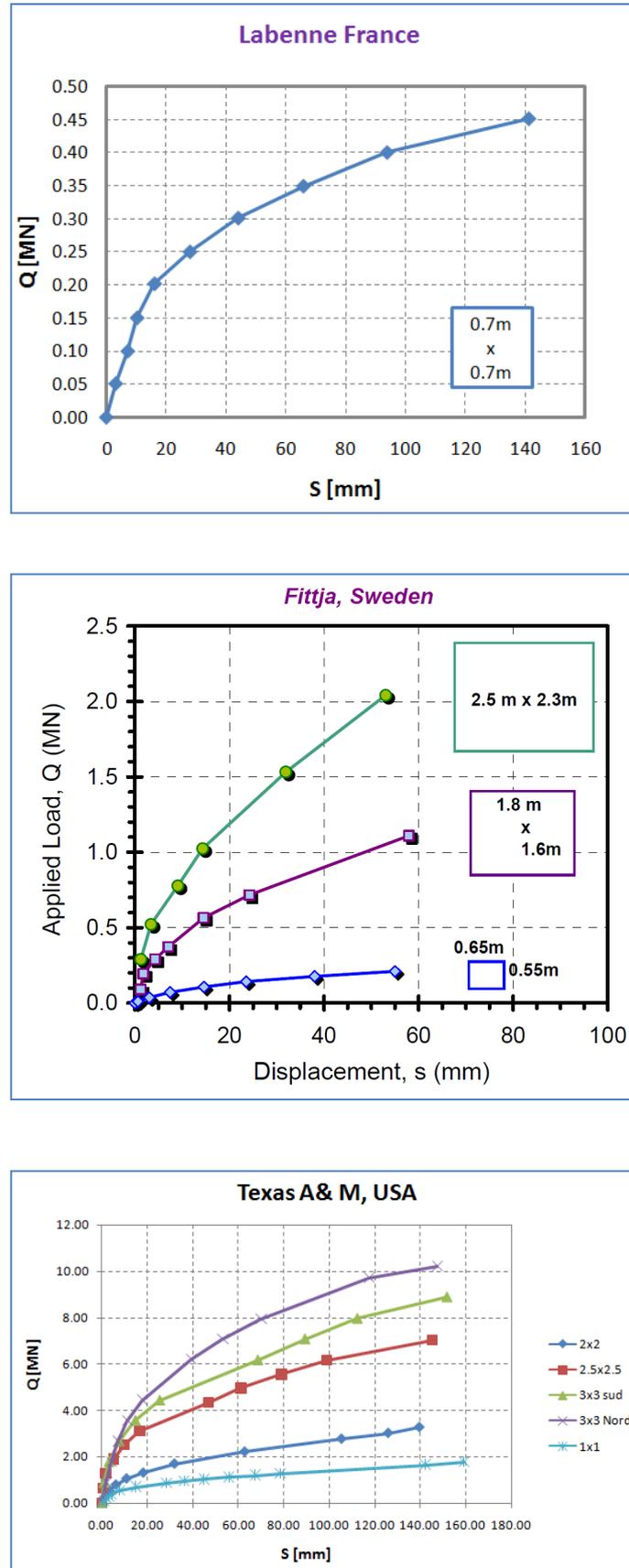


Figure 4.1 : courbes de tassement des fondations

Afin de s'assurer de la capacité de généralisation du RNA et donc de sa performance, la base de données expérimentales est divisée en trois parties :

- Base d'apprentissage (65 cas) : dédiée à l'optimisation des poids
- Base de test (15 cas) : dédiée au contrôle en vue d'autoriser la fin de l'apprentissage
- Base de validation (23 cas) : test de la pertinence du RNA sur des données inconnues

4. ARCHITECTURE DU RESEAU

Il n'existe pas de résultat théorique permettant de déterminer a priori la complexité souhaitable pour construire un RNA, il faut donc nécessairement mettre en œuvre une procédure numérique de sélection de modèle.

Nous rappelons que, avec les propriétés de la fonction de transfert utilisée, l'utilisation de RNA d'une seule couche cachée est suffisante pour approcher n'importe quelle fonction non linéaire [39]. Par conséquent, nous proposons dans cette étude un modèle neuronal de type perceptron multicouches (MPC), il est constitué d'une couche d'entrées, une couche cachée et une seule sortie. Le nombre de neurones de la couche cachée n'est pas fixé à priori. Il est déterminé pendant l'apprentissage.

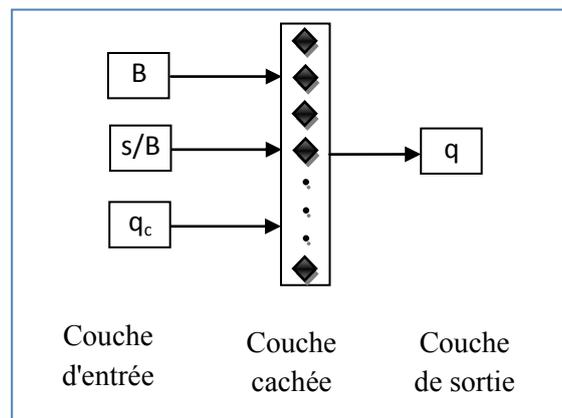


Figure 4.2 : Architecture du PMC

5. OPTIMISATION DE L'ARCHITECTURE DU RNA

Le variable d'optimisation est le nombre de neurones en couche cachée, qui permet d'augmenter le nombre de paramètres internes du réseau, et donc le caractère non linéaire du modèle. Les performances des RNA testés sont évaluées sur la base de deux critères qui sont :

- Le coefficient de corrélation (R).

$$R = \frac{\sum(T - \bar{T})(S - \bar{S})}{\sqrt{\sum(T - \bar{T})^2} \times \sqrt{\sum(S - \bar{S})^2}} \quad (4-1)$$

- L'erreur quadratique moyenne (EQM).

$$EQM = \frac{1}{N} \sum (T - \bar{S})^2 \quad (4-2)$$

Où :

T : la sortie désirée

S : la sortie du réseau

\bar{T} : la moyenne des sorties désirées

\bar{S} : la moyenne des sorties RNA

Afin de montrer l'efficacité du réseau de neurones, plusieurs modèles ont été réalisés. Les erreurs quadratiques moyennes EQM et les coefficients de corrélation R sont présentés dans les figures 4.3 et 4.4 respectivement :

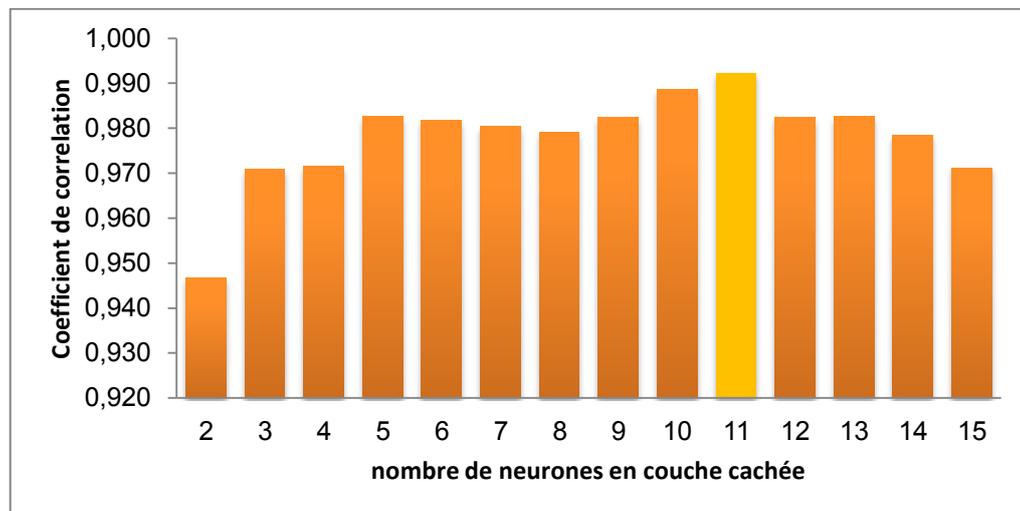


Figure 4.3 : Variation du coefficient de corrélation pour une structure de RNA

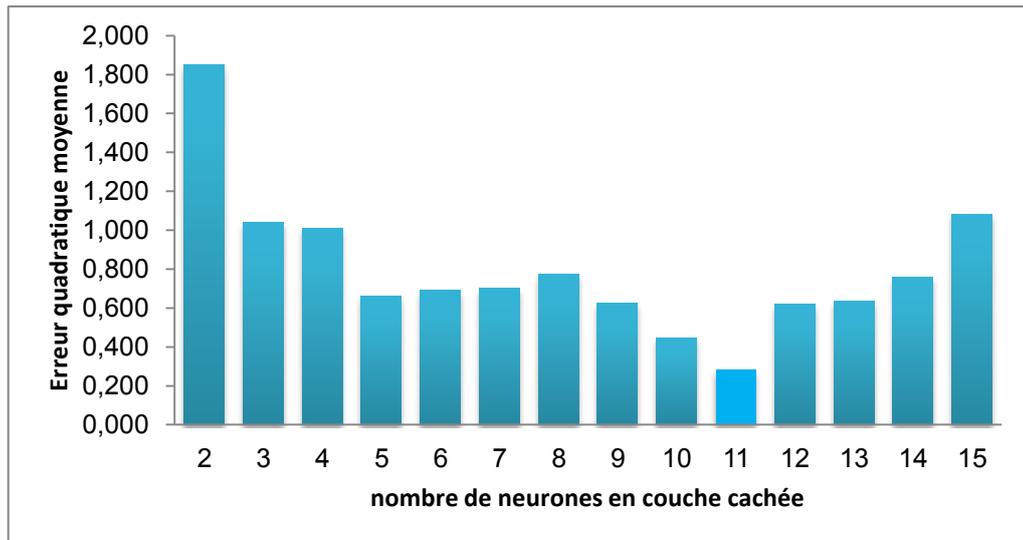


Figure 4.4 : Variation de l'erreur quadratique moyenne pour une structure de RNA

L'évolution du coefficient de corrélation (R) en fonction du nombre de neurones en couche cachée est présentée sur la figure 4.3. Cette figure montre que le coefficient de corrélation est supérieur à 94%, quand il existe au moins deux neurones en couche cachée, et atteint la valeur maximale 99 % pour une structure de 11 neurones.

D'après la figure 4.4, on peut constater également que la valeur minimale de l'erreur quadratique moyenne EQM mesurée sur les bases d'apprentissage, de test et de validation est correspondante à 11 neurones.

En résumé, l'architecture du RNA adoptée dans cette étude est composée de trois couches (figure 4.5) :

- Couche d'entrée de 3 neurones : largeur de la semelle B, le rapport de tassement s/B et la résistance de pointe q_c ;
- Couche cachée de 11 neurones
- Couche de sortie d'un seul neurone : la charge par unité de surface q

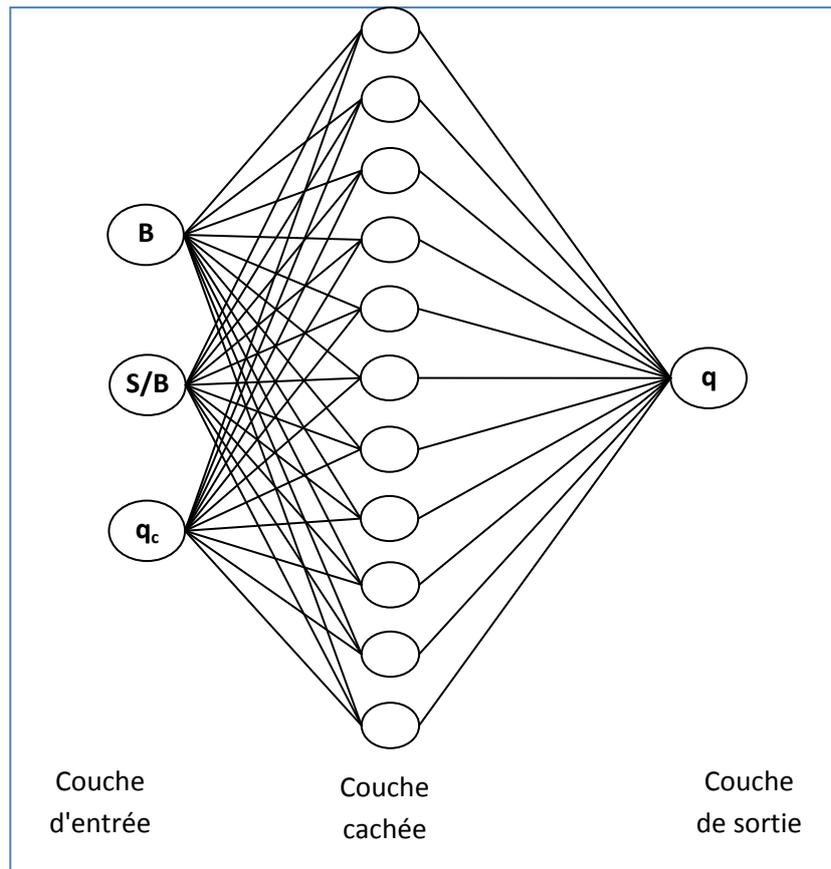


Figure 4.5 : Architecture de RNA adoptée

6. FONCTIONS D'ACTIVATION

La fonction de transfert (ou fonction d'activation) applique une transformation linéaire ou non linéaire aux valeurs sommées. Les RNA peuvent utiliser n'importe quelle fonction différentiable. Après avoir testé plusieurs configurations, on a sélectionné une combinaison de fonctions transfert.

- En couche cachée la fonction d'activation optée est la tangente hyperbolique :

$$f(n) = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}} \quad (4-3)$$

- En couche de sortie est la fonction linéaire :

$$f(n) = n \quad (4-4)$$

7. APPRENTISSAGE

L'apprentissage d'un réseau de neurones, consiste à calculer les coefficients (ou les poids) de telle manière que les sorties du réseau de neurones soient, pour les exemples utilisés lors de l'apprentissage, aussi proches que possible des sorties désirées.

Nous rappelons que, le neurone i calcule une quantité y_i qui est une fonction de son potentiel v_i :

$$y_i = f(v_i) = f\left(\sum_{j=1}^{n_i} w_{ij} \cdot x_j^i\right) \quad (4-5)$$

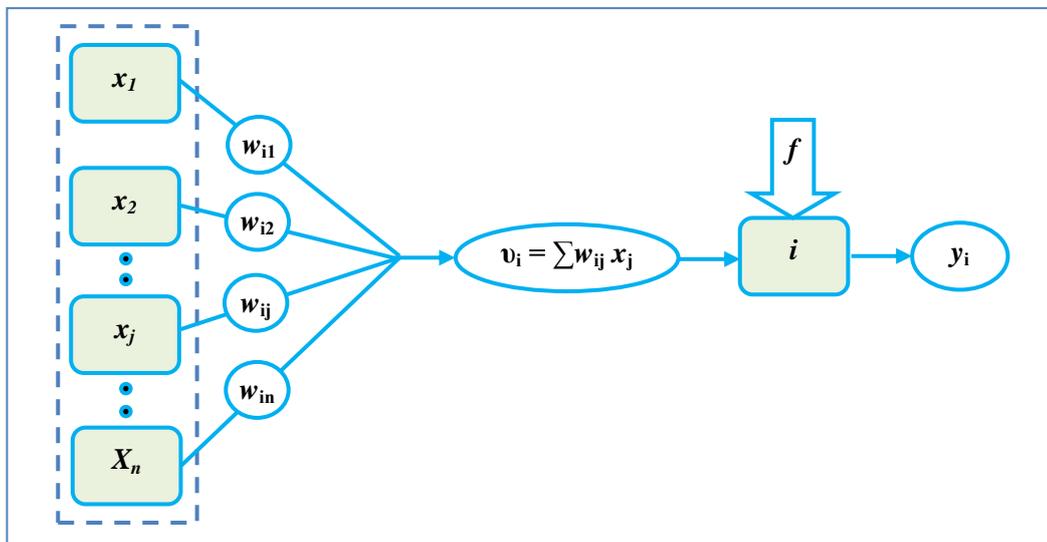


Figure 4.6 : Neurone formel

La plupart des algorithmes d'apprentissage des réseaux de neurones sont des algorithmes d'optimisation. Ils cherchent à minimiser, par des méthodes d'optimisation non linéaire, une fonction de coût qui constitue une mesure de l'écart entre les réponses réelles du réseau et ses réponses désirées. Cette optimisation se fait de manière itérative, en modifiant les poids en fonction du gradient de la fonction de coût J :

$$J(w) = \sum_{k=1}^N (y_k^p - g(x_k, w))^2 = \sum_{k=1}^N \pi(x_k, w) \quad (4-6)$$

Où :

y : est le vecteur de sortie désiré (donné) ;

g : est le vecteur de sortie de réseau (calculé) ;

$\pi(x_k, w)$: est la fonction de perte relative à l'exemple k .

7.1. Évaluation du gradient de la fonction de coût

L'évaluation du gradient de la fonction du coût a été effectuée à l'aide de l'algorithme *rétropropagation* qui consiste essentiellement en l'application répétée de la règle des dérivées composées.

$$\left(\frac{\partial \pi(x_k, w)}{\partial w_{ij}} \right)_{x=x_k} = \left(\frac{\partial \pi(x_k, w)}{\partial v_i} \right)_{x=x_k} \left(\frac{\partial v_i}{\partial w_{ij}} \right)_{x=x_k} = \delta_i^k x_{j,k}^i \quad (4-7)$$

Où :

v_i : est le potentiel du neurone i , tel que :

$$v_i = \sum_j w_{ij} \cdot x_{j,k}^i \quad (4-8)$$

$x_{j,k}^i$: Valeurs d'entrée du neurone i

w_{ij} : poids entre les neurones i et j

$\left(\frac{\partial \pi(x_k, w)}{\partial v_i} \right)_{x=x_k} = \delta_i^k$: désigne la valeur du gradient de la fonction de perte par rapport au potentiel du neurone i lorsque les valeurs des variables du réseau sont celles qui correspondent à l'exemple k ;

$\left(\frac{\partial v_i}{\partial w_{ij}} \right)_{x=x_k} = x_{j,k}^i$: désigne la valeur de la dérivée partielle du potentiel du neurone i par rapport au paramètre w_{ij} lorsque les variables du réseau sont celles qui correspondent à l'exemple k , c.-à-d. il est la valeur de la variable j du neurone i lorsque les variables du réseau sont celles qui correspondent à l'exemple k .

Cette dernière quantité est entièrement calculable puisque, on commence l'entraînement par un choix aléatoire des vecteurs initiaux du poids, qui sont ensuite modifiés selon les algorithmes.

Les quantités $x_{j,k}^i$ sont donc connues. Il reste donc à évaluer les quantités de δ_i^k qui peuvent être calculées d'une manière récursive en menant les calculs depuis la sortie du réseau vers ses entrées :

- Couche de sortie :

$$\begin{aligned} \delta_s^k &= \left(\frac{\partial \pi(x_k, w)}{\partial v_s} \right)_{x=x_k} = \left(\frac{\partial}{\partial v_s} \left[\left(y_k^p - g(x_k, w) \right)^2 \right] \right)_{x=x_k} \\ &= -2 \left(y_k^p - g(x_k, w) \right) \left(\frac{\partial g(x_k, w)}{\partial v_s} \right)_{x=x_k} \end{aligned} \quad (4-9)$$

Or, la prédiction du modèle est le résultat du calcul du neurone de sortie, dans ce cas la fonction g désigne la fonction d'activation du neurone de sortie : $g(x_k, w) = g(v_s)$. Comme nous l'avons défini précédemment, la fonction d'activation du neurone de sortie est une fonction linéaire $g(x) = x$, sa dérivée est égale à l'unité; d'où l'expression du gradient de la fonction de perte par rapport au potentiel du neurone de la sortie se réduit à :

$$\delta_s^k = -2 \left(y_k^p - g(x_k, w) \right) = -2 \mathbf{e}_k \quad (4-10)$$

- Couche cachée

Pour un neurone c dans la couche cachée, la fonction de coût ne dépend du potentiel du neurone c que par le potentiel du neurone de la sortie. Donc, l'expression du gradient de la fonction de perte par rapport au potentiel du neurone c , s'écrit comme suit :

$$\delta_c^k = \left(\frac{\partial \pi(x_k, w)}{\partial v_c} \right)_{x=x_k} = \left(\frac{\partial \pi(x_k, w)}{\partial v_s} \right)_{x=x_k} \left(\frac{\partial v_s}{\partial v_c} \right)_{x=x_k} = \delta_s^k \cdot \left(\frac{\partial v_s}{\partial v_c} \right)_{x=x_k} \quad (4-11)$$

Le potentiel du neurone de la sortie du réseau s'écrit :

$$v_s = \sum_c w_{sc} \cdot x_{c,k}^s = \sum_c w_{sc} \cdot f(v_c^k) \quad (4-12)$$

D'où la dérivée du potentiel du neurone de la sortie :

$$\frac{\partial v_s}{\partial v_c} = w_{sc} \cdot f'(v_c^k) \quad (4-13)$$

c : désigne l'indice de neurones en couche cachée, dans notre cas, c varie de 1 à 11 ;

f : la fonction d'activation dans la couche cachée, qui est définie dans le paragraphe précédent par la fonction tangente hyperbolique. La dérivée de la fonction f est :

$$f'(x) = th'(x) = 1 - th^2(x) \quad (4-14)$$

Donc, le gradient de la fonction de perte par rapport au potentiel d'un neurone caché s'écrit:

$$\delta_c^k = -2e_k \cdot w_{sc} \cdot (1 - th^2(x)) \quad (4-15)$$

- Couche d'entrée

On procède de la même manière que pour la couche cachée. Le gradient du neurone e dans la couche d'entrée est défini par l'équation suivante :

$$\delta_e^k = \left(\frac{\partial \pi(x_k, w)}{\partial v_e} \right)_{x=x_k} = \sum_c \left(\frac{\partial \pi(x_k, w)}{\partial v_c} \right)_{x=x_k} \left(\frac{\partial v_c}{\partial v_e} \right)_{x=x_k} = \sum_c \delta_c^k \cdot \left(\frac{\partial v_c}{\partial v_e} \right)_{x=x_k} \quad (4-16)$$

$$v_c = \sum_e w_{ce} \cdot x_{e,k}^c \quad (4-17)$$

Le potentiel du neurone e est égal au paramètre d'entrée c -à- d : $v_e = x_{e,k}$

$$\frac{\partial v_c}{\partial v_e} = \frac{\partial v_c}{\partial x_{e,k}} = w_{ce} \quad (4-18)$$

On obtient donc la relation de gradient de la fonction de perte par rapport au potentiel d'un neurone appartenant à la couche d'entrée par l'équation :

$$\delta_e^k = \sum_c \delta_c^k \cdot w_{ce} \quad (4-19)$$

On calcule le gradient de la fonction de perte par rapport au poids des neurones par la formule (4-6) puis on fait la somme des gradients des fonctions de perte pour obtenir le gradient de la fonction de coût :

$$\frac{\partial J(w)}{\partial w_{ij}} = \sum_{k=1}^N \frac{\partial \pi(x_k, w)}{\partial w_{ij}} \quad (4-20)$$

7.2. Modification des paramètres

Après l'évaluation du gradient de la fonction de coût par rapport aux paramètres du modèle, à chaque itération du processus d'apprentissage, on effectue une modification des paramètres, afin d'approcher un minimum de la fonction de coût. Plusieurs algorithmes de minimisation itérative des paramètres du modèle peuvent être mis en œuvre, parmi lesquels on note : la méthode du gradient simple, l'algorithme de BFGS, l'algorithme de Levenberg-Marquardt, etc.

Dans le cadre de cette étude, l'algorithme de Levenberg-Marquardt a été appliqué car il offre l'avantage d'une réduction du temps de calcul, les erreurs étant du même ordre de grandeur que celles produites par les autres algorithmes (descente de gradient, BFGS).

L'algorithme de Levenberg-Marquardt consiste à modifier les paramètres, à l'itération i , par la relation :

$$w(i) = w(i - 1) - [H(w(i - 1)) + \mu_i I]^{-1} \nabla J(w(i - 1)) \quad (4-21)$$

Où : μ_i est appelé pas du gradient ou pas d'apprentissage, H est la matrice Hessienne et I est la matrice identité.

L'expression exacte de la matrice Hessienne de la fonction de coût total $J(w)$ est donnée par la l'équation 4-22 :

$$H(w(i)) = \sum_{k=1}^N \left(\frac{\partial e_k}{\partial w} \right)_{w=w(i)} \left(\frac{\partial e_k}{\partial w} \right)_{w=w(i)}^T + \sum_{k=1}^N \left(\frac{\partial^2 e_k}{\partial w \partial w^T} \right)_{w=w(i)} e_k \quad (4-22)$$

Avec : $e_k = y_k^p - g(x_k, w)$

y : est le vecteur de sortie désiré (donné) ;

g : est le vecteur de sortie de réseau (calculé) ;

7.3. Résultats d'apprentissage

Le tableau 4.2 présente les poids des neurones w_{ce} de la couche d'entrée qui comporte les paramètres B, s/B et q_c (c -à- d : la connexion entre les neurones de la couche d'entrée et les neurones de la couche cachée) et les poids des neurones cachées w_{cs} (c -à- d : la connexion entre les neurones de la couche cachée et les neurones de la couche de sortie)

Tableau 4.2 : Poids des neurones

N° Neurone cachée	Poids entrée-cachée w_{ce}			Poids cachés-sortie w_{cs}
	B	s/B	q_c	
1	2.9254	1.6721	0.3400	-0.4937
2	-0.6789	-4.3497	3.7625	0.0578
3	3.1489	1.0730	-5.3637	0.8698
4	-3.5994	2.9729	-3.6016	0.2304
5	-0.5279	-0.5924	-3.1145	-0.4996
6	4.5985	-2.4751	1.0959	-0.1945
7	-1.7715	-0.1580	3.5400	1.1280
8	-3.7078	4.0216	-0.4274	-0.1921
9	-0.4409	3.7747	-0.2285	1.9207
10	-7.6276	-3.4607	3.1665	-0.1725
11	0.8788	-0.6353	-2.4134	0.3846

Le vecteur de biais de la couche cachée :

-3.9509
 -2.5551
 6.7596
 2.4469
 -0.5591
 2.5327
 -4.0094
 -4.0124
 4.5980
 -7.4136
 -4.5002

La valeur de biais de la couche de sortie : -2.3393

8. RESULTATS

La figure 4.7 illustre la corrélation entre la charge mesurée et celle prédite par RNA pour la base d'apprentissage. La corrélation est très bonne avec un coefficient de corrélation (R) égal à 0.9978 (coefficient de détermination : $R^2 = 0.9956$) et une erreur quadratique moyenne (EQM) égale à 0.0766, sur les 65 cas de chargement des semelles.

La corrélation entre la charge mesurée et celle prédite par RNA concernant la base de test est présentée sur la figure 4.8. Sur les 15 exemples, l'erreur quadratique moyenne (EQM) est de 0.2928 et le coefficient de corrélation (R) atteint 0.9821 (coefficient de détermination : $R^2 = 0.9645$)

La figure 4.9 présente la corrélation concernant la base de validation. Sur les 23 cas de chargement des semelles, l'erreur quadratique moyenne (EQM) atteint 0.8352 et le coefficient de corrélation (R) égale 0.9784 (coefficient de détermination : $R^2 = 0.9573$).

La figure 4.9 présente un graphe de synthèse pour l'ensemble des trois bases. Ces résultats affirment donc les qualités du modèle de réseau de neurone.

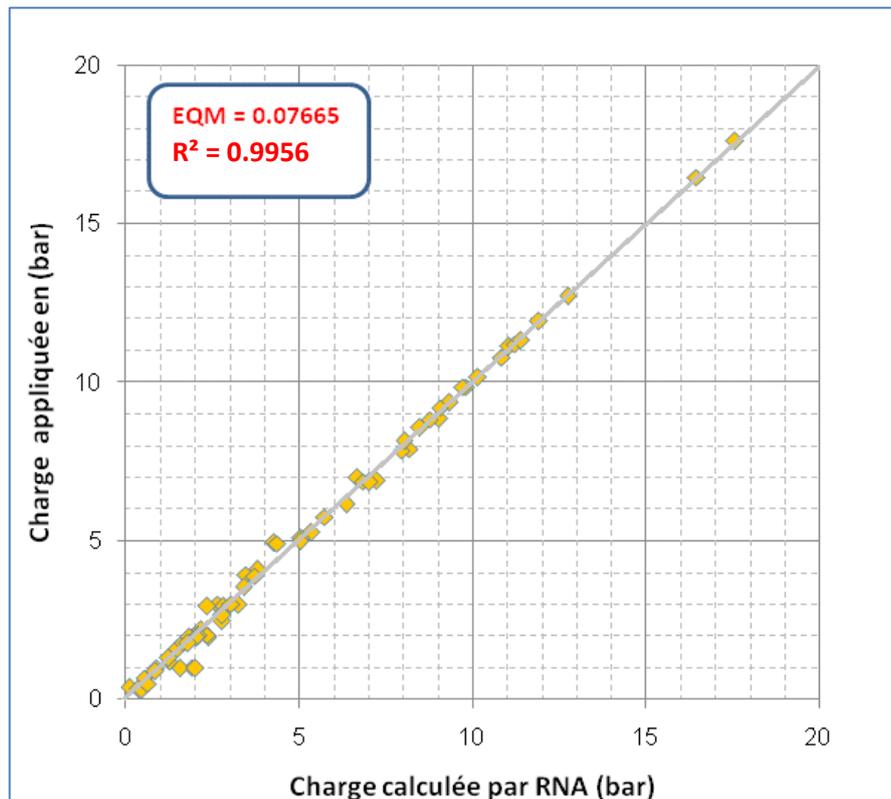


Figure 4.7 : *Corrélation entre la charge appliquée et la charge prédite par RNA sur la base d'apprentissage*

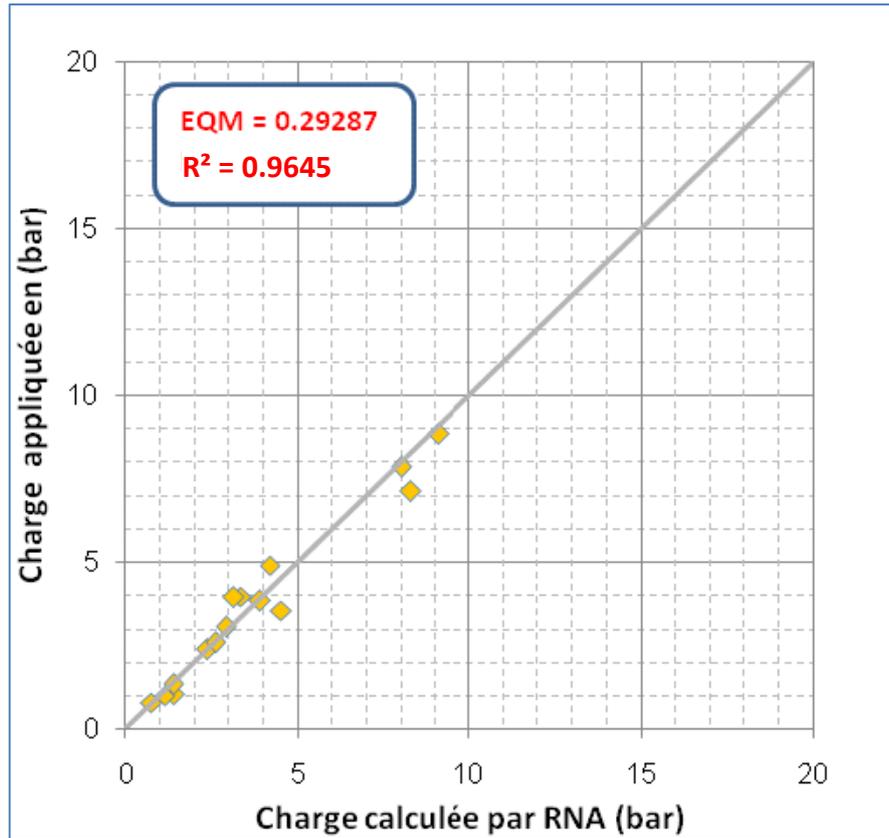


Figure 4.8 : Corrélation entre la charge appliquée et la charge prédite par RNA sur la base de test

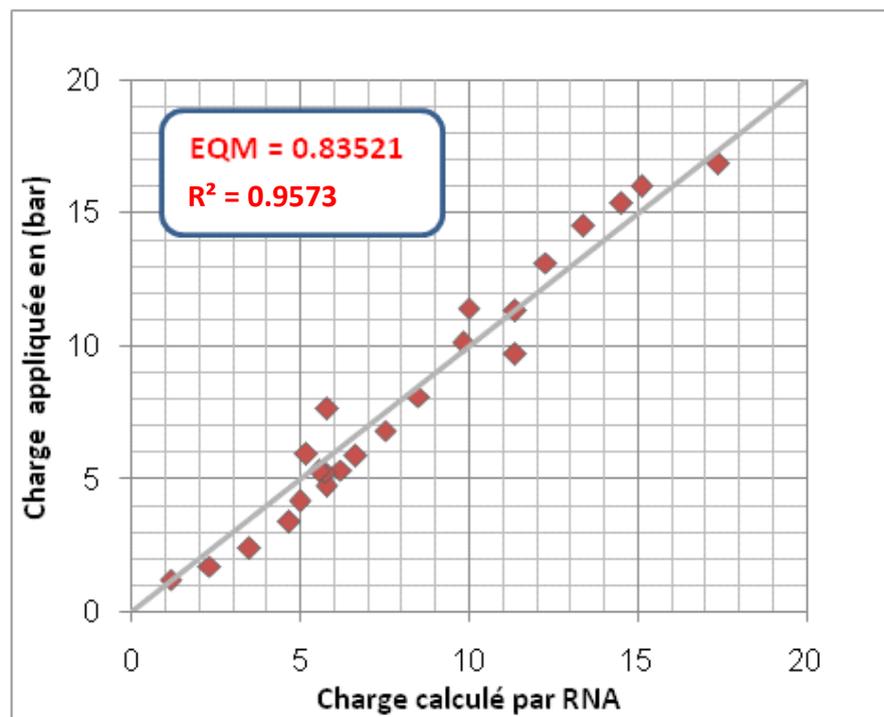


Figure 4.9 : Corrélation entre la charge appliquée et la charge prédite par RNA sur la base validation

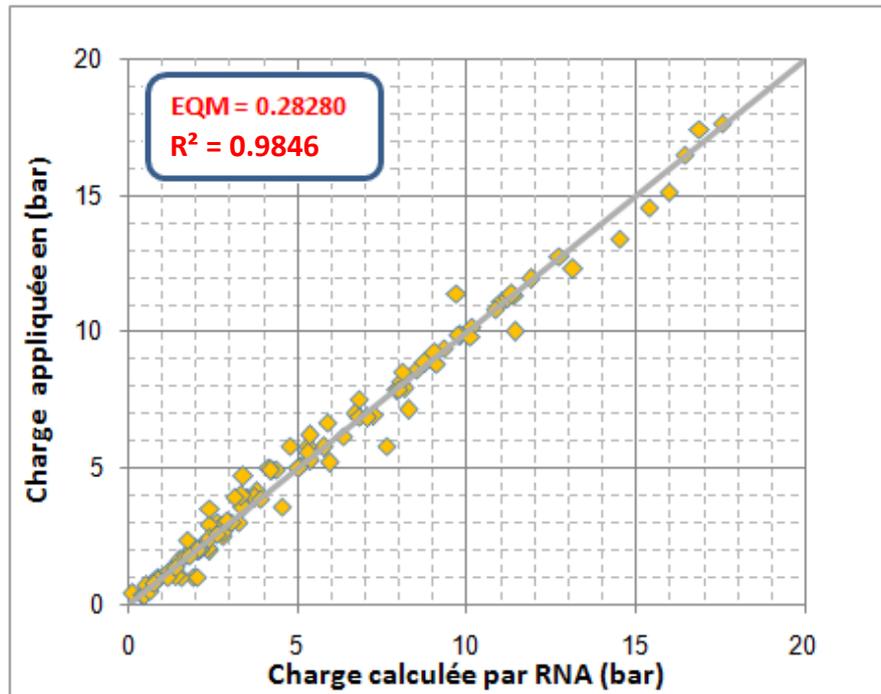
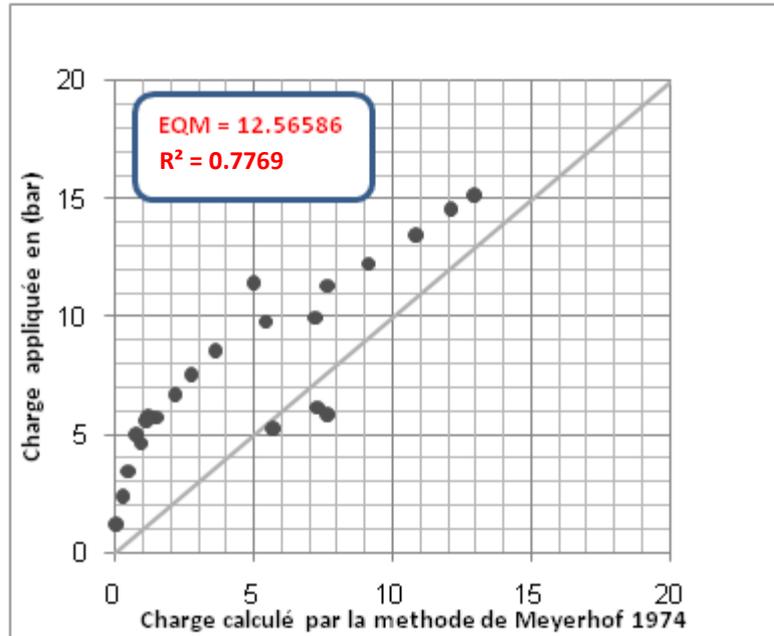


Figure 4.10 : Corrélation entre la charge appliquée et la charge prédite par RNA sur toute la base

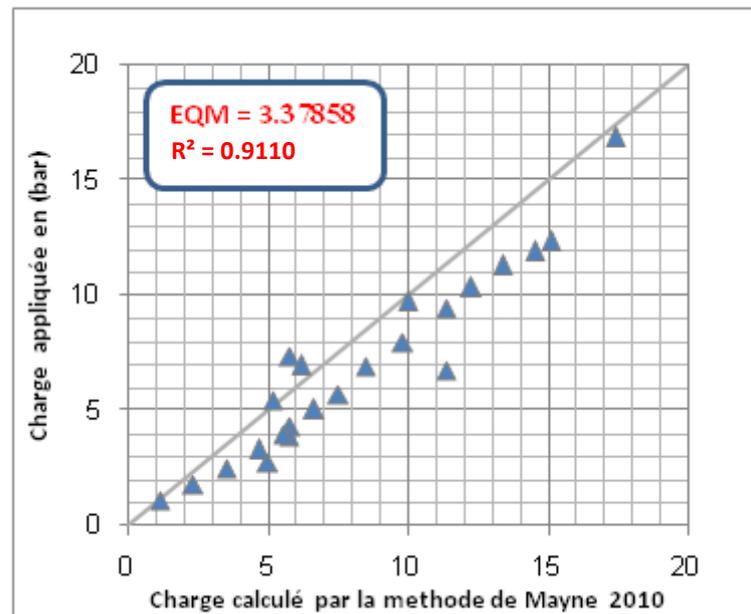
9. EVALUATION DE RNA PAR RAPPORT AUX AUTRES METHODES

Dans cette section, on évalue la performance du modèle conçu par RNA par rapport aux méthodes classiques d'interprétation de l'essai de pénétromètre statique en termes de tassement de fondation superficielle. Nous faisons la comparaison sur la base de validation car cette dernière n'a pas servi au développement du réseau de neurone.

Parmi les méthodes de calcul de tassement qui ont été examinées au chapitre précédent, on utilisera la méthode de Meyerhof (1974) et la méthode de Mayen et Illingsworth (2010). Les corrélations entre la charge mesurée et la charge calculée par ces méthodes sont illustrées par la figure 4.11.



a) méthode de Meyerhof



b) méthode de Mayne 2010

Figure 4.11 : Corrélation entre la charge mesurée et la charge calculé sur la base de validation (a)méthode de Meyerhof (b) méthode de Mayne

Tableau 4.3 : Comparaison entre le RNA et les méthodes de Meyerhof 1974 et Mayne 2010 pour la base de validation

	RNA	Mayne	Meyerhof
EQM	0.83521	3.37858	12.56586
R²	0.3759	0.3119	0.5573

D'après le tableau 4.3, les résultats du modèle de réseau de neurone s'avèrent meilleurs que ceux des méthodes de Meyerhof 1974 et de Mayne 2010, pour les données de la base de validation. Le RNA a une erreur quadratique moyenne plus petite, et un coefficient de détermination plus grand par rapport aux autres méthodes.

Afin de bien visualiser la performance de RNA, la figure 9.12 présente la courbe de tassement mesurée d'une semelle carrée de largeur $B=1.5\text{m}$ avec les courbes déterminées par RNA, Meyerhof 1974 et Mayne 2010. On constate que le RNA approche le mieux les résultats mesurés expérimentalement.

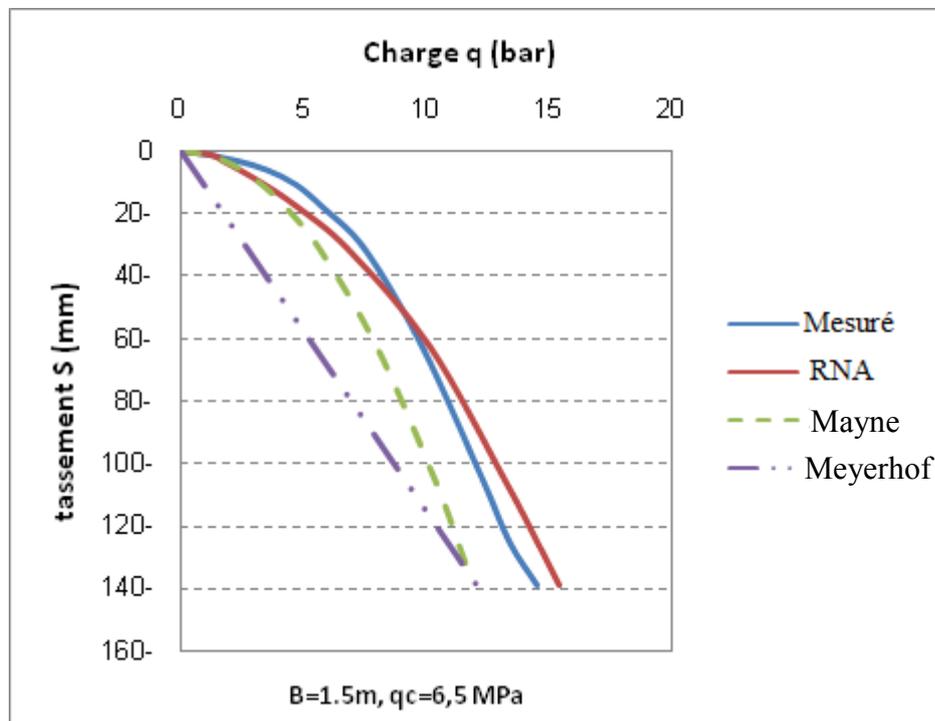


Figure 4.12 : Comparaison entre le modèle de RNA et les méthodes de Meyerhof et de Mayne pour une semelle de 1.5m de largeur.

En prenant comme méthode empirique celle de Mayne qui est la plus précise on s'aperçoit que La formule de Mayne est obtenue à partir de 30 essais de chargement statique et de 337 cas de chargement. D'autre part le modèle neuronal est développé à partir de 12 essais de chargement statique et de 103 cas de chargement (Tableau 4.4).

Tableau 4.4 : Comparaison de performance entre le RNA et la méthode Mayne 2010.

	RNA	Mayne
Nombre d'essais	12	30
Nombre des cas	103	337
EQM	0.83521	3.37858

D'après le tableau 4.4, les données utilisées pour le modèle de RNA est presque le 1/3 des données de Mayne alors que l'EQM est divisé par 4 ce qui démontre l'efficacité de l'approche de modélisation par RNA.

Le domaine d'application du modèle neuronal développé est restreint par les limites extrêmes de chaque variable. Ceci correspond au domaine de validité du modèle neuronal. Les bornes retenues pour chaque variable sont présentées dans le tableau 4.5. L'introduction d'une base de données correspondant à des domaines plus larges permettrait d'augmenter le champ d'intervention du RNA.

Tableau 4.5 : Domaine de variations des paramètres du RNA développé.

	B (m)	qc (MPa)	s/B (%)	q (MPa)
Min	0.55	2.87	0	0.030865
Max	3.00	7.54	20	1.760390

10. DEVELOPPEMENT D'UNE INTERFACE GRAPHIQUE

A partir de ce modèle, une interface graphique a été développée à l'aide du logiciel MATLAB. Par cette interface, on peut calculer la capacité portante ultime correspondant à un tassement égal à 10% de la largeur de la semelle. La capacité portante admissible est affichée après que l'utilisateur ait donné le coefficient de sécurité et le tassement admissible de la structure. Il est possible d'afficher la courbe de tassement avec la détermination de la contrainte moyenne sous la semelle pour n'importe quelle valeur de tassement. La figure 4.13 présente l'interface développée.

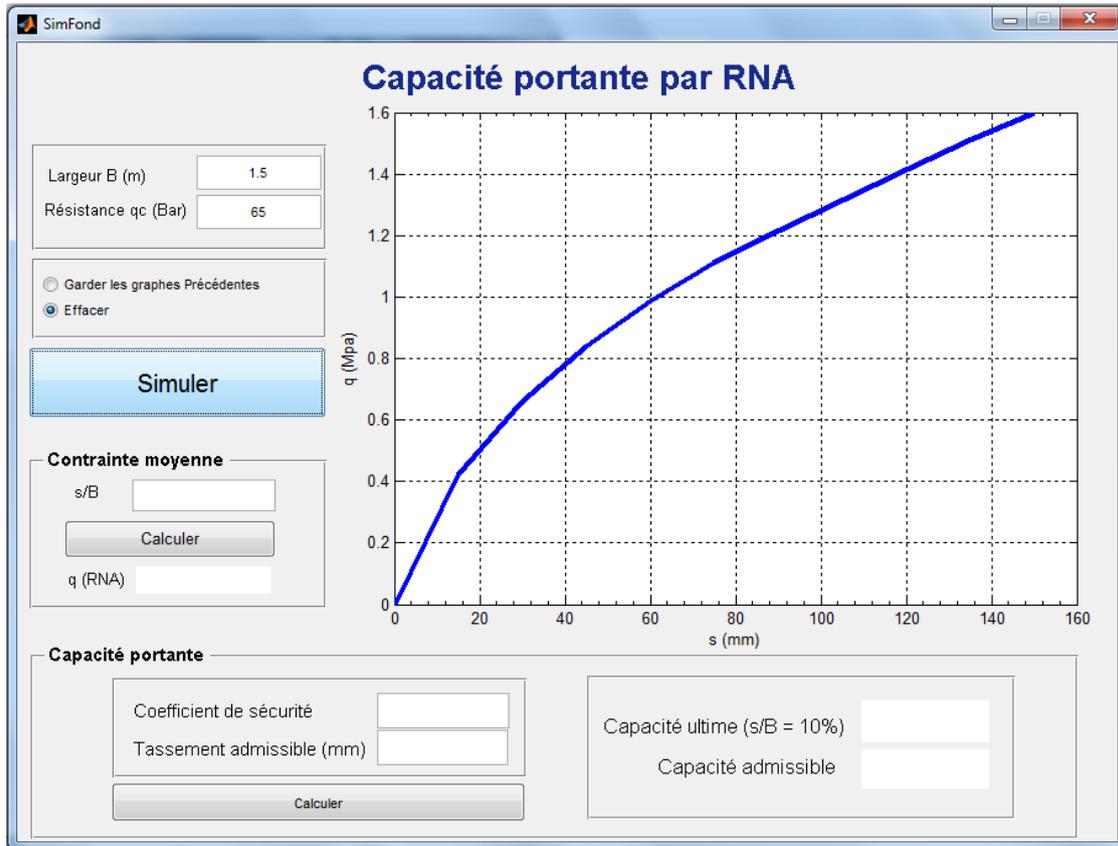


Figure 4.13 : Interface graphique du modèle neuronal.

11. CONCLUSION

Nous avons présenté au cours de ce chapitre, une modélisation par réseaux de neurones pour simuler l'essai de chargement statique de fondation superficielle sur sols pulvérulents. Il permet de prédire la relation entre le chargement et le tassement du sol en se basant sur les résultats de l'essai de pénétromètre statique en terme de résistance de pointe.

La base de données a été collectée à partir de la littérature, elle a été partagée en trois bases. La performance du RNA a été calculée dans un premier temps sur des exemples didactiques constituant la base d'apprentissage et la base de test, ensuite sur des données inconnues pour lui, constituant la base de validation.

Des résultats tout à fait satisfaisants ont été obtenus et montrent clairement, notamment sur la base de validation, que le modèle développé peut prédire la charge qui provoque un tassement donné dans une fondation superficielle avec une bonne précision. Les résultats démontrent aussi que le RNA est plus performant que les méthodes classiques de Meyerhof et Mayne.

CONCLUSION GENERALE

CONCLUSION GENERALE

L'objectif principal de ce mémoire a été de réaliser un système d'aide à l'interprétation de l'essai de pénétromètre statique afin d'estimer la capacité portante des fondations superficielles. Pour cela, une base de données contenant des résultats d'essais issus de la littérature a été compilée. Elle est constituée essentiellement par les résultats de chargement statique des semelles en vraies grandeurs et ceux d'essais de pénétromètre statique. Ces essais ont été effectués sur des sols pulvérulents dans différents sites.

Ce travail a été entrepris selon une approche de modélisation statistique basée sur le concept des RNA. Les facteurs employés dans ce modèle sont la largeur de la semelle, la résistance de pointe de pénétromètre statique et le rapport du tassement à la largeur de la semelle. En sortie, ce modèle donne la pression moyenne sous la base de la fondation.

Le modèle développé ainsi permet de prédire la charge qui provoque un tassement donné dans une fondation superficielle avec une bien meilleure précision que les méthodes de calcul manuel. Mais le domaine d'application de ce modèle est restreint par le champ de variation autorisé pour chaque variable. Dans ce domaine, les résultats obtenus démontrent que le RNA est plus performant et plus efficace que les méthodes classiques d'interprétation de CPT, avec l'utilisation du 1/3 des données d'une méthode classique, on a une précision 4 fois meilleure.

Nous préconisons donc de s'appuyer sur un RNA pour estimer la capacité portante admissible (ou le taux de travail) d'une fondation superficielle par la détermination de la charge ultime correspondant au tassement ultime (généralement pris égal à 10% de la largeur de la semelle). Cette charge doit être réduite par un coefficient de sécurité avant d'être comparée à la charge correspondant au tassement admissible. Une

interface graphique a été développée à l'aide du logiciel MATLAB pour réaliser ces opérations.

Cette expérience du RNA s'avère suffisamment concluante pour recommander d'enrichir ce modèle en introduisant d'autres cas issus de la littérature ou de dossiers d'études afin de pouvoir étendre le domaine d'application. Il serait aussi intéressant de faire le même travail en utilisant une base de données qui contienne d'autres formes de semelle (circulaire, rectangulaire et filante) et différents types de sols.

L'essai de CPT est très utilisé dans la pratique de la géotechnique pour la détermination de la lithologie du sol, nous proposons d'envisager la combinaison entre le RNA avec la classification des sols par l'essai de CPT.

D'une manière plus générale cette approche pourrait aussi s'appliquer à d'autres essais de reconnaissance géotechnique. Le RNA constituerait ainsi un modèle dynamique qui pourrait s'affiner avec le temps à mesure que l'on enrichirait sa base de nouveaux cas.

BIBLIOGRAPHIE

BIBLIOGRAPHIE

- [1] A. Benamar, "Reconstitution de sols argileux en laboratoire, pp 425-432", SESSION V : Innovation en génie civil - génie côtier.
- [2] A. Eslami and M. Gholami, "Analytical model for the ultimate bearing capacity of foundations from cone resistance", Scientia Iranica, Vol.13, No.3, pp223-233, 2006.
- [3] Adjal Leila, "Conception d'un outil d'aide pour l'analyse des resultats des essais geotechniques in situ", Mémoire de Magister, Ecole Nationale Polytechnique d'Alger, 2011
- [4] Ahmadi, Mohammad Mehdi, "Analysis of cone tip resistance in sand", Thèse de doctorat, The University of British Columbia, 2000
- [5] Amr Farouk Elhakim, "Evaluation of shallow foundation displacements using soil small-strain stiffness ", Thèse de doctorat, Georgia Institute of Technology, 2005.
- [6] BENSALID. M. A, " Mesures in-situ des pressions interstitielles – application à la reconnaissance des sols", Thèse de doctorat, Ecole Nationale Des Ponts et Chaussées, 1985.
- [7] Braja M. Das, " Shallow Foundations: Bearing Capacity and Settlement", CRC Press LLC, Florida, 1999.
- [8] Cee-Ing Teh, "An analytical study of the cone penetration test ", Thèse de doctorat, University of Oxford, 1987.
- [9] Claude TOUZET, " Les réseaux de neurones artificiels: Introduction au connexionnisme", Document électronique, 1992.
- [10] DTR-BC 2.331, " Règles de calcul des fondations superficielles ", Ministère de l'habitat et de l'urbanisme, document technique réglementaire, 1991.
- [11] Edwin WASCiHKOWSKI, " L'essai de pénétration statique ", Projet de méthode d'essai N°30, Laboratoire central des ponts et chaussées, 1998.
- [12] Fascicule n° 62 titre V du CCTG, " Règles techniques de conception et de calcul des fondations des ouvrages de génie civil ", Ministère de l'équipement et du logement, Cahier des Clauses Techniques Générales applicables aux marchés publics, France, 1993.
- [13] Fellenius, B.H, "Basics of Foundation Design ", Electronic Edition, <http://www.Fellenius.net>, 346 p, 2009.

- [14] G. Dreyfus, " Les réseaux de neurones", Mécanique Industrielle et Matériaux, N°51, ESPCI Paris, 1998.
- [15] G. Dreyfus, J.-M. Martinez, M. Samuelides, M. B. Gordon, F. Badran, S. Thiria, "Apprentissage statistique : Réseaux de neurones, Cartes topologiques, Machines à vecteurs supports", 3^{ème} édition Eyrolles, Paris, 2008.
- [16] G. Sanglerat, J.Gielly, P.Lareal , C.Chapeau, "le pénétromètre statique et la compressibilité des sols", Série sols et fondations N°92, Institut technique du bâtiment et des travaux publics, 1972.
- [17] Gavin, Kenneth; Adekunle, Abidemi; O'Kelly, Brendan C, "A field investigation of vertical footing response on sand", Proceedings of the ICE - Geotechnical Engineering, 162 (5): 257-267, <http://dx.doi.org/10.1680/geng.2009.162.5.257>, 2009.
- [18] Gérard PHILIPPONNAT, "Fondations et ouvrages en terre", Edition Eyrolles, Paris, 1979.
- [19] J.costet et G.Sanglerat, "Cours pratique de mécanique des sols T1: Plasticité et calcul des tassements", Troisième édition, Dunod, Bordas, Paris, 1981.
- [20] J.costet et G.Sanglerat, "Cours pratique de mécanique des sol T2: calcul des ouvrages". Troisième édition, Dunod, Bordas, Paris, 1983.
- [21] Jean-Louis BRIAUD and Robert GIBBENS, "Large scale load tests and data base of spread footings on sand", Publ. No. FHWA-RD-97-068, Federal Highway Administration, Washington, D.C, 1997.
- [22] John H. Schmertmann, "Guidelines for cone test, performance and design", Publ. No. FHWA-T5-78-209, Federal Highway Administration, Washington, USA, p145, 1978.
- [23] Joseph E. Bowles, RE., S.E, "Foundation analysis and design", 5th ed. McGraw-Hill Companies, Inc. USA, 1997.
- [24] Kriengkai VIRIYAMETANONT, "Reconnaissance physique et géométrique d'éléments en béton armé par radar et réseaux de neurones artificiels", Thèse de doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Toulouse, 2008.
- [25] Kwang Kyun Kim and Rodrigo Salgado, "Interpretation of cone penetration tests in cohesive soils", Joint Transportation Research Program. Paper 264. <http://docs.lib.purdue.edu/jtrp/264> , 2006.
- [26] Lei Wei, "Numerical simulation and field verification of inclined piezocone penetration test in cohesive soils", Thèse de doctorat, Louisiana State University, 2004.
- [27] Lunne, Tom; Robertson, Peter Kay; Powell, John J. M, "Cone Penetration Testing in Geotechnical Practice", 2ed Edition E & FN Spon, 1997.

- [28] M. A. Shahin, M. B. Jaksa, H. R. Maier, "Predicting the Settlement of Shallow Foundations on Cohesionless Soils Using Back-Propagation Neural Networks", Research Report No. R 167, The University of Adelaide, Adelaide, 2000.
- [29] M. A. Shahin, M. B. Jaksa, H. R. Maier, "State of the art of artificial neural networks in geotechnical engineering", EJGE, Bouquet 08, 24p, 2008.
- [30] Mark.H.Beale, Martin T. Hagan, Howard B. Demuth, "Neural Network Toolbox™ User's Guide", MathWorks, Inc, 2010.
- [31] Maurice CASSAN, "Les essais in situ en mécanique des sols 1. Réalisation et interprétation" 2^{ème} édition Eyrolles, Paris, 1988.
- [32] Mohamed A. Shahin, Mark B. Jaksa and Holger R. Maier, "Artificial neural network applications in geotechnical engineering", Australian Geomechanics, PP 49-62, 2001.
- [33] Mohamed Yessin AMMAR, "Mise en œuvre de réseaux de neurones pour la modélisation de cinétiques réactionnelles en vue de la transposition batch/continu", Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique De Toulouse, 2007.
- [34] Naresh C. Samtani, Edward A. Nowatzki, "soils and foundations: Reference Manual – Volume II", Publ. No. FHWA-NHI-06-089, Federal Highway Administration, Washington, p594, 2006.
- [35] P. K. Robertson, K.L. Cabal, "Guide to Cone Penetration Testing For Geotechnical Engineering". Gregg Drilling & Testing, Inc, 2010.
- [36] P.W. Mayne and F. Illingworth, "Direct CPT method for footing response in sands using a database approach", 2nd International Symposium on Cone Penetration Testing, Huntington Beach, CA, USA, 2010.
- [37] Rafal Filip Obrzud, "Numerical Modeling and Neural Networks to Identify Constitutive Parameters from In Situ Tests", Thèse de doctorat, École Polytechnique Fédérale de Lausanne, 2009.
- [38] Rasin Düzceer, "Observed and predicted settlement of shallow foundation", 2nd International Conference on New Developments in Soil Mechanics and Geotechnical Engineering, Near East University, Nicosia, North Cyprus, 2009.
- [39] Rivals I., Personnaz L. et Dreyfus G. "Modélisation, Classification et Commande par Réseaux de Neurones : Principes fondamentaux, Méthodologie de Conception et Illustrations Industrielles", les réseaux de neurones pour la modélisation et la conduite des procédés, J.-P. Corriou, Lavoisier Technique et Documentation, Paris. pp. 42.
- [40] Robertson P.K, Campanella R.G, "Interpretation of cone penetration tests", Canadian Geotechnical Journal, vol 20, N 4, 1983.
- [41] Roger FRANK, "Fondations superficielles", Techniques de l'Ingénieur, traité Construction C 246, 1998.

[42] Samuel AMAR, Jean-François JÉZÉQUEL, "Propriétés mécaniques des sols déterminées en place", Techniques de l'Ingénieur, traité Construction C220, 1998.

[43] SHAHROUR Isam, GOURVÈS Roland, "Reconnaissance des terrains in situ".
Hermès Science Publications, Paris, 2005.

[44] Van der Berg, P, "Analysis of soil penetration", Thèse de doctorat, Technische Universiteit Delft, 1994.

[45] Yacine OUSSAR, "Réseaux d'ondelettes et réseaux de neurones pour la modélisation statique et dynamique de processus", Thèse de doctorat, Université Pierre et Marie Curie, 1998.

[46] Yohann BÉNÉDIC, "Approche analytique pour l'optimisation de réseaux de neurones artificiels", Thèse de doctorat, Université de Haute-Alsace U.F.R. des Sciences et Techniques, 2007.

Annexe

BASE DE DONNEES

BASE DE DONNEES

1. Base d'apprentissage

N°	Site / Reference	B (m)	L/B	D (m)	q _{c moy} (bar)	s (mm)	Q (MN)	q (bar)
1	Texas A&M, USA	1	1	0.71	72.5	-8	0.5273	5.273
2	Texas A&M, USA	1	1	0.71	72.5	-15	0.6993	6.993
3	Texas A&M, USA	1	1	0.71	72.5	-28	0.8576	8.576
4	Texas A&M, USA	1	1	0.71	72.5	-36	0.9371	9.371
5	Texas A&M, USA	1	1	0.71	72.5	-45	1.0169	10.169
6	Texas A&M, USA	1	1	0.71	72.5	-56	1.1127	11.127
7	Texas A&M, USA	1	1	0.71	72.5	-67	1.1932	11.932
8	Texas A&M, USA	1	1	0.71	72.5	-78	1.2737	12.737
9	Texas A&M, USA	1	1	0.71	72.5	-142	1.6474	16.474
10	Texas A&M, USA	1	1	0.71	72.5	-159	1.7604	17.604
11	Texas A&M, USA	2.5	1	0.76	64	-1	0.63	1.008
12	Texas A&M, USA	2.5	1	0.76	64	-2	1.27	2.032
13	Texas A&M, USA	2.5	1	0.76	64	-5	1.89	3.024
14	Texas A&M, USA	2.5	1	0.76	64	-17	3.09	4.944
15	Texas A&M, USA	2.5	1	0.76	64	-47	4.32	6.912
16	Texas A&M, USA	2.5	1	0.76	64	-61	4.94	7.904
17	Texas A&M, USA	2.5	1	0.76	64	-79	5.54	8.864
18	Texas A&M, USA	2.5	1	0.76	64	-99	6.16	9.856
19	Texas A&M, USA	2.5	1	0.76	64	-145	7.01	11.216
20	Texas A&M, USA	3	1	0.89	50	-1	0.88	0.978
21	Texas A&M, USA	3	1	0.89	50	-3	1.78	1.978
22	Texas A&M, USA	3	1	0.89	50	-7	2.66	2.956
23	Texas A&M, USA	3	1	0.89	50	-68	6.17	6.856
24	Texas A&M, USA	3	1	0.89	50	-89	7.07	7.856
25	Texas A&M, USA	3	1	0.89	50	-112	7.96	8.844
26	Texas A&M, USA	3	1	0.89	50	-152	8.88	9.867
27	Texas A&M, USA	3	1	0.76	72.5	-2	0.88	0.978
28	Texas A&M, USA	3	1	0.76	72.5	-4	1.78	1.978
29	Texas A&M, USA	3	1	0.76	72.5	-7	2.66	2.956
30	Texas A&M, USA	3	1	0.76	72.5	-11	3.56	3.956
31	Texas A&M, USA	3	1	0.76	72.5	-18	4.44	4.933
32	Texas A&M, USA	3	1	0.76	72.5	-39	6.19	6.878
33	Texas A&M, USA	3	1	0.76	72.5	-117	9.72	10.800
34	Texas A&M, USA	3	1	0.76	72.5	-147	10.20	11.333
35	TURKY	2.1	1	1.5	75.4	-1	0.1764	0.400
36	TURKY	2.1	1	1.5	75.4	-7	0.5292	1.200
37	TURKY	2.1	1	1.5	75.4	-9	0.7056	1.600
38	TURKY	2.1	1	1.5	75.4	-10	0.7938	1.800
39	TURKY	2.1	1	1.5	75.4	-13	0.8820	2.000
40	TURKY	2.1	1	1.5	75.4	-14	0.9702	2.200

41	TURKY	2.1	1	1.5	75.4	-19	1.2348	2.800
42	TURKY	2.1	1	1.5	75.4	-22	1.3230	3.000
43	fittja, sweden	0.55	1.18	0.4	32	-1	0.012	0.336
44	fittja, sweden	0.55	1.18	0.4	32	-8	0.072	2.017
45	fittja, sweden	0.55	1.18	0.4	32	-15	0.108	3.026
46	fittja, sweden	0.55	1.18	0.4	32	-24	0.140	3.922
47	fittja, sweden	0.55	1.18	0.4	32	-38	0.179	5.015
48	fittja, sweden	0.55	1.18	0.4	32	-55	0.206	5.771
49	fittja, sweden	1.6	1.13	0.8	32	-1	0.0889	0.307
50	fittja, sweden	1.6	1.13	0.8	32	-2	0.1981	0.685
51	fittja, sweden	1.6	1.13	0.8	32	-4	0.2909	1.006
52	fittja, sweden	1.6	1.13	0.8	32	-7	0.3756	1.298
53	fittja, sweden	1.6	1.13	0.8	32	-15	0.5692	1.968
54	fittja, sweden	1.6	1.13	0.8	32	-24	0.7181	2.482
55	fittja, sweden	2.3	0.78	1.1	32	-1	0.2912	0.706
56	fittja, sweden	2.3	0.78	1.1	32	-4	0.5216	1.264
57	fittja, sweden	2.3	0.78	1.1	32	-14	1.0263	2.487
58	fittja, sweden	2.3	0.78	1.1	32	-32	1.5306	3.709
59	fittja, sweden	2.3	0.78	1.1	32	-53	2.0386	4.941
60	labenne France	0.7	1.00	0	40.1	-7	0.099875	2.038
61	labenne France	0.7	1.00	0	40.1	-16	0.2019	4.120
62	labenne France	0.7	1.00	0	40.1	-28	0.2500	5.102
63	labenne France	0.7	1.00	0	40.1	-44	0.3010	6.143
64	labenne France	0.7	1.00	0	40.1	-94	0.4000	8.163
65	labenne France	0.7	1.00	0	40.1	-141	0.4509	9.202

2. Base de test

N°	site	B (m)	L/B	D (m)	q _{c moy} (bar)	s (mm)	Q (MN)	q (bar)
66	Texas A&M, USA	1	1	0.76	64	-10	2.489	24.890
67	Texas A&M, USA	2.5	1	0.89	50	-15	3.556	5.690
68	Texas A&M, USA	3	1	0.89	50	-25	4.424	4.916
69	Texas A&M, USA	3	1	0.76	72.5	-53	7.073	7.859
70	Texas A&M, USA	3	1	0.76	72.5	-70	7.943	8.826
71	Texas A&M, USA	3	1	1.5	75.4	-4	0.353	0.392
72	TURKY	2.1	1	1.5	75.4	-15	1.058	2.399
73	TURKY	2.1	1	1.5	75.4	-17	1.147	2.601
74	TURKY	2.1	1.18	0.4	32	-3	0.036	0.069
75	fittja, sweden	0.55	1.13	0.8	32	-58	1.108	32.414
76	fittja, sweden	1.6	0.78	1.1	32	-9	0.776	3.886
77	fittja, sweden	2.3	1.00	0	40.1	-3	0.051	0.096
78	labenne France	0.7	1.00	0	40.1	-10	0.150	3.061
79	labenne France	0.7	1.00	0	40.1	-66	0.349	7.122
80	labenne France	0.7	1	0.76	64	-10	2.489	50.796

3. Base de validation

N°	site	B (m)	L/B	D (m)	$q_{c \text{ moy}}$ (bar)	s (mm)	Q (MN)	q (bar)
81	Texas A&M, USA	1.5	1	0.76	65	-1	0.263	1.169
82	Texas A&M, USA	1.5	1	0.76	65	-3	0.526	2.338
83	Texas A&M, USA	1.5	1	0.76	65	-6	0.789	3.507
84	Texas A&M, USA	1.5	1	0.76	65	-11	1.053	4.680
85	Texas A&M, USA	1.5	1	0.76	65	-18	1.303	5.791
86	Texas A&M, USA	1.5	1	0.76	65	-32	1.693	7.524
87	Texas A&M, USA	1.5	1	0.76	65	-63	2.211	9.827
88	Texas A&M, USA	1.5	1	0.76	65	-105	2.764	12.284
89	Texas A&M, USA	1.5	1	0.76	65	-126	3.017	13.409
90	Texas A&M, USA	1.5	1	0.76	65	-139	3.268	14.524
91	Grabo T2C sweden	0.63	1	0	38.6	-63	0.230	5.795
92	Grabo T3C Sweden	0.8	1	0	28.7	-80	0.333	5.203
93	Durbin Sud d'Afrique	6.09	1	0	36.6	-609	22.995	6.200
94	Texas A&M, USA	1	1	0.71	72.5	-150	1.760	17.600
95	Texas A&M, USA	1.5	1	0.76	65	-150	3.268	14.524
96	Texas A&M, USA	2.5	1	0.76	64	-150	7.007	11.211
97	Texas A&M, USA	3	1	0.89	50	-150	8.878	9.864
98	Texas A&M, USA	3	1	0.76	72.5	-150	10.205	11.339
99	Texas A&M, USA	1	1	0.71	72.5	-25	0.850	8.500
100	Texas A&M, USA	1.5	1	0.76	65	-25	1.500	6.667
101	Texas A&M, USA	2.5	1	0.76	64	-25	3.600	5.760
102	Texas A&M, USA	3	1	0.89	50	-25	4.500	5.000
103	Texas A&M, USA	3	1	0.76	72.5	-25	5.000	5.556

B : largeur de la fondation

L : longueur de la fondation

D : encrage de la fondation dans le sol

$q_{c \text{ moy}}$: résistance de pointe moyenne

s : tassement du sol

Q : charge appliquée à la fondation

q : charge appliquée par unité de surface