



République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Université Echahid Hamma Lakhdar – El OUED

Faculté de Technologie

Département d'Hydraulique et de Génie Civil

MEMOIRE

Présenté en vue de l'obtention du diplôme du Master en Génie Civil

Option: Matériaux en Génie Civil

THEME

**Prédiction de déplacement horizontal d'un
mur de soutènement en sol renforcé en utilisant
les réseaux des neurones artificiels**

Dirigé par :

Dr. FARIK Ali

Co-encadreur:

AOUADJ Abdelfattah

Présenté par :

AOUIOUECHE Bouthayna

HOUAS Nacira

SAYAH Feriel

TEDJANI Mebarka

Promotion : Juin 2024

Remerciements

Louange à Dieu pour les efforts couronnés par l'atteinte des objectifs, louange à Dieu qui nous a permis d'atteindre ce point et nous a aidés à compléter notre parcours universitaire.

Nous exprimons notre profonde gratitude et notre reconnaissance à notre superviseur estimé, le professeur Dr. FARIK Ali pour ses conseils et son soutien continu. Ses efforts ont grandement contribué au succès de ce travail, et nous lui sommes reconnaissants pour le temps qu'il a consacré à nous aider.

Nous tenons également à exprimer nos sincères remerciements aux membres du comité de discussion : **Dr .KAAB Mohamed Zohir** , et **Dr .FETHIZA ALI Boubaker**, ainsi qu'à tous les professeurs du Département de Génie Civil et d'Irrigation, et à tous nos camarades diplômés.

Enfin, nous renouvelons nos remerciements à Dieu Tout-Puissant. Louange à Dieu, Seigneur des Mondes.

Résumé:

L'utilisation des murs de soutènement en sol renforcé a connu un développement majeur dans le domaine du génie civil. La connaissance des déplacements propres de ces ouvrages subies pendant sa vie, est essentielle pour s'assurer qu'ils sont capable de supporter les charges sans déformations excessives, et aussi que ces déformations restent acceptables, toutes fois, il n'existe pas aucune méthode exacte pour déterminer les valeurs de ces déplacements.

Le but de ce travail vise à développer des modèles d'intelligence artificielle basée sur le concept des réseaux de neurones artificiels (RNA) capable de prédire le déplacement horizontal d'un mur de soutènement en sol renforcé sans passer par les codes de calcul basés sur les méthodes numériques très complexe. Pour ce faire, une banque de données numérique a été constituée en utilisant le logiciel Plaxis 2D et a permis d'entraîner et d'obtenir des modèles neuronaux apte à prédire le déplacement horizontal murs de soutènement en sol renforcé.

Mots clés: Mur de soutènement, sol renforcé, modélisation numérique, intelligence artificielle, réseaux de neurones artificiels.

Abstract:

The use of retaining walls in reinforced soil has seen significant development in the field of civil engineering. Understanding the displacements that these structures experience throughout their lifespan is essential to ensure that they can support loads without excessive deformation and that these deformations remain acceptable. However, there is no accurate method to determine the values of these deformations.

This work aims to develop artificial intelligence models based on the concept of artificial neural networks (ANN) capable of predicting the horizontal displacement of retaining walls made of reinforced soil without resorting to computational codes that rely on highly complex numerical methods. To achieve this, a digital database was created using the Plaxis 2D software, enabling the training and acquisition of neural models capable of predicting the horizontal movement of retaining walls in reinforced soil.

Key words: Retaining wall, reinforced soil, numerical modeling, artificial intelligence, artificial neural networks.

ملخص:

شهد استخدام الجدران الاستنادية للتربة المسلحة تطوراً كبيراً في مجال الهندسة المدنية. تعتبر معرفة الإزاحات التي تتعرض لها هذه الهياكل خلال حياتها، أمر ضروري للتأكد من أنها قادرة على دعم الأحمال دون تشوهات مفرطة، وكذلك أن تظل هذه التشوهات مقبولة، إلا أنه لا توجد طريقة دقيقة لتحديد قيم هذه التشوهات.

يهدف هذا العمل إلى تطوير نماذج ذكاء اصطناعي تعتمد على مفهوم الشبكات العصبية الاصطناعية (RNA) القدرة على التنبؤ بالإزاحة الأفقية للجدار الاستنادي المشكل من التربة المسلحة دون المرور بأكواد حسابية تعتمد على طرق رقمية معقدة للغاية. وللقيام بذلك، تم إنشاء قاعدة بيانات رقمية باستخدام برنامج بلاكسيس ثنائي الأبعاد ، مما أتاح التدريب والحصول على نماذج عصبية قادرة على التنبؤ بالحركة الأفقية للجدران الاستنادية في التربة المسلحة.

الكلمات المفتاحية: الجدار الاستنادي، التربة المسلحة، النمذجة الرقمية، الذكاء الاصطناعي، الشبكات العصبية الاصطناعية.

Tableau de matière:

Résume	IV
Abstract	V
ملخص	VI
Tableau de matière	VII
Liste des symboles	X
Liste des Figures	XI
Liste des Tableaux	XIII
Introduction générale	2

Chapitre 1 : Notions sur les ouvrages de soutènement en sol renforcé

I.1.Introduction	5
I.2.Historique sur le renforcement des sols	5
I.3. Principe de renforcement des sols	6
I.4. Objectifs de renforcement des sols	6
I.5. Technique de renforcement	7
I.5.1 La terre armée	7
I.5.1.1. Le sol	8
I.5.1.2. Les armatures	8
I.5.1.3. Les parements	9
I.6. Les différents types des parements	9
I.6.1. Parement géotextile:	9
I.6.3. Parement en terre végétales.....	9
I.7. Définition des murs de soutènement	9
I.7.1. Différents types des ouvrages de soutènement	10
I.7.2. La poussée est reprise par le poids de l'ouvrage de soutènement	11
I.8. Types d'ouvrages en remblai renforcé	11
I.9. Dimensionnement courant des ouvrages	12
I.10. Stabilisation des sols.....	12
I.10.1. Définition.....	12
I.10.2. Objectifs.....	12
I.10.3. les techniques de stabilisation	12
I.10.4.Stabilité des murs en terre renforcée mécaniquement.....	12
I.10.4.1. Une stabilité interne	13

Tableau de matière

I.10.4.2. Une stabilité externe	14
I.10.5.Vérification de la stabilité au renversement	16
I.10.5.1. Stabilisation physique	16
I.10.5.2. Stabilisation chimique	16
I.11 Conclusion	17

Chapitre 2 : Les réseaux de neurone

II.1.Introduction	19
II.2.L'intelligence artificielle	19
II.2.1.La définition de l'IA	19
II.2.2.L'application de l'IA	20
II.3. Définition de Réseaux de neurones	21
II.4.Du neurone biologique au neurone artificiel	22
II.4.1.Les neurones biologiques	22
II.4.1.1Caractéristiques	22
II.4.1.2. Structure	22
II.4.2.Les neurones artificiels (forme)	23
II.5.Fonctions d'activation	24
II.5.1 Fonction à seuil symétrique	24
II.5.2 Fonction à seuil	25
II.5.3 Fonction linéaire	25
II.5.4. Fonction sigmoïde	25
II.6. Topologies	26
II.6.1. Le perceptron monocouche (ROSENBLATT, 1958)	27
II.6.2.Le perceptron multicouche (M.MINSKY AND S.PAPERT, 1969)	27
II.6.3.Réseau a connexions récurrentes.....	28
II.6.4. Réseau à connexions complète.....	29
II.7.Architecture des réseaux de neurones	29
II.7.1. Les réseaux de neurones non bouclés.....	29
II.7.1.1.Les réseaux de neurones complètement connectés	30
II.7.2.1.Les réseaux de neurones à couches.....	30
II.7.2 Les réseaux de neurones bouclés.....	30
II.8.Apprentissage	31

Tableau de matière

II.8.1.Apprentissage supervisé.....	32
II.8.2. Apprentissage non supervisé	33
II.8.3. Apprentissage par renforcement	33
II.9.Conclusion	34

Chapitre 3 : Modélisation numérique d'un mur soutènement en sol renforcé avec PLAXIS.

III.1.Introduction	36
III.2.Méthode des éléments finis	36
III.2.1.Définition	36
III.2.2. Le calcul par la méthode des éléments finis	36
III.3. PLAXIS 2D	37
III.3.1.Présentation logiciel PLAXIS 2D	37
III.3.2. Lois de comportement utilisé dans PLAXIS	39
III.3.2.1.Modèle élastique linéaire	40
III.3.2.2. Le modèle de Mohr-Coulomb	40
III.3.2.2.1.Définitions des paramètres du modèle Mohr-Coulomb	41
III.3.2.2.2.paramètres avancés du modèle Mohr-Coulomb	42
III.4. Conclusion	42

Chapitre 4 : Application de la méthode Neuronale

IV.1.Introduction	42
IV.2. Présentation du modèle de référence	
IV.2.1 Géométrie	
IV.2.1.Caractéristiques des matériaux	
IV.2.3. Phasage de construction	
IV.2.4.Maillage et conditions aux limites	
IV.2.5. Les résultats	
IV.3.Etude paramétrique	
IV.4.Elaboration d'un modèle d'intelligence artificielle pour la prédiction du déplacement horizontal d'un mur de soutènement en sol renforcé	
IV.4.1.Construction de la base de données	
IV.4.2.Elaboration du modèle neuronal	
IV.4.2.1.Critères de performance	
IV.4.2.2.Modèles ont une seule couche cachée	

Tableau de matière

IV.4.2.3.Modèles ont deux couches cachées

IV.4.2.4.Comparaison entre les performances des modèles

IV.5.Conclusion

Conclusion générale 46

Liste des Références 49

Liste des symboles

IA: intelligence artificielle

AA: apprentissage automatique

RNA: réseaux de neurones artificiels

x_i : Composantes du vecteur d'entrée.

w_i : Composantes du vecteur poids synaptique.

S : Somme pondérée appelée potentiel.

$f(s)$: est la fonction d'activation

φ : angle de frottement.

ν : Coefficient de Poisson.

E: module d'Young.

C: la cohésion.

Ψ :angle de dilatance.

γ : Poids spécifique.

E: module de rigidité.

EA: Rigidité axiale élastique.

L/H: longueur de renforcement.

e: Espacement e du renforcement.

Δh : déplacement horizontale.

Δv : déplacement verticale.

H: hauteur de mur de soutènement.

Liste des figures:

Numéro	Titre	Page
Figure I.1	Exemples d'ouvrages en remblai renforcé[7]	11
Figure I.2	Catégories d'ouvrage en remblai renforcé[7]	11
Figure I.3	Exemples d'ouvrages en remblai renforcé multiples[7]	12
Figure I.4	Dimensionnement courant d'un massif en remblai renforcé	12
Figure I.5	Vérification à l'arrachement	14
Figure I.6	Vérification en traction	14
Figure I.7	Instabilité externe	14
Figure I.8	Stabilité d'ensemble(JOHAN) $F_s=1.5$	14
Figure I.9	Stabilité au glissement (JOHAN) $F_s=1.5$	15
Figure I.10	Traitement d'un glissement de terrain Bejaia[13]	15
Figure I.11	Stabilité au poinçonnement $F_s= 2$	15
Figure II.1	Représentation schématique d'un neurone biologique.	23
Figure II.2	Représentation schématique d'un neurone artificiel.	24
Figure II.3	Le perceptron de Rosenblatt	27
Figure II.4	Topologie d'un réseau multicouche (MLP)	28
Figure II.5	Réseau à connexions récurrentes	28
Figure II.6	Réseau à connexions complète	29
Figure II.7	Structure d'un réseau non bouclé (non récurrent).	30
Figure II.8	Structure d'un réseau bouclé (récurrent)	31
Figure II.9	Schéma bloc de l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurone.	33
Figure II.10	Schéma bloc de l'apprentissage non supervisé d'un réseau de neurone.	33

Liste des figures

Figure III.1	Organigramme de la structure du PLAXIS code	39
Figure III.2	Fenêtre des paramètres de Mohr-Coulomb.	40
Figure III.3	Définition du module à 50% de la rupture.	41
Figure III.4	Fenêtre des paramètres avancés du modèle Mohr-Coulomb.	42
Figure IV.1	géométrie du modèle de référence	47
Figure IV.2	Blocs modulaires et connexion géogrid	49
Figure IV.3	Phase 1	50
Figure IV.4	Phase 2	50
Figure IV.5	Phase3	50
Figure IV.6	Phase 17(finale)	50
Figure IV.7	Le maillage du modèle de référence.	51
Figure IV.8	pression interstitielle à l'état initial.	52
Figure IV.9	les contraintes verticales à l'état initial.	52
Figure IV.10	Déformation du maillage à la fin de la phase de construction.	53
Figure IV.11	Déplacement vertical du modèle de référence.	54
Figure IV.12	Efforts de tractions le long des différents renforcements du modèle de référence.	55
Figure IV.13	géométrie du modèle	56
Figure IV.14	Variation de déplacement horizontale Δh en fonction l'angle de frottement ϕ	57
Figure IV.15	Variation de déplacement horizontale Δh en fonction le poids spécifique γ	57
Figure IV.16	Variation de déplacement horizontale Δh en fonction la cohésion C	58
Figure IV.17	Variation de déplacement horizontale Δh en fonction le module de rigidité E	58
Figure IV.18	Variation de déplacement horizontale Δh en fonction la rigidité	59

Liste des figures

	axiale élastique EA	
Figure IV.19	Variation de déplacement horizontale Δh en fonction le pourcentage de longueur du renfort (L/H)	60
Figure IV.20	Variation de déplacement horizontale Δh en fonction l'Espacement e	60
Figure IV.21	Architecture dumodèle M1 (2 neurones)	66
Figure IV.22	L'évolution de l'erreur quadratique moyenne (MSE) ;(modèle M1)	66
Figure IV.23	Nombre des cas en fonction des erreurs ;(modèle M1)	67
Figure IV.24	corrélacion entre les déplacements de la sortie du modèle M1 et les déplacements simulés.	67
Figure IV.25	Architecture dumodèle M2 (3 neurones)	68
Figure IV.26	L'évolution de l'erreur quadratique moyenne (MSE);(modèle M2)	68
Figure IV.27	Nombre des cas en fonction des erreurs ; (modèle M2)	69
Figure IV.28	corrélacion entre les déplacements de la sortie du modèle M2 et les déplacementssimulés	69
Figure IV.29	Architecture du modèle M3 (5 neurones)	70
Figure IV.30	IV.31 et IV.32 présentent les résultats de performance du modèle M3.	70

Liste des tableaux

Liste des tableaux:

Numéro	Titre	Page
Tableau I.1	Classification des techniques de renforcement suivant les éléments de renforcement utilisés	07
Tableau I.2	Classification des ouvrages de soutènement d'après le mode de reprise de la poussée	10
Tableau II.1	fonctions de transfert $f(x)$	24
Tableau II.2	Fonctions de transfert $f(x)$.	26
Tableau IV.1	Propriétés des sols	48
Tableau IV.2	Propriétés des blocs modulaires	48
Tableau IV.3	Propriétés du géogrid	49
Tableau IV.4	les valeurs de fourchettes de variation des paramètres.	61
Tableau IV.5	Tableau de la base de données.	62
Tableau IV.6	base de données de deuxième test.	84
Tableau IV.7	La comparaison entre les performances de neuf modèles proposés pour la deuxième base de données.	85

Introduction générale

Introduction:

Au fil du temps, l'objectif premier du génie civil reste de maintenir la stabilité des constructions et leur survie le plus longtemps possible. Les chercheurs travaillent à les développer en permanence en innovant des méthodes modernes de dispositifs, d'expérimentations, d'applications, de programmes...etc.

Le sol est un élément important et indispensable dans ce domaine, et il joue un rôle majeur dans la création de murs de soutènement avec sol renforcé. Ce dernier est utilisé en raison de ses grands avantages en termes de prix et de ses propriétés que l'on ne retrouve pas dans d'autres matériaux. Les propriétés mécaniques changent d'un sol à l'autre et se renforcent par l'ajout de renforts qui peuvent être métalliques, géosynthétiques et une interface, car la résistance du sol à la compression est grande alors qu'il est faible en traction, on a donc recours à le renforcer.

La connaissance des déplacements propres du mur de soutènement en sol renforcé subies pendant sa vie, est essentielle. Il faut tout d'abord s'assurer que le sol est capable de supporter les charges sans déformations excessives, et aussi que ces déformations restent acceptables.

La problématique de l'estimation du déplacement horizontal d'un mur de soutènement en sol renforcé est d'une grande complexité, car elle dépend de nombreux paramètres. tels que la nature du sol, les conditions géologiques, la géométrie du mur de soutènement, les charges appliquées et le type et la quantité des renforts. À cet effet, notre travail dans ce mémoire s'est portée sur l'estimation du déplacement horizontal de ces ouvrages à travers différentes techniques, en mettant particulièrement l'accent sur l'utilisation du code de calcul Plaxis 2D en éléments finis et sur les modèles d'intelligence artificielle basés sur le concept des réseaux de neurones artificiels.

Ce mémoire est composé de quatre chapitres :

Chapitre 1: Notions sur les ouvrages de soutènement en sol renforcé

Ce chapitre contient des éléments bibliographiques sur les ouvrages en sol renforcés par des inclusions, les différents types des ouvrages de soutènement, les concepts et les techniques de renforcement et de stabilisation du sol.

Chapitre 2: Les réseaux de neurones

Dans le deuxième chapitre on présente quelques notions sur la définition de l'intelligence artificielle et des réseaux de neurones, leur architecture et leur apprentissage.

Chapitre 3: Modélisation numérique d'un mur soutènement en sol renforcé avec plaxis

Dans le troisième chapitre on présente de manière succincte une introduction à la méthode des éléments finis et le code de calcul utilisé dans ce mémoire, et notamment les modèles de comportement mis en œuvre dans plaxis et ses différents éléments et outils.

Chapitre 4: Application de la méthode Neuronale

Dans le quatrième chapitre, on va élaborer un modèle d'intelligence artificielle basé sur la méthode de réseaux de neurones pour la prédiction du déplacement horizontale maximal d'un mur de soutènement en sol renforcé par géogrilles, En s'appuyant sur une base de données crée par un modèle numérique en éléments finis. Ce chapitre est divisé en deux parties :

D'abord un modèle numérique de référence a été créé à l'aide du logiciel Plaxis2D pour un mur de soutènement en sol renforcé. Ensuite, une étude paramétrique a été menée sur la base du modèle de référence pour étudier l'effet de plusieurs paramètres sur le déplacement du mur en sol renforcé.

Dans la deuxième partie est consacré à l'élaboration des modèles neuraux pour la prédiction du déplacement horizontale maximal d'un mur de soutènement en sol renforcé par géogrilles en utilisant le programme MATLAB.

Chapitre I :
Notions sur les ouvrages
de soutènement en sol
renforcé

I.1.Introduction :

Le renforcement des sols est un domaine récent et particulier de l'amélioration des sols. Il recouvre des techniques qui consistent à placer des inclusions résistantes au sein du sol.

Le renforcement des sols consiste dans son principe à associer un sol à des éléments résistants de manière à former un matériau composite. [1]

Dans ce chapitre nous présentons les différentes techniques de renforcements et des techniques correspondantes, On étudie le comportement élémentaire entre le sol et un élément de renforcement, comportement qui est commun à toutes les techniques de sol renforcé.

I.2.Historique sur le renforcement des sols :

Les principes de base du renforcement du sol existent déjà dans la nature et sont démontrés par les animaux, les plantes et les oiseaux. La forme moderne du renforcement du sol a été appliquée pour la première fois par Vidal (1969). Basé sur le concept de Vidal, ingénieur des Ponts et Chaussées, et architecte, qui a publié les premiers résultats de ses Recherches en 1963. « Au départ tout commence à la manière d'un jeu, en construisant un château de sable sur la plage de Saint-Tropez, racontait Henri Vidal lui-même. Mais le sable s'égrène. Alors est venue l'idée d'armer la construction avec des aiguilles de pins ». Et de cette idée est né le principe général du sol renforcé et le concept particulier de la terre renforcée. [2]

Et après son invention, la technique de Terre renforcée a connu un large développement depuis quelques années dans le domaine du génie civil et une progression énorme. Cependant, depuis le début des années quatre-vingt, les technologies de renforcement des sols utilisant des inclusions diverses ont fait des progrès considérables. Si les mélanges de plusieurs sols (stabilisation dite mécanique) ou l'addition de faibles quantités de ciment, de chaux ou de bitume (stabilisation chimique), le pré-chargement allié au drainage, ou les injections sont des méthodes employées depuis longtemps pour améliorer les terrains défectueux, les renforcements par inclusions ont permis d'obtenir des résultats spectaculaires. La terre armée, c'est-à-dire la mise en place, dans un remblai en construction par couches d'armatures plates en acier galvanisé liées à une peau formée d'écailles en béton armé fut dans les années soixante, le précurseur des renforcements par inclusions. Le renforcement par géo-grilles, par géotextiles perméables, par géo-membranes étanches, éventuellement par des systèmes mixtes calandrés drainant d'un seul côté, par la création de massifs par projection de fils et de sable (Texsol), par clouage, par ancrages battus ou forés scellés, précontraints ou non, ont modernisé et étendu la gamme des procédés.

Cependant, ces techniques permettent d'améliorer suffisamment les mauvais sols de façon à les rendre aptes à supporter les efforts des structures qu'on doit y construire. [3]

I.3. Principe de renforcement des sols :

Le renforcement du sol vise à pallier les problèmes de tassement, de portance ou de liquéfaction d'un ouvrage. C'est une option qui permet de préserver le mode de fondation le plus économique et le plus simple à mettre en œuvre, qui n'est autre que les fondations superficielles. Le principe du sol renforcé est basé sur l'amélioration de ses caractéristiques de résistance.

La construction d'ouvrage sur des tels sols fait appel à des techniques relativement Récentes pour traiter les sols afin d'améliorer leurs caractéristiques mécaniques. [4]

I.4. Objectifs de renforcement des sols :

On renforce un sol pour les raisons suivantes :

- Augmenter la résistance du sol afin d'améliorer sa capacité portante.
- Assurer la stabilité temporaire des travaux d'excavation sans recours aux systèmes d'étaie conventionnels.
- Arrêter le mouvement d'une pente instable pour permettre des travaux de confortement permanent.
- Diminuer la compressibilité des sols en place.
- Diminuer la perméabilité des sols.
- Permettre le percement d'un tunnel dans un terrain difficile.
- Accélérer la consolidation d'un dépôt d'argile.
- Contrôler les infiltrations d'eau autour d'un ouvrage.
- Diminuer le potentiel de déformation volumique des sols.
- Homogénéiser les sols pour réduire le risque de tassement différentiel.
- Réduire la gélivité.
- Effectuer des travaux de reprise en sous-œuvre.
- Stabiliser un remblai nouvellement mis en place. [5]

I.5. Technique de renforcement:

Tableau I.1. Classification des techniques de renforcement suivant les éléments de renforcement utilisés

Type de sol	Techniques de renforcement des sols		
	Renforcements unidimensionnels (linéaires)	Renforcements bidimensionnels	Renforcements tridimensionnels
Sols rapportés	Terre Armée (armatures métalliques)	Treillis métalliques horizontaux	Micro renforcements (disquettes, plaquettes)
	Procédé Freyssisol 'armatures en matière synthétique : Paraweb	Mur Tervoile (treillis verticaux)	Fibres (métalliques, géosynthétiques)
	Murs VSL (bandes de treillis métalliques)	Nappes en géosynthétiques (géotextiles, géogrilles, géocomposites)	Texsol (fil continu)
	/	Procédés utilisant des Pneusol, Arma-Pneusol, Pneu- Tex)	/
Sols en place	Micropieux (groupes ou réseaux)	/	/
	Clouage en soutènement et en pente	/	/

I.5.1 La terre armée:

Les recherches de l'ingénieur français Henry Vidal ont contribué au développement de la terre armée.

La terre armée, inventée en 1963, est un nouveau matériau de construction formé par l'association de terre et des armatures, c'est un matériau composite constitué de sol pulvérulent compacté, de lits d'armatures et de parement sur la face (peau). Ces dernières étant le plus souvent des éléments linéaires (bandes métalliques) flexibles supportant des efforts de traction importants.

Il est apparu ainsi comme un matériau composite relativement homogène, fortement anisotrope et présentant une résistance élevée à la traction. Ce nouveau procédé qui est la terre armée a été utilisé dans le domaine de génie civil pour la réalisation des murs de soutènement, culées de ponts et ouvrages spéciaux d'aménagement divers. Il peut être utilisé également dans le renforcement du sol de fondation superficielle. Il offre de nombreux avantages en particulier :

- La souplesse qui permet de réaliser des ouvrages fondés sur des sols compressibles.
- La rapidité d'exécution grâce à l'emploi d'éléments entièrement préfabriqués.
- Un meilleur rapport qualité prix par rapport à d'autres procédés
- Un ouvrage de terre armée est constitué de sol, d'armatures et de parement.

I.5.1.1. Le sol:

Le sol utilisé doit avoir des caractéristiques tel que :

- le frottement sol –armature soit assuré, le coefficient de frottement >0.25 ($\tan \phi >0.25$)

ou :

Φ : angle de frottement entre le sol et l'armature.

- la proportion d'éléments inférieurs à 80 micron ($<80\mu\text{m}$) doit être inférieure à 15%.

Le sol est mis en place par couche horizontale compacte d'une épaisseur de l'ordre de 20cm à 30 cm.

I.5.1.2. Les armatures:

Les armatures doivent être durables. Si elles sont métalliques, leur vitesse de corrosion doit être connue et compatible avec la durée de service de l'ouvrage. En pratique, cela conduit à exclure les métaux passivables tels que les alliages d'aluminium ou l'acier inoxydable dont le type de corrosion est régi par une cinétique peu prévisible.

le choix du matériau constituant les armatures doit répondre au critère suivants :

- Faible déformabilité.
- Rupture non fragile.
- Durabilité.
- Économie.

Elles doivent être souples, de bonnes résistances à la traction, avec un coefficient de frottement appréciable, et une bonne résistance à la corrosion.

On utilise en générale des bandes métalliques d'environ 5mm d'épaisseur, ayant une largeur de 5cm à 12 cm.

Elles peuvent être en acier inoxydable ou en acier galvanisé ou en alliage d'aluminium.

I.5.1.3. Les parements:

Les parements seront soit des plaques préfabriquées en béton appelés communément câbles, soit des éléments métalliques en acier galvanisé ou en aluminium sous forme de profils minces à section semi-elliptique et devront avoir les caractéristiques suivantes:

- Une bonne résistance à la traction .
- Une bonne flexibilité pour permettre à la terre armée de conserver sa souplesse.
- Une harmonie avec le paysage avoisinant.
- Une bonne maniabilité pour la rapidité de construction.

Les parements les plus utilisés sont les parements (TERRATREL1) en treillis métallique au quel sont attachées des armatures de renforcement et qui permettent une végétalisation du parement parfois un géogrille ou un géotextile non tissé peut lui être associé.

I.6. Les différents types des parements:

Les parements mis en œuvre pour des ouvrages renforcés par géotextiles sont très nombreux. Quelques exemples de parements :

I.6.1. Parement géotextile:

Le parement en géotextile qui consiste à rabattre les nappes entre chaque niveau d'armature.

L'avantage de ce type de parements est que la partie visible des nappes doit être traité vis-à-vis des rayons ultraviolets auxquels les géotextiles sont très sensibles.

Les éléments préfabriqués sont des cellules plus ou moins creuses, de géométrie variée que l'on remplit si nécessaire de matériaux. Les nappes de renforcement sont protégées mais l'ouvrage perd rapidement de sa déformabilité et le cout du parement est très élevé .

I.6.3.Parement en terre végétales:

Les parements en terre végétale peuvent être recherchés avec un objectif supplémentaire de protection contre l'érosion par géogrille ou par produit géotextiles alvéolaires. Le géotextile de renfort est bien protégé mais la pente maximale autorisée pour ce genre de parement ne dépasse pas 45° (avec renforcement de type géogrille).

I.7. Définition des mures de soutènement :

Un ouvrage de soutènement est une construction destinée à prévenir l'éboulement ou le glissement d'un talus raide. Les ouvrages de soutènement sont essentiellement employés, soit en site montagneux pour protéger les chaussées routières contre le risque d'éboulement ou d'avalanches, soit en site urbain pour réduire l'emprise d'un talus naturel, en vue de la construction d'une route, d'un bâtiment ou d'un ouvrage d'art. Il existe deux grandes classes d'ouvrages de soutènement : ceux composés d'une paroi résistante et d'une semelle de fondation et ceux composés d'une paroi (palplanches)

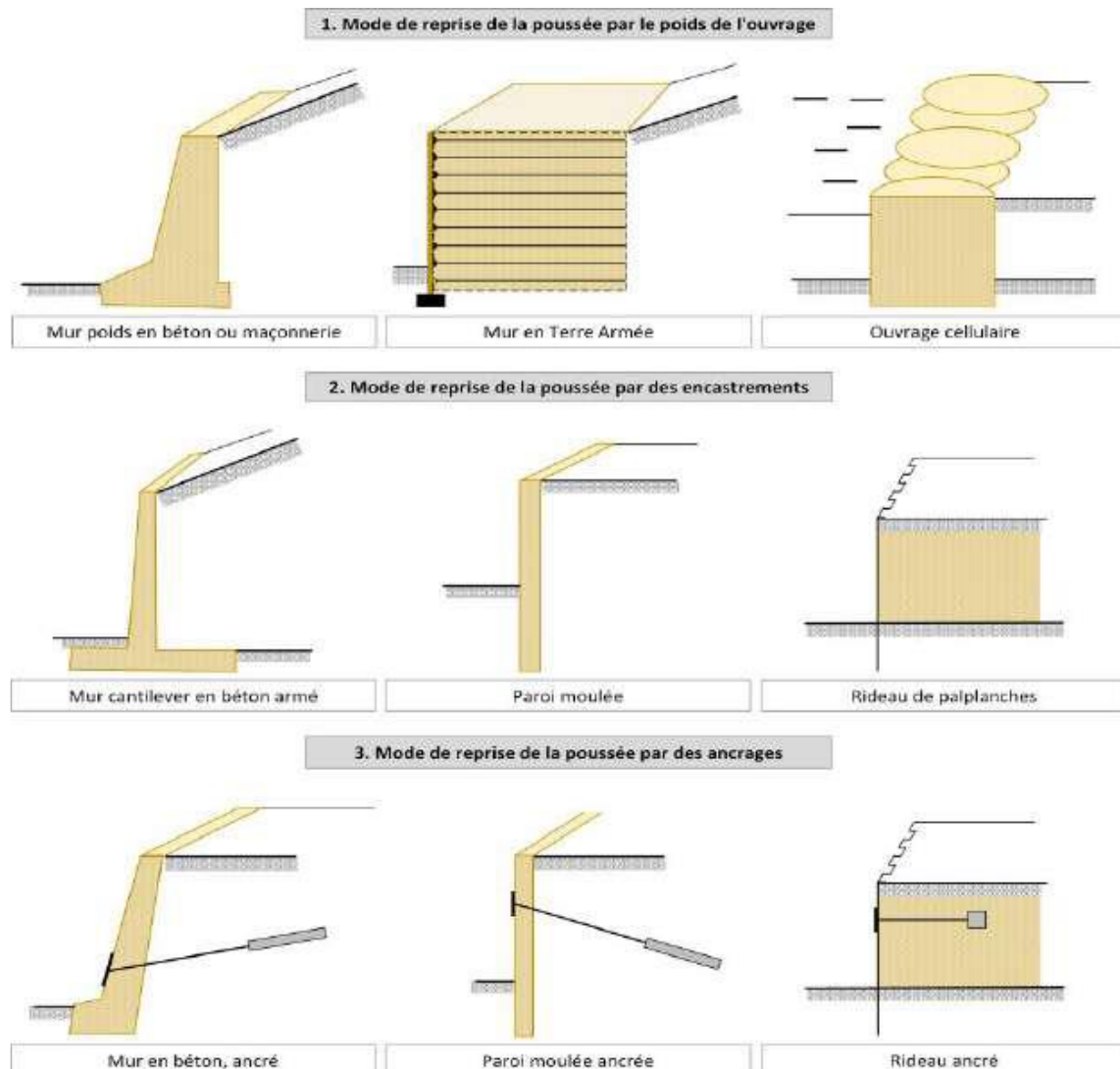
I.7.1. Différents types des ouvrages de soutènement :

Un ouvrage de soutènement peut retenir d'une part de terre en remblai et d'autre part en déblai.

Le massif de sol retenu exerce la force de poussée qui diffère par trois modes principaux :

- La poussée est reprise par le poids de l'ouvrage de soutènement.
- La poussée est reprise par encastrement de l'ouvrage de soutènement.
- La poussée est reprise par des ancrages. [6]

Tableau I.2. Classification des ouvrages de soutènement d'après le mode de reprise de la poussée [6]



I.7.2. La poussée est reprise par le poids de l'ouvrage de soutènement :

On distingue 04 familles principales suivantes:

- Mur poids
- Mur en gabion
- Mur en sol renforcée ou en terre armée
- Ouvrages cellulaires

I.8.Types d'ouvrages en remblai renforcé:

Des exemples d'ouvrages en remblai renforcé sont montrés sur la **Figure I.1**

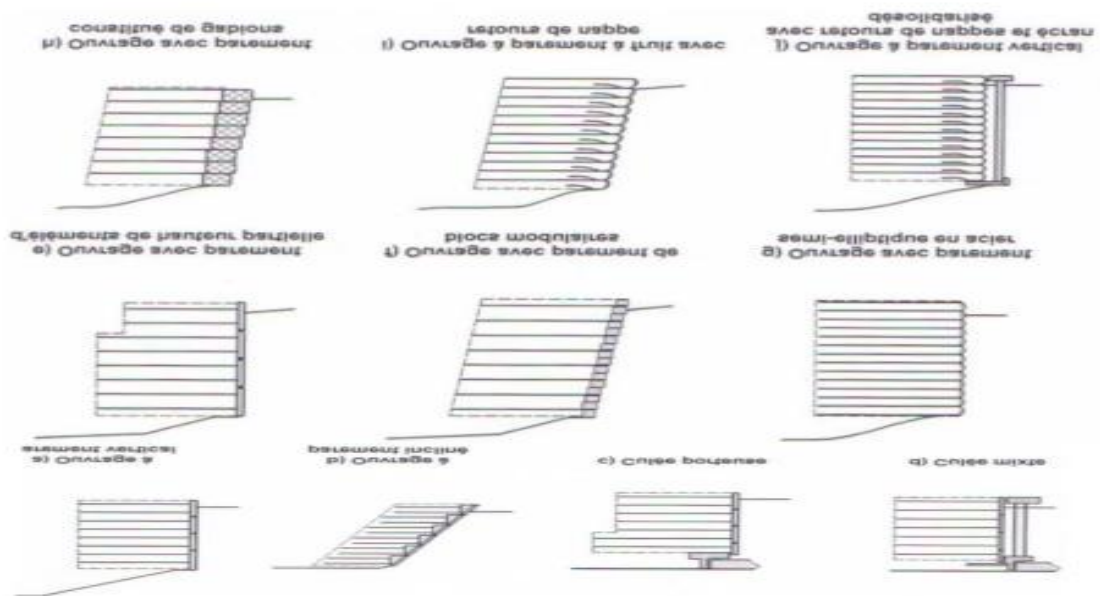


Figure I.1. Exemples d'ouvrages en remblai renforcé[7]

On distingue, suivant l'inclinaison de leur face vue (**Figure I.1**)

- les murs verticaux (**Figure I.2 a**)
- les murs à fruit (**Figure I.2 b**)
- les murs ou talus renforcés inclinés (**Figure I.2 c**)
- les murs ou talus renforcés très inclinés (**Figure I.2 d**)

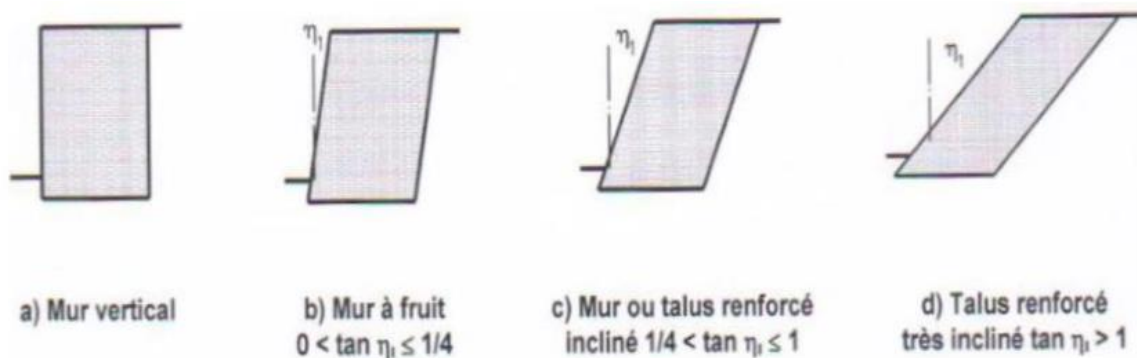


Figure I.2. Catégories d'ouvrage en remblai renforcé[7]

Les murs de soutènement et les talus renforcés peuvent également être superposés (Figure I.3a) ou aménagés en gradins (Figure I.3 b)

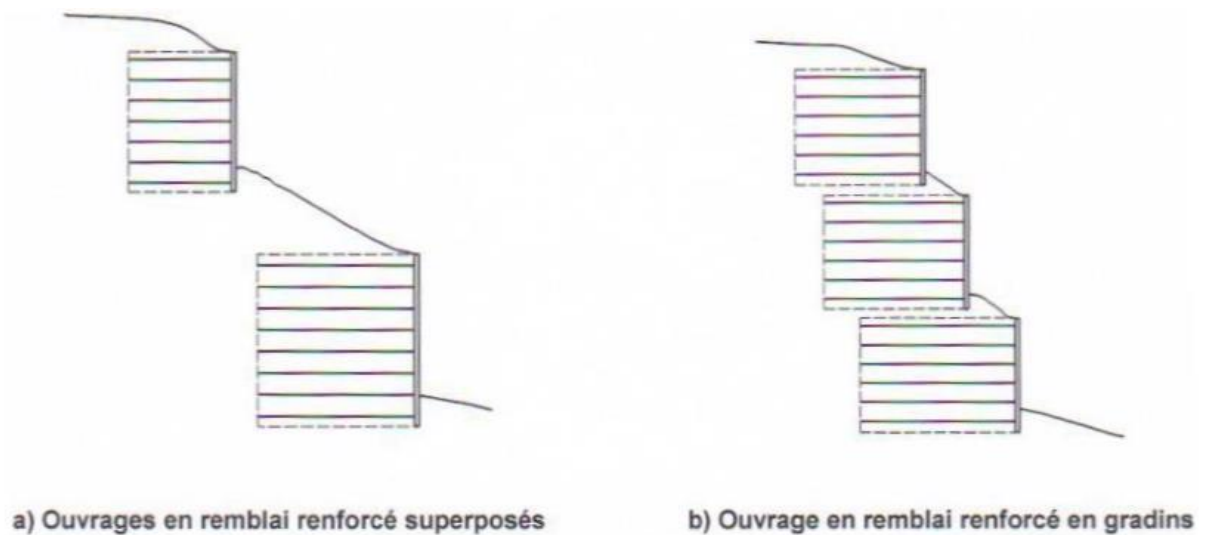


Figure I.3. Exemples d'ouvrages en remblai renforcé multiples[7]

I.9. Dimensionnement courant des ouvrages:

En coupe transversale, les massifs en remblai renforcé par armatures ou nappes disposés horizontalement ont souvent une section rectangulaire (même longueur des renforcements sur toute la hauteur de l'ouvrage), avec une longueur moyenne des renforcements d'environ 0,6 à 0,7 fois la hauteur H du massif (cas d'un ouvrage à parement vertical avec terre-plein horizontal). Dans certains cas particuliers (ouvrage sur versant et/ou sur terrain rocheux par exemple) la longueur des renforcements en partie basse de l'ouvrage peut être réduite (avec un minimum de $0,4 H$), pour limiter l'importance des terrassements.

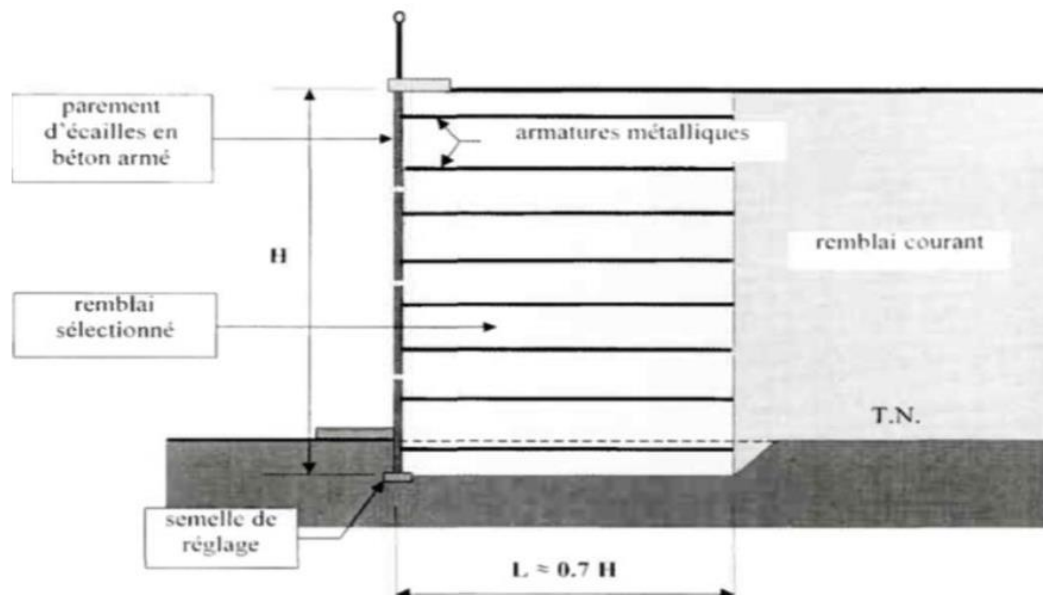


Figure I.4. Dimensionnement courant d'un massif en remblai renforcé [8]

I.10. Stabilisation des sols:**I.10.1. Définition:**

La stabilisation des sols est le terme général pour l'amélioration des sols et le compactage des sols. Plusieurs produits sont employés aujourd'hui avec les sols pour obtenir un matériau de construction avec des propriétés meilleures que celle du sol original.

La technique de stabilisation de sols au ciment consiste à améliorer le sol en place en le mélangeant avec du ciment. Elle permet :

- D'obtenir une aptitude à supporter les charges durant toute l'année (Surface praticable par tout temps).
- De rendre la surface insensible aux intempéries (pluie, gel, dégel...) et au ravinement.
- De réaliser une couche liée imperméable aux infiltrations et aux remontées d'eaux. [9]

I.10.2. Objectifs:

Les principaux objectifs de stabilisation des sols sont [10] :

- l'obtention de meilleures caractéristiques mécaniques de la terre (augmenter les résistances à la compression, à la traction et au cisaillement),
- la réduction de la porosité et les variations de volume (réduire le retrait et le gonflement à l'eau),
- l'amélioration de la résistance à l'érosion du vent et de la pluie (réduire l'abrasion de surface et la perméabilité à l'eau).

I.10.3. les techniques de stabilisation :**I.10.4. Stabilité des murs en terre renforcée mécaniquement:**

Afin de s'assurer de la stabilité des murs en terre renforcée mécaniquement, une double vérification de la stabilité est nécessaire :

I.10.4.1. Une stabilité interne :

La stabilité interne dépend de la résistance à la traction du matériau utilisé pour le renforcement et de la nature des liaisons à l'interface du matériau de renforcement et le sol.

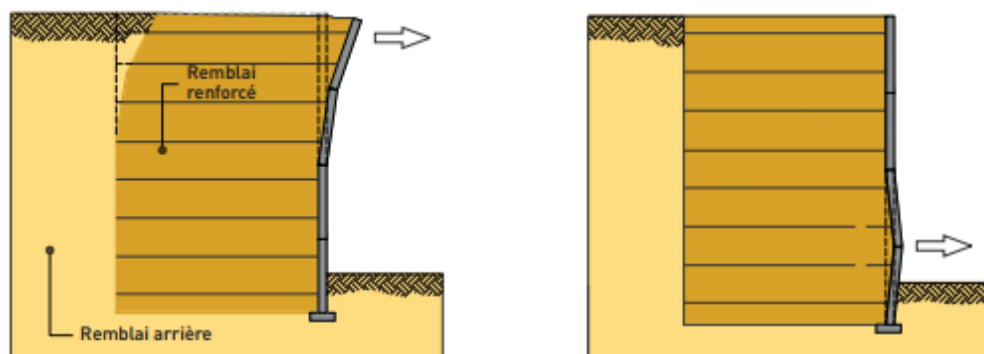


Figure I.5. Vérification à l'arrachement**FigureI.6.** Vérification en traction [12]**I.10.4.2. Une stabilité externe:**

La vérification de la stabilité externe est la solution idéale pour des travaux de qualité et d'une durée de vie optimale. Elle est déterminée par analogie à un mur-poids.

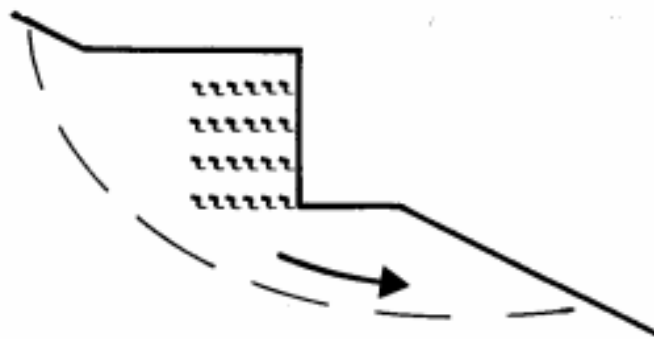
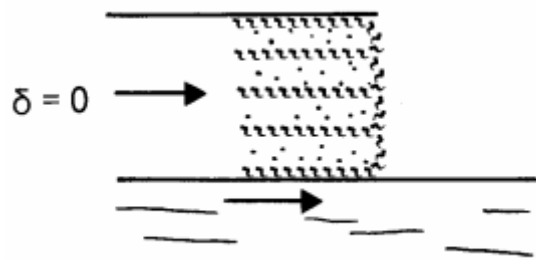
**Figure I.7.** Instabilité externe [12]**Vérification de la Stabilité d'ensemble****FigureI.8.** Stabilité d'ensemble(JOHAN) $F_s=1.5$ [12]**Vérification de la stabilité au glissement :****Figure I.9.** Stabilité au glissement (JOHAN) $F_s=1.5$ [12]



Figure I.10. Traitement d'un glissement de terrain Bejaia[13]

Vérification de la stabilité au poinçonnement :

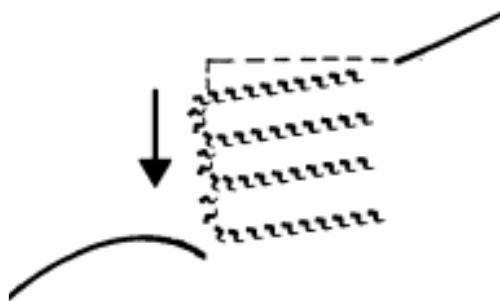


Figure I.11. Stabilité au poinçonnement $F_s = 2$ [12]

I.10.5. Vérification de la stabilité au renversement:

La vérification n'est justifiée que dans le cas des ouvrages de type soutènement verticaux étroits fondé sur un sol de fondation rigide. [12]

I.10.5.1. Stabilisation physique :

Les propriétés d'une terre peuvent être modifiées en intervenant sur la texture : mélange contrôlé de fractions de grains différentes (argile et sable).

I.10.5.2. Stabilisation chimique :

La stabilisation de la terre est assurée par l'ajout d'autres matériaux ou de produits chimiques qui modifient ses propriétés, soit du fait d'une réaction physicochimique entre les particules de la terre et le produit ajouté soit en créant une matrice qui lie ou enrobe les particules. On peut citer, en particulier du ciment, de la chaux, du bitume, et de sous-produits industriels. Le choix et la quantité de matériau ou de produit chimique à ajouter dépendent de la nature du sol et du degré d'amélioration de la qualité du sol souhaité [14].

Le traitement du matériau terre par des produits chimiques se fait pratiquement de deux Manières :

- a. Un traitement dans la masse (introduction dans la masse du sol d'une quantité minimale de stabilisant).
- b. Un traitement de surface (enduits, badigeons, hydrofuges), pour protéger la surface par imprégnation sur la partie exposée [15].

I.11 Conclusion:

Dans ce chapitre, nous avons abordé les généralités et les définitions des structures en terre armée, dans lesquelles nous connaissons le renforcement du sol, la manifestation de son renforcement et de ses objectifs, et puis nous connaissons les techniques de renforcement et nous avons touché sur les murs de soutènement leurs types et classifications où ils sont utilisés ainsi que leurs propriétés mécaniques en tenant compte la stabilité interne et externe de ces ouvrages.

Chapitre II :
Les réseaux de
neurone

II.1.Introduction :

L'intégration de l'intelligence artificielle (IA) dans le domaine de la géotechnique représente une avancée révolutionnaire, transformant des méthodes traditionnelles et offrant des solutions innovantes pour des défis complexes. La géotechnique, qui s'intéresse à l'étude des propriétés mécaniques et hydrauliques des sols et des roches, est cruciale pour la conception et la réalisation des infrastructures. Traditionnellement, cette discipline repose sur des analyses empiriques et des modèles mathématiques complexes. Cependant, avec l'avènement de l'IA, de nouvelles opportunités émergent pour améliorer la précision des prédictions, optimiser les conceptions et réduire les risques associés aux projets géotechniques.

Ce chapitre se propose d'exposer les différentes méthodes d'IA utilisées en géotechnique, en mettant un accent particulier sur les réseaux de neurones artificiels (RNA). Les RNA, avec leur capacité à modéliser des systèmes complexes et à apprendre des données historiques, ouvrent des perspectives inédites pour la compréhension et la prévision des comportements des sols.

II.2.L'intelligence artificielle :**II.2.1.La définition de l'IA:**

Le concept "intelligence artificielle" a été inventé par l'informaticien américain John McCarthy et trois autres chercheurs en 1956 [16], défini pour des machines qui peuvent être améliorées pour assumer certaines capacités considérées comme similaires à l'intelligence humaine, telles que l'apprentissage, l'adaptation et l'autocorrection [17]. Autrement dit, un système de théories, de méthodes, de techniques et d'applications peut imiter et étendre le comportement humain, comme la perception de l'environnement, l'acquisition de connaissances et l'obtention de résultats optimaux.

II.2.2.L'application de l'IA:

L'intelligence artificielle (IA) est utilisée dans divers aspects de la géotechnique, transformant les méthodes traditionnelles et améliorant l'efficacité, la précision et la sécurité des projets d'ingénierie. Voici quelques-unes des principales utilisations de l'IA en géotechnique :

- **Reconnaissance et Classification des Sols**

Les techniques de reconnaissance d'images et de classification basées sur l'IA peuvent analyser les images de carottes de forage et les échantillons de sol pour identifier et classer automatiquement les types de sols et de roches. Cela accélère le processus d'analyse et réduit les erreurs humaines.

- **Modélisation et Prédiction des Propriétés des Sols**

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) et les algorithmes de machine learning peuvent modéliser et prédire les propriétés mécaniques des sols, comme la résistance au cisaillement, la compressibilité et la perméabilité. Ces modèles utilisent des ensembles de données historiques pour fournir des prédictions précises, ce qui est essentiel pour la conception et l'analyse des fondations et des structures géotechniques.

- **Analyse et Gestion des Risques**

L'IA est utilisée pour identifier et gérer les risques géotechniques tels que les glissements de terrain, les effondrements et les mouvements de sol. En analysant des données de capteurs et des relevés géologiques, les algorithmes de machine learning peuvent détecter des signes avant-coureurs de ces phénomènes et permettre une intervention préventive, augmentant ainsi la sécurité des projets d'infrastructure.

- **Surveillance en Temps Réel**

Les systèmes d'IA peuvent être utilisés pour la surveillance en temps réel des sites de construction et des structures géotechniques. En intégrant des données en direct provenant de capteurs, l'IA peut analyser et interpréter ces informations pour détecter des anomalies ou des signes de défaillance potentielle, permettant ainsi une intervention rapide.

En intégrant l'IA dans la géotechnique, les ingénieurs bénéficient de solutions avancées pour améliorer la précision des analyses, optimiser les conceptions, gérer les risques et surveiller les infrastructures de manière plus efficace et sécurisée. Cette révolution technologique ouvre la voie à une ingénierie géotechnique plus intelligente, durable et résiliente.

II.3. Définition de Réseaux de neurones :

Un réseau de neurones peut être considéré comme un modèle mathématique de traitement réparti, composé de plusieurs éléments de calcul non linéaire (neurones), opérant en parallèle et connectés entre eux par des poids.

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit.

Les paramètres les plus importants de ce modèle sont les poids synaptiques. Ce sont eux qui construisent le modèle de résolution en fonction des informations données au réseau. Il faut donc trouver un mécanisme qui permet de les calculer à partir des grandeurs que l'on peut acquérir du problème. C'est le principe fondamental de l'apprentissage [18].

Les neurones artificiels sont souvent utilisés sous forme de réseaux qui diffèrent selon le type de connections entre les neurones, une cinquantaine de types peut être dénombrée. En guise d'exemples nous citons : le perceptron de Rosembat, les réseaux de Hopfield etc..... Ces derniers sont les plus utilisés dans le domaine de la modélisation et de la commande des procédés. Ils sont constitués d'un nombre fini de neurones qui sont arrangés sous forme de couches. Les neurones de deux couches adjacentes sont interconnectés par des poids. L'information dans Le réseau se propage d'une couche à l'autre, on dit qu'ils sont de type « feed-forward ».

Nous distinguons trois types de couches :

Couche d'entrée :

Les neurones de cette couche reçoivent les valeurs d'entrée du réseau et les transmettent aux neurones cachés. Chaque neurone reçoit une valeur, il ne fait pas donc de sommation.

Couches cachées :

Chaque neurone de cette couche reçoit l'information de plusieurs couches précédentes, effectue la sommation pondérée par les poids, puis la transforme selon sa fonction d'activation qui est en général une fonction sigmoïde. Par la suite, il envoie cette réponse aux neurones de la couche suivante.

Couche de sortie :

Elle joue le même rôle que les couches cachées, la seule différence entre ces deux types de couches est que la sortie des neurones de la couche de sortie n'est liée à aucun autre neurone. Une fois que l'ajustement des poids synaptiques a été effectué, le réseau de neurones constitue un modèle statistique non linéaire [19]. L'avantage des réseaux de neurones sur les méthodes de régression classique est qu'ils nécessitent, en général, un nombre de paramètres ajustables plus faible pour obtenir un modèle non linéaire de précision donnée [20].

II.4. Du neurone biologique au neurone artificiel :

Les réseaux de neurones biologiques qui constituent le cerveau humain réalisent simplement de nombreuses applications telles que la reconnaissance de formes, le traitement du signal, la mémorisation, la généralisation, l'apprentissage par l'exemple, etc. Or ces applications sont actuellement à la limite de leurs possibilités actuelles, même en tenant compte de tous les efforts déployés en algorithmique ou en intelligence artificielle. C'est à partir de l'hypothèse que le comportement intelligent humain est le résultat de la structure et des éléments de bases du système nerveux central (que sont les neurones), que l'on a développé les réseaux de neurones artificiels. Cette inspiration à partir du modèle biologique provient du fait que le cerveau humain est un système apprenant basé sur une structure

contenant environ 100 milliards de neurones reliés entre eux par 10000 contacts synaptiques ce qui représente un million de milliards de synapses. Les réseaux de neurones artificiels sont donc un moyen de modéliser le mécanisme d'apprentissage et de traitement de l'information qui se produit dans le cerveau humain. [21]

II.4.1. Les neurones biologiques:

Un neurone est une cellule qui peut transmettre des informations à d'autres neurones grâce à ses différentes connexions (synapses). Le cerveau humain est le meilleur modèle d'une machine multifonctionnelle extrêmement rapide. [22]

II.4.1.1 Caractéristiques :

Dans leur organisation générale et leur système biochimique, les neurones présentent de nombreuses similitudes avec les autres cellules. Voici les caractéristiques des neurones biologiques :

- Recevoir des signaux en provenance de neurones voisins.
- Intégrer ces signaux.
- Engendrer un influx nerveux (message nerveux).
- Le conduire
- Le transmettre à un autre neurone capable de le recevoir. [23]

II.4.1.2. Structure :

Un neurone est constitué de trois parties :

Les dendrites : réceptrices des messages

Le corps cellulaire : génère le potentiel d'action (la réponse)

L'axone : transmet le signal aux cellules suivantes.

Synapse : qui permet aux cellules de communiquer entre elles, de plus il joue un rôle dans la modulation des signaux qui transitent le système nerveux [23]

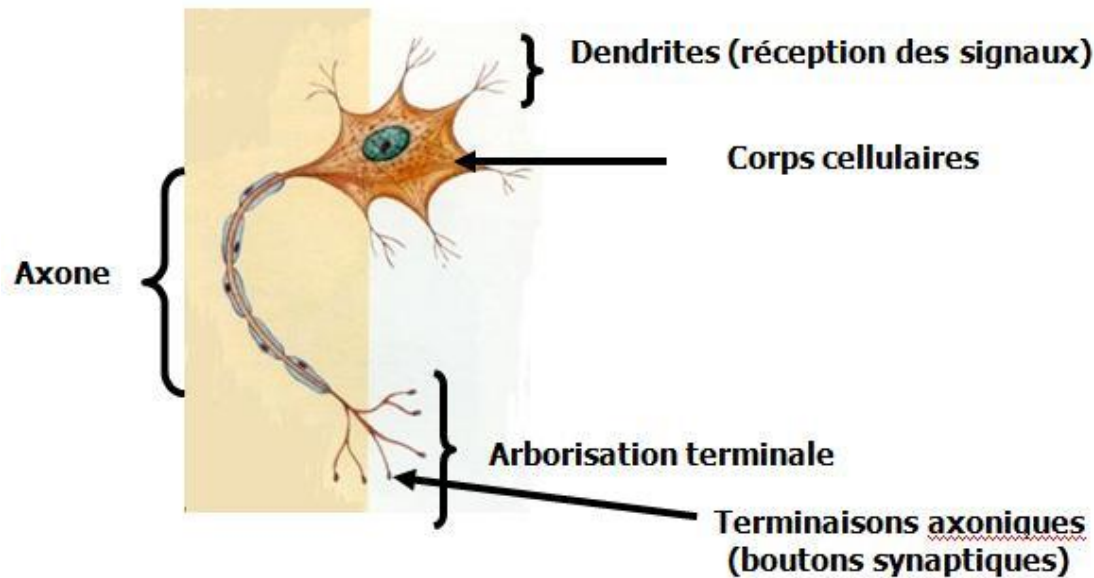


Figure II.1. Représentation schématique d'un neurone biologique. [24]

II.4.2. Les neurones artificiels (forme):

Le neurone artificiel est un modèle de calcul dont la conception est inspirée du fonctionnement de vrais neurones. Ce neurone formel peut être considéré comme un opérateur recevant un nombre variable d'entrées du milieu extérieur ou d'autres neurones, chacune de ces entrées est pondérée par un poids dit poids synaptique, et fournissant une sortie seulement quand la somme dépasse un certain seuil interne.

L'évaluation de la sortie se fait typiquement par la somme pondérée des entrées, et le passage du résultat à travers un non linéarité. Mathématiquement, ceci peut être modélisé par les équations suivantes:

$$S = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_0 x_0 \quad (\text{II.1})$$

$$y = f(S) \quad (\text{II.2})$$

x_i : Composantes du vecteur d'entrée.

w_i : Composantes du vecteur poids synaptique.

S : Somme pondérée appelée potentiel.

Le terme ($w_0 x_0 = \theta_0$ avec $x_0 = 1$) représente la valeur du seuil interne qui doit être dépassée

Pour l'activation de la sortie du neurone.

La non linéarité $f(s)$ est appelée fonction d'activation.

La somme pondérée peut se réécrire sous la forme simple suivante:

$$S = \sum_{i=0}^n w_i x_i \quad (\text{II.3})$$

Conceptuellement, le fonctionnement du neurone biologique peut être représenté par le modèle de la (Figure II.2)

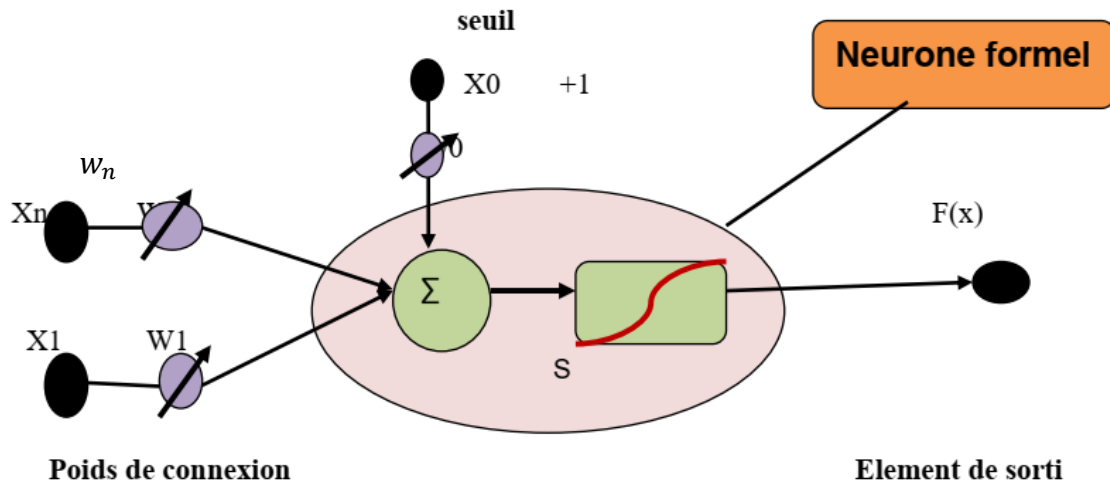


Figure II.2. Représentation schématique d'un neurone artificiel. [24]

La modélisation du système nerveux biologique repose sur la correspondance suivante:

Tableau II.1. L'analogie entre les neurones biologiques et les neurones artificiels.

Neurone biologique	Neurone artificiel
Axones	Signal de sortie
Dendrites	Signal d'entrée
Synapses	Poids de la connexion

II.5.Fonctions d'activation :

Il existe de nombreuses formes possibles pour la fonction de d'activation. Les plus courantes sont :

II.5.1 Fonction à seuil symétrique :

La sortie peut avoir deux états distincts (-1 et +1) selon le dépassement d'un Seuil

$$F(x) = \begin{cases} -1 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x > 0 \end{cases} \quad (\text{II.4})$$

II.5.2 Fonction à seuil :

La fonction de Heaviside (fonction échelon, fonction marche d'escalier) est une fonction H discontinue prenant la valeur 0 pour tous les réels négatifs et la valeur 1 partout ailleurs :

$$F(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x \geq 0 \end{cases} \quad (\text{II.5})$$

II.5.3 Fonction linéaire :

La fonction identité est l'application qui n'a aucun effet lorsqu'elle est appliquée à un élément : elle renvoie toujours la valeur qui est utilisée comme argument.

$$F(x) = x \quad (\text{II.6})$$

II.5.4. Fonction sigmoïde :

Plus connue. Elle est souvent utilisée dans les réseaux de neurones. L'un de ses avantages est sa dérivabilité.

➤Sigmoïde (logistique):

$$F(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (\text{II.7})$$

➤Tangente hyperbolique:

$$F(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (\text{II.8})$$

Tableau II.2. Fonctions de transfert $f(x)$. [24]

Nom de la fonction	Relation de entrée / sortie	L'allure
Seuil	$F(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x \geq 0 \end{cases}$	
seuil symétrique	$F(x) = \begin{cases} -1 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x \geq 0 \end{cases}$	
Linéaire	$F(x) = x$	
Linéaire saturée	$F(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ x & \text{si } 0 \leq x \leq 1 \\ 1 & \text{si } x > 1 \end{cases}$	
Linéaire saturée symétrique	$F(x) = \begin{cases} -1 & \text{si } x < -1 \\ x & \text{si } -1 \leq x \leq 1 \\ 1 & \text{si } x > 1 \end{cases}$	
Linéaire opsitive	$F(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ x & \text{si } x \geq 0 \end{cases}$	
Sigmoïde	$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	
Tangente hyperboïque	$F(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$	

II.6.Topologies :

Un réseau de neurones résulte de l'arrangement du modèle de base du neurone individuel dans diverses configurations. Plusieurs architectures sont donc envisageables. On doit cependant réaliser que les algorithmes utilisés pour entraîner les RNA ont une adéquation très forte avec une architecture donnée, c'est-à-dire qu'ils leurs sont intimement liés. Plusieurs topologies et algorithmes d'apprentissage ont été imaginés et conçus.

II.6.1.Le perceptron monocouche (ROSENBLATT, 1958) :

Développé par Rosenblatt en 1958, c'est le premier réseau à avoir vu le jour. De type Feedforward, il ne contient qu'une couche de neurones d'entrée et une couche de sortie. Tous les neurones de la couche d'entrée sont reliés à ceux de la couche de sortie. Ils ne manipulent que des valeurs binaires et la fonction d'activation consiste en un simple seuil. Il est capable de simuler des opérations logiques simples comme les portes logiques **And** ou **Or** qui sont linéairement séparables. Son apprentissage s'effectue selon la règle de renforcement de Hebb.

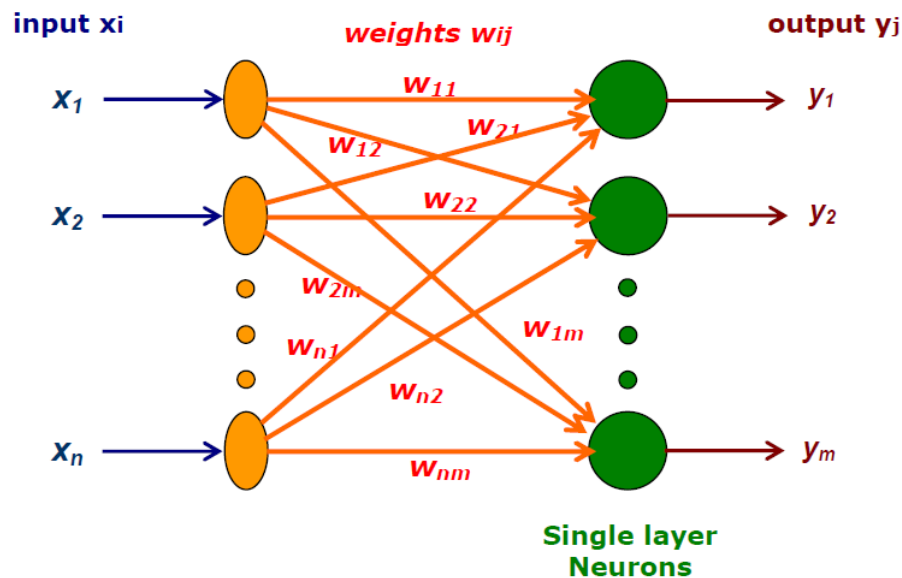


Figure II.3. Le perceptron de Rosenblatt. [21]

II.6.2. Le perceptron multicouche (M.MINSKY AND S.PAPERT, 1969) :

Un réseau de neurones est un ensemble de processeurs élémentaires, les neurones qui sont largement connectés les uns aux autres et qui sont capables d'échanger des informations au moyen des connexions qui les relient. Les connexions sont directionnelles et à chacune d'elle est associé un réel appelé poids de la connexion. L'information est ainsi transmise de manière unidirectionnelle du neurone j vers le neurone i , affectée du coefficient pondérateur w_{ij} . Un neurone calcule son état d'informations venues de l'extérieur, ou bien il détermine son entrée à partir des neurones auxquels il est connecté et calcule son état comme une transformation souvent non linéaire de son entrée. Il transmet à son tour son état vers d'autres neurones ou vers l'environnement extérieur.

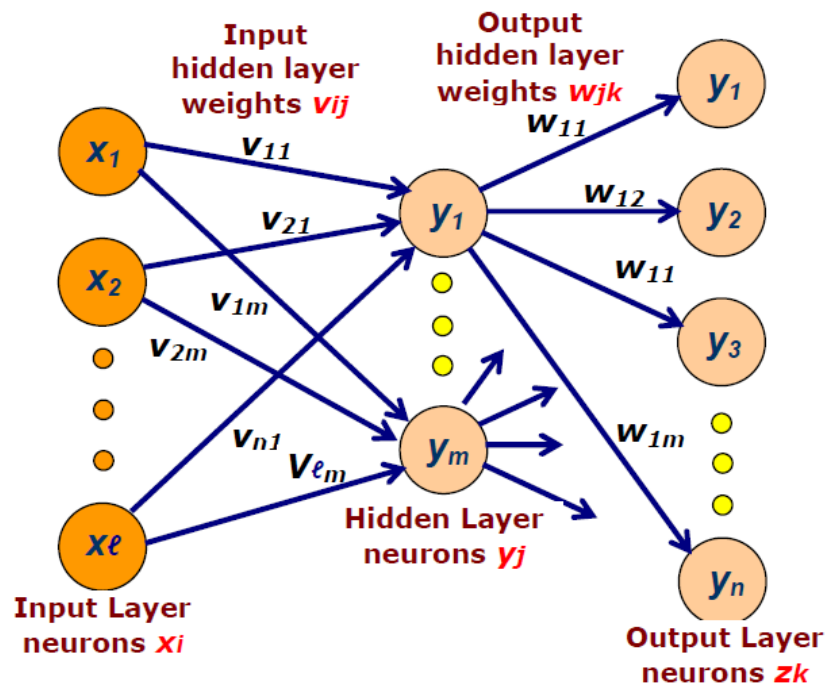


Figure II.4. Topologie d'un réseau multicouche (MLP). [21]

II.6.3. 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 II.5).

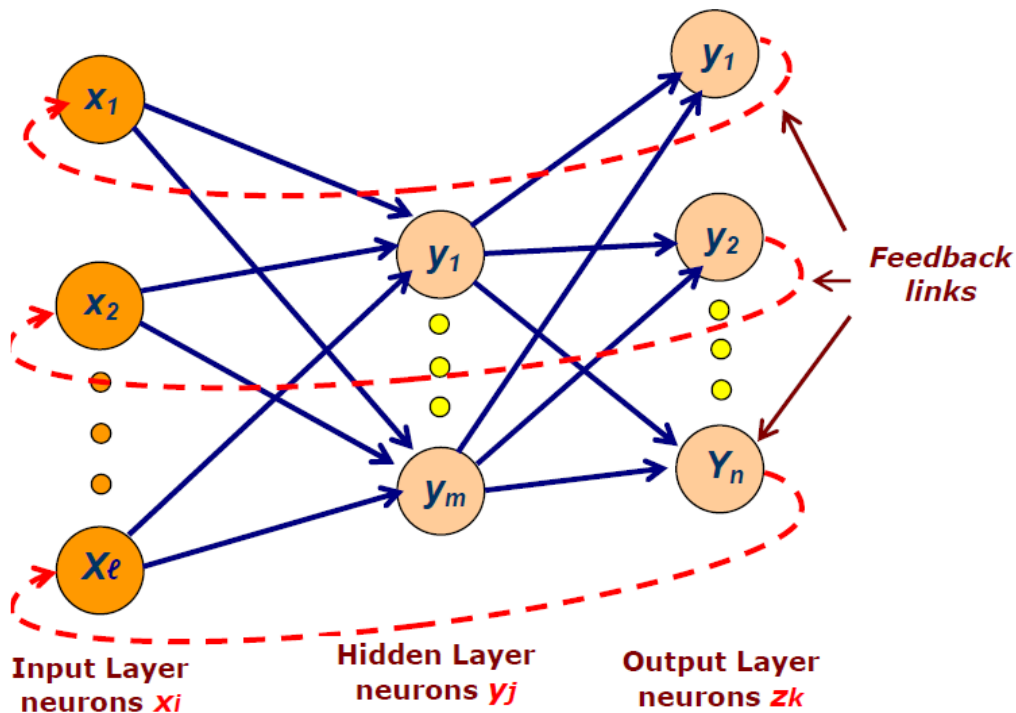


Figure II.5. Réseau à connexions récurrentes. [21]

II.6.4. Réseau à connexions complète:

C'est la structure d'interconnexion la plus générale (**Figure II.6**). Chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau (et à lui-même).

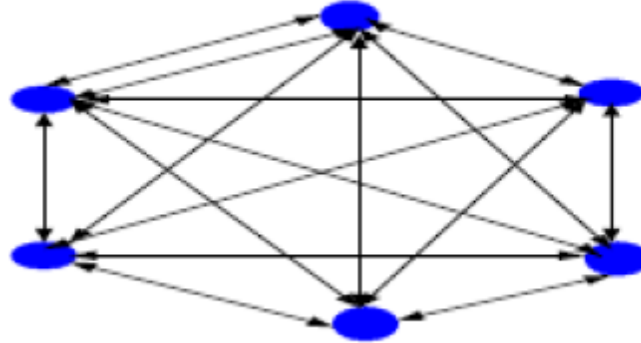


Figure II.6. Réseau à connexions complète. [21]

II.7. Architecture des réseaux de neurones :

On distingue deux structures de réseau, en fonction du graphe de leurs connexions, c'est à dire du graphe dont les nœuds sont les neurones et les arêtes les « connexions » entre ceux-ci:

- Les réseaux de neurones statiques (ou acycliques, ou non bouclés).
- Les réseaux de neurones dynamiques (ou récurrents, ou bouclés).

II.7.1. Les réseaux de neurones non bouclés:

Un réseau de neurones non bouclé réalise une (ou plusieurs) fonction algébrique de ses entrées par composition des fonctions réalisées par chacun de ses neurones.

Dans un tel réseau (**Figure II.7**), le flux d'information circule des entrées vers les sorties sans retour en arrière.

Si l'on représente le réseau comme un graphe dont les nœuds sont les neurones et les arêtes les «connexions » entre ceux-ci, le graphe d'un réseau non bouclé est acyclique.

Tout neurone dont la sortie est une sortie du réseau est appelé « neurone de sortie».

Les autres, qui effectuent des calculs intermédiaires, sont des « neurones cachés ».

Il existe deux types de réseaux de neurones : les réseaux complètement connectés et les réseaux à couche. Le réseau de neurones à une couche cachée et une sortie linéaire est un cas particulier de ce dernier type

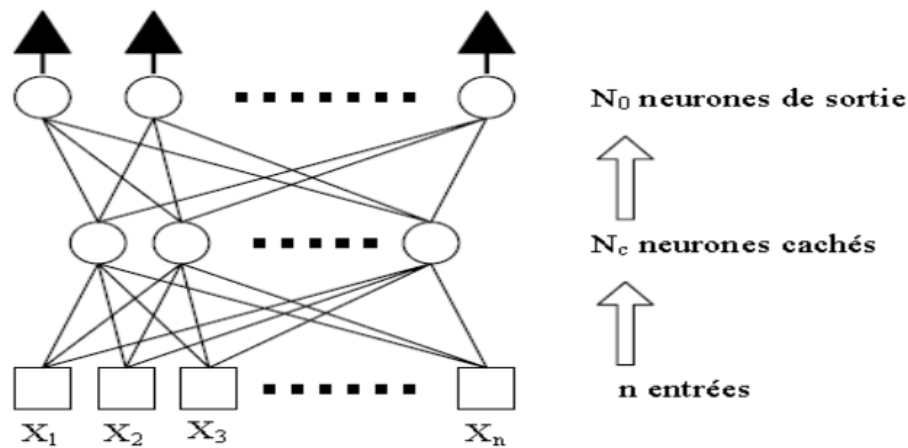


Figure II.7. Structure d'un réseau non bouclé (non récurrent). [25]

II.7.1.1. Les réseaux de neurones complètement connectés :

Dans un réseau complètement connecté, les entrées puis les neurones (cachés et de sortie) sont numérotés, et, pour chaque neurone :

- Ses entrées sont toutes les entrées du réseau ainsi que les sorties des neurones de numéro inférieur.
- Sa sortie est connectée aux entrées de tous les neurones de numéro supérieur.

II.7.2.1. Les réseaux de neurones à couches:

Dans une architecture de réseaux à couches, les neurones cachés sont organisés en couches, les neurones d'une même couche n'étant pas connectés entre eux. De plus les connexions entre deux couches de neurones non consécutives sont éliminées.

Une telle architecture est historiquement très utilisée, surtout en raison de sa pertinence en classification.

II.7.2 Les réseaux de neurones bouclés:

L'architecture la plus générale pour un réseau de neurones est le « réseau bouclé », dont le graphe des connexions est cyclique : lorsqu'on se déplace dans le réseau en suivant le sens des connexions, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ (un tel chemin est désigné sous le terme de « cycle »). La sortie d'un neurone du réseau peut donc être fonction d'elle-même; cela n'est évidemment concevable que si la notion de temps est explicitement prise en considération.

Ainsi, à chaque connexion d'un réseau de neurones bouclé (ou à chaque arête de son graphe) est attaché, outre un poids comme pour les réseaux non bouclés, un retard, multiple entier (éventuellement nul) de l'unité de temps choisie. Une grandeur, à un instant donné, ne pouvant pas être fonction de sa propre valeur au même instant, tout cycle du graphe du réseau doit avoir un retard non nul.

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.

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 (**Figure II.8**)

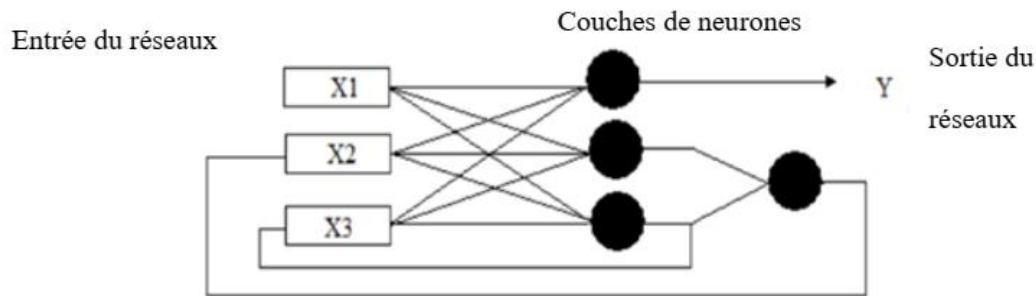


Figure II.8. Structure d'un réseau bouclé (récurrent). [26]

II.8.Apprentissage :

L'apprentissage des réseaux de neurones est une discipline passionnante de l'intelligence artificielle où les ordinateurs apprennent à exécuter des tâches en imitant le fonctionnement du cerveau humain. Voici un aperçu du processus d'apprentissage des réseaux de neurones :

- **Collecte des données :**

Tout commence par la collecte de données pertinentes pour la tâche à accomplir, qu'il s'agisse de reconnaissance d'images, de traitement du langage naturel ou d'une autre application.

- **Prétraitement des données :**

Les données collectées doivent souvent être nettoyées, normalisées et prétraitées pour les rendre exploitables par le réseau de neurones.

- **Choix de l'architecture du réseau :**

Il existe différentes architectures de réseaux de neurones, telles que les réseaux de neurones convolutionnels (CNN) pour la vision par ordinateur, les réseaux de neurones récurrents (RNN) pour le traitement séquentiel, et les réseaux de neurones à propagation avant (feedforward) pour diverses tâches. Le choix de l'architecture dépend de la tâche à accomplir.

- **Initialisation des poids :**

Les poids du réseau de neurones sont initialement définis de manière aléatoire ou à l'aide de techniques spécifiques, telles que l'initialisation Xavier ou l'initialisation He, pour éviter les problèmes de convergence.

- **Propagation avant (forward propagation) :**

Lors de cette étape, les données sont introduites dans le réseau, et des calculs sont effectués à travers les différentes couches du réseau pour générer des prédictions.

- **Calcul de l'erreur :**

L'erreur entre les prédictions du réseau et les valeurs réelles est calculée à l'aide d'une fonction de perte, telle que l'erreur quadratique moyenne (MSE) ou l'entropie croisée.

- **Rétro propagation (back propagation) :**

Cette étape consiste à propager l'erreur calculée en arrière à travers le réseau pour ajuster les poids et minimiser l'erreur. Cela se fait en utilisant des techniques d'optimisation telles que la descente de gradient stochastique (SGD) ou des variantes plus avancées comme Adam ou RMSProp.

- **Optimisation des hyper paramètres :**

Les hyper paramètres tels que le taux d'apprentissage, le nombre de couches et la taille des lots sont ajustés pour optimiser les performances du modèle.

- **Validation et évaluation :**

Le modèle est évalué sur un ensemble de validation pour évaluer ses performances. Des techniques telles que la validation croisée peuvent être utilisées pour une évaluation plus robuste.

- **Inférence :**

Une fois que le modèle est formé et évalué, il peut être utilisé pour effectuer des prédictions sur de nouvelles données.

Il existe plusieurs méthodes d'apprentissage dont les plus répandues sont :

- L'apprentissage supervisé
- L'apprentissage non supervisé
- L'apprentissage renforcé

II.8.1.Apprentissage supervisé:

Dans l'apprentissage supervisé, des couples de données (entrée, sortie attendue correspondante) sont fournis au réseau; les différentes réponses possibles du réseau étant donc connues a priori.

Les paramètres du réseau sont ajustés de façon à minimiser le signal d'erreur constitué par la différence entre la sortie obtenue et la valeur désirée correspondante.

Un apprentissage est dit supervisé lorsqu'on force le réseau à converger vers un état final précis, en même temps qu'on lui présente un motif. L'apprentissage supervisé est illustré d'une manière conceptuelle par la (**Figure II.9**)

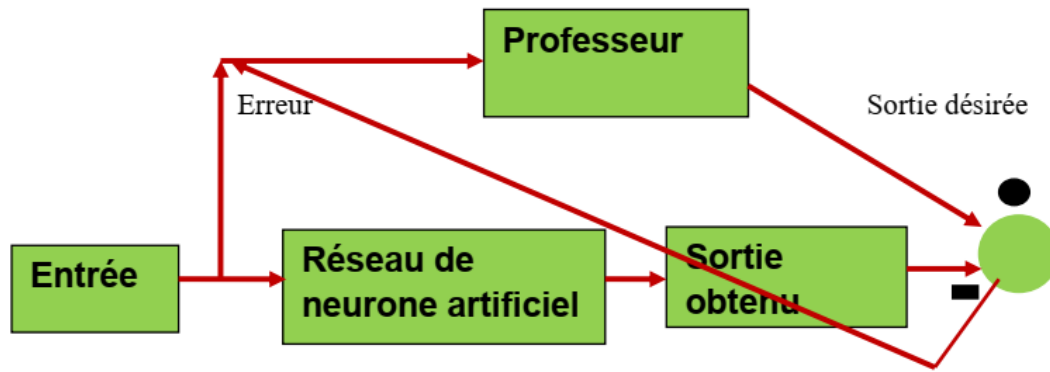


Figure II.9. Schéma bloc de l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurone. [24]

II.8.2. Apprentissage non supervisé:

Dans un modèle non supervisé, on n'a pas de connaissance à priori sur l'information que l'on voudrait extraire. Le réseau est laissé libre de converger vers n'importe quel état final.

Dans ce cas, les exemples présentés à l'entrée provoquent une auto-adaptation du réseau (**Figure II.10**) afin de produire des valeurs de sortie qui soient proches en réponse à des valeurs d'entrées similaires [27]



Figure II.10. Schéma bloc de l'apprentissage non supervisé d'un réseau de neurone. [24]

II.8.3. Apprentissage par renforcement:

L'apprentissage par renforcement est utile quand une information de retour sur la qualité de la performance est fournie. Mais la conduite souhaitée du réseau n'est pas complètement spécifiée par le professeur.

II.9.Conclusion :

Dans ce chapitre, le concept de l'intelligence artificielle et ses diverses applications dans des domaines tels que l'apprentissage automatique, la reconnaissance d'images, le traitement du langage naturel, les robots, et autres, ont été examinés. De plus, les méthodes d'apprentissage artificiel telles que l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond, ainsi que l'utilisation des données pour entraîner des modèles intelligents ont été abordées. Ensuite, l'analyse des cellules nerveuses artificielles a été comparée à celle des cellules nerveuses biologiques, les scientifiques cherchant à comprendre le fonctionnement du cerveau et à le reproduire dans les ordinateurs. La structure des réseaux de neurones artificiels et leur formation à partir d'unités de traitement de l'information et de leurs connexions ont également été examinées. L'accent a également été mis sur les couches dans ces réseaux neuronaux, où les unités sont organisées de manière hiérarchique en plusieurs couches pour représenter différents niveaux de détails et de traitement dans les données. Les algorithmes d'apprentissage disponibles dans ces réseaux, tels que les algorithmes de guidage, d'inférence et d'apprentissage profond, ainsi que leur application à une variété de tâches telles que la classification, la prédiction et l'analyse, ont été discutés.

Chapitre III :
Modélisation numérique
d'un mur soutènement en
sol renforcé avec PLAXIS.

III.1. Introduction:

L'avancement de la technologie conduit les ingénieurs à entreprendre des projets de plus en plus complexes, onéreux et soumis à des exigences de sécurité de plus en plus strictes. Afin d'accomplir ces projets et compte tenu de la complexité des méthodes analytiques, l'ingénieur utilise des méthodes numériques qui lui permettent de modéliser le fonctionnement de ces ouvrages complexes.

Dans ce chapitre, on présente de manière succincte une introduction à la méthode des éléments finis et le code de calcul PLAXIS 2D, qui sera utilisé dans notre étude.

III.2. Méthode des éléments finis :

III.2.1. Définition :

La méthode des éléments finis est une technique récente à caractère pluridisciplinaire car elle met en œuvre les connaissances de trois disciplines de base :

1. La mécanique des structures : élasticité, résistance des matériaux, dynamique, plasticité, ... etc.
2. L'analyse numérique : méthodes d'approximations, résolution des systèmes linéaires, des problèmes aux valeurs propres, ... etc.
3. L'informatique appliquée: techniques de développement et de maintenance des grands logiciels.

La méthode des éléments finis est une méthode mathématique qui permet la résolution d'équations différentielles. Elle a été développée dans les années 60 et permet de décrire le comportement global d'une structure complexe à partir de fonctions simples et paramétrées définies pour chaque zone du modèle. Un maillage du domaine à étudier permet de définir des zones élémentaires appelées éléments. Ceux-ci sont reliés entre eux en différents points dénommés nœuds. [28]

III.2.2. Le calcul par la méthode des éléments finis :

La méthode aux éléments finis est théoriquement, la plus satisfaisante puisqu'elle permet la modélisation des problèmes géotechniques complexes. [29]

● Elle nécessite :

- La définition de la géométrie du problème, pour que les frontières du calcul n'influencent pas sur les résultats.
- Le choix d'une loi de comportement du sol, de type Mohr-Coulomb, CamClay,...etc.
- Les caractéristiques des ouvrages et des éléments d'interface pour introduire l'interaction sol-structures et les conditions hydrauliques.
- Les caractéristiques des butons ou des tirants d'ancrage.

- L'état initial des contraintes et des pressions interstitielles.

• **Elle permet :**

- D'effectuer les calculs d'écoulement ;
- De simuler toutes les phases de travaux ;
- De prendre en compte les variations des caractéristiques : des ouvrages, des couches de terrain et des lits de butons ou de tirants ;
- De calculer un coefficient de sécurité.

Les sorties fournissent pour les ouvrages sont :

- Les déplacements des ouvrages ;
- Les sollicitations internes des ouvrages ;
- Les efforts dans les butons ou tirants.

Et pour le sol :

- Les déplacements du sol ;
- Les déformations du sol ;
- Les contraintes totales et effectives dans le sol ;
- Les pressions interstitielles ;
- De calculer un coefficient de sécurité.

Et donc la possibilité d'étudier l'interaction de l'exécution d'un écran sur des ouvrages existants.

III.3. PLAXIS 2D:

III.3.1.Présentation logiciel PLAXIS 2D :

Le code de calcul par éléments finis PLAXIS de la société PLAXIS B.V., est un logiciel aujourd'hui couramment utilisé en bureaux d'études. Conçu par des géotechniciens numériciens de l'université de Delft aux Pays-Bas dans les années 1980, ce code est un outil pratique d'analyse d'ouvrages et d'essais géotechniques. Si ce code a initialement été développé pour analyser les digues et les sols mous, son champ d'application s'étend aujourd'hui à une large gamme de problèmes géotechniques. Il permet d'analyser des problèmes élastiques, élasto-plastiques, élasto-viscoplastiques en 2D ou 3D et en grands déplacements par la méthode lagrangienne actualisée. Très fiable sur le plan numérique, ce code fait appel à des éléments de haute précision, tels que les éléments triangulaires à 15 nœuds, ainsi qu'à des pilotages de résolution récents comme la méthode de longueur d'arc. Le manuel d'utilisation du code PLAXIS présente une description détaillée du logiciel[30] .

Pour réaliser des analyses numériques en utilisant le PLAXIS, l'utilisateur doit créer un modèle d'éléments finis et de spécifier les propriétés des matériaux ainsi que les conditions aux limites.

-Le calcul est automatique et est basé sur une robuste procédure numérique.

-Le plan générale du programme PLAXIS est présenté dans l'organigramme de la **(FigureIII.1)** Une brève description de ce programme est présentée.

-L'interface du programme PLAXIS utilise principalement quatre sous-routines ou Sous-programmes (PLAXIS-Input, PLAXIS-Calculations, PLAXIS-Output and PLAXIS-Curves).

• PLAXIS-Input:

Le sous-programme Input appelé aussi le pré-processing programme contient les toutes facilités nécessaires à la création et modifications des modèles géométriques, à l'engendrement des maillages des éléments finis et aux définitions des conditions initiales.

• PLAXIS-Calculations:

Le processing programme ou le sous programme de calculs contient les facilités utiles à la définition des phases et au commencement de la procédure de calcul des éléments finis.

• PLAXIS-Output:

Ou le programme post-processing contient les facilités pour la visualisation des résultats de la phase de calculs, comme les déplacements au niveau des nœuds, les contraintes les forces au des éléments structuraux etc.

• PLAXIS-Curves:

Le sous-programme curve sert à la construction des courbes de chargement – déplacement, des chemins de contraintes, en plus de divers autres diagrammes.

Les performances et exactitudes des résultats produits par le PLAXIS ont été validés par des analyses des problèmes avec solutions analytiques connues. Des prédictions ont été faites avec des analyses de structures à échelles réelles dotés de capteurs divers, pour estimer l'exactitude des résultats numériques donnés par le PLAXIS Code.

La plupart des analyses de projets et études comparatives relatives aux performances et exactitudes des résultats du PLAXIS sont régulièrement publiés dans le bulletin du PLAXIS, et dans la colonne de Vermeer. On plus les performances du PLAXIS à étaient aussi comparés à d'autres programmes géotechniques commerciaux dont la solution est basée sur la méthode des éléments finis, comme GEO - FEM programme et Z- Soil [31].

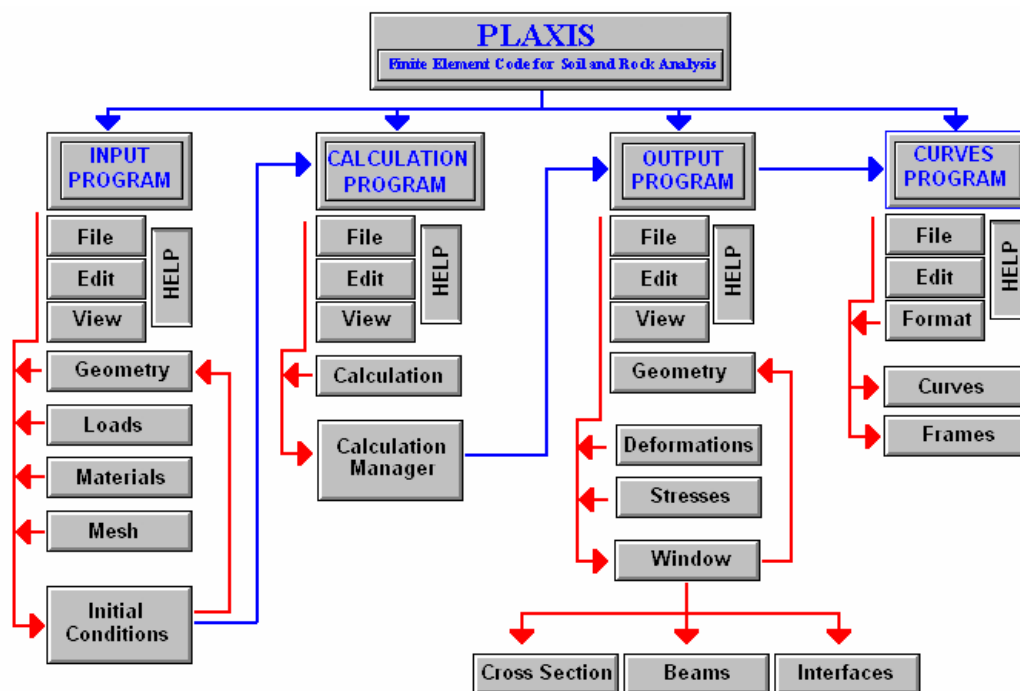


Figure III.1: Organigramme de la structure du PLAXIS code

III.3.2. Lois de comportement utilisées dans PLAXIS:

Les modèles de comportement de sols sont très nombreux: depuis le modèle élastique plastique de Mohr-Coulomb jusqu'aux lois de comportement les plus sophistiquées, permettant de décrire presque tous les aspects du comportement élasto-plastique des sols, aussi bien sous des sollicitations monotone que cyclique. Ces modèles ont été développés dans le but d'être intégrés dans des calculs par éléments finis. Dans ces schémas, la modélisation par éléments finis permet de résoudre le problème aux limites en tenant compte, par une loi de comportement réaliste, du comportement réel du sol.

Deux difficultés majeures ont empêché la réalisation complète de ce schéma: d'une part les lois de comportement qui décrivent bien le comportement des sols sont complexes, la seconde difficulté est l'intégration de ces lois de comportement dans des codes de calcul par éléments finis, bi ou tridimensionnels. Peu de codes sont opérationnels actuellement, avec des lois sophistiquées. Les modèles de comportement disponibles dans PLAXIS sont :

- Modèle élastique linéaire ;
- Modèle de Mohr-Coulomb ;
- Modèle de sol avec écoulement (Harding Soil Model) ;
- Modèle "SSM", pour les sols mous ;
- Modèle "SSCM", pour les sols mous avec effet du temps.

Le logiciel PLAXIS, dispose (depuis la version 8.0) d'une option permettant à l'utilisateur d'implémenter ses propres lois de comportement des matériaux.

III.3.2.1. Modèle élastique linéaire :

Le modèle élastique utilisé dans PLAXIS est classique. Les tableaux de rentrée des données demandent le module de cisaillement G et le coefficient de poisson. L'avantage de G est d'être indépendant des conditions de drainage du matériau ($G_u = G'$), ce qui n'est pas le cas des modules d'Young : le module de Young non drainé est supérieur au module de Young drainé. Il aurait pu sembler logique, si G est utilisé comme paramètre élastique, d'utiliser K comme second paramètre. D'une part K_u est infini (correspondant à $K_u = 0.5$) et il est moins courant d'emploi. G est en fait le module mesuré dans les essais pressiométriques. On passe de G à E par la relation :

$$E = 2G (1 + \nu) \text{ (III.1)}$$

Le modèle élastique de PLAXIS peut être employé surtout pour modéliser les éléments de structures béton ou métal en interaction avec le sol. Il peut aussi être intéressant pour certains problèmes de Mécanique des Roches.

III.3.2.2. Le modèle de Mohr-Coulomb :

Le modèle de Mohr-Coulomb demande la détermination de cinq paramètres (**Figure III.2**). Les deux premiers sont E et ν (paramètres d'élasticité). Les deux autres sont c et ϕ , respectivement, la cohésion et l'angle de frottement. Ce sont des paramètres classiques de la géotechnique, certes souvent fournis par des essais de laboratoire, mais nécessaires à des calculs de déformation ou de stabilité.

Figure III.2 : Fenêtre des paramètres de Mohr-Coulomb.

III.3.2.2.1. Définitions des paramètres du modèle Mohr-Coulomb :

● Module de Young : E

Le choix d'un module de déformation est un des problèmes les plus difficiles en géotechnique.

Le module de déformation varie en fonction de la déformation et en fonction de la contrainte moyenne. Dans le modèle de Mohr-Coulomb, le module est constant. Il apparaît peu réaliste de considérer un module tangent à l'origine (ce qui correspondrait au G_{max} , mesuré dans des essais dynamiques ou en très faibles déformations). Ce module nécessite des essais spéciaux.

Il est conseillé de prendre un module "moyen", par exemple celui correspondant à un niveau de 50% du déviateur de rupture voir (**Figure III.3**). L'utilisateur doit rester conscient de l'importance du choix du module qu'il prendra en compte. Il n'y a là rien d'étonnant et la même question se retrouve par exemple dans tout calcul classique de fondation, par exemple :

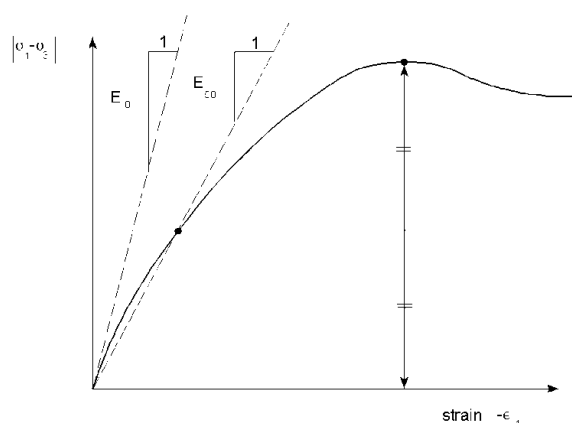


Figure III.3. Définition du module à 50% de la rupture.[30]

Dans les boîtes de dialogues, on peut aussi rentrer le gradient donnant la variation du module avec la profondeur.

● Coefficient de Poisson : ν

On conseille une valeur de 0,2 à 0,4 pour le coefficient de Poisson. Celle-ci est réaliste pour l'application du poids propre (procédure K0 ou chargement gravitaire). Pour certains problèmes, notamment en décharge, on peut utiliser des valeurs plus faibles. Pour des sols incompressibles, le coefficient de Poisson s'approche de 0,5 sans que cette valeur soit utilisable.

● Angle de frottement : φ

PLAXIS ne prend pas en compte une variation d'angle de frottement avec la contrainte moyenne. L'angle de frottement à introduire est soit l'angle de frottement "de pic" soit l'angle de frottement de palier. On attire l'attention sur le fait que des angles de frottement supérieurs

à 35° peuvent considérablement allonger les temps de calcul. Il peut être avisé de commencer des calculs avec des valeurs raisonnables d'angle de frottement, quitte à les augmenter dans la suite. Cette valeur de 35° est compatible avec les angles de frottement ϕ_{CV} (à volume constant, au palier).

● La cohésion : C

Il peut être utile d'attribuer, même à des matériaux purement frottant, une très faible cohésion (0,2 à 1 kPa) pour des questions numériques.

Pour les analyses en non drainé avec $\phi_u = 0$, PLAXIS offre l'option de faire varier la cohésion non drainée avec la profondeur : ceci correspond à la croissance linéaire de la cohésion en fonction de la profondeur observée dans des profils au scissomètre ou en résistance de pointe de pénétromètre. Cette option est réalisée avec le paramètre *c depth*. Une valeur nulle donne une cohésion constante. Les unités doivent être homogènes avec ce qui a été choisi dans le problème (typiquement en kPa/m). Cette option permet aussi de faire varier le module de déformation *E* avec la profondeur.

● L'angle de dilatance : Ψ

Le dernier paramètre est l'angle de "dilatance" noté ψ c'est le paramètre le moins courant. Il peut cependant être facilement évalué par la règle (grossière) suivante :

$$30^\circ - \phi = \psi^\circ \text{ pour } 30^\circ > \phi \\ \text{ou } \psi = 0^\circ$$

Le cas $0 < \psi$ correspond à des sables très lâches (état souvent dit métastable, ou liquéfaction statique). La valeur $\psi = 0$ correspond à un matériau élastique parfaitement plastique, où il n'y a donc pas de dilatance lorsque le matériau atteint la plasticité. C'est souvent le cas pour les argiles ou pour les sables de densité faibles ou moyenne sous contraintes assez fortes.

III.3.2.2.2. paramètres avancés du modèle Mohr-Coulomb:

Pour tenir compte des variations avec la profondeur, on utilise les paramètres avancés (Figure III.4).

Advanced parameters Mohr-Coulomb

Stiffness $E_{\text{increment}}$: 0.000 kN/m²/m γ_{ref} : 0.000 m	Strength $c_{\text{increment}}$: 0.000 kN/m²/m γ_{ref} : 0.000 m ☒ Tension cut off Tensile strength : 0.000 kN/m²
Undrained behaviour ☒ Standard settings ☐ Manual settings Skempton-B : 0.993 v_u : 0.495 $K_{w,\text{ref}} / n$: 0.000 kN/m²	Consolidation $C_{v,\text{ref}}$: N/A m²/day $C_{v,\text{ref}} = \frac{k_y \cdot E_{\text{ced}}}{\gamma_w}$

OK Cancel Default Help

Figure III.4. Fenêtre des paramètres avancés du modèle Mohr-Coulomb.

III.4.Conclusion:

En conclusion de ce chapitre, nous avons examiné les aspects les plus importants de la méthode des éléments finis, du logiciel PLAXIS 2D, en mettant en lumière comment chacun peut être appliqué dans le domaine de l'analyse et du calcul en ingénierie, Nous avons commencé par expliquer la méthode des éléments finis, qui est l'une des techniques les plus cruciales pour l'analyse des systèmes d'ingénierie. Cette méthode permet de diviser les problèmes complexes en éléments plus petits qui peuvent être traités et analysés facilement, contribuant ainsi à obtenir des solutions précises et efficaces. Grâce à cette méthode, nous avons appris comment améliorer la précision des prévisions et des conceptions techniques, Nous sommes ensuite passés au logiciel PLAXIS 2D, largement utilisé dans l'analyse et la conception des structures d'ingénierie, en particulier dans les domaines de la géotechnique et du génie civil. Nous avons découvert comment utiliser PLAXIS 2D pour modéliser et simuler le comportement des sols et des structures sous différentes charges, ce qui aide à augmenter la précision des évaluations techniques et l'efficacité des conceptions.

Chapitre IV :
Application de la
méthode Neuronale

IV.1.Introduction:

Dans ce chapitre, on va élaborer un modèle d'intelligence artificielle (méthode de réseaux de Neurones) pour la prédiction du déplacement horizontale maximal d'un mur de soutènement en sol renforcé par géogrilles, En s'appuyant sur une base de données crée par un modèle numérique en éléments finis. Pour ce faire, le chapitre est devisé en deux parties:

Dans la première partie, un modèle numérique de référence a été créé à l'aide du logiciel Plaxis2D pour un mur de soutènement en sol renforcé. En suite, une étude paramétrique a été menée sur la base du modèle de référence pour étudier l'influence de plusieurs paramètres sur le déplacement des mur en sol renforcé pour nous aider de créer une base de données qui sera utilisée ultérieurement pour la création des modèles neuraux.

Dans la deuxième partie est consacrée à l'élaboration des modèles neuraux pour la prédiction du déplacement horizontale maximal d'un mur de soutènement en sol renforcé par géogrilles en utilisant le programme MATLAB.

IV.2. Présentation du modèle de référence:

IV.2.1 Géométrie :

● *Le modèle a une hauteur de 16m et une longueur de 40m.*

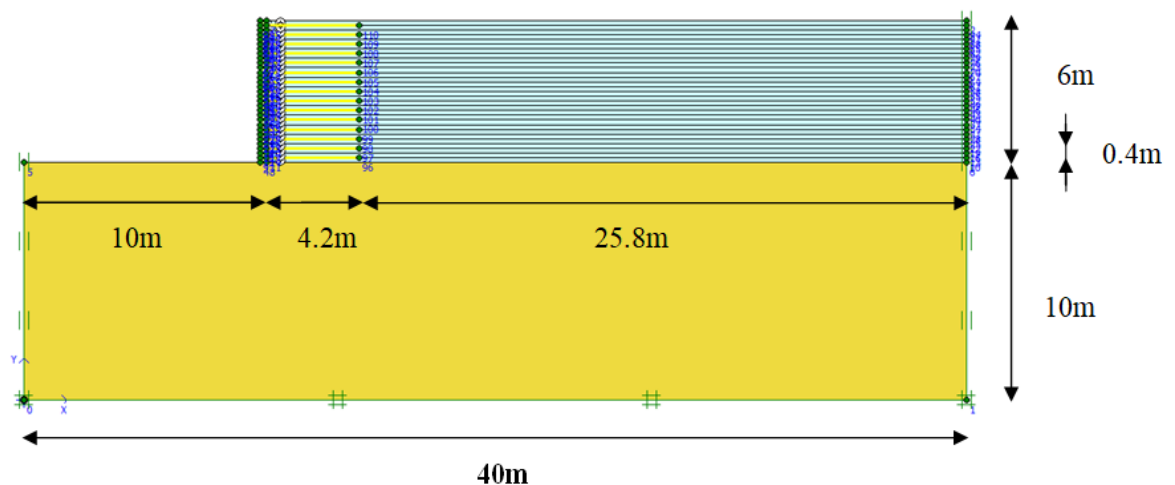
● *Le modèle est composé de deux couches :*

Couche 1: (couche de fondation) ayant une hauteur de 10m.

Couche 2: (couche de remblai) ayant une hauteur de 6m.

● **Les blocs:** des parements ont une section 0.30x0.20 m

● *La position de la nappe phréatique est considérée profonde et n'a aucun effet sur l'ouvrage.*



FigureIV.1. géométrie du modèle de référence

IV.2.1. Caractéristiques des matériaux:

a) Le sol :

Le modèle est constitué de deux sols différents remblai renforcé et le sol de fondation. (Figure IV.1). Les deux types de sol sont modélisés avec un modèle de "Mohr-Coulomb". Ce modèle de comportement est caractérisé par cinq paramètres: module d'Young E , le coefficient de Poisson ν , angle de frottement φ , la cohésion c et angle de dilatance Ψ . Les paramètres du modèle du sol sont déterminées à partir les paramètres ont été utilisés par plusieurs auteurs [32-33].

Tableau.IV.1. Propriétés des sols

	Remblai	Sol de fondation
Modèle de comportement	Mohr coulomb	Mohr coulomb
Angle de frottement φ (degrés)	35	35
Cohésion, c (kPa)	1	200
Angle de dilatance, Ψ (degrés)	5	0
Poids spécifique γ (kN/m ³)	17	21
Module de rigidité (kPa)	40000	50000
Coefficient de Poisson ν	0,3	0.3

b) blocs modulaires:

Les blocs modulaires sont modélisés avec un modèle élastique linéaire. Leur poids spécifique γ , leur module de rigidité et leur coefficient de Poisson ν sont indiqués dans le (Tableau. IV.2)

Tableau. IV.2. Propriétés des blocs modulaires

Modèle de comportement	Poids spécifique γ (kN/m ³)	Module de rigidité (kPa)	Coefficient de Poisson ν
Élastique Linéaire	20	1000000	0.2

c) L'interface:

Des interfaces verticales entre les blocs et le remblai est la seule interface considérée dans cette étude avec un facteur d'interface $R_{int}=0.67$.

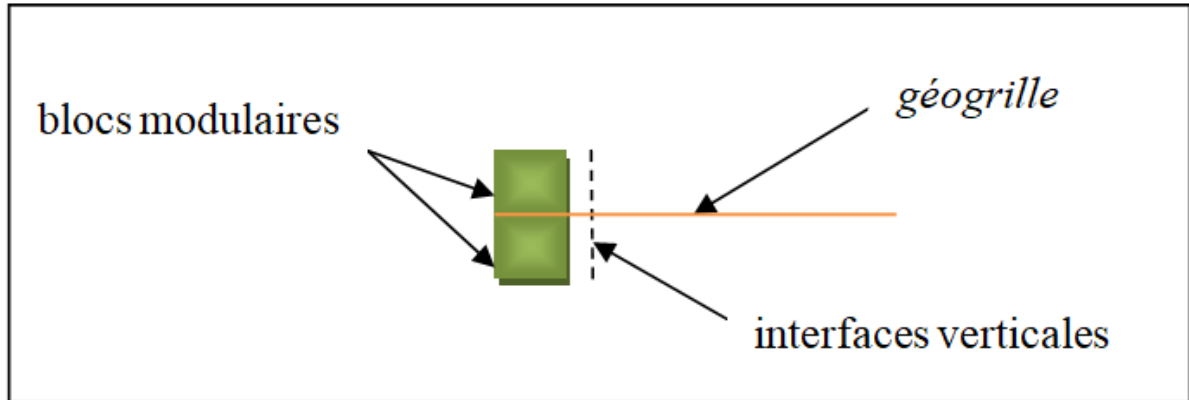


Figure IV.2. Blocs modulaires et connexion géogrille

d) Les géogrilles:

Les géogrilles sont modélisés par élément de type "geogrid". Son rigidité axiale élastique EA est indiquée dans le Tableau. IV.3.

Tableau IV.3. Propriétés du géogrille

Modèle de comportement	Élastique
Rigidité axiale élastique (kN/m)	1000

IV.2.3. Phasage de construction :

La construction du mur a été modélisée par la procédure « staged construction », où des couches de sols d'épaisseur 20 cm ont été placés au fur et à mesure jusqu'à ce que la hauteur totale du mur est atteinte suivant les étapes suivantes :

- 1- Dans la première phase, nous définissons seulement la fondation, c'est-à-dire que nous spécifions les conditions initiales avant de construire le mur.
- 2- Dans la deuxième phase, nous installons un bloc modulaire et la mise en place de la première couche du remblai.
- 3- Dans la troisième phase, l'installation de la première nappe de géogrille et la mise en place de deux couches de remblai avec leur interface, ainsi que les blocs présents dans la même couche.
- 4- Nous continuons à définir les autres phases jusqu'à atteindre la phase finale.

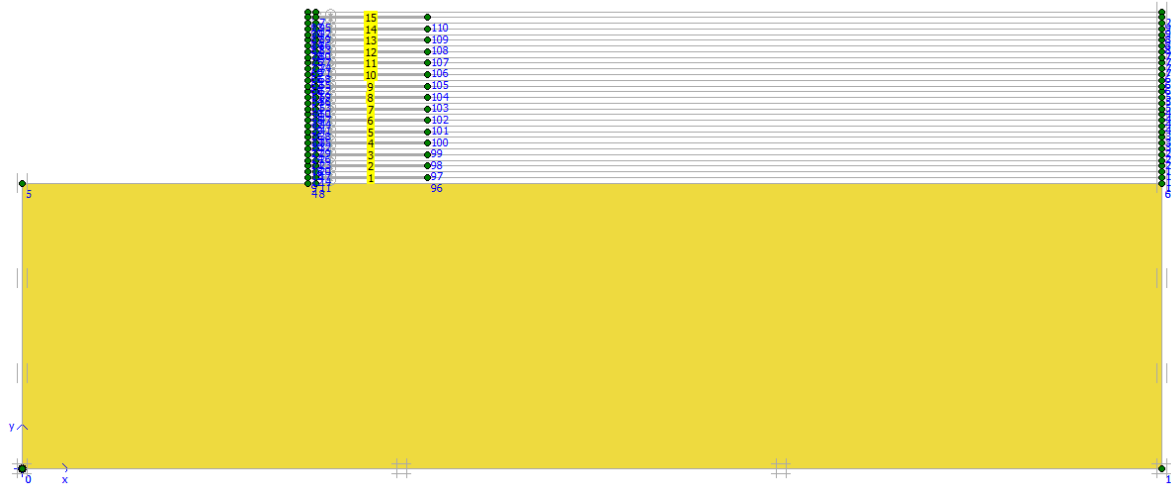


Figure IV.3.Phase 1

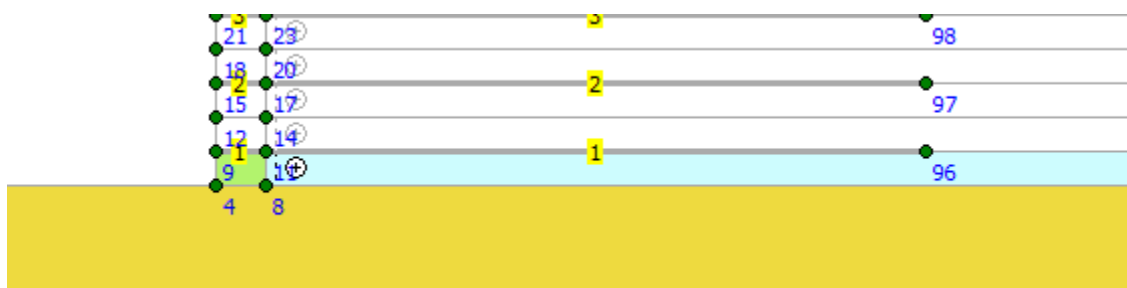


Figure IV.4.Phase 2

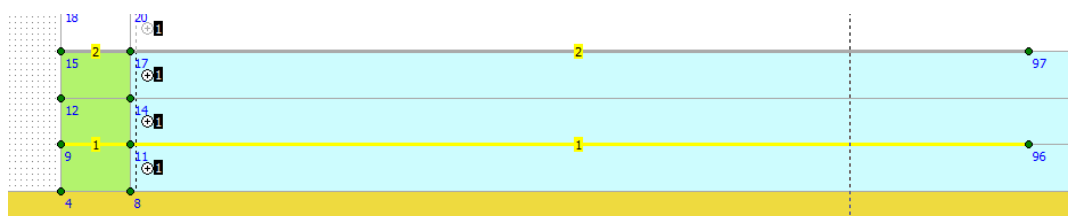


Figure IV.5.Phase3

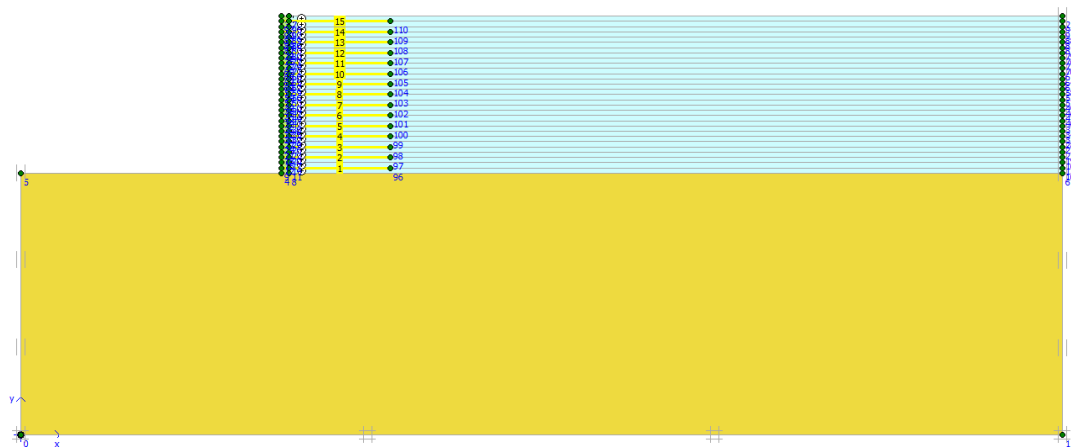


Figure IV.6. Phase 17(finale)

IV.2.4. Maillage et conditions aux limites :

Pour les conditions aux limites, on a utilisé un bloc standard, les déplacements horizontaux et verticaux sont bloqués à la base du modèle et seuls les déplacements horizontaux sont bloqués sur les côtés latéraux.

La discrétisation du modèle dans notre étude a été faite par des éléments triangulaires à 15 nœuds. Le maillage de notre modèle de référence est présenté sur la figure IV.7.

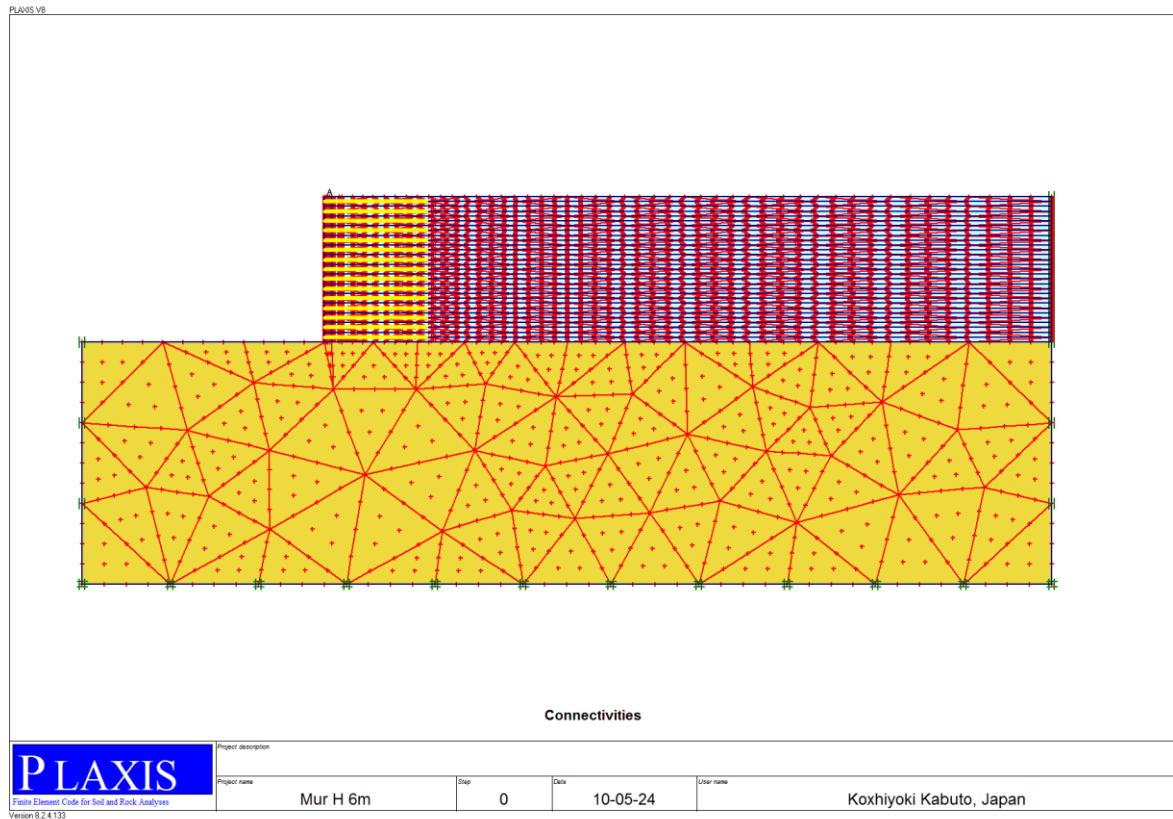


Figure IV.7. Le maillage du modèle de référence.

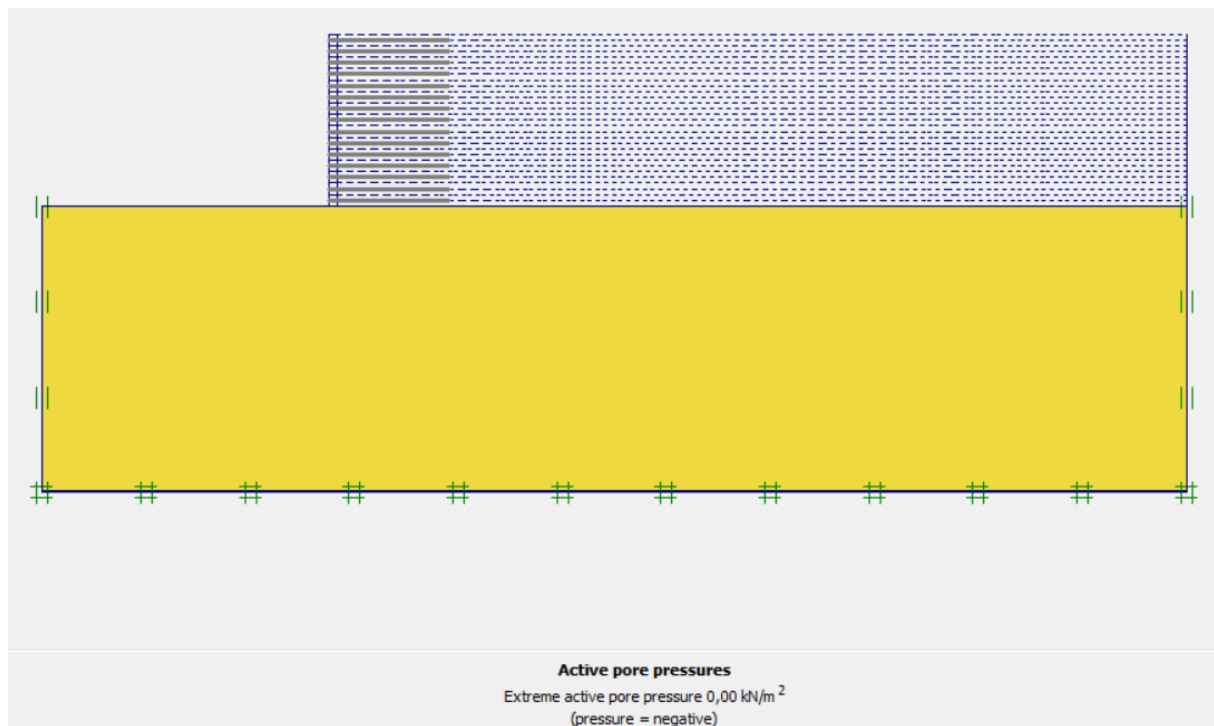


Figure IV.8. Pression interstitielle à l'état initial.

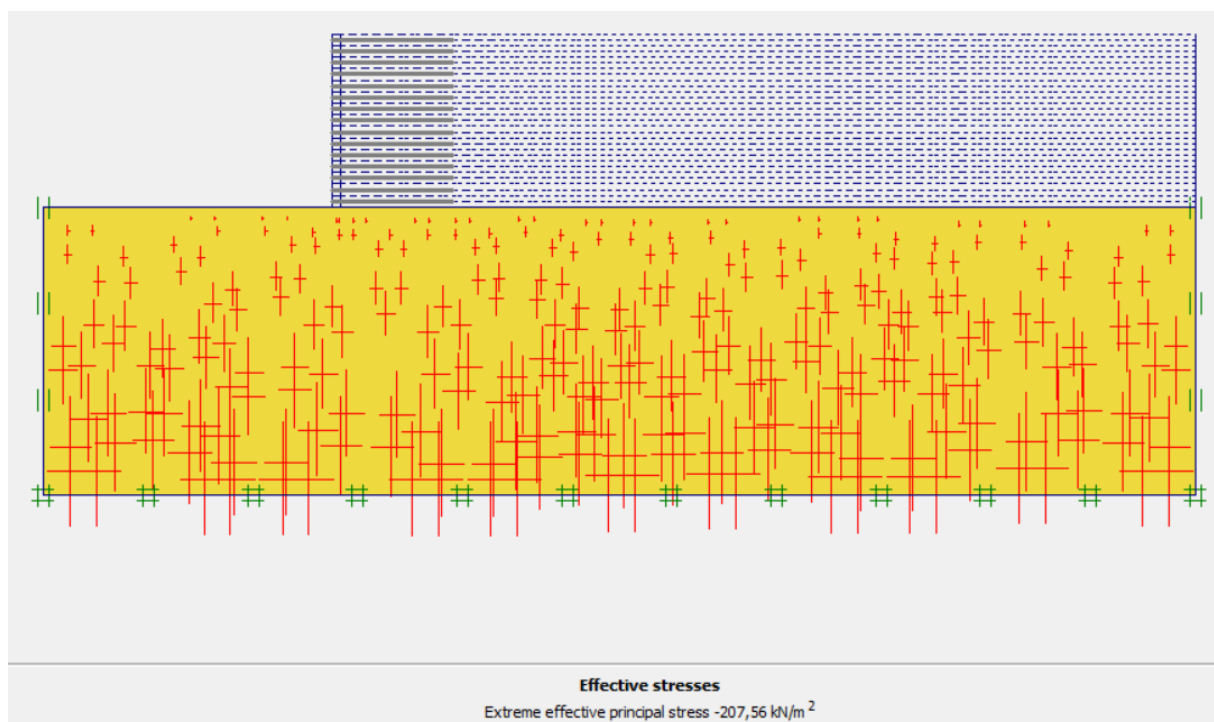


Figure IV.9. Les contraintes verticales à l'état initial.

IV.2.5. Les résultats :

Les principaux résultats d'un calcul d'éléments finis sont les maillages déformés, les déplacements, les contraintes et les forces de traction dans les renforts. Les figures ci-dessous présentent quelques résultats pour le modèle de référence.

- **Le maillages déformés**

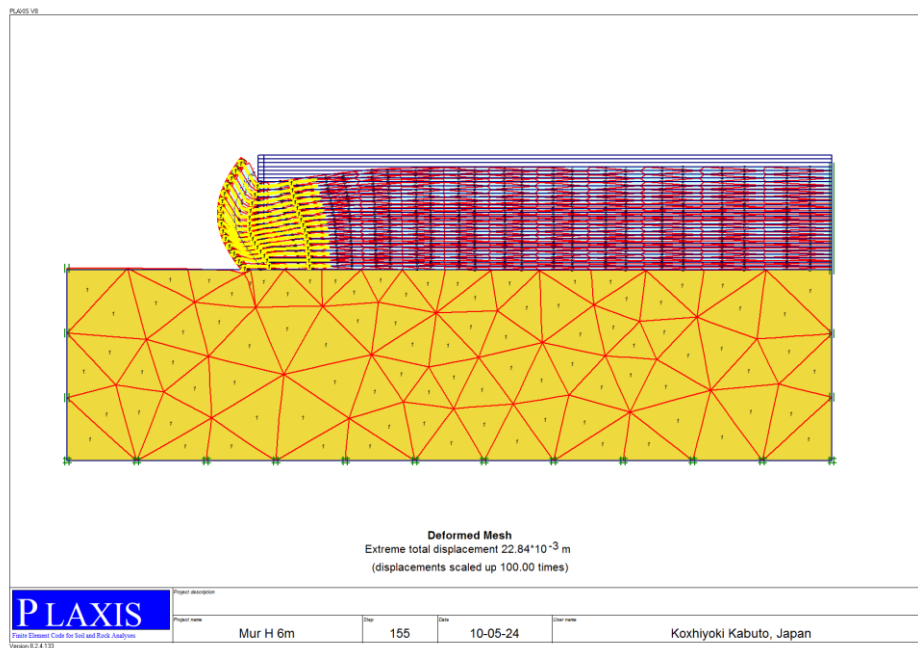


Figure IV.10. Déformation du maillage à la fin de la phase de construction.

- **Le déplacement horizontal**

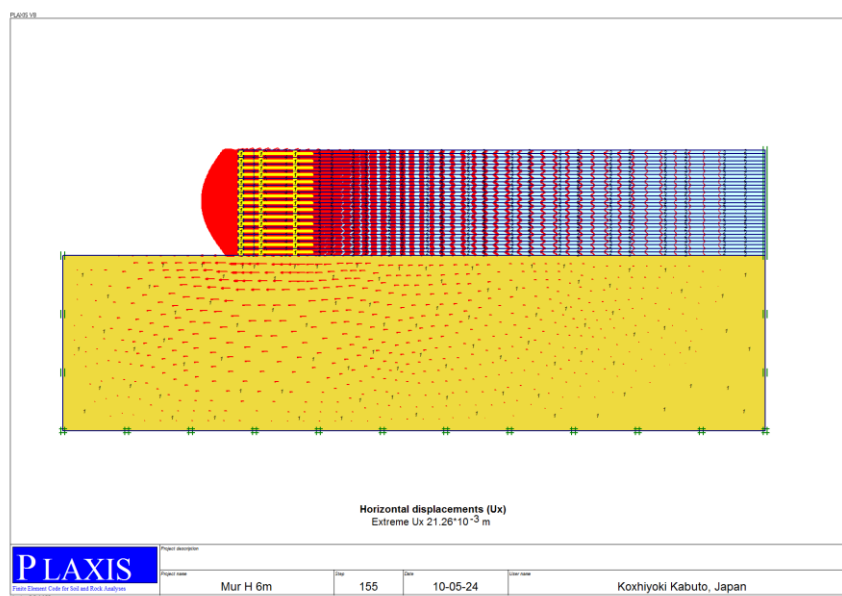


Figure IV.11. Déplacement horizontal du modèle de référence

- Le déplacement vertical

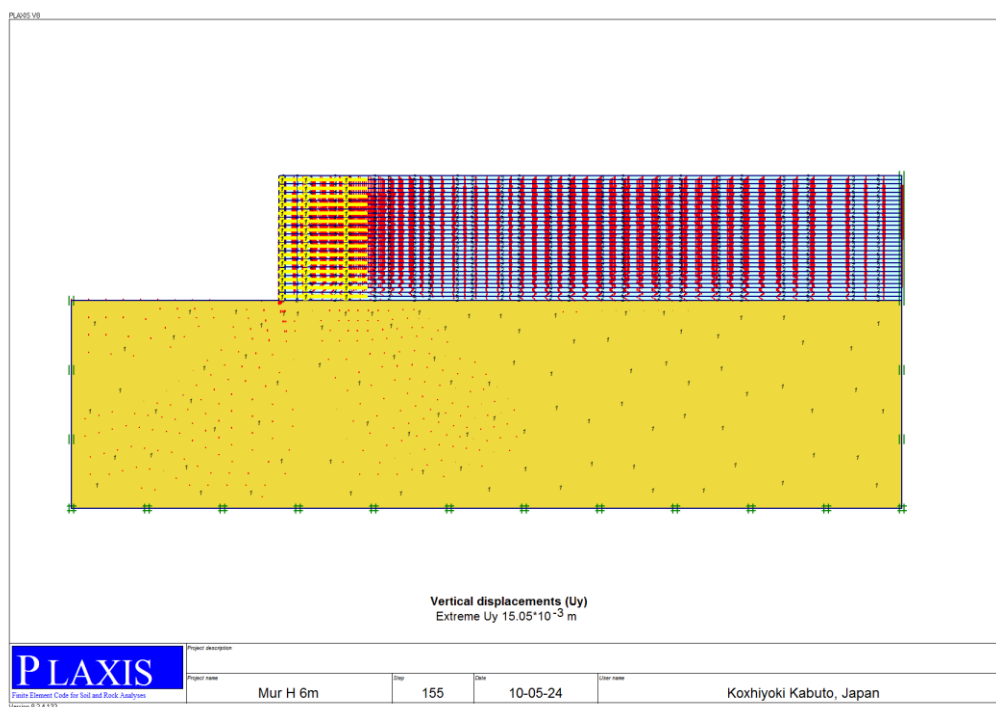


Figure IV.12. Déplacement vertical du modèle de référence.

- Efforts de tractions le long des différents renforcements

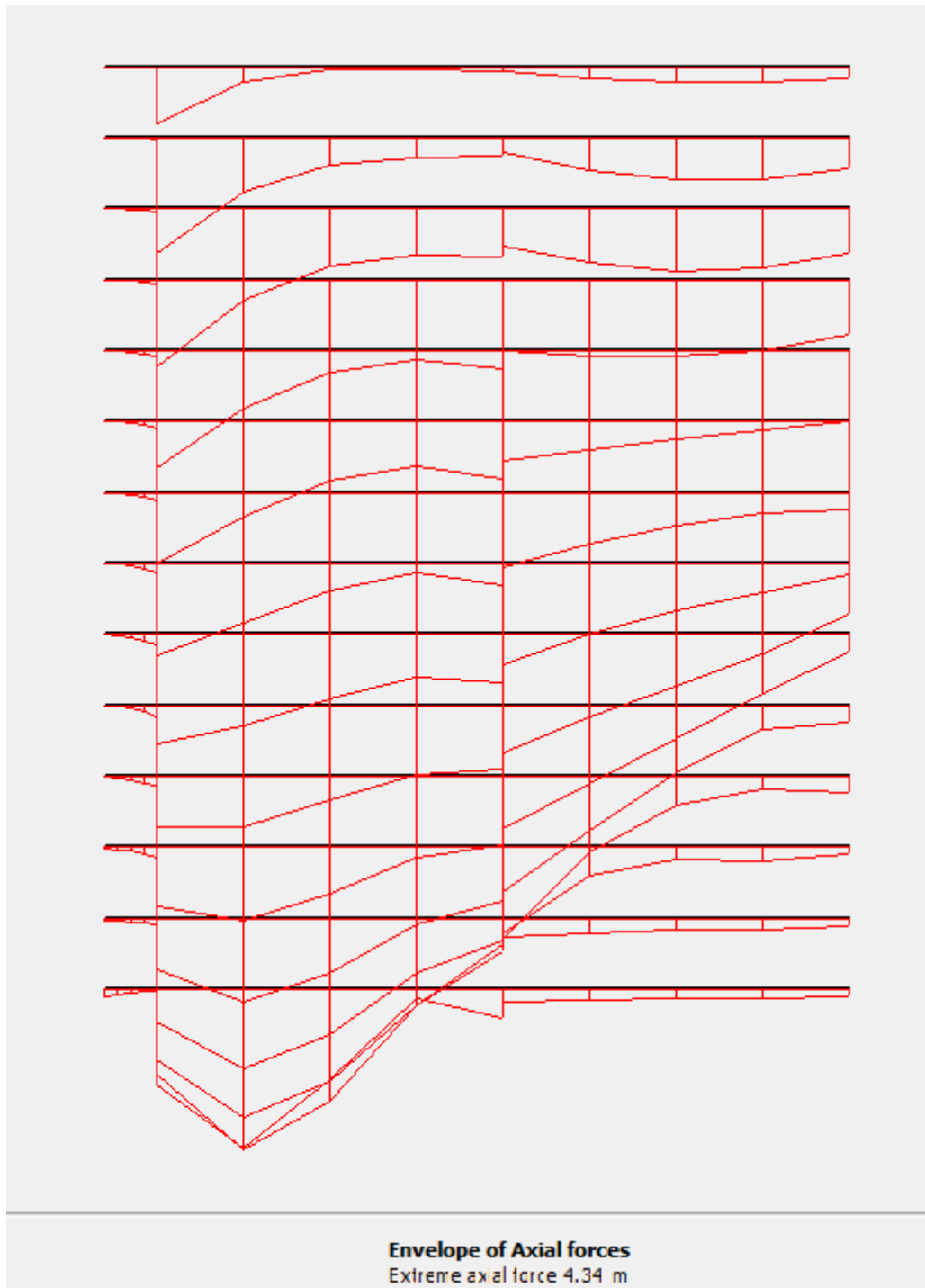


Figure IV.13. Efforts de tractions le long des différents renforcements du modèle de référence.

Les résultats obtenus à la fin de la phase de construction pour le cas de référence sont : le déplacement total maximal est 22,84 mm (figure IV.9), le déplacement horizontal du mur

21,26 mm (figure IV.10) et le déplacement vertical du mur 15,05 mm (figure IV.11). La figure IV.11 montre que la valeur maximale des efforts de traction maximum calculés par Plaxis sur les différents niveaux de renforcement est de 4.34 Kn/m.

IV.3. Etude paramétrique :

Afin d'étudier la sensibilité du déplacement horizontal du mur aux différents paramètres du mur en sol renforcé, ce qui nous permet de créer une bonne base de données dans la partie suivante de ce chapitre, on propose d'étudier l'influence des paramètres suivants: la hauteur du mur H , le poids spécifique du sol γ , l'angle de frottement du sol ϕ , la Cohésion du sol C , le module de rigidité du sol E , la rigidité axiale de géogrilles EA , la longueur du renfort L/H , l'espacement entre les renforts e .

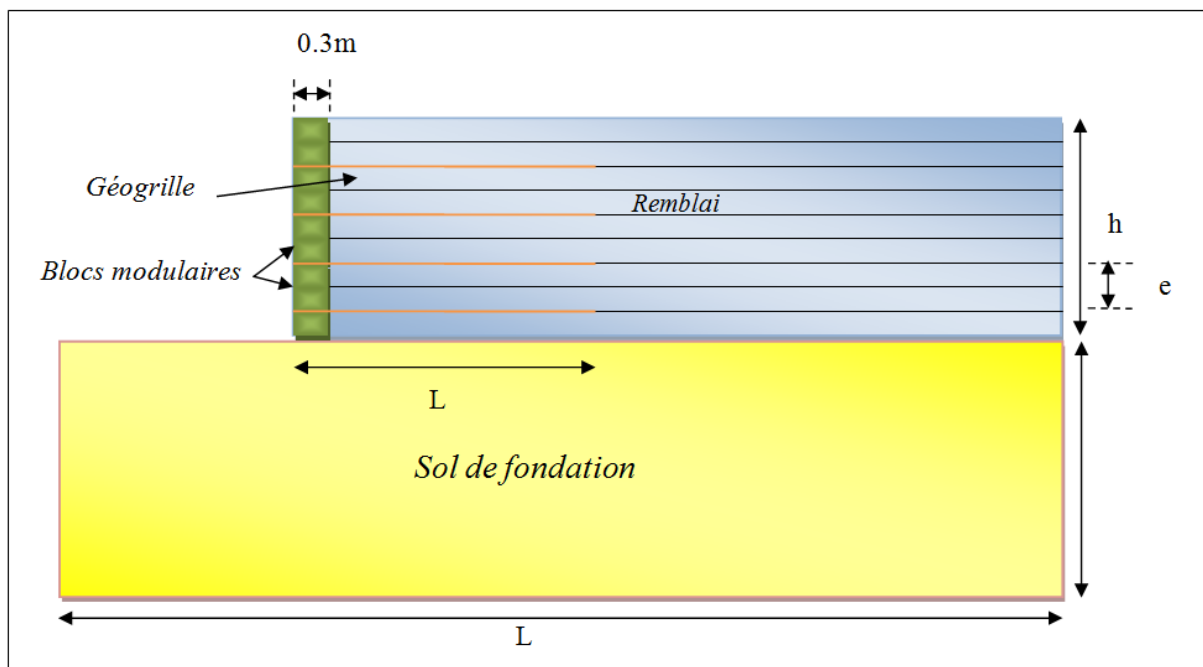


Figure IV.14. Géométrie du modèle

➤ Effet de l'angle de frottement ϕ du remblai:

Afin d'étudier l'influence de l'angle de frottement du remblai ϕ , on a fait varier l'angle avec les valeurs suivantes : 30° , 40° et 45° (l'angle de référence est de 35°). Les résultats sont présentés sur la Figure IV.14.

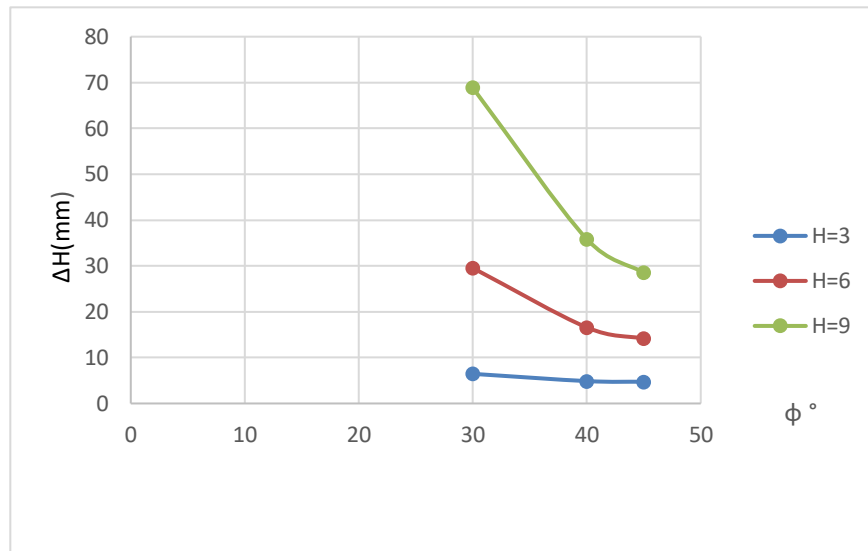


Figure IV.15. Variation de déplacement horizontale Δh en fonction l'angle de frottement φ

A travers la courbe de la figure IV.14, nous remarquons que le déplacement horizontal diminue avec l'augmentation de l'angle de frottement.

➤ **Effet du poids spécifique γ du remblai:**

On varie la valeur poids spécifique avec les valeurs suivantes : 15, 17 et 20 kN/m³ (le poids spécifique de référence est 17 kN/m³).

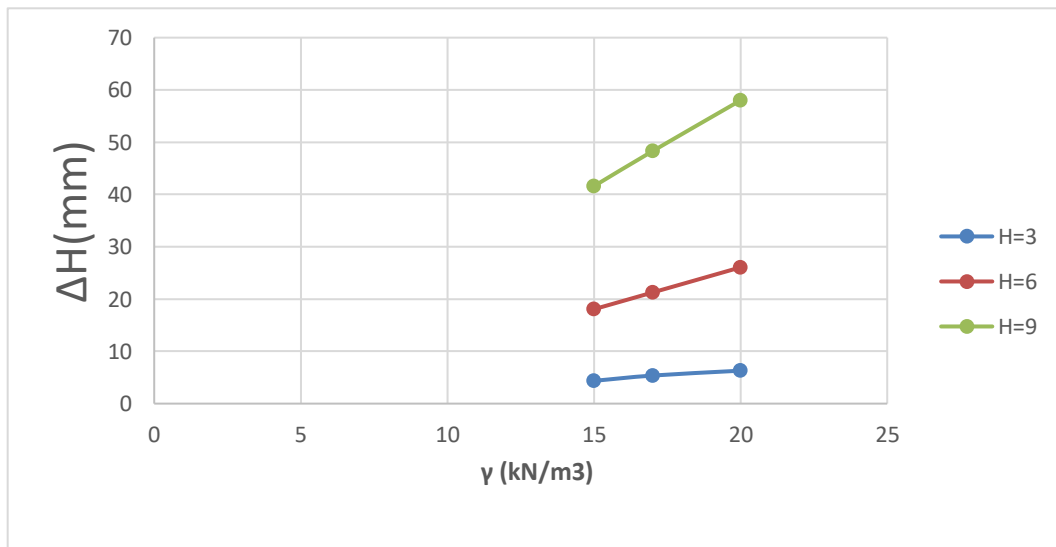


Figure IV.16. Variation de déplacement horizontale Δh en fonction le poids spécifique γ

À partir de les résultats de la figure IV.15, on peut constater que le déplacement horizontal augmente avec l'augmentation du poids spécifique du remblai.

➤ **Effet de la cohésion C du remblai:**

Afin d'étudier l'influence de la cohésion du remblai C , on a fait varier la cohésion avec les valeurs suivantes : 5, 10 et 15 kPa. Les résultats sont présentés sur la Figure IV.16.

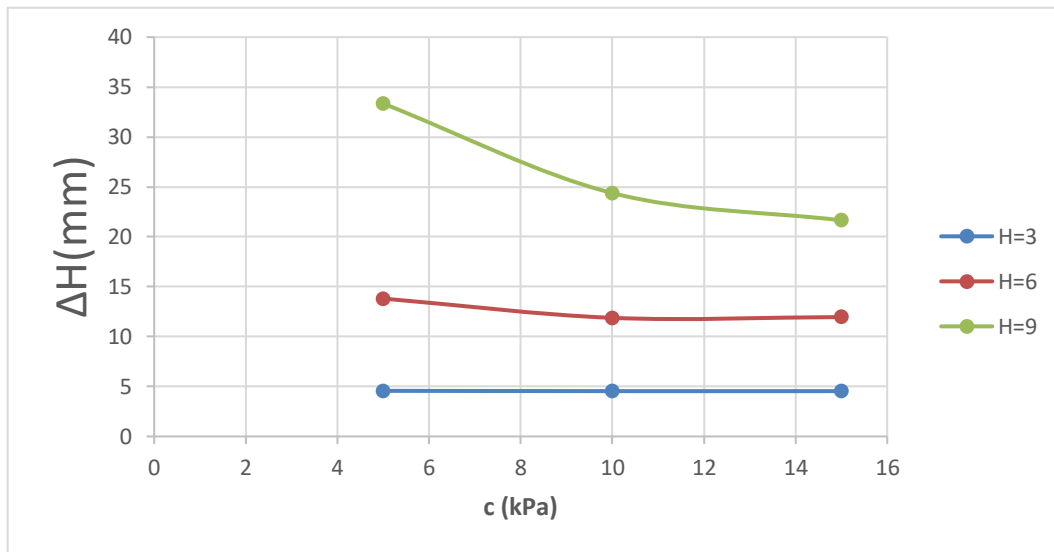


Figure IV.17. Variation de déplacement horizontal Δh en fonction la cohésion C

À partir de la courbe de la figure IV.16, nous remarquons que le déplacement horizontal diminue avec l'augmentation de la cohésion du sol notamment pour mur de grande hauteur.

➤ **Effet du module de rigidité E du remblai:**

Pour étudier l'influence de module élastique de remblai une variation du module élastique (de 30, 80 et 100 MPa) a été analysée. Les résultats sont présentés sur la Figure IV.17.

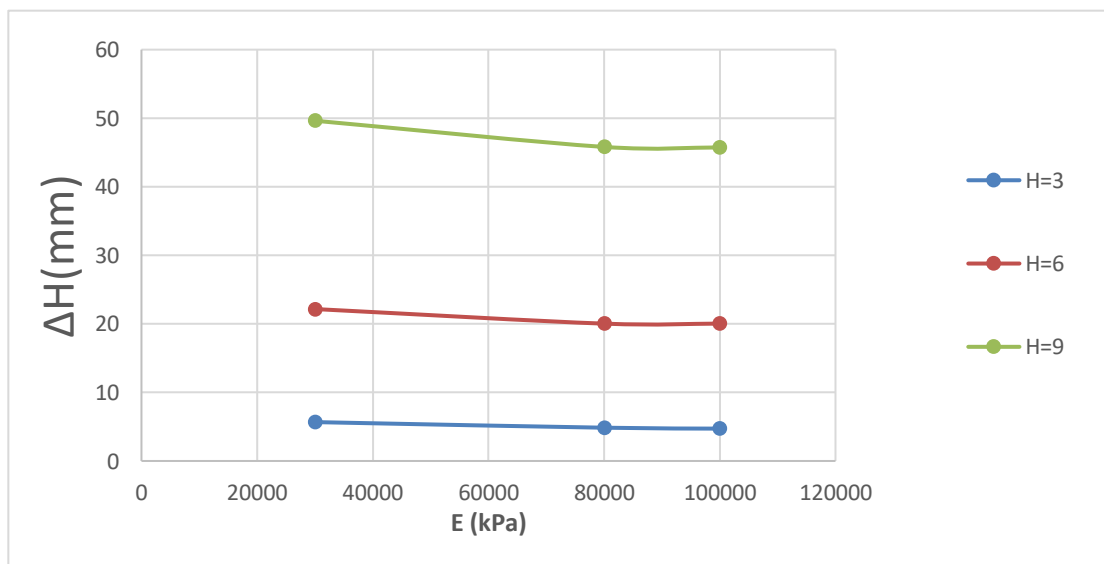


Figure IV.18. Variation de déplacement horizontal Δh en fonction le module de rigidité

E

Les résultats présentés ci-dessus montrent que le module élastique a une légère influence sur les mouvements latéraux pour notre cas et le déplacement horizontal Δh diminue avec l'augmentation du module élastique du sol.

➤ **Effet de la rigidité axiale élastique EA du renforcement**

On varie la valeur de rigidité axiale des renforts avec les valeurs suivantes : 500, 1500 et 2000 kN/m (la rigidité axiale élastique de référence est 1000 kN/m). Les résultats sont présentés sur la figure IV.18.

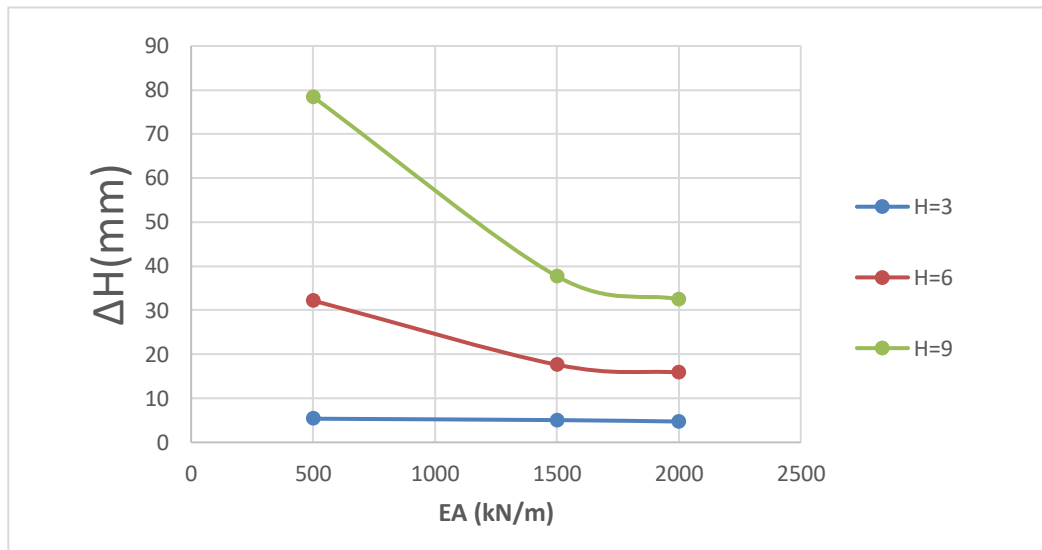


Figure IV.19. Variation de déplacement horizontal Δh en fonction la rigidité axiale élastique EA

Les résultats présentés ci-dessus montrent que la rigidité axiale des renforts a une grande influence sur les mouvements latéraux et notamment pour des valeurs inférieure à 1500 kN/m, et le déplacement horizontal Δh diminue avec l'augmentation la rigidité axiale des renforts.

➤ **Effet de la longueur de renforcement :**

Pour étudier l'influence de la longueur de renforcement (L/H) nous proposons d'étudier les valeurs suivantes de L/H : 0.5, 1 et 1.5 (le pourcentage de longueur du renfort de référence est 0.7). Les résultats sont présentés sur la Figure IV.19.

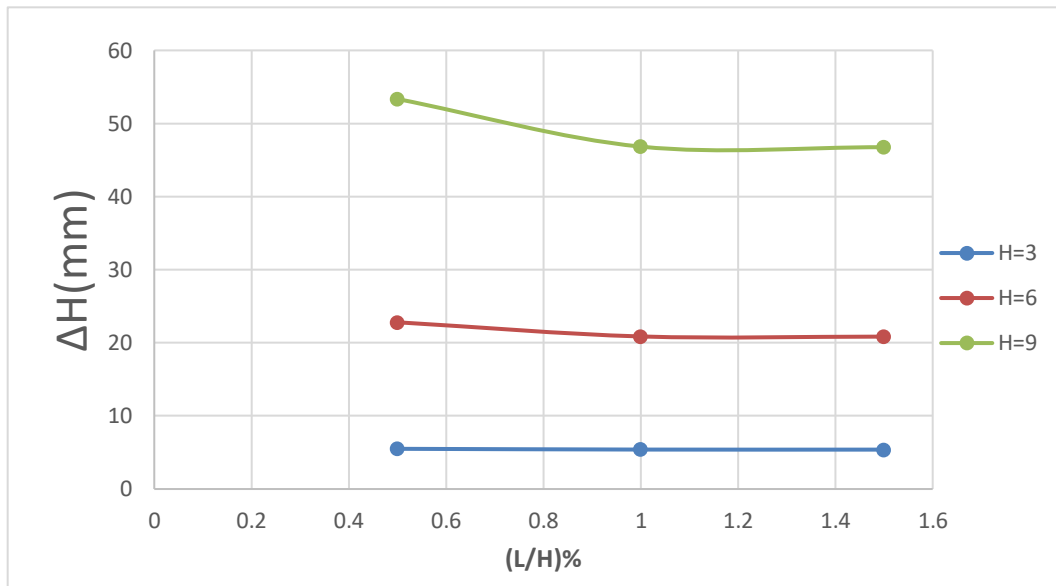


Figure IV.20. Variation de déplacement horizontale Δh en fonction le pourcentage de longueur du renfort (L/H)

À partir de la courbe de la figure IV.19, nous remarquons que le déplacement horizontal diminue avec l'augmentation de la longueur du renfort (L/H) notamment pour une longueur $L/H \leq 1$.

➤ **Effet de l'Espacement e du renforcement :**

Pour étudier l'influence de l'espacement e entre les renforcements une variation de l'espacement e (de 0.2, 0.4, 0.6 et 0.8m) a été analysée. Les résultats sont présentés sur la Figure IV.20.

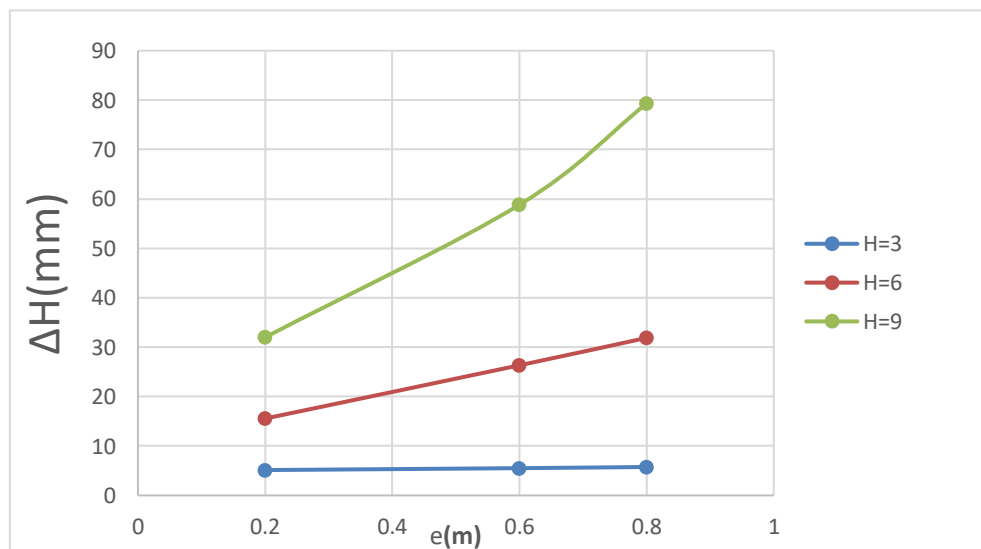


Figure IV.21. Variation de déplacement horizontale Δh en fonction l'Espacement e

Les résultats présentés ci-dessus montrent que l'espacement e entre les renforcements a une grande influence sur les mouvements latéraux et notamment pour mur de grande hauteur, et le déplacement horizontal Δh augmente avec l'augmentation de l'espacement e .

IV.4.Elaboration d'un modèle d'intelligence artificielle pour la prédiction du déplacement horizontal d'un mur de soutènement en sol renforcé:

IV.4.1.Construction de la base de données:

La base de données a été créée en utilisant la méthode des éléments finis avec le logiciel Plaxis 2D. Cette base de données représente huit entrées: la hauteur du mur H , le poids spécifique du sol γ , l'angle de frottement du sol ϕ , la Cohésion du sol C , le module de rigidité du sol E , la rigidité axiale de géogrilles EA , la longueur du renfort L/H , l'espacement entre les renforts e , et une seule sortie: le déplacement horizontal du mur Δh . Pour ce faire, on utilise le même modèle de référence, avec les mêmes données et on change à chaque fois différents paramètres, et toujours dans des fourchettes raisonnables suivant le tableau IV.5.

Tableau .IV.5.les valeurs de fourchettes de variation des paramètres.

Paramètre	Valeur
Hauteur	3 ; 6 ; 9
Angle de frottement ϕ (degrés)	30 ; 35 ; 40 ; 45
Cohésion, c (kPa)	1 ; 5 ; 10 ; 15
Angle de dilatance, Ψ (degrés)	$\phi-30$
Poids spécifique γ (kN/m ³)	15 ; 17 ; 20
Module de rigidité E (kPa)	30000 ; 40000 ; 80000 ; 100000
Coefficient de Poisson ν	0.3
Longueur du renfort (L/H)	0.5 ; 0.7 ; 1 ; 1.5
Espacement (m)	0.2 ; 0.4 ; 0.6 ; 0.8
Rigidité axiale élastique EA (kN/m)	500 ; 1000 ; 1500 ; 2000

Notre base de données contient 100 éléments est présentée dans le tableau IV.6.

Tableau IV.6 Tableau de la base de données.

N° Modèle	H (m)	γ (KN/m ³)	$\phi(^{\circ})$	C (Kpa)	E (kpa)	EA (KN/m)	L/H (%)	e (m)	Δh
1	3	15	35	1	40000	1000	0.7	0.4	4.36
2		17	35	1	40000	1000	0.7	0.4	5.37
3		20	35	1	40000	1000	0.7	0.4	6.3
4		17	30	1	40000	1000	0.7	0.4	6.46
5		17	40	1	40000	1000	0.7	0.4	4.88
6		17	45	1	40000	1000	0.7	0.4	4.74
7		17	35	5	40000	1000	0.7	0.4	4.57
8		17	35	10	40000	1000	0.7	0.4	4.54
9		17	35	15	40000	1000	0.7	0.4	4.54
10		17	35	1	30000	1000	0.7	0.4	5.67
11		17	35	1	80000	1000	0.7	0.4	4.85
12		17	35	1	100000	1000	0.7	0.4	4.72
13		17	35	1	40000	500	0.7	0.4	5.37
14		17	35	1	40000	1500	0.7	0.4	5.05
15		17	35	1	40000	2000	0.7	0.4	4.73
16		17	35	1	40000	1000	0.5	0.4	5.5
17		17	35	1	40000	1000	1	0.4	5.4
18		17	35	1	40000	1000	1.5	0.4	5.39
19		17	35	1	40000	1000	0.7	0.2	5.13
20		17	35	1	40000	1000	0.7	0.6	5.51
21		17	35	1	40000	1000	0.7	0.8	5.75
22		15	30	1	80000	1000	0.7	0.4	4.84
23		20	35	5	40000	1000	0.7	0.4	5.40
24		17	30	1	30000	1000	0.7	0.4	6.77
25		17	40	10	40000	2000	0.7	0.4	5.51
26		15	35	1	30000	1000	0.7	0.4	4.83
27		17	35	10	100000	1000	0.7	0.4	3.96
28		15	35	1	80000	1500	0.7	0.4	3.87
29		20	35	15	40000	1000	0.5	0.4	5.48
30		17	45	1	40000	500	1.5	0.4	4.94
31		17	35	5	30000	1000	0.7	0.2	4.93
32		20	35	1	40000	1500	0.7	0.6	6.25
33		17	30	1	100000	1000	0.7	0.8	7.88

34	6	15	35	1	40000	1000	0.7	0.4	18.06
35		17	35	1	40000	1000	0.7	0.4	21.26
36		20	35	1	40000	1000	0.7	0.4	26.07
37		17	30	1	40000	1000	0.7	0.4	29.55
38		17	40	1	40000	1000	0.7	0.4	16.59
39		17	45	1	40000	1000	0.7	0.4	14.14
40		17	35	5	40000	1000	0.7	0.4	13.81
41		17	35	10	40000	1000	0.7	0.4	11.88
42		17	35	15	40000	1000	0.7	0.4	11.96
43		17	35	1	30000	1000	0.7	0.4	22.16
44		17	35	1	80000	1000	0.7	0.4	20.03
45		17	35	1	10000 0	1000	0.7	0.4	20.04
46		17	35	1	40000	500	0.7	0.4	32.2
47		17	35	1	40000	1500	0.7	0.4	17.63
48		17	35	1	40000	2000	0.7	0.4	15.86
49		17	35	1	40000	1000	0.5	0.4	22.81
50		17	35	1	40000	1000	1	0.4	20.87
51		17	35	1	40000	1000	1.5	0.4	20.85
52		17	35	1	40000	1000	0.7	0.2	15.55
53		17	35	1	40000	1000	0.7	0.6	26.33
54		17	35	1	40000	1000	0.7	0.8	31.88
55		15	30	1	30000	1000	0.7	0.4	26.04
56		17	40	5	40000	1000	0.7	0.4	12.82
57		17	45	10	80000	1000	0.7	0.4	0.01
58		15	45	1	40000	1000	0.7	0.4	12.03
59		20	35	10	40000	1500	0.7	0.4	14.7
60		17	35	1	10000 0	2000	0.7	0.4	14.16
61		15	35	1	80000	1000	0.7	0.4	17.1
62		17	40	1	40000	1500	0.7	0.4	14.6
63		17	35	15	40000	500	0.7	0.4	12.2
64		20	40	1	40000	1000	0.7	0.4	20.32
65		17	35	1	40000	2000	1.5	0.4	15.57
66		17	35	1	40000	1000	1	0.2	16.78
67		17	35	5	40000	500	0.5	0.4	16.72

68	9	15	35	1	40000	1000	0.7	0.4	41.60
69		17	35	1	40000	1000	0.7	0.4	48.30
70		20	35	1	40000	1000	0.7	0.4	58.01
71		17	30	1	40000	1000	0.7	0.4	68.86
72		17	40	1	40000	1000	0.7	0.4	35.86
73		17	45	1	40000	1000	0.7	0.4	28.54
74		17	35	5	40000	1000	0.7	0.4	33.34
75		17	35	10	40000	1000	0.7	0.4	24.38
76		17	35	15	40000	1000	0.7	0.4	21.65
77		17	35	1	30000	1000	0.7	0.4	49.63
78		17	35	1	80000	1000	0.7	0.4	45.81
79		17	35	1	100000	1000	0.7	0.4	45.74
80		17	35	1	40000	500	0.7	0.4	78.44
81		17	35	1	40000	1500	0.7	0.4	37.73
82		17	35	1	40000	2000	0.7	0.4	32.49
83		17	35	1	40000	1000	0.5	0.4	53.35
84		17	35	1	40000	1000	1	0.4	46.84
85		17	35	1	40000	1000	1.5	0.4	46.75
86		17	35	1	40000	1000	0.7	0.2	31.99
87		17	35	1	40000	1000	0.7	0.6	58.82
88		17	35	1	40000	1000	0.7	0.8	79.30
89		15	30	5	40000	1000	0.7	0.4	26.44
90		17	40	10	40000	1000	0.7	0.4	10.15
91		20	45	15	40000	1000	0.7	0.4	12.11
92		17	30	5	40000	500	0.7	0.4	57.59
93		17	40	10	40000	1500	0.7	0.4	0.01
94		17	45	15	40000	2000	0.7	0.4	9.66
95		15	35	1	30000	500	0.7	0.4	58.30
96		17	35	1	80000	1500	0.7	0.4	23.13
97		20	35	1	100000	2000	0.7	0.4	20.77
98		17	35	1	30000	1000	0.5	0.4	54.87
99		17	35	1	80000	1000	1	0.4	44.95
100		17	35	1	100000	1000	1.5	0.4	44.47

Pour montrer la qualité prédictive des modèles, les données utilisées durant cette étude sont divisées de façon aléatoire en trois groupes. Le premier groupe, formé de 70% des données totales, servira à entraîner le système. Le deuxième groupe, contenant 15% des données totales, sera appelé pour valider le réseau et les 15% restantes qui n'ont pas participé à

l'apprentissage du modèle seront utilisées comme un test indépendant pour approuver la généralisation du modèle.

IV.4.2.Elaboration du modèle neuronal:

L'étude consiste à tester différentes architectures et à retenir l'architecture la plus efficace au regard d'un objectif de performance fixé. L'optimisation de l'architecture du modèle basé sur deux variables: le nombre de couches cachées et le nombre de neurones par couche, pour avoir ses effets sur la performance d'un réseau de neurones. Pour ce faire, l'ensemble des modèles est regroupés en deux parties : modèles ont une seule couche cachée et des modèles ont une deux couches cachées. L'architecture de chaque modèle a été optimisée selon une procédure de type 'test-et-erreur'. Cette procédure consiste à tester différentes architectures et à retenir l'architecture la plus efficace au regard des critères de performance fixés.

IV.4.2.1.Critères de performance:

Pour choisir la meilleure architecture d'un réseau de neurones, plusieurs tests statistiques sont couramment utilisés. Dans ce mémoire, deux tests statistiques ont été utilisés à savoir le coefficient de corrélation R, l'erreur quadratique moyenne (MSE). Ces essais sont donnés respectivement par les équations suivantes :

- Le coefficient de corrélation (R) :

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

- L'erreur quadratique moyenne (MSE)

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

Où :

T = la sortie désirée

S = la sortie du réseau

$\bar{T}$ = la moyenne des sorties désirées

$\bar{S}$ = la moyenne des sorties RNA

IV.4.2.2.Modèles ont une seule couche cachée

Dans la première groupe (modèles ont une seule couche cachée) nous avons proposé cinq modèles neuronaux (du 1^{er} modèle à la 5^{eme} modèle). Ces modèles sont constitués d'une seule couche d'entrées, une couche cachée avec des nombre de neurones variable et une seule sortie.

1^{er} modèle M1:2neurones

Le 1^{er} modèle est constitué d'une seule couche d'entrées, une couche cachée avec deux neurones et une seule sortie. La figure IV.21 illustre l'architecture du modèle M1.

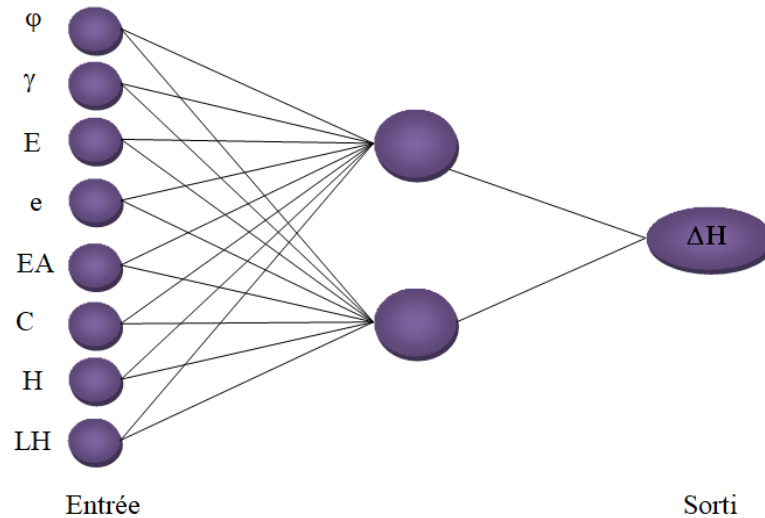


Figure IV.22. Architecture du modèle M1 (2 neurones)

La figure IV.22 représente les étapes de l'évolution de l'erreur quadratique moyenne (MSE), dans les trois phases (d'apprentissage, de validation et de test)

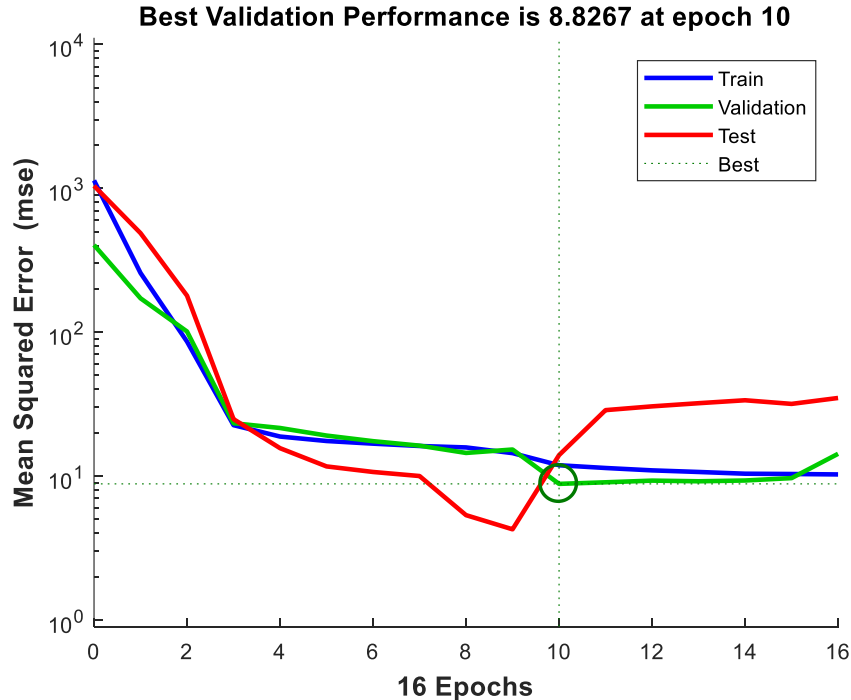


Figure IV.23. L'évolution de l'erreur quadratique moyenne (MSE) ;(modèle M1)

La figure IV.23 représente la distribution de notre base de données selon de l'erreur, (Erreur=valeur de la sortie désirée - valeur de la sortie du réseau)

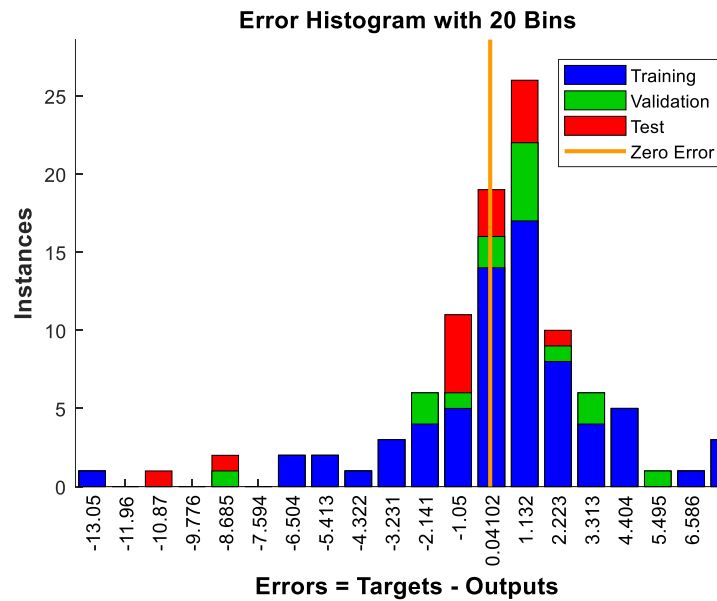


Figure IV.24. Nombre des cas en fonction des erreurs ;(modèle M1)

La figure IV.24 représente la corrélation entre les déplacements de la sortie du réseau (du réseau de neurones) et les déplacements de la sortie désirée (simulés), dans les trois phases (d'apprentissage, de validation et de test) et pour toute la base de données.

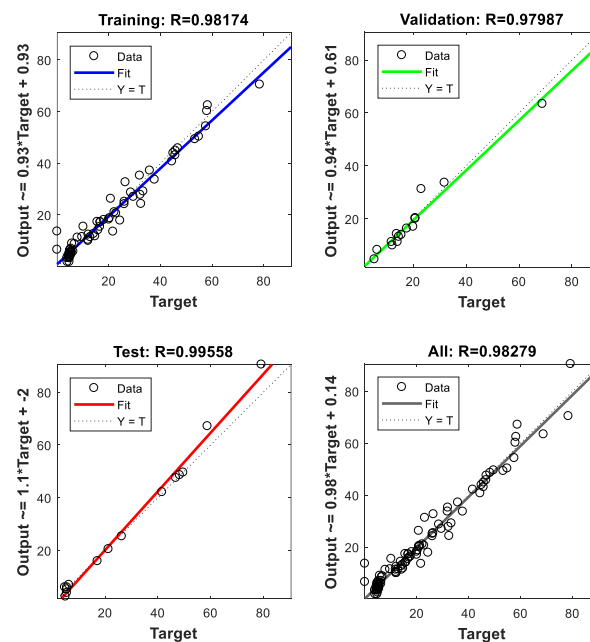


Figure IV.25. Corrélation entre les déplacements de la sortie du modèle M1 et les déplacements simulés.

2^{ème} modèle M2: 3 neurones

Le 2^{ème} modèle M2 est constitué d'une seule couche d'entrées, une couche cachée avec trois neurones et une seule sortie. La figure IV.21 illustre l'architecture du modèle M2.

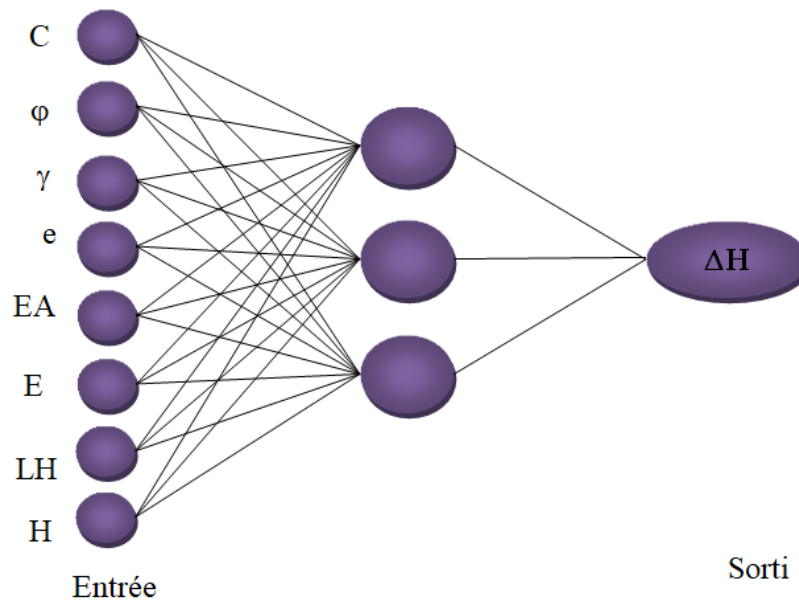


Figure IV.26. Architecture du modèle M2 (3 neurones)

Les figures IV.26, IV.27 et IV.28 présentent les résultats de performance du modèle M2.

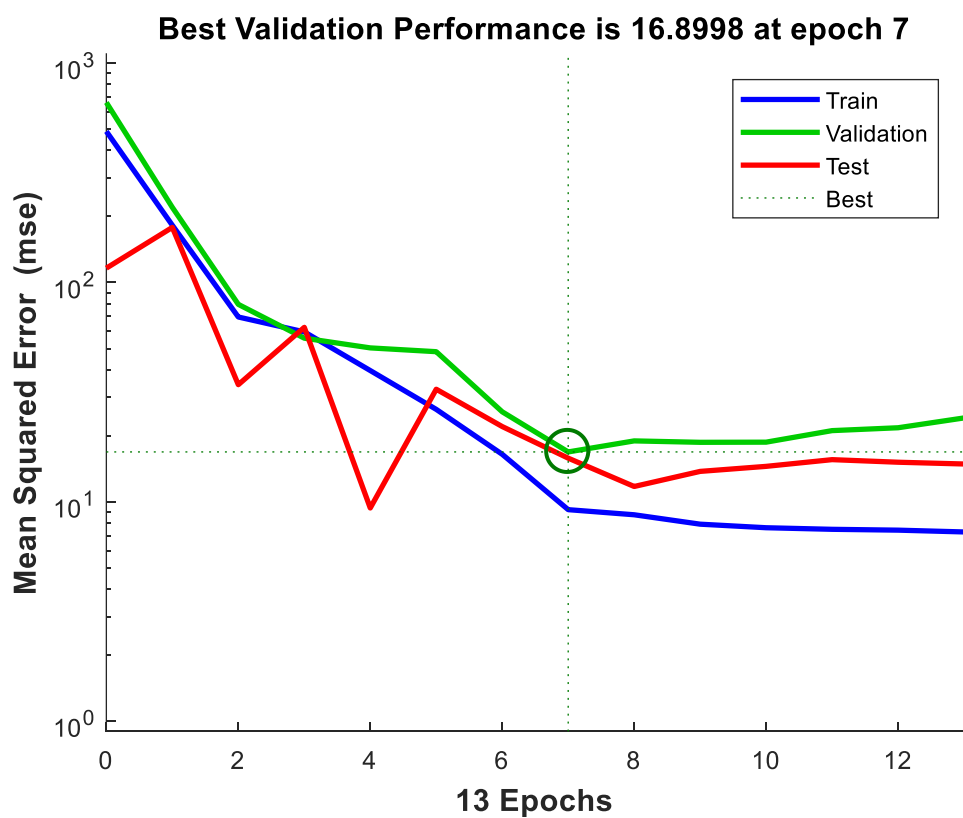


Figure IV.27. L'évolution de l'erreur quadratique moyenne (MSE) ;(modèle M2)

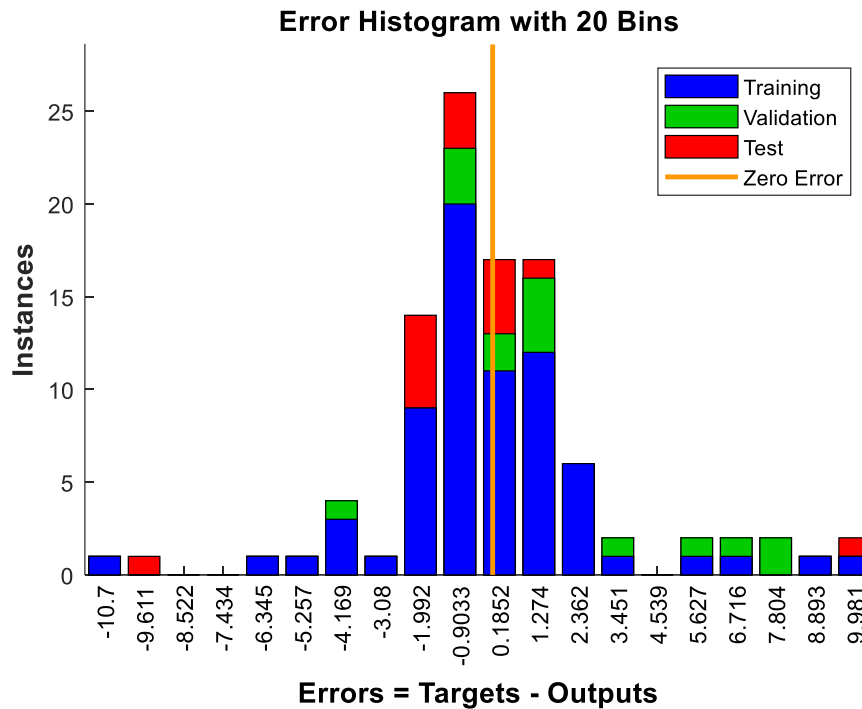


Figure IV.28. Nombre des cas en fonction des erreurs ; (modèle M2)

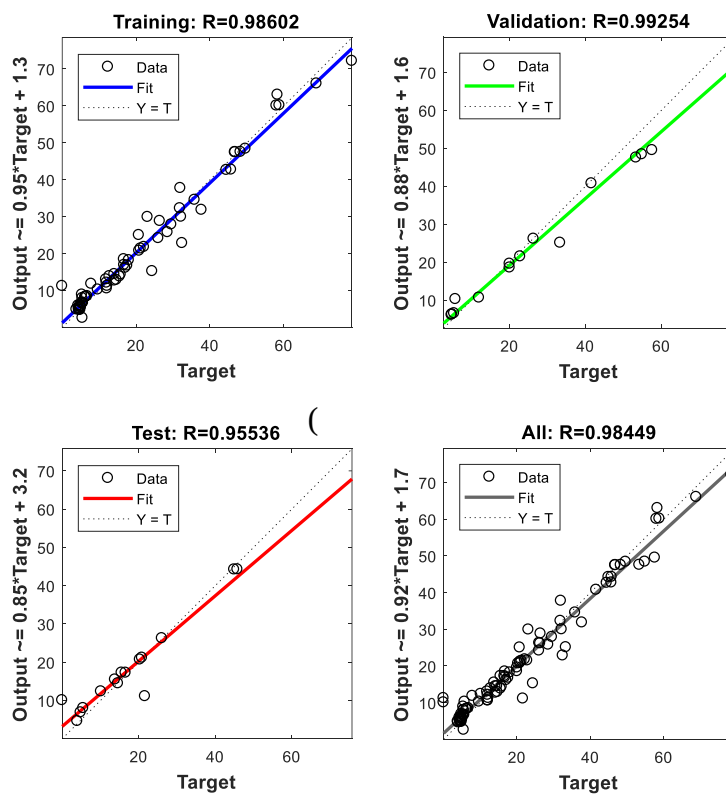


Figure IV.29. corrélation entre les déplacements de la sortie du modèle M2 et les déplacements simulés

3^{ème} modèle M3: 5 neurones

Le 3^{ème} modèle M3 est constitué d'une seule couche d'entrées, une couche cachée avec cinq neurones et une seule sortie. La figure IV.29 illustre l'architecture du modèle M3.

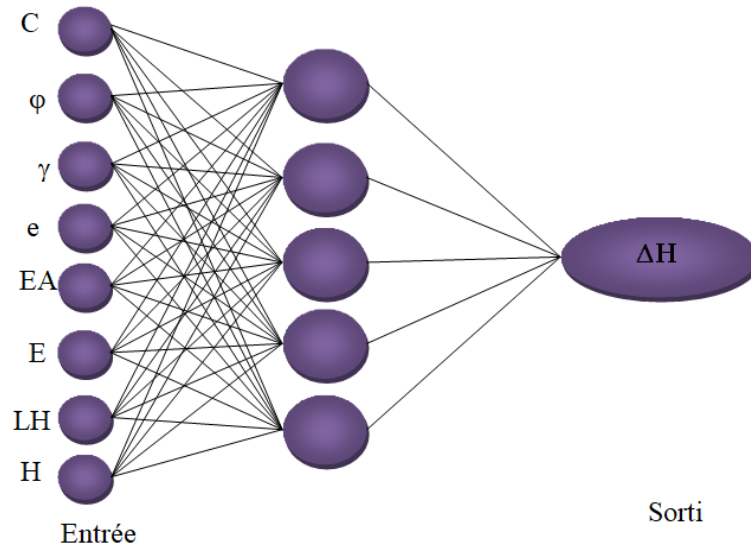


Figure IV.30. Architecture du modèle M3 (5 neurones)

Les figures IV.30, IV.31 et IV.32 présentent les résultats de performance du modèle M3.

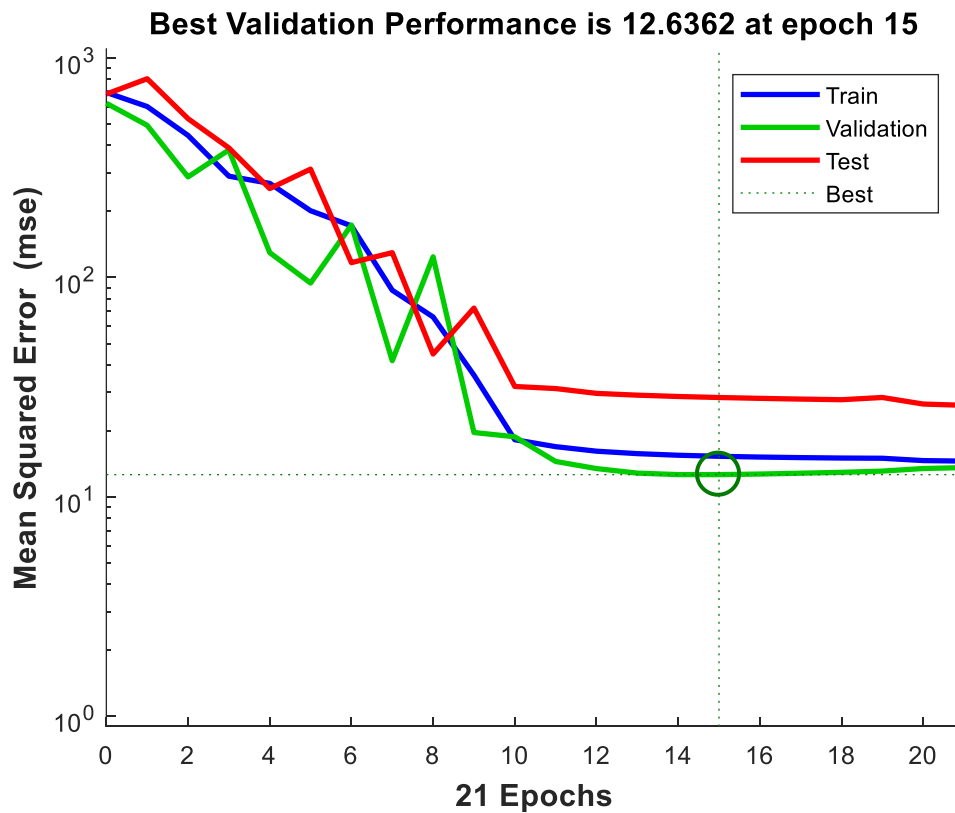


Figure IV.31. L'évolution de l'erreur quadratique moyenne (MSE); (modèle M3)

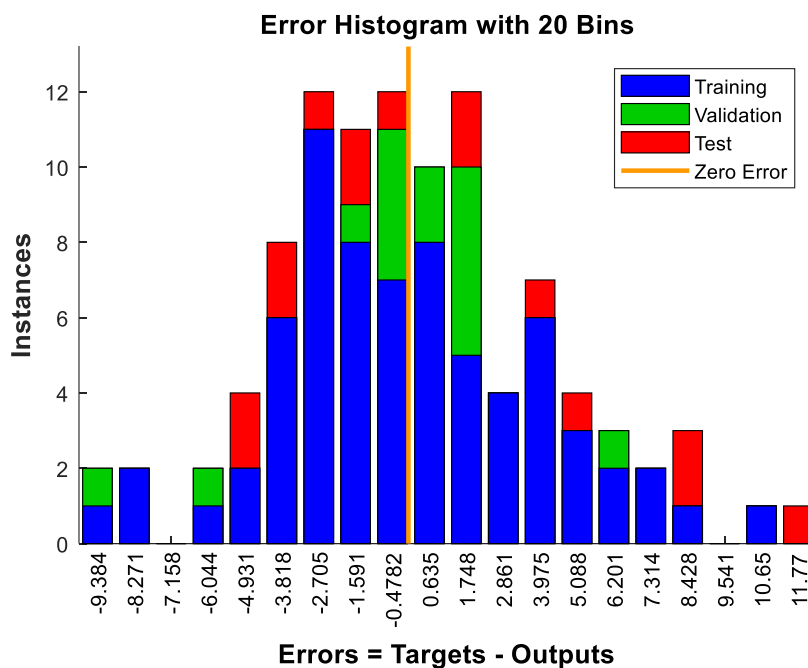


Figure IV.32. Nombre des cas en fonction des erreurs ; (modèle M3)

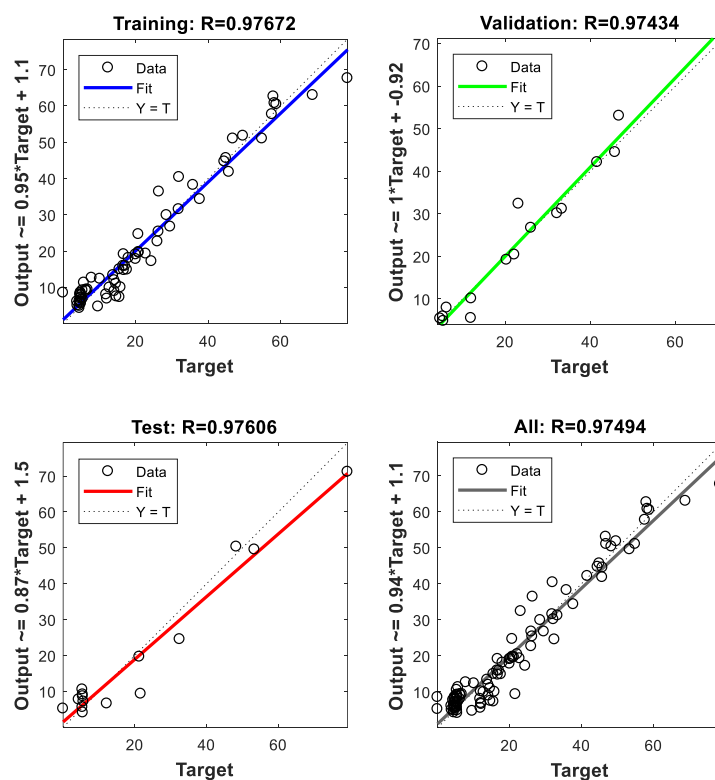


Figure IV.33. corrélation entre les déplacements de la sortie du modèle M3 et les déplacements simulés

4^{ème} modèle M4: 7 neurones

Le 4^{ème} modèle M4 est constitué d'une seule couche d'entrées, une couche cachée avec sept neurones et une seule sortie. La figure IV.33 illustre l'architecture du modèle M4.

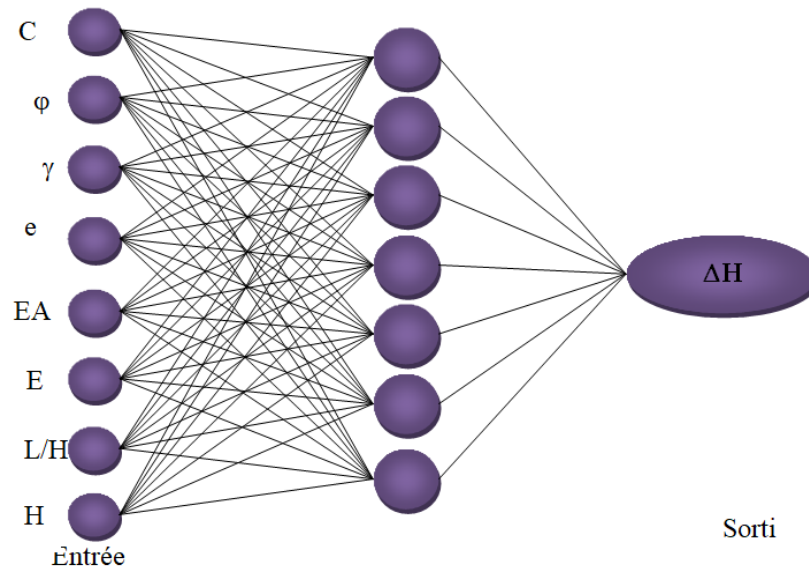


Figure IV.34. Architecture du modèle M4 (7 neurones)

Les figures IV.34, IV.35 et IV.36 présentent les résultats de performance du modèle M4.

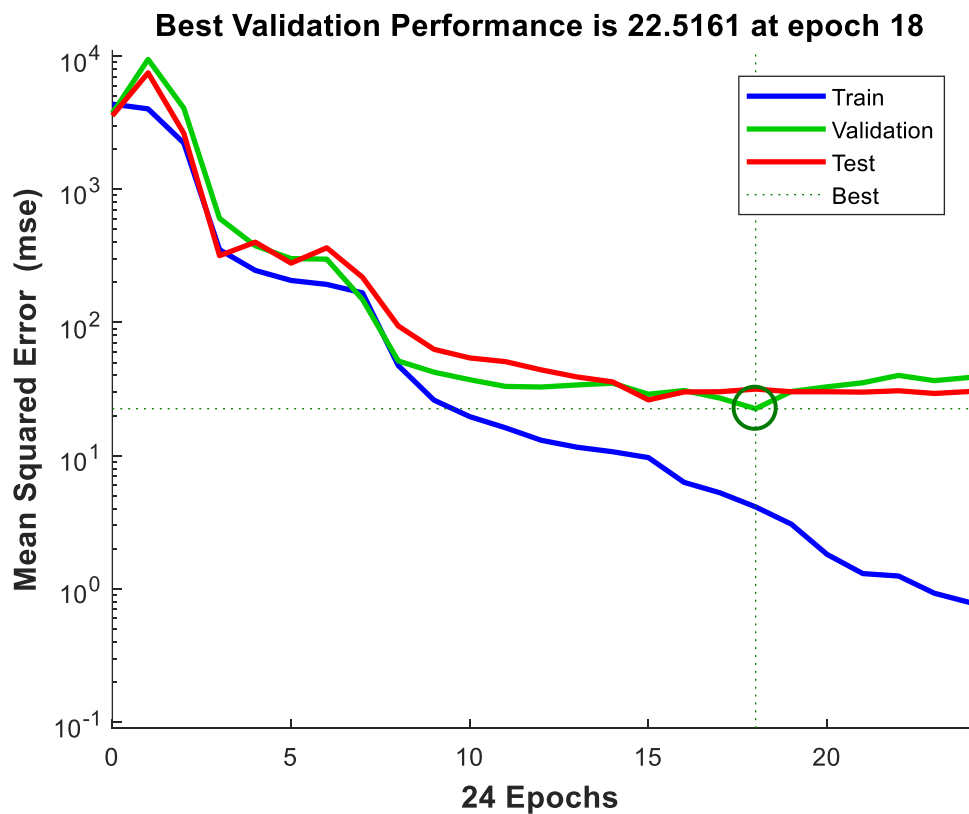


Figure IV.35. L'évolution de l'erreur quadratique moyenne (MSE); (modèle M4)

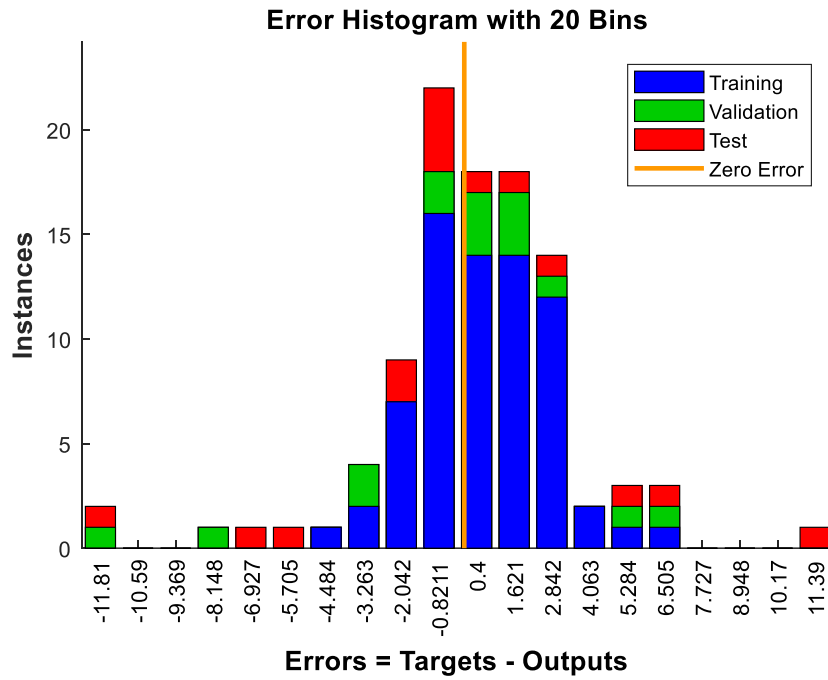


Figure IV.36. Nombre des cas en fonction des erreurs ; (modèle M4)

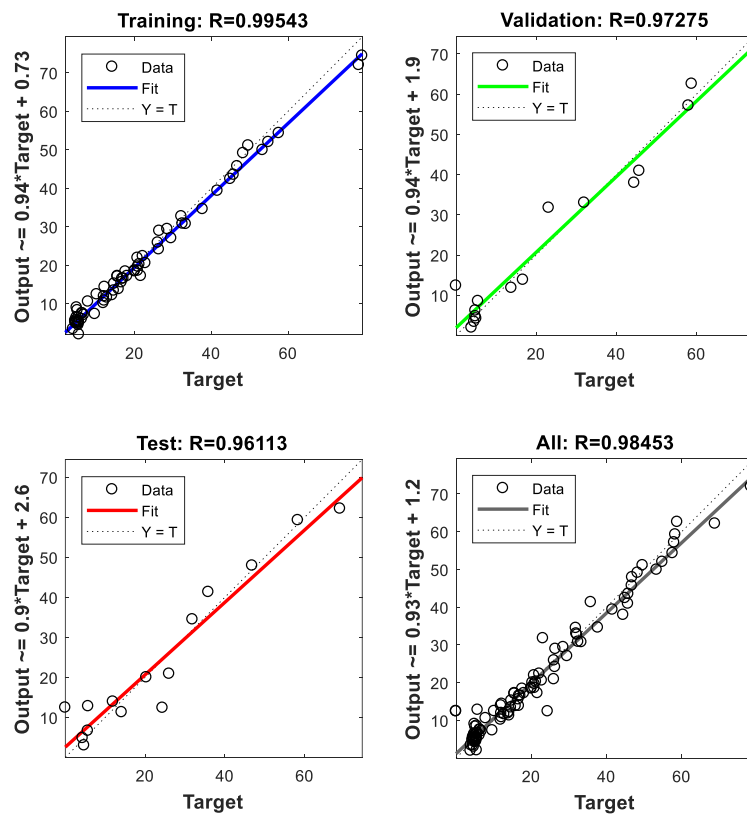


Figure IV.37. corrélation entre les déplacements de la sortie du modèle M4 et les déplacements simulés

5^{ème} modèle M5: 10 neurones

Le 5^{ème} modèle M5 est constitué d'une seule couche d'entrées, une couche cachée avec dix neurones et une seule sortie. La figure IV.37 illustre l'architecture du modèle M5.

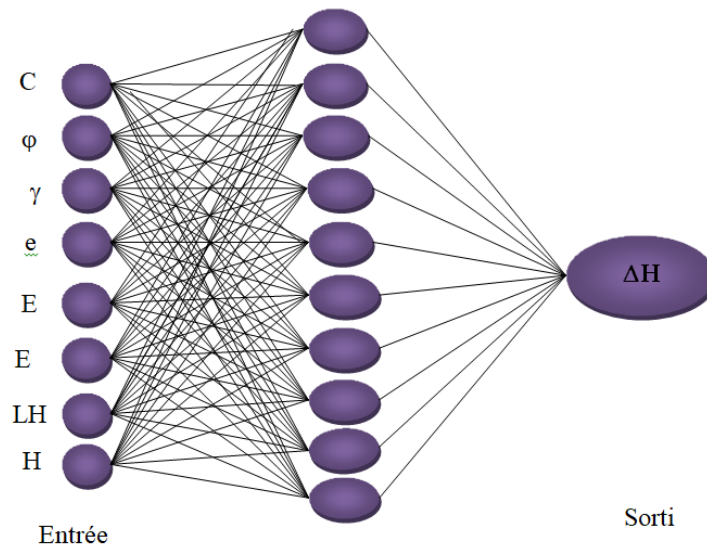


Figure IV.38. Architecture du modèle M5 (7 neurones)

Les figures IV.38, IV.39 et IV.40 présentent les résultats de performance du modèle M5.

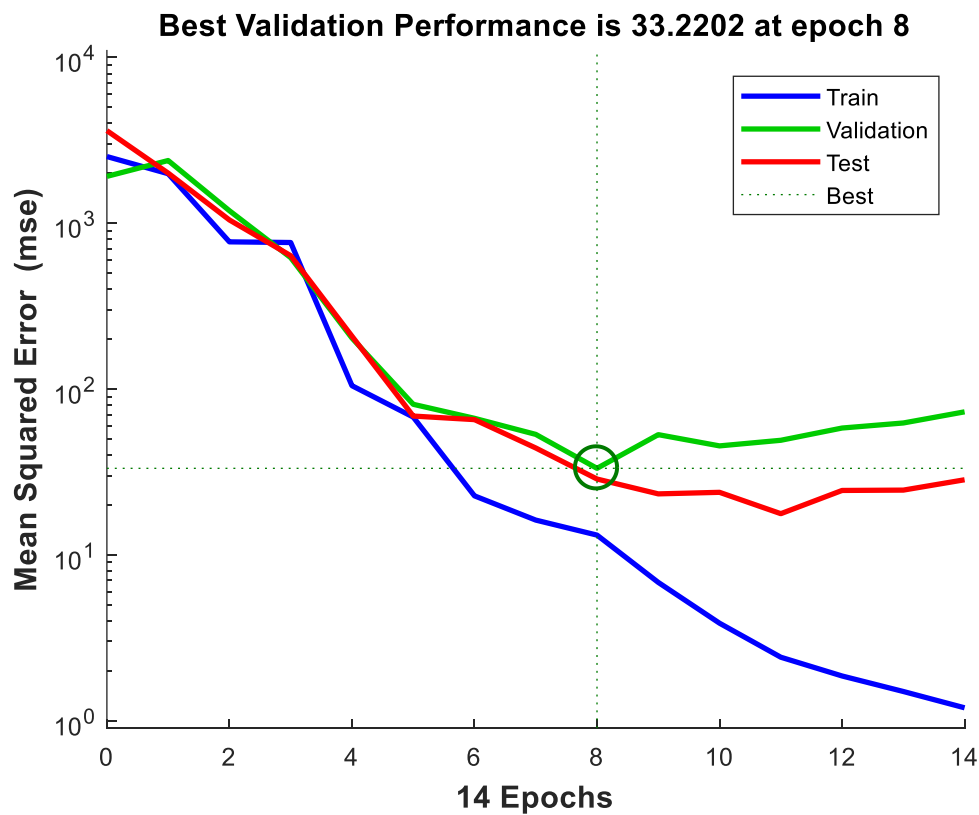


Figure IV.39. L'évolution de l'erreur quadratique moyenne (MSE); (modèle M5)

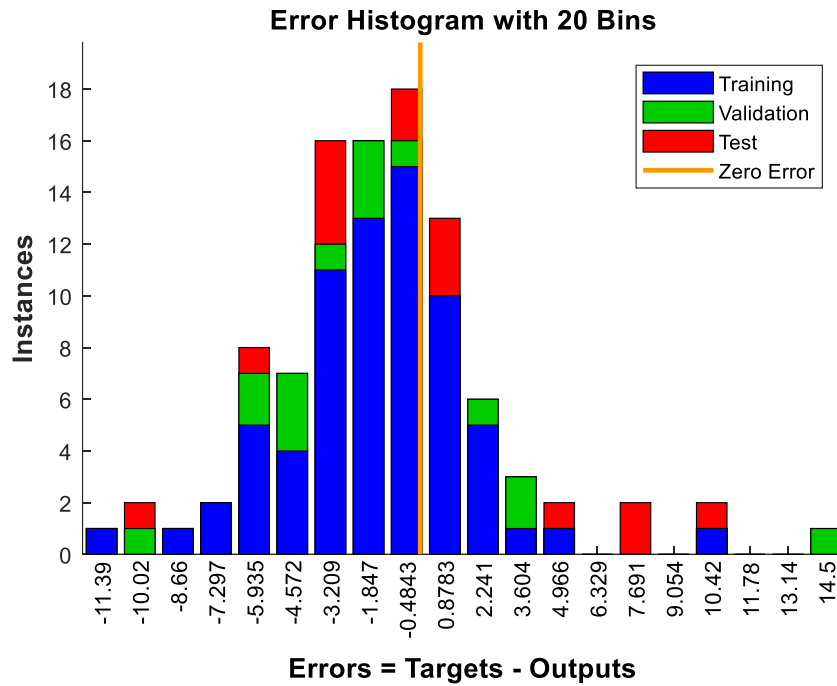


Figure IV.40. Nombre des cas en fonction des erreurs ; (modèle M5)

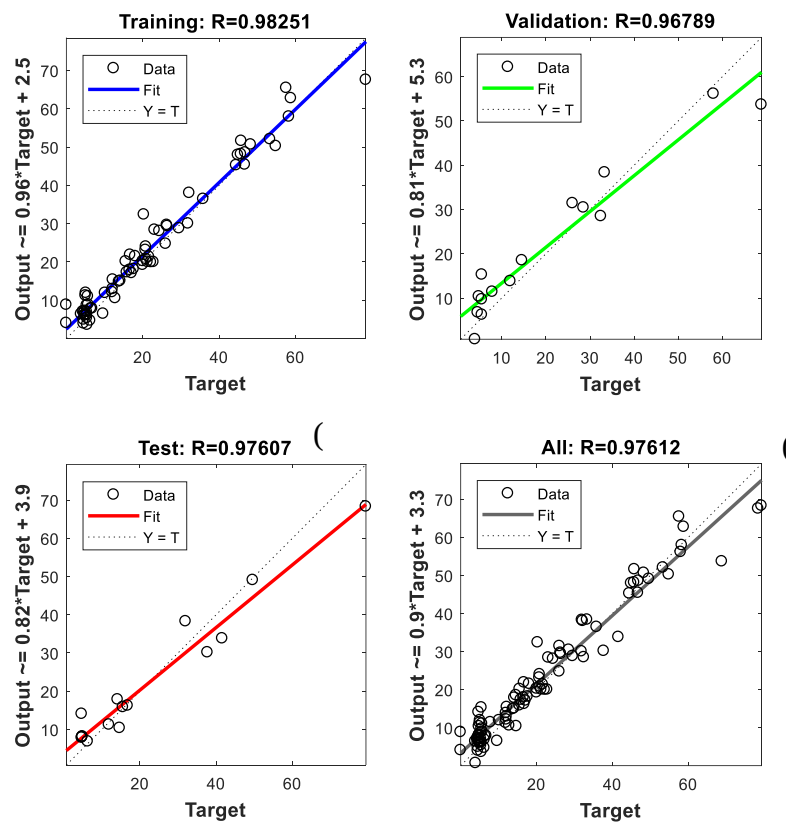


Figure IV.41. Corrélation entre les déplacements de la sortie du modèle M5 et les déplacements simulés

- **Commentaire et discussions:**

À partir de les résultats présentés au-dessus on peut constater que la plupart des valeurs prédites de différents modèles neuronaux sont proches des valeurs réelles (simulées) pour notre base de données (le coefficient de corrélation R dans tous les modèle est proche au 0,98), ce que signifie que les résultats obtenus par l'ensemble des modèles sont satisfaisants et ont une bonne précision.

IV.4.2.3. Modèles ont deux couches cachées

Après avoir l'effet du nombre de neurones sur la performance d'un modèle neural pour une architecture à une couche cachée, quatre modèles ayant deux couches cachées à du nombre de neurones par couche variable ont été testés afin d'évaluer l'apport d'une couche supplémentaire en terme de performance.

6^{ème} modèle M6: 2 couches cachées à 2 nœuds pour la 1^{er} couche et 2 nœuds pour la 2^{ème} couche

Le 6^{ème} modèle M6 est constitué d'une seule couche d'entrées, deux couches cachées à deux neurones pour chaque couche et une seule sortie. La figure IV.41 illustre l'architecture du modèle M6.

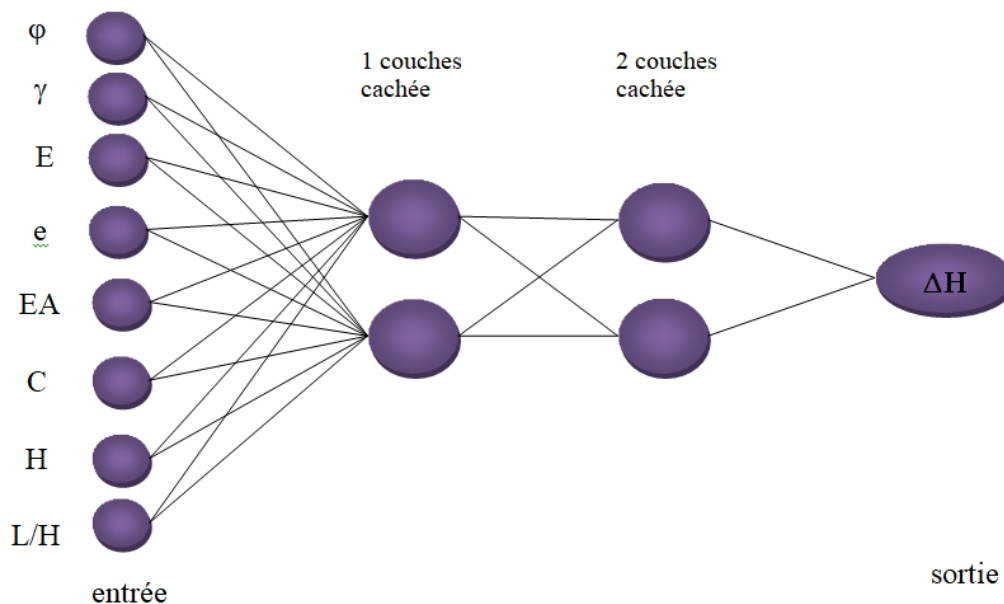


Figure IV.42. Architecture du modèle M6

Les figures IV.42 et IV.43 présentent les résultats de performance du modèle M6.

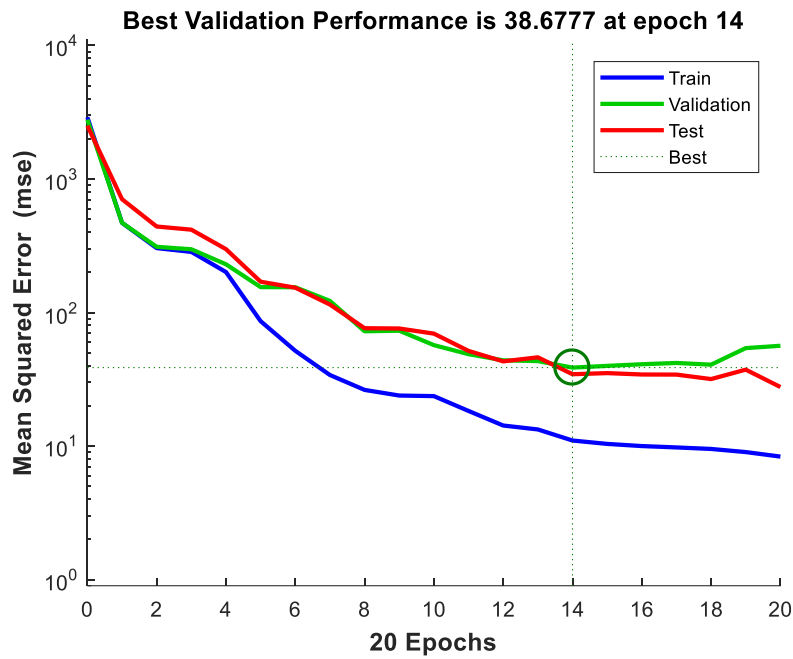


Figure IV.43.L'évolution de l'erreur quadratique moyenne (MSE); (modèle M6)

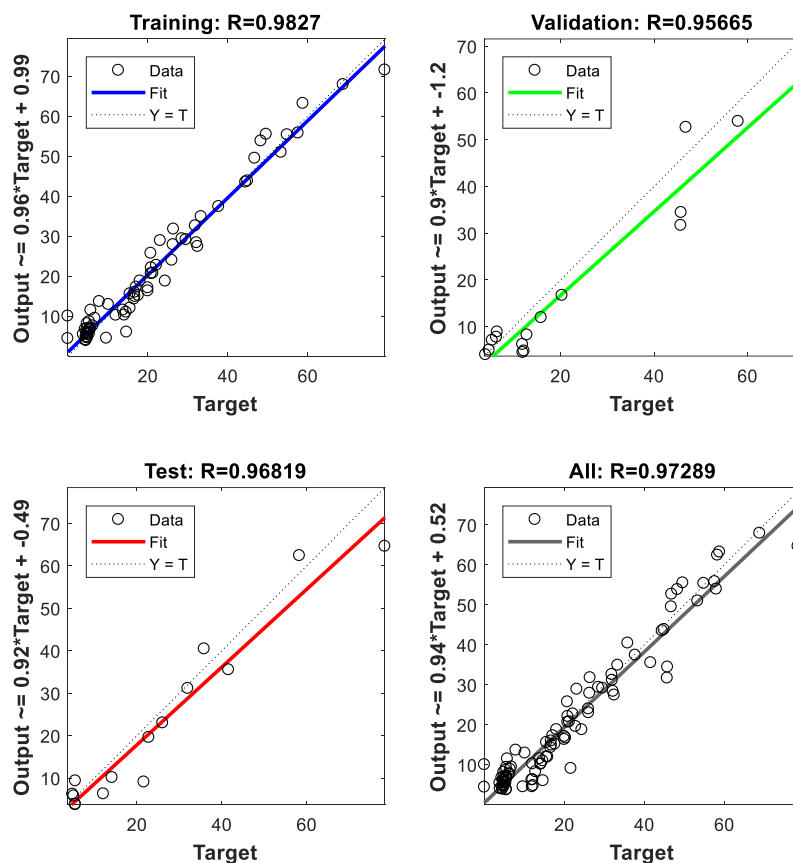


Figure IV.44. Corrélation entre les déplacements de la sortie du modèle M6 et les déplacements simulés

7^{ème} modèle M7: 2 couches cachées à 3 nœuds pour la 1^{er} couche et 3 nœuds pour la 2^{ème} couche

Le 7^{ème} modèle M7 est constitué d'une seule couche d'entrées, deux couches cachées à trois neurones pour chaque couche et une seule sortie. La figure IV.44 illustre l'architecture du modèle M7.

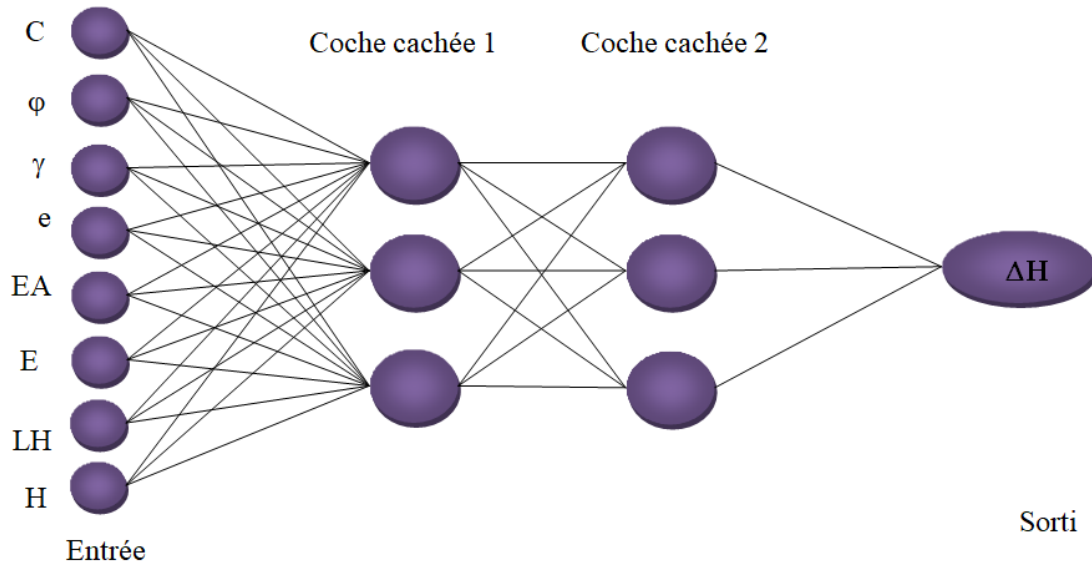


Figure IV.45. Architecture du modèle M7

Les figures IV.45 et IV.46 présentent les résultats de performance du modèle M7.

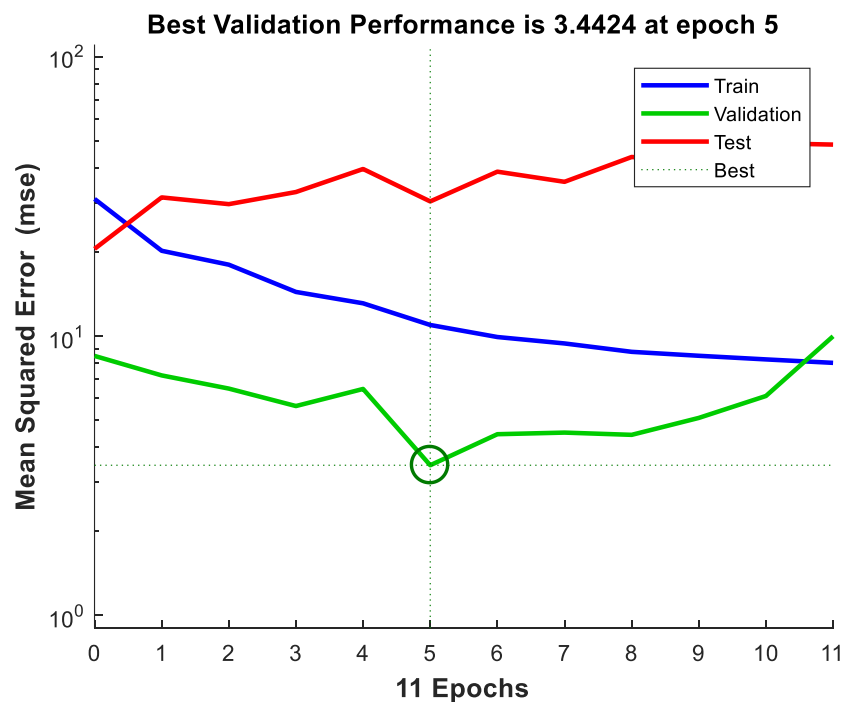


Figure IV.46. L'évolution de l'erreur quadratique moyenne (MSE); (modèle M7)

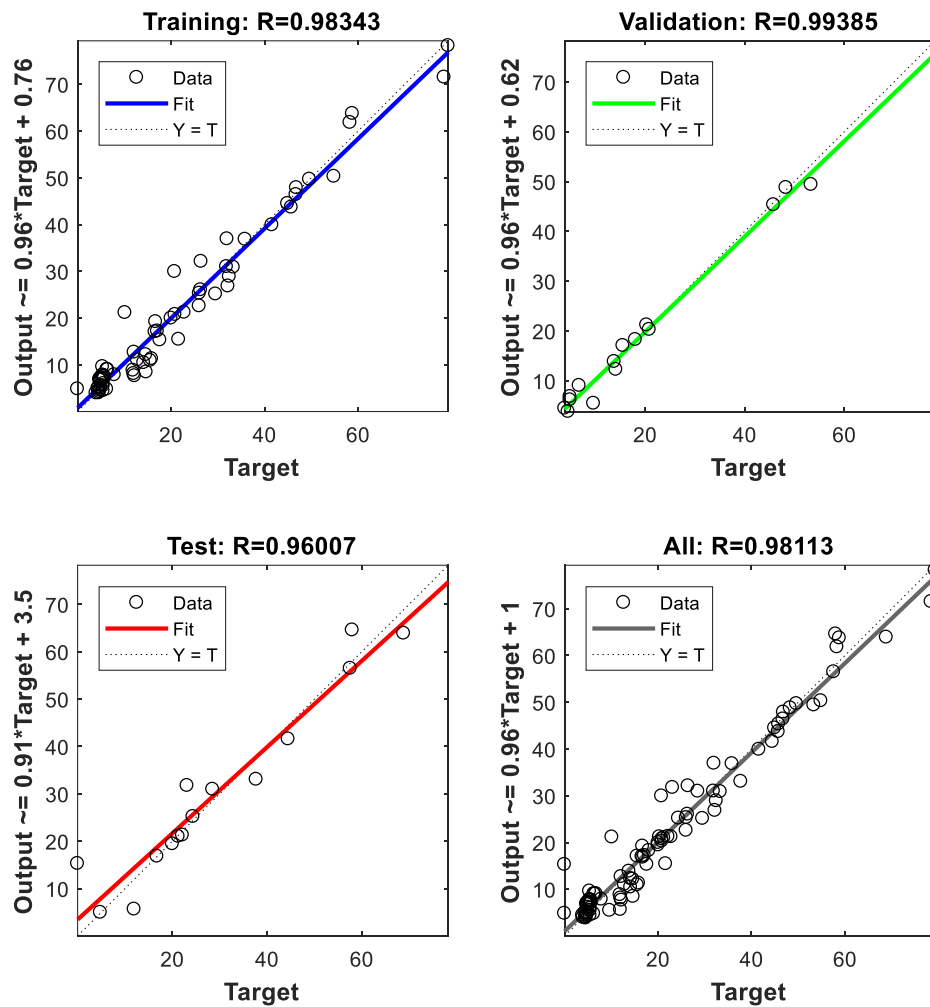


Figure IV.47. Corrélation entre les déplacements de la sortie du modèle M7 et les déplacements simulés

8^{ème} modèle M8: 2 couches cachées à 7 nœuds pour la 1^{er} couche et 7 nœuds pour la 2^{ème} couche

Le 8^{ème} modèle M8 est constitué d'une seule couche d'entrées, deux couches cachées à trois neurones pour chaque couche et une seule sortie. La figure IV.47 illustre l'architecture du modèle M8.

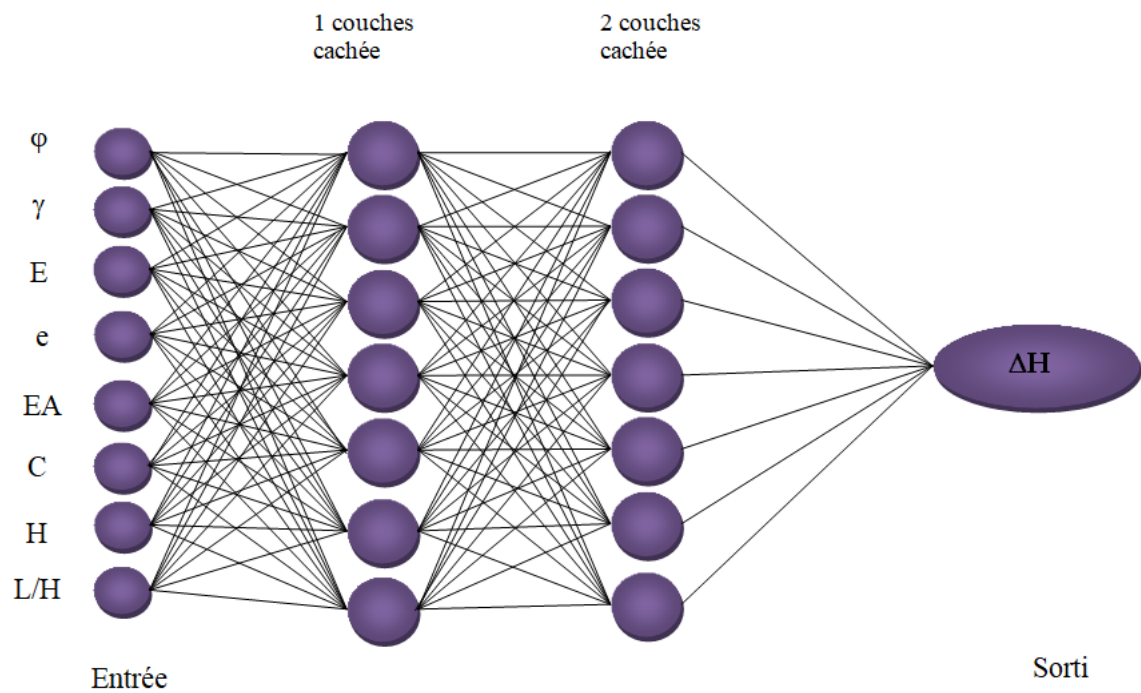


Figure IV.48. Architecture du modèle M7

Les figures IV.48 et IV.49 présentent les résultats de performance du modèle M8.

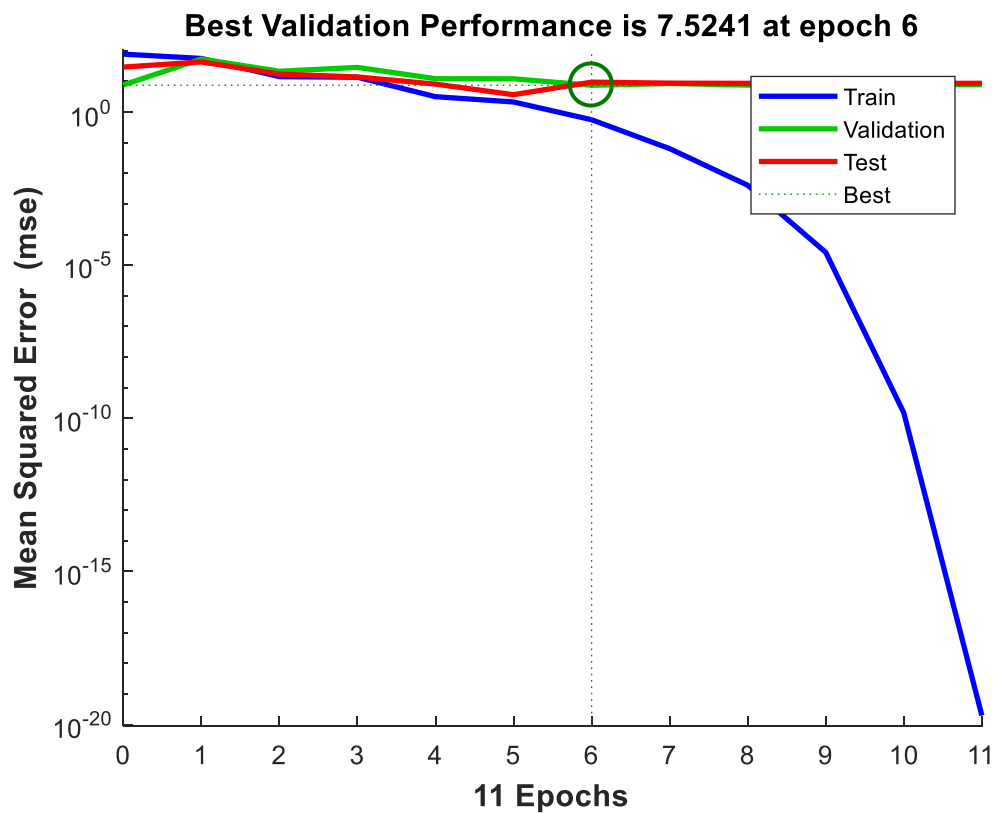


Figure IV.49. L'évolution de l'erreur quadratique moyenne (MSE); (modèle M8)

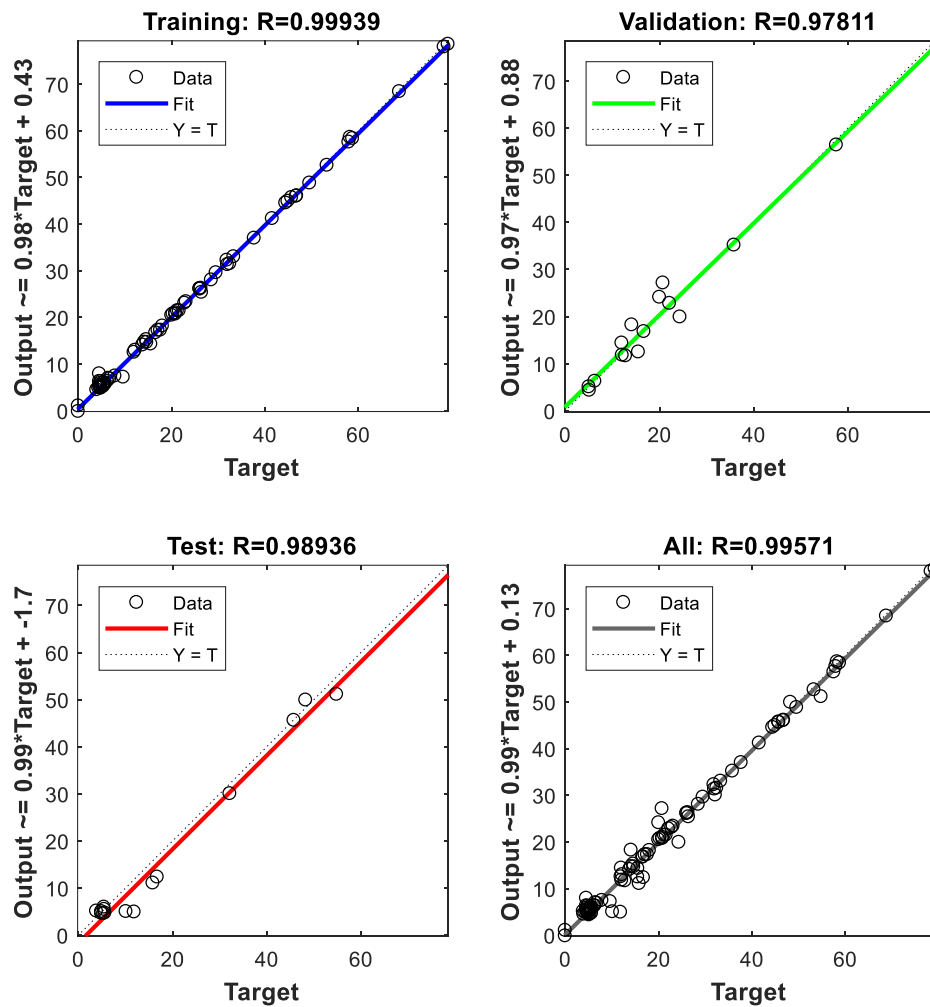


Figure IV.50. Corrélation entre les déplacements de la sortie du modèle M8 et les déplacements simulés

9^{ème} modèle M9: 2 couches cachées à 7 nœuds pour la 1^{er} couche et 3 nœuds pour la 2^{ème} couche

Le 9^{ème} modèle M9 est constitué d'une seule couche d'entrées, deux couches cachées à sept neurones pour la 1^{ère} couche et à trois neurones pour la 2^{ème} couche et une seule sortie. La figure IV.50 illustre l'architecture du modèle M9.

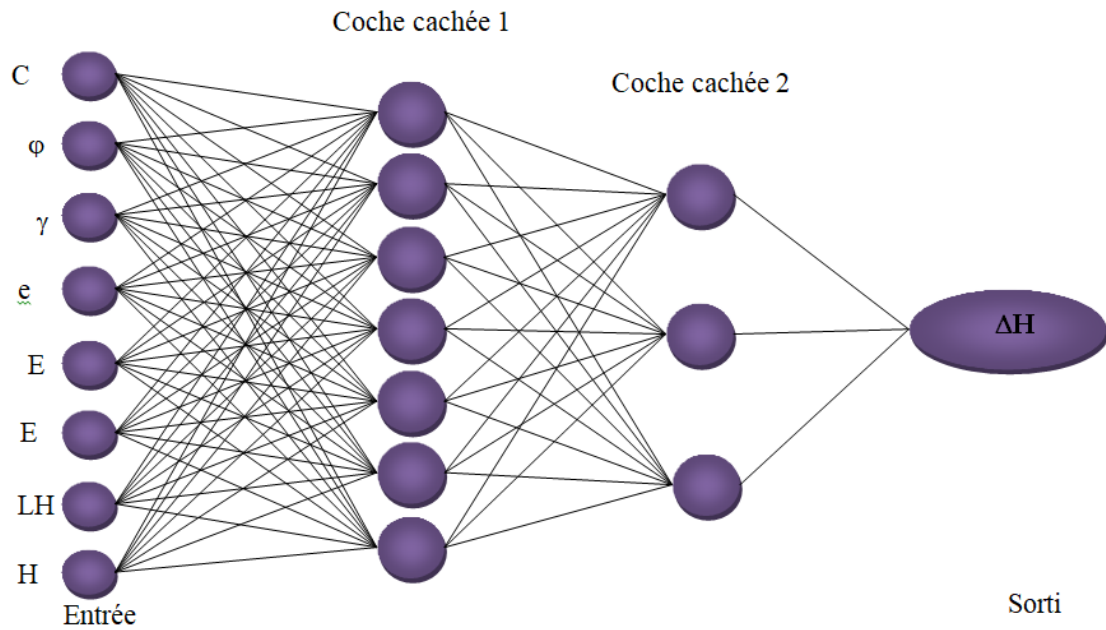


Figure IV.51. Architecture du modèle M7

Les figures IV.51 et IV.52 présentent les résultats de performance du modèle M9.

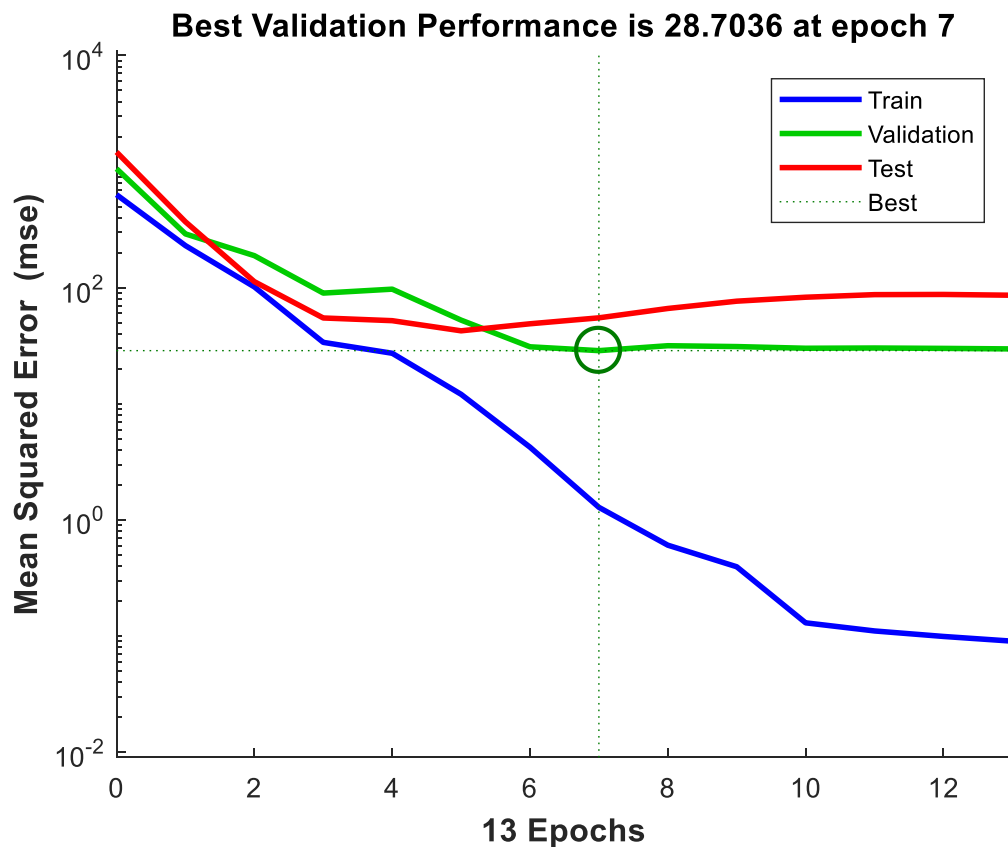


Figure IV.52. L'évolution de l'erreur quadratique moyenne (MSE); (modèle M9)

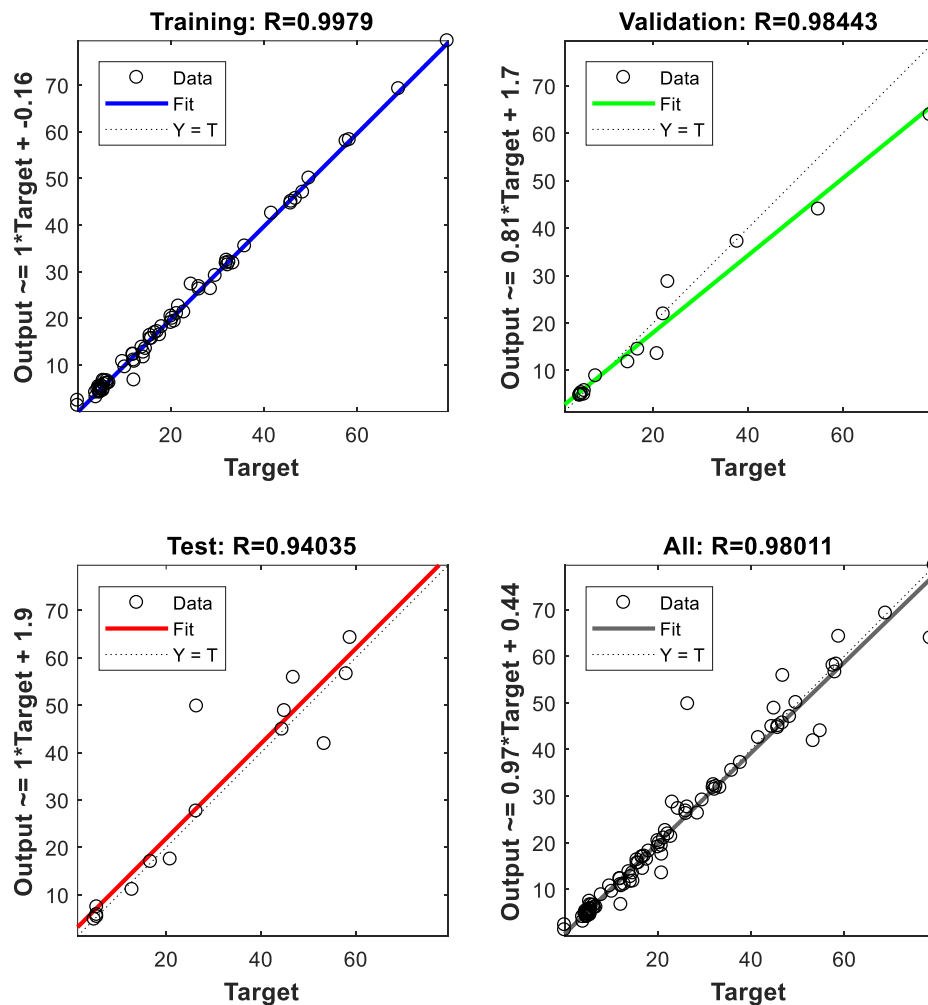


Figure IV.53. Corrélation entre les déplacements de la sortie du modèle M9 et les déplacements simulés

- Commentaire et discussions**

D'après les résultats des modèles ayant deux couches cachées, on peut constater que la plupart des valeurs prédites de ces différents modèles neuronaux sont proches des valeurs réelles (simulées) pour notre base de données (le coefficient de corrélation R dans tous les modèle est proche au 0,98), il ressort clairement que ses performances étaient similaires à celles observées dans le cas des modèles ayant une seule, ce qui signifie que ces modèles sont aussi une bonne précision.

IV.4.2.4.Comparaison entre les performances des modèles:

A fin de comparer la performance des modèles proposés, nous avons créé une nouvelle base de données (pour faire un deuxième test). Cette deuxième base de données est composée de 20 nouveaux exemples comme montrer dans le tableau IV.6.

Tableau IV.6. Base de données de deuxième test.

N°	H (m)	γ (KN/m3)	ϕ (°)	C (Kpa)	E (kpa)	EA (KN/m)	L/H (%)	e (m)	ΔH (mm)
1	4	19	38	7	60000	2500	0.4	0.8	7.32
2	4	16	38	7	60000	2500	0.4	0.8	5.96
3	4	19	48	7	60000	2500	0.4	0.8	7.27
4	4	19	38	9	60000	2500	0.4	0.8	7.28
5	4	19	38	7	50000	2500	0.4	0.8	7.6
6	4	16	48	7	60000	2500	0.4	0.8	5.88
7	4	19	38	9	50000	2500	0.4	0.8	7.56
8	4	19	38	7	60000	2500	0.4	1.2	7.41
9	4	19	33	7	60000	2500	0.4	1.2	7.49
10	4	19	38	7	60000	500	0.4	0.8	7.64
11	3	17	32	1	40000	1000	0.7	0.4	5.97
12	3	17	35	7	40000	1000	0.7	0.4	4.54
13	3	17	35	1	50000	1000	0.7	0.4	5.17
14	6	19	35	1	40000	1000	0.7	0.4	24.41
15	6	17	38	1	40000	1000	0.7	0.4	18.1
16	6	17	35	9	40000	1000	0.7	0.4	12.37
17	6	17	35	1	60000	1000	0.7	0.4	20.48
18	9	17	42	1	40000	1000	0.7	0.4	31.62
19	9	17	35	8	40000	1000	0.7	0.4	14.56
20	9	17	35	1	50000	1000	0.7	0.4	34.62

Les résultats de comparaison entre les performances de neuf modèles proposés sont présentés dans le tableau IV.8.

Tableau IV.8.La comparaison entre les performances de neuf modèles proposés pour la deuxième base de données.

N°		01	02	03	04	05	06	07	08	09	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
M1	ΔH (mm) Plaxis	7.32	5.96	7.27	7.28	7.6	5.88	7.56	7.41	7.49	7.64	5.97	4.54	5.17	24.41	18.1	12.37	20.48	31.62	14.56	34.62
	ΔH (mm)	7.2	4.38	6.88	7.02	7.19	4.19	7.01	8.04	8.99	14.04	11.47	7.91	10.31	23.71	17.93	10.71	19.68	34.87	23.69	49.18
	R	0.93967																			
M2	MSE	1.06895																			
	ΔH (mm)	2.78	5.58	3.83	2.9	3.17	7.52	3.18	6.55	7.3	12.46	6.61	3.77	5.52	23.76	18.33	15.74	20.31	31.8	19.46	47.77
	R	0.95458																			
M3	MSE	0.81857																			
	ΔH (mm)	11.3	10.97	17.13	12.5	11.29	16.92	12.49	9.35	9	5.12	3.59	4.53	1.82	23.69	14.98	10.31	18.18	27.87	26.93	46.48
	R	0.85517																			
M4	MSE	1.70481																			
	ΔH (mm)	8.75	6.86	8.73	8.73	8.75	5.97	8.73	8.76	8.79	12.15	5.32	4.16	4.66	22.46	18.23	13.84	21.4	32.98	22.9	48.56
	R	0.95990																			
M5	MSE	0.76788																			
	ΔH (mm)	-9.1	14.13	-14.03	-1.75	-11.32	5.9	-6.14	-7.27	4.59	14.4	5.99	2.66	4.8	22.49	15.88	2.16	20.5	31.45	21.1	48.81
	R	0.83185																			
M6	MSE	5.11968																			
	ΔH (mm)	4.49	3.92	3.1	4.23	4.59	3.42	4.31	7.73	11.93	15.25	7.31	4.54	5.66	21.73	17.77	12.65	19.67	30.75	17.56	48.66
	R	0.93851																			
M6	MSE	0.89826																			

M7	ΔH (mm)	5.10	5.03	5.12	5.08	5.05	5.10	5.03	5.42	5.64	6.44	5.16	4.96	5.49	25.59	20.24	14.38	22.34	32.53	20.50	47.12
	R	0.97864																			
	MSE	0.61073																			
M8	ΔH (mm)	5.41	5.85	5.3	5.69	5.19	4.74	5.38	6.94	9.91	6.55	5.99	6.59	4.54	24	17.89	4.68	18.14	31.53	21.97	46.32
	R	0.95010																			
	MSE	0.72614																			
M9	ΔH (mm)	5.69	4.98	4.6	5.53	5.79	4.77	5.73	5.11	5.38	7.67	5.98	4.74	5.78	24.27	18.28	12.28	20.39	31.22	28.18	45.74
	R	0.94833																			
	MSE	0.85287																			

- **Commentaire et discussions:**

La comparaison globale entre la performance des modèles proposés indique que le modèle M7 (2 couche cachés à 3 neurones pour chaque couche) a donné les meilleurs résultats (la plus petite valeur d'erreur quadratique moyenne ($MSE=0.61073$) et la valeur de coefficient de corrélation la plus proche de 1 ($R=0.97864$)). Le second modèle qui a donné les meilleurs résultats est le modèle M8 (2 couche cachés à 7 neurones pour chaque couche) avec une $MSE=0.72614$ et un $R=0.95010$. Le troisième modèle qui a donné le meilleur résultat est le modèle M4 (1 couche cachés à 7 neurones) avec une $MSE=0.76788$ et un $R=0.95990$. Le modèle M5 (1 couche cachés à 10 neurones) a donné le plus mauvais résultat avec une $MSE=5.11968$ et un $R=0.83185$. A partir ces résultats, on peut constater que un modèle de réseau de neurones avec une seule couche cachée ayant un nombre adéquate de neurones, peut donner des prédictions satisfaisants et l'ajout d'une couche caché supplémentaire au modèle peut améliorer ses performances.

IV.5.Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons mené une étude numérique en utilisant l'application PIAXS 2d, qui nous a permis de connaître l'influences de plusieurs paramètres sur le déplacement des mur en sol renforcé et, à la lumière de cette étude, nous avons créé une base de données qui a été utilisée pour créer des modèles modèle de réseau de neurones pour prédire le déplacement horizontal d'un mur en sol renforcé.

Les principales conclusions déduites de cette étude sont :

- L'étude paramétrique qui a été réalisée dans ce chapitre nous a permis aussi de mettre en évidence l'influence de plusieurs paramètres sur le déplacement du mur en sol renforcé.
- Le déplacement horizontal du mur en sol renforcé est fortement plus sensible à l'angle de frottement et la cohésion de remblai, à l'espacement entre les renforts et longueur des renforts, et à la hauteur du mur.
- D'une manière générale, les résultats obtenus sont très satisfaisants et justifient le recours à l'approche par les réseaux de neurones dans la prédiction du déplacement horizontal maximal d'un mur de soutènement en sol renforcé par des nappes géogrilles.
- Cette étude a été démontrée qu'un modèle de réseau de neurones avec une seule couche cachée pourvue d'un nombre adéquate de neurones, peut donner des prédictions satisfaisantes.

L'ajout d'une deuxième couche caché au modèle de réseau de neurones peut améliorer ses performances.

*Conclusion
générale*

Conclusion générale:

Le problème de l'estimation du déplacement horizontal d'un mur de soutènement en sol renforcé est très complexe et dépend de plusieurs paramètres et jusqu'au présent n'est pas encore entièrement compris.

Dans ce mémoire nous nous sommes intéressés à l'estimation du déplacement horizontal de ces ouvrages par différentes techniques, en mettant l'accent sur l'utilisation de le code de calcul Plaxis2D en éléments finis et des modèles d'intelligence artificielle basée sur le concept des réseaux de neurones artificiels. A cet effet, une étude numérique par la méthode des éléments finis avec le logiciel Plaxis 2D a été faite. Cette modélisation numérique nous a fourni une meilleure compréhension du comportement de la déformation horizontale des murs de soutènement en sol renforcé, à travers des études paramétriques portant sur plusieurs paramètres.

Ensuite une étude basée sur la technique des réseaux de neurones artificiels a été adoptée afin de trouver les valeurs du déplacement horizontal sans passer par le logiciel Plaxis qui nécessite une bonne compréhension des éléments finis et une maîtrise parfaite du logiciel. Pour ce faire, et après la création d'une base de données numérique par le logiciel Plaxis 2D une étude consiste à supposer plusieurs architectures en commençant à partir d'une

seule couche cachée jusqu'à deux couches en jouant sur plusieurs paramètres tels que le nombre de neurones pour trouver la meilleure architecture de notre modèle neuronal et les facteurs qui affectent la précision de la technique des réseaux de neurones artificiels.

Les principales conclusions déduites de ce ravalisant:

- L'étude paramétrique qui a été réalisée dans ce chapitre nous a permis aussi de mettre en évidence l'influence de plusieurs paramètres sur le déplacement du mur en sol renforcé.
- Le déplacement horizontal du mur en sol renforcé est fortement plus sensible à l'angle de frottement et la cohésion de remblai, à l'espacement entre les renforts et longueur des renforts, et à la hauteur du mur.
- D'une manière générale, les résultats obtenus sont très satisfaisants et justifient le recours à l'approche par les réseaux de neurones dans la prédiction du déplacement horizontal maximal d'un mur de soutènement en sol renforcé par des nappes géogrilles.
- Cette étude a été démontrée qu'un modèle de réseau de neurones avec une seule couche cachée pourvue d'un nombre adéquate de neurones, peut donner des prédictions satisfaisantes.

Conclusion générale

- L'ajout d'une deuxième couche caché au modèle de réseau de neurones peut améliorer ses performances.

*Références
bibliographiques*

Références bibliographiques:

- [1] **.F.SCHLOSSER, H.M. JACOBSEN, I. JURAN.** Renforcement des sols, Revue Française de géotechnique, No 29
- [2] **.A.Rahal, M.Boussalem.** « Renforcement des sols par ajout des fibres naturelles ».Mémoire de fin d'études : Université de Jijel, (promotion 2018), p.6
- [3] **.PrashantPatil, Ipupu Mena, ShubhamGoski, YogeshUrs.** Soil Reinforcement Techniques, Journal of Engineering Research and Application, 2248-9622, (Part -2) August 2016, pp. 25-31
- [4] **.I.azzaz, S. chouikha.** « Étude numérique de la stabilité d'un remblai sur sol mol traité par des colonnes ballastées entouré par de géosynthétique ».Mémoire de fin d'études : Université Ziane Achour-Djelfa, (02/07/2017),p.29.
- [5] **.ZaimaYousraBoubezari Imane;**<Etude du comportement statique et dynamique d'un massif en sol renforcé>Université Mohammed Seddik Ben Yahia –JijelFaculté des Sciences et Technologie Département Génie Civil et Hydraulique; Option : géotechnique;2018/2019;P.4
- [6] **.Melle HAOUAM HOUDA**<étude numérique d'un mur de soutènement en sol stabilise et renforce avec fibres et géogrilles> UNIVERSITE BADJI MOKHTAR-ANNABA; faculté des sciences de l'ingénieur département de génie;2010.
- [7] **.NF P94-270,** 2009.
- [8] **.François SCHLOSSER,** “mur de soutènement,” Techniques de l'Ingénieur. Paris, C244.
- [9] **.A.Annane,** “ mur de soutènementen zone sismique,” Mémoire de Magister, Département de génie civil, Université Hadj Lakhdar, Batna,22/12/2013.
- [10] **.Winterkorn,** 1975; **Nations Unies,** 1992; **Symons,** 1999.
- [11] **.BIETH Emmanuel,** mur de soutènement: “ cours de mécanique des sols appliques” ; (2009-2010)
- [12] **.François SCHLOSSER,** “mur de soutènement,” Techniques del'Ingénieur. Paris, C244.
- [13] **.TABTI,** 2016.
- [14] **. Akpodje,** 1985.
- [15] **. Ghoumari ,**1989.
- [16] **.Bouakba.H, Rezzak.A.** «L'étude de stabilisation de sol par l'ajout de ciment et des fibres naturelles».Mémoire master II. Université Mohamed Sadik Ben Yahia-Jijel ; 2016.
- [17] **.Taalab.B.** «Etude du comportement physico-mécanique du bloc de terre comprimée avecfibres».Thèse doctorat. Université Mohamed Khider-Biskra ; 2014.

Références bibliographiques

- [18] **.KHAOUANI , Esma OTMANI Samar**.<stabilisation des sols par l'utilisation des géosynthétiques> . Mémoire de Master ; Université AboubekerBelkaïd Tlemcen; Faculté de TechnologieDépartement De Génie Civil; Spécialité : Géotechnique; 29/06/2019 ;p43.44.45.
- [19] **.GUEFAIFIA Lamia & BENRDJEM Hiba**<traitement et renforcement d'un sol fin par différentes techniques d'amélioration : étude expérimentale et numérique>Mémoire de Master; Université 8 Mai 1945 de Guelma ;Faculté des Sciences et de la Technologie ;Département de : Génie Civil &Hydraulique; Spécialité : Génie Civil Option : Géotechnique; Septembre 2020;p3.68
- [20] **.Kadous.D.** « Utilisation des réseaux de neurones comme outil du datamining :Génération de modèle comportemental d'un processus physique à partir de données ». Mémoire master en physique. Université Abou-Bakr Belkaid- Tlemcen; 2012.
- [21] **.Z.ROUABAH ;**Techniques de l'Intelligence Artificielle :RNA ;ELT 2020/202.
- [22] **.S.Michelle,** «Réseaux de neurones », support de cours, (2001).
- [23] **.S.M. Ait cheikh.** « Etude, Investigation et conception d'algorithmes de commande appliqués aux systèmes photovoltaïques », thèse de Doctorat d'Etat en électronique, Ecole Nationale Polytechnique, soutenue en Décembre 2007.
- [24] **.CHERQUI Meriem BAAMAR Alia;** Application de réseaux de neurones artificiels pour la prévision de l'énergie solaire ; Mémoire de Master en informatique , Université Ahmed Draia – Adrar,Faculté des Sciences et de la Technologie, Département des Mathématiques et Informatique, le 20-06-2021
- [25] **.R. Stratfull** - Half-cell potentials and the corrosion of steel in concrete. Highway Res Rec 1973:433
- [26] **.TRAHI Fatiha,** Prédiction de l'irradiation solaire globale pour la région de Tizi-Ouzou par les réseaux de neurones artificiels. Application pour le dimensionnement d'une installation photovoltaïque pour l'alimentation du laboratoire de recherche LAMPA. Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou,2011.
- [27] **.Kadous Djamila.** Utilisation des réseaux de neurones comme outil du datamining : Génération de modèle comportemental d'un processus physique à partir de données, Université de Tlemcen, (2012)
- [28] **.ATTALLAOUI Samir.**“analyse numérique du comportement des culées porteuses en sol renforcé” Mémoire de Doctorat Université de Biskra, 2017.
- [29] **.M.kiyyoursami.**“ le clouage dans les ouvrages de soutènement : conception et dimensionnent” Université Constantine 1.

Références bibliographiques

- [30] . **Monsieur J. Brinkgreve**, “ MANUEL DE REFERENCE ” Plaxis V8 (Delft University of Technology& PLAXIS BV, Pays-Bas, 2002-2003).
- [31] .**Pruska, J.** (2002) “Comparison of geotechnical software - Geo FEM, Plaxis, Z-Soil.”.Geotechnical engineering in urban area. Proceeding of the 13th European Conference on Soil Mechanics and Geotechnical Engineering. Vanicek et al. Editions., Volume 2, 819-824.
- [32] .**L.Wang , C Wang , H Liu , C Hung.** (2021). One-step analytical method for required reinforcement stiffness of vertical reinforced soil wall with given factor of safety on backfill soil.
- [33] **R. Pramanik et al.** (2016). Deterministic and probabilistic prediction of maximum wall facing displacement of geosynthetic-reinforced soil segmental walls using multivariate adaptive regression splines.