
Prédiction des fonctions impédances par les réseaux de neurones artificiels (RNA)

Badreddine Sbartai¹, Kamel Goudjil²

¹Laboratoire LMGHU, Université 20 Aout 1955-Skikda, Département de Génie Civil Route El-Hadeik, BP26, 21000 Skikda

bsbartai@hotmail.fr

²Laboratoire LMGHU, Université 20 Aout 1955-Skikda, Département de Génie Civil Route El-Hadeik, BP26, 21000 Skikda

Goudjil_k@yahoo.fr

RÉSUMÉ. Le but de cette étude est de développer un modèle capable de prédire les fonctions impédances d'une fondation rectangulaire sans passer par les codes de calcul basés sur des méthodes numériques très complexe, en utilisant une approche statistique, basée sur le concept des réseaux de neurones artificiels (RNA). Dans cette étude, une base de données qui relie les fonctions impédances aux caractéristiques géométries de la fondation et les propriétés dynamiques du sol, a été mise en œuvre. Cela conduit à développer un modèle de réseau neuronal pour prédire les fonctions impédances (tous les modes) d'une fondation surface rectangulaire. Ensuite, les résultats sont comparés avec les données inutilisées pour vérifier la validité du modèle (RNA).

ABSTRACT. The main objective of this paper is to develop a model to predict the impedances function of a rectangular foundation without using the calculate code based on sophisticate numerical methods by the employment of a statistical approach based on an Artificial Neural Network model (ANN). In this study, a data base which relates the impedance functions to the geometrics characteristic of the foundation and the dynamic properties of the soil is implemented. This leads to develop a neural network model to predict impedances functions (all modes) of a rectangular surface foundation. Then the results are compared with unused data to check the ANN model's validity.

MOTS-CLÉS : réseaux de neurones, Fondations, Fonctions Impédances, Interaction sol-structure.

KEYWORDS: Artificial Neural Networks, Foundations, Impedances Functions, Soil-Structure Interaction.

1. Introduction

On entend généralement par interaction sol-structure l'étude du comportement d'une structure soumise à une sollicitation sismique ou dynamique. L'interaction sol-structure traduit la modification du mouvement du sol (ou de la structure) lors d'un séisme ou d'une sollicitation dynamique du fait de la présence de l'autre composant (structure ou sol). Cette interaction est bien entendue plus ou moins importante suivant la nature du sol, les caractéristiques de l'ouvrage et son mode de fondation. La nécessité d'étudier la réponse sismique ou dynamique d'un ouvrage rend la prise en compte l'interaction sol-structure impérieuses pour certains types d'ouvrages importants : centrales nucléaires, centrales électriques, réservoirs de gaz liquéfié (GNL), barrages,...etc.

Pour résoudre un problème d'interaction sol-structure, plusieurs aspects nécessitent une étude approfondie à savoir : la définition de l'aléa sismique et du mouvement résultant, l'étude du comportement du sol sous chargement cyclique, l'évaluation de la réponse du sol en champ libre et celle des structures sous chargement dynamique.

L'abondance de la littérature concernant l'interaction sol-structure traduit à la fois la complexité du phénomène et l'intérêt qu'a porté un certain nombre de chercheurs. Deux synthèses générales ont entrepris une classification des méthodes d'étude de l'interaction Sol-Structure Lysmer (1978) et Idriss-Kennedy (1980). Ces auteurs mettent en évidence le fait que l'étude des phénomènes d'interaction est essentiellement limitée au cas des problèmes linéaires. L'approche de problèmes purement non linéaire reste l'exception.

Une analyse complète d'interaction sol-structure doit prendre en compte :

- La variation des caractéristiques du sol avec la profondeur,
- Le comportement non linéaire du sol,
- Le caractère tridimensionnel du problème,
- Le schéma complexe de propagation des ondes qui engendrent le mouvement,
- L'interaction avec les structures adjacentes.

Avant d'examiner les différentes méthodes de prise en compte de l'interaction sol-structure, il est utile de mentionner que l'objectif essentiel consiste à évaluer les mouvements des fondations sous l'action d'un système de charges dynamiques externes et par conséquent anticiper les déplacements de la machine ou de la structure à travers le calcul des fonctions impédances de la fondation en tenant compte des caractéristiques des fondations et des propriétés du sol.

La fin des années 60 et le début des années 70 voient les méthodes de résolution de l'interaction Sol-Structure se perfectionner du fait de l'essor des moyens de calcul. Quoiqu'il en soit, les résultats sont généralement présentés sous forme de deux termes qui varient en fonctions de la fréquence. Ces fonctions sont connues

sous le nom de fonctions impédances. Cette méthode revient implicitement à remplacer l'ensemble fondation-sol par un ressort et un amortisseur dont les caractéristiques dépendent de la fréquence.

Ainsi, les réseaux de neurones sont devenus en quelques années des outils précieux dans des domaines très divers de l'ingénierie et de la science. Les performances de ces derniers dans la modélisation non linéaire ont été prouvées dans plusieurs domaines de l'ingénierie et de la science. Dans le domaine de la géotechnique on peut citer les travaux de Najjar et al [NAJ 96], Najjar et Ali [NAJ 98] où les (RNA) ont été utilisés pour l'évaluation de la perméabilité des argiles et la liquéfaction des sols. Certains auteurs ont appliqué avec succès les méthodes neuronales pour prédire la capacité portante des fondations Abu-kiefa [ABU 98], Ahmad et al [AHM 07], Chan et al. [CHA 95] et Das and Basudhar [DAS 06] alors que d'autres ont appliqués la technique neuronale pour la prédiction du tassement Chen et al. [CHE 06], Shahin et al. [SHA 02], Shahin et al. [SHA 03] et Shahin et al. [SHA 04].

Le but de cette étude est de prédire avec une bonne fiabilité les fonctions impédance des fondations rectangulaires placées à la surface d'un sol homogène en utilisant une méthode basée sur un modèle statistique non paramétrique appelé réseau de neurones artificiels (RNA) afin d'éviter le recours aux différentes méthodes numérique (FEM, BEM, DEM) trop complexes à élaborer.

2. Modélisation statistique par RNA

Les RNA offrent une alternative pour la modélisation mathématique et font partie des modèles statistiques non paramétriques et non linéaires aptes à répondre aux problématiques d'identification, d'aide à la décision, de diagnostic, de prédiction, etc. L'application de ce type de modèle n'est apparue qu'au début des années 1990 et leur avantage réside dans leur capacité de généralisation.

Les réseaux de neurones sont souvent confondus avec les algorithmes génétiques, la cybernétique et l'intelligence artificielle en général. Ils constituent en fait un courant bien précis de l'intelligence artificielle, dont le modèle de développement est basé sur l'idée de calquer des algorithmes d'apprentissage sur un modèle simplifié du cerveau. Les RNA sont inspirés de la biologie et représentent un modèle mathématique du fonctionnement du neurone biologique Jodouin [JOD 94]. L'idée est de présenter au RNA des données d'entrée et de sortie, et de lui faire apprendre la relation entre les deux par un processus appelé apprentissage. Ce dernier consiste à minimiser l'erreur par ajustement des paramètres du modèle. Le processus d'apprentissage se fait généralement en cinq étapes Figure 1:

- Pondération des entrées par des paramètres appelées poids (W),
- Sommation des entrées pondérées,
- Calcul de la réponse du neurone par la fonction d'activation,
- Calcul de l'erreur entre la sortie théorique et celle calculée par le RNA,

- Modification des poids pour minimiser l'erreur par un algorithme mathématique spécifique appelé algorithme d'apprentissage.

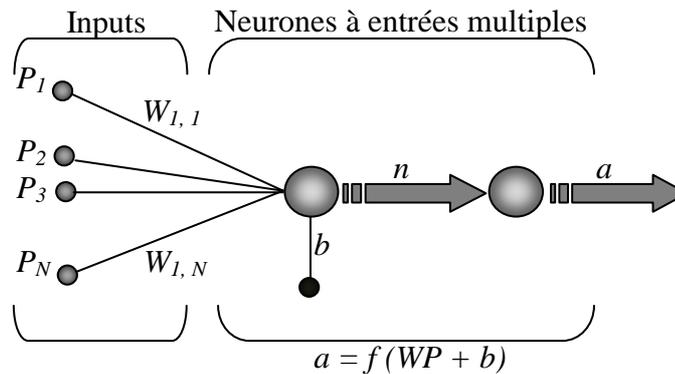


Figure 1. *Processus d'apprentissage et fonctionnement du RNA*

L'algorithme d'apprentissage le plus utilisé est celui de la rétropropagation du gradient de l'erreur. Cet algorithme est basé sur le calcul du gradient d'erreur, et vise à minimiser l'erreur en sortie du réseau. C'est un cycle qui est répété jusqu'à ce que la courbe d'erreurs du réseau ne soit plus croissante (il faut bien prendre garde de ne pas surentraîner un réseau de neurones qui deviendra alors moins performant).

La validation (test) du RNA est utilisée pour juger de la capacité de généralisation du modèle Dreyfus et al. [DRE 04]. Cette technique consiste à tester le modèle sur des données non utilisées dans la phase apprentissage pour l'ajustement des poids. Les données de test représentent généralement 20% de la banque de données. La programmation des différents algorithmes a été effectuée dans l'environnement Matlab® (2007).

3. Mise en œuvre du RNA

3.1. Base de données et architecture du RNA

La base de données utilisée pour la mise en œuvre du RNA est constituée de 504 exemples. 420 sont utilisés pour l'apprentissage du réseau et 84 pour le test (validation). Le RNA mis en œuvre pour les modes de translation est constitué d'une couche d'entrée composée de quatre neurones, de deux couches cachées composées respectivement de huit et seize neurones et d'une couche de sortie composée de deux neurones (4 - 8 16 - 2) Figure 2. La fonction d'activation utilisée pour l'ensemble des neurones est de type sigmoïde :

$$f(x) = 1 / (1 + e^{-x})$$

[1]

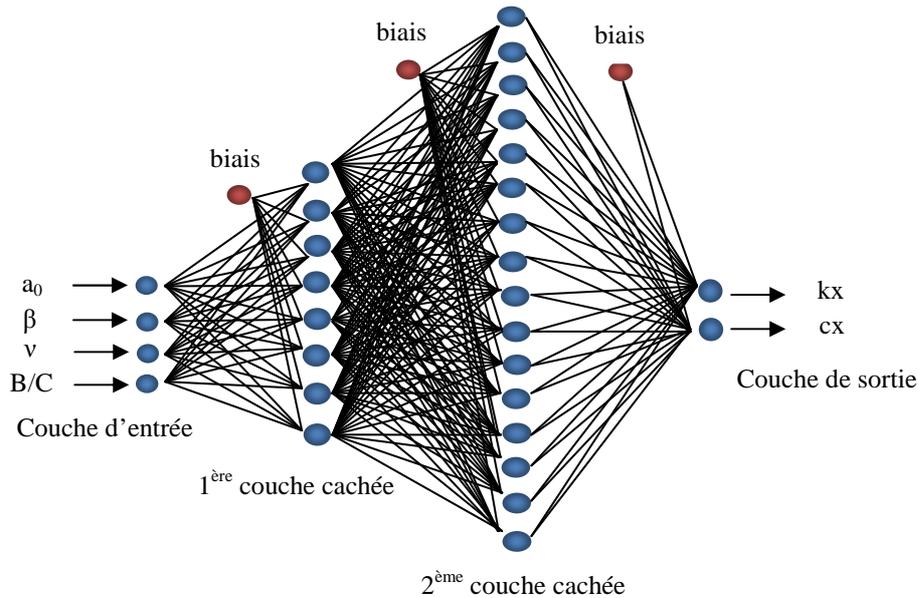


Figure 2. Configuration du réseau de neurones (modes de translation)

D'abord, nous avons créé notre base de données à partir des tables des fonctions impédances (tous les modes) d'une fondation rectangulaire rigide placée à la surface d'un sol homogène viscoélastique semi-infini de Wong et Luco [WON 85]. Cette base de données se résume en 24 tables qui contiennent les valeurs des impédances en fonction de la fréquence adimensionnelle a_0 , la longueur relative B/C (B et C sont les dimensions de la fondation), le coefficient de poisson ν et l'amortissement par hystérésis du sol β .

La base de données est formée des paramètres suivant:

- la fréquence adimensionnelle a_0 variant de 0 jusqu'à 10 avec un pas de 0.5,
- la largeur adimensionnelle de la fondation B/C variant de 1 jusqu'à 4 avec un pas de 1,
- le coefficient de poisson ν variant de 0.1 jusqu'à 0.5 avec un pas de 0.1,

- le coefficient d'amortissement par hystérésis β variant de 0.01 jusqu'à 0.05 avec un pas de 0.01.

Les paramètres de sortie du RNA sont les fonctions impédances complexes K_i :

- la partie réelle de l'impédance est k_i ,
- la partie imaginaire de l'impédance est c_i .

Avant de choisir le type de réseau pour faire l'apprentissage, nous avons chargé la base de données, puis nous avons partagé la base de données en deux parties: les 20 premières tables pour l'apprentissage et les 4 dernières tables pour le test (validation) sans oublier de normaliser les entrées et les sorties. Après avoir choisi le type de réseau, nous avons procédé à l'apprentissage. L'apprentissage s'arrête dans deux cas soit le nombre d'époque est achevé, soit le goal (erreur) est atteint, Figure 3.

3.2. Résultats

Par manque d'espace seulement le mode horizontal sera présenté dans cet article. La figure 4a illustre la corrélation entre la rigidité dynamique horizontale de la fondation réelle k_x et prédites par le modèle pour la base d'apprentissage. La corrélation est assez bonne avec une erreur absolue de prédiction inférieure à 1 %. Sur les 20 tables, nous notons que 99,93 % des exemples sont prédits. Sur la base de validation (test), les mêmes observations sont notées avec toutefois un peu moins de précision. La corrélation entre la rigidité dynamique horizontale de la fondation réelle k_x et prédites concernant la base de test est présentée sur la figure 4b. Sur les 04 tables qui composent cette banque de données, nous notons que 99,77 % des exemples sont prédits. Ces résultats témoignent donc de la capacité de généralisation du RNA adopté. Sur la figure 5a, nous montrons la corrélation entre l'amortissement du mode horizontal réel c_x et prédit par le modèle, basée sur les exemples d'apprentissage. On remarque clairement que le modèle prédit l'amortissement avec une excellente précision. En effet, 99,92 % des données des 24 tables sont prédites. Sur la base de test figure 5b, nous notons que 99,45 % des données des 04 tables restantes sont prédites mais avec un peu moins de précision. Nous précisons que ces pourcentages d'erreurs sont valables uniquement pour le mode horizontal.

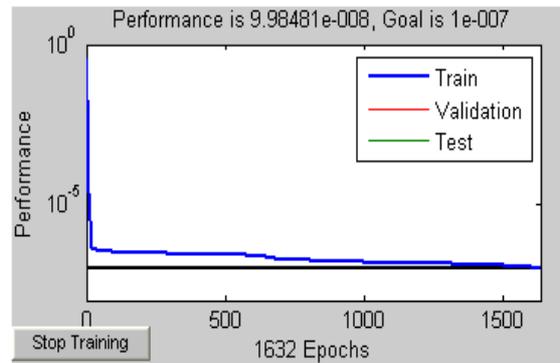


Figure 3. Estimation de l'erreur durant la phase d'apprentissage (training).

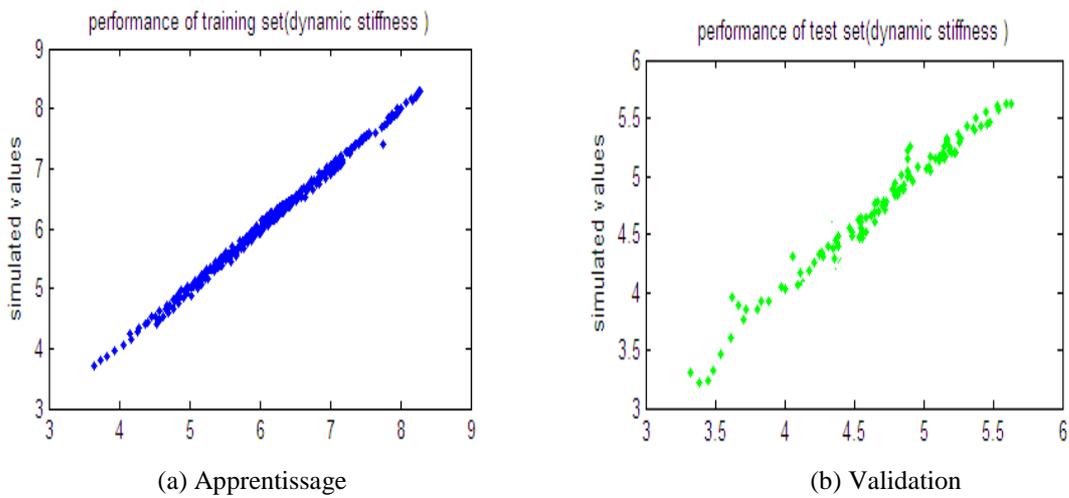


Figure 4. Corrélation entre Rigidités réelles k_x et prédites du modèle RNA $k_{x,l}$

Pour bien mettre en évidence la performance de notre réseau, on a comparé les valeurs réelles et les valeurs simulées prédites par le RNA. Par manque d'espace, nous présentons dans les Tableaux 1 et 2 seulement les dix premières valeurs. Toutes fois, nous remarquons que le modèle neuronal proposé prédit l'amortissement du mode horizontal avec un pourcentage d'erreurs plus important.

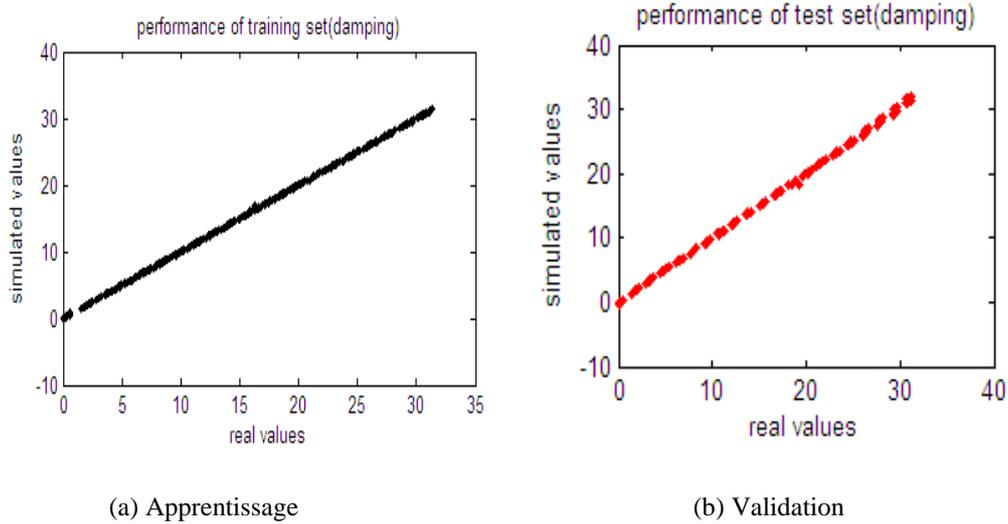


Figure 5. Corrélation entre Amortissement réelles c_x et prédites du modèle RNA c_{xI}

a_0	Real (k_{xx})	Simulated	Error (%)
0	5.92	5.929	0.9
0.5	5.95	5.949	0.03
1	5.91	5.902	0.82
1.5	5.86	5.845	1.53
2	5.81	5.797	1.24
2.5	5.76	5.752	0.78
3	5.71	5.696	1.42
3.5	5.62	5.621	0.1
4	5.53	5.528	0.14
4.5	5.42	5.425	0.5

Tableau 1. Comparaison entre les valeurs réelles et simulées (rigidité du mode horizontal k_x)

a_0	Real (c_{xx})	Simulated	Error (%)
0	8.82	8.84	2.08
0.5	10.2	10.25	5.3
1	11.70	11.67	2.73
1.5	13.20	13.12	7.2
2	14.60	14.60	0.1
2.5	16.10	16.07	2.3
3	17.60	17.56	4.1
3.5	19.00	19.03	3.3
4	20.50	20.50	0.6
4.5	22.00	21.97	2.3

Tableau 2. Comparaison entre les valeurs réelles et simulées (amortissement du mode horizontal c_x)

4. Conclusion

Le but de ce travail est de développer un modèle capable de prédire l'analyse d'un problème d'interaction sol-structure sans passer par les méthodes numériques sophistiquées implantées dans les codes de calcul (exemple : calcul des impédances d'une fondation superficielle), en utilisant une approche statistique basée sur le concept des réseaux de neurones artificiels (RNA). Pour cette raison une banque de données a été constituée basée sur les tables d'impédances de Wong et Luco [WON 85], reliant les paramètres d'entrées (géométrie de la fondation, caractéristiques dynamique du sol et la fréquence d'excitation) à l'impédance dynamique de la fondation. La technique des réseaux de neurones artificiels a été choisie comme modèle statistique, du fait de sa parcimonie et de sa rapidité. En fin d'apprentissage, le modèle mis en place a été jugé très satisfaisant. Ce modèle permet de prédire l'impédance (tous les modes) d'une fondation rectangulaire rigide placée à la surface d'un sol semi-infini avec une excellente précision. Ce modèle n'est valable que pour une fondation en surface, mais peut être développé pour prédire le cas des fondations encastrées ou des cas des fondations profondes (pieu) mais avec une autre configuration du réseau de neurones que celle utilisée dans cette étude. Ces cas feront l'objet d'un prochain article.

5. Bibliographie

- [ABU 98] Abu-Kiefa MA., General regression neural networks for driven piles in cohesionless soils, *Journal of Geotechnical & Geoenvironmental Engineering, ASCE*, 124(12), 1177-1185, 1998.
- [AHM 07] Ahmad I., El Naggar H. and Kahn A.N., Artificial neural network application to estimate kinematic soil pile interaction response parameters, *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 27(9), 892-905, 2007.
- [CHA 95] Chan WT., Chow Y.K. and Liu L.F., Neural network: An alternative to pile driving formulas, *Computers and Geotechnics*, 17, 135-156, 1995.
- [CHE 06] Chen Y., Azzam, R., and Zhang, F., The displacement computation and construction pre-control of a foundation pit in Shanghai utilizing FEM and intelligent methods, *Geotechnical and Geological Engineering*, 24(6), 1781-1801, 2006.
- [DAS 06] Das SK. and Basudhar PK., Undrained lateral load capacity of piles in clay using artificial neural network, *Computers and Geotechnics*, 33(8), 454-459, 2006.
- [DRE 04] Dreyfus G., Martinez J.M., Samuelides M., Gordon M. B., Badran F., Thiria S. and Hérault L., *Réseaux de neurones : Méthodologie et applications*, Editions Eyrolles, 2004.
- [JOD 94] Jodouin J.F., *Les réseaux de neurones*, Hermès, Paris, 1994.
- [IDR 80] Idriss J.M. and Kennedy R.P., Analysis for soil-structure interaction effects for nuclear power plants, *Report by the Ad Hoc Group on soil structure interaction of the committee on nuclear structures and materials of the structural division of ASCE*, 1980.
- [LYS 78] Lysmer J., Analytical procedures in soil dynamics: State of the Art, *Specialty Conference on Earthquake Engineering and soil dynamics*, 19-21, Pasadena, California, 1978.
- [NAJ 96] Najjar Y.M. and Basheer IA., Neural network approach for site characterization and uncertainty prediction, *ASCE Geotechnical Special Publication*, 58(1), 134-148, 1996.
- [NAJ 98] Najjar Y.M. and Ali HE., CPT-based liquefaction potential assessment: A neuron and approach, *ASCE Geotechnical Special Publication*, 1, 542-553, 1998.
- [SHA 02] Shahin MA., Jaksa MB., and Maier HR., Artificial neural network- based settlement prediction formula for shallow foundations on granular soils, *Australian Geomechanics*, 37(4), 45-52, 2002a.
- [SHA 03] Shahin MA., Jaksa MB., and Maier HR., Neurofuzzy networks applied to settlement of shallow foundations on granular soils, *Proceedings of the 9th International Conference on Applications of Statistics and Probability in Civil Engineering ICASP9*, San Francisco, Mill press, Rotterdam, 1379-1383, 2003a.
- [WON 85] Wong H.L. and Luco J.E., Tables of Impedance Functions for Square Foundations on Layered Media, *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 4(2), 64-81, 1985.