

Apport de l'intelligence artificielle et de l'approche stochastique à la prédiction du mouvement sismique

Zouheyr DIF¹, Boumédiène DERRAS^{1,2}

¹Laboratoire de recherche RISAM, Département de génie civil, Université de Tlemcen, Tlemcen, Algérie

²Département de génie civil et hydraulique, Université de Saïda, Saïda, Algérie

RÉSUMÉ Deux modèles d'estimation du mouvement sismique (MS) basés sur l'intelligence artificielle (IA) sont établis dans cette étude. Sans forme fonctionnelle (FF) a priori, ces types de modèles sont censés reproduire les mêmes estimations que celles des GMPEs classiques (Ground Motion Prediction Equations). Le MS est présenté par les ordonnées pseudo-spectrales d'accélération (PSA) avec un amortissement égal à 5%, pour les périodes (T) : 0.0, 0.1, 0.3 et 1.0 s. Deux sous-ensembles de données sont utilisés. Le premier issu de la base de données NGA-West 2 (Next Generation Attenuation). Il compte 100 événements, 4272 enregistrements et 1677 sites. Le deuxième est construit à l'aide de l'approche stochastique (Boore, 2003). Les PSA sont estimés par l'approche ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems) avec les deux sous-ensembles de données suscités. Les deux modèles issus de cette étude sont comparés avec trois GMPEs classiques. Les résultats montrent que les modèles ANFIS ainsi développés peuvent estimer, convenablement, le mouvement sismique sans passer par une forme fonctionnelle définie au préalable. Ils peuvent aussi être utilisés pour ajuster les paramètres sismiques du modèle stochastique tels que la chute de contrainte sismique.

Mots-clefs ANFIS, Base de données, GMPE, Magnitude, NGA-West 2

I. INTRODUCTION

Le mouvement sismique (MS) est une donnée essentielle en génie parasismique. Pour estimer le MS, l'approche empirique avec une forme fonctionnelle (FF) définie a priori reste la plus utilisée. Afin d'éviter le choix d'une FF à la base difficile et complexe, nous utilisons ici deux autres méthodes d'estimation du MS. La première est totalement dirigée par les données : ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems) ; (Sugeno and Kang, 1986; Ameur, Derras and Zendagui, 2017). La deuxième est basée sur le comportement physique du processus de la propagation d'onde de la source au site : il s'agit de la méthode stochastique de Boore (SMSIM, (Boore, 2003)). Cette dernière est utilisée afin de construire un sous-ensemble de données artificielles. Parmi les méta paramètres dans SMSIM, la chute de contrainte sismique ($\Delta\sigma$). Cette dernière a été supposée initialement indépendante de la magnitude (Aki, 1967). Par la suite, d'autres auteurs tels que (Drouet and Cotton, 2015), jugent que $\Delta\sigma$ est dépendante de la

magnitude. Le but principal de cette étude est d'améliorer la prédiction du MS par l'approche d'intelligence artificielle et en supposant que $\Delta\sigma$ est variable avec la magnitude. Nous commençons cette étude par la présentation du sous-ensemble de données réelles NGA-West 2 (Next Generation Attenuation (Ancheta *et al.*, 2014)) et celui issu de la méthode stochastique (Boore, 2003). Le modèle ANFIS est utilisé par la suite pour établir les modèles d'estimation du MS. À la fin, et pour valider le modèle basé sur les données stochastiques, nous comparons les PSA (pseudo-spectres d'accélération) estimés par nos deux modèles et les PSA de trois GMPEs classiques (Ground Motion Prediction Equations).

II. APPROCHES D'ESTIMATION DU MOUVEMENT SISMIQUE

Premièrement, à partir de la base de données des MS forts « NGA-West 2 » (Ancheta *et al.*, 2014), nous avons utilisé le sous-ensemble sélectionné par Derras, Bard and Cotton, (2016). La distribution des PSA avec la distance hypocentrale (R_{hyp}) est donnée par la figure 1(a). Tandis que la distribution de la magnitude du moment (M_w) avec R_{hyp} est présentée dans la figure 1(c). La variation de M_w avec la vitesse (V_{S30}) est illustrée dans la figure 1(d). Ensuite, la méthode stochastique de Boore, (2003) qui est basée sur la compréhension du phénomène physique du MS est utilisée pour effectuer des simulations du MS afin de construire un sous-ensemble de données artificielles, pour un site dans lequel V_{S30} utilisée égale à 620 m/s. Les distributions (PSA- R_{hyp}) et (M_w - R_{hyp}) sont illustrées dans les figures 1(b) et 1(c), respectivement.

La première démarche d'estimation du MS est basée sur les données NGA-West 2 (figures 1(a), 1(c) et 1(d)) qui sont utilisées dans ANFIS (apprentissage). Dans la deuxième démarche, les données issues de l'approche stochastique (avec $\Delta\sigma$ variable) (figures 1(b) et 1(c)) sont utilisées pour établir le modèle « ANFIS (données stochastiques) ».

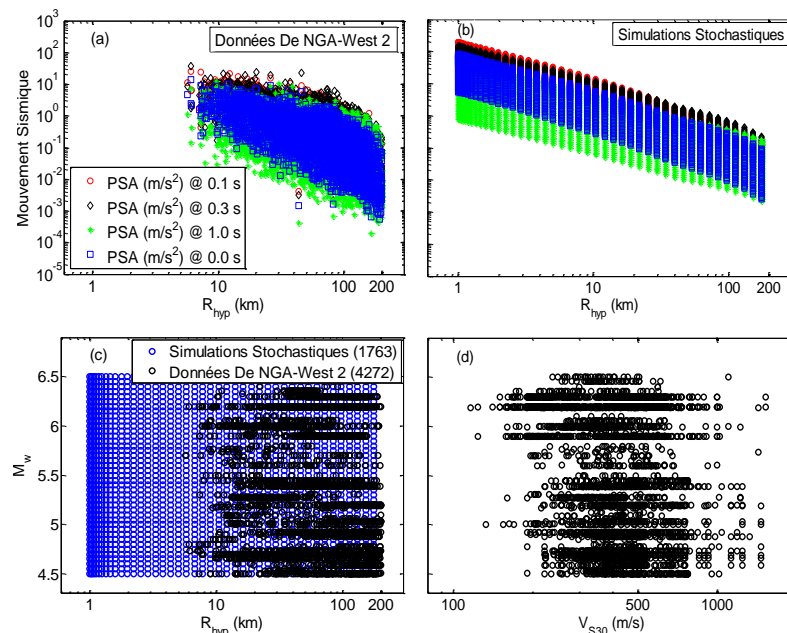


FIGURE 1. Distribution des deux sous-ensembles de données utilisées dans cette étude. (a) ; (c) ; (d) : pour les données réelles NGA-West 2. (b) ; (c) : pour les simulations stochastiques

III. RÉSULTATS OBTENUS

Dans cette section, les PSA pour les périodes $T=0.0, 0.1, 0.3$ et 1.0 s, estimés à partir des deux démarches suscitées sont présentés et comparés avec les trois GMPEs (ASK14 : (Abrahamson, Silva and Kamai, 2014), CB14 : (Campbell and Bozorgnia, 2014) et CY14 : (Chiou and Youngs, 2014)). Il est à noter que les auteurs des trois GMPEs ont utilisé eux aussi la base de données NGA-West 2. Les résultats sont présentés sur la figure 2 pour $R_{hyp}=30$ km (ANFIS) et pour la distance de rupture $R_{rup}=30$ km (GMPEs). C'est dans cette gamme de distance que la $\Delta\sigma$ influe le plus (Molkenthin *et al.*, 2014). $V_{S30}=620$ m/s (site raide).

Les PSA à $T=0.0, 0.1, 0.3$ et 1.0 s sont illustrés sur la figure 2. Ces 04 ordonnées spectrales sont importantes pour l'aléa sismique et l'analyse des structures. Le PSA à $T=0.0$ s représente l'accélération maximale du sol (PGA). $T=0.1$ s est une période pivot entre les deux effets : source-parcours (valeur spectrale maximale avec une grande incertitude : (Derras, Bard and Cotton, 2016), elle représente aussi la période de résonance pour les structures rigides. À $T=0.3$ s la $\Delta\sigma$ est le paramètre qui influe le plus sur le MS (Molkenthin *et al.*, 2014). La $T=1.0$ s est la période de résonance pour les structures plus souples.

Le modèle ANFIS issu des données réelles de NGA-West 2 représente le modèle de référence du moment où aucune forme fonctionnelle n'est utilisée pour son élaboration. Une lecture rapide de la figure 2 montre que le modèle « ANFIS (données stochastiques) » est le modèle qui converge le mieux vers les données réelles « ANFIS (données NGA-West 2) ». Tandis que les GMPEs classiques surestiment ou sous-estiment le MS.

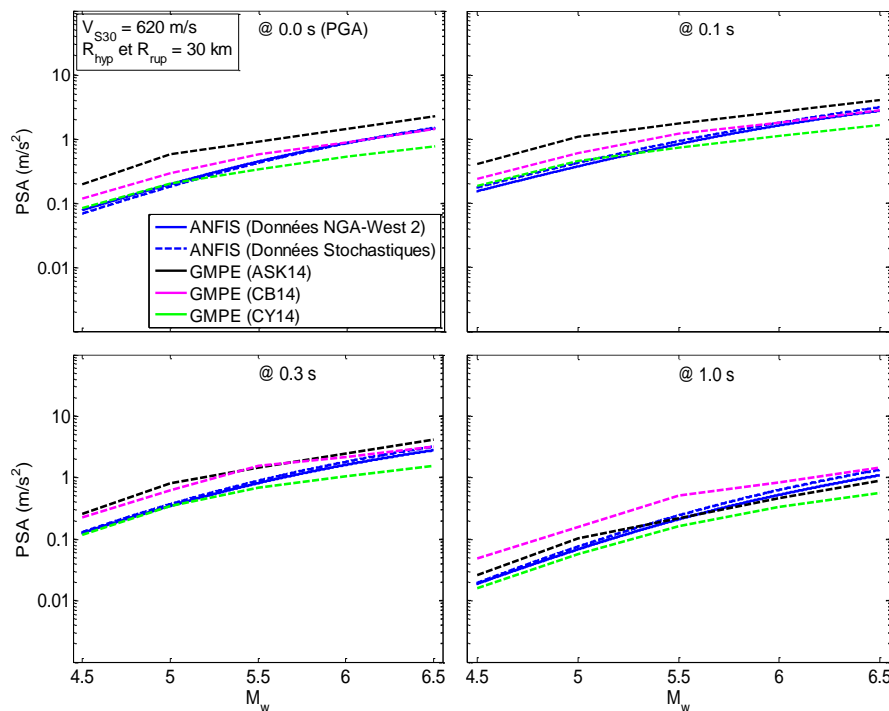


FIGURE 2. Évaluation des PSA avec la magnitude (effet d'échelle). Comparaison entre les modèles d'IA et 03 GMPEs classiques. $M_w=[4.5-6.5]$, $R_{hyp}=R_{rup}=30$ km, $V_{S30}=620$ m/s

IV. DISCUSSION ET CONCLUSIONS

Le MS représenté par le PSA est estimé dans cette étude. Une branche d'IA (neuro-floue) est utilisée ; il s'agit de l'approche ANFIS. Pour l'apprentissage de l'ANFIS, un sous-ensemble de données réelles (NGA-West 2) et une base de données générée artificiellement par l'approche stochastique (Boore, 2003) ont été adoptés pour obtenir à la fin deux modèles évolutionnels. En comparant les PSA de ces deux modèles et ceux des trois GMPEs classiques (ASK14, CB14 et CY14), nous remarquons que le modèle "ANFIS (données stochastiques)" converge vers "ANFIS (données réelles)". Contrairement aux autres modèles conventionnels. Ces résultats montrent l'intérêt de l'utilisation de l'IA pour l'amélioration de l'estimation du MS. Ce type d'approches peut être utilisé aussi pour mieux comprendre et caractériser les termes représentant l'effet de source, propagation d'onde et de site et comblant ainsi le manque de données en champs proches.

RÉFÉRENCES

Abrahamson, N. A., Silva, W. J. and Kamai, R. (2014) 'Summary of the ASK14 ground motion relation for active crustal regions', *Earthquake Spectra*, 30(3), pp. 1025–1055. doi: 10.1193/070913EQS198M.

Aki, K. (1967) 'Scaling law of seismic spectrum', *Journal of Geophysical Research*, 72(4), pp. 1217–1231. doi: 10.1029/JZ072i004p01217.

Ameur, M., Derras, B. and Zendagui, D. (2017) 'Ground Motion Prediction Model Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems : An Example Based on the NGA-West 2 Data', *Pure and Applied Geophysics*. doi: 10.1007/s00024-017-1743-3.

Ancheta, T. D. *et al.* (2014) 'NGA-West2 Database', *Earthquake Spectra*, 30(3), pp. 989–1005. doi: 10.1193/070913EQS197M.

Boore, D. M. (2003) 'Simulation of ground motion using the stochastic method', *Pure and Applied Geophysics*, 160, pp. 635–676. doi: 10.1007/PL00012553.

Campbell, K. W. and Bozorgnia, Y. (2014) 'NGA-West2 Ground Motion Model for the Average Horizontal Components of PGA, PGV, and 5 % Damped Linear Acceleration Response Spectra', *Earthquake Spectra*, 30(3), pp. 1087–1115. doi: 10.1193/062913EQS175M.

Chiou, B. S. and Youngs, R. R. (2014) 'Update of the Chiou and Youngs NGA Model for the Average Horizontal Component of Peak Ground Motion and Response Spectra', *Earthquake Spectra*, 30(3), pp. 1117–1153. doi: 10.1193/072813EQS219M.

Derras, B., Bard, P. Y. and Cotton, F. (2016) 'Site-condition proxies, ground motion variability, and data-driven GMPEs: Insights from the NGA-West2 and RESORCE data sets', *Earthquake Spectra*, 32(4), pp. 2027–2056. doi: 10.1193/060215EQS082M.

Drouet, S. and Cotton, F. (2015) 'Regional stochastic GMPEs in low-seismicity areas: Scaling and aleatory variability analysis—application to the French Alps', *Bulletin of the Seismological Society of America*, 105(4), pp. 1883–1902. doi: 10.1785/0120140240.

Molkenthin, C. *et al.* (2014) 'A Study of the sensitivity of response spectral amplitudes on seismological parameters using algorithmic differentiation', *Bulletin of the Seismological Society of America*, 104(5), pp. 2240–2252. doi: 10.1785/0120140022.

Sugeno, M. and Kang, G. T. (1986) 'FUZZY MODELLING AND CONTROL OF MULTILAYER INCINERATOR', *Fuzzy Sets and Systems*, 18, pp. 329–346.