

الجمهوريّة الجزائريّة الديموقراطيّة الشعبيّة
REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
جامعة سعيدة - د. مولاي الطاهر
UNIVERSITÉ DESAÏDA - Dr MOULAY TAHAR



Faculté de technologie

Département de génie civil et de l'hydraulique

PROJET DE FIN DE CYCLE

Présenté pour l'obtention du diplôme de master en génie civil

Spécialité : structure

Contribution de l'intelligence artificielle à l'estimation du mouvement sismique

Présenté par :

Melle Omri Chaïmaa

Soutenu le -- / -- / 2024, devant le jury composé de :

M. Yeghnem Redha

Président

M.DERRAS Boumédiène

Encadreur

M. Bellia Zohir

Examinateur

Année universitaire 2023/2024

RESUME

Ce mémoire est consacré à une contribution de l'intelligence artificielle à l'estimation du mouvement sismique où une analyse approfondie est menée sur la capacité des réseaux de neurones artificiels (RNA) à prédire les mouvements sismiques. Pour entraîner le RNA ,un sous-ensemble de la base de données de référence sismique du mouvement (NGA-West2) est utilisé. Seulement les tremblements de terre peu profonds (<30 km de profondeur) et les enregistrements correspondant aux stations avec des caractéristiques Vs30 mesurées ont été sélectionnés. Le modèle RNA représente 3 paramètres d'entrée : la magnitude du moment Mw, la distance Joyner-Boore RJB et la vitesse $V_{S30} = 760$ m/s.la seule sortie du modèle-RNA est l'accélération maximale du sol (PGA).Pour déceler et comparer les performances du RNA avec l'approche classique (régression empirique), plusieurs équations de prédictions « GMPE » (Ground Motion Prediction Equations entre 1964 à 2021). Enfin, nous avons conclu que l'approche avec RNA est la plus proche du comportement physique réel.

ABSTRACT

This dissertation is devoted to a contribution of artificial intelligence to the estimation of strong ground-motion where a deep analysis is carried out on the capacity of artificial neural networks (ANN) to predict a peak ground-acceleration (PGA). To train the ANN, a subset of the seismic motion reference database (NGA-Wet2) is used. Only shallow earthquakes (<30 km depth) and records corresponding to stations with measured Vs30 characteristics were selected. The ANN model represents 3 input parameters: the magnitude of the moment Mw, the Joyner-Boore distance RJB and the speed VS30 = 760 m/s. The only output of the ANN-model is the maximum ground acceleration (PGA). To detect and compare the performance of the ANN with the classic approach (empirical regression), several “GMPE” prediction equations (Ground Motion Prediction Equations between 1964 to 2021) are chosen. Finally, we concluded that the approach with ANN is the closest to the real physical behavior.

ملخص

خصصت هذه الأطروحة لمساهمة الذكاء الاصطناعي في تقدير الحركة الزلزالية حيث تم إجراء تحليل عميق لقدرة شبكة العصبونات الاصطناعية (ANN) على التنبؤ بالحركات الزلزالية. لتدريب الشبكة العصبية الاصطناعية، تم استخدام مجموعة فرعية من قاعدة البيانات المرجعية للحركة الزلزالية (NGA-Wet2). تم اختيار الزلازل السطحية فقط (عمق أقل من 30 كم) المحطات ذات خصائص الديناميكية للترابة المقاسة VS30. يمثل النموذج 3 معلمات إدخال: قوة الزلزال M_w ، وأقصر مسافة و التي تفصل بين البئرة و الموقع Joyner-Boore RJB، والسرعة $VS30 = 760 \text{ m/s}$. والإخراج الوحيد لنموذج ANN هو الحد الأقصى للتسارع الأرضي (PGA). ومقارنة أداء ANN مع النماذج الكلاسيكية (بطريقة الانحدار التجريبي)، تم اختيار العديد من معادلات التنبؤ الزلزالي "GMPE" (معادلات التنبؤ بالحركة الأرضية بين عامي 1964 إلى 2021). وأخيراً، خلصنا إلى أن النموذج بستعمال شبكة العصبونات الاصطناعية هو الأقرب إلى السلوك الحقيقي للأرض عند وقوع الزلزال.

Sommaire

Résumé

Liste des figures

| | |
|--|----|
| Introduction générale | 1 |
| CHAPITRE I : CARACTERISATION DU MOUVEMENT SISMIQUE | |
| I.1. Introduction | 4 |
| I.2. Paramètres des mouvements forts | 4 |
| I.2.1 Appareils de mesure des mouvements forts | 4 |
| I.2.2. Accélération maximale et spectre de réponse en accélération | 7 |
| I.3. Conclusion | 8 |
| CHAPITRE II : BASE DE DONNES | |
| II.1. Introduction | 9 |
| II.2. Base de données : Next Generation Attenuation West | 9 |
| II.3. Conclusion | 13 |
| CHAPITRE III : EQUATIONS DE PREDICTION DU MOUVEMENT SISMIQUE | |
| III.1. Introduction | 14 |
| III.2. GMPEs classiques | 14 |
| III.3. Équation de prédiction du mouvement sismique (GMPE) | 16 |
| III.3.1. qu'est-ce qu'une GMPE ? | 17 |
| III.3.2. Modèles NGA-West 2 (médianes) | 21 |
| III.3.3. Existe-t-il un consensus autour d'une forme fonctionnelle | 23 |
| III.4. Conclusion | 25 |
| CHAPITRE IV : RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS | |
| IV.1. Introduction | 27 |
| IV.2. Aperçu sur les réseaux de neurones artificiels | 27 |
| IV.2.1. Seuil Biais/Variance (approximation/estimation) : sélection du modèle | 29 |
| IV.3. Conclusion | 31 |
| CHAPITRE V : ETABLISSEMENT D'UN MODELE DE PREDICTION DU MOUVEMENT SISMIQUE PAR L'APPROCHE NEURONALE EN UTILISANT LES DONNEES NGA-WEST 2 | |
| V.1. Introduction | 32 |
| V.2. Architecture du modèle neuronal | 32 |
| V.3. Le NGA-west2 ANN (tous vs30, vs30) : forme fonctionnelle | 33 |
| V.2.3. Champ d'applicabilité | 34 |
| V.2.4. Analyse résiduelle | 35 |
| V.4. Conclusion | 35 |
| CHAPITRE VI : COMPARAISON ET ANALYSE DES RESULTATS | |
| VI.1. Introduction | 37 |
| VI.2.- Comparaison du modèle ANN avecles GMPEs classiques | 37 |
| VI.2.1-Esteva and Rosenblueth (1964) | 37 |
| VI.2.2- Denham and Small (1971) | 38 |
| VI.2.3- Peng et al. (1985a) | 39 |
| VI.2.4- Jacob et al. (1990) | 40 |
| VI.2.5-Halldórsson and Sveinsson (2003) | 41 |
| VI.2.6- Beauducel et al. (2011) | 42 |
| VI.2.7-Kumar et al. (2021) | 44 |

| | |
|---------------------|----|
| VI.3.Conclusion | 45 |
| Conclusion generale | 46 |
| Annexese | 47 |
| References | |

Liste des Figures

Chapitre I

| | |
|--|---|
| <i>Figure.II Carte de zonage sismique Spectre de réponseélastique</i> | 2 |
| Figure I.2: Schémas de principe de base de fonctionnement d'un accélérogramme. (a) représente la mesure du déplacement de la composante horizontale et (b) la mesure de la composante verticale. m, k et c représentent la masse, la rigidité et l'amortissement de l'accélérogramme, respectivement (| 5 |
| Figure. I.3: Variation du facteur d'amplification dynamique avec le rapport des fréquences | 6 |
| Figure. I4: Différents accélérogrammes et spectres de réponse pour la même valeur de PGA=0.17 g | 7 |

Chapitre II

| | |
|--|----|
| Figure. II.1 Distribution des épicentres : base de données NGA-West 1 et 2 | 11 |
| Figure. II.2 Distribution magnitude-distance des enregistrements : NGA-West 1 et 2 | 11 |
| Figure. II.3 Effet d'échelle lié à la magnitude : modèle de Campbell and Bozorgnia de 2008 et de 2013. La distance de rupture est Rrup=10 km, Vs30=760 m/s pour un mécanisme endécrochement | 12 |
| Figure. II.4 Nombre d'enregistrements dans la base de données NGA-West 1 et NGA-West 2 pour différentes régions. CH: Chine, JP: Japon, Med: Méditerranée, TW: Taiwan, WNA: Nord-Ouest de l'Amérique (principalement la Californie) | 12 |
| Figure. II.5 Nombre de sites en fonction de Vs30 (mesurées et estimées) pour les deux bases de données NGA –West 1 et NGA-West 2 | 13 |

Chapitre III

| | |
|--|----|
| Figure.III.1 Distribution régionale des GMPEs | 14 |
| Figure.III.2 Évolution du nombre de GMPEs entre 1964 et 2016 | 15 |
| Figure.III.3 Evolution des GMPEs avec les enregistrements sismiques | 15 |
| Figure.III.4 Schéma illustratif des effets influençant le mouvement du sol à la surface | 18 |
| Figure.III.5Forme fonctionnelle donnée par Chiou and Youngs (2014). | 23 |
| Figure.III.6 Spectres de réponse des 5 GMPEs pour un scénario donné | 24 |
| Figure.III.7 Comparaison entre les GMPEs élaborées pour les événements de subduction au Japon et les PGA enregistrés lors du séisme de | 25 |

Chapitre IV

| | |
|--|----|
| Figure. IV.1 Exemple illustratif du problème de sous et sur apprentissage :biais/variance. | 29 |
| Figure. IV.1 Biais et variance contribuant à l'erreur totale | 30 |

Chapitre V

| | |
|---|----|
| Figure V.1. Structure des réseaux de neurones considérés pour la prédiction de PGA, PGV et PSA [0,01 4 s] | 33 |
| <i>Figure V.2:l'allure représente l'évolution de PGA en fonction de RJB en utilisant la méthode GMPEs classique</i> | 35 |

Chapitre VI

| | |
|---|----|
| Figure.VI.1: Comparaison le modèle ANN ((ligne continue) et le modèle classique (ligne pointillée). Cette comparaison est illustrée ici pour le PGA et la distance R pour différentes magnitudes (4,5,6,7) | 36 |
|---|----|

LISTE DES FIGURES

| | |
|--|----|
| Figure.VI.2: Comparaison le modèle ANN ((ligne continue) et le modèle classique (ligne pointillée). Cette comparaison est illustrée ici pour le PGA et la distance R pour différentes magnitudes (4,5,6,7) | 37 |
| Figure.VI.3 Comparaison le modèle ANN ((ligne continue) et le modèle classique (ligne pointillée). Cette comparaison est illustrée ici pour le PGA et la distance R pour différentes magnitudes (4,5,6,7) | 38 |
| Figure.VI.4 Comparaison le modèle ANN ((ligne continue) et le modèle classique (ligne pointillée). Cette comparaison est illustrée ici pour le PGA et la distance R pour différentes magnitudes (4,5,6,7) | 39 |
| Figure.VI.5 Comparaison le modèle ANN ((ligne continue) et le modèle classique (ligne pointillée). Cette comparaison est illustrée ici pour le PGA et la distance R pour différentes magnitudes (4,5,6,7) | 40 |
| Figure.VI.6: Comparaison le modèle ANN ((ligne continue) et le modèle classique (ligne pointillée). Cette comparaison est illustrée ici pour le PGA et la distance R pour différentes magnitudes (4,5,6,7) | 41 |
| Figure.VI.7: Comparaison le modèle ANN ((ligne continue) et le modèle classique (ligne pointillée). Cette comparaison est illustrée ici pour le PGA et la distance R pour différentes magnitudes (4,5,6,7) | 42 |

ITRODUCTION GENERALE

Les humains ont toujours utilisé la nature pour comprendre et expliquer les phénomènes, car notre observation nous offre des possibilités de développement et d'innovation, et l'œil humain reste le moyen d'observation le plus courant. Par exemple, les chiffres résultant d'un tremblement de terre peuvent être observés, enregistrés, et classé à l'aide de sa propre échelle, Mencalli, qui a été développée en 1902 et modifiée en 1931, et la seconde, MSk, a été proposée en 1964. Ces échelles sont utilisées pour mesurer d'une manière grossière le mouvement du sol. Avec l'évolution des appareils de mesures et les algorithmes permettant le traitement des données cette mesure est devenue plus exactes. Cependant, le déploiement de tels appareils de mesure revient très couteux ; c'est pour cette raison que des équations empiriques (GMPEs : Ground-motion prediction equations) ont apparues utilisant principalement les données, une forme fonctionnelle basée sur la physique sous-jacente et des méthodes statistiques.

Malheureusement, nous sommes loin de dire que nous maîtrisons tous ces phénomènes physiques. Au contraire, cet accroissement de données a donné naissance à d'autres sources d'incertitudes et à des formes fonctionnelles plus complexes. Ce constat nous a motivé à chercher d'autres alternatives moins couteuses et qui ne nécessitent pas une grande compréhension des phénomènes physiques sous-jacents, évitant ainsi le passage par une forme fonctionnelle (comme le travail de Chaibeddra Tani, F., Derras, B (2024)). Dans ce contexte, nous proposons, dans ce mémoire, une approche totalement conduite par les données dans laquelle nous utilisons une seule et unique fonction qui est considérée comme universelle. Cette approche est appelée Réseaux de Neurones artificiels (RNA) qui est une méthode d'intelligence artificielle.

Ainsi, notre travail consiste à utiliser cette méthode pour prédire le mouvement sismique et ce sans aucun choix de la forme fonctionnelle à priori. Ce mouvement sismique qui est représenté par l'accélération maximale du sol (PGA) ou le coefficient de zone A. ce paramètre clé est utilisé dans la majorité des règles parasismiques de par le monde pour avoir et la carte du zonage sismique et le spectre de réponse associé à un niveau d'alea donnée (Figure 1 RPA version 2024).

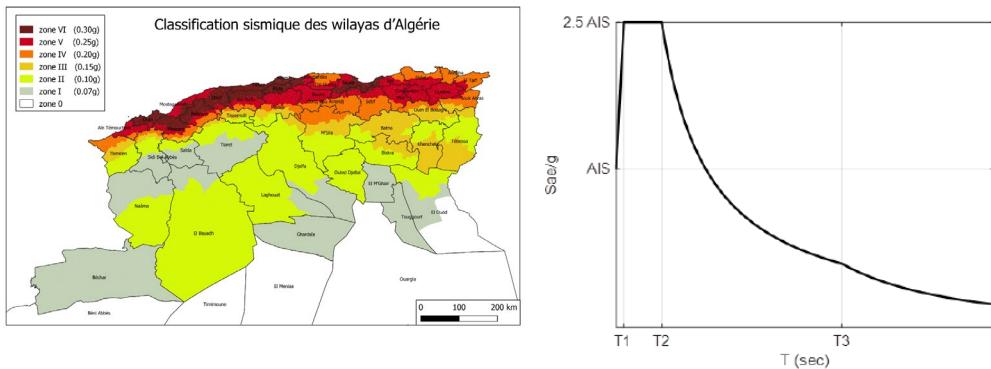


Figure. II Carte de zonage sismique (à gauche). Spectre de réponse élastique (à droite)

Pour se faire, le manuscrit est subdivisé en six chapitres.

Dans le premier chapitre, nous avons appris à caractériser le mouvement sismique avec l'accélération maximale du sol. Pour le prédire, nous avons identifié le dispositif sismographes , car cet appareil nous fournit des informations sur le paramètres du mouvement sismique, tels que la vitesse, l'accélération et l'accélération maximale de PGA.

Dans le deuxième chapitre, Pour prédire le mouvement sismique, nous pouvons avoir besoin de bases de données. Dans ce chapitre, nous découvrirons le projets séparés pour NGA-Sub, NGA-East, NGA-West en fonction du type d'événement sismique Puisque nous concentrons dans ce mémoire uniquement sur les zones sismiques actives (croûte). nous en apprendrons plus sur NGA-West dans ces deux versions 1 et 2.

Le troisième chapitre, Les équations de prévision du mouvement du sol (GMPE) sont utilisées dans les applications liées aux risques sismiques pour déterminer les niveaux de vibration attendus en fonction de variables prédictives telles que la magnitude du tremblement de terre, la distance de la source du site et les paramètres du site. Dans ce chapitre, découvrez. Equations de prédition du mouvement sismique établies entre (1964 et 2016).

Dans le quatrième chapitre, nous avons découvert les réseaux de neurones artificiels. Ce sont des systèmes de traitement de l'information inspirés de la structure du système nerveux du cerveau humain. Un neurone artificiel est une opération mathématique simple, ayant une ou plusieurs entrées, et une sortie qui résulte du calcul de la somme des entrées, pondérée par des coefficients (appelés poids de connexion ou poids synaptiques) et du calcul d'une fonction non linéaire (appelée fonction d'activation) de cette somme pondérée. Le réseau neuronal que nous avons implémenté est du type multicouche unidirectionnel (PMCU), que nous utiliserons comme méthode au chapitre 5 pour prédire le mouvement sismique.

Le Chapitre cinq, Dans ce chapitre, nous proposons une approche entièrement basée sur les données (cette approche est appelée Réseaux de Neurones Artificiels (ANN). Nous commençons ce chapitre par un bref aperçu de la méthode neuronale en question, en soulignant les étapes qui doivent être suivies pour développer la GMPE. GMPE définit la relation entre l'accélération maximale du sol (PGA), et variables explicatives (MW, RJB et VS30)

Dans le sixième chapitre, nous comparons le modèle du chapitre V (Derras et al 2016), la méthode ANN, avec des GMPEs établis entre[1964 à 2021] .

CARACTERISATION DU MOUVEMENT SISMIQUE

I.1. Introduction

Un séisme ou un tremblement de terre se traduit en surface par des vibrations du sol. Il provient de la fracturation des roches en profondeur. Cette fracturation est due à une grande accumulation d'énergie qui se libère, en créant ou en faisant rejouer des failles, au moment où le seuil de rupture mécanique des roches est atteint. La croûte terrestre est constituée de plusieurs grandes plaques qui évoluent les unes par rapport aux autres : certaines s'écartent, d'autres convergent, et d'autres coulissent. Environ 90% des séismes sont localisés au voisinage des limites de ces plaques. Lorsque les contraintes dépassent un certain seuil, une rupture d'équilibre se produit et donne naissance aux ondes sismiques qui se propagent dans toutes les directions et atteignent la surface du sol .dans ce chapitre, nous avons définir l'accélération maximale du sol (PGA ou coefficient de zone A) étale fonctionnement de les appareils de mesure qui donnes entre autres ce dit paramètre et que nous avons l'utiliser dans ce mémoire.

I.2. Paramètres des mouvements forts

I.2.1 Appareils de mesure des mouvements forts

Un sismographe est un instrument de mesure équipé d'un capteur des mouvements du sol, le sismomètre, capable de les enregistrer sur un support visuel, Pour obtenir le mouvement tridimensionnel de l'onde sismique, il est nécessaire d'enregistrer trois directions différentes formant un trièdre (en général, une direction verticale, et deux directions horizontales perpendiculaires) qui est un appareil muni d'un dispositif mesurant l'accélération dont le principe est un oscillateur à un seul degré de liberté. Les sismographes sont conçus pour enregistrer une seule composante verticale ou horizontale car la mécanique est différente. Les observatoires sismologiques sont donc équipés de différents sismographes. Ces instruments sont en général classés selon le type de mesure physique. Les capteurs enregistrant la vitesse du sol sont appelés vélocimétries et ceux enregistrant l'accélération accéléromètres..

La figure I.1 démontré le principe de base sur lequel se fonde le fonctionnement des instruments sismiques. Le système est installé dans une enceinte fixée sur la surface dont le

mouvement est à étudier ; la réponse se mesure à partir du déplacement relatif de la masse : $y(t)$.

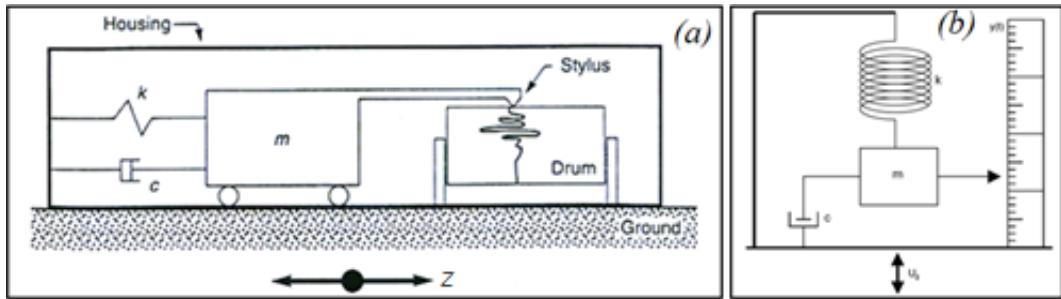


Figure I.2 Schémas de principe de base de fonctionnement d'un accéléromètre. (a) représente la mesure du déplacement de la composante horizontale et (b) la mesure de la composante verticale. m , k et c représentent la masse, la rigidité et l'amortissement de l'accéléromètre, respectivement (Kramer, 1996).

Si le support sur lequel l'instrument est installé se déplace « harmoniquement » avec une amplitude d'accélération égale à :

$$\ddot{Z}(t) = \ddot{Z}_0 \cdot \sin(\bar{\omega}t) \quad (\text{I.1})$$

Le chargement effectif auquel est soumise la masse est :

$$P_{eff}(t) = -m \cdot \ddot{Z}_0 \sin(\bar{\omega}t) \quad (\text{I.2})$$

L'équation du mouvement dynamique du système est du type :

$$m \cdot \ddot{y} + c \cdot \dot{y} + k \cdot y = -m \cdot \ddot{Z}(t) = P_{eff}(t) \quad (\text{I.3})$$

m est la masse du système, c la constante d'amortissement et k la rigidité du ressort.

La réponse dynamique permanente trouvée après résolution de l'équation (I.3) a pour amplitude :

$$\rho = \frac{m \ddot{Z}_0}{k} D \quad (\text{I.4})$$

Tel que :

$$D = \frac{1}{\sqrt{(1-r^2)^2 + (2\xi r)^2}} \quad (\text{I.5})$$

D le facteur d'amplification dynamique , r le rapport des fréquences.

$$r = \bar{\omega}/\omega_0 \quad (\text{I.6})$$

ω_0 représente la pulsation de résonance du dispositif , $\bar{\omega}$ La pulsation d'excitation sismique.

$$\omega_0 = \sqrt{k/m} \quad (\text{I.7})$$

figure. I.3. est représenté D graphiquement avec un amortissement compris entre 0 et 1. pour r . Il apparaît clairement sur cette figure que, pour un coefficient d'amortissement $\xi = 0.7$, la valeur de D est quasiment constante (égale à 1) pour un r compris entre [0 et 0.6]. C'est dans cette plage de r que les mesures sont effectuées. Dans cet intervalle, on obtient seulement la réponse du site où l'appareil est installé. Les accélérographes ont en général, une fréquence de résonance f_0 supérieure à 25 Hz. Si $\xi = 0.7$ et $f_0=50\text{Hz}$ donc nous pouvons enregistrer précisément le mouvement du sol pour une gamme de fréquences allant de $f=0-25\text{Hz}$ (ex. $0 < r < 0.5$)

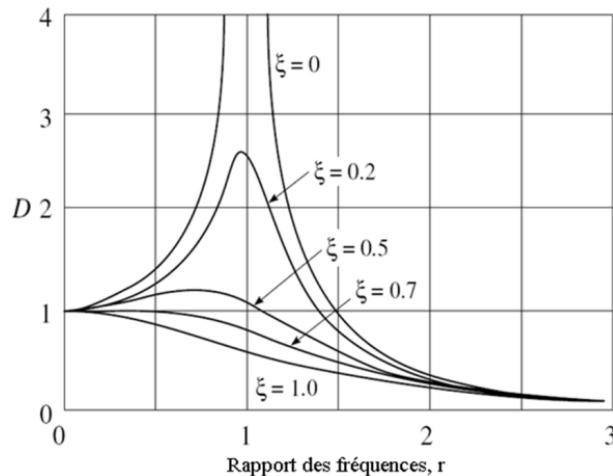


Figure. I.3 Variation du facteur d'amplification dynamique avec le rapport des fréquences

L'accélérogramme $Z(t)$ un graphique représentant les variations d'accélération en fonction du temps. Il est obtenu à partir des mesures effectuées par un accéléromètre, un dispositif capable de détecter et quantifier l'accélération subie par une masse. En somme, l'accélérogramme permet de visualiser et d'étudier les forces qui agissent sur un objet en mouvement et d'analyser son comportement face à ces sollicitations.) , cette fonction se décompose en une phase initiale pour laquelle les accélérations sont faibles, une phase forte suivie d'une phase modérée et une phase progressive de retour à une accélération finale nulle ou proche du bruit de fond .Nous pouvons extraire du signal sismique des informations sur l'accélération, la vitesse et le déplacement maximal : PGA, PGV et PGD respectivement ainsi que le spectre de Fourier (FAS) et le pseudo-spectre de réponse (PSA). Les paramètres du mouvement du sol les plus utilisés en pratique sont les PGA, PGV et les PSA. Ces trois paramètres feront l'objet des méthodes de prédition de ce manuscrit.

I.2.2. Accélération maximale PGA:

PGA (Peak Ground Acceleration) correspond à la valeur maximale absolue de l'accélération mesurée sur un accélérogramme, pour une composante donnée. Ce paramètre, très facile à mesurer, est l'un des plus utilisés dans les études d'aléa et par les ingénieurs en génie civil car il permet une relation directe entre l'accélération et la force. Ce paramètre est un indicateur surtout sensible aux hautes fréquences. Le PGA peut aussi se retrouver sur le spectre de réponse à la fréquence infinie (ou à la période nulle). Il est important de noter que cette valeur dépend de la fréquence maximale d'enregistrement du signal. Pour cette raison, on calcule souvent le PGA sur des signaux auxquels on applique un filtre passe-bas à une fréquence donnée. L'exemple donné sur la figure I.4 montre ainsi que tous les accélérogrammes ont la même valeur du PGA=0.17 g. En différentes. Cela veut dire que l'utilisation des ordonnées spectrales en plus de PGA est nécessaire.

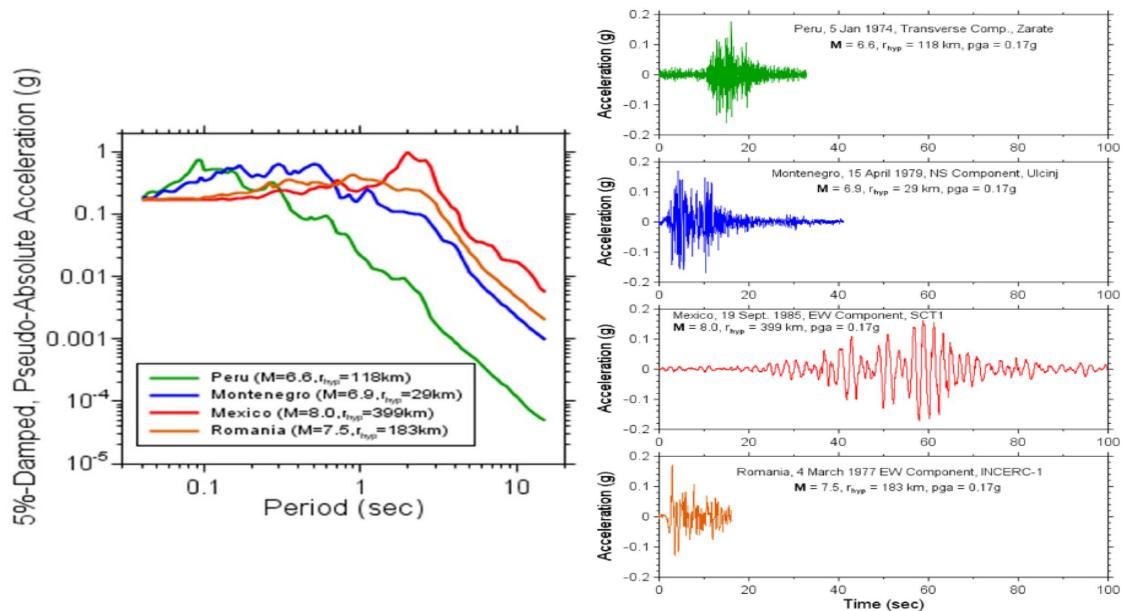


Figure. I.1 Différents accélérogrammes et spectres de réponse pour la même valeur de PGA=0.17 g ([Boore, 2015](#)).

I.3. Conclusion

L'étude, la compréhension et la modélisation des effets sismiques de site nécessitent une connaissance approfondie de la nature, de la géométrie et des propriétés mécaniques des formations géologiques de surface. Dans ce chapitre, nous avons appris que les mouvements sismiques forts nécessitent des appareils de mesure pour mesurer les mouvements forts, appelés sismographe. En cas de mouvement sismique, cet appareil nous fournit une alerte. Nous pouvons extraire des signaux sismiques des informations sur l'accélération, vitesse et

déplacement maximal : PGA, PGV et PGD respectivement en plus du spectre de Fourier (FAS) et du spectre de pseudo-réponse (PSA). Le paramètre du mouvement du sol le plus couramment utilisés en pratique est le PGA. Dans ce qui suit nous allons voir comment lire et utiliser une base de données sismiques.

BASE DE DONNEES

II.1.Introduction

Pour prédire le mouvement sismique, nous pouvons avoir besoin de données. Dans ce chapitre, nous découvrirons les projets distincts NGA-Sub et NGA-East NGA-West et nous familiariserons uniquement avec la base de données NGA-West dans ces versions 1 et 2, car dans ce mémoire nous ne nous intéressons qu'aux tremblements de terre crustaux. dans les zones actives.

II.2.Base de données : Next Generation Attenuation West

NGA présente trois projets séparés suivant le type de l'événement sismique :

- Pour les tremblements de terre de subduction (par exemple nord-ouest du Pacifique et le nord de la Californie). Le projet est nommé NGA-Sub.
- Région continentale stable (centre et l'est des États-Unis). Le projet est appelé NGA-East.
- Pour les tremblements de terre actifs (crustaux) de faibles profondeurs (comme la Californie, le Japon et Taiwan, etc.) : NGA-West

Dans ce qui suit, nous présentons seulement la base de données NGA-West dans ces deux versions 1 et 2, car, dans ce mémoire, nous nous intéressons seulement aux séismes crustaux des zones actives.

En 2003, le « Pacific Earthquake Engineering Research Center » (PEER) a lancé un grand programme de recherche pour le développement des prochaines générations de GMPEs en s'intéressant aux séismes crustaux peu profonds dans les régions tectoniques actives. Le projet appelé NGA-West 1 a été clôturé en 2008. Ce projet a fourni plusieurs résultats importants, y compris une base de données de mouvement fort et un ensemble de GMPEs.

De nombreux chercheurs, praticiens et organisations à travers le monde utilisent maintenant les modèles et la base de données NGA-West. Le programme NGA-West dans sa version primitive était original. Néanmoins, certaines insuffisances ont été identifiées au fil du temps avec les GMPEs qui en résultent :

- Manque d'événements sur le même site (Figure.II.1) : avec plus de données enregistrées sur le même site, il est possible d'analyser de multiples événements pour caractériser la variabilité de site (single station σ).
- Peu de données pour des événements faibles (Figure II.2). De telles données sont importantes pour donner la possibilité aux régions qui disposent principalement de données de magnitude faible de comparer leurs résultats avec ceux issus de NGA.
- Surestimation des prédictions pour les magnitudes faibles $M < 5$ (Figure. II.3).

Ces insuffisances (non exclusives) ont motivé des travaux pour acquérir des données supplémentaires et incorporer des résultats de simulation via le programme NGA-West 2.

Ici, nous résumons les principaux aspects de la base de données NGA-West 2 (enregistrements et métadonnées), qui sont présentés dans le fichier plat NGA-West 2. Le fichier plat contient les informations utilisées par les développeurs des GMPEs et est fourni sur le site Web <http://peer.berkeley.edu/ngawest2/databases/>.

Le fichier plat contient quatre sources de données : (1) le tableau décrivant les sources sismiques (2) la base de données des sites (3) le tableau de propagation d'onde et (4) le catalogue d'enregistrement (PSA pour différents coefficients d'amortissement).

La base de données comprend 21336 enregistrements à trois composantes issus de 599 événements. La magnitude (M) de ces événements est entre 3.0 et 7.9, la distance la plus proche est égale à 0,05 km et la plus grande égale à 1533 km et $V_{S30} = [94 - 2100]$ m/s (bien que les données deviennent rares pour des distances > 400 km et $V_{S30} > 1200$ m/s ou < 150 m/s). La base de données comprend uniformément les ordonnées pseudo-spectre d'accélération pour des périodes structurelles T allant de 0,01 s à 20 s soit 111 périodes et 11 coefficients d'amortissement.

La figure. II.1 montre la répartition des épicentres des 599 événements. La figure II.2 représente la distribution magnitude-distance des enregistrements sélectionnés. Nous remarquons, à partir de cette figure que, le nombre d'enregistrements dans NGA-West 2 pour des séismes de magnitude $M < 5$ est important. Ce complément d'information a amélioré la prédition du mouvement sismique pour les séismes de magnitudes faibles, tout en limitant la sous-estimation (correction de l'effet d'échelle lié à la magnitude) qui a été présente dans les

GMPEs utilisant la base NGA-West 1. Nous pouvons montrer ce point via la figure. II.3 ([Campbell and Bozorgnia 2014](#)).

En outre, les nombres de stations dans la version 2008 et la version actuelle sont illustrés dans la figure. II.4. Le nombre des enregistrements issus de la base de données actuelle est 6 fois plus grand que dans la base précédente, notamment pour le Japon, la Chine, et la Californie.

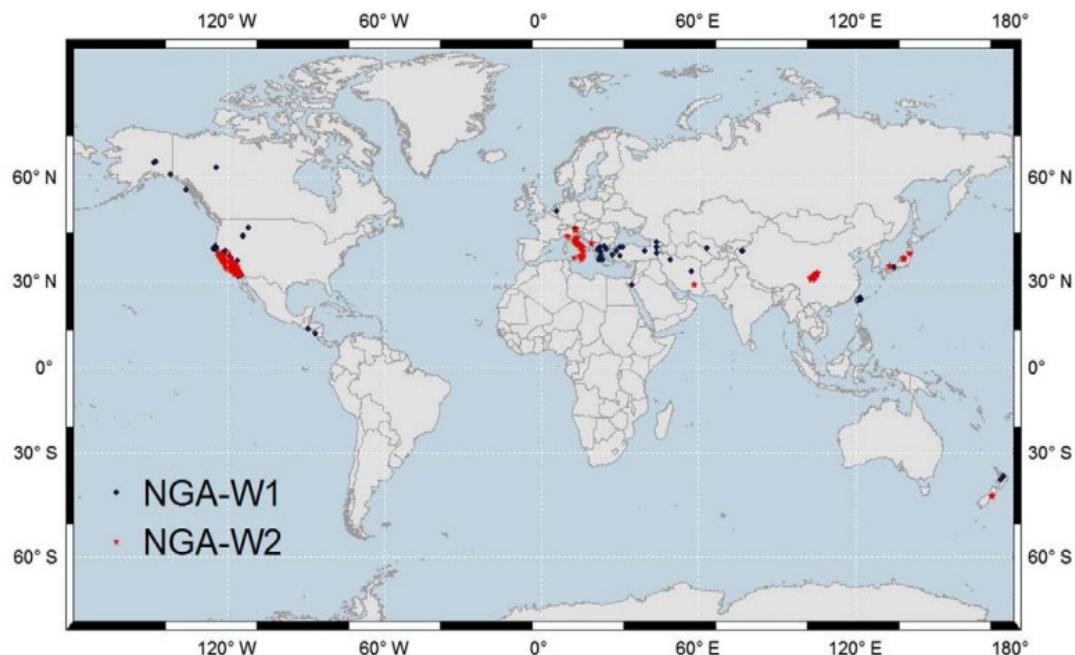


Figure.II.1 Distribution des épicentres : base de données NGA-West 1 et 2([Ancheta et al. 2014](#)).

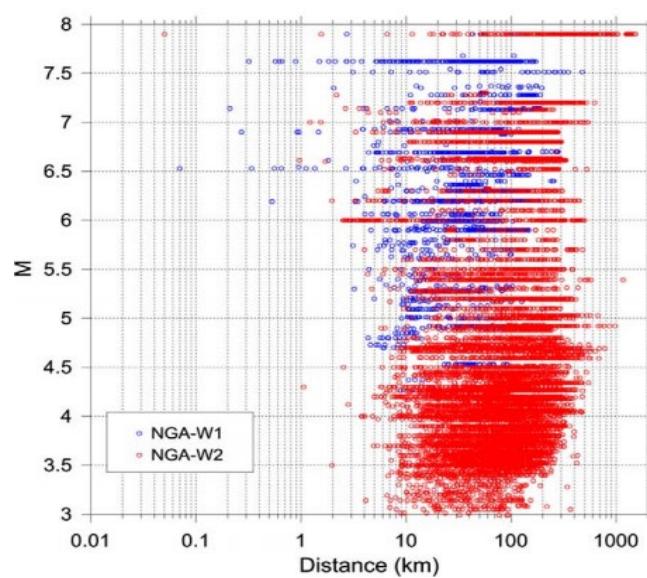


Figure.II.2 Distribution magnitude-distance des enregistrements : NGA-West 1 et 2 ([Ancheta et al. 2014](#)).

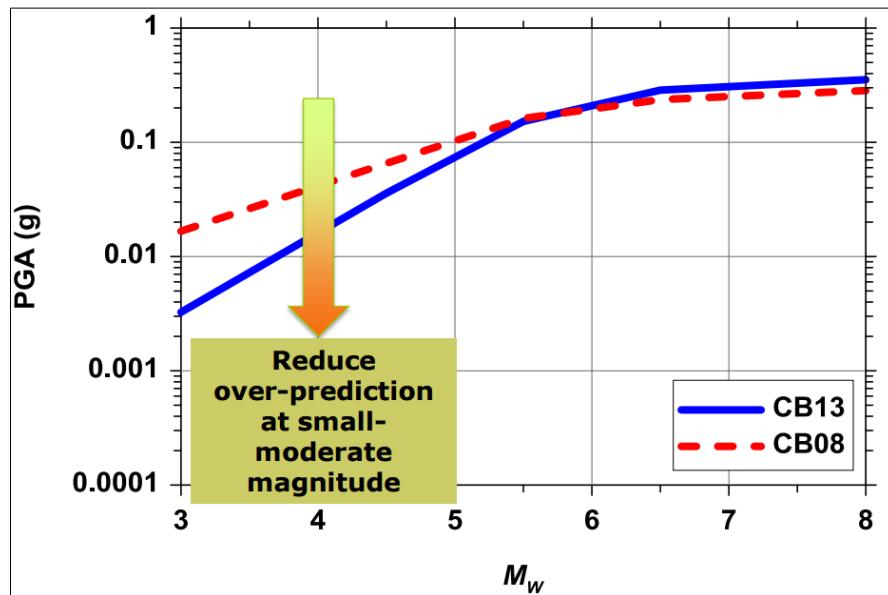


Figure.II.3 Effet d'échelle lié à la magnitude : modèle de Campbell and Bozorgnia de 2008 et de 2013. La distance de rupture est $R_{rup}=10$ km, $V_{s30}=760$ m/s pour un mécanisme endécrochement (http://peer.berkeley.edu/ngawest2/wp-content/uploads/2014/04/S1-Bozorgnia_Speaker_presentation_USSD_2014.pdf).

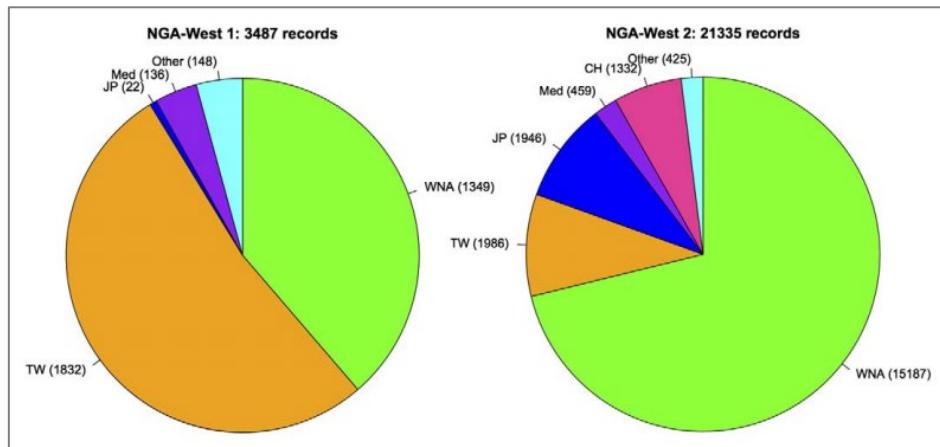


Figure.II.4 Nombre d'enregistrements dans la base de données NGA-West 1 et NGA-West 2 pour différentes régions. CH: Chine, JP: Japon, Med: Méditerranée, TW: Taiwan, WNA: Nord-Ouest de l'Amérique (principalement la Californie). ([Ancheta et al. 2014](#)).

Ce qui intéressante dans cette base de données est la disponibilité des informations tabulaires relatives aux conditions de sites telles que, VS30, nature de VS30 (mesurée ou estimée), la valeur de la pente topographique Slope (m/m) et bien d'autres proxies de site. La figure.II.5 montre une importante augmentation des sites dans NGA-West 2 par rapport à NGA-West 1. L'augmentation est notable dans le cas où Vs30 est mesurée. Nous remarquons aussi que la valeur moyenne de Vs30 est de 300 m/s pour NGA-West 1 et de 400 m/s pour NGA-West 2.

Il est à noter aussi que, le nombre de sites où Vs30 est estimée reste non négligeable et mérite d'être pris en compte lors de l'élaboration des GMPEs. Nous appréhendons cette thématique dans le chapitre III.

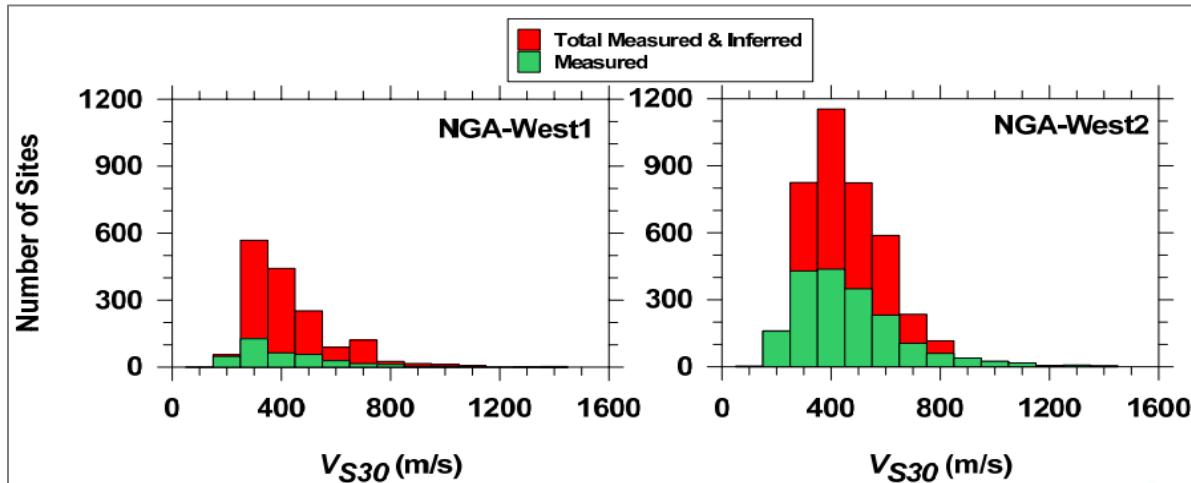


Figure.II.5 Nombre de sites en fonction de V_{s30} (mesurées et estimées) pour les deux bases de données NGA – West 1 et NGA-West 2 (<http://peer.berkeley.edu/ngawest2/wp-content/uploads/2014/04/S1-Bozorgnia Speaker presentation USSD 2014.pdf>).

II.3.conclusion :

Ce chapitre décrit les données incluses dans la base de données sur les mouvements du sol NGA-West 2. La base de données comprend des mises à jour de la base de données NGA-West 1 (traitement, métadonnées améliorées (Mw, RJB, Vs30...), des enregistrements supplémentaires d'événements mondiaux de grande ampleur La mesure d'intensité de la composante horizontale . Des métadonnées ont été collectées pour définir des informations importantes sur les événements, les chemins et les stations utilisées lors du développement du GMPE et pour d'autres applications d'ingénierie. Cette base de données a été utilisé par différents auteurs et ce pour l'élaboration des GMPEs, que nous le présenterons dans le chapitre suivant.

EQUATIONS DE PREDICTION DU MOUVEMENT SISMIQUE

III.1.Introduction

Les équations de prédiction du mouvement sismique (GMPE) sont utilisées dans les applications liées à l'aléa et aux risques sismiques pour spécifier les niveaux d'intensité sismique attendus en fonction de variables prédictives telles que la magnitude, la distance site-source et paramètres du site. Les GMPE pour les régions crustales actives sont généralement développé à partir d'une régression empirique des amplitudes observées par rapport Dans cette chapitre, nous en apprendrons davantage sur les Équation de prédiction du mouvement sismique (GMPE) établies lors du projet American NGA-West 2.

III.2.GMPEs classiques

Dans ce contexte, [Douglas \(2016\)](#) a recensé plus de 450 équations de prédiction du mouvement sismique établies entre 1964 et 2016 (Figure.II.1 etII.2). La figure.II.1 représente la répartition géographique des GMPEs. Il en résulte une concentration autour des régions actives telles que les USA, Japon et l'Europe. La Figure.II.2 donne l'évolution annuelle des GMPEs. L'augmentation exponentielle en nombre des GMPEs dans cette dernière décennie et l'émergence d'autres approches (en plus de la régression empirique et la simulation) présente l'essentielle remarque de cette Figure.

Par ailleurs, nous pouvons voir le lien existant entre l'évolution drastique des enregistrements accélérométriques et celles de nombres de GMPEs en utilisant les données RESORCE ([Douglas, 2016](#)). La figure.II.3 montre que, le nombre des GMPEs suit la même variation ascendante que le nombre de données (toutes magnitudes et distances confondues). Ce qui nous laisse à dire que, du point de vue quantitatif, l'augmentation du nombre de données a favorisé le développement de plus en plus de GMPEs, surtout en cette dernière décennie.

[Douglas, J. \(2016\), Ground motion prediction equations 1964–2016, Website <http://www.gmpe.org.uk>.](#)



Figure.II.1 Distribution régionale des GMPEs ([Douglas, 2016](#))

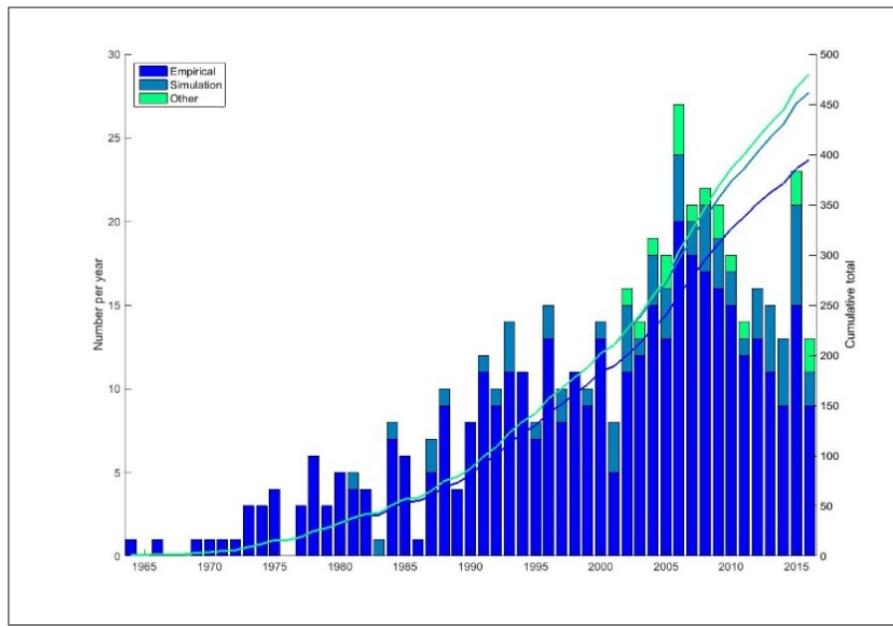


Figure.III.2 Évolution du nombre de GMPEs entre 1964 et 2016 ([Douglas, 2016](#))

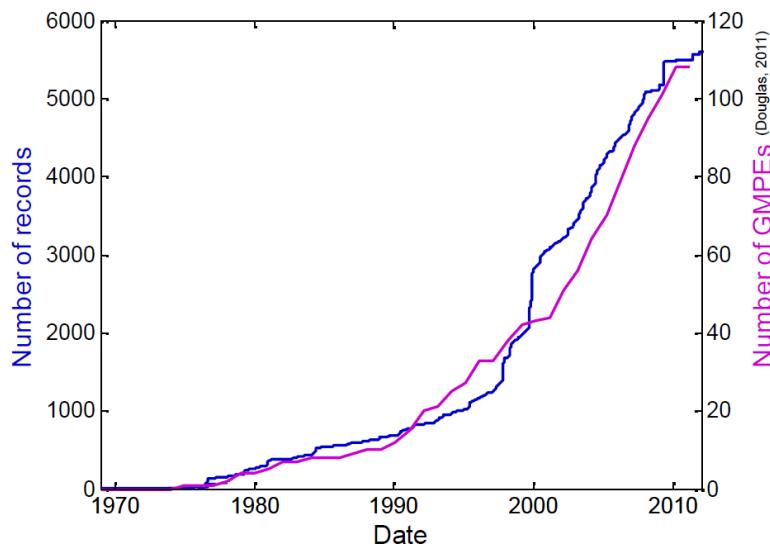


Figure.III.3 Evolution des GMPEs avec les enregistrements sismiques ([Douglas, 2014](#))

Il reste à présent à savoir si la qualité des GMPEs suit cette quantité. C'est ce que nous allons voir ensemble par la suite. Mais avant, nous donnerons des définitions et un aperçu historique sur l'évolution des GMPEs.

III.3. Équation de prédiction du mouvement sismique (GMPE)

Les paramètres décrivant le mouvement du sol peuvent être prédits de manière empirique en fonction des métadonnées d'une base de données (ex. RESORCE, KiK-Net, NGA-West). Ce type de prédiction est assuré classiquement par des équations de prédiction du mouvement sismique (GMPE). Les GMPEs renseignent, donc, sur la valeur attendue d'un paramètre choisi (ex. PGA, PGV, PSA...) en fonction, entre autres, de la magnitude du

séisme (M), de la distance à la source sismique (R) et classe de site ou un proxy de condition de site (ex. V_{s30}), voir aussi d'autres paramètres (directivité, mécanisme au foyer, etc.).

Les modèles empiriques de prédition du mouvement du sol permettent de calculer une ou plusieurs grandeurs caractérisant le mouvement du sol, comme celles décrites auparavant dans ce chapitre. Ces modèles sont établis pour des régions données de forte sismicité (USA, Japon, Italie...) ou de faible sismicité (France, Canada...). Les GMPEs sont utilisées essentiellement pour l'estimation de l'aléa sismique et l'amélioration de la prise en compte du chargement sismique dans les codes parasismiques en vigueur.

Les conditions géologiques, morphologiques et tectoniques ne sont pas les mêmes d'une région à une autre. Par voie de conséquence, nous pouvons distinguer trois catégories de GMPEs :

- Les équations établies à partir d'événements des régions de subduction, où les séismes peuvent d'atteindre de grandes profondeurs.
- Celles obtenues à partir des données continentales stables qui sont caractérisées par des chutes de contraintes élevées.
- Les GMPEs provenant des événements crustaux dans des zones à sismicité active.

Il est à noter que, tout au long de ce mémoire, nous nous intéressons seulement à des événements crustaux avec des profondeurs focales ne dépassant pas les 30 km.

Les faiblesses qui conditionnent et freinent l'évolution et l'utilisation des GMPEs sont multiples nous citons par exemple :

- Le non-consensus autour d'une forme fonctionnelle unique engendré par des interprétations différentes des phénomènes physiques sous-jacents.
- L'absence d'un compromis autour des proxies de source-propagation d'onde-site utilisés lors de l'établissement d'une GMPE.
- La complexité de ces formes fonctionnelles (de plus en plus de facteurs explicatifs donc de degrés de liberté sont incorporés dans les formes fonctionnelles).
- L'incapacité de diminuer considérablement les incertitudes malgré le nombre de paramètres importants.
- L'absence de consensus vis-à-vis du type de magnitude et de la distance utilisés, surtout pour les failles étendues.

Nous tentons, dans les chapitres suivants, de répondre partiellement à ces préoccupations en proposant une approche, autre que les régressions empiriques basées totalement sur les données évitant ainsi le passage par une forme fonctionnelle prédéfinie. Dans ce qui suit, nous essayons de répondre à la question suivante : qu'est-ce qu'une GMPE.

III.3.1. qu'est-ce qu'une GMPE ?

L'équation de prédiction du mouvement sismique (GMPE) permet de rendre compte de la combinaison entre le mécanisme de rupture de la source sismique, de la propagation d'ondes sismiques entre la source et le site et de l'effet de site (Figure III.4)

De manière basique, la source est assimilée (si on utilise le modèle physique de base) à un point source situé à l'hypocentre du séisme. Le modèle suppose que toute l'énergie du séisme est libérée à partir de ce point. La propagation de cette énergie est sous forme d'onde sphérique. Ces ondes sont accompagnées d'une décroissance géométrique de leur amplitude. De ce fait, cette dernière est inversement proportionnelle à la distance entre la source et le site.

Si le milieu de propagation d'ondes est élastique, seule l'atténuation géométrique est prise en compte. On note Y l'amplitude de PGA, PGV, PSA..., la magnitude M représente l'énergie libérée à la source et R la distance entre la source et le point de mesure (Lussou, 2001) :

$$Y \propto 10^{a.M} \cdot \frac{1}{R^b} \quad (\text{I.9})$$

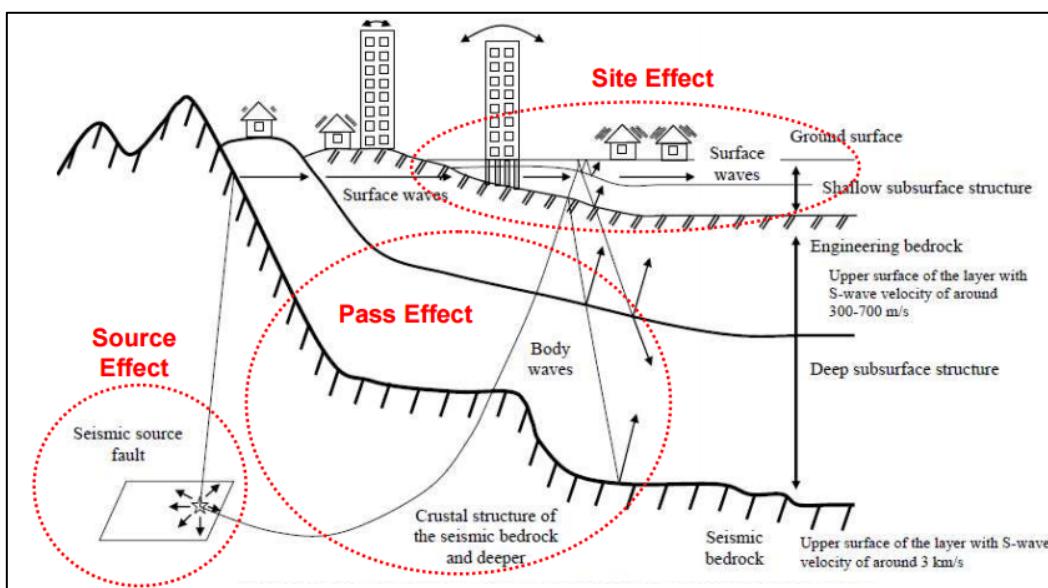


Figure III.4 Schéma illustratif des effets influençant le mouvement du sol à la surface ([Yamada, 2013](#))

En revanche si le milieu est anélastique, la décroissance de l'amplitude est également fonction du paramètre c qui décrit le caractère dissipatif du milieu de propagation ([Boore et al. 1982](#)) :

$$Y \propto 10^{a.M} \cdot \frac{1}{R^b} \cdot 10^{-c.R} \quad (\text{I.10})$$

On obtient, pour un milieu élastique, la relation suivante :

$$\log_{10}(Y) = a.M - b.\log_{10}(R) + d \quad (\text{I.11})$$

Dans le cas où nous considérons le comportement anélastique du milieu, nous obtenons :

$$\log_{10}(Y) = a.M - b.\log_{10}(R) - c.R + d \quad (\text{I.12})$$

a , b , c et d sont des coefficients de la GMPE. Dans la pratique, l'effet de site est pris en compte par le coefficient d (classe de site) ou par un proxy des conditions de site tel que V_{s30} .

Par exemple une relation prédictive du mouvement du sol, relative à la valeur maximale enregistrée de l'accélération (PGA) peut s'écrire :

$$\log_{10}(PGA_{ij}) = a.M_i - b.\log_{10}(R_{ij}) - c.R_{ij} + d_j \quad j = 1, 2, 3, \dots, n \quad (\text{I.13})$$

PGA_{ij} est l'accélération maximale pour le $i^{\text{ème}}$ séisme, enregistré à la $j^{\text{ème}}$ station. Le coefficient « a » est relié à la magnitude, « c » dépend de la distance et rend compte de l'atténuation anélastique, $-b.\log_{10}(R)$. Corresponds à l'atténuation géométrique. Dans un milieu homogène, l'atténuation égale à $\frac{1}{R}$ et est égale à $\frac{1}{R^b}$ dans un milieu stratifié d'où le coefficient $b.d_j$. Est un coefficient lié au site sur lequel se trouve la station d'enregistrement. Et n est le nombre de sites étudiés. Les coefficients a , b , c et d sont déterminés souvent par régression. D'autres phénomènes physiques ont une influence sur le mouvement du sol et n'ont pas été pris en considération dans l'équation (I.13).

Pour la prise en compte d'un plus grand nombre de phénomènes physiques, nous présentons l'exemple de GMPE donné par [Pousse \(2005\)](#) dont la forme est la suivante :

$$\log(Y) = A_1 + A_2.M + A_3.(M_{max} - M)^{A_4} + A_5.\log(R + A_6.e^{A_7.M}) + A_8.R + F^{source} + F^{site} \quad (\text{I.14})$$

Y est le paramètre recherché, M est la magnitude et M_{max} est une magnitude de référence, R est la distance mesurée, F^{source} et F^{site} sont des variables qui tiennent compte du type de

mécanisme au foyer (faille normale, inverse ou de chevauchement) et de site considéré. Plus de détails de F^{site} sont donnés ci-après. Tandis que, les A_i sont déterminés par régression.

Dans l'équation (I.14) nous remarquons que $\log(Y)$ est proportionnel à la magnitude, mais des études récentes suggèrent un effet de saturation avec la magnitude ([Anderson, 2000](#), [Douglas, 2003](#)). À mesure que la magnitude augmente, l'amplitude du mouvement du sol augmente d'autant moins vite surtout à haute fréquence. Cet effet s'appelle aussi effet d'échelle. C'est ce à quoi fait référence le terme $(M_{max} - M)^{A_4}$. Un autre type de saturation a été perçu, qui exprime le fait que l'amplitude du mouvement en champ proche de la source ne tient compte que partiellement du rayonnement total du phénomène de rupture sismique d'une zone d'étendue finie ([Campbell, 1981](#), [Abrahamson and Siva 1997](#)). Cet effet de saturation à courte distance se traduit dans l'équation par une pente de l'atténuation géométrique qui diminue en champ proche $A_6 \cdot e^{A_7 \cdot M}$. En outre, le modèle de prédiction rend également compte d'une atténuation anélastique $A_8 \cdot R$ qui traduit l'absorption de l'énergie dans le milieu traversé par les ondes sismiques ([Pousse, 2005](#)).

L'effet de site est présent dans les GMPEs par des coefficients F^{site} . Ils définissent la nature géologique, le comportement rhéologique et dynamique du site en question. Généralement la vitesse de propagation des ondes de cisaillement (qui sont les plus destructives : leurs fréquences et modes propres de vibration sont similaires à la plupart des structures courantes) est utilisée comme indicateur de la rigidité du site. En pratique et par convention, cette vitesse est calculée sur les 30 premiers mètres de profondeur (V_{s30}). Cependant, ce proxy de site s'avère insuffisant ([Derras et al. 2012](#)), d'autres paramètres de site méritent donc d'être testés, à savoir la fréquence de résonance du site f_0 , la profondeur à une vitesse des ondes de cisaillement égale à 800 m/ s H_{800} , la pente topographique et autres proxies de site. L'étude de ces proxies est l'un des objectifs de ce projet de PFC.

Les GMPEs récentes proposent de remplacer le coefficient F^{site} par une fonction donnant l'amplification sismique d'un site en tenant compte du comportement linéaire et non linéaire du sol tel que :

$$F^{site} = F_L^{site} + F_{LN}^{site} \quad (\text{I.15})$$

Ici, nous donnons un exemple à titre illustratif de l'une des premières fonctions développées. [Choi and Stewart \(2005\)](#) ont établi empiriquement le facteur d'amplification basé sur V_{s30} et PGA_{rock} au rocher en utilisant la formule suivante :

$$F^{site} = \log(Amp) = a \cdot \log\left(\frac{V_{s30}}{V_{ref}}\right) + b \cdot \left(\frac{PGA_{rock}}{0.1}\right) \quad (1.16)$$

V_{ref} représente la vitesse de référence, a et b sont des coefficients de régression.

Dans ce même contexte, nous pouvons trouver d'autres formes fonctionnelles dans la linéature. En outre, [Boore et al. \(2014\)](#) ont ajouté un terme avec lequel ils modélisent l'effet des bassins par région.

Ces paramètres suscités (ex. M , R et V_{s30}) restent des indicateurs qui représentent partialement les différents effets sur le mouvement sismique. Les effets non pris en compte engendrent les effets aléatoires du mouvement sismique. En résumé, le paramètre caractérisant le mouvement du sol « Y » peut être écrit de la manière suivante :

$$\log(y) = f(X_{es}, \theta) + \Delta \quad (1.17)$$

$f(X_{es}, \theta)$ est la médiane qui représente la partie expliquée de l'équation de prédiction du mouvement sismique. X_{es} représente le vecteur des variables indépendantes (magnitude, distance, style de la faille, conditions de site, etc.). θ est le vecteur qui symbolise les coefficients de régression et Δ représente la partie inexpliquée de l'équation. Il s'agit de la variabilité aléatoire qui décrit l'ensemble des incertitudes. Δ tient compte aussi de la dispersion des données autour de la valeur médiane prédictive $\log(Y)$.

Les équations de prédiction du mouvement sismique sont très nombreuses. Elles sont différentes par la forme des coefficients de l'atténuation utilisée (élastique, anélastique, saturation en distance saturation en magnitude : effet d'échelle), par les paramètres qui caractérisent les phénomènes physiques pris en considération : source, mécanique au foyer (normale, inverse ou de décrochement). Les GMPEs diffèrent aussi par le type de la magnitude utilisée (magnitude locale, magnitude d'ondes de surface, et magnitude de moment) et par les définitions de la distance (distance épcentrale, distance hypocentrale, distance la plus courte à la projection en surface de la zone de rupture, distance la plus courte à la zone de rupture). Une autre différence entre les GMPEs vient des paramètres utilisés pour tenir compte de l'effet de l'amplification sismique linéaire et/ou non linéaire lithologique. Elles diffèrent également par les enregistrements sismiques et la méthode de régression ou inversion utilisés pour calculer les coefficients. Un exemple de l'utilisation de régression est donné par [Derras. \(2011\)](#).

L’illustration donnée dans [Derras. \(2011\)](#) représente seulement une des méthodes parmi les plus simples utilisées pour la détermination des coefficients des GMPEs. Les méthodes sont multiples, en plus de [Fukushima et al. \(1990\)](#) nous citons celles de [Boore and Joyner \(1982\)](#). La plupart des GMPEs récentes utilisent la régression à l’effet mixte ([Abrahamson and Youngs 1992](#)). Cette approche est présentée d’une façon détaillée dans le chapitre II.

Les GMPEs les plus récentes et les plus développées sont celles issues du projet NGA-West 2 ([Ancheta et al. 2014](#)). En profitant de l’expansion phénoménale des données accélérométriques (NGA-West 2 contient 6 fois plus d’enregistrements que NGA-West 1), ces 05 GMPEs estiment le mouvement du sol et la variabilité aléatoire associée à des séismes crustaux. Lesdites GMPEs sont publiées dans un numéro spécial de la revue « earthquake spectra ». Par abréviations sont nommées : [Abrahamson et al.](#) (ASK 2014), [Boore et al.](#) (BSSA 2014), [Campbell and Bozorgnia](#) (CB 2014), [Chiou and Youngs](#) (CY 2014), et [Idriss](#) (IM 2014). Parce qu’elles sont récentes, nous leur consacrons une bonne partie de ce qui suit. Commençons par leurs formes fonctionnelles.

III.3.2. Modèles NGA-West 2 (médianes)

Les 5 GMPEs proposent la prise en compte de l’effet d’échelle liée à la magnitude (effet de la saturation avec la magnitude pour les séismes petits à modérer). Chacun des cinq modèles contient un facteur qui tient compte du style du mécanisme au foyer et est basé sur leur classification du mécanisme au foyer respectivement. Cette dépendance diminue avec la magnitude ; les modèles d’ASK, CB, CY réduisent ce facteur à zéro pour $M \leq 4.0-4.5$. Les modèles BSSA et IM utilisent un style du mécanisme au foyer indépendant de la magnitude. Les trois modèles (ASK, CB et CY) présentent des formes fonctionnelles explicites pour la prise en compte du comportement chevauchant et un terme pour la profondeur de rupture. Le modèle BSSA évoque implicitement la prise en compte du comportement chevauchant grâce à l’utilisation de la distance Joyner-Boore et ne contient pas de terme pour la profondeur de rupture, parce qu’ils ont constaté que cet effet n’est pas significatif pour $M > 5$. Le terme de la profondeur de rupture pour le modèle CB est la profondeur hypo centrale, qui est corrélée avec le facteur caractérisant le style du mécanisme au foyer. Tandis que, le modèle IM n’inclut pas une forme fonctionnelle pour ces caractéristiques.

Les 5 GMPEs utilisent V_{s30} comme proxy des conditions de site. Le modèle ASK adopte, pour le facteur de l’amplification de site non linéaire, les résultats de la simulation numériques

de [Kamai et al. \(2014\)](#) en plus des données du NGA-West 2. Tandis que le modèle CB a retenu les résultats des simulations non linéaires de [Walling et al. \(2008\)](#). CY a utilisé des termes de sites non linéaires provenant exclusivement de l'analyse des données. Le modèle IM contient une fonction linéaire de l'amplification de site basée sur une gamme de V_{S30} plus restrictive [450-2000] m/s. Le facteur d'amplification non linéaire de site est en fonction soit de PGA pour BSSA et CB ou de PSA au roché pour ASK et CY. Les modèles ASK, BSSA et CY intègrent également un facteur qui dépend de la vitesse des ondes de cisaillement à 1.0 km de profondeur (Z1.0) et à 2,5 km de profondeur (Z2.5) pour le modèle CB. Ces facteurs supplémentaires sont nécessaires pour mieux caractériser les effets du bassin qui ne sont pas entièrement intégrés avec V_{S30} et la forme fonctionnelle. Ce type de facteur n'est pas pris en compte dans ce mémoire, car les effets du bassin nécessitent, à mon sens, à eux seuls une étude spécifique.

Sur la base de l'augmentation significative des données non californiennes, les modèles d'ASK, BSSA, CB et CY proposent des ajustements régionaux pour la réponse de site. Un ajustement régional est donné également par les modèles ASK, CB et CY pour tenir en compte de l'atténuation anélastique à longue distance entre diverses régions géographiques. Le modèle BSSA incorpore seulement l'ajustement de l'atténuation régionale comme fonction dans son modèle.

En général, les 5 GMPEs proposent des termes qui captent les trois effets : effets de source, de propagation d'onde et de site. Il reste à savoir si ces 5 modèles donnent le même niveau de mouvement sismique.

III.3.3.Existe-t-il un consensus autour d'une forme fonctionnelle ?

Les 5 GMPEs utilisent plus au moins le même jeu de données avec différentes formes fonctionnelles et paramètres .Dans la figureIII.5, nous exposons, un exemple de forme fonctionnelle. Nous choisissons celle de [Chiou and Youngs \(2014\)](#). Cette GMPE est parmi les plus complètes, mais aussi les plus complexes. Les auteurs tiennent compte de la complexité de la source (mécanisme au foyer, Hanging Wall/ Foot wall, directivité), le site est décrit à travers plusieurs paramètres, plusieurs métriques pour les effets «source-proche». Les 4 autres formes fonctionnelles sont aussi complexes que celle de Chiou et Youngs.

Update of the Chiou and Youngs NGA Model for the Average Horizontal Component of Peak Ground Motion and Response Spectra

Brian S.-J. Chiou^{a)} and Robert R. Youngs^{b)} M.EERI

We present an update to our 2008 NGA model for predicting horizontal ground motion amplitudes caused by shallow crustal earthquakes occurring in active tectonic environments. The update is based on analysis of the greatly expanded NGA-West2 ground motion database and numerical simulations. The updated model contains minor adjustments to our 2008 functional form related to style of faulting effects, hanging wall effects, scaling with the depth to top of rupture, scaling with sediment thickness, and the inclusion of additional terms for the effects of fault dip and rupture directivity. In addition, we incorporate regional differences in far-source distance attenuation and site effects between California and other active tectonic regions. Compared to our 2008 NGA model, the predicted medians by the updated model are similar for $M > 7$ and are lower for $M < 5$. The aleatory variability is larger than that obtained in our 2008 model. [DOI: 10.1193/072813EQS219M]

| | |
|------------------|---|
| M | = Moment magnitude. |
| R_{RUP} | = Closest distance (km) to the ruptured plane. |
| R_{RS} | = Closest distance (km) to the surface projection of rupture plane. |
| R_X | = Site coordinate (km) measured perpendicular to the fault strike from the fault line, with the down-dip direction being positive. |
| F_{HW} | = Hanging-wall flag: 1 for $R_X \geq 0$ and 0 for $R_X < 0$. |
| δ | = Fault dip angle. |
| Z_{TOR} | = Depth (km) to the top of ruptured plane. |
| ΔZ_{TOR} | = Z_{TOR} centered on the M-dependent average Z_{TOR} (km). |
| F_{RF} | = Reverse-faulting flag: 1 for $30^\circ \leq \lambda \leq 150^\circ$ (combined reverse and reverse-oblique), 0 otherwise; λ is the rake angle. |
| F_{NM} | = Normal faulting flag: 1 for $-120^\circ \leq \lambda \leq -60^\circ$ (excludes normal-oblique), 0 otherwise. |
| V_{S30} | = Travel-time averaged shear-wave velocity (m/s) of the top 30 m of soil. |
| $Z_{1.0}$ | = Depth (m) to shear-wave velocity of 1.0 km/sec. |
| $\Delta Z_{1.0}$ | = $Z_{1.0}$ centered on the V_{S30} -dependent average $Z_{1.0}$ (m). |
| DPP | = Direct point parameter for directivity effect. |
| ΔDPP | = DPP centered on the site- and earthquake-specific average DPP . |

$$\begin{aligned}
\ln(y_{ref}) = & c_1 \\
& + \left\{ c_{1a} + \frac{c_{1c}}{\cosh(2 \cdot \max(M_i - 4.5, 0))} \right\} F_{AN} \\
& + \left\{ c_{1b} + \frac{c_{1d}}{\cosh(2 \cdot \max(M_i - 4.5, 0))} \right\} F_{NM} \\
& + \left\{ c_7 + \frac{c_{7b}}{\cosh(2 \cdot \max(M_i - 4.5, 0))} \right\} \Delta Z_{TOR} \\
& + \left\{ c_{11} + \frac{c_{11b}}{\cosh(2 \cdot \max(M_i - 4.5, 0))} \right\} (\cos \delta_i)^2 \\
& + c_2 (M_i - 6) + \frac{c_2 - c_3}{c_n} \ln(1 + e^{c_n (c_M - M_i)}) \\
& + c_4 \ln(R_{RUPy} + c_5 \cosh(c_6 \cdot \max(M_i - c_{RM}, 0))) \\
& + (c_{4a} - c_4) \ln(\sqrt{R_{RUPy}^2 + c_{RB}^2}) \\
& + \left\{ c_{y1} + \frac{c_{y2}}{\cosh(\max(M_i - c_{y3}, 0))} \right\} R_{RUPy} \\
& + c_8 \max\left(1 - \frac{\max(R_{RUPy} - 40, 0)}{30}, 0\right) \min\left(\frac{\max(M_i - 5.5, 0)}{0.8}, 1\right) e^{-c_{8a} (M_i - c_{8b})^2} \Delta DPP \\
& + c_9 F_{HWy} \cos \delta_i \left[c_{9a} + (1 - c_{9a}) \tanh\left(\frac{R_{Xy}}{c_{9b}}\right) \right] \left\{ 1 - \frac{\sqrt{R_{Xy}^2 + Z_{TORy}^2}}{R_{RUPy} + 1} \right\} \\
\ln(y_g) = & \ln(y_{ref}) + \eta_g \\
& + \phi_1 \cdot \min\left(\ln\left(\frac{V_{S30y}}{1130}\right), 0\right) \\
& + \phi_2 \left(e^{\phi_3 (\min(V_{S30y}, 1130) - 360)} - e^{\phi_3 (1130 - 360)} \right) \ln\left(\frac{y_{ref} e^{\eta_g} + \phi_4}{\phi_4}\right) \quad (12) \\
& + \phi_5 \left(1 - e^{-\Delta Z_{1.0y}/\phi_6} \right) \\
& + \epsilon_g
\end{aligned}$$

Figure.III.5Forme fonctionnelle donnée par [Chiou and Youngs \(2014\)](#).

Pour savoir si avec les 5 GMPEs nous obtenons le même niveau de mouvement sismique, nous comparons leurs ordonnées spectrales. Pour ce faire, nous utilisons l'outil distribué par PEER (<http://ngawest2.berkeley.edu>). La figure.III.6 représente les valeurs des métadonnées choisies pour effectuer ce test et les 5 spectres de réponse en accélération issus des 5 GMPEs. À travers cette comparaison nous pouvons constater l'absence d'un consensus en termes de forme, de valeurs spectrales (PSA) et contenu fréquentiel (1/T). À titre d'exemple, le modèle ASK donne une valeur de $PSA_{max}=0.09$ g pour $T=0.2$ s, tandis que le modèle CB présente un $PSA_{max}=0.13$ g pour une période égale à 0.1 s.

On pourrait penser que les GMPEs sont devenues assez performantes et robustes pour prédire les chargements sismiques à venir. Mais est-ce bien le cas ?

Pour répondre à cette question complexe, nous présentons un exemple montrant la différence excitante entre les formes fonctionnelles et les données sismiques en termes de PGA enregistrées lors du mégaséisme de Tohoku (11/03/2011). La figureIII.7 représente différentes allures de GMPEs établies récemment pour les zones de subductions japonaises. Les indices Zea06, Kea06, AB03, Yea97 et Gea02 représentent les GMPEs élaborées par [Zhao et](#)

[al. \(2006\)](#), [Kanno et al. \(2006\)](#), [Boore et al. \(2003\)](#), [Youngs et al. \(1997\)](#) et [Gregor et al. \(2002\)](#).

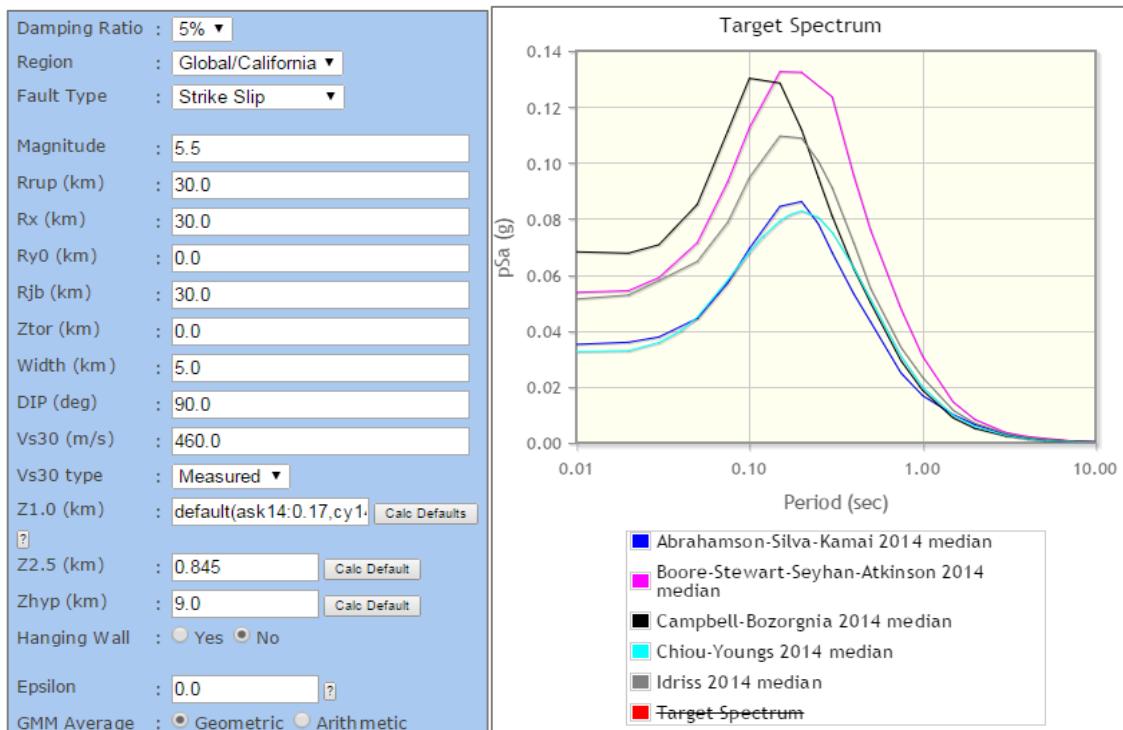


Figure.III.6 Spectres de réponse des 5 GMPEs pour un scénario donné (<http://ngawest2.berkeley.edu>).

En comparant ces modèles d'atténuation (qui, par occasion, n'ont pas le même degré d'atténuation $1/R^x$) d'une part et les enregistrements (PGA) pour différents sites d'autre part, nous pouvons remarquer que l'ensemble des modèles sous-estiment le mouvement sismique en champ proche et le sur estiment en champ lointain.

Suite à cette comparaison dédiée à la partie expliquée de l'équation de prédiction, il reste à mesurer la robustesse de ces modèles. En d'autres termes, mesurer la capacité des GMPEs à intégrer le maximum d'effets pour réduire l'incertitude donnée par la partie inexplicable de l'équation (la variabilité aléatoire).

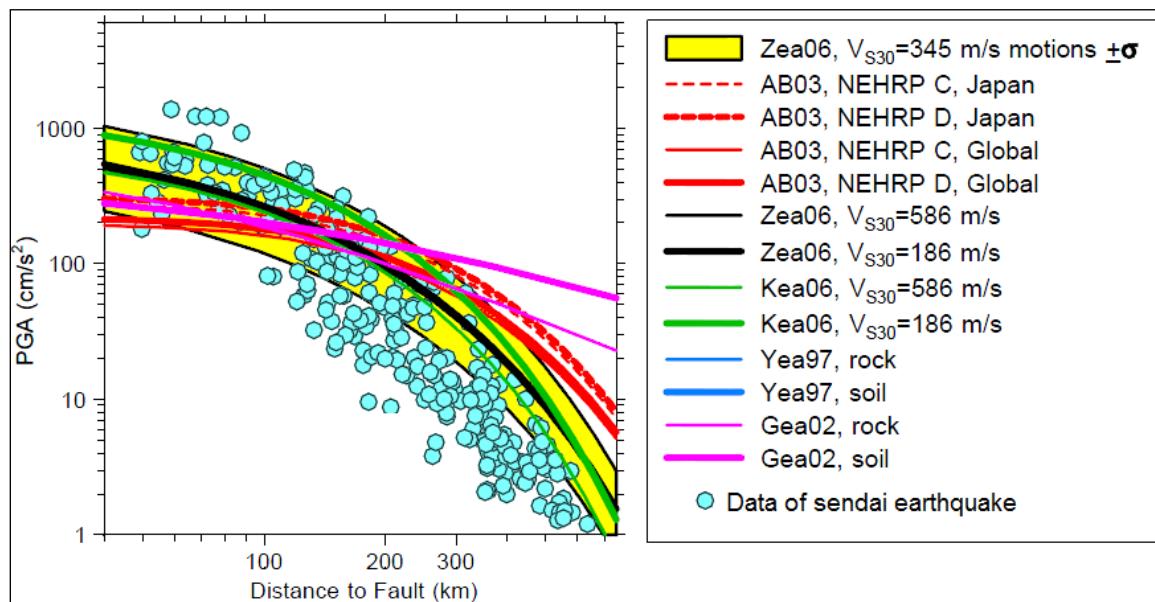


Figure.III.7 Comparaison entre les GMPEs élaborées pour les événements de subduction au Japon et les PGA enregistrés lors du séisme de Tohoku http://daveboore.com/daves_notes/comparisons_of_ground_motions_from_the_m_9_tohoku_earthquake_with_gmpes_v1.4.pdf

III.4.conclusion:

À la lumière de ce qui a été présenté dans ce chapitre, nous pouvons dire que l'amélioration de la prédiction des mouvements forts nécessite :

- 1) De comprendre les mécanismes qui influent sur la nature du signal en surface.
- 2) D'acquérir toujours plus de données de très haute qualité.
- 3) De caractériser au mieux les métadonnées (Mw, R, Vs30...) et les paramètres du mouvement sismique recherchés (PGA, PGV et PSA, etc.)
- 4) De choisir de manière optimale la forme fonctionnelle (s'il s'agit d'une approche classique) avec des paramètres d'entrées significatifs pour bien modéliser les phénomènes physiques sous-jacents (ex. M, R et Vs30, région...).
- 5) Une bonne quantification des incertitudes lors de l'élaboration du modèle.

RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

IV.1. Introduction

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. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau. Aujourd'hui de nombreux termes sont utilisés dans la littérature pour désigner le domaine des réseaux de neurones artificiels, comme connexionnisme. Ainsi, les réseaux de neurones artificiels ne désignent que les modèles manipulés. C'est ce type de modèle que nous allons utiliser ultérieurement pour avoir une relation supervisée entre les paramètres physique (désignant par exemple l'énergie développée lors d'un séisme, la distance qui sépare la source et le site et la nature du sol) et le niveau de l'intensité sismique. Dans ce chapitre un aperçu sur les RNA et la démarche utilisée pour avoir un modèle de prédiction de mouvement sismique.

IV.2. Aperçu sur les réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones artificiels sont des systèmes de traitement de l'information dont la structure s'inspire de celle du système neuronal du cerveau humain. Un neurone artificiel est un opérateur mathématique simple, possédant une ou plusieurs entrées, une sortie qui résulte du calcul de la somme des entrées, pondérées par des coefficients (dits poids de connexions ou poids synaptiques) et du calcul d'une fonction non linéaire (dite fonction d'activation) de cette somme pondérée. Les poids synaptiques sont mis à jour en utilisant l'algorithme d'apprentissage de la rétro propagation du gradient.

Le réseau de neurones que nous avons mis en œuvre est de type Perceptron Multicouche unidirectionnel (PMCU). Ce dernier a une structure bien particulière : ses neurones sont organisés en couches successives. Chaque neurone d'une couche reçoit des signaux de la couche précédente $x(i)$ et transmet le résultat à la couche suivante O .

Prenons à titre d'exemple le $j^{\text{ème}}$ neurone de la couche cachée :

$$net(j) = \sum_{i=1}^N w_{ij} \cdot x(i) + b_j ; \quad 1 \leq i \leq N; \quad 1 \leq j \leq N_h \quad (\text{II.1})$$

N et N_h représentent le nombre de neurones dans la couche précédente et actuelle, respectivement.

La sortie du même neurone est exprimée par :

$$O(j) = f(\text{net}(j)) \quad (\text{II.2})$$

Le coefficient w_{ij} représente le poids de connexion entre le **Erreur ! Signet non défini.** i^{ème} neurone de la couche d'entrée et le j^{ème} neurone de la couche cachée. f représente la fonction d'activation, tandis que b_j est le biais du neurone j.

L'algorithme de la rétro propagation du gradient est utilisé pour l'apprentissage. Cette méthode se divise en deux étapes : une phase de propagation (qui consiste à présenter une configuration d'entrée au réseau puis à propager cette entrée de proche en proche de la couche d'entrée vers la couche de sortie en passant par la couche cachée). La deuxième phase est celle de la rétro propagation (qui consiste, après le processus de la propagation), à minimiser l'erreur commise sur l'ensemble des exemples d'apprentissage, en modifiant les poids synaptiques de la couche de sortie et de la ou des couches cachées. Cette erreur est aussi appelée fonction de coût.

Pour optimiser la vitesse de convergence, l'algorithme de BFGS (du nom de ses inventeurs : Broyden, Fletcher, Goldfarb et Shanno) est utilisé dans cette étude. BFGS fait partie des méthodes d'optimisation dite “quasi-newtoniennes”. Elle est du second ordre parce qu'elle prend en considération la dérivée seconde de la fonction de coût donc plus performante que la méthode initiale de la rétro propagation. Le nombre d'itérations nécessaire pour converger est nettement plus faible et le temps de calcul est réduit ([Robitaille et al. 1996](#)).

La fonction coût utilisée dans cette étude représente la somme des différences au carré entre la réponse mesurée et celle calculée par le RNA. Ce calcul est effectué pour l'ensemble des exemples de la base de données L :

$$MSE = \frac{1}{L \cdot M} \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^M (e)^2; \quad 1 \leq k \leq M; \quad 1 \leq l \leq L \quad (\text{II.3})$$

$$e = d_l(k) - y_l(k) \quad (\text{II.4})$$

M représente le nombre des neurones de sorties du réseau. $d_l(k)$ est la valeur mesurée du paramètre à expliquer k pour l'exemple l . Tandis que, $y_l(k)$ représente la valeur calculée du paramètre à expliquer k pour l'exemple l .

IV.2.1. Seuil Biais/Variance (approximation/estimation) : sélection du modèle

Le compromis biais-variance est un problème central en apprentissage supervisé (ex. réseau de neurones supervisés). Idéalement, nous voulons choisir un modèle qui représente avec précision les régularités dans le jeu de données d'apprentissage (ex. jeu de RESORCE), mais qui a aussi l'aspect de généralisation des données tests. Malheureusement, il est généralement impossible d'effectuer les deux à la fois.

Les modèles avec un faible biais sont généralement plus complexes (par exemple la régression polynomiale à plusieurs degrés), mais permettent de représenter les données d'apprentissage avec plus de précision. Cependant, ils peuvent également représenter une partie du bruit aléatoire du jeu d'apprentissage, leurs prédictions sont donc moins précises malgré la complexité supplémentaire (problème de sur apprentissage). En revanche, les modèles avec un biais plus élevé ont tendance à être relativement simples (régression polynomiale à moindre degré ou même linéaire), mais peuvent produire des prédictions de variance plus faible lorsqu'ils sont appliqués au-delà de l'ensemble d'apprentissage : problème de sous-apprentissage (Figure IV.1 et IV.2). Dans ce contexte, nous pouvons décomposer l'erreur (MSE) comme suit :

$$MSE = \text{Biais}^2 + \text{variance} + \text{erreur irréductible} \quad (\text{II.5})$$

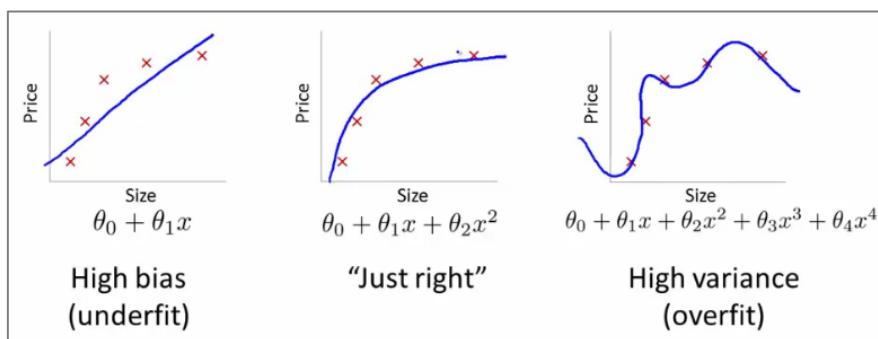


Figure IV.1 Exemple illustratif du problème de sous et sur apprentissage : biais/variance.

Source : <http://datascience.stackexchange.com/questions/361/when-is-a-model-underfitted>

L'équation II.5 se compose de :

- Le biais au carré de la méthode d'apprentissage, qui peut être vu comme l'erreur due aux hypothèses simplifiées de la méthode utilisée. Par exemple, approcher une fonction non linéaire à l'aide d'une méthode pour modèle linéaire va produire des erreurs d'estimation dues à cette hypothèse ;

- La variance de la méthode d'apprentissage, ou plus intuitivement, de combien la méthode d'apprentissage se déplace autour de sa moyenne ;
- L'erreur irréductible. Étant donné que tous les trois termes sont positifs, cela constitue une limite inférieure sur l'erreur attendue sur des échantillons tests.

Avec les réseaux de neurones, la variance augmente et le biais diminue avec le nombre de couches cachées. Comme dans le modèle linéaire généralisé, une régularisation est généralement appliquée (Figure II.2).

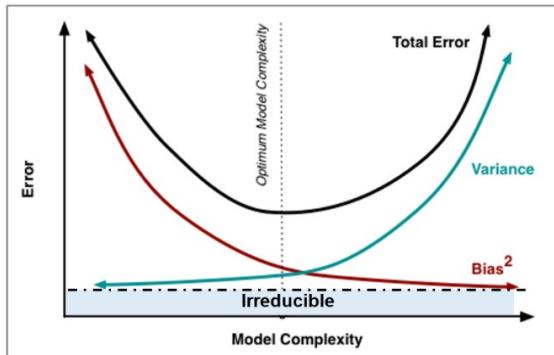


Figure. IV.2 Biais et variance contribuant à l'erreur totale.

Source : <http://scott.fortmann-roe.com/docs/BiasVariance.html>

Il existe plusieurs méthodes pour obtenir le modèle optimum. La méthode utilisée dans ce mémoire (et qui a été testée en la comparant avec d'autres méthodes d'optimisation dans [Derras, \(2011\)](#)) est celle de la régularisation par pénalisation des poids ([Demuth et al. 2009](#)). Cette dernière consiste à imposer des contraintes au modèle, donc à apporter une information supplémentaire sur l'évolution des poids du réseau de neurones donc sur sa complexité. Les performances des résultats obtenus par le RNA sont mesurés par l'écart type (σ) défini par :

$$\sigma = \sqrt{\gamma.MSE + (1-\gamma).MSW} \quad (\text{II.6})$$

$$MSW = \frac{1}{m} \left(\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^H W_{ij}^h + \sum_{j=1}^H \sum_{k=1}^M W_{jk}^o \right)^2 \quad (\text{II.7})$$

m est le nombre des poids synaptiques dans le RNA. $m=H(N+M)$

N : représente les paramètres d'entrée, H le nombre de neurones dans la couche cachée et M les neurones dans la couche de sortie. W_{ij}^h représente le poids synaptique entre la couche d'entrée et la couche cachée (h) entre le neurone i et j . Tandis que, W_{jk}^o est le poids synaptique entre la couche cachée et la couche de sortie (o) entre le neurone j et k .

Il est à noter que, La toolbox « Neural Networks » version 6.0.3 du code de calcul Matlab (R2009b) version 7.9.0 ([Demuth et al. 2009](#)) est utilisée dans ce projet de fin de cycle pour l’élaboration de l’ensemble des modèles.

Le compromis entre la performance du modèle neuronal et la simplicité de le mettre en œuvre passe par un choix optimal du nombre de neurones. Le critère du choix est basé sur l’utilisation conjointe de σ et d’AIC ([Derras et al. 2012](#)).

Le Critère d’Information d’Akaike (AIC) est défini par la relation ([Akaike, 1973](#)) :

$$AIC(K) = N \cdot \ln(MSE) + S \cdot K \quad \text{si } \frac{N}{K} < 40 \quad (\text{II.8})$$

Avec N : Nombre d’exemples utilisés pour l’apprentissage,

K : Nombre des poids synaptiques dans le modèle,

S : Coefficient, généralement pris égal à 2.

IV.3. Conclusion :

Les réseaux de neurones sont bons pour la prédiction et l’estimation seulement quand : les entrées et les sorties sont bien comprises, l’expérience est disponible pour un nombre “suffisant” d’exemples à utiliser pour entraîner le réseau. Ils ne peuvent faire mieux que les exemples qui lui sont fournis. Etant statiques, ils doivent être régulièrement mis à jour avec les nouveaux exemples. Ils sont remarquables quant à leur aptitude à modéliser des structures complexes et des données irrégulières. En particulier, pour les relations, interactions, non linéaires entre les variables. Ils offrent une robustesse satisfaisante aux données bruitées. Ils s’appliquent à une grande variété de problèmes. Ils requièrent un prétraitement sur les données aberrantes auxquelles ils sont sensibles. Pour les PMC, les données doivent être normalisées (i.e. appartenir à $[[0, 1]]$). Leurs faiblesses sont le caractère non explicite des résultats, lors de la convergence qui ne se réalise pas toujours vers la meilleure solution globale, l’apprentissage qui requiert au préalable un choix peu guidé de l’architecture (nombre de couches, nombre de neurones par couche) et du taux d’apprentissage. Cette même approche de RNA a été utilisé par (Derras et al 2016) pour établir un modèle de prédiction de mouvement sismique et qui va être présenté dans le chapitre suivant.

ETABLISSEMENT D'UN MODELE DE PREDICTION DU MOUVEMENT SISMIQUE PAR L'APPROCHE NEURONALE EN UTILISANT LES DONNEES NGA-WEST 2

V.1. Introduction

Dans le chapitre III, nous avons vu comment l'augmentation de la quantité et la qualité des données a contribué au développement d'équations de prédiction du mouvement sismique, en fournissant aux GMPEs un nombre de plus en plus important de métadonnées. Les auteurs de ces GMPE ont tenté de capturer autant de phénomènes physiques qui régissent le mouvement sismique que possible. Ce sont des phénomènes qui sont récemment devenus des sujets inexpliqués. L'objectif est d'obtenir plus de précision de prédiction, réduisant ainsi de plus en plus la variabilité aléatoire associée. Dans ce chapitre, nous proposons une approche entièrement basée sur les données(Cette approche est appelée réseaux de neurones artificiels (ANN). GMPE définit la relation entre l'accélération maximale du sol (PGA), et les variables explicatives (Mw, RJB et VS30)

V.2. Architecture du modèle neuronal :

Les paramètres d'entrée sont Mw, RJB et un paramètre continu décrivant la VS30. Paramètres de sortie représentant le mouvement du sol sont la composante horizontale moyenne géométrique de PGA, PGV et PSA amorti à 5 % à 20 périodes de 0,01 s à 04 s. Un type perceptron ANN multicouche est utilisé. La structure de l'ANN est affichée dans Figure V.1. Cette structure a été tiré de Derras et al. (2012, 2014). Les couches d'entrée et de sortie contiennent les paramètres d'entrée et de sortie et sont liés via une seule couche cachée composée desseullement trois neurones. Ce petit nombre de neurones est le nombre optimal de neurones cachés afin d'optimiser à la fois le σ total et le critère d'information d'Akaike (Akaike1973). Le type de fonction d'activation entre les couches d'entrée et cachées, et entre les couches cachées et les couches de sortie, a été adoptée après plusieurs tests (Derras 2010). Cela a abouti au choix de type « tangente sigmoïde » pour la couche cachée et « linéaire » pour la couche de sortie. La technique de rétro propagation quasi-Newton a été appliquée pour la phase de formation (Shanno et Kettler 1970). Pour éviter les problèmes de su rajustement, nous avons choisi une méthode de régularisation adéquate développée par Derras et al. (2012), avec un nombre limité de neurones sur le calque caché. Sur la figure II.3, les

symboles W et b représentent les poids et biais synaptiques avec des indices représentant les neurones correspondants entre deux couches (Derras 2010). Vingt modèles ANN différents ont été construits, différent par l'ensemble de données et le SCP utilisé dans la couche d'entrée. Pour les quatre jeux de données, les séismes sont décrits par le Mw et la distance source-site par RJB. Un premier modèle ANN a été considéré avec uniquement ces deux paramètres d'entrée (Mw et RJB) et sans SCP, afin de fixer la référence pour quantifier les gains. VS30 dans la plage [≥ 760 m/s], [360760 m/s] et [180360 m/s]), le correspondant

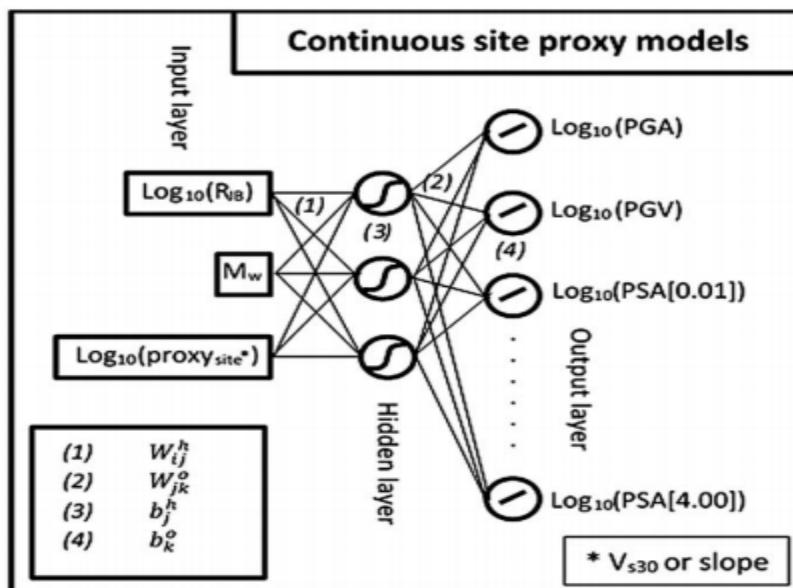


Figure V.1. Structure des réseaux de neurones considérés pour la prédiction de PGA, PGV et PSA[0,01 à 4 s], dans les deux cas de proxys de sites discrets (en haut) et continus (en bas). qui est le poids synaptique entre le w_{ij}^h neurone de la couche d'entrée et le i^{th} neurone de la couche cachée, b_j^h le biais du j^{th} neurone dans la couche cachée. De plus, le w_{jk}^o est le poids synaptique entre les j^{th} neurone de la couche cachée et le k^{th} neurone dans la couche de sortie, b_k^o le biais du k^{th} neurone dans la couche de sortie.

V.3.Le NGA-west2 ANN (tous vs30, vs30) : forme fonctionnelle :

Le modèle ANN développé dans cette étude aboutit à un modèle relativement simple, forme fonctionnelle basée sur les données, fournissant l'estimation médiane de la moyenne géométrique horizontale composante log10 des paramètres de mouvement du sol PGA(g), et PSA(g) [0,01–4 s] à travers l'équation (II.10).

$$\log_{10}(P\hat{S}A) = a(T).f_1 + b(T)f_2 + c(T)f_3 - d(T) \quad (\text{II.10})$$

où:

$$\begin{cases} f_1 = \text{th}[-0.321.\ln(R_{JB}) + 0.134.M_W - 0.199.\ln(V_{S30}) + 1.686] \\ f_2 = \text{th}[-0.072.\ln(R_{JB}) + 0.134.M_W - 0.155.\ln(V_{S30}) - 1.387] \\ f_3 = \text{th}[-0.014.\ln(R_{JB}) + 0.141.M_W - 0.208.\ln(V_{S30}) + 0.515] \end{cases}$$

les th dépendance est liée à la sélection de la fonction d'activation Tanh-sigmoïde pour la couche cachée. Où a, b, c et d sont répertoriés dans le tableau1.

V.4. Champ d'applicabilité :

La gamme d'applicabilité de ces modèles entièrement basés sur les données dépend étroitement de la lensemble de données choisi. De tels modèles ne doivent jamais être utilisés en dehors de la plage RJB et Mw de l'original. Base de données. Nous recommandons alors de ne pas utiliser ce modèle ANN en dehors des plages suivantes : Mw[3,5-7,3], RJB [3-300 km], V S30 [200 800] m/s. Nous avons obtenu ces limites sur la base de valeurs de la fonction de distribution cumulée 5 % et 95 %. Comme un vrai PSH Ales études peuvent devoir évaluer les mouvements du sol à des distances inférieures à RJB = 3 km, nous recommandons dans de tels cas d'utiliser simplement les valeurs prédictives pour une valeur RJB de 3 km. Ceci est quelque peu artificiel, mais repose sur la même base physique (c'est-à-dire la saturation en champ proche) que celui utilisé dans les GMPE classiques pour le choix des formes fonctionnelles (plates) à très courtes distances.

| Parameter | a | B | c | d |
|-----------|-------|-------|--------|-------|
| PGA | 2.269 | 0.939 | 0.04 | 3.231 |
| PGV | 1.81 | 1.308 | 0.596 | 1.359 |
| T 0.010 | 2.271 | 0.934 | 0.038 | 3.225 |
| T 0.020 | 2.28 | 0.936 | 0.028 | 3.226 |
| T 0.030 | 2.304 | 0.926 | -0.09 | 3.213 |
| T 0.050 | 2.384 | 0.898 | -0.102 | 3.168 |
| T 0.075 | 2.457 | 0.859 | -0.154 | 3.085 |
| T 0.100 | 2.456 | 0.843 | -0.13 | 3.005 |
| T 0.150 | 2.372 | 0.868 | -0.08 | 2.913 |
| T 0.200 | 2.271 | 0.909 | 0.028 | 2.881 |
| T 0.250 | 2.189 | 0.962 | 0.117 | 2.894 |
| T 0.300 | 2.112 | 1.022 | 0.19 | 2.924 |
| T 0.400 | 1.983 | 1.141 | 0.261 | 3.014 |
| T 0.500 | 1.888 | 1.229 | 0.346 | 3.103 |
| T 0.750 | 1.719 | 1.411 | 0.482 | 3.314 |
| T 1.000 | 1.619 | 1.53 | 0.579 | 3.497 |
| T 1.500 | 1.458 | 1.722 | 0.711 | 3.792 |
| T 2.000 | 1.372 | 1.835 | 0.818 | 4.022 |
| T 3.000 | 1.326 | 1.958 | 0.929 | 4.377 |
| T 4.000 | 1.308 | 2.026 | 1.027 | 4.628 |

Tableau 1. Coefficients du modèle final ANN(All V S30, V S30) (géométrique moyenne des composantes horizontales, valeur médiane, voir l'équation(II.10) dans le texte)

V.5.Analyse de la tendance :

Figure V.2: Cette figure montre la répartition du PGA en termes de Rjb en appliquant la méthode classique GMPES basée sur les équations PGA étudiées dans le troisième chapitre et les données et paramètres $R_{jb} = 1\text{à}400 \text{ km}$ et $MW = [4,5,6,7]$. $Vs30= 760 \text{ m/s}$, Nous avons tracé une courbe graphique représentée sur la figure. *V.2*.

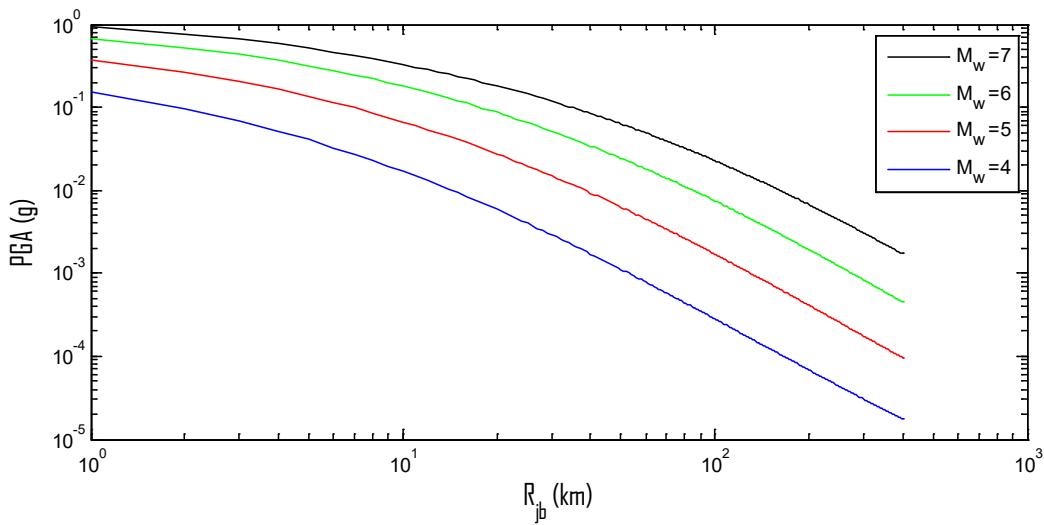


Figure V.2:l'allure représente l'évolution de PGA en fonction de RJB en utilisant la méthode GMPEs classique

V.5.Conclusion

La méthode ANN a été utilisée dans ce chapitre pour la dérivation de modèles prédictifs du mouvement du sol. Basé sur un sous-ensemble de la base de données NGA-West 2. Seuls les séismes relativement peu profonds (profondeur inférieure à 30 km) et enregistrements correspondant aux stations ayant des propriétés $Vs30=760$ mesurées , avec principalement origines italiennes et turques, couvrant une plage de magnitude de 4,5,6,7et une plage de distance de 1 à 400 km. 3 paramètres d'entrée ont été sélectionnés car ils sont directement disponibles dans cette base de données : la magnitude du moment MW, la distance Joyner-Boore RJB, et les conditions du site proxy VS30. Un type ANN à action directe a été sélectionné pour cela fonctionnent, avec une couche d'entrée, une couche cachée de 3neurones et une couche de sortie regroupant tous les pris en compte les paramètres de mouvement du solrelative de divers paramètres d'entrée. Tous s'accordent pour conclure que les paramètres clés sont, comme prévu, la magnitude et la distance, suivies de VS30. Le mécanisme focal et la profondeur hypo centrale ne présentent qu'une importance très marginale.

Malgré l'absence d'hypothèse a priori sur la dépendance fonctionnelle, ces résultats présentent un certain nombre de caractéristiques physiquement saines : mise à l'échelle de l'ampleur de la dépendance à la distance, distance de saturation proche de la faille augmentant avec l'amplitude, indications d'effets non linéaires dans sols plus meuble. Ce modèle va ^ter sujet de comparaison avec d'autres modèle classique dans le chapitre suivant.

COMPARAISON ET ANALYSE DES RESULTATS

VI.1.Introduction

Dans ce chapitre nous établissons un modèle réseau de neurones artificiels (ANN) basé sur les données NGA-West2 pour estimer le mouvement sismique. La comparaison entre un ensemble d'équations GMPE choisis entre (1965 à 2021) et le présent modèle a été effectuée. Ladite comparaison est représentée sous forme graphique en superposant les tendances ANN et les GMPE en question. L'atténuation du PGA pour les mouvements horizontaux des deux GMPE modèle ANN et classique est tracée en fonction du RJB pour Mw égale à 4, 5, 6, 7. Cette comparaison est effectuée ici pour une VS30 égale à 760 m/s (site rocheux). Les deux modèles prédisent des mouvements de sol différemment sur une large gamme de Mw. En particulier, la décroissance de la distance montrée par le modèle ANN (All VS30, VS30) (entièremenr piloté par les données sans aucune hypothèse a priori) est très proche des données par rapport aux méthodes classiques.

VI.2.- Comparaison du modèle ANN avec les GMPEs classiques:

VI.2.1-Esteva and Rosenblueth (1964) :

-Le modèle de mouvement du sol est :

$$A = e^{(\alpha M)} R^{-\beta} \quad (\text{VI.1})$$

où : A est a cm/s², c = 2000, $\alpha = 0,8$ et $\beta = 2$ (σ est non donner)

- Enregistrements provenant de sols comparables à l'argile stagnante ou au conglomérat compact.
- Enregistrements de tremblements de terre de durée modérée.

Le PGA se trouve entre [0.5 à 2g] à une distance RJB [1 à 400 km] pour modèle ANN et le modèle classiques pour PGA se trouve entre [0.5 à 1g] et magnitudes (4,5, 6,7) sont tracés sur la (figure VI.1) . Il y a pas de similarité entre les deux modèles le PGA dans le modèle ANN supérieure que le PGA dans le modèle classique sur les magnitude M= (4 et 5) sauf M=(7et6) .Pour M=7 le PGA dans le modèle ANN supérieure que le PGA dans le modèle classique pour R=[1à5 km] et [90à400km] et le PGA dans le modèle ANN inférieure que le PGA dans le modèle classique=[90à400 km] et sont égaux à R=(5 et 90km)et pour M= 6 sont égaux à R=[5 à15km].

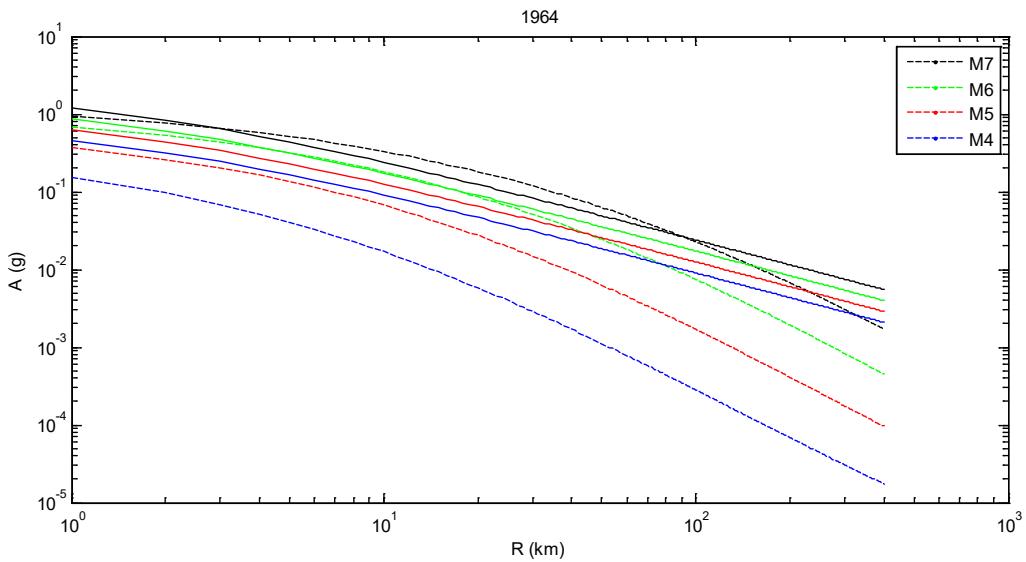


Figure.VI.1: Comparaison le modèle ANN (ligne continue) et le modèle classique (ligne pointillée). Cette comparaison est illustrée ici pour le PGA et la distance R pour différentes magnitudes (4,5,6,7)

VI.2.2- Denham and Small (1971) :

-Le modèle de mouvement du sol est :

$$\log Y = b_1 + b_2 M + b_3 \log R \quad (\text{VI.2})$$

où: Y est $a(g)$, $b_1 = -0,2$, $b_2 = 0,2$ et $b_3 = -1,1$ (σ est non donner).

- Enregistrements effectués près du barrage sur des sédiments lacustres non consolidés récents d'une épaisseur ≥ 50 m.

- Notez le besoin de plus de points et la grande incertitude dans b_1 , b_2 et b_3 .

PGA se trouve entre [0.2 à 0.6g] séismes à une distance RJB [1 à 400 km] pour modèle ANN et pour le modèle classique le PGA se trouve entre [0.5 à 1g] et magnitudes (4,5,6,7) sont tracés sur la figure VI.2 . le modèle classique sous-estime le mouvement sismique, le PGA dans le modèle ANN supérieure que le PGA dans le modèle classique sur les magnitudes $M= (7$ et 6) sauf $M=(5$ et 4) .Pour $M=5$ le PGA dans le modèle ANN supérieure que le PGA dans le modèle classique sur $R= (1\text{à}100)$ km et $[100\text{à}400]$ (km) et pour $R=[9\text{à}100$ km] le PGA dans le modèle ANN inférieure que le PGA dans le modèle classique et sont égaux à $R=100$ km et pour $M=4$ le PGA dans le modèle ANN supérieure que le PGA dans le modèle classique $R=[1\text{à}9\text{km}]$ et sont égaux à $R=[9\text{à}20\text{km}]$.et inférieure pour $R=[20 \text{ à } 400]$.

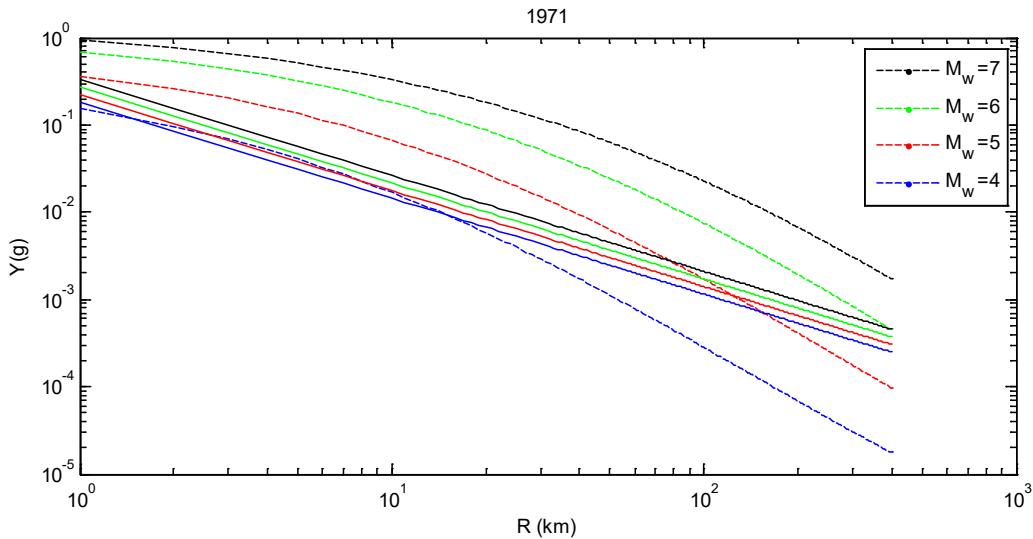


Figure.VI.2: Comparaison le modèle ANN (ligne continue) et le modèle classique (ligne pointillée). Cette comparaison est illustrée ici pour le PGA et la distance R pour différentes magnitudes (4,5,6,7)

VI.2.3- Peng et al. (1985a):

-Le modèle de mouvement du sol est :

$$\log \text{PGA} = a_1 + a_2 M - \log R - a_3 R \quad (\text{VI.3})$$

où: PGA est a (g) , $a_1 = -1,49$, $a_2 = 0,31$, $a_3 = 0,0248$, $h = 9,4$ (km)et $\sigma = 0,32$ (pour les composants horizontaux)

- Données extraites des baies de Kangra et de l'Uttar Pradesh ainsi que des données plus récentes du réseau strongmotion d'IIT Roorkee et certaines du réseau népalais. La plupart des données proviennent de la base de données PESMOS. Les données couvrent 1986 à 2016.
- A noter le manque de données pour > 600 km, ce qui pourrait conduire à des erreurs de prédiction.
- Forte corrélation entre la magnitude et la distance dans les données. La grande majorité des données proviennent de $M_w < 5,5$
- Les enregistrements des tremblements de terre enregistrés par une seule station ont été exclus de l'analyse.

PGA se trouve entre [0.5 à 1 g] pour modèles classique.[0.1 à 1 g] pour modèles ANN séismes à une distance RJB [1 à 400 km] et magnitudes (4,5,6,7) sont tracés sur la(figure II.6). pour $M=7$ le PGA dans le modèle ANN supérieure que le PGA dans le modèle classique sur $R= (1$ à 5) km et pour $R=[5$ à 400 km] le PGA dans le modèle ANN inférieure que le modèle

classique et sont égaux à $R=(5 \text{ km})$ et pour $M=6$ le PGA dans le modèle ANN supérieure que le PGA dans le modèle classique $R=[1 \text{ à } 7 \text{ km}]$ et inférieure $R=[7 \text{ à } 400 \text{ km}]$ et sont égaux à $R=7\text{km}$ et pour $M=5$ le PGA dans le modèle ANN supérieure que le PGA dans le modèle classique $R=[1 \text{ à } 50 \text{ km}]$ et inférieure $R=[50 \text{ à } 400 \text{ km}]$ et sont égaux à $R=50\text{km}$ et pour $M=4$ le PGA dans le modèle ANN supérieure que le PGA dans le modèle classique $R=[1 \text{ à } 150 \text{ km}]$ et inférieure $R=[150 \text{ à } 400]$ et sont égaux à $R=150\text{km}$.

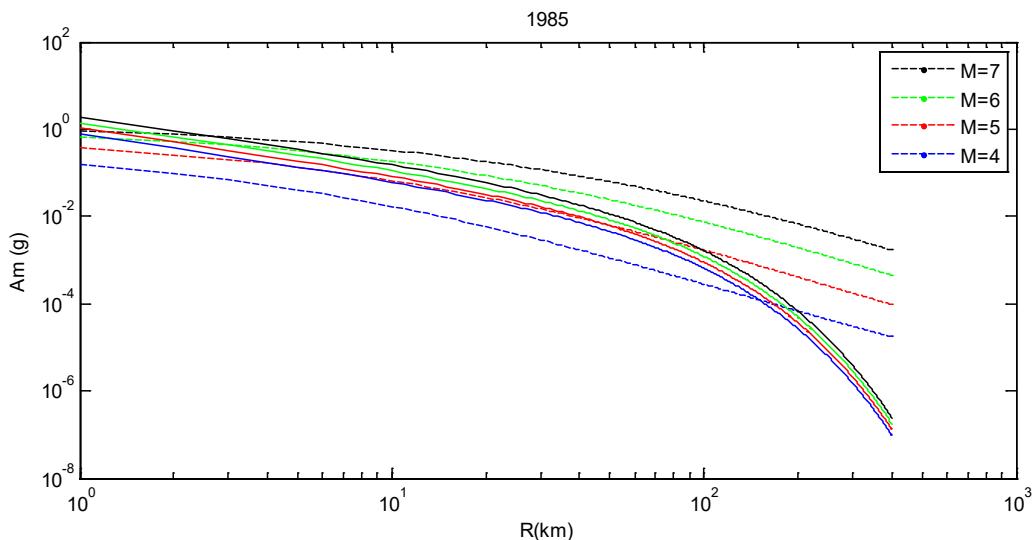


Figure.VI.3: Comparaison le modèle ANN (ligne continue) et le modèle classique (ligne pointillée). Cette comparaison est illustrée ici pour le PGA et la distance R pour différentes magnitudes (4,5,6,7)

VI.2.4- Jacob et al. (1990) :

-Le modèle de mouvement du sol est :

$$A = 10^{(a_1+a_2 M+a_3 \log d+a_4 d)} \quad (\text{VI.4})$$

où: A est a (g) , $a_1= -1,43$, $a_2= 0,31$, $a_3= -0,62$ et $a_4= -0,0026$, (σ non donner)

- Notez l'équation uniquement pour les sites de roches dures.
- Équation issue d'un composite de deux régressions distinctes : l'une utilisant les données de 6 tremblements de terre, $4,7 \leq M \leq 6,4$ et d principalement entre 40 et 820 km et un utilisant les mêmes données complétées par les données de 2 tremblements de terre avec $M = 1,8$ et $M = 3,2$ et $d \leq 20$ km pour étendre les résultats à M et d plus petits. Donne non détails de cette régression composite.
- Notez que les régressions sont préliminaires et doivent être testées sur davantage de données.
- Notez qu'une évaluation minutieuse des incertitudes est nécessaire

Les spectres de réponse prévus pour un PGA se trouve entre [0.5 à 1] (g) pour modèles classique. [0.6 à 5g] pour modèles ANN séismes à une distance RJB [1 à 400 km] et magnitudes (4,5,6,7) sont tracés sur la figure). pour M=7 le PGA dans le modèle ANN supérieure que le PGA dans le modèle classique sur R= (1 à 9) km et pour R=[9 à 400 km] le PGA dans le modèle ANN inférieure que le modèle classique et sont égaux à R=(9 km)et pour M= 6 le PGA dans le modèle ANN supérieure que le PGA dans le modèle classique R=[1 à 5 km] et inférieure R=[5 à 400 km] et sont égaux à R=5 km et pour M=5 le PGA dans le modèle ANN supérieure que le PGA dans le modèle classique R=[1 à 6 km] et inférieure R=[6 à 400 km] et sont égaux à R=6 km et pour M=4 le PGA dans le modèle ANN supérieure que le PGA dans le modèle classique R=[1 à 300 km] et inférieure R=[300 à 400] et sont égaux à R=300km.

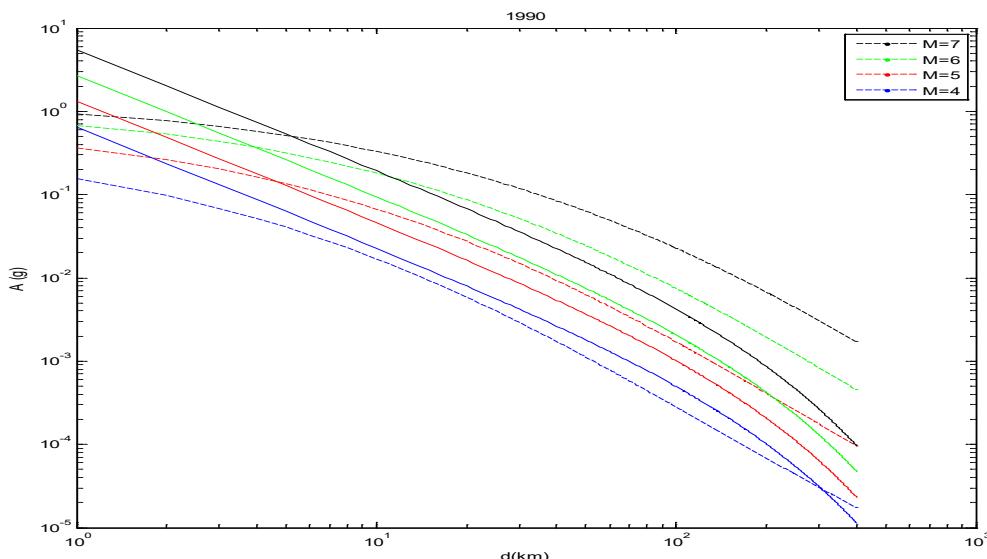


Figure.VI.4: Comparaison le modèle ANN (ligne continue) et le modèle classique (ligne pointillée). Cette comparaison est illustrée ici pour le PGA et la distance R pour différentes magnitudes (4,5,6,7)

VI.2.5-Halldórsson and Sveinsson (2003) :

-Le modèle de mouvement du sol est :

$$\log A = aM - b \log R + c \quad (\text{VI.5})$$

où: A est a (g) , $a = 0,484$, $b = 1,4989$, $c = -2,1640$ et $\sigma = 0,3091$

- Grande majorité de données provenant du sud de l'Islande (18 tremblements de terre dans le sud-ouest de l'Islande et 4 dans le nord de l'Islande).

- La plupart des données proviennent de moins de 50 km et $M < 5,5$. 76% des données sont de 5 à 50 km.

- Examinez les parcelles résiduelles en fonction de la distance et ne trouvez aucune tendance.

Les spectres de réponse prévus pour un PGA se trouve entre [0.1 à 5 g] séismes pour modèle ANN .[0.5 à 1 g] pour modèle classique à une distance RJB [1 à 400] km et magnitudes (4,5,6,7) sont tracés sur la figure(VI.5) . Il y a un très satisfaisant similarité entre les deux modèles le PGA dans le modèle ANN supérieure que le PGA dans le modèle classique sur les magnitudes M= (4) sauf M=(5,6,7) .Pour M=7 le PGA dans le modèle ANN supérieure que le PGA dans le modèle classique pour R=[1 à 7km]et sont égaux à R=7 km et le PGA dans le modèle ANN inférieure que le PGA dans le modèle classique à R=[7à400 km] et pour M= 6 le PGA dans le modèle ANN supérieure que le PGA dans le modèle classique R=[1à5 km] et (90à400) km et le PGA dans le modèle ANN inférieure que le PGA dans le modèle classique pour R=[5à90 km] et sont égaux à R=(5et90)km et pour M= 5 le PGA dans le modèle ANN supérieure que le PGA dans le modèle classique R=[1à7] km le PGA dans le modèle ANN inférieure que le PGA dans le modèle classique R=[10à400 km] et sont égaux à R=[7à10 km].

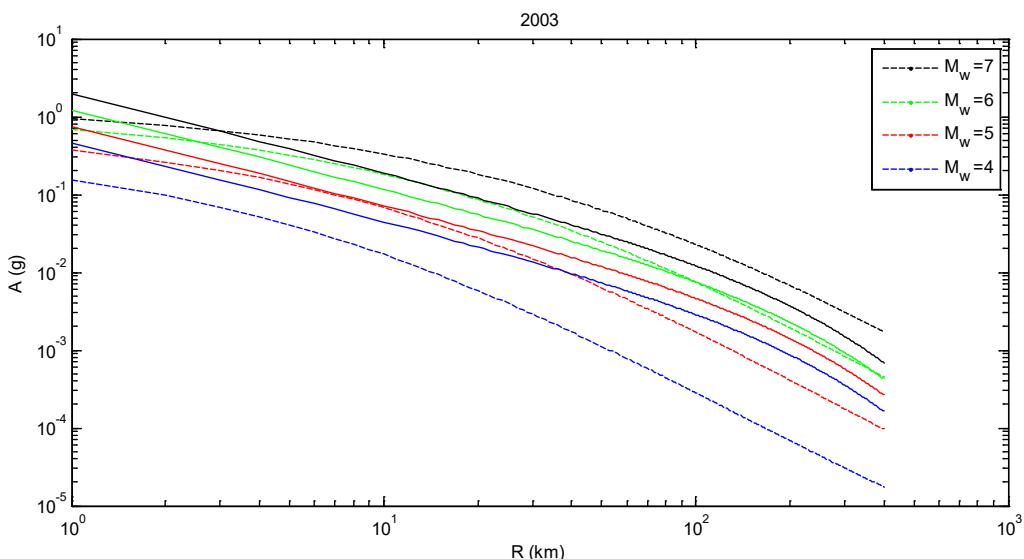


Figure.VI.5: Comparaison le modèle ANN (ligne continue) et le modèle classique (ligne pointillée). Cette comparaison est illustrée ici pour le PGA et la distance R pour différentes magnitudes (4,5,6,7)

VI.2.6- Beauducel et al. (2011):

-Le modèle de mouvement du sol est :

$$\log(\text{PGA}) = aM + bR - \log(R) + c \quad (\text{IV.6})$$

où :PGA est a(g) , $a = 0,61755$, $b = -0,0030746$, $c = -3,3968$ and $\sigma = 0,47$.

- Données de 14 stations sur la roche et le sol.
- Notez qu'en raison du manque de termes d'ampleur quadratique, les PGA pourraient être sous-estimés pour les grands rhyps.
- Étant donné que les magnitudes suivent la loi de puissance et qu'il existe davantage d'enregistrements sur de courtes distances, appliquez des poids. qui sont proportionnels à la magnitude et à la puissance du rhy pour donner plus de poids aux tremblements de terre plus importants et plus longs distances.
- Notez qu'un σ élevé peut être dû à un manque de terme de site, à une large gamme de magnitudes et de distances et à une trop grande simplicité. une forme fonctionnelle.
- Examiner les résidus par rapport aux valeurs résiduelles. ampleur et rythme. Ne trouvez aucune tendance pour toute la plage de magnitude, mais des tendances significatives sous-estimation en PGA pour $R < 15$ km.
- Comparer les PGA observés et prévus pour 6 tremblements de terre, dont certains n'ont pas été utilisés pour dériver le modèle, et calculer la moyenne des résidus. Trouvez de légères preuves de sous-estimation. Trouver PGA pour une station au sol sous-estimé d'un facteur 10

Les spectres de réponse prévus pour un PGA se trouve entre [0.1 à 5g] séismes à une distance RJB [1 à 400 km]pour modèle ANN. [0.5 à1 g] pour modèle classique et magnitudes (4,5,6,7) sont tracés sur la figure(VI.6) . Il y a un très satisfaisant similarité entre les deux modèles le PGA dans le modèle ANN supérieure que le PGA dans le modèle classique sur les magnitudes M= (4) sauf M=(5,6,7) .Pour M=7 le PGA dans le modèle ANN supérieure que le PGA dans le modèle classique pour $R=[1 \text{ à } 8]$ et [200à400km]et sont égaux à $R=(8\text{et}200 \text{ km})$ et le PGA dans le modèle ANN inférieure que le PGA dans le modèle classique à $R=(8\text{à}90)$ et pour M= 6 le PGA dans le modèle ANN supérieure que le PGA dans le modèle classique $R=[1\text{à}5 \text{ km}]$ et(90à400) km et le PGA dans le modèle ANN inférieure que le PGA dans le modèle classique pour $R=[5\text{à}90] \text{ km}$ et sont égaux à $R=(5\text{et}80)\text{km}$ et pour M= 5 le PGA dans le modèle ANN supérieure que le PGA dans le modèle classique $R=[1\text{à}7 \text{ km}]$ le PGA dans le modèle ANN inférieure que le PGA dans le modèle classique $R=[10\text{à}400\text{km}]$ et sont égaux à $R=[7\text{à}10 \text{ km}]$.

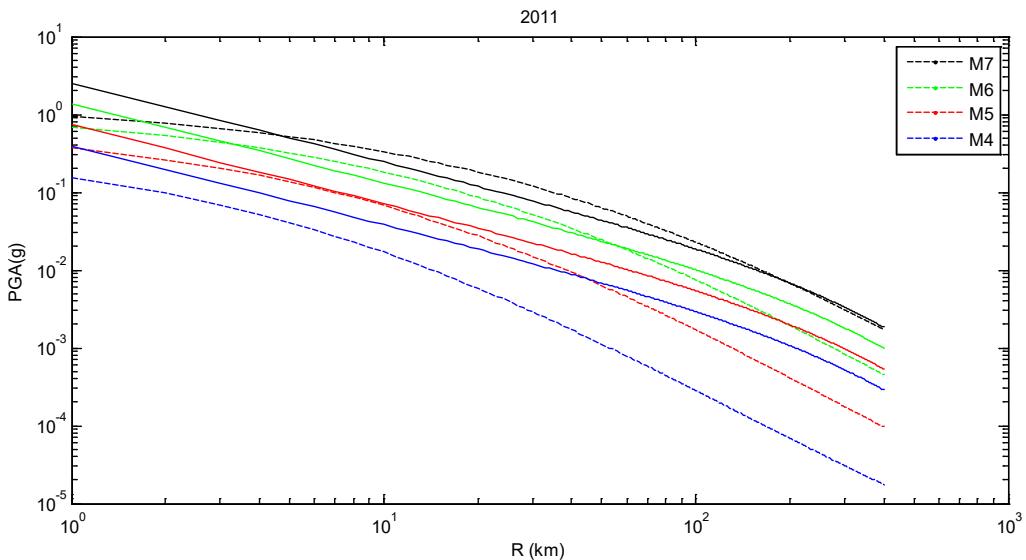


Figure.VI.6: Comparaison le modèle ANN (ligne continue) et le modèle classique (ligne pointillée). Cette comparaison est illustrée ici pour le PGA et la distance R pour différentes magnitudes (4,5,6,7)

VI.2.7-Kumar et al. (2021):

-Le modèle de mouvement du sol est :

$$\log Y = c_1 + c_2 M - b \log(X + e^{c_3 M}) \quad (\text{IV.7})$$

où: Y est a (g) , c1 = -2,135 , c2 = 0,437 , b = 1,099 , c3 = -0,080 et $\sigma = 0,54961$

- Données extraites des baies de Kangra et de l'Uttar Pradesh ainsi que des données plus récentes du réseau strongmotion d'IIT Roorkee et certaines du réseau népalais. La plupart des données proviennent de la base de données PESMOS. Les données couvrent 1986 à 2016.
- A noter le manque de données pour > 600 km, ce qui pourrait conduire à des erreurs de prédiction.
- Forte corrélation entre la magnitude et la distance dans les données. La grande majorité des données proviennent de $Mw < 5,5$

Les spectres de réponse prévus pour un PGA se trouvent entre [0.1 à 5] (g) séismes à une distance RJB[1 à 400 km] pour modèle ANN.[0.5 à 1g] pour modèle classique et magnitudes (4,5,6,7) sont tracés sur la figure(VI.7). Il y a un très satisfaisant similarité entre les deux modèles le PGA dans le modèle ANN supérieure que le PGA dans le modèle classique sur les magnitudes M= (4et5) sauf M=(7et6) .Pour M=7 le PGA dans le modèle ANN supérieure que le PGA dans le modèle classique sur R=[1à9km] et [100à400 km] et pour R=[9à100km] le PGA dans le modèle ANN inférieure que le PGA dans le modèle classique et sont égaux à

$R=9$ et 100 km) et pour $M=6$ le PGA dans le modèle ANN supérieure que le PGA dans le modèle classique $R=[1\text{ à }9 \text{ et } 50\text{ à }400 \text{ km}]$ et sont égaux à $R=[9\text{ à }50]\text{ km}$

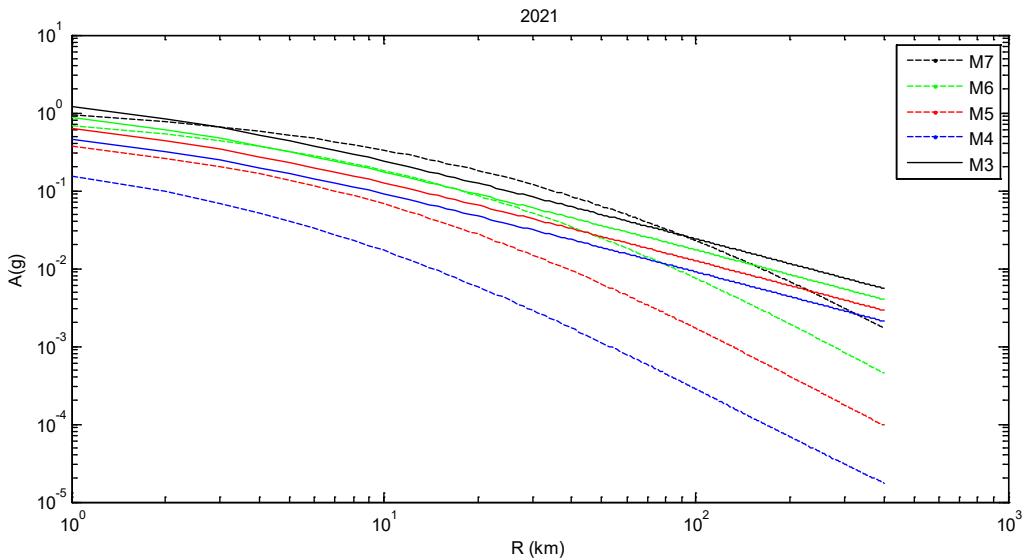


Figure.VI.7: Comparaison le modèle ANN (ligne continue) et le modèle classique (ligne pointillée). Cette comparaison est illustrée ici pour le PGA et la distance R pour différentes magnitudes (4,5,6,7)

VI.3. Conclusion :

L'analyse des résultats de ce chapitre sur les mouvements forts par rapport aux GMPEs de pointe est bénéfique pour plusieurs raisons. Premièrement, cela permet d'évaluer si un GMPEs précédemment développé est cohérent avec les nouvelles données disponibles, afin d'améliorer les performances du modèle. De plus, on peut évaluer les caractéristiques des nouvelles données et éventuellement implémenter des modifications dans les GMPEs si les nouvelles données sont incluses. De plus, analyser la compatibilité entre les GMPE et les GMPEs Ces comparaisons montrent que le modèle de mouvement du sol ANN dérivé a la même capacité que GMPE traditionnels pour prédire l'amplitude.

Les GMPEs ont évalué dans le temps et il fallut presque un demi-siècle pour avoir une forme fonctionnelle capable, parcelllement, de tenir en compte de la physique sous-jacente. Tandis que, avec le modèle basé sur AI (ici c'est ANN) et avec une fonction d'activation universelle et en utilisant une architecture appropriée d'avoir des tendances cohérentes avec la physique derrière le mouvement sismique.

CONCLUSION GENERALE

Pour connaître la contribution de l'intelligence artificielle à la détection des mouvements sismiques, nous avons étudié la première méthode GMPEs classique. Douglas (2016) a recensé plus de 450 équations de prédiction du mouvement sismique établies entre 1964 et 2016. Ici l'accélération maximale du sol est le paramètre recherché, puisque ce paramètre est le plus recherché pour un zonage correct et pour avoir le spectre de réponse qui est fortement lié au PGA (ou A). pour prédire ce paramètre nous avons utilisé l'approche neuronale ; et ce pour avoir une corrélation entre le PGA et la magnitude, la distance et la Vs30. Un sous-ensemble de la base de données NGA-West 2 est utilisé dans la phase apprentissage. Seuls les séismes relativement peu profonds (profondeur inférieure à 30 km) et enregistrements correspondant aux stations ayant des propriétés Vs30=760. Un type ANN à action directe a été sélectionné pour cela fonctionnent, avec une couche d'entrée, une couche cachée de 3 neurones et une couche de sortie contient un neurone représentant le PGA. Tous s'accordent pour conclure que les paramètres clés sont, comme prévu, la magnitude et la distance, suivies de VS30. Une comparaison a été effectué pour voir si les méthodes non-paramétriques sont capables de générer des tendances qui tiennent compte de la physique du globe. Les résultats obtenus à partir de cette comparaison sont :

- 1-avoir l'évolution des GMPEs au fil des années
- 2-Montre que ANN capte directement la physique derrière le modèle ANN sans avoir besoin d'utilisation une forme fonctionnelle (il ya une nécessité d'avoir une équation à priori)
- 3- On peut faire recours à ces types de méthode intelligence artificielle si nous n'avons pas suffisamment de connaissance sur le phénomène à étudié.

REFERENCES

- Abrahamson, N. A., and Silva, W. J., 1997. Empirical Response Spectral Attenuation Relations for Shallow Crustal Earthquakes, *Seism. Res Lett* **68**, 94-127.
- Abrahamson, N. A., and Youngs, R. R., 1992. A stable algorithm for regression analyses using the random-effects model, *Bull. Seismol. Soc. Am* **82**, 505–510.
- Abrahamson, N. A., Silva, W. J., and Kamai, R., 2014. Summary of the ASK14 Ground Motion Relation for Active Crustal Regions, *Earthquake Spectra* **30**, 1025-1055.
- Ancheta, T. D., Darragh, R. B., Stewart, J. P., Seyhan, E., Silva, W. J., Chiou, S-J., Wooddell, K. E., Graves, R. W., Kottke, A. R., Boore, D. M., Kishida, T., and Donahue, J. L., 2014 NGA-West 2 database. *Earthquake Spectra* 30, 989–1005.
- Boore, D. M., 1997. Equations for estimating horizontal response spectra and peak acceleration from western North American earthquakes—A summary of recent work, *Seismol. Res. Lett* **68**, 128-153.
- Boore, D. M., 2003. Simulation of ground motion using the stochastic method, *Pure Appl. Geophys* **160**, 635–675.
- Boore, D. M., 2015. Deterministic Seismic Ground Motions and the PEER NGA Ground Motion Prediction Equations (GMPEs). *EERI Utah Chapter Short Course on Seismic Ground Motions*, West Jordan, Utah, USA.
- Boore, D. M., and Joyner, W. B., 1982. The empirical prediction of ground motion, *Bull Seism Soc Am* **72**, S43-S60.
- Boore, D. M., and Thompson, E. M., 2014. Path durations for use in the stochastic-method simulation of ground motions, *Bull. Seismol. Soc. Am* **104**, 2541–2552
- Campbell, K. W., and Y. Bozorgnia., 2014. NGA-West2 Campbell-Bozorgnia Ground Motion Model for the Horizontal Components of PGA, PGV, and 5%-Damped Elastic Pseudo-Acceleration Response Spectra for Periods Ranging from 0.01 to 10 sec, *Earthquake Spectra*, **30**, 1087-1115.
- Chaibeddra Tani, F., Derras, B. 2024. A regionalized partially nonergodic ground-motion data driven model for low to moderate seismicity areas: using RESIF-RAP, ESM, RESORCE and NGA-West2 data. *Bull Earthquake Eng* 22, 1677–1718. doi.org/10.1007/s10518-023-01852-2
- Chiou, B-S. J., Youngs, R. R., 2008. An NGA model for the average horizontal component of peak ground motion and response spectra. *Earthquake Spectra* **24**, 173–215.-Choi, Y., and Stewart, J. P.,

2005. Nonlinear site amplification as function of 30 m shear wave velocity, *Earthquake Spectra* **21**, 1–30.
- Derras, B., 2010. Peak ground acceleration prediction using artificial neural networks approach: application to the Kik-Net data, *International Review of Civil Engineering* **1**, 243–252.
- Derras, B., 2011. Contribution des données accélérométriques de KiK-Net à la prédition du mouvement sismique par l'approche neuronale avec la prise en compte des effets de site. Thèse de doctorat Es Science. Université Aboubekr Belkaid. [Tlemcen](#), Algérie.
- Derras, B., Bard, P-Y., and Cotton, F., 2014. Towards fully data-driven ground-motion prediction models for Europe, *Bull. Earthq. Eng* **12**, 495-516.
- Derras, B., Bard, P-Y., and Cotton, F., 2016. Site-conditions proxies, ground-motion variability and data-driven GMPEs. Insights from NGA-West 2 and RESORCE datasets. *Earthquake Spectra* **32**, 2027-2056.
- Derras, B., Bard, P-Y., Bekkouche, A., 2011. Prédiction Des Paramètres De Nocivité Par Approche Neuronale : Exemple Des Données Kik-Net. 8ème Colloque National de L'AFPS : Vers une maitrise durable du risque sismique. Paris-France.
- Derras, B., Bard, P-Y., Cotton, F., and Bekkouche, A., 2012. Adapting the neural network approach to PGA prediction: an example based on the KiK-net data. *Bull Seism Soc Am.* **102**, 1446–1461.
- Derras, B., Bekkouche, A., and Zendagui, D., 2010. Neuronal approach and the use of kik-net network to generate response spectrum on the surface, *Jordan Journal of Civil Engineering*, **4**, 12-21.
- Derras, B., Cotton, F., Drouet, S., and Bard, P-Y., 2017. Magnitude dependence of stress drop: what does the observed magnitude scaling of ground-motions tell us?, 16th World Conference onEarthquake, Santiago, Chile. [hal-01461210](#)
- Derras. B., 2013. Estimation des paramétrés de nocivité par la méthode neuronale avec l'utilisation desdonnées japonaises. 6^{ème} symposium international sur la construction en zone sismique([siczs'2013](#)), Chlef, Algérie.
- Fukushima, Y., and Tanaka. T., 1990. A new Attenuation Relation for horizontal acceleration of strong ground motion in Japan, *Bull. Seismol. Soc. Am* **80**, 757-783.
- Idriss, I. M., 2014. NGA-West2 Model for Estimating Average Horizontal Values of Pseudo-Absolute Spectral Accelerations Generated by Crustal Earthquakes, *Earthquake Spectra*, **30**, 1155-1177.

REFERENCES

- Kamai, R., Abrahamson, N. A., Walter, J., and Silva, M., 2014. Nonlinear Horizontal Site Amplification for Constraining the NGA-West2 GMPEs. *Earthquake Spectra* **30**, 1223-124.
- Kramer, S., 1996. Geotechnical earthquake engineering. Prentice-Hall Civil Engineering and Engineering Mechanics Series
- Pousse, G., 2005. Analyse des données accélérométriques de K-NET et KIK-NET: implications pour la prédiction du mouvement sismique -accélérogrammes et spectres de réponse et la prise en compte des effets de site nonlinéaire, Thèse de doctorat, Université Joseph Fourier, Grenoble, France
- Robitaille, B., Marcos, B., Veillette, M., and Payr, G., 1996. Modified quasi-Newton methods for training neural networks, *Computers chem. Engng* **20**, 1133-1140.
- Walling, M., W. J. Silva., and Abrahamson, N. A., 2008. Non-linear site amplification factors for constraining the NGA models, *Earthquake Spectra* **24**, 243-255.