

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
REPUBLIC ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
جامعة أبي بكر بلقايد- تلمسان
Université Aboubakr Belkaïd- Tlemcen –
Faculté de Technologie



Thèse

Présentée pour l'obtention du **grade de DOCTORAT LMD**

En : Génie Civil
Spécialité : Génie parasismique

Par : **AMEUR Mourad**

Contribution de « Neuro-Floue » à l'évaluation de l'aléa sismique de la région de Constantine en utilisant les données NGA-West 2

Soutenue le 04/07/2019 devant le jury composé de :

Pr Megnounif Abdellatif	Président de jury	Univ de Tlemcen
Pr Bourahla Nouredine	Examinateur	Ecole polytechnique d'Alger
Pr Benadda Belkacem	Examinateur	Univ de Tlemcen
Pr Zendagui Djawad	Directeur de thèse	Univ de Tlemcen
Pr Derras Boumédiène	Co-Directeur de thèse	Univ de Saida

REMERCIEMENTS

Dans un premier temps, je remercie le bon Dieu, tout puissant, de m'avoir donné la force pour survivre, ainsi que l'audace pour dépasser toutes les difficultés. Le travail présenté dans cette thèse a été réalisé au laboratoire de Risque assessment and management du département de génie civil de la faculté de technologie de l'Université de Tlemcen, sous la direction de Monsieur Zendagui Djawad, je tiens à lui remercier pour son encouragement, son soutien durant mon cursus post doctorale et la confiance qu'il m'a accordée, Ma plus grande gratitude va à mon co-directeur de thèse Monsieur Derras Boumedienne; je tiens vivement à lui remercier pour son aide et pour ses directives qu'il m'a donné, et ses précieux conseils qui m'ont permis de mener à bien ce travail.; J'ai profité de ces deux braves professeurs de leurs expériences de leurs paroles et de leurs gentilles, sans doute j'avais l'honneur et le plaisir de travailler avec eux. Je tiens aussi à remercier Dr. Hamidatou Mouloud pour les données qui nous a aidé dans la partie aléatoire sismique, sans oublier bien sûr l'équipe de CRAAG. J'exprime toute ma reconnaissance à Monsieur Magnounif Abdellatif pour avoir bien voulu accepter de présider le jury de cette thèse. Que Monsieur Benadda Belkacem, professeur à l'université de Tlemcen, trouve ici l'expression de mes vifs remerciements pour avoir bien voulu juger ce travail. Que Monsieur Bourahla Nouredine, professeur à l'école polytechnique d'Alger, trouve ici l'expression de mes vifs remerciements pour avoir bien voulu juger ce travail. Afin de n'oublier personne, mes vifs remerciements s'adressent à tous ceux qui m'ont aidé à la réalisation de cette modeste thèse.

Dédicaces

Au

Nom du dieu

Le clément et le miséricordieux

Louange à ALLAH le tout puissant.

Je dédie ce modeste travail enseigne

De respect, Reconnaissance et

De Remerciement

A mes chers

Parents,

A ma femme

A mon enfant mahfoud

A ma chère sœur Nassima,

A mes amis de Laboratoire RISAM

A toutes mes amis, de la promo M2 IBG 2012

A toute ma famille, qui porte le nom AMEUR.

A tous ceux qui ont participé à l'élaboration

De ce travail du pré ou de loins.

Je termine ma dédicace

Par remercier

Mon cher Djeltioui Amine

Table des matières

ملخص.....	7
Resumé	9
Abstract.....	11
Liste des tableaux	13
Liste des figures.....	14
Introduction générale.....	17
Chapitre 1 Aperçu sur les approches utilisées pour l'estimation des mouvements sismiques forts	22
1.1 Introduction	22
1.2 Les paramètres caractérisant le mouvement fort: PGV, PGA, PSA.....	22
1.2.1 Définition du PGA	23
1.2.2 Définition du PGV	23
1.2.3 Définition du PSA.....	24
1.3 Approches d'estimation du mouvement sismique	26
1.3.1 Caractérisation du mouvement sismique.....	26
1.3.2 Méthodes stochastique.....	27
1.3.3 Approche empirique : GMPE.....	28
1.4 Base de donnée	28
1.4.1 Base de données NGA-West2	29
1.5 C'est quoi une GMPE?	30
1.5.1 Partie expliquée	31
1.5.2 Partie inexpliqué : variabilité aléatoire.....	33
1.6 Approche à effet aléatoire	35
1.7 Complexité et limitation des GMPEs classique	36
1.8 Approche totalement dirigé par les données	41
1.9 Conclusion	42
Chapitre 2 Notions sur les systèmes adaptatifs d'inférence floue à base neuronale: ANFIS	43
2.1 Introduction.....	43
2.2 Travaux antérieurs sur RNA, LF et Neuro-Floue	44
2.3 La logique-floue.....	45
2.3.1 Définition	45
2.3.2 Sous-ensembles flous et Univers de discours	45
2.3.3 Fonctions d'appartenance	46
2.3.4 Variables linguistiques	47
2.3.5 Règles floues et operateur floue :	47
2.4 Raisonnement par la logique floue	48
2.4.1 Fuzzification	48
2.4.2 Inférence floue	48
2.4.3 Defuzzification	51
2.4.4 Types d'inférences floues	52
2.5 Les réseaux de neurones (RN).....	55
2.5.1 Historique	55

2.5.2	Définition	55
2.5.3	Structure d'un réseau de neurone.....	55
2.5.4	Type de structure d'un réseau de neurone.....	56
2.5.5	Principe de fonctionnement du RNA :	57
2.5.6	Apprentissage des RNA	58
2.6	Vers un modèle de prédiction de type Neuro-Floue	59
2.6.1	Neuro-floue : pourquoi ?	59
2.6.2	Quelques types de combinaisons Neuro-Flou	59
2.6.3	Structure d'ANFIS	61
2.6.4	Procédure et raisonnement.....	62
2.6.5	Apprentissage ANFIS.....	64
2.7	Conclusion	65
Chapitre 3 Modele de prediction du mouvement sismique par ANFIS:		
un exemple basé sur un jeu de données NGA-West 2		
3.1	Introduction.....	68
3.2	Jeu de données.....	68
3.2.1	Distribution du jeu de données	69
3.3	Methodologie.....	71
3.3.1	Modèle fixe	72
3.3.2	Modèle à effet aléatoire	75
3.4	Analyse de variabilité aléatoire du mouvement sismique.....	76
3.4.1	Analyse des résidus.....	76
3.5	Analyse des courbes médianes	81
3.5.1	Forme fonctionnelle.....	81
3.5.2	Robustesse du model ANFIS	81
3.5.3	Intervalle d'applicabilité du modèle ANFIS.....	84
3.6	Comparaison de la mediane obtenue par ANFIS avec Celle de Boore et al. 2014	84
3.6.1	Effet de la distance	85
3.6.2	Éffet de la magnitude	86
3.6.3	Effet de Vs30.....	86
3.7	Spectre de réponse	87
3.8	Comparaison de σ	88
3.9	Conclusion	89
Chapitre 4 Evaluation de l'aléa sismique : étude d'un cas simple,		
application aux données du catalogue de Constantine.....		
4.1	Introduction.....	91
4.2	Approches pour l'évaluation de l'aléa sismique.....	91
4.2.1	Concept de base.....	91
4.2.2	Principe d'évaluation de l'aléa sismique	92
4.3	Evaluation de l'aléa sismique : cas de la region de Constantine.....	98
4.3.1	Description du modèle de sismicité.....	98
4.3.2	Description des probabilités des fonctions cumulatives	101
4.3.3	Description des Loïs d'attenuations	106
4.4	Conclusion	110

Conclusion générale.....	111
Perspectives	113
ANNEXE -A-.....	114
ANNEXE -B-.....	116
ANNEXE -C-.....	120
Références bibliographique.....	121

ملخص

يستخدم نظام التكيف العصبي الترجيحي (ANFIS) في هذه الأطروحة إلى تطوير المعادلات التنبؤية لحركة الزلازل (EPMS أو GMPE)، وهو عنصر أساسي لتقييم المخاطر الزلزالية. مع ANFIS يمكن تجنب أي نوع من الشكل الوظيفي. وهكذا يوفر نظام ANFIS نماذج تنبؤية مدفوعة بالكامل بالبيانات. مع طوبولوجيا بسيطة فريدة من نوعها مقارنة مع النهج الشبكات العصبية الاصطناعية، ANFIS هو أكثر فائدة: الوحيدة لضبط لتعديل وظيفة العضوية.

يتم استخدام مجموعة فرعية من قاعدة البيانات NGA-West 2 مع 2335 من السجلات من 580 موقع و 140 حدث (الزلازل القشرية). فقط مجموعة من المحطات ذات سرعات متوسطة موجات القص على عمق ثلاثين متراً (V_{s30}). المعلومات المستقلة التي تميز المصدر وانتشار الموجة وتأثير الموقع المستخدم هي على التوالي حجم اللحظة (M_w) ومسافة Joyen-Boore (RJB) و V_{s30} . تم اختيار المعلومات التابعة للتسارع والسرعة القصوى للأرض PGA و PGM وكذا الشبه تسرع الطيفية (PSA) مع التخمين يساوي 5%. ولفترات تتراوح، 0.01-4 ثانية. إجراء مماثل لطريقة التأثير العشوائي، المستخدم في الطرق التقليدية، ويتم تكيفها واعتمادها في العمل الحالي، مع التأثير العشوائي، يمكن اختزال التقلبات العشوائية للحركة الزلزالية (VAMS) إلى داخل النظام VAMS. بين الحدث والحدث VAMS.

مجموع الانحراف المعياري σ (VAMS) باللوغاريتم العشري التي تم الحصول عليها بواسطة طريقة ANFIS يتراوح مقدارها بين 0.31 و 0.36 أقل بقليل من الانحراف المعياري الذي حصل عليه بطريقة النهج العصبي (Derras et al. 2016). النتائج المتوسطة التي تم الحصول عليها عن طريق هذه الطريقة قابلة للمقارنة مع تلك التي حصلت عليها بالطريقة الكلاسيكية Boore et al 2014 وبالطريقة العصبية (Derras et al. 2016) GMPE التي تم الحصول عليها في هذه الأطروحة يمكن أن ترصد الظواهر الفيزيائية الأساسية مثل: تأثير المقياس والتشعب المتعلق بالحجم وتوهين الشدة الزلزالية مع المسافة وتأثير الخطية وغير الخطية.

من خلال هذا النوع من النهج، من الممكن وصف النموذج بشكل متعدد الحدود أو تنفيذه في ورقة C-منهج، مما يوفر الاستخدام العملي من قبل المهندسين.

في العمل الثاني، نقوم بتحليل احتمالي للمخاطر الزلزالية (PSHA) من خلال وضع منحى لحدوث هدف تسارع قصوى لمنطقة قسنطينة الجزائر. في هذا الخصوص يتم استخدام مجموعة مختلفة من GMPEs. تؤكد النتائج التي تم الحصول عليها أن التعديل الطفيف لـ VAMS يمكن أن يولد زيادات كبيرة في مستوى الخطر الزلزالي.

كلمات البحث:

حركة الزلازل، ANFIS، التأثيرات العشوائية، المخاطر الزلزالية، قاعدة بيانات NGA West-2.

RESUME

Le système d'inférence adaptative neuro-floue (SIANF ou ANFIS) est utilisé dans cette thèse pour élaborer des équations de prédiction du mouvement sismique (EPMS ou GMPE). Les GMPEs sont un élément clé dans l'évaluation de l'aléasisme. Avec l'ANFIS toute sorte de forme fonctionnelle, a priori, peut être évitée. ANFIS fournit ainsi des modèles prédictifs totalement dirigés par les données. Avec une topologie simple est unique par rapport à l'approche par réseaux de neurones artificiels, ANFIS est plus avantageux : Le seul paramètre à ajuster rest la fonction d'appartenance.

Un sous-ensemble de la base de données NGA-West 2 est utilisé avec 2335 enregistrements provenant de 580 sites et de 140 événements (séismes crustaux). Seules les stations dont les vitesses moyennes des ondes de cisaillement sur trente mètres de profondeur (V_{s30}) mesurées sont considérées. Les paramètres indépendants caractérisant l'effet de source, de propagation d'onde et de site utilisés sont respectivement la magnitude du moment (M_w) la distance Joyen-Boore (RJB) et V_{s30} . Les paramètres dépendants (ou rechercher) sont l'accélération et la vitesse maximales du sol PGA et PGV ainsi que les ordonnées pseudo-spectrale (PSA) avec un amortissement égal à 5 % et pour des périodes allant de 0,01 à 4 sec. Une procédure similaire à l'approche à effets aléatoires, utilisée dans les méthodes classique, est adaptée et adoptée dans le présent travail. Avec l'approche à effet aléatoire, la variabilité aléatoire du mouvement sismique (VAMS) peut être découpée à une VAMS intra-événement et VAMS inter-événement. L'écart type total de la VAMS (σ) en logarithme décimal obtenu par la méthode INFIS varie entre 0.31 et 0.36 : légèrement plus faible que l'écart type obtenu par l'approche neuronale (Derras et al. 2016). Les résultats (médianes) obtenus par cette présente méthode, sont comparables à ceux obtenus par la GMPE classique Boore et al. 2014 et par la GMPE neuronale de Derras et al. 2016. Les GMPEs obtenues dans cette thèses, peuvent captées les phénomènes physiques sous-jacent tels que : l'effet d'échelle et de saturation lié à la magnitude, l'atténuation de l'intensité sismique avec la distance et l'effet de site linéaire et non linéaire. Avec ce type d'approche, il est possible d'écrire le modèle sous forme polynomiale et de l'implanter dans une feuille Excel offrant ainsi une utilisation pratique. Avec les GMPEs obtenue par ANFIS, nous construisons le spectre de réponse uniforme, en tenant compte de l'aléa sismique régional, de la région de Constantine.

Mots clés :

Mouvement sismique, Neuro-flous, PGA, ANFIS, NGA, PSHA et aléa sismique

ABSTRACT

The adaptive neuro-fuzzy inference system (SIANF or ANFIS) is used in this thesis to develop seismic motion prediction equations (EPMS or GMPE), a key element in the evaluation of seismic hazard. With ANFIS any kind of functional form, a priori, can be avoided. ANFIS thus provides predictive models totally driven by the data. With a simple topology is unique compared to the artificial neural networks approach, ANFIS is more advantageous: The only parameter to adjust is the membership function.

A subset of the NGA-West 2 database is used with 2335 records from 580 sites and 140 events (crustal earthquakes). Only stations with average shear wave velocities over thirty meters depth (V_{s30}) measured are considered. The independent parameters characterizing the source, wave propagation and site effect used are respectively the magnitude of the moment (M_w), the Joyen-Boore distance (RJB) and V_{s30} . The dependent (or search) parameters are the maximum ground acceleration and velocity PGA and PGV as well as the pseudo-spectral ordinates (PSA) with a damping equal to 5% and for periods ranging from 0.01 to 4 sec. A procedure similar to the random effects approach, used in the classical methods, is adapted and adopted in the present work. With the random effect approach, the random variability of the seismic movement (VAMS) can be cut to a VAMS intra- event and VAMS inter-event.

The standard deviation of the VAMS (σ) in logarithm decimal obtained by the ANFIS method varies between 0.31 and 0.36: slightly lower than the standard deviation obtained by the neuronal approach (Derras et al., 2016). The results obtained by this method are comparable to those obtained by the classical GMPE of Boore et al. 2014 and by the neuronal GMPE of Derras et al. 2016. The GMPEs obtained in this thesis, can capture the underlying physical phenomena such as: the scale and saturation effect related to the magnitude, the attenuation of the seismic intensity with the distance and the effect of linear and non-linear site.

With this type of approach, it is possible to write the model in polynomial form or to implement it in APPENDIX –C- sheet, thus offering a practical use by the engineers.

In a second work, we carry out a probabilistic analysis of seismic hazard (PSHA) by elaborating a curve of occurrence of a maximum acceleration target of the region of Constantine-Algeria. Different GMPEs are used. The results obtained confirm that a slight modification of VAMS can generate significant increases in the level of the seismic hazard.

Keywords:

Ground motion, ANFIS, standard deviation, GMPE, random effect , seismic hazard and NGA West-2 database.

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2-1 : Formules de quelques fonctions d'appartenances	47
Tableau 2-2 : Paramètres à ajuster par le système ANFIS.....	65
Tableau 3-1 : Influence des différentes fonctions d'appartenance sur σ (écart type) total à T = 0,00, 0,20, 1,00 et 2,00 s.	73
Tableau 3-2 : Valeurs résiduelles (en %) inférieures à ± 1 , ± 2 and ± 3 fois les écarts-types (ϕ, τ) à T = 0,00, 0,20, 1,00 et 2,00 s.....	76
Tableau 3-3 : Mesure de la robustesse des résidus à travers les coefficients d'asymétrie Skewness (S) et d'aplatissement Kurtosis (K) à T = 0,00 0,20 1,00 et 2,00 s.....	78
Tableau 3-4 : Intervalles de validité des métadonnées utilisées dans le modèle ANFIS	84
Tableau 4-1 : Les valeurs de la loi de recurrence	99
Tableau 4-2 : Les valeurs de la fonction cumulative des magnitudes FM(m).....	102
Tableau 4-3 : La probabilité de la fonction de densité cumulative des magnitudes	103
Tableau 4-4 : Les résultats du calcul de la fonction cumulative FR (r).....	105
Tableau 4-5 : La probabilité de la fonction de densité cumulative des distances	105

LISTE DES FIGURES

Figure 1-1 : Les PGA PGV obtenus à partir des séries temporelles (Fabrice Cotton, 2016).....	24
Figure 1-2 : Spectres de réponse correspondant à divers degrés (figure pas clair amélioré sa résolutions) d’amortissement exemple d’amplification et d’atténuation des accélérations par un bâtiment fondé sur un sol donné (ici, sol dur). Le bâtiment à ($T = 0,3$ s) amplifie les secousses, le bâtiment à ($T = 1,5$ s) les atténue. (Patricia, 2001).....	25
Figure 1-3 : définition de la distance R_x et R_{jb} suivant deux plans de projection ((N. Abrahamson & Silva, 2008; B.-J. Chiou & Youngs, 2008).....	26
Figure 1-4 : la richesse des données en fonction du temps du projet NGA du 1997 jusqu'à 2011.....	29
Figure 1-5 : Comparaison entre la base de données NGA-west1 et NGA-west2.....	30
Figure 1-6: Atténuation du mouvement sismique avec la distance et pour une magnitude donnée : données (points) et GMPE (courbe) (FEMA, 2007).....	31
Figure 1-7: La variation du PGA et PSA à une seconde en fonction de la distance de rupture a différents magnitudes du 3.5 à 7.5 à l'aide du modèle CB13.....	32
Figure 1-8 Composantes inter-événements (between-events) et intra-événements (within-events) de la variabilité aléatoire du mouvement sismique.....	34
Figure 1-9: exemple d’une forme fonctionnelle complexe de (B. S.-J. Chiou & Youngs, 2014).....	37
Figure 1-10: Spectres de réponse des 5 GMPEs pour un scénario donné (http://ngawest2.berkeley.edu).....	38
Figure 1-11: 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 I.4.3.....	39
Figure 1-12: Comparaison de l’écart type (distance de rupture R_{rup} égale à 30 km et pour $V_{s30} = 760$ m/s (Gregor et al. 2014).....	40
Figure 1-13: Comparaison entre l’écart type σ vs périodes (s) de CY2008 et CY2014 (Chiou and Youngs 2013).....	41
Figure 2-1 : Représentation d’un ensemble flou sur son univers de discours (à gauche) et représentation des sous-ensembles flous sur ces domaines de discours (à droite).	46

Figure 2-2: Les formes des fonctions d'appartenances Triangulaire, Trapézoïdale et Gaussienne.....	46
Figure 2-3: Exemple de l'implication de Mamdani Max-Min pour deux règles floues(Baghli, 1999)	50
Figure 2-4 : Exemple de l'implication de Larsen Max-Produit pour deux règles floues(Baghli, 1999)	50
Figure 2-5 : Déffuzification par la technique Moyenne-Max.....	52
Figure 2-6 : Système d'inférence flou par la méthode de Mamdani.....	53
Figure 2-7 : Résultante de sortie effectuée par la méthode de Mamdani	53
Figure 2-8 : Résultante de sortie effectuée par la méthode de Sugeno	54
Figure 2-9 : Structure d'un réseau de neurones artificiels.....	56
Figure 2-10 : Structure d'un réseau de neurones artificiels non bouclé.....	56
Figure 2-11 : Structure d'un réseau de neurones artificiels bouclé.....	57
Figure 2-12 : Différents types des fonctions d'activations	57
Figure 2-13 : L'architecture du model ANFIS a deux entrées	61
Figure 3-1 : La distribution des magnitudes Mw en fonction de la distance RJB a diffèrent gamme de PGA (a) à gauche ; et distribution des PGA en fonction de RJB pour magnitude allant de 4 jusqu'au 7 (b) à gauche ; de même la figure (a) à droite montre la distribution des Mw en fonction de et Vs30 pour des gammes de PGA et la figure (b) adroite montre la variation des PGA en fonction de Vs30 pour Mw variant de 4 au 7.	70
Figure 3-2 : Distribution des fonctions cumulative des magnitudesMw (a), distances RJB (b) vitesse Vs30 (c) et les accélérations maximales PGA (d) avec des pourcentages de fréquence de données équivalentes à 5% 10% 50% 90% et 95%, correspond au cercle en rouge.....	71
Figure 3-3 : Structure du modèle ANFIS pour la prédiction des PGA ou PGV ou PSA. Il existe cinq couches dans ce modèle : les paramètres d'entrées sont Mw, log10 (RJB) et log10 (VS30). $\mu_{a_i}(X)$ est les fonction d'appartenances pour chaque paramètres d'entrée, ω_j est la règles des poids pour le nœud j, $\bar{\omega}_j$ est la normalisation des ω_j ; dans la quatrième couche γ_j présente le résultat de l'équation calculer en fonction des paramètres d'entrées pour chaque nœud j variant de 1 au 8, la sommation de $(\gamma_j \times \bar{\omega}_j)$ donne le résultat finale de la prédiction dont le paramètres de sortie est log10(γ_{max}) au niveau de la dernière couche. Les paramètres d'entrée sont Mw, log10 (RJB) et log10 (VS30)	72
Figure 3-4 : Distributions normales des résidus η_i et ϵ_{ij} pour les périodes	79
Figure 3-5: Répartition des résidus inter-événements η_{ij} par rapport à M_w et les résidus intra-événements ϵ_{ij} par rapport à RJB et VS30, pour une période T = 0,0 s.....	80
Figure 3-6: Variation de τ , ϕ et σ , en échelle logarithme décimal et naturelles en fonction de la période T, pour les paramètres PSA, PGA et PGV	80
Figure 3-7: Comparaison des courbes en PSA à des périodes T[0.0 0.20 1.00 2.00]s en fonction de RJB à différents magnitude $M_w = 4, 5, 6$ et 7 en utilisant 100% et 50% de l'ensemble de données pour	

$V_{s30}=400\text{m/s}$ (50% de données dans la représentation des fonctions cumulative CDF (figure 3-2(c))	82
Figure 3-8: Variation du facteur d'amplification (AF) en fonction de PSA de référence pour des périodes ($T = 0,0 \text{ s}, 0,2 \text{ s}, 1,0 \text{ et } 2,0 \text{ s}$). $M_w = 5 - 7$ pour une distance.....	83
Figure 3-9: Comparaison de PSA à $T=0.00 \text{ s}$ (ANFIS) avec le modèle de Boore et al. (2014) pour les magnitudes M_w allant de 4 à 7, cette comparaison est effectuée pour une valeur de $V_{S30} = 400 \text{ m / s}$ (50% de CDF)	85
Figure 3-10 : Variation des PSA en fonction de M_w à des périodes = $[0.0, 0.1, 1.0 \text{ et } 2.0] \text{ s}$ pour une distance de $R_{JB} = 70 \text{ km}$ et une valeur de $V_{S30} = 400 \text{ m / s}$, cette comparaison est faite entre les deux modèle ANFIS et (Boore et al. 2014)	86
Figure 3-11: PSA estimés par les deux modèles : ANFIS et Boore et al. (2014) en fonction de V_{s30} pour les périodes $T=[0.00 \text{ } 0.20 \text{ } 1.00 \text{ } 2.00] \text{ s}$ et pour $M_w = 6$ et	87
Figure 3-12 : Comparaison entre les spectres de réponses des deux modèles ANFIS et Boore et al. (2014) pour $M_w = 4, 5, 6 \text{ et } 7$ à une $V_{S30} = 400 \text{ m / s}$ et une distance.....	88
Figure 3-13 : Comparaison des variations de σ_{en} en fonction des périodes allant de 0.01 à 4 s. Cette comparaison est effectuée entre les modèles ANFIS, Derras et al. (2016) et Boore et al. (2014). Le σ_{de} de ce dernier modèle dépend de la valeur de $M_w = 4 \text{ et } 7$, de la distance.....	89
Figure 4-1 : Les différents types de source sismique.....	95
Figure 4-2 : Représentation linéaire et quadratique de l'équation de récurrence des magnitudes	96
Figure 4-3 : Courbe d'aléa sismique (Rosset, Philippe & Petermans,.....	97
Figure 4-4: Informations sur les catalogues de séismes anciens	98
Figure 4-5 : Courbe de Gutenberg Richter « catalogue de Constantine »	99
Figure 4-6 : La fonction cumulative des magnitudes $FM(m)$	103
Figure 4-7 : Source (en surface) de rayon R	104
Figure 4-8 : La fonction de densité cumulative des distances $FR(r)$	106
Figure 4-9 : Comparaison entre les courbes d'aléas des trois modèles Ameer et al. 2018, Derras et al. 2016 et Boore et al. 2014 pour PSA à $T=0.01 \text{ s}$	108
Figure 4-10 : Projection de la valeur de $\lambda_y = 0.0001 \text{ ans}^{-1}$ sur l'axe des accélérations des trois courbes d'aléas Ameer et al. 2018, Derras et al. 2016 et Boore et al. 2014 pour PSA à $T=0.01 \text{ s}$	109
Figure 4-11 : Comparaison des spectres de réponses uniformes de l'aléa sismique des trois modèles Ameer et al. 2018, Derras et al. 2016 et Boore et al. 2014 pour une période de retour de 1000 ans.....	109

INTRODUCTION GENERALE

Une bonne évaluation de l'aléa sismique (déterministe ou probabiliste) dépend en grande partie de la qualité de l'équation de prédiction du mouvement sismique (EPMS). Avec les EPMS (ou GMPEs) nous pouvons estimer le mouvement sismique en fonction, entre autre, de la distance, de la magnitude et des conditions locales de site : cette partie de l'équation représente la partie expliquée de la GMPE. Sa partie inexpliquée, quant à elle, représente les incertitudes liée principalement au manque de connaissance du comportement physique sous-jacent. Ce type d'incertitude est nommé : variabilité aléatoire du mouvement sismique (VAMS). La qualité de la GMPE est donc inversement proportionnelle à la VAMS. La VAMS est fortement affectée par la quantité et la qualité de l'ensemble de données, par le nombre de proxies et par l'approche utilisée pour obtenir les GMPE.

L'approche par régression empirique est couramment utilisée. Avec une telle approche, la définition d'une forme fonctionnelle est a priori requise. Les formes fonctionnelles ont considérablement évolué impliquant de plus en plus de variables indépendantes (Douglas et Edwards 2016) et ce pour le seul but : diminuer la VAMS. Malheureusement, il en résulte des réductions non significative de la VAMS avec des modèles de plus en plus compliqués (ex. Chiou et Youngs 2014).

L'objectif principal de cette thèse est de chercher une approche à moindre coût : évitant ainsi la prédéfinition de la forme fonctionnelle et avec des VAMS acceptables. Les approches conduites par les données semblent répondre à cette exigence : méthode universelle, parcimonieuse et simple à implémenter. La disponibilité de plus en plus de données accélérométriques (ex. KiN-Net, RESORCE et NGA-West2) et le développement considérable des méthodes d'intelligence artificielle semble un bon argument en faveur de ce choix.

Dans ce contexte, nous citons les travaux de (Derras et al 2014, Ahmad et al 2008, Liu et al 2006, Kerh et Ting 2005) dans lequel les auteurs ont utilisé des réseaux neuronaux artificiels (RNA) pour développer des GMPEs entièrement pilotées par les données. Néanmoins, la conception du modèle RNA(architecture variable) nécessite un travail

laborieux pour bien choisir et ajuster les paramètres du modèle neuronal (Derras et al. 2012).

Pour surmonter ce problème, nous utilisons dans la présente thèse, une approche complémentaire à architecture unique : algorithmes d'apprentissage développés des RNA et de l'architecture unique inspirée la logique floue (FL). En plus, l'utilisation conjointe de RNA et FL permet de réduire considérablement le temps d'apprentissage. Cette méthode « hybride » est intitulé ANFIS: Système d'inférence neuro-floue adaptative.

Dans cette étude, l'accélération et la vitesse maximale du sol (PGA, PGV) et le pseudo-spectre de réponse (PSA) sont estimés par l'approche ANFIS et ce à partir de la distance R_{JB} (Joyner & Boore, 1981), la magnitude du moment M_w et la vitesse moyenne des ondes de cisaillement à 30 m V_{s30} (m/s). Le but est de montrer la capacité d'ANFIS à prédire les mêmes tendances et les mêmes niveaux d'intensité (PGA, PGV et PSA) obtenus par la GMPE classique de (Boore et al., 2014) et par le modèle neuronal construit par (Derras et al., 2016). Le deuxième but est de montrer que la mise en œuvre d'une GMPE par ANFIS est plus facile que par ANN et que la VAMS-ANFIS est plus faible que celle obtenue par RNA.

A la fin de cette thèse, un autre volet est développé. Il s'agit de tester l'influence de la VAMS, quelle que soit la GMPE utilisée, sur la courbe de l'aléa sismique probabiliste (Cornell et al. 1979). Pour ce faire nous avons choisis trois GMPEs classiques simple (Douglas, 2016) sans tenir en compte des conditions de site locales. C'est pour cette raison que nous n'avons pas considéré la GMPE-ANFIS, qui est en fonction de MW, RJB et Vs30. Pour ce faire, nous avons effectué un test sur la région de Constantine avec un catalogue sismique enregistré depuis les années 1345 à 2014. Les résultats obtenus montrent que la VAMS (σ) influe sur le niveau de l'aléa sismique : Un léger accroissement de sigma engendre une augmentation significative des niveaux d'aléa sismique, et croissant avec la période de retour considérée, comme indiqué sur la Figure ci-dessous.

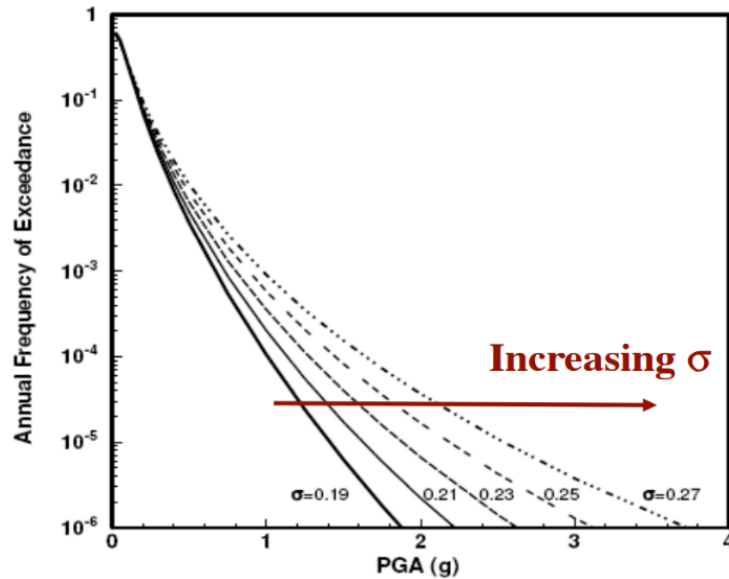


Figure: Impact de la valeur de σ sur la courbe d'aléa sismique obtenue par une approche probabiliste (Bommer & Abrahamson, 2006)

Ce travail de recherche s'articule sur 4 chapitres autour de l'estimation du mouvement sismique et l'aléa régionale. Les modèles élaborés visent à apporter des éléments qui permettent de mieux comprendre la nature particulière du chargement sismique

Chapitre 1: Aperçu sur les approches utilisées pour l'estimation des mouvements sismiques forts

Dans ce chapitre nous commençons tout d'abord par une introduction sur les définitions des différents paramètres caractérisant le mouvement sismique fort. Nous enchaînons par donner des notions sur les modèles stochastiques, empiriques et totalement dirigés par les données. Les deux derniers modèles nécessitent l'utilisation d'une base de données. La base de données NGA-West 2 est présentée, puisque c'est cette dernière qui va être utilisée dans le chapitre 3. En parallèle, nous mettrons l'accent sur l'importance de la prise en compte de la VAMS dans les modèles de prédictions. L'approche à effet aléatoire est indispensable pour une bonne prise en compte de la VAMS: donc elle est présentée elle-aussi. Nous exposons aussi les limites et la complexité des GMPEs classique en vue d'utiliser une approche totalement conduite par les données telle que les modèles neuronaux. Cependant, ces derniers représentent quelques

inconvenients. Une approche alternative reste, entre autre, l'approche Neuro-Flous qui va être présentée en détail dans le chapitre 2 et utilisée dans le chapitre 3.

Chapitre 2 : Notions sur les systèmes adaptatifs d'inférence floue à base neuronale : ANFIS

Dans ce chapitre nous présenterons une nouvelle approche qui appartient à la branche « intelligence artificiel ». Espérant, qu'elle peut être utilisée dans le domaine de l'estimation du mouvement sismique. Il s'agit d'une approche hybride qui combine la logique floue et les réseaux de neurones artificiels. La combinaison de ces deux méthodes permet de profiter des avantages des deux méthodes et éviter ses insuffisances. La recherche bibliographique que nous avons menée et les définitions que nous avons présentées nous ont permis de s'orienter vers l'approche « ANFIS ». Cette dernière va être utilisée pour estimer le mouvement sismique.

Chapitre 3 : Evaluation du modèle GMPE par ANFIS

Le troisième chapitre vise à appliquer l'approche Neur-Floue sur l'évaluation des paramètres de prédiction de mouvement sismique « GMPEs » PGA, PGV et PSA à différentes périodes. Nous allons décrire comment un système ANFIS permet d'évaluer un modèle d'une équation de prédiction sans aucune forme fonctionnelle et qui est basé sur la base de données NGA-West2, la sélection d'un sous-ensemble de la base de données est aussi mise en évidence ; trois paramètres sismiques M_w , R_{JB} et V_{s30} sont pris en considération. Une analyse des incertitudes et des analyses pour estimer la performance du système ANFIS sont traitées dans ce chapitre ensuite en comparant les modèles élaborés par ANFIS avec le modèle de Derras et al. 2016 le modèle de Boore et al. 2014. L'influence des écarts-types par le système ANFIS et par d'autres modèles classiques ont fait l'objet pour faire une étude de cas pour l'évaluation des courbes d'aléa sismique.

Chapitre 4 : Evaluation de l'aléa sismique : application sur les données du catalogue de Constantine

Dans ce chapitre nous allons décrire le principe d'évaluation de l'aléa sismique par l'approche de Cornell 1969, tout en identifiant les différents éléments pour cela notamment : les paramètres de sismicité, la loi de Gutenberg Richter 1945 et les lois d'atténuation, après nous allons effectuer une étude d'un cas simple sur une source surfacique, en se basant sur le catalogue de Constantine pour l'évaluation des courbes d'aléas. Dans ce chapitre une étude d'un cas simple du volé aléa sismique coté probabiliste

est faite sur les données du catalogue sismique algérien de la région de Constantine (Mouloud et al. 2017), analyse des incertitudes et des analyses pour estimer la performance du système ANFIS les données du catalogue ainsi que le modèle élaboré dans le chapitre 3 nous a permis de faire une comparaison des spectres de réponses uniformes de l'aléa sismique des trois modèles Ameer et al. 2018, Derras et al. 2016 et Boore et al. 2014 pour une période de retour de 10000 ans.

Chapitre 1 Aperçu sur les approches utilisées pour l'estimation des mouvements sismiques forts

1.1 Introduction

La meilleure façon d'obtenir le chargement sismique dans un site donné est de l'enregistrer. Cependant, cette façon de faire n'est pas toujours favorable techniquement et financièrement. Une alternative sera utiliser afin de prédire (estimer) le mouvement sismique dans n'importe quel site. Il existe différentes approches qui nous permettent de l'estimer. Les plus connues sont – l'approche stochastique et l'approche empirique. La première se base totalement sur la physique qui contrôle le mouvement sismique de la source à la surface de la terre et la deuxième sur la physique et sur les enregistrements antérieurs. Cependant, la physique sous-jacente n'est pas toujours maîtrisée. Ce qui est traduit par une grande variabilité aléatoire du mouvement sismique (VAMS) et ce malgré les efforts consentis pour réduire cette variabilité. Malheureusement par des modèles de plus en plus complexes. Cette situation (complexité des modèles et VAMS non satisfaisante) nous a motivé à chercher d'autres alternatives moins laborieuses et qui donnent, peut-être, des incertitudes acceptables. Il s'agit des modèles totalement conduites par les données telles que les données NGA-West 2. Dans ce chapitre, nous présentons les différentes manières avec lesquelles nous pourrions développer des modèles de prédiction sismique à la fois peu coûteux, simple avec des VAMS optimales

1.2 Les paramètres caractérisant le mouvement fort: PGV, PGA, PSA

Le mouvement sismique fort est enregistré, généralement, par des accélérographes. Ce concept a permis de construire différentes bases de données. En général, le sous-ensemble

qui constitue ces bases de données est l'accélération maximale du sol (PGA), la vitesse maximale du sol (PGV) et les pseudo-accélérations (PSA). Ces trois indicateurs représentent les proxies qui caractérisent le mieux le mouvement sismique.

1.2.1 Définition du PGA

C'est un paramètre qui représente la valeur maximale de l'accélération sismique en un site donné (Figure 1-1). Ce paramètre est utilisé, entre autre, dans le domaine de la construction comme un coefficient de zone A (règles parasismiques Algériennes) et pour l'évaluation de l'aléa sismique. Le PGA est aussi une accélération à la fréquence infinie (période structurelle nulle), il caractérise donc seulement les hautes fréquences. Très utilisé en raison de sa simplicité, le PGA n'est pas le paramètre le plus corrélé avec les dommages des structures : grandes déformations (lors d'un séisme) engendrées par les moyennes et les faibles fréquences. PGA est un paramètre scalaire nécessaire mais pas suffisant ; qu'il faut le compléter donc par d'autres paramètres tel que :

1.2.2 Définition du PGV

Le PGV (Peak Ground Velocity) correspond à la valeur maximale absolue de la vitesse en fonction du temps qui peut être obtenu par l'intégration de l'accélérogramme (Figure 1-1). Plutôt contrôlé par des fréquences intermédiaires (entre 1 à 2 Hz). Le PGV est parfois jugé plus approprié que le PGA (Liu and Zhang, 1984) dans le cas d'étude de risque sismique sur des ouvrages de grandes dimensions et sera un meilleur indicateur de nocivité pour les structures les plutôt souples.

Néanmoins avec ces deux paramètres PGA et PGV nous ne pouvons pas effectuer une analyse modale sur des structures plus souples (à un degré de liberté élevé). Les ordonnées spectrales semblent une bonne alternatives complémentaires.

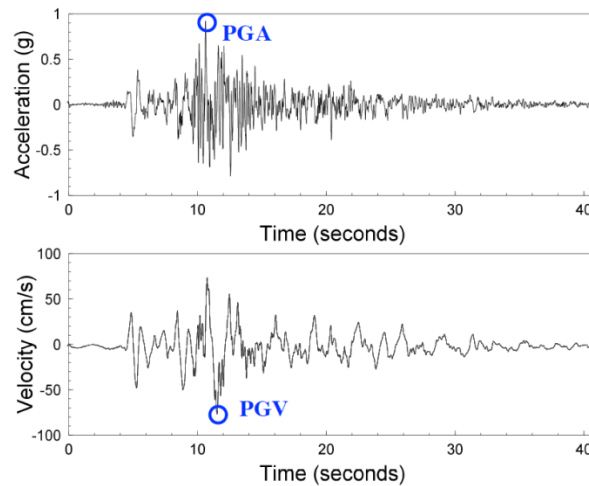


Figure 1-1 : Les PGA PGV obtenus à partir des séries temporelles (Fabrice Cotton, 2016)

1.2.3 Définition du PSA

L'accélération spectrale (SA) décrit l'accélération maximale d'un mouvement sismique sur un oscillateur harmonique amorti dans une dimension physique. Cela peut être mesuré à différentes fréquences d'oscillation et avec différents degrés d'amortissement, bien qu'un amortissement de 5% soit couramment appliqué (D. M. Boore, Stewart, Seyhan, & Atkinson, 2014). La SA à différentes fréquences peut être tracée pour former un spectre de réponse. Ce dernier est représenté par une courbe sur laquelle on lit les valeurs maximales de l'amplification du mouvement sismique.

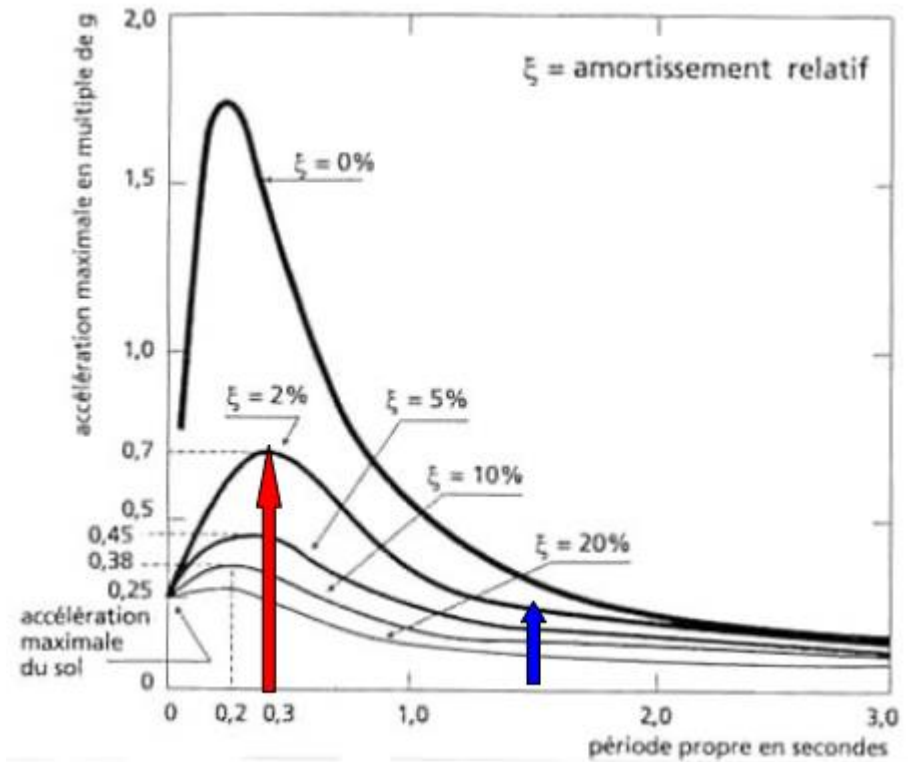


Figure 1-2: Spectres de réponse correspondant à divers degrés d'amortissement exemple d'amplification et d'atténuation des accélérations par un bâtiment fondé sur un sol donné (ici, sol dur). Le bâtiment à ($T = 0,3$ s) amplifie les secousses, le bâtiment à ($T = 1,5$ s) les atténue. (Patricia, 2001)

L'accélération spectrale, avec une valeur liée à la fréquence structurelle de vibration du bâtiment, est utilisée dans le génie parasismique et peut donner une approximation plus proche du mouvement d'un bâtiment ou d'une autre structure dans un tremblement de terre que la valeur maximale d'accélération et de la vitesse sismique dans un site donnée. Les PGA, PGV et les ordonnées spectrales sont les proxies qui représentent le mouvement sismique que nous allons prédire dans le chapitre 3. Quelles sont les approches de prédiction du mouvement sismique (PGA, PGV et SA) préconisées par la communauté scientifique ?

1.3 Approches d'estimation du mouvement sismique

1.3.1 Caractérisation du mouvement sismique

Nous savons pertinemment que le mouvement sismique est la convolution de l'effet de source sismique, effets de propagations d'onde et les effets de site. Afin d'élaborer une équation de prédiction du mouvement sismique, il suffit donc de relier l'un des proxies du mouvement sismique (ex PGA, PGV ou SA) avec les proxies décrivant la source sismique, propagation d'onde et les effets de site en utilisant, dans le cas générale, une fonction prédéfinie :

Mouvement sismique = (effet de source) x(propagation d'onde) x (effets de site)

Nous pouvons trouver différents proxies pouvant présenter la source sismique (séisme Crustal ou de subduction) à savoir la magnitude (magnitude local : M_L , magnitude de surface M_s et magnitude du moment M_w), le mécanisme au foyer (faille normal et faille inverse faille coulissante) et directivité...etc.

Ce qui concerne l'effet de propagation d'onde, nous pouvons utiliser généralement la distance. Ils existent plusieurs définitions de la distance : distance épacentrale (R_{epi}), distance hypocentrale (R_{hyp}), distance de Joyner & Boore (R_{jb}), distance de rupture (R_{rup}), la plus grande distance horizontale entre la faille et le site (R_x) :(Figure 1-3)

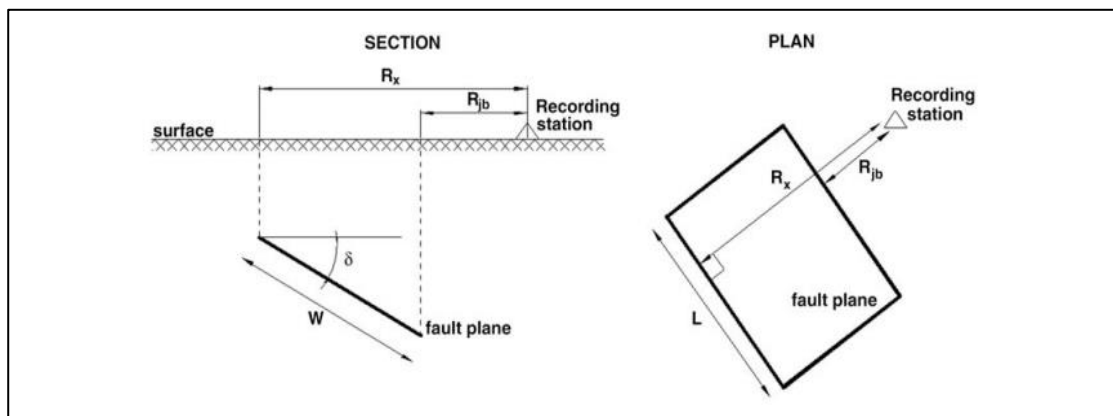


Figure 1-3 : définition de la distance R_x et R_{jb} suivant deux plans de projection ((N. Abrahamson & Silva, 2008; B.-J. Chiou & Youngs, 2008)

Pour l'effet de site, le proxy le plus fréquent utilisé est la vitesse moyenne des ondes de cisaillement sur les premiers trente mètres de profondeur V_{s30} .

Dans le présent travail (chapitre 3), nous utiliserons M_w , RJB et V_{s30} pour représenter les trois effets sismiques précités.

La base sur laquelle les modèles sont dérivés revient principalement aux choix de la forme fonctionnelle, éventuellement de la base de données et de la méthode utilisée.

1.3.2 Méthodes stochastique

La méthode stochastique est une méthode de simulation du mouvement sismique, consiste à combiner des descriptions fonctionnelles du spectre des amplitudes du mouvement sismique avec un spectre à phase aléatoire. Et de le décomposer suivant différents facteurs affectant les mouvements sismiques (source, propagation d'onde et de site) en formes fonctionnelles simples.

Plusieurs auteurs, ont utilisé des représentations stochastiques (Papageorgiou et Aki 1983a, Zeng et al. 1994). Il existe aussi d'autres auteurs qui ont montré la méthode stochastique de diverses façons est notamment : Hanks and McGuire (1981), (D. Boore & Joyner, 1997; D. M. Boore, 2003; Brillinger & Preisler, 1984; Joyner & Boore, 1981) Boore and Joyner (1984), Joyner and Boore (1988), Boore et Atkinson, 1987; Boore (2003), Hao et Gaul, 2004. Le plus utilisé est celui de Boore 2003 fondé essentiellement sur les travaux de Hanks et McGuire 1980, 1981 ces derniers ont combiné des modèles sismologiques de l'amplitude spectrale du mouvement du sol avec la notion technique selon laquelle les mouvements à haute fréquence sont fondamentalement aléatoires. Le spectre de réponse Y est caractérisé par l'équation 1-1.

$$Y(M_0, R, f) = E(M_0, f)P(R, f)G(f)I(f) \quad 1-1$$

Où M_0 est le moment sismique, R est la distance et f est la fréquence. Le premier filtre $E(M_0, f)$ dans l'équation (1-1) représente le spectre de la source. $P(R, f)$ décrit le spectre d'atténuation d'amplitude à la distance la plus proche de la surface de rupture. $G(f)$ représente l'effet du site et $I(f)$ est lié au type de mouvement du sol.

L'approche stochastique est plutôt complémentaire et est utilisée pour faire compléter le manque des enregistrements du mouvement sismique. En cas où les données existent, nous favorisons plutôt les approches dites empiriques.

1.3.3 Approche empirique : 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. Vs30), voir aussi d'autres paramètres (Derras, 2017).

La robustesse de la GMPE utilisée dépend essentiellement de sa forme fonctionnelle et du jeu de données utilisé pour son élaboration. C'est pour cette raison que nous donnons dans ce qui suit des notions sur les bases de données et nous présentons la base de données NGA-West 2 que nous utiliserons dans cette thèse pour élaborer notre GMPE.

1.4 Base de donnée

Il existe multitude de bases de données accélérométriques (BDA) à travers le monde. Ces BDA contiennent plusieurs informations sur le nom d'identification de l'évènement, latitude et longitude; la date de l'évènement, nom de station, magnitude, le type de magnitude, la ou les distances et leurs types, les vitesses de cisaillement à différentes profondeur, la profondeur focale et d'autre paramètres secondaire comme le dip le Z_0 etc. et plus des proxies du mouvement sismique tel que les PGV, PGA et les PSA a différentes période.

Nous citons quelques bases de données. A titre d'exemple la base de données Kik-Net : c'est une base de donnée japonaise qui a été utilisé par (F Cotton, Pousse, & Bonilla, 2008; Derras, Bard, Cotton, & Bekkouche, 2012; Kokusho & Sato, 2008; Pousse, 2005)). La base de donnée PEER (N. A. Abrahamson, Silva, & Kamai, 2014; N. Abrahamson & Silva, 2008; Ancheta et al., 2012; Ancheta, Darragh, & Stewart, 2014) Aussi la base de donnée RESORCE (Akkar et al., 2014; Bard, Cotton, & Assessment, n.d.; Bindi et al., 2014; Derras, Bard, & Cotton, 2016; Douglas et al., 2014).

1.4.1 Base de données NGA-West2

En 2011, un travail d'élaboration d'une base de données récente a été mis en œuvre sur la base du projet PEER (Pacific Earthquake Engineering Research Center) qui a été actualisé et renforcé par d'autres événements importants. Cette nouvelle compilation de données est intitulée NGA-West 2 (N. A. Abrahamson, Silva, & Kamai, 2013; Ancheta, Darragh, Stewart, et al., 2014; D. M. Boore et al., 2014; Campbell & Bozorgnia, 2014; B. S.-J. Chiou & Youngs, 2014; Nick Gregor et al., 2014; Idriss, 2014; Kamai, Abrahamson, & Silva, 2014; Stewart, Boore, Seyhan, & Atkinson, 2016)

En fait, NGA-West1 c'est le projet original de NGA PEER.(Ancheta, Darragh, & Stewart, 2014) ont compilé des données du mouvement du sol enregistrés pour des séismes crustaux.

Dans la Figure 1-5 : Comparaison entre la base de données NGA-west1 et NGA-west2 : montrent le développement et l'évolution des données de PEER 1997, NGA-West1 en 2003 et NGA-West2 en 2011 respectivement.

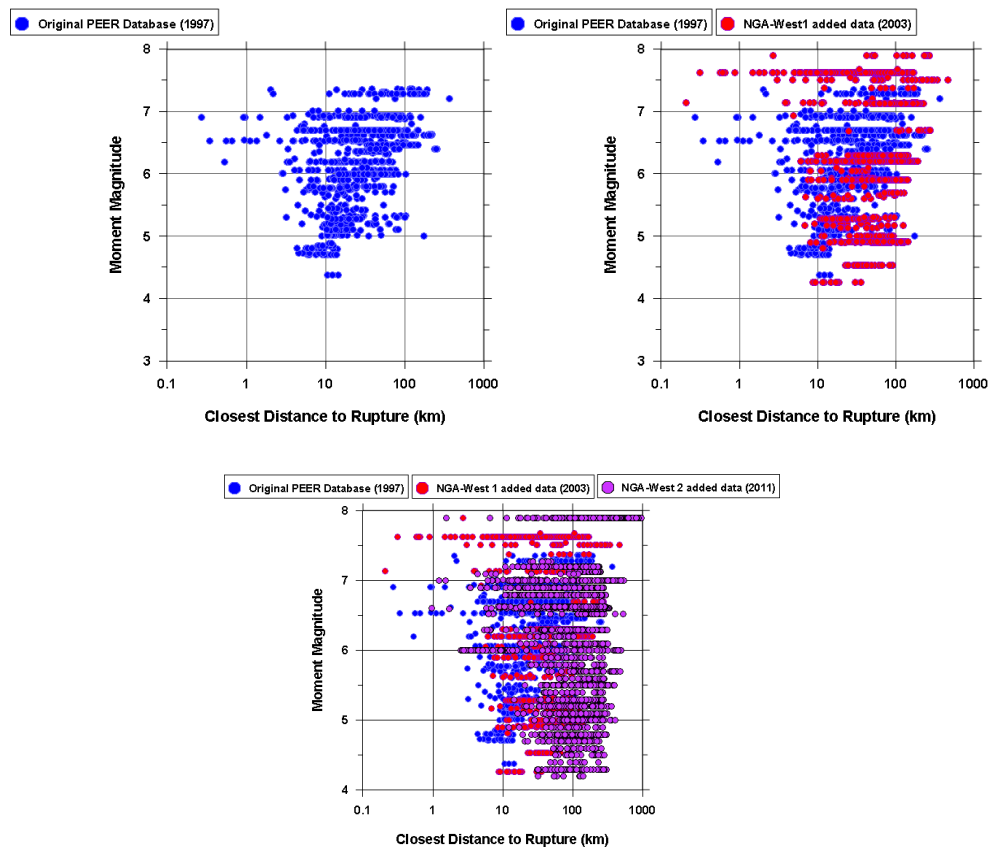


Figure 1-4 : la richesse des données en fonction du temps du projet NGA du 1997 jusqu'à 2011

Parmi les données qui ont enrichi la base de données NGA-West2, on trouve les séismes de Japon : 2000, 2004, 2007 et 2008 avec des magnitudes 6.61, 6.63, 6.8 et 6.9 respectivement, les séismes de Nouvelle Zélande en 2010 et 2011 avec une magnitude de 7 et 6.1, les séismes de la Chine en 2008 d'une magnitude enregistrée de 7.9 et aussi le séisme de l'Italie en 2009 de magnitude égale à 6.3.

La Figure 1-5, montre que la base de données NGA-West2, est la plus grande dans le monde vis-à-vis de la base de données NGA-West1 avant l'apparition du projet GEM, les métadonnées de NGA-West 2 comporte une gamme de magnitude $M = 3$ à 7,9; $RRUP = 0,7$ à 1500 km; et $VS30$ allant de 90 à 2100 m/s.

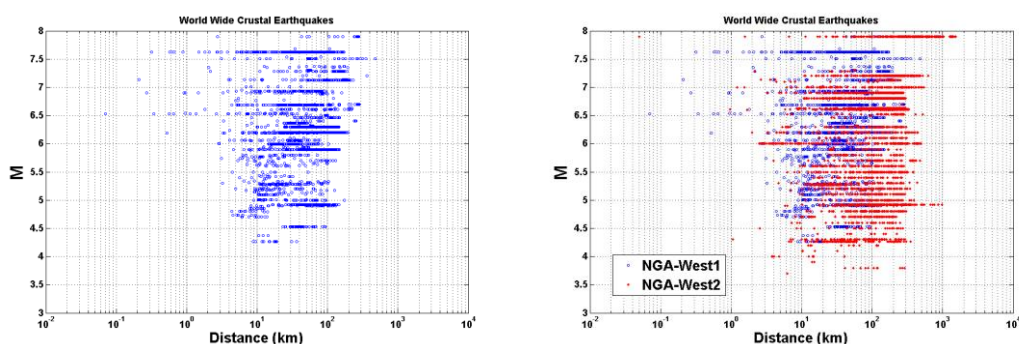


Figure 1-5 : Comparaison entre la base de données NGA-west1 et NGA-west2

1.5 C'est quoi une GMPE?

La quantification de la décroissance de l'énergie libérée d'un scénario sismique avec la distance représente un élément clé pour l'évaluation de l'aléa sismique, il s'agit de la relation d'atténuation du mouvement sismique ou GMPE. Ces GMPEs permettent de trouver une certaine corrélation entre le paramètre caractérisant le mouvement sismique et les différentes métadonnées telle que la magnitude et la distance : (Figure 1-6)

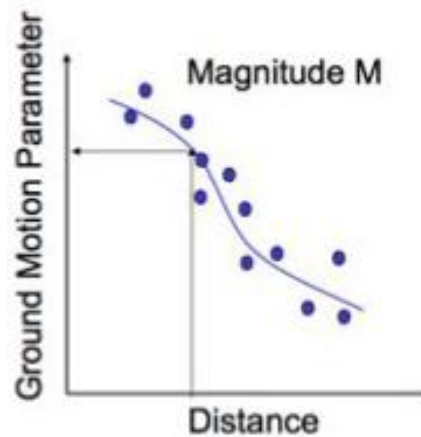


Figure 1-6: Atténuation du mouvement sismique avec la distance et pour une magnitude donnée : données (points) et GMPE (courbe) (FEMA, 2007)

Les GMPEs peuvent prendre plusieurs appellations, notamment : Relations d'atténuation, les équations d'atténuation ou bien les modèles d'atténuation. Ce sont des équations qui peuvent être utilisées pour prédire des valeurs possibles du mouvement sismique dans un site donné pour un événement futur. La plupart de ces GMPEs sont "empiriques" et sont développées à partir d'un ensemble de données (Ex. NGA-West 2) et pour une région d'étude spécifique avec une signification physique appropriée.

1.5.1 Partie expliquée

La médiane des équations d'atténuations (1-2) décrivent le phénomène physique sous-jacent et notamment l'atténuation du mouvement sismique avec distance, l'effet de l'échelle lié à la magnitude : un exemple est donné sur la

Figure 1-7. Les GMPEs doivent aussi capter d'autres effets tels que l'effet de site et de directivité.

$$Y = f(M, R, Vs30, \dots)$$

1-2

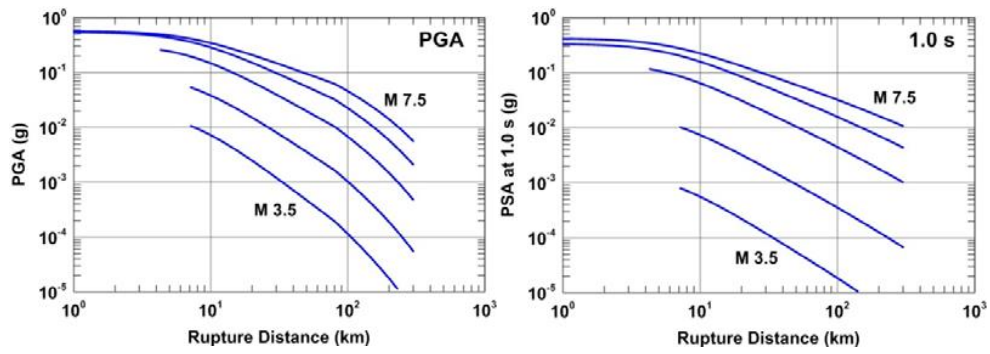


Figure 1-7: La variation du PGA et PSA à une seconde en fonction de la distance de rupture à différents magnitudes du 3.5 à 7.5 à l'aide du modèle CB13.

Plusieurs auteurs ont établis différentes formes fonctionnelles des GMPEs, de plus simple l'équation (équation 1-3) de Joyner & Boore (1981) à la plus compliqué équation 1-4) de (D. M. Boore et al., 2014).

$$\log Y = \alpha + \beta M - \log R + b R$$

$$\text{ou } r = (d^2 + h^2)^{1/2}$$
1-3

Log R : atténuation géométrique.

b R : atténuation inélastique.

$$\log y = F_E(M, mech) + F_p(R_{JB}, M, region) + F_s(V_{s30}, R_{JB}, M, z_I)$$
1-4

(D. M. Boore et al., 2014) ont utilisé plusieurs proxies comme la M : Magnitude mech : style de la faille, le paramètre de la région géographique, la distance Joyner & Boore RJB, les paramètres d'amplification sismique Fln et Vs30.

Nous présentons dans l'équation (1-5), un exemple de forme fonctionnelle. Le mouvement sismique est approché mathématiquement par la forme suivante :

$$\underbrace{\ln Y}_1 = \underbrace{C_1 + C_2 M + C_3 M^{C_4}}_2 + \underbrace{C_5 \ln[R + C_6 \exp(C_7 M)]}_3 + \underbrace{C_8 R}_5$$

$$+ \underbrace{f(source) + f(site)}_6$$
1-5

Chaque terme de cette équation représente un comportement physique :

1. Les valeurs maximales des paramètres de mouvement fort sont approximativement distribuées en loi log normale. En conséquence, la régression est généralement effectuée sur le logarithme de Y plutôt que sur Y lui-même.

2. La magnitude est généralement définie comme le logarithme de certains paramètres de mouvement. Par conséquent, ln devrait être approximativement proportionnelle à M.

3. Les ondes de volume lorsqu'elles s'éloignent de la source sismique engendrent une atténuation du Y de l'ordre de $1/R$ et de $1/\sqrt{R}$ lorsqu'il s'agit des ondes de surface. Il s'agit de l'atténuation géométrique.

4. La taille de la faille en mouvement est proportionnelle à la magnitude : l'apparition de phénomènes de saturation en champ proche.

5. Une partie de l'énergie transportée par les ondes est absorbée par les matériaux constituant le milieu de propagation. Cet amortissement du matériau provoque un mouvement sismique décroissant avec R : atténuation inélastique

6. Les paramètres de mouvement sismique sont influencés par les caractéristiques de la source et du site.

Il est à noter que cette forme fonctionnelle représente seulement un exemple parmi d'autres. L'objectif de toutes les GMPEs est de converger le plus possible des observations. Une convergence complète, donc, n'existe pas. Pour mesurer la robustesse d'une GMPE nous devons calculer sa VAMS. C'est ce que nous allons voir dans la section suivante.

1.5.2 Partie inexpliquée : variabilité aléatoire

Les paramètres suscités (ex. M, R et V_{s30}) restent des indicateurs qui représentent partiellement les différents effets sur le mouvement sismique. Les effets non pris en compte engendrent les effets aléatoires du mouvement sismique (Derras 2017). En résumé, le paramètre caractérisant le mouvement du sol « Y » peut être écrit de la manière suivante :

$$Y = f(X_{es}, \mathcal{G}) + \Delta$$

1-6

Où Y est le mouvement sismique observé, $f(X_{es}, \theta)$ est la médiane du modèle, X_{es} est le vecteur de paramètres explicatifs (par exemple, magnitude, distance, style de failles, conditions du site), θ est le vecteur de coefficients à ajuster du modèle, et Δ représente la VAMS. Généralement elle est décomposée en deux termes : la variabilité inter-événement noté δB_e (Atik, Abrahamson, & Bommer, 2010), et la variabilité intra-événement noté δW_{es} . La moyenne de δB_e et δW_{es} est nulle, indépendante et normalement distribuée et avec des écarts-types τ et φ , respectivement.

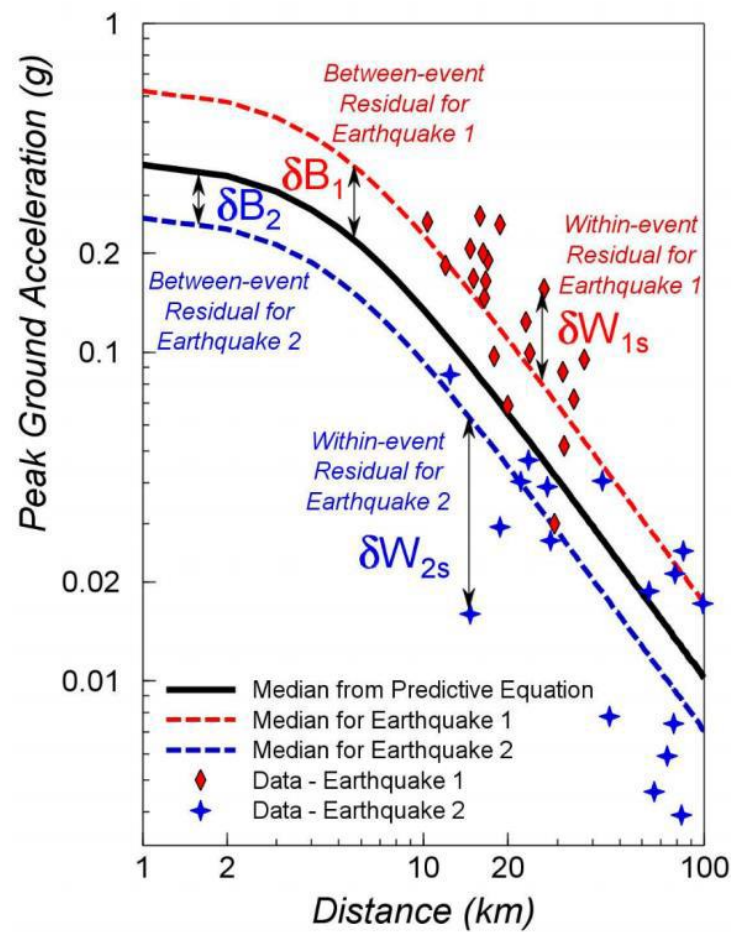


Figure 1-8 Composantes inter-événements (between-events) et intra-événements (within-events) de la variabilité aléatoire du mouvement sismique (Strasser & Abrahamson, 2009)

Comme l'illustre la Figure 1-8, les résidus δB_e , représente la différence entre la médiane de la GMPE (courbe noire) et la médiane de l'événement e (courbe rouges). Les résidus δW_{es} , est la différence entre une observation individuelle à une station « s » (point rouges)

de la médiane qui correspond à l'évènement e (courbe rouge). L'équation 1-6 peut être écrite sous la forme :

$$Y = f(X_{es}, \mathcal{G}) + \delta B_e + \delta W_{es} \quad 1-7$$

Les résidus inter-événements et intra-événement ne sont pas corrélés, donc l'écart-type total du modèle de mouvement sismique peut être écrit comme suit (équation 1-8):

$$\sigma = \sqrt{\tau^2 + \phi^2} \quad 1-8$$

Il est à noter que, l'équation 1-8 reste valable seulement si nous avons un nombre suffisant de sites par événement. Dans le cas échéant, l'utilisation du modèle mixte s'impose. Il s'agit d'intégrer en plus du modèle fixe, le modèle à effet aléatoire (Abrahamson and Youngs 1992).

1.6 Approche à effet aléatoire

L'approche à effet aléatoire est une approche itérative utilisée afin d'obtenir les coefficients de modèle en maximisant la fonction de vraisemblance (Brillinger et Preisler 1984, 1985). Les étapes de cet algorithme qui mentionnée comme suit :

1. Définissez les résidus inter-événement à zéro: $\eta_i = 0$
2. Soustraire l'estimation du résidu inter-événement du mouvement sol observée:

$$y'_{ij} = y_{ij} - \eta_i \quad 1-9$$

3. Estimer les coefficients θ_i , en ajustant les moindres carrés ordinaires.
 4. Calculer le mouvement du sol médian, μ_{ij} , pour chaque enregistrement, étant donné le θ_i
 5. Etant donné les estimations médianes (μ_{ij}), trouver la φ (variabilité intra-événement) et τ (inter-événement variabilité) par maximum de vraisemblance
 6. Étant donné les φ et τ , estimer les résidus inter-événements, η_i
- Répétez les étapes 2 à 6 jusqu'à ce que la probabilité atteigne un maximum.

La fonction de log-vraisemblance est donnée par l'équation (1-10) :

$$LL = \left[\sum_{i=1}^{Neqk} \sum_{j=1}^{Nj} \frac{(y_{ij} - \mu_{ij})}{2\phi^2} \left((y_{ij} - \mu_{ij}) - \frac{\rho S_i}{(1 + N_i \rho)} \right) \right]_i \quad 1-10$$

$$- \left[\sum_{i=1}^{Neqk} \sum_{j=1}^{Nj} \ln(\phi^2 + N_i \tau^2) + \ln(\phi^2)(N_i - 1) \right]$$

Où :

$$S_i = \sum_{i=1}^{N_i} y_{ij} - \mu_{ij} \quad 1-11$$

$$\rho = \frac{\tau^2}{\phi^2} \quad 1-12$$

Étant donné les φ et τ , la solution du maximum de vraisemblance pour le résidu inter-événement est donnée par la formule suivante :

$$\eta_i = \frac{\tau^2 \sum_{i=1}^{N_i} y_{ij} - \mu_{ij}}{N_i \tau^2 + \phi^2} \quad 1-13$$

Cet algorithme hybride combine un modèle fixe avec un modèle à effets aléatoires. Généralement, le modèle fixe utilisé pour obtenir une GMPE est celui de la régression empirique par moindre carré.

1.7 Complexité et limitation des GMPEs classique

Afin de visualisé la complexité et limitation des GMPEs classique nous allons poser la question suivante : **Existe-t-il un consensus autour d'une forme fonctionnelle ?**

Pour répondre à cette question nous proposons l'étude de comparaison faite pour les 5 GMPEs utilisent plus au moins le même jeu de données avec différentes formes fonctionnelles et paramètres (Derras, 2017) ; dont nous exposons un exemple de forme fonctionnelle (B. S.-J. Chiou & Youngs, 2014). Cette GMPE est parmi les plus complètes, mais aussi les plus complexes. Les auteurs tiennent compte de tout les paramètres qui

tiens en compte dans la mediane du mouvement du sol (GMPE). Les 4 autres formes fonctionnelles sont aussi complexes que celle de Chiou et Youngs.

$$\begin{aligned}
\ln y_{ref} &= c_1 + \left\{ c_{1a} + \frac{c_{1c}}{\cosh[2 \max(M - 4.5, 0)]} \right\} F_{RV} + \left\{ c_{1b} + \frac{c_{1d}}{\cosh[2 \max(M - 4.5, 0)]} \right\} F_{NM} \\
&+ \left\{ c_7 + \frac{c_{7b}}{\cosh[2 \max(M - 4.5, 0)]} \right\} \Delta Z_{TOR} + \left\{ c_{11} + \frac{c_{11b}}{\cosh[2 \max(M - 4.5, 0)]} \right\} (\cos \delta)^2 \\
&+ c_2(M - 6) + \frac{c_2 - c_3}{c_n} \ln [1 + e^{c_n(c_M - M)}] + c_4 \ln \{ r_{rup} + c_5 \cosh[c_6 \max(M - c_{HM}, 0)] \} \\
&+ (c_{4a} - c_4) \ln \sqrt{r_{rup}^2 + c_{RB}^2} + \left\{ c_{\gamma 1} + \frac{c_{\gamma 2}}{\cosh[\max(M - c_{\gamma 3}, 0)]} \right\} r_{rup} \\
&+ c_8 \max \left[1 - \frac{\max(r_{rup} - 40, 0)}{30}, 0 \right] \min \left[\frac{\max(M - 5.5, 0)}{0.8}, 1 \right] e^{-c_{sa}(M - c_{sb})^2} \Delta DPP \\
&+ c_9 F_{HW} \cos \delta \left[c_{9a} + (1 - c_{9a}) \tanh \left(\frac{R_x}{c_{9b}} \right) \right] \left[1 - \frac{\sqrt{r_{jb}^2 + Z_{TOR}^2}}{r_{rup} + 1} \right] \\
\ln y &= \ln y_{ref} + \phi_1 \min \left[\ln \left(\frac{V_{s,30}}{1130} \right), 0 \right] \\
&\phi_2 \left\{ e^{\phi_3[\min(V_{s,30}, 1130) - 360]} - e^{\phi_3(1130 - 360)} \right\} \ln \left(\frac{y_{ref} + \phi_4}{\phi_4} \right) \\
&\phi_5 \left(1 - e^{-\Delta Z_{1.0}/\phi_6} \right) \\
\Delta Z_{TOR} &= Z_{TOR} - E[Z_{TOR}] \\
E[Z_{TOR}] &= \max[2.704 - 1.226 \max(M - 5.849, 0), 0]^2 \quad \text{for reverse} \\
E[Z_{TOR}] &= \max[2.673 - 1.136 \max(M - 4.970, 0), 0]^2 \quad \text{For strike-slip/normal}
\end{aligned}$$

Figure 1-9: exemple d'une forme fonctionnelle complexe de (B. S.-J. Chiou & Youngs, 2014)

A travers l'outil distribué par PEER (<http://ngawest2.berkeley.edu>) nous présentant une comparaison des ordonnées spectrales en sortie et les valeurs des metadonnées pour avoir les spectres de reponse en accelerations des GMPES (Figure 1-10), tout cela pour savoir si avec differents GMPEs nous obtenons le même niveau de mouvement sismique.

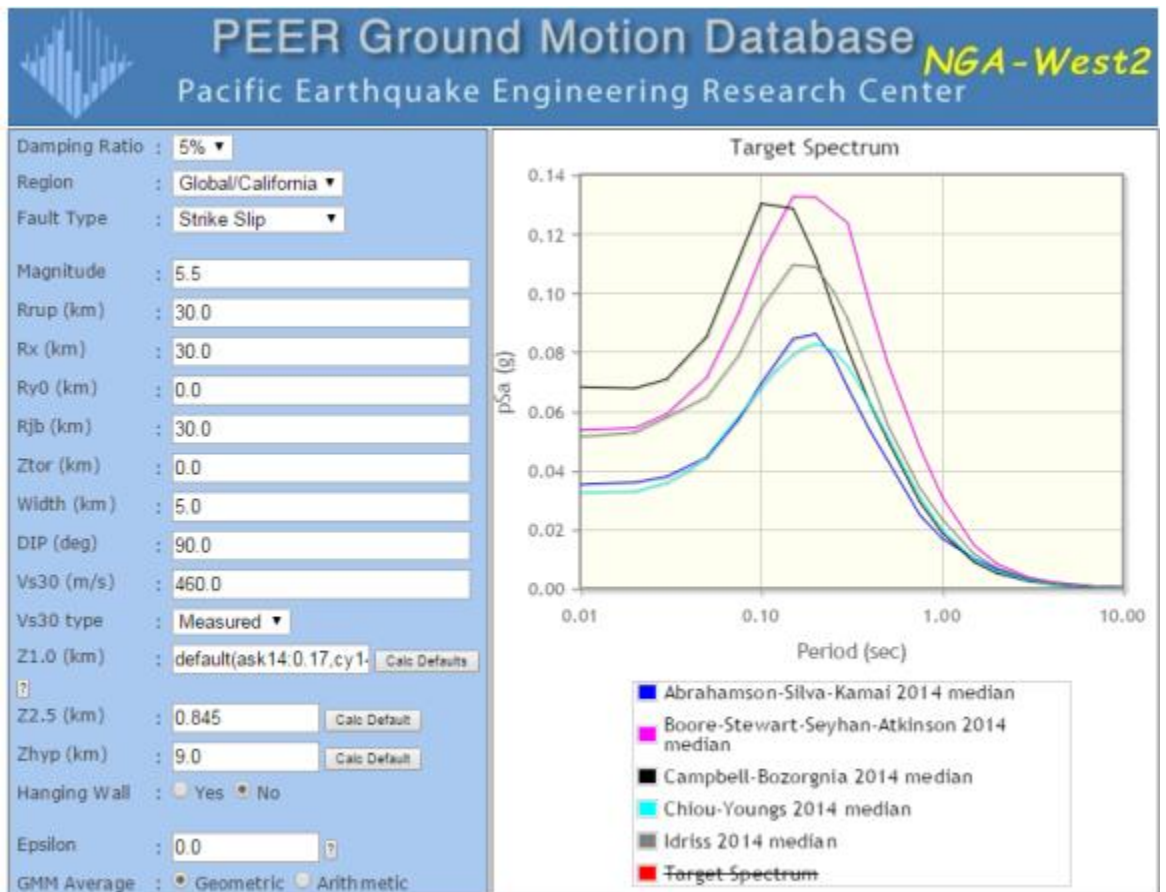


Figure 1-10: Spectres de réponse des 5 GMPEs pour un scénario donné (<http://ngawest2.berkeley.edu>).

A partir de 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.

A ce niveau là il convient de posé une autre question : **es ce qu'on pourrait penser que les GMPEs sont devenues assez performantes et robustes pour prédire les chargements sismiques à venir ?**

Pour répondre a cette dernière, nous présentons un autre exemple dans le but de montrer la différence entre les formes fonctionnelles et les données sismiques en termes de PGA enregistrées lors du mégaséisme (ex : de Tohoku 11/03/2011). La Figure 1-11 : représente les 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 (D. M. Boore, 2003; NJ Gregor, Silva, & Wong, 2002; Kanno, Narita, Morikawa, & Fujiwara, 2006; Youngs, Chiou, & Silva, 1997; Zhao, Zhang, Asano, & Ohno, 2006).

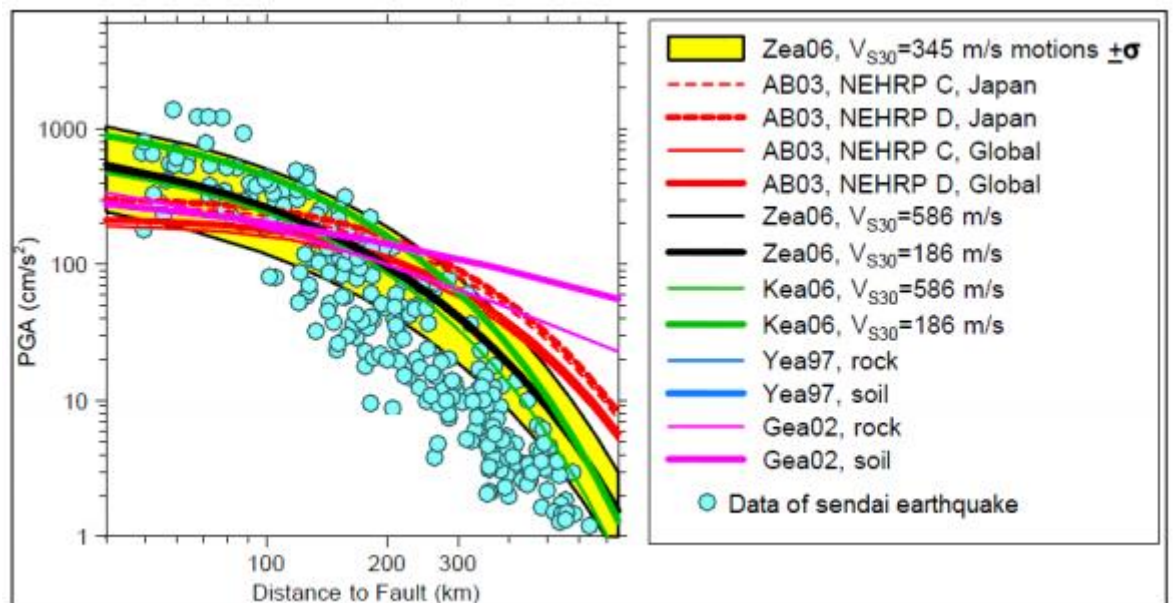


Figure 1-11: Comparaison entre les GMPEs élaborées pour les événements de subduction au Japon et les PGA enregistrés lors du séisme de Tohoku http://daveboore.com/daves_notes/comparisons_of_ground_motions_from_the_m_9_tohoku_earthquake_with_gmpes_v1.4.pdf I.4.3.

En comparant ces modèles d'atténuation 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. Autrement dit, mesurer la capacité des GMPEs à intégrer le maximum d'effets pour réduire l'incertitude donnée par la partie inexpliquée de l'équation (la variabilité aléatoire).

Dans ce cas une autre question sera posée: **comment peut-on réduire l'incertitude de la variabilité aléatoire des GMPEs?**

En répondant sur cette question par un exemple illustrative de tel sorte que nous gardants les memes modeles utilisés en dessus, les auteurs on supposés que la variabilité aléatoire du mouvement sismique dépend de la magnitude (la variabilité apparente diminue avec la magnitude) et de la distance (la variabilité apparente augment avec la

distance). En outre, les modèles issus de la base de données NGA-West 2 dépendent tous de la période. La comparaison entre ces 5 modèles est illustrée sur la

Figure 1-12. Il est à noter que, les valeurs de l'écart type total σ des modèles sont différentes. Dans la thèse de (Derras, 2017) à montrer l'influence de la base de donnée et la forme fonctionnelle sur la variabilité aléatoire apparente ; justifiant ça par la comparaison entre les deux modèles CY2014 et CY2008 (Chiou and Youngs 2008) représenté sur la Figure 1-13, les auteurs comparent les deux modèles. Dans le dernier modèle, les auteurs utilisent la base de données NGA-west 1 avec moins de paramètres. Ce qui est remarquable dans cette comparaison c'est que $\sigma_{CY2008} < \sigma_{CY2014}$ pour $T < 3$ s et ce, malgré l'existence d'un modèle de variabilité aléatoire complexe. Cette comparaison montre donc qu'on n'aura pas forcément une réduction de la variabilité aléatoire en augmentant la taille de la base de données. Le fait d'avoir plus d'informations de différents sites/régions et événements sismiques engendre plus de disparités qui ne sont pas prises en compte par la forme fonctionnelle.

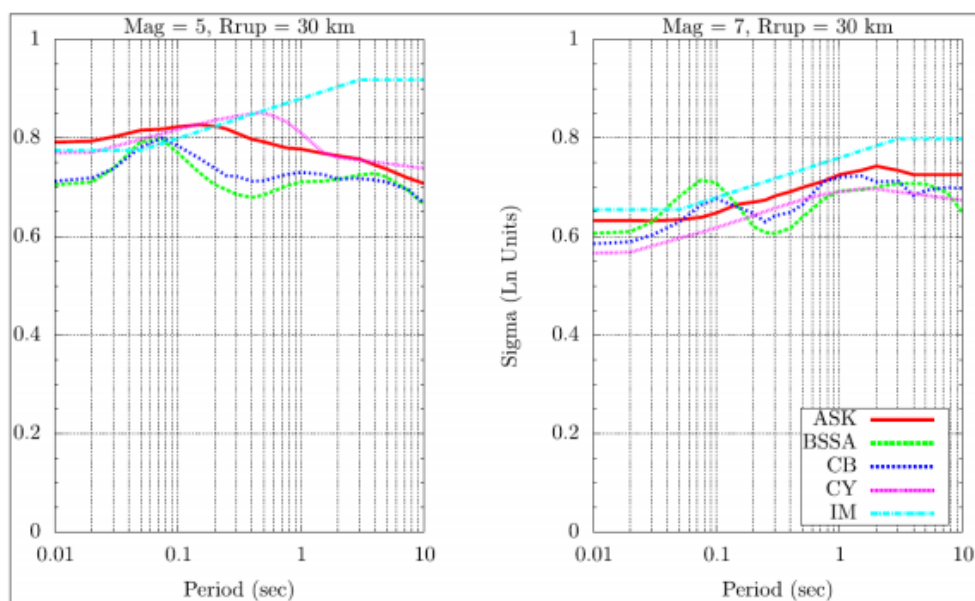


Figure 1-12: Comparaison de l'écart type (distance de rupture Rrup égale à 30 km et pour $V_{s30} = 760$ m/s (Gregor et al. 2014).

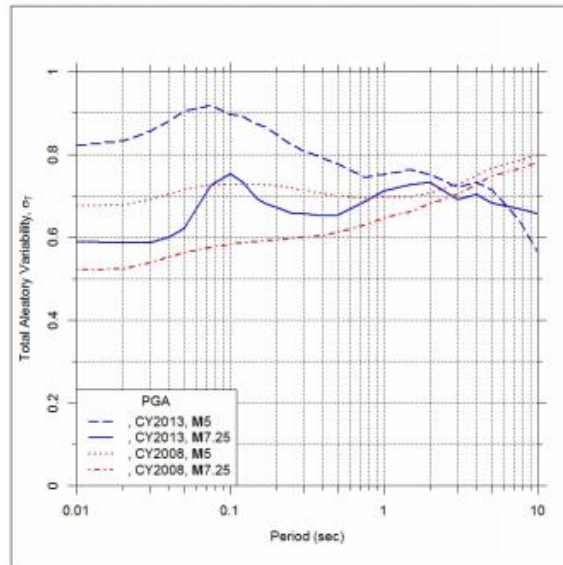


Figure 1-13: Comparaison entre l'écart type σ vs périodes (s) de CY2008 et CY2014 (Chiou and Youngs 2013)

Malgré ces modèles évolutifs GMPEs qui sont développés et reconnus par ces auteurs, le problème de la réduction des incertitudes sigma reste en question, (Bommer et al. 2010) a montré que, le nombre de coefficients utilisés pendant les 40 dernières années pour l'obtention des PGA est en nette croissance. Cette croissance qui n'a pas apporté une réduction significative de l'écart type.

Nous cherchons donc des méthodes alternatives qui sont basées seulement sur les données, pour cela nous allons exposer en bref une méthode qui s'appelle réseau de neurone artificiel (RNA) qui a été utilisé beaucoup dans les travaux de (Derras, 2017) afin d'introduire au chapitre 2.

1.8 Approche totalement dirigée par les données

Nous avons eu la curiosité de chercher d'autres alternatives qui ne nécessitent pas de formes fonctionnelles a priori. Les approches totalement conduites par les données à cet effet. L'approche de Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) est la plus connue, dans laquelle un seul type de fonction (nommée fonction d'activation) est à considérer. Quelques notions de base relatives à cette approche vont être présentées dans le chapitre 2. Malgré la célébrité de cette approche, son implémentation reste plus au moins difficile :

1. Choix de nombre de couches cachées, neurones par couches cachées, surtout qu'il n'existe pas vraiment de règles derrière ces choix.
2. La convergence vers un minimum globale nécessite quant à lui un temps considérable.
3. L'ajustement du modèle, pour éviter le sur ou le sous apprentissage, ne se fait pas automatique : un autre choix de la méthode d'ajustement s'impose.

Pour contourner ces insuffisances (le choix, temps de convergence et l'ajustement) nous pouvons utiliser l'approche par logique floue où le seul choix à faire est la spécification de la fonction d'appartenance (voir chapitre 2).

Un système hybrides qui combine la logique floue et les réseaux de neurones (algorithme d'apprentissage), vont être utilisé dans le chapitre 3, afin d'estimer le mouvement sismique en utilisant la base de données NGA-West 2.

1.9 Conclusion

Les modèles GMPEs souvent sont développés par la méthode stochastique, et la méthode empirique, dont on trouve une infinité de formes fonctionnelles, malgré l'utilisation de la majorité multitudes variables d'entrées qui représente un mouvement sismique sa forme devienne de plus en plus complexe ainsi que le problème de la réduction de la variabilité aléatoire reste en question. La sélection et le choix de la base de données lors d'une évaluation des GMPEs par les méthodes empiriques (Boore et al. 2014) est une démarche très importante (Ancheta et al. 2014) d'une part, d'autre part la méthode stochastique utilisée pour l'obtention des GMPEs comme indiqué dans (Boore 2003), nécessite de bien comprendre la physique qui contrôle le mouvement sismique cependant le choix de la forme fonctionnelle est indispensable dans ce contexte. En se référant des résultats obtenus par les travaux antérieurs de (Derras et al. 2012, 2014, 2016 et 2017) d'autre part, nous avons décidé d'aller plus loin pour le cadre de développement d'un modèle GMPE à effets-aléatoires en rattrapant les insuffisances des travaux déjà effectués en essayant d'appliquer d'autres méthodes qui sont dirigées par les données seulement pour réduire la variabilité aléatoire. Finalement nous allons présenter dans le chapitre 2 les différentes approches évolutives appartenant aux méthodes d'intelligence artificielle afin d'appliquer une parmi ces dernières dans le chapitre 3.

Chapitre 2 Notions sur les systèmes adaptatifs d'inférence floue à base neuronale: ANFIS

2.1 Introduction

La théorie des réseaux de neurones et les systèmes flous ont eu naissance depuis une soixantaine d'années, ils ont connu un très grand succès dans les domaines de l'engineering et notamment dans le domaine de l'électronique et les robotiques. Ces dernières années plusieurs auteurs essaient d'intégrer ces méthodes dans d'autres domaines. Pour nous il s'agit de les utiliser dans l'élaboration des équations de prédiction du mouvement sismique (chapitre 3). Les systèmes hybrides qui combinent la logique floue (LF), et les réseaux de neurones (RNA), prouvent leur efficacité vis-à-vis des méthodes classiques (ex. régressions empiriques). Les insuffisances que représentent ces méthodes ont été une raison derrière la création des systèmes hybrides intelligents. Les RNA et les systèmes d'inférence flous ont un atout par rapport aux méthodes classiques ils sont des approximateurs universels. La LF a pour but de raisonner à partir de connaissances imparfaites qui opposent à la logique classique. La LF se propose de remplacer les variables booléennes de la logique classique par des variables floues. Quant au RNA, leurs architectures et apprentissage sont inspirés de l'architecture et du fonctionnement des neurones biologiques interconnectés. Les RNA sont connues par leur capacité d'apprentissage et la LF par sa capacité descriptive élevée due à l'utilisation de variables linguistiques (Zadeh, 1965). La combinaison des avantages des deux méthodes : RNA et LF conduit à des systèmes hybrides. Plusieurs techniques ont été utilisées de telle sorte à fortifier les points faibles de LF et des RNA. Ils existent de nombreux modèles de systèmes Neuro-flous qui ont été conçus différemment selon leurs typologies. Le plus connue est sûrement les systèmes adaptatifs d'inférence floue à base neuronale pour l'anglais : Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) : (J. C. Jang & Sheen, 1997). ANFIS sont des approximateurs universels, qui n'ont pas besoin d'une forme fonctionnelle a priori pour décrire le modèle physique sous-jacent. Le but de ce chapitre est de donner des notions de base sur les RNA, les LF ; afin de tirer profit de chaque méthode. Ensuite

nous décrivant l'ANFIS qui va être utilisé pour prédire le mouvement sismique (chapitre 3).

2.2 Travaux antérieurs sur RNA, LF et Neuro-Floue

Plusieurs auteurs ont utilisé les méthodes d'intelligence artificielle est notamment la logique floue (LF), les réseaux de neurones artificiels (RNA) et l'approche combinées (LF-RNA) pour la prédiction. Nous présentons quelques travaux dans le domaine de la sismologie ; le domaine qui a un lien direct avec la thématique de cette thèse :

- Kamath and Kamat 2017 ont utilisé l'adaptative neuro-floue par grappes soustractive à l'aide des données de Centre Sismologique Européen-Méditerranéen (CSEM) pour la prédiction de la magnitude au niveau des îles d'Andaman-Nicobar.
- Kalita et al. 2012 ont introduit une détection de seuil maximale, une approche de filtrage automatique par réseau neuronal artificiel pour le traitement du signal GPS généré par le contenu électronique total (TEC) pour l'extraction du paramètre pré-sismique.
- (Karimi & Meskouris, 2006) ont étudié la gestion des risques liés aux catastrophes naturelles, dans ce travail Karimia a choisi la méthode floue et probabiliste pour déterminer le risque sismique.
- (Mirrashid, 2014) a étudié la prédiction des séismes futurs pour des magnitudes supérieures à 5,5, pour ce faire Mirrashid a utilisé le système d'inférence neuro-floue adaptative (ANFIS) avec des données enregistrées entre 1950 et 2013 dans la région d'Iran.
- (Mittal, Sharma, & Kanungo, 2012) ont fait une comparaison entre ANFIS et ANN pour la prédiction de l'accélération maximale du sol (PGA) dans la région indienne de l'Himalaya ; ils ont pris comme variables indépendantes : la magnitude, la distance épacentrale, la profondeur focale et les conditions du site.
- Shibli 2011 qui a travaillé sur la prédiction de l'emplacement, du temps d'occurrence et de l'ampleur des tremblements de terre à l'aide du système (ANFIS). Pour cela il a choisi la latitude, la longitude et la date comme des entrées et ce pour prédire le moment sismique en montrant l'efficacité de l'approche ANFIS.

- Derras et al. 2010, 2012, 2014, 2016, 2017 ont utilisé le perceptron multi-couche pour la prédiction du mouvement sismique, pour la détermination des proxies pertinents de site et pour étudier les effets de sources sismique : chute de contrainte et mécanisme au foyer.
- Stambouli et al. 2017 et avec le GRNN et par le biais des profils de sol réels et par le modèle de viscoélastique, les auteurs ont déterminé l'amplification linéaire de site.

2.3 La logique-floue

2.3.1 Définition

Le terme « logique floue » a été introduit pour la première fois par Zadeh 1965, sa théorie se base principalement sur le concept fondamental des sous-ensembles flous représenté dans un univers de discours en variables linguistique. Ces sous-ensemble flou est caractérisé par les fonctions d'appartenance ou (degrés de vérités) $f(x) \in [0-1]$, contrairement ce qu'on trouve dans la logique classique soit 0 ou 1. Son raisonnement est issu du cerveau humain prérequis de l'expérience quotidienne, sans avoir pris en compte des modèle mathématique, ni des fonctions a priori, en utilisant ce que l'on appelle les règles flous d'où elle vienne la notions des opérateurs flous.

2.3.2 Sous-ensembles flous et Univers de discours

Un ensemble flou A est caractérisé par une fonction d'appartenance d'une variable x noté $\mu_A(x)$, dans un univers de discours U , autrement dit c'est le domaine de définition de l'ensemble flou A .

Un ensemble flou peut être redistribué en deux ou plusieurs sous-ensembles flous. La figure suivante montre la différence entre un ensemble flou A et les sous-ensembles flous A_1 , A_2 et A_3 .

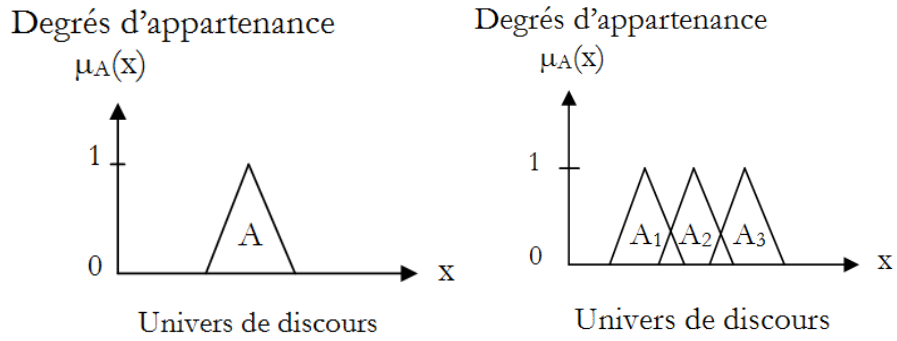


Figure 2-1 : Représentation d'un ensemble flou sur son univers de discours (à gauche) et représentation des sous-ensembles flous sur ces domaines de discours (à droite).

2.3.3 Fonctions d'appartenance

Les fonctions d'appartenance $\mu_A(x)$ mesure le degré sur lequel un élément x appartient à l'ensemble A . Ils existent plusieurs formes des fonctions d'appartenance notamment : gaussien, trapèze, triangle... etc. Ces dernières sont représentées sur la Figure 2-2, leurs formules sont illustrées sur le Tableau 2-1:

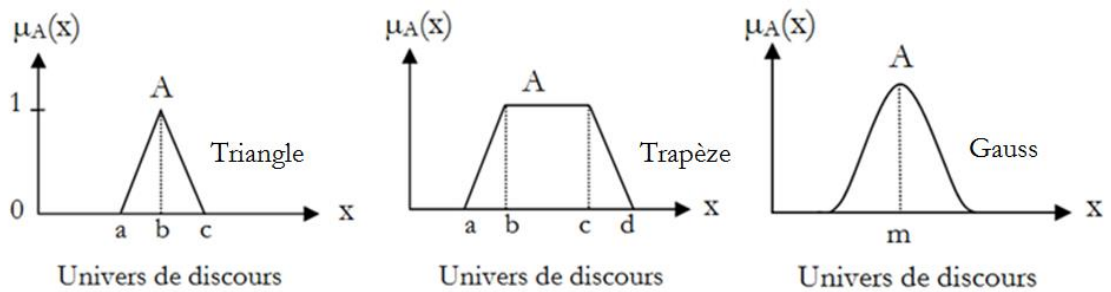


Figure 2-2: Les formes des fonctions d'appartenance Triangulaire, Trapézoïdale et Gaussienne.

Tableau 2-1 : Formules de quelques fonctions d'appartenances

Triangulaire	Trapèze	Gaussienne
$\mu_A(x) = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a} & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b} & b \leq x \leq c \\ 0 & \text{sin on} \end{cases}$	$\mu_A(x) = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a} & a \leq x \leq b \\ \frac{d-x}{d-c} & c \leq x \leq d \\ 1 & b \leq x \leq c \\ 0 & \text{sin on} \end{cases}$	$\mu_A(x) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x-m}{\sigma} \right)^2}$

a, b, c et d sont des paramètres déterminés à partir de la fonction d'appartenance de l'axe des abscisses de la variables x. m et σ sont respectivement le centre et l'écart type de la gaussienne.

2.3.4 Variables linguistiques

Un ensemble flous est divisé en plusieurs sous-ensembles en se basant sur les variables ou les termes linguistiques, cela dit que la logique floue utilise la notion des termes ou des phrase ou encore on peut dire des symboles pour définir une variables d'entrés en langage naturel. Les variables linguistique peut s'exprimés soit en phrase comme par exemple (petite, moyenne et grande) ou bien sous formes des symboles (A_1 , A_2 et A_3).

2.3.5 Règles floues et operateur floue :

Les règles floues jouent un rôle très important en termes de combinaison entre les sous-ensembles des variables d'entrées du système. Cette étape est effectuée à l'aide des opérateurs flous. En outre, les règles floues assurent aussi la jonction entre les principales phases lors d'un processus de calcul en raisonnement floue. Autrement dit une règle floue transforme les termes linguistiques issus d'un raisonnement humain (variables d'entrées) en variables flous (sortie), et elles peuvent être écrite sous l'expression suivante :

« SIET.....ALORS »

« SIET.....OU.....ALORS »

Notons que le « **ET, OU** » correspond respectivement à l'intersection et l'union en logique classique, tandis qu'en logique floue ces terme « **ET, OU** » sont traduits en operateurs flous qui rentrent principalement dans l'interprétation des règles flous.

Dans la littérature on peut trouver plusieurs types d'opérateurs. Les plus utilisés sont :

Le T-norme correspond à l'intersection entre les sous-ensembles, en multipliant les degrés d'appartenance de chaque sous ensemble, selon l'équation suivante :

$$T - norme : \mu_{A \cap B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad 2-1$$

Et le T-conorme ou encore S-norme : correspond à l'union des sous ensemble en effectuant la somme entre les degrés d'appartenance des sous-ensembles d'une variable, comme suit :

$$T - conorme : \mu_{A \cup B}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad 2-2$$

2.4 Raisonnement par la logique floue

L'intérêt de cette méthode réside principalement sur le faite d'avoir une sortie en fonction de ces entrées, il y a donc un lien forte entre sortie-entrée. La LF peut présenter n'importe quel événement d'une manière très proche de la réalité. Le processus du raisonnement de cette approche est basé sur 3 principales parties qui sont définies comme suit :

2.4.1 Fuzzification

La fuzzification permet de transformer les variables d'entrées en variables floue dans un univers de discours. Elle traduit les termes linguistiques utilisés par le cerveau humain en termes flou. Afin d'avoir des bons résultats il est préconisé de respecter une intersection entres les sous ensemble de telle sorte que les valeurs ou les données serons distribué d'une manière cohérente et continue.

2.4.2 Inférence floue

L'inférence a pour objectif de présenter les variables linguistiques sous forme de règles. A ce niveau-là tous les éléments que nous avons décrit précédemment, à savoir, les

fonctions d'appartenances, les opérateurs et les règles floues se manifeste entre eux pour donner des sorties floues. Il est à noter que, le nombre des règles floues dépend directement du nombre de la fonction d'appartenance « m » et du nombre des variables d'entrées « i », entre autre, par la relation suivante (Tong-Tong 1995, Elqaq 2005) :

$$R = m^i \quad 2-3$$

R = le nombre de règles floues ;

i = le nombre de variables entrées ;

m = le nombre de fonction d'appartenance pour chaque variables d'entrées.

Nous présentons dans ce qui suit les trois méthodes d'inférence les plus usuelles ; *Max-Min*, *Max-Produit* et *Somme-Produit* :

2.4.2.1 Max-min

Cette méthode réalise l'opérateur "ET" par la fonction "Min", la conclusion "ALORS" de chaque règle par la fonction "Min" et la liaison entre toutes les règles (opérateur "OU") par la fonction Max (Figure 2-3).

La dénomination de cette méthode, dite Max-Min ou "implication de Mamdani" est due à la façon de réaliser les opérateurs ALORS et OU de l'inférence.

Dans l'exemple traité sur une commande de régulation illustré par (Baghli, 1999) ; il a utilisé deux ensemble flous : la température et la vitesse respectivement noté T et V , qui en été eux-mêmes décomposés en sous ensemble floues faible (F) moyenne (M) élevé (E) pour la temperature, et forte (F) élevé (E) pour la vitesse ; deux règles floues sont activées. En sortie on a la tension noté (U) et décomposé en sous ensemble zéro (Z) positif (P) et grande positif (GP) (Figure 2-3).

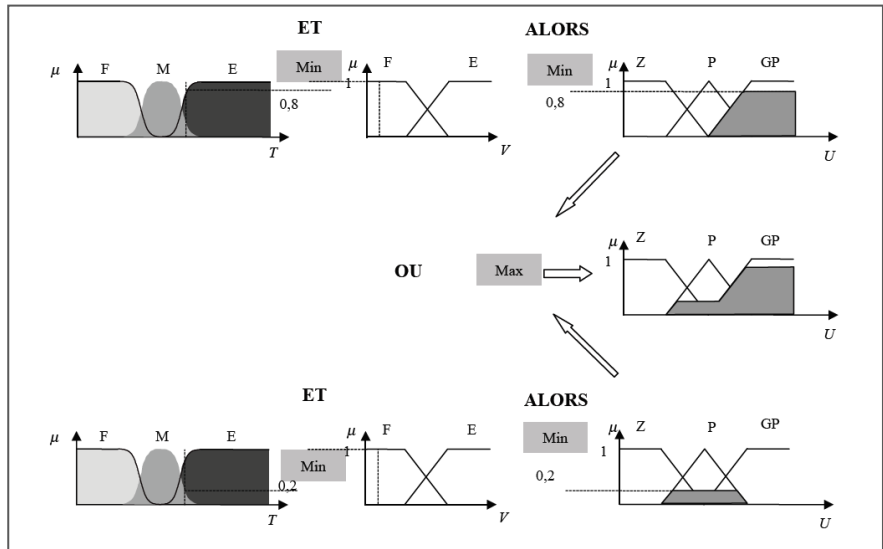


Figure 2-3: Exemple de l'implication de Mamdani Max-Min pour deux règles floues(Baghli, 1999)

2.4.2.2 Max-produit

La différence par rapport à la méthode précédente réside dans la manière de réaliser la conclusion "ALORS". Dans ce cas, on utilise le produit comme illustré par la Figure 2-4. On remarque que les fonctions d'appartenance partielles ici ont la même forme que la fonction d'appartenance dont elles sont issues multipliées par un facteur d'échelle vertical qui correspond au degré d'appartenance obtenu à travers l'opérateur "ET". On l'appelle également "implication de Larsen".

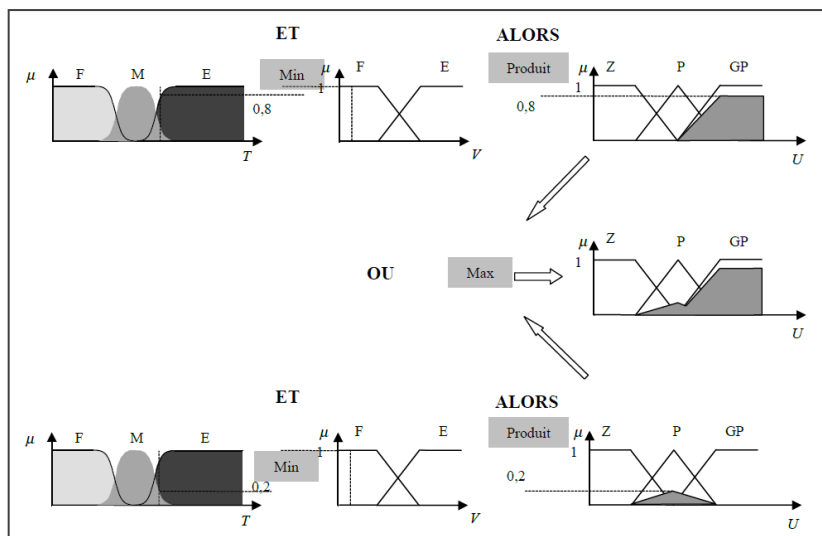


Figure 2-4 : Exemple de l'implication de Larsen Max-Produit pour deux règles floues(Baghli, 1999)

2.4.2.3 Somme-produit

Dans ce cas, l'opérateur "ET" est réalisé par le produit, de même que la conclusion "ALORS". Cependant, l'opérateur "OU" est réalisé par la valeur moyenne des degrés d'appartenance intervenant dans l'inférence. D'autres méthodes ont été élaborées, ayant chacune une variante spécifique. Néanmoins, la méthode Max-Min est de loin la plus utilisée à cause de sa simplicité (Baghli, 1999).

2.4.3 Defuzzification

La déffuzzification comme son nom l'indique c'est dé-fuzzifié les variables, contrairement ce que la partie fuzzification fait, donc son rôle est de transformer les variables floues de la partie inférence en une seule variable réelle non floue. De ce fait nous allons citer dans les paragraphes suivants quelques techniques ou méthodes de la partie Déffuzzification avec un exemple illustratif.

2.4.3.1 Déffuzzification par « Centre de gravité » :

Nous avons cité cette méthode de Déffuzzification parce que c'est la méthode de defuzzification la plus courante. Dont l'abscisse du centre de gravité de la fonction d'appartenance résultant de l'inférence correspond à la valeur de sortie :

$$CDG = \frac{\int_a^b \mu_A(x)x dx}{\int_a^b \mu_A(x) dx} \quad 2-4$$

Il apparaît que plus la fonction d'appartenance résultante est compliquée, plus le processus de defuzzification devient long et coûteux en termes de temps de calcul.

2.4.3.2 Déffuzzification par « Moyenne des max »

Cette méthode est beaucoup plus simple par rapport aux autres cela revient principalement à sa valeur de sortie qui est choisie comme abscisse de la valeur maximale de la fonction d'appartenance

$$MM = \frac{\int_a^b x dx}{\int_a^b dx}$$

2-5

Dans la Figure 2-5 nous présentant un aperçu synoptique d'un système flou

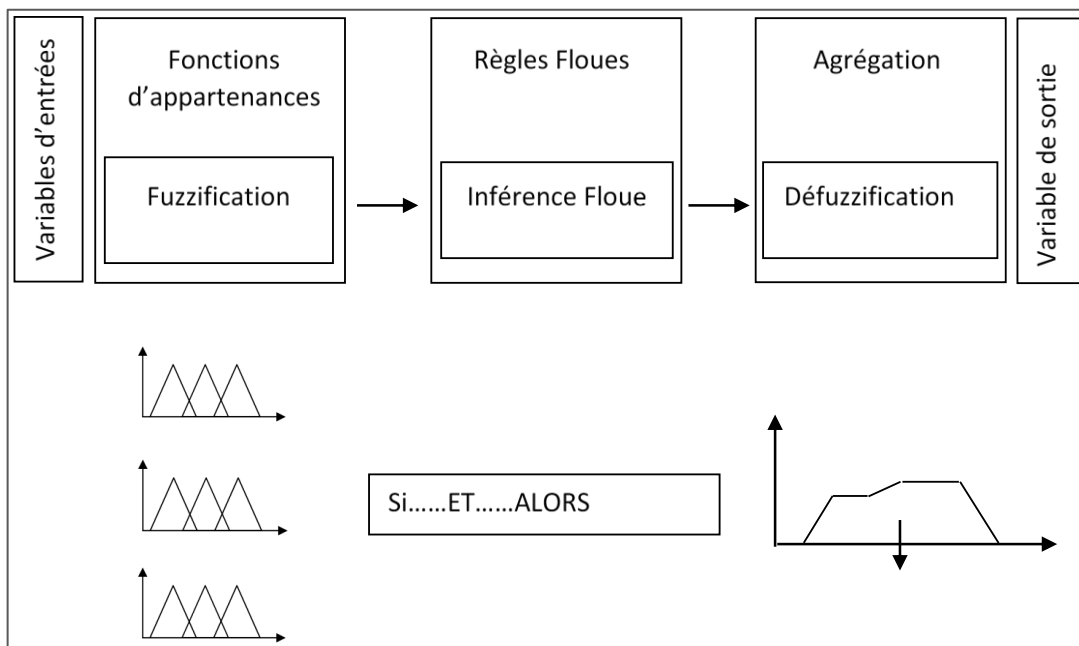


Figure 2-5 : Déffuzzification par la technique Moyenne-Max.

2.4.4 Types d'inférences floues

Il existe plusieurs types de systèmes d'inférence floue, mais pour que cette approche soit compréhensible, visible et lisible nous allons citer seulement les deux types d'inférence les plus utilisés:

2.4.4.1 Système d'inférence de type Mamdani

Ce type a été développé par Mamdani (1974), utilisant une technique basée sur les règles floues par une description linguistique du système, qui est l'origine des termes linguistiques issus d'un raisonnement humain. La forme générale de la règle floue est représentée par :

Si X est A1 ET Y est B1 ALORS Z est C1

L'implication floue du système flou par l'opérateur logique « ET » est réalisé par la formation « Min ». Et l'opérateur logique « OU » est réalisé par la formation « max » ; La défuzzification dans ce type de système se fait par le centre de gravité (CDG : équation 2-4). Une description schématique est donnée par la figure 2-6.

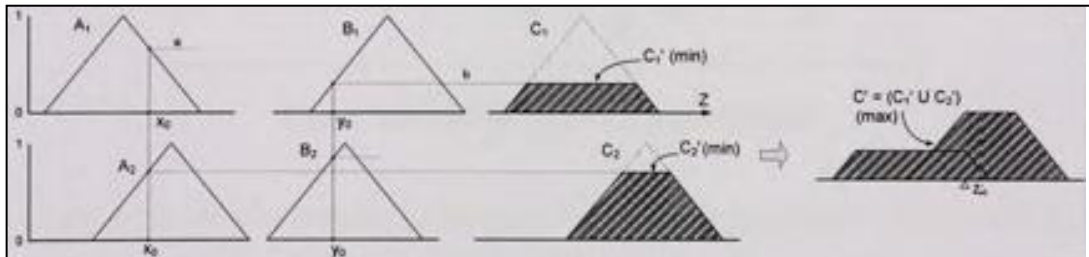


Figure 2-6 : Système d'inférence flou par la méthode de Mamdani

La forme de l'implication floue définie par ce type est de la forme :

$$M_C(Z) = \min(\mu_A(X), \mu_B(Y))$$

La conséquence finale C est donnée par l'agrégation utilisant l'opérateur max et est définie comme suit :

$$M_C(Z) = \max(C1, C2)$$

Finalement, le calcul de l'évaluation des règles utilisant le modèle de Mamdani est généralisé par :

$$M_C(Z) = \max[\min(\mu_A(X), \mu_B(Y))]$$

Où $M_C(Z)$ est la variable de sortie floue

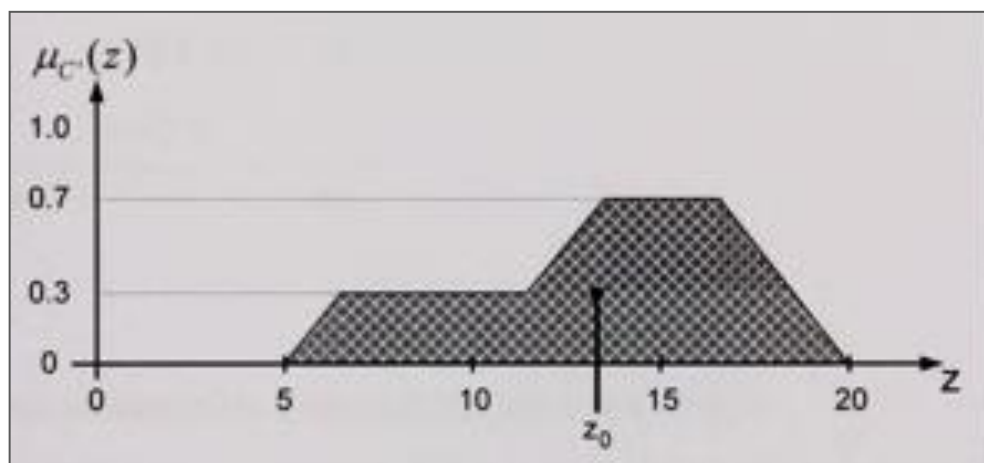


Figure 2-7 : Résultante de sortie effectuée par la méthode de Mamdani

2.4.4.2 Système d'inférence de type Sugeno

Le processus d'inférence floue de type sugenoou TakagiSugeno Kang (TSK) a été introduit en 1985 par les auteurs Takagi, Sugeno et Kang. Dans ce type de système, les règles floues sont exprimées symboliquement en décrivant la structure d'un système ; la partie fuzzification de Mamdani et Sugeno est exactement la même. En outre la seule différence entre eux réside dans le fait d'avoir une sortie linéaire en fonction des entrées, au lieu d'avoir des fonctions d'appartenance.

Si X est A1 ET Y est B1 ALORS Z = f(X,Y)

(X est A1), (Y est B1) sont appelées les prémisses et (Z est C1) est appelée sa conséquent ou conclusion.

Les opérateurs flous utilisés par le système de Sugeno sont :

$$\mu_{(A \text{ n } B)}(X) = (\mu_A(X) \cdot \mu_B(X))$$

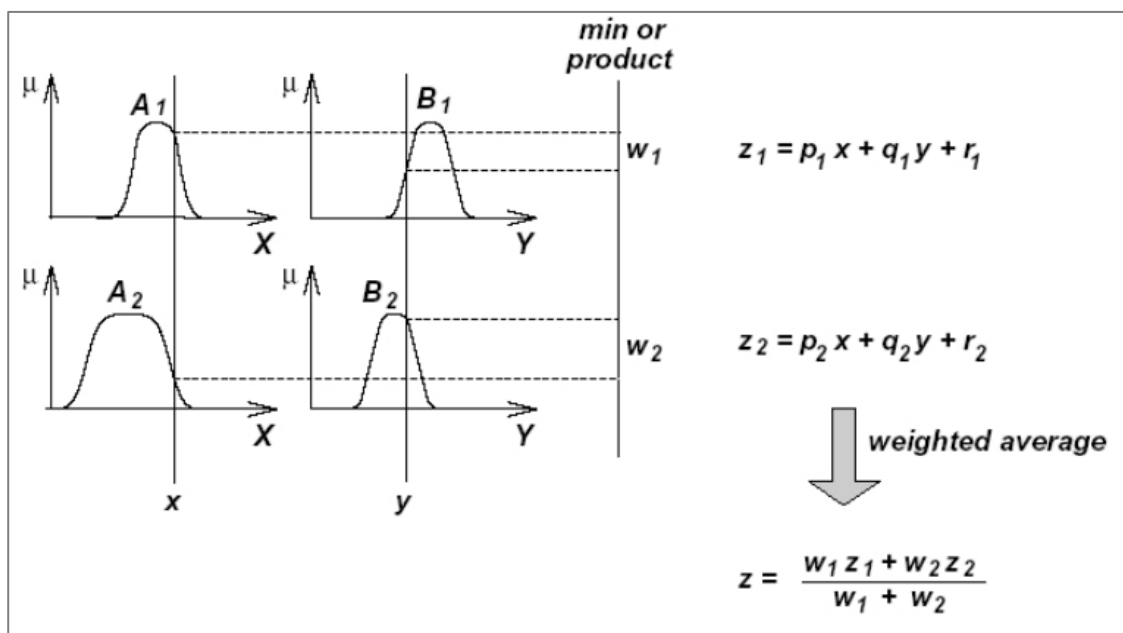


Figure 2-8 : Résultante de sortie effectuée par la méthode de Sugeno

(Takagi & Sugeno, 1985)

La logique floue est un outil intéressant d'aide à la décision, au contrôle des machines au choix des paramètres...etc. Cependant, la LF ne suffit pas à elle seule à prédire des événements complexes tel que le mouvement sismique puisqu'une telle prédiction (dans le monde de l'intelligence artificielle) demande de l'apprentissage. Les réseaux de neurones

semblent capables d'effectuer cette tâche (Derras et al. 2012) et représentent une bonne alternative aux modèles conventionnels. Dans la section suivante nous allons présenter quelques notions de bases sur les RNA.

2.5 Les réseaux de neurones (RN)

2.5.1 Historique

Depuis les années 1943, et par les deux auteurs Mac Culloch et Pitts ont proposé le premier modèle de neurone biologique. Après en 1958, Frank Rosenblatt a développé le modèle du perceptron. En même temps, Werbos a conçu un mécanisme d'apprentissage pour les réseaux multicouches de type perceptron : la rétro-propagation (Back-Propagation). Il a fallu attendre jusqu'à 1985 pour voir l'apparition de l'algorithme d'apprentissage adapté aux réseaux de neurones multicouches.

2.5.2 Définition

Un réseau neuronal artificiel est un système basé sur le réseau neuronal biologique. Il est composé d'un ensemble de cellules constitué de plusieurs éléments appelé les neurones formels et organisés en couches. Ces dernières sont interconnectées entre elles par des poids synaptiques.

2.5.3 Structure d'un réseau de neurone

Dans un réseau de neurone on distingue trois types de couches (figure 2-9):

- Couche d'entrée : les neurones de cette couche reçoivent les valeurs d'entrée du réseau et les transmettent aux neurones cachés. Dans cette couche on trouve les variables d'entrées (x_1, x_2, \dots, x_n)
- Couches cachées : chaque neurone reçoit l'information de la couche précédente et la transmet à la couche suivante en calculant la sommation pondérée des poids synaptiques (net). Cette somme est traitée par le biais d'une fonction d'activation (φ) prédéfinie.
- Couche de sortie reçoit l'information de la couche précédente, en faisant la sommation et le traitement et affiche les résultats de la propagation.

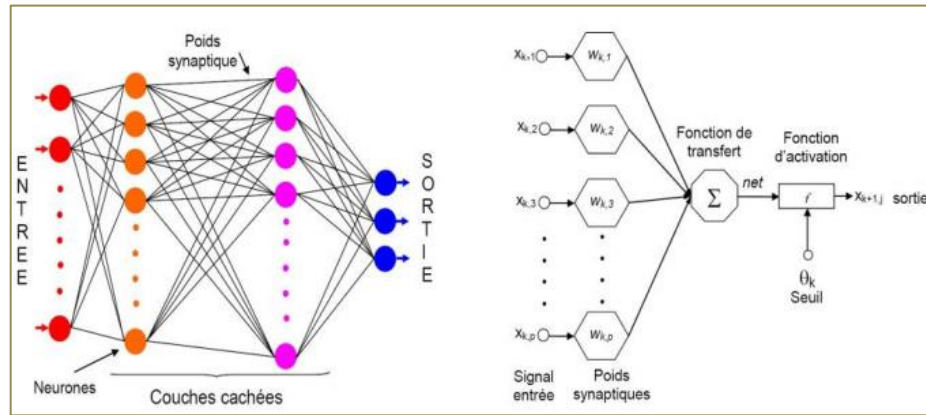


Figure 2-9 : Structure d'un réseau de neurones artificiels (Dahmani, Notton, & Paoli, 2012)

2.5.4 Type de structure d'un réseau de neurone

On distingue deux types de structures de réseau de neurone, en fonction de leur architecture du système de connexion entre les différents éléments constituant un réseau.

2.5.4.1 Les réseaux de neurones statiques (non bouclés)

Un réseau de neurones non bouclé est un ensemble de neurones connectés entre eux, de tel sorte que l'information est unidirectionnelle « feedforward ». Chacune des couches recevant des signaux de la couche précédente, et transmettant le résultat de ses traitements à la couche suivante (Figure 2-10). La LF que nous avons présenté précédemment appartient à ce type de modèle.

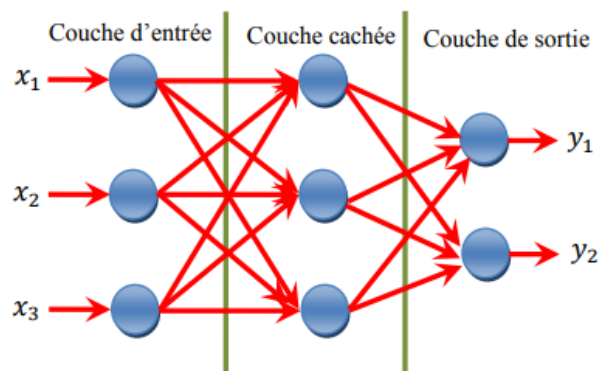


Figure 2-10 : Structure d'un réseau de neurones artificiels non bouclé (Lemmou et al. 2011, Melakhessou 2005)

2.5.4.2 Réseaux de neurones dynamiques (ou bouclés)

Dans ce type des réseaux les connexions entre les différentes couches constituant le réseau sont bouclé, du fait que le signal est multidirectionnel (Figure 2-11).

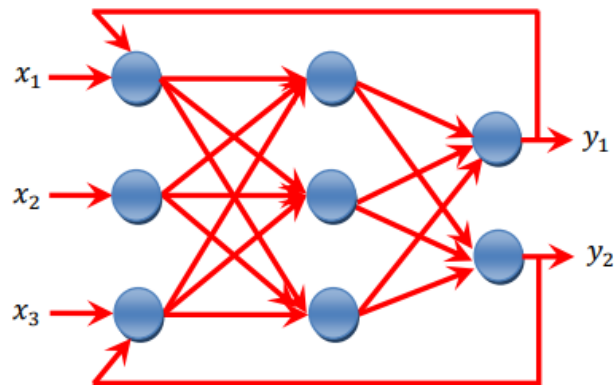


Figure 2-11 : Structure d'un réseau de neurones artificiels bouclé (Lemmou et al 2011, L. Melakhessou 2005)

2.5.5 Principe de fonctionnement du RNA :

Comme en précisé dans la définition du RNA, nous rappelons que les neurones sont interconnectés entre eux à l'aide des fonctions d'activations φ . On peut trouver plusieurs types de fonctions d'activation, dans la Figure 2-12 nous illustrant quelque forme usuelle.

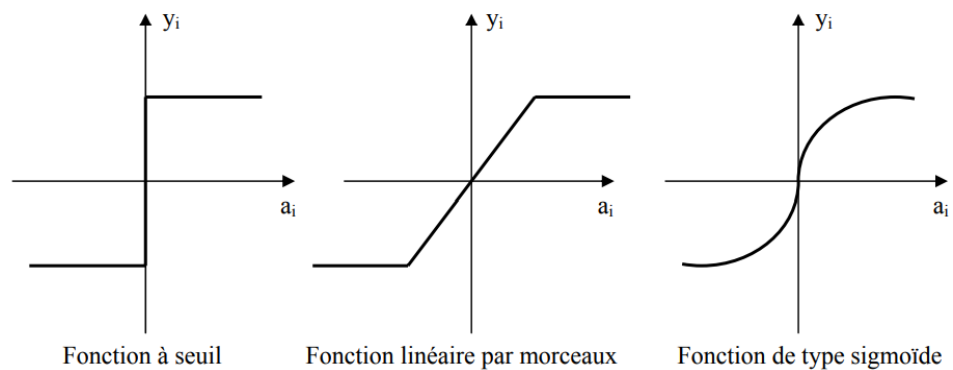


Figure 2-12 : Différents types des fonctions d'activations (Melakhessou 2005)

2.5.6 Apprentissage des RNA

2.5.6.1 Types d'apprentissage

L'objectif de la phase d'apprentissage des RNA est de trouver, parmi toutes les fonctions paramétrées par les poids synaptiques, celle qui s'approche le plus possible de l'optimum. L'apprentissage consiste, donc à minimiser une fonction de coût à l'aide des algorithmes d'optimisation.

Il existe deux types d'apprentissage : l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé. Le superviseur, ou professeur, fournit au réseau des couples d'entrée-sortie. Il fait apprendre au réseau l'ensemble de ces couples, par une méthode d'apprentissage, comme la rétro-propagation du gradient de l'erreur, en comparant pour chacun d'entre eux la sortie effective du réseau et la sortie désirée. L'apprentissage est terminé lorsque tous les couples entrée-sortie sont reconnus par le réseau. Le deuxième type c'est l'apprentissage non supervisé. Cet apprentissage consiste à détecter automatiquement des régularités qui figurent dans les exemples présentés et à modifier les poids des connexions pour que les exemples ayant les mêmes caractéristiques de régularité provoquent la même sortie. Les réseaux auto-organiseurs de Kohonen (1981) sont les réseaux à apprentissage non supervisé les plus connus (Demartines, 1994).

La plupart des algorithmes d'apprentissage des réseaux de neurones formels sont des algorithmes d'optimisation (méthode supervisée). La méthode d'optimisation la plus célèbre et la plus utilisée en analyse neuronale est la rétro-propagation du gradient de l'erreur. C'est cette dernière qu'on va utiliser dans le chapitre 3 pour établir la GMPE.

2.5.6.2 Méthode de la rétro propagation du gradient (RPG)

2.5.6.2.1 Théorie de l'algorithme d'optimisation de la rétro propagation du gradient

L'apprentissage se fait le plus souvent avec l'algorithme de la rétro-propagation du gradient de l'erreur (RPG). Il a été créé en généralisant les règles d'apprentissage de Widrow-Hoff (1960) aux réseaux mono et multicouches à fonction de transfert non linéaire. Le but est d'ajuster les poids synaptiques et les biais (Figure 2-8) pour lesquels la

fonction de coût des moindres carrés, calculée sur les points de l'ensemble d'apprentissage, soit minimale.

A chaque couple entrée/sortie, une erreur est calculée, le gradient de l'erreur est déterminé. Ce gradient est la dérivée partielle de l'erreur par rapport au poids synaptique. Par la RPG, les poids et les biais sont modifiés sur le réseau. Soit en ligne (les poids sont modifiés après chaque exemple de l'ensemble d'apprentissage) ou en paquet (les poids sont modifiés après que tous les exemples aient défilé). On réitère ces calculs jusqu'à l'obtention du critère d'arrêt. C'est cet algorithme que nous allons utiliser pour l'élaboration de notre GMPE (chapitre 3).

Après avoir présenté les deux approches : LF et RNA. Nous allons maintenant tirer profit de chacune des deux :

2.6 Vers un modèle de prédiction de type Neuro-Floue

2.6.1 Neuro-floue : pourquoi ?

La logique floue a prouvé son efficacité dans plusieurs domaines d'ingénierie, mais malgré ça elle a toujours des lacunes. L'inconvénient majeur c'est qu'il n'existe pas une phase d'apprentissage dans la LF. A partir de ce moment-là cette approche n'est plus performante.

La capacité d'apprentissage des RNA et les propriétés des systèmes flous de la LF sont donc combinées. Il s'agit de la méthode Neuro-Floue. Cette dernière permet de tirer les avantages des RNA et de la LF. L'objectif est de combler les insuffisances de chacune des deux approches en réduisant le temps de convergence (apprentissage) et en utilisant une architecture unique. Le résultat est un modèle plus robuste.

2.6.2 Quelques types de combinaisons Neuro-Flou

Il y a plusieurs types pour combiner les réseaux de neurone et les systèmes flous. Ces types peuvent être classés en fonctionnelle et structurelle, suivant leur architecture et la configuration recherchée entre le système d'inférence flou et les réseaux de neurones.

2.6.2.1 FALCON (Fuzzy Adaptive Learning Control Network)

C'est une architecture à 5 couches : deux neurones pour chaque variable de sortie une pour la sortie désirée et l'autre pour la sortie prédite. Les variables d'entrées sont fuzzifiées au niveau de la première couche cachée, la deuxième couche cachée sert à définir les paramètres ou les coefficients antécédents des règles floues suivie par les parties conséquences des règles dans la troisième couche cachée. FALCON emploie un algorithme d'apprentissage hybride :

- Apprentissage non supervisé pour les fonctions d'appartenance
- Apprentissage supervisé pour optimiser et générer les sorties désirées.

Ce modèle est rarement utilisé en pratique mais il reste le meilleur pour la commande.

2.6.2.2 NEFCLASS (Neuro-Fuzzy Classification)

NEFCLASS utilise un système d'inférence floue de type Mamdani. Il est composé de 3 couches dont la première contient les fonctions d'appartenance, une couche cachée représentée par les règles floues et la couche de sortie permet la définition des classes. Ce modèle est facile à mettre en application, il évite l'étape de defuzzification, tout en étant précis dans le résultat final, avec une rapidité bien supérieure aux autres architectures.

2.6.2.3 NEFCON (Neuro-Fuzzy Control)

Il est composé de trois couches cachées formées par des règles. Une couche d'entrée incluant les nœuds d'entrée avec les sous-ensembles flous d'antécédentes et une couche de sortie avec un nœud de sortie et les sous-ensembles des conséquents. Cette architecture est généralement utilisée en approximation de fonctions et en contrôle flou.

2.6.2.4 ANFIS (Adaptive Network Based Fuzzy Inference System)

L'architecture d'ANFIS représente un système à inférence floue mis en application dans le cadre des réseaux adaptatifs multicouches à 5 couches de type TakagiSugeno et Kang (TSK). Il utilise la procédure d'apprentissage hybride. Cette architecture affine les règles floues obtenues par des experts humains pour décrire le comportement d'entrée

sortie d'un système complexe. Ce modèle donne de très bons résultats en poursuite de trajectoire, approximation non linéaire, commande dynamique et traitement du signal. Pour ces atouts, et parce que il est facile à implémenter dans Matlab, nous avons choisi ce type de modèle pour l'élaboration d'une GMPE (chapitre 3).

2.6.3 Structure d'ANFIS

D'une manière générale la structure du système ANFIS a été proposée par Jang(1993).Elle est composée de cinq couches, chaque couche comporte des nœuds liés par des connexions à l'aide des opérateurs et des fonctions. La Figure 2-13 montre l'architecture simple du modèle ANFIS à deux entrées et à une sortie.

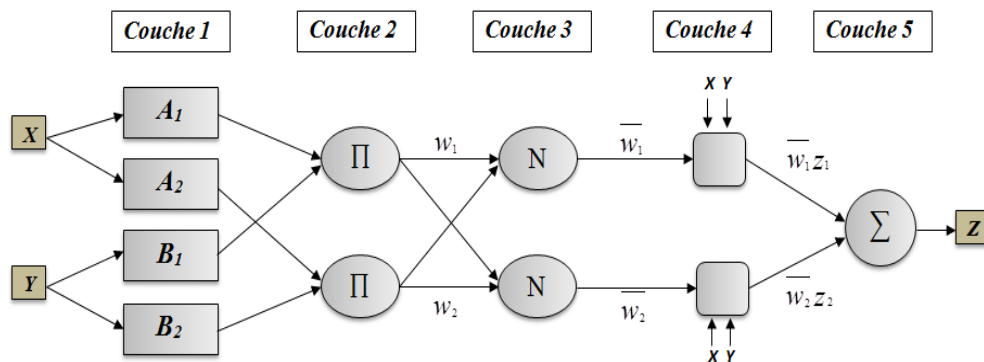


Figure 2-13 : L'architecture du model ANFIS a deux entrées (Jang, 1993)

Nous pouvons dire que le système est totalement connecté. Chaque nœud de la couche ($n : 1-5$) dépend de la sortie provenant du nœuds de la couche ($n-1$). Nous pouvons alors distinguer deux type de nœuds : carré adaptatifs (avec paramètres) et circulaires fixes (sans paramètres). Dans les couches 1 et 4 on trouve des nœuds adaptatifs et au niveau de la couche 2, 3 et 5 on trouve des nœuds circulaires (sans paramètres à ajuster). Cette différence de forme revient principalement à la différente fonctionnalité et le rôle de chaque nœud lors du processus d'apprentissage. Cette architecture affine les règles floues obtenues par des experts humains pour décrire le comportement entrée-sortie d'un système complexe en utilisant une base de données pour l'apprentissage. Il est a noté que, le système ANFIS est composé de 3 principales parties : la fuzzification en première couche, l'inférence floue pour les couches intermédiaires et la défuzzification pour la couches de sortie.

2.6.4 Procédure et raisonnement

Le raisonnement du système ANFIS est simple, il s'agit d'une décomposition des entrées en espace flous ou bien ce que l'on appelle un univers de discours. Afin de donner un aperçu sur la procédure du raisonnement et la structure du système ANFIS, on fait référence à la figure 2-13, pour décrire les étapes de ce système. Il s'agit donc d'un modèle de 5 couches à deux entrées et une seule sortie, chaque entrée composée de deux fonctions d'appartenance et chacune d'elles correspond à un ensemble flou. De ces deux règles floues de type Takagi-Sugeno de premier ordre « SI ALORS » sont considérées (section 1.4.4.2).

La première couche équation (2-5) permet la fuzzification des variables d'entrées c-à-d de transformer les variables d'entrées sous forme des ensembles flous à l'aide des fonctions d'appartenance, il existe plusieurs formes de ces derniers notamment la forme : triangulaire, trapézoïdale, gaussienne, ...etc. La forme utilisée par défaut c'est celle de gaussienne, sa fonction est définie dans l'équation (2-7). La sortie de chaque nœud correspond à cette couche qui peut s'écrire comme suit :

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad 2-6$$

$$\mu_{A_i}(x) = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x - c_i}{\sigma_i} \right)^2 \right] \quad 2-7$$

Donc la sortie de la première couche devient comme suit :

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) = \exp \left[\left(\frac{1}{2} \right) \left(\left(\frac{x - c_i}{\sigma_i} \right)^2 \right) \right] \quad 2-8$$

La sortie de cette couche détermine le degré d'une valeur d'entrées appartenant à un ensemble flou, notons que cette valeur est toujours comprise entre [0 et 1].

La deuxième couche retient les sorties des nœuds fuzzifier (les degrés d'appartenance des sous-ensembles flous) provenant de la première couche en affectant une opération floue qui s'appelle « T-norme », de sorte qu'elle génère les poids synaptiques pour chaque nœud. Il existe plusieurs manières pour calculer les sorties des nœuds en se basant sur l'opérateur floue « T-norme » tandis que, la plus fréquente c'est celle qui effectue le produit entre les degrés d'appartenance provenant de la couche 1. Ce passage peut s'exprimer sous forme de l'équation suivante :

$$O_i^2 = \omega_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(x) \quad 2-9$$

La troisième couche normalise les poids des règles floues qui sont obtenus par la couche précédente, selon la relation suivante :

$$O_i^3 = \bar{\omega}_i = \frac{\omega_i}{\sum_{i=1}^n \omega_i} \quad 2-10$$

Notons que les nœuds de cette couche sont des nœuds (fixe) cela dit qu'ils ne contiennent pas de paramètre, et qui ont une forme circulaire noté N. La sortie de cette couche est appelée les poids normalisés. Chaque nœud de cette couche est relié aux entrées initiales. On calcule le résultat en fonction de son entrée et d'une combinaison linéaire du premier ordre des entrées initiales (Approche de TAKAGI - SUGENO).

La quatrième couche permet la Défuzzification des sorties obtenus dans la couche intermédiaire et de calculer les résultats de cette couche en fonction de ces entrées initiales à l'aide d'une combinaison linéaire du premier ordre (Approche de TAKAGI - SUGENO). Chaque nœud de cette couche est un nœud carré adaptatif, autrement dit, les paramètres calculés p, q, r sont modifiables et que l'on appelle paramètres conséquents les sorties des différents nœuds sont déterminées à partir de la fonction suivante :

$$f_i = p_i x + q_i y + r_i \quad 2-11$$

D'où la sortie de la 4^{ème} couche devienne comme suit :

$$O_i^4 = \bar{w}_i \times f_i = \bar{w}_i \times (p_i x + q_i y + r_i) \quad 2-12$$

La cinquième couche représente également le résultat de la sommation des sorties de la quatrième couche et qui peut être calculé par l'équation 2-13 :

$$O_i^5 = \sum_{i=1}^n \bar{w}_i \times f_i \quad 2-13$$

2.6.5 Apprentissage ANFIS

ANFIS utilise l'algorithme d'apprentissage hybride (Jang 1993), Le rôle de l'apprentissage est l'ajustement des paramètres de système d'inférence flou que l'on a déjà cité dans les paragraphes ci-dessus. Il s'agit donc des paramètres **prémises** et paramètres **conséquents**. Autrement dit, le processus d'apprentissage sert à optimiser les paramètres prémises (paramètres de la fonction d'appartenance) et les paramètres conséquence (les coefficients de sortie). La procédure d'apprentissage du système ANFIS peut se faire en deux phases (Jang 1993) comme indiqué dans le Tableau 2-2 :

1. la première pour objectif d'ajuster les paramètres prémises tout en gardant les paramètres conséquents fixes à l'aide de l'utilisation de la méthode de la rétro-propagation du gradient de l'erreur. Avec cette méthode on calcule le gradient de l'erreur pour ajuster chaque paramètre (poids), lié aux nœuds en calculant l'écart quadratique E entre la sortie prédite et la sortie observé (équation 2-14) :

$$E_k = \sum (d_i - x_{L,i})^2 \quad 2-14$$

N(L) nombre de neurones dans la couche L

d_i : composant de vecteur de sortie désiré

$x_{L,i}$: composant de vecteur de sortie de réel de ANFIS

Pour chaque paramètre α_i sont modifiés en suivant l'équation 2-15 :

$$\Delta\alpha_i = -\eta \frac{dE}{d\alpha_i} \quad 2-15$$

Où η est une constante positive appelée pas d'apprentissage ;

2. dans la deuxième phase en ajustant les paramètres conséquent tout en gardon les paramètres prémisses fixe, cette opération se faire parla méthode des moindres au carrées, on peut dire que l'objectif de cette dernière est de minimisé la distance entre les données observées et le modèle prédit.

Tableau 2-2 : Paramètres à ajuster par le système ANFIS

	Paramètres à ajuster	Entrée vers sortie	Sortie vers l'entrée
Etape 1	Paramètre prémisses	fixe	Rétro-propagation du gradient d'erreur
Etape 2	Paramètres conséquents	Moindre carrée	fixe

L'apprentissage des systèmes de Neuro-flous d'une manière générale est une phase qui permet de déterminer ou de modifier les paramètres du système, afin d'obtenir une combinaison optimale.

2.7 Conclusion

En se basant sur les deux méthodes : les réseaux de neurones artificiels, et la logique floue nous pouvons tirer profit des avantages des deux méthodes. Nous avons constaté que les réseaux neuro-flous pris leurs empruntent en inspirant le raisonnement des systèmes flous et en utilisant l'apprentissage des réseaux de neurones artificiels. La combinaison de ces deux méthodes a donnée naissance à une approche hybride. Selon la littérature, le modèle ANFIS est parmi les modèles les plus utilisé et les plus robustes dans les calculs predictives. Il peut être utilisé pour approximer une fonction et tenir compte du comportement non linéaire du phénomène sous-jacent.

De ce fait, nous allons, dans le chapitre suivant, utiliser et tester cette approche (ANFIS) afin de prédire le mouvement sismique (avec la base de données NGA-West 2)

et nous allons la comparer avec le modèle classique de Boore 2014 et le modèle neuronal de Derras et al. 2016.

Chapitre 3 Modele de prediction du mouvement sismique par ANFIS: un exemple basé sur un jeu de données NGA-West2

Pure Appl. Geophys.
© 2017 Springer International Publishing AG, part of Springer Nature
<https://doi.org/10.1007/s00024-017-1743-3>

Pure and Applied Geophysics



Ground Motion Prediction Model Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems: An Example Based on the NGA-West 2 Data

MOURAD AMEUR,¹ BOUMÉDIÈNE DERRAS,^{1,2,3} and DIAWED ZENDAGUI¹

Abstract—Adaptive neuro-fuzzy inference systems (ANFIS) are used here to obtain the robust ground motion prediction model (GMPM). Avoiding a priori functional form, ANFIS provides fully data-driven predictive models. A large subset of the NGA-West2 database is used, including 2335 records from 580 sites and 137 earthquakes. Only shallow earthquakes and recordings corresponding to stations with measured V_{30} properties are selected. Three basic input parameters are chosen: the moment magnitude (M_w), the Joyner–Boore distance (R_{JB}) and V_{30} . ANFIS model output is the peak ground acceleration (PGA), peak ground velocity (PGV) and 5% damped pseudo-spectral acceleration (PSA) at periods from 0.01 to 4 s. A procedure similar to the random-effects approach is developed to provide between- and within-event standard deviations. The total standard deviation (SD) varies between [0.303 and 0.360] (log10 units) depending on the period. The ground motion predictions resulting from such simple three explanatory variables ANFIS models are shown to be comparable to the most recent NGA results (e.g., Boore et al., in Earthquake Spectra 30:1057–1085, 2014; Derras et al., in Earthquake Spectra 32:2027–2056, 2016). The main advantage of ANFIS compared to artificial neuronal network (ANN) is its simple and one-off topology: five layers. Our results exhibit a number of physically sound features: magnitude scaling of the distance dependency, near-fault saturation distance increasing with magnitude and amplification on soft soils. The ability to implement ANFIS model using an analytic equation and Excel is demonstrated.

Key words: Ground motion, ANFIS, standard deviation, GMPE, random-effect and NGA-West-2 database.

Electronic supplementary material The online version of this article (<https://doi.org/10.1007/s00024-017-1743-3>) contains supplementary material, which is available to authorized users.

¹ Risk Assessment and Management laboratory (RISAM), University of Tlemcen, Tlemcen, Algeria. E-mail: b_derras@mail.univ-tlemcen.dz

² Department of Civil Engineering and Hydraulics, University of Saida, Saida, Algeria.

³ Institut des Sciences de la Terre (ISTerre), University of Grenoble-Alpes, Grenoble, France.

1. Introduction

Seismic hazard analysis (SHA) depends on ground motion prediction equations (GMPEs) that quantify the amplitude of the ground motion (GM) as a function of distance, magnitude and site condition proxies. Given the variety of factors complicating earthquake shaking, attenuation relationships have a large degree of uncertainty. This uncertainty is strongly affected by quantity and quality of the dataset and also by the approach used to obtain the GMPEs. The empirical regression least square is commonly used. In these approaches type, the knowledge of a priori functional form is required. However, GMPEs have differences in the way they can be used to model magnitude and distance dependencies of ground motion parameters of engineering interest (Boore 2003; Derras et al. 2012). The problem arises because of the lack of complete understanding of the relative importance of the factors that control GM. Moreover, the functional forms used for GMPEs have evolved considerably, and they involve more and more independent variables (Douglas and Edwards 2016). As a consequence, the problem of balancing model complexity and data constraints becomes increasingly relevant for the generation of empirical GM models (e.g., Chiou and Youngs 2014). This problem generates a time and a cost additional and an epistemic ground motion aleatory variability.

A possible solution to avoid specification of any functional form is to use a data-driven approach. The availability of increasingly data collected recently by modern accelerometric networks (e.g., KiN-Net, RESORCE and NGA-West2) and the development of artificial intelligence methods offer the opportunity to develop data-driven ground motion models. In this

Published online: 08 December 2017

Birkhäuser

3.1 Introduction

La prédiction des paramètres du mouvement sismique a connu son intérêt dans le domaine du génie parasismique (Kramer 1996) ; précisément dans l'évaluation de l'aléa sismique (Beauval et al., 2014). Ces paramètres caractérisant le mouvement sismique sont estimés, généralement, par les équations de prédictions du mouvement sismique (GMPE). La méthode de la régression empirique par moindres carrés est communément utilisée. Dans ce type de méthode la connaissance de la forme fonctionnelle (FF) est nécessaire. Ces FF, ne reflètent pas forcément la physique sous-jacente des GMPEs qui engendrent une variabilité aléatoire non négligeable.

Dans ce chapitre nous proposons un modèle totalement conduit par les données en utilisant l'approche par ANFIS (chapitre 2). En essayant de prédire le mouvement sismique par l'estimation de l'accélération maximale du sol (PGA) et de la vitesse maximale du sol (PGV) et les pseudospectres de réponses (PSA). Tout en essayant d'évaluer la variabilité aléatoire engendrée par ce type de modèle en montrant que l'approche ANFIS peut être une bonne alternative aux méthodes conventionnelles (Boore et al. 2014) et non conventionnelle telle que développée par (Derras et al. 2012).

Puisque cette approche est totalement dirigée par les données nous donnerons un intérêt particulier au développement et au traitement des données utilisées. Après, nous décrirons brièvement l'approche ANFIS (pour plus de détails voir le chapitre 2). Ensuite, nous élaborons le modèle de prédiction du PGA, PGV et PSA en intégrant le modèle à effet aléatoire (Abrahamson and Youngs 1992). Une importance particulière va être donnée aux analyses des résidus et à la variation de la médiane. À la fin de ce chapitre une comparaison va être faite entre le modèle ainsi développé et les deux GMPEs de Boore et al. 2014 et de Derras et al. 2016.

3.2 Jeu de données

Le NGA-West2 (NGA:Next-GenerationAttenuation) est un programme de recherche conçu pour le développement des GMPEs concernant les séismes crustaux des régions tectoniques actives. Le NGA-West2 contient des informations sur le site et la source sismique. Cette base de données est décrite dans Ancheta et al. 2014. La base de données contient 21540 enregistrements, 5540 événements. Seulement un sous-ensemble de cette base a été utilisé dans le présent travail. En se basant sur les critères suivants :

- 1) Nous avons éliminé les évènements avec une profondeur focale supérieure à 25 km (séismes crustaux).
- 2) Les enregistrements qui ne se situent pas en champs libre ont été supprimés : seules les stations de classes GMX C1 ont été sélectionnées (Abrahamson et al. 2013),
- 3) Nous avons conservé que le choc principal, tandis que les répliques ont été éliminés (Bommer et al. 2010).
- 4) Nous avons conservé seulement les V_{s30} mesurées : faible variabilité aléatoire par rapport à celles estimées (Derras et al. 2016),
- 5) Nous avons utilisé les magnitudes du moment M_w et la distance de Joney&Boore RJB.

En conséquence, la majorité des évènements d'enregistrement sismiques requis de ce sous ensemble proviennent du Japon, Taiwan et de la Californie.

Après ces processus de sélection, nous obtenons un ensemble de données de 2335 enregistrements, 137 séismes et 580 sites, avec un intervalle de $M_w = [3,2 - 7,9]$, couvrant une distance (R_{JB}) de 0,01 à 358 km, et une valeur de V_{s30} mesurée varie entre 110 et 1540 m / s. Alors que la gamme correspondante de PGA est de $[3.59 \times 10^{-6} \text{ à } 1,76]$ g, les valeurs de PGV appartiennent à l'intervalle $[8.78 \times 10^{-4} - 115]$ cm / s et une marge de PSA allant de 4.16×10^{-8} g à 4,81 g, à une période $T = [0,01 \text{ à } 4]$ s. L'ANNEXE -A- donne le nombre d'enregistrements utilisés pour chaque évènement dans l'ensemble de données sélectionné.

3.2.1 Distribution du jeu de données

Les distributions de l'ensemble de données reliant M_w , RJB, VS30 et PGA sont affichées sur (figure 3-1). La figure 3-1(a) à gauche montre la variation de M_w avec RJB pour différentes plages de PGA. La figure 3-1 (b) à gauche illustre la distribution de PGA avec RJB pour différentes gammes de M_w . La figure 3-1 (a) à droite affiche la variation de M_w avec VS30 pour les mêmes plages de PGA utilisée dans figure 3-1(a) à gauche, tandis que la figure 3-1 (b) à droite) donne la distribution de PGA avec VS30 pour les mêmes intervalles de M_w définie dans figure 3-1 (b) à gauche).

L'ensemble des courbes de la figure 3-1 montrent la présence de l'atténuation du mouvement sismique avec la distance RJB, effet de l'échelle lié à la magnitude M_w et la présence de l'effet de site représenté par le proxy VS30.

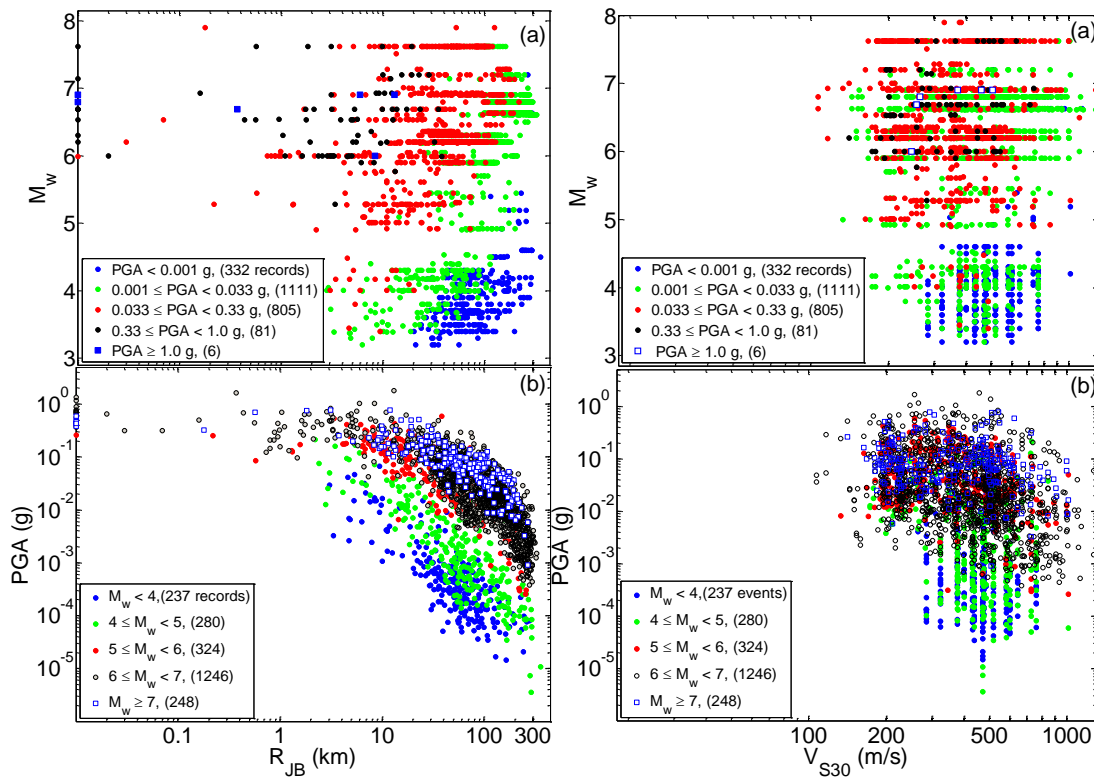


Figure 3-1 : La distribution des magnitudes M_w en fonction de la distance R_{JB} a diffèrent gamme de PGA (a) à gauche ; et distribution des PGA en fonction de R_{JB} pour magnitude allant de 4 jusqu'au 7 (b) à gauche ; de même la figure (a) à droite montre la distribution des M_w en fonction de et V_{S30} pour des gammes de PGA et la figure (b) adroite montre la variation des PGA en fonction de V_{S30} pour M_w variant de 4 au 7.

La fonction de distribution cumulative (CDF) de l'ensemble de données par rapport aux variables explicatives, M_w , R_{JB} , V_{S30} et PGA sont représentés dans la figure 3-2. Dans les modèles ANFIS élaborés ici, nous avons représenté les PGA, PGV, PSA, R_{JB} et V_{S30} en logarithmique décimale (voir chapitre 1).

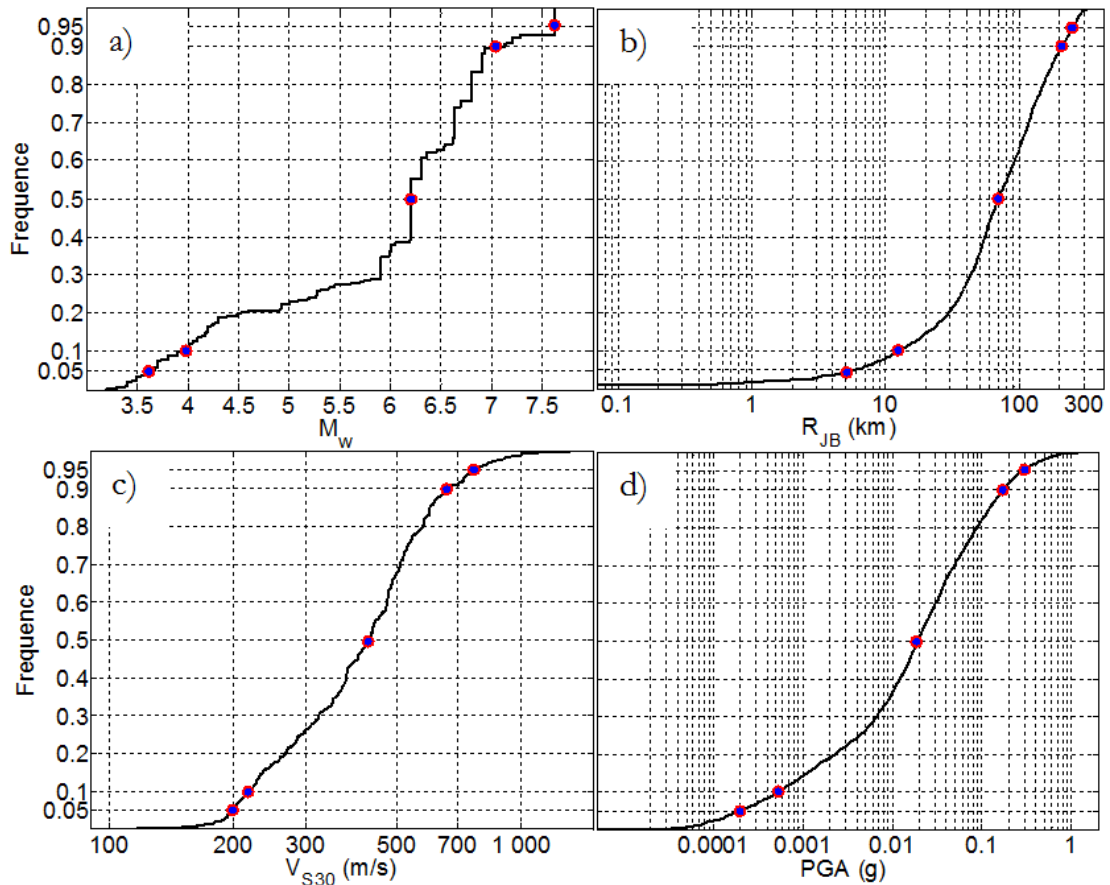


Figure 3-2 : Distribution des fonctions cumulative des magnitudes M_w (a), distances R_{JB} (b) vitesse V_{S30} (c) et les accélérations maximales PGA (d) avec des pourcentages de fréquence de données équivalentes à 5% 10% 50% 90% et 95%, correspond au cercle en rouge.

3.3 Methodologie

Dans ce travail, M_w , R_{JB} et V_{S30} ont été utilisés pour décrire l'effet de source, l'effet de propagation des ondes et l'effet du site, respectivement. Les paramètres à prédire sont les PGA, PGV et les PSA à des périodes allant de 0,01 à 4 s et pour un amortissement égale à 5 %. L'algorithme de régression empirique à effet aléatoire (Abrahamson et Youngs, 1992) a été utilisée ici pour la construction des modèles ANFIS tenant compte de la variabilité intra-événement et inter-événement. L'élaboration des GMPEs ce fait donc en deux phases :

3.3.1 Modèle fixe

Pour prédire la PGA, PGV et PSA, nous avons utilisé un Système adaptatif d'inférence floue (ANFIS) qui est une sorte de réseau neuronal artificiel basé sur le système d'inférence floue Takagi-Sugeno-Kang: TSK (Sugeno et Kang, 1986; Takagi et Sugeno, 1985). Le système ANFIS est un réseau multi-couches adaptatif dans lequel chaque nœud effectue une fonction particulière appelé (fonction d'appartenance) qui désigne le degré d'appartenance des entrées à chaque nœuds (Jang, 1993). ANFIS comprend cinq couches : les paramètres d'entrée, les quatre couches cachées et la couche de sortie, comme illustré dans la Figure 3-3.

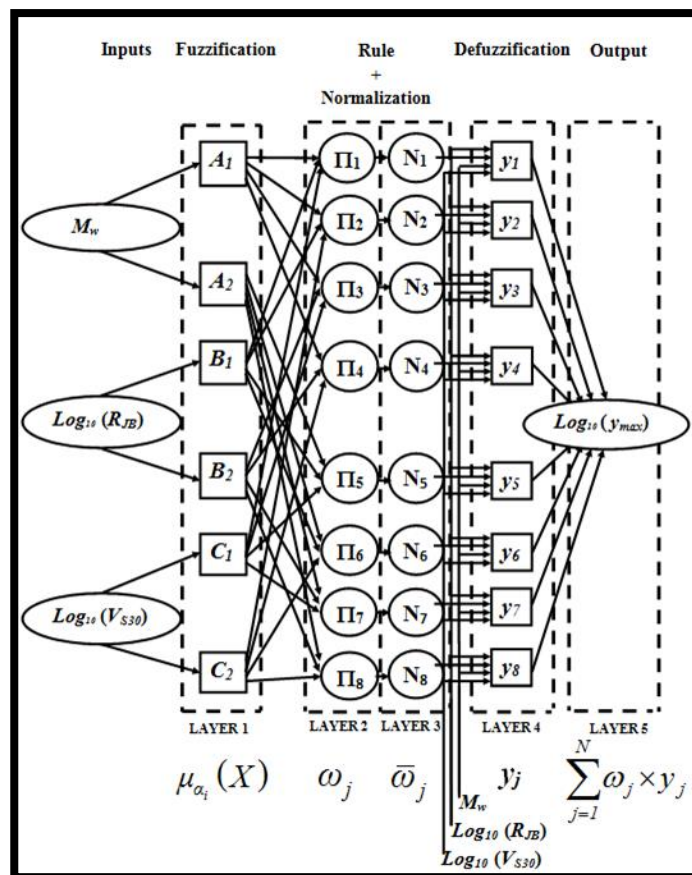


Figure 3-3 : Structure du modèle ANFIS pour la prédiction des PGA ou PGV ou PSA. Il existe cinq couches dans ce modèle : les paramètres d'entrées sont $M_w, \text{log}_{10}(R_{JB})$ et $\text{log}_{10}(V_{S30})$.

$\mu_{a_i}(X)$ est les fonction d'appartenance pour chaque paramètres d'entrée, ω_j est la règles des poids pour le nœud j , $\bar{\omega}_j$ est la normalisation des ω_j ; dans la quatrième couche y_j présente le résultat de l'équation calculer en fonction des paramètres d'entrées pour chaque nœud j variant de 1 au 8, la sommation de $(y_j \times \bar{\omega}_j)$ donne le résultat finale de la prédiction dont le paramètres de sortie est $\text{log}_{10}(y_{max})$ au niveau de la dernière couche.

Les paramètres d'entrée sont $M_w, \text{log}_{10}(R_{JB})$ et $\text{log}_{10}(V_{S30})$.

La première couche cachée est appelée couche de fuzzification et est caractérisée par la fonction d'appartenance noté (MF), dont il existe plusieurs dans la littérature, on distingue les fonctions d'appartenance de type (Gaussienne, trapézoïdale et triangulaire) ils sont également représentées sur le Tableau 3-1.

Tableau 3-1 : Influence des différentes fonctions d'appartenance sur σ (écart type) total à $T = 0,00, 0,20, 1,00$ et $2,00$ s.

Membership functions	Triangular	Trapezoidal	Gaussian
PGV	0.2799	0.2757	0.2739
PSA (T = 0.00 s)	0.3219	0.3103	0.3118
PSA (T = 0.20 s)	0.3467	0.3372	0.3379
PSA (T = 1.00 s)	0.3036	0.3037	0.3008
PSA (T = 2.00 s)	0.3130	0.3132	0.3218

La meilleure combinaison des fonctions d'appartenance (MFs) qui donne une valeur de sigma σ (Derras et al. 2012) acceptable avec un modèle simple est la fonction de type triangulaire, qui peut être écrite comme suit:

$$\mu_{\alpha_i}(X) = \begin{cases} \frac{X - a_i}{b_i - a_i} & \text{si } a_i \leq X \leq b_i \\ \frac{c_i - X}{c_i - b_i} & \text{si } b_i \leq X \leq c_i \end{cases} \quad i = 1, 2 \quad 3-1$$

X correspond aux paramètres d'entrés. X peut être soit Mw, log10 (RJB) ou log10 (VS30). α_i est la variable d'entrée des termes linguistique elle peut être : Ai pour le paramètre X = Mw, Bi pour X = log10 (RJB) ou Ci pour X = log10 (VS30), (Figure 3-3). Dans cette étude, nous supposons que chaque paramètre d'entrée comporte deux fonctions d'appartenance MFs ($i = 2$). a_i , b_i et c_i sont appelés paramètres prémisses, où le nœud de cette couche est un nœud adaptatif. Pour refléter différentes capacités d'adaptation ; Nous utilisons les nœuds (fixes) en cercle et les nœuds (adaptatifs) représentés par des carrés.

Dans la deuxième couche (inférence) : les sorties sont obtenues par les produits des degrés d'appartenance provenant de la couche 1, à l'aide de l'opérateur flou du produit qui est noté "T norme" (Jang et al., 1997) représenté comme suit:

$$\omega_j = \mu_{A_i}(M_w) \times \mu_{B_i}(\log_{10}(R_{JB})) \times \mu_{C_i}(\log_{10}(V_{S30})) \quad j = [1 \text{ à } 8] \quad 3-2$$

Où ω_j est le poids des règles pour chaque nœud de cette couche.

Le nombre de règles est régi par :

$$N = i^l$$

Où l est le nombre de paramètres d'entrée (ici c'est 3).

i représente le nombre de fonction d'appartenance ici c'est 2

La troisièmecouche (inférence), permet la normalisons de ω_j en utilisant l'équation suivante:

$$\bar{\omega}_j = \frac{\omega_j}{\sum_{j=1}^N \omega_j} \quad j = [1 \text{ à } 8] \quad 3-3$$

La quatrièmecouche (défuzzification) possède des nœuds adaptatifs sont calculée par TSK, l'équation 3-4 :

$$y_j = p_j \times M_w + q_j \times (\log_{10}(R_{JB})) + r_j \times (\log_{10}(V_{S30})) + s_j \quad j = [1 \text{ à } 8] \quad 3-4$$

La sortie de cette couche est donnée par équation 3-5 :

$$\bar{\omega}_j \times y_j = \bar{\omega}_j \times (p_j \times M_w + q_j \times (\log_{10}(R_{JB})) + r_j \times (\log_{10}(V_{S30})) + s_j) \quad j = [1 \text{ à } 8] \quad 3-5$$

Où, p_i , q_i , r_i et s_i sont les coefficients de combinaison linéaire de TSK, les paramètres de cette couche sont désignés comme paramètres conséquents.

Dans la cinquième couche, nous avons un seul nœud qui représente le paramètre de mouvement sismique, donné par l'équation 3-6 :

$$\log_{10}(y_{\max}) = \sum_{j=1}^N \overline{\omega}_j \times y_j \quad j = [1 \text{ à } 8] \quad 3-6$$

La sortie (y_{\max}) peut être PGA, PGV ou PSA aux différents périodes [0,01 à 4 s].

Pour obtenir les paramètres prémisses et les paramètres conséquents, nous utilisons des cycles d'apprentissage en deux passes (Shi et al., 1996):

1) passage en avant : les paramètres prémisses sont fixés et les paramètres conséquents sont calculés à l'aide d'un algorithme d'erreur de moindres aux carrés (LSE)

2) le passage en arrière : les paramètres conséquents sont fixés et les paramètres prémisses sont calculés à l'aide d'un algorithme de rétro-propagation du gradient (Jang et al., 1997).

3.3.2 Modèle à effet aléatoire

Une procédure similaire à l'approche d'effet aléatoire est utilisée ici pour fournir le sigma entre inter-événements et entre-événement, comme décrit dans (Derras et al. 2014). Pour chaque période, le modèle ANFIS final est obtenu en utilisant l'approche de vraisemblance maximale développée par (Abrahamson et Youngs, 1992). En plus de la médiane, cette approche fournit des valeurs incertaines. La performance du système ANFIS est mesurée par la valeur sigma classique $\sigma(T)$ utilisée dans les GMPE; cette dernière est décomposé en variabilité inter- événements (τ) et la variabilité entre les événement (ϕ): les deux sont des variables aléatoires indépendantes, moyenne nulle, distribuées normalement avec des écarts types τ et ϕ (Atik et al., 2010). Les résidus entre-événements et les résidus inter-événement sont supposés non corrélés, de sorte que le sigma total σ à une période T donnée du modèle de prédictionsismique est calculé selon l'équation 3-7:

$$\sigma(T) = \sqrt{\tau(T)^2 + \phi(T)^2} \quad 3-7$$

Le nombre de paramètres de sortie est en nombre de 19 (PGA, PGV et 17 valeurs de PSA). Finalement, nous obtenons 19 modèles avec les mêmes paramètres d'entrée M_w , $\log_{10}(R_{JB})$ et $\log_{10}(V_{S30})$. L'élaboration du modèle de prédiction a été réalisé à l'aide du logiciel Matlab avec la Toolbox "FuzzyLogic".

Le modèle résultant général (médiane + variabilité) est défini par l'équation 3-8:

$$\text{Log}_{10}(PSA_{ij}) = \text{Log}_{10}(P\hat{S}A_{ij}) + \eta_i + \varepsilon_{ij} \quad 3-8$$

Où $P\hat{S}A_{ij}$ et PSA_{ij} sont respectivement la médiane prédite (Equation 3-11) et les valeurs observées. η_i est le résidu inter-événements pour l'événement i et ε_{ij} est le résidu intra-événement pour l'enregistrement j d'événement i .

La relation entre l'écart-type inter-événements et intra-événement τ et ϕ est donnée par (Equation 3-7) sous la procédure du modèle à effet aléatoires. Dans les sections suivantes, nous présentons deux analyses: l'analyse de la variabilité aléatoire du mouvement sismique et l'analyse de la médiane.

3.4 Analyse de variabilité aléatoire du mouvement sismique

3.4.1 Analyse des résidus

Le modèle à effets aléatoires fournit les résidus η_i et ε_{ij} . Ces résidus devraient être normalement distribué et être indépendante de la médiane. Les distributions des résidus η_i et ε_{ij} pour les quatre périodes $T = [0.0, 0.2, 1.0 \text{ et } 2.0]$ s sont présentées sur la Figure 3-4. En général, il semble bien que la tendance correspond à une distribution normale, jusqu'à environ $\pm 3\phi$ et $\pm 3\tau$ est assurée, pour toutes les périodes considérées. Le Tableau 3-2 : Valeurs résiduelles (en %) inférieures à ± 1 , ± 2 and ± 3 fois les écarts-types (ϕ, τ) à $T = 0,00, 0,20, 1,00$ et $2,00$ s. montre clairement que les pourcentages des résidus inférieurs à $\pm 3\phi$ sont supérieurs à 90%, alors que 100% des résidus apparaissent dans la bande -3τ et $+3\tau$.

Tableau 3-2 : Valeurs résiduelles (en %) inférieures à ± 1 , ± 2 and ± 3 fois les écarts-types (ϕ, τ) à $T = 0,00, 0,20, 1,00$ et $2,00$ s.

	$\pm\phi$ (%)	$\pm\tau$ (%)	$\pm 2\phi$ (%)	$\pm 2\tau$ (%)	$\pm 3\phi$ (%)	$\pm 3\tau$ (%)
T = 0.00 s	47.49	79.56	78.76	98.54	93	100
T = 0.20 s	43.61	80.29	74.39	99.27	90.35	100
T = 1.00 s	49.33	88.23	79.93	100	93.4	100
T = 2.00 S	47.36	82.35	78.39	99.26	93.83	100

D'autres critères sont pris en compte pour avoir des informations sur la symétrie et le degré d'aplatissement des résidus, il s'agit des coefficients S et K respectivement, qui peuvent être calculées par les équations suivantes:

$$\left\{ \begin{array}{l} S_{\eta} = \frac{\frac{1}{L} \times \sum_{i=1}^L (\eta_i - \bar{\eta})^2}{\left(\sqrt{\frac{1}{L} \times \sum_{i=1}^L (\eta_i - \bar{\eta})^2} \right)^3} \\ S_{\varepsilon} = \frac{\frac{1}{N} \times \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^Z (\varepsilon_{ij} - \bar{\varepsilon})^2}{\left(\sqrt{\frac{1}{N} \times \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^Z (\varepsilon_{ij} - \bar{\varepsilon})^2} \right)^3} \end{array} \right. \quad 3-9$$

$$\left\{ \begin{array}{l} K_{\eta} = \frac{\frac{1}{L} \times \sum_{i=1}^L (\eta_i - \bar{\eta})^4}{\left(\sqrt{\frac{1}{L} \times \sum_{i=1}^L (\eta_i - \bar{\eta})^2} \right)^4} \\ K_{\varepsilon} = \frac{\frac{1}{N} \times \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^Z (\varepsilon_{ij} - \bar{\varepsilon})^4}{\left(\sqrt{\frac{1}{N} \times \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^Z (\varepsilon_{ij} - \bar{\varepsilon})^2} \right)^4} \end{array} \right. \quad 3-10$$

S_{η} et S_{ε} sont respectivement les coefficients d'asymétrie des résidus inter-événements (η_i) et des résidus d'intra-événement (ε_{ij}). Et $\bar{\eta}$, $\bar{\varepsilon}$ sont les valeurs des résidus moyenne de η_i et ε_{ij} respectivement. Les deux valeurs, généralement tend vers 0. N et L sont le nombre d'enregistrements (2335) et les événements (137) respectivement. Z est le nombre d'enregistrements par événements i. Les valeurs théoriques exactes des coefficients d'asymétrie S doivent être égales à 0. Où K_{η} , K_{ε} sont les coefficients d'aplatissement de η_i et ε_{ij} respectivement. Les valeurs théoriques exactes des coefficients K doivent être = 3. Le Tableau 3-3 illustre les valeurs des coefficients S_{η} , S_{ε} , K_{η} et K_{ε} qui sont très proches des valeurs théoriques et ceci pour les quatre périodes.

Tableau 3-3 : Mesure de la robustesse des résidus à travers les coefficients d'asymétrie Skewness (S) et d'aplatissement Kurtosis (K) à T = 0,00 0,20 1,00 et 2,00 s.

Coefficient of PSA	S η	K η	S ϕ	K ϕ
T = 0.00 s	-0.0354	3.3738	0.0142	3.3266
T = 0.20 s	0.0170	3.1245	0.0817	3.2943
T = 1.00 s	-0.2730	3.4662	-0.0650	3.1112
T = 2.00 s	-0.3418	3.3310	-0.1264	3.0070

La Figure 3-4 montre la répartition des résidus inter-événements par rapport à M_w et les résidus intra-événement par rapport à R_{JB} et V_{S30} pour la période T = 0,0 s. Les écarts types et les moyens des résidus pour les différentes gammes des métadonnées sont également indiqués dans la figure 3-1 et la figure 3-2, afin d'identifier la présence d'un éventuel biais. Si l'on considère la gamme d'applicabilité de [5 à 95] % de CDF (figure 3-2), les résidus ne présentent pas un biais significatif avec les paramètres M_w , V_{S30} et R_{JB} . Une exception est faite pour la distance où $R_{JB} > 200$ km : donc pour avoir un modèle stable et robuste, nous limitons la plage d'applicabilité à 200 km.

La figure 3-7, montre la variation de τ , ϕ et σ , en logarithme décimal et en logarithme népérienne en fonction de la période T, pour PSA, PGA et PGV. Nous confirmons que τ est inférieur à ϕ pour toutes les périodes. En outre, il est bien illustré qu'à T = 0,01s la variabilité tend à augmenter avec la période atteignant un pic de $\sigma = 0,36$ à T = 0,10 s, après nous remarquons une diminution significative de τ , ϕ et σ pour une valeur de sigma σ égale à 0,303 au tour de la période T = 1,0 s. Au-delà de cette période, une deuxième augmentation est observée à T = 4 s. Nous avons constaté que la plus petite variabilité aléatoire est donnée par PGV avec $\sigma = 0,28$. Les deux pics observés à T = 0,10 s et 4 s ont pu être expliqués par l'existence d'une interaction entre la chute de contrainte sismique et l'effet de kappas à haute fréquence (Derras et al. 2016).

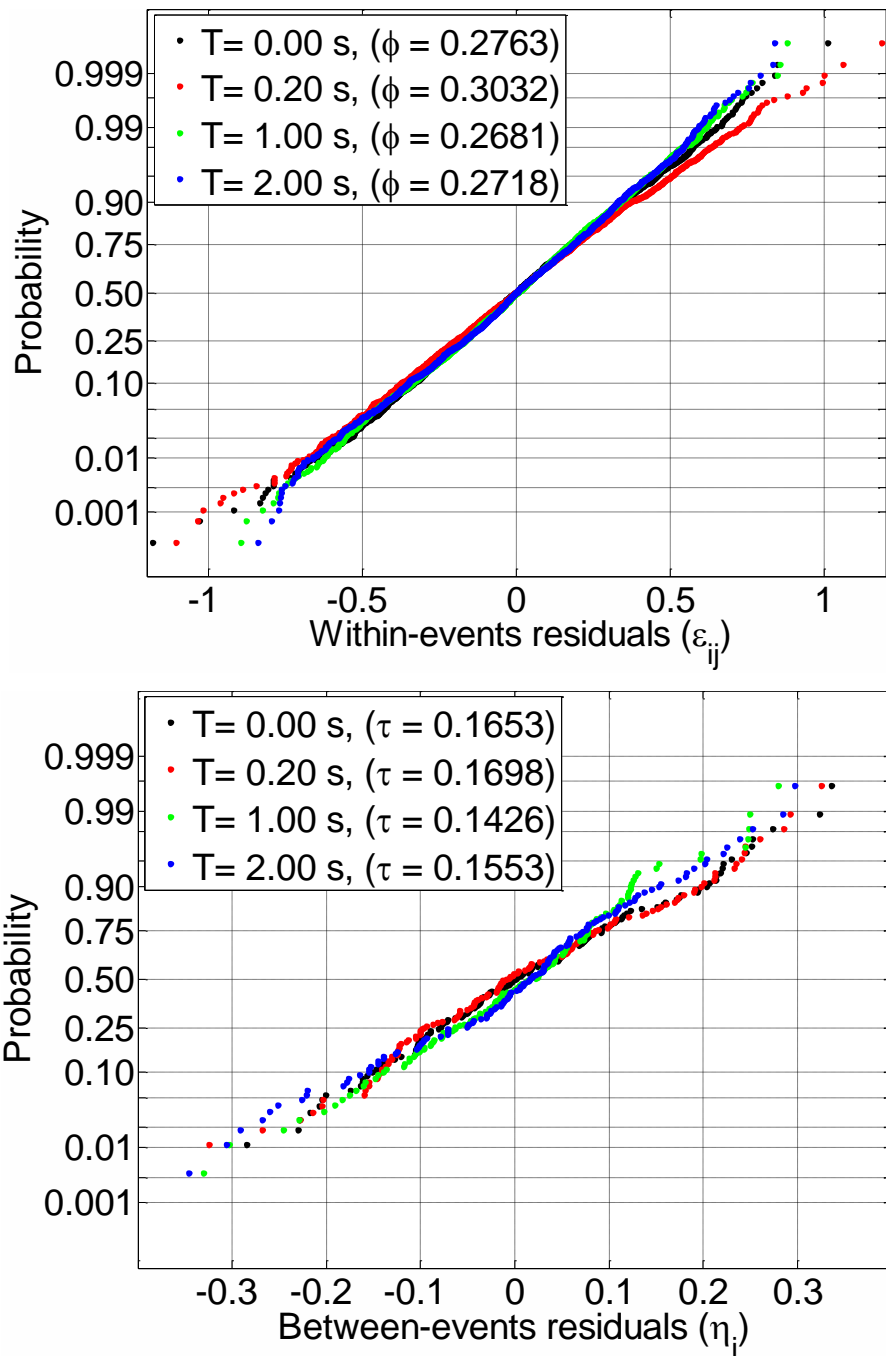


Figure 3-4 : Distributions normales des résidus η_i et ϵ_{ij} pour les périodes $T = [0.0, 0.2, 1.0$ et $2.0]$ s

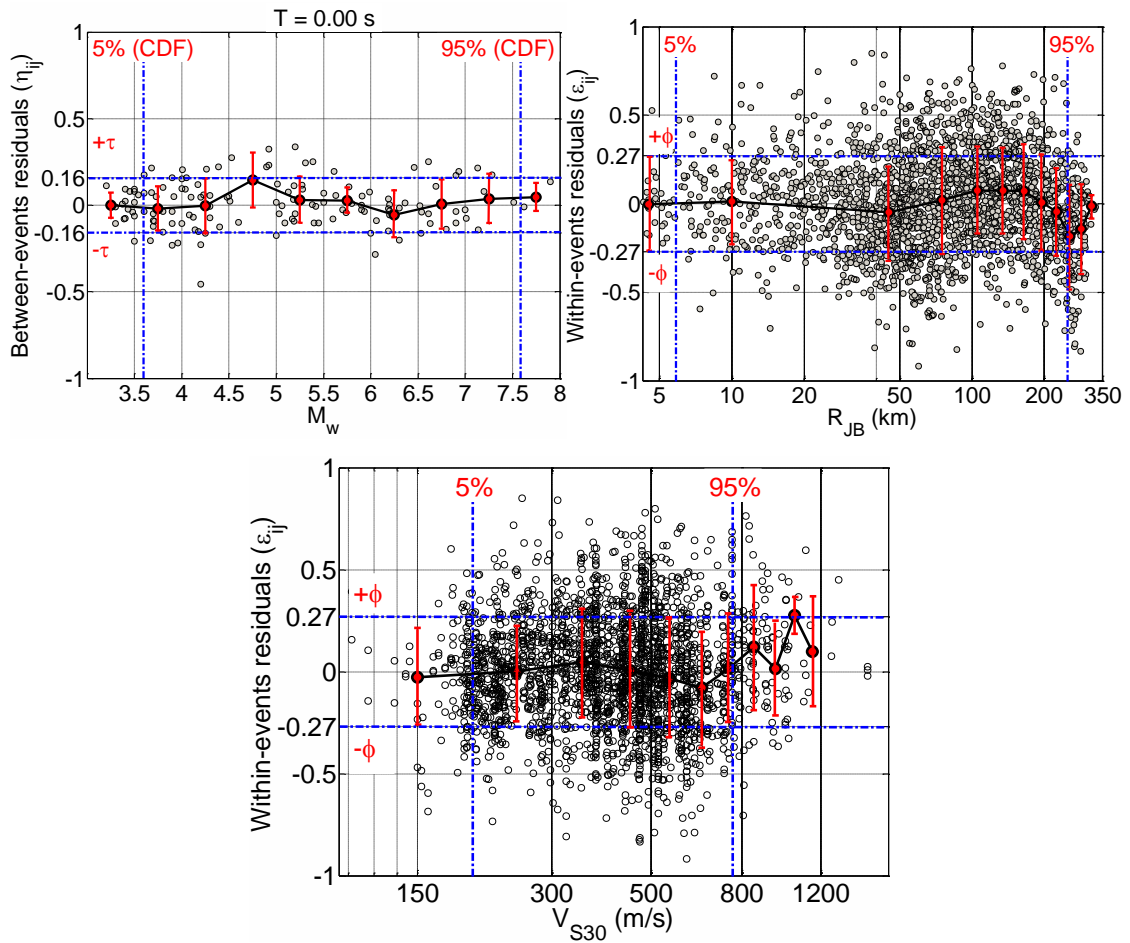


Figure 3-5: Répartition des résidus inter-événements η_{ij} par rapport à M_w et les résidus intra-événement ϵ_{ij} par rapport à R_{JB} et V_{S30} , pour une période $T = 0,0$ s

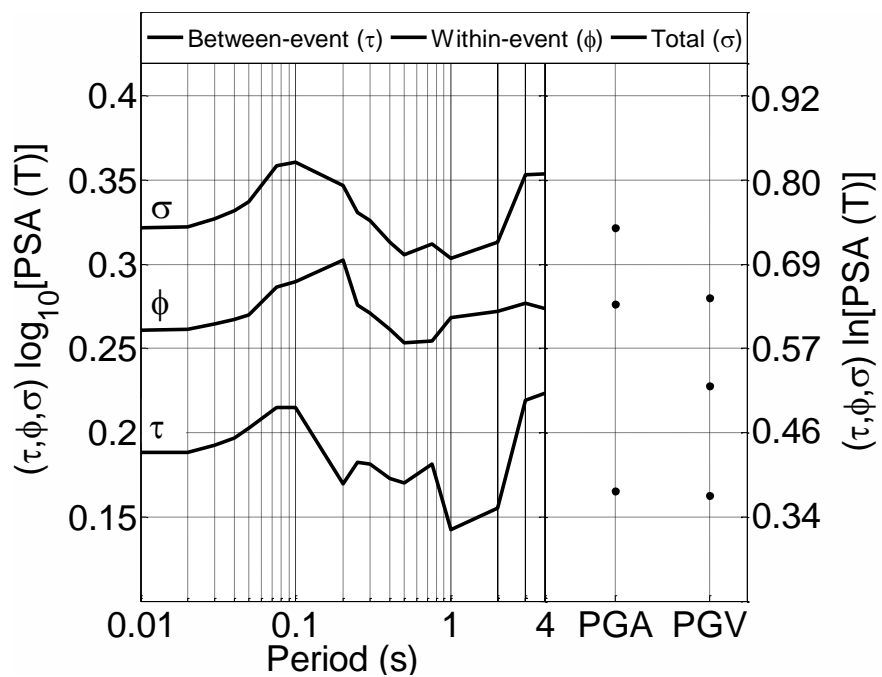


Figure 3-6: Variation de τ , ϕ et σ , en échelle logarithme décimal et naturelles en fonction de la période T , pour les paramètres PSA, PGA et PGV

3.5 Analyses des courbes médianes

3.5.1 Forme fonctionnelle

La forme fonctionnelle fournie par l'approche ANFIS, représente la médiane de la prédiction des paramètres de mouvement sismique. Les composantes horizontales géométriques classiques étant en log10 de PGA (g), PGV (m / s) et PSA (g) à des périodes [0.01- 4 s] sont données par l'équation 3-11:

$$\log_{10}(y_{\max}) = \frac{1}{b} \left(\begin{aligned} & a_{19} + M_w (a_3 + a_8 M_w) + \log_{10} R_{JB} (a_2 + a_{10} \log_{10} R_{JB}) + \log_{10} V_{S30} (a_1 + a_{14} \log_{10} V_{S30}) + \\ & M_w \log_{10} R_{JB} (a_7 \log_{10} R_{JB} \log_{10} V_{S30} + a_6 (\log_{10} V_{S30})^2 + a_5 M_w \log_{10} V_{S30} + a_9 M_w + \\ & a_{11} \log_{10} R_{JB} + a_{20} \log_{10} V_{S30}) + M_w \log_{10} V_{S30} (a_{16} \log_{10} V_{S30} + a_{12} M_w + a_{18}) \\ & + \log_{10} R_{JB} (a_{13} \log_{10} R_{JB} \log_{10} V_{S30} + a_{15} (\log_{10} V_{S30})^2 + a_{17} \log_{10} V_{S30}) \end{aligned} \right) \quad 3-11$$

$$b = \log_{10} R_{JB} (a_{22} + a_{24} \log_{10} V_{S30}) + M_w (a_{23} + a_{25} \log_{10} V_{S30} + a_{26} \log_{10} R_{JB} + a_{28} \log_{10} R_{JB} \log_{10} V_{S30}) + a_{21} \log_{10} V_{S30} + a_{27}$$

Où y_{\max} est la sortie des paramètres du mouvement sismique, les coefficients a_1 (T) jusqu'au a_{28} (T) sont listés dans l'ANNEXE -B-. Le modèle de prédiction de spectre médian $\pm \sigma$ est disponible sur le support électronique sous forme d'une feuille de calcul Excel (voir ANNEXE -C-)

3.5.2 Robustesse du modèle ANFIS

Afin de tester la robustesse du modèle de prédiction élaboré par ANFIS, nous utilisons différents sous-ensembles de données pour l'apprentissage. La Figure 3-7 montre la comparaison de la variation des pseudo-spectres d'accélération avec R_{JB} pour $M_w = 4, 5, 6$ et 7 en utilisant 100% et 50% de l'ensemble de données. La proportion d'échantillons a été arbitrairement sélectionnée à partir de l'ensemble de données prédéfini. Les résultats sont présentés ici pour une $V_{S30} = 400$ m / s (qui représente le cœur des données : 50% de CDF) illustré dans la figure 3-2. Les tests ont été effectués pour quatre périodes à 0.0, 0.2, 1.0 et 2.0 s. Ce résultat montre que le modèle de prédiction établi avec 50% ou 100% de la base de données convergent vers les mêmes tendances. Cela signifie que la quantité de données à peu d'influence pas sur la médiane. Ce résultat est significatif pour les régions procédant peu de donnée. Dans la Figure 3-7 : les tendances des courbes sont

appropriées, elles ressemblent aux GMPE récents : la décroissance de l'intensité du mouvement sismique avec la distance dépend de la magnitude, surtout à courte distance : saturation à distances proche pour de grandes magnitudes.

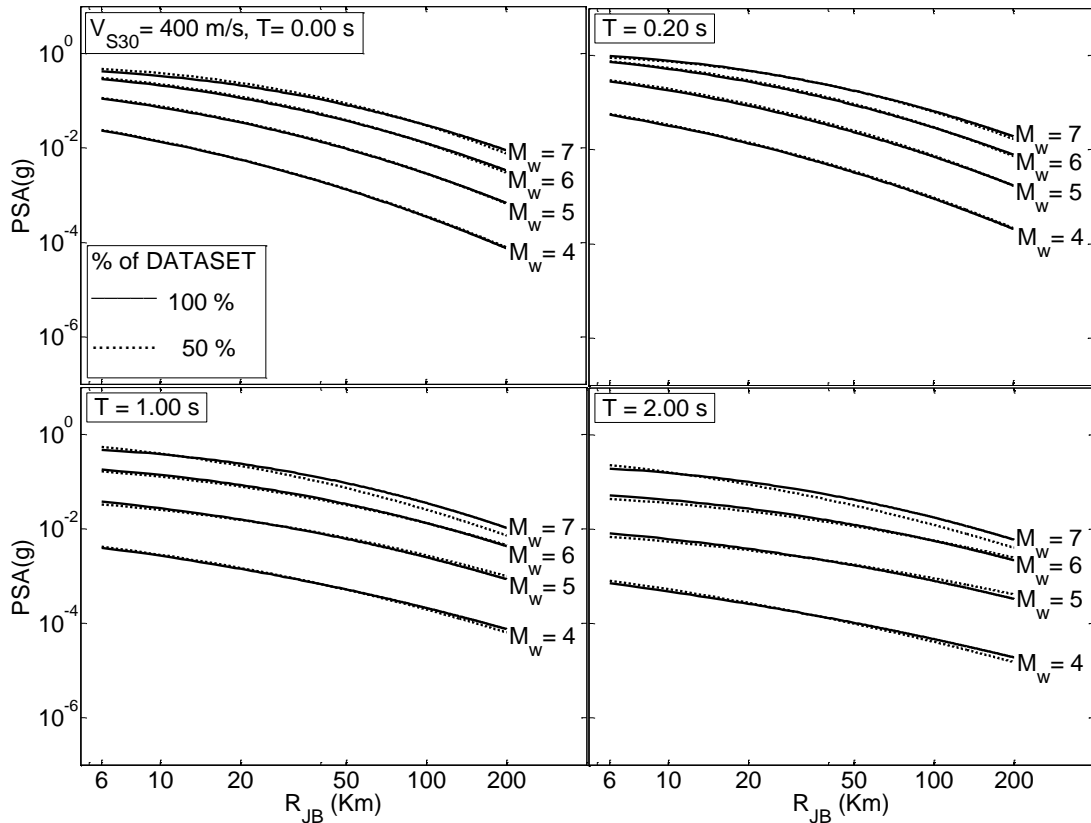


Figure 3-7: Comparaison des courbes en PSA à des périodes T [0.0 0.20 1.00 2.00] s en fonction de R_{JB} à différentes magnitude $M_w = 4, 5, 6$ et 7 en utilisant 100% et 50% de l'ensemble de données pour $V_{s30}=400$ m/s (50% de données dans la représentation des fonctions cumulative CDF (figure 3-2(c))

3.5.2.1 Effet de site linéaire et non linéaire

Pour voir si le modèle ANFIS est capable de capturer l'effet de site linéaire et non linéaire, nous représentons sur l'équation 3-12, la variation du facteur d'amplification (AF) :

$$AF = \frac{PSA_{sol\ meuble}}{PSA_{sol\ raide}} \quad 3-12$$

En fonction des PSA pour des sites raides pour des périodes : $T = 0,0$ s, $0,2$ s, $1,0$ et $2,0$ s). Le site meuble est caractérisé par une $V_{s30} = 250$ m/s et le site raide par une $V_{s30} =$

760 m/s. Tandis que la magnitude varie entre 5 à 7 avec une distance de $R_{JB} = 70$ km (50% de CDF). Dans le document de (Derras et al. 2017) ils ont constaté que la distance n'a pas d'influence significative sur la variance du facteur d'amplification, c'est la raison pour laquelle nous n'avons pas varié la distance. Cette représentation permet de mieux identifier l'amplification réelle. Un examen plus approfondi indique un niveau d'amplification plus important pour des de mouvement raide, cela est associé à une non linéarité significative (c'est-à-dire une diminution de l'amplification avec un niveau de chargement croissant). Corrélativement, une réduction plus importante de l'amplification avec un niveau de chargement croissant peut être attendue si le comportement non linéaire affecte toute l'épaisseur du dépôt de sol voir (Régnier et al. 2016). Nous notons également que l'AF augmente avec la période de l'oscillateur : des longues périodes correspondent à un sol sédimentaire plus profond. La décroissance en courbe ($T=0.00$ et $T=0.20$ s) montre la présence de l'effet non linéaire. En revanche, une décroissance linéaire renseigne sur la présence d'un effet de site linéaire. On remarque que le présent modèle ANFIS est capable de capter l'effet de site linéaire et non linéaire.

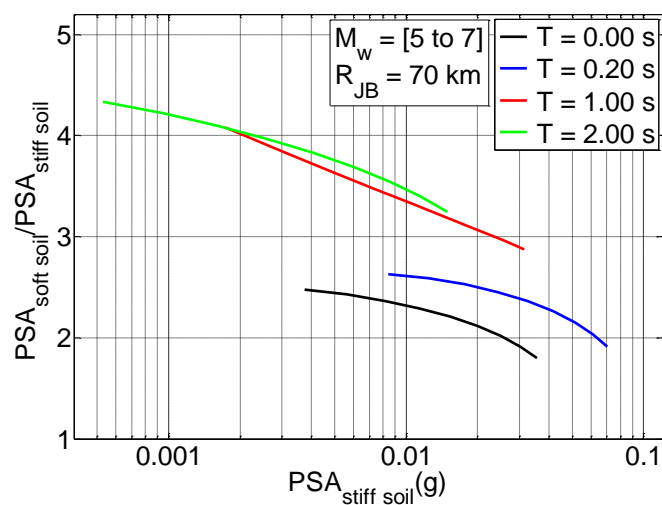


Figure 3-8: Variation du facteur d'amplification (AF) en fonction de PSA de référence pour des périodes ($T = 0,0$ s, $0,2$ s, $1,0$ et $2,0$ s). $M_w = 5-7$ pour une distance $R_{JB} = 70$ km

3.5.3 Intervalle d'applicabilité du modèle ANFIS

Le Tableau 3-4 montre les gammes de validité des paramètres sismologiques (M_w , R_{JB} , V_{s30}) que nous recommandons pour le modèle ANFIS afin d'avoir une meilleure prédiction des PSA, PGA et PGV. Ces gammes de validité ont été adoptées à partir de l'analyse de l'ensemble de données présentées dans les figures (figure 3-1 et figure 3-2) Ainsi, de l'analyse des résidus effectuée dans la section précédente (Figure 3-5).

Tableau 3-4 : Intervalles de validité des métadonnées utilisées dans le modèle ANFIS

	M_w	R_{JB} (KM)	V_{s30} (M/S)
min	3.6	6	200
max	7.6	200	760

Dans analyse de l'aléasismique, nous avons besoin d'avoir la valeur dumouvementsismique pour une distance inférieure à $R_{JB} < 6$ km, nous recommandons dans ce cas d'utiliser simplement les valeurs prédites pour une valeur de $R_{JB} = 6$ km. Ceci est basé sur la même base physique (c'est-à-dire la saturation du champ proche) que celle utilisée dans les GMPE classiques, pour le choix des formes fonctionnelles (plates) à des distances très courtes.

3.6 Comparaison de la mediane obtenue par ANFIS avec Celle de Boore et al. 2014

Une comparaison des valeurs médianes du mouvement sismique avec le model GMPE de Boore et al. (2014) et notre modèle proposé en (3-11) est présentée dans cette section. Les mêmes métadonnées utilisées dans le cadre de cette étude sont utilisés par Boore et al. (2014), c'est la raison pour laquelle nous avons choisi cette GMPE pour faire la comparaison. Les différentes comparaisons sont mentionnées dans les figures 3-9,10,11 et 12. Tous les paramètres utilisés dans Boore et al. (2014) qui sont notes commun

inconnus, ont été assignés à leurs valeurs par défaut (par ex: $\delta Z_{1.0} = 0$, style inconnu de la faille).

3.6.1 Effet de la distance

L'atténuation de l'amplitude du mouvement sismique avec la distance (R_{JB}) et pour les magnitudes M_w 4, 5, 6 et 7 donnée par les deux GMPEs sont tracées sur la Figure 3-139. Cette comparaison est effectuée ici pour une valeur de $V_{S30} = 400$ m / s (50% de CDF). Les deux GMPEs ont les mêmes tendances. L'atténuation avec la distance est bien présentée par le modèle ANFIS ainsi élaboré (qui est entièrement piloté par les données, sans hypothèses a priori, de forme fonctionnelle). Donc on peut dire que ce type de modèle peut présenter les mêmes caractéristiques des modèles classiques. Les comparaisons entre les modèles pour les autres paramètres de mouvement au sol (PGV et les ordonnées spectrales aux différentes périodes ont été pas représentées ici) parce qu'ils sont similaires aux résultats présentés dans la Figure 3-13. La meilleure convergence est obtenue surtout en champ proche. Un résultat intéressant à la physiquement sous adjacente qui rapporte aux effets d'échelle lié à la magnitude (figure 3-9). Comme prévu, l'augmentation du PGA pour des grandes magnitudes est inférieure à l'augmentation du PGA à des magnitudes modérées.

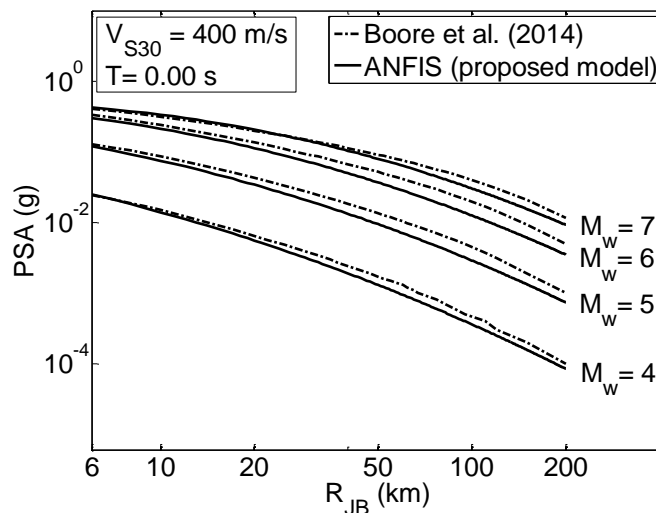


Figure 3-9: Comparaison de PSA à $T=0.00$ s (ANFIS) avec le modèle de Boore et al. (2014) pour les magnitudes M_w allant de 4 à 7, cette comparaison est effectuée pour une valeur de $V_{S30} = 400$ m / s (50% de CDF)

3.6.2 Éffet de la magnitude

La Figure 3-10 montre la variation des PSA (Boore et al. 2014 et ANFIS) en fonction de la magnitude pour les quatre périodes [0.0, 0.1, 1.0 et 2.0] s à une distance $R_{JB} = 70$ km avec une valeur de $V_{S30} = 400$ m / s. L'effet d'échelle lié à la magnitude pour les deux modèles est pratiquement le même. Par ANFIS, l'effet d'échelle est représenté par une courbe, tandis qu'avec le modèle de Boore et al. (2014) cet effet est illustré par deux lignes rectilignes, comprends un biais à une magnitude donnée, qui varie entre 5,5 et 6,2 selon la période spectrale. Cette valeur de M_w est incluse dans de nombreux GMPE qui est appelé "Mh".

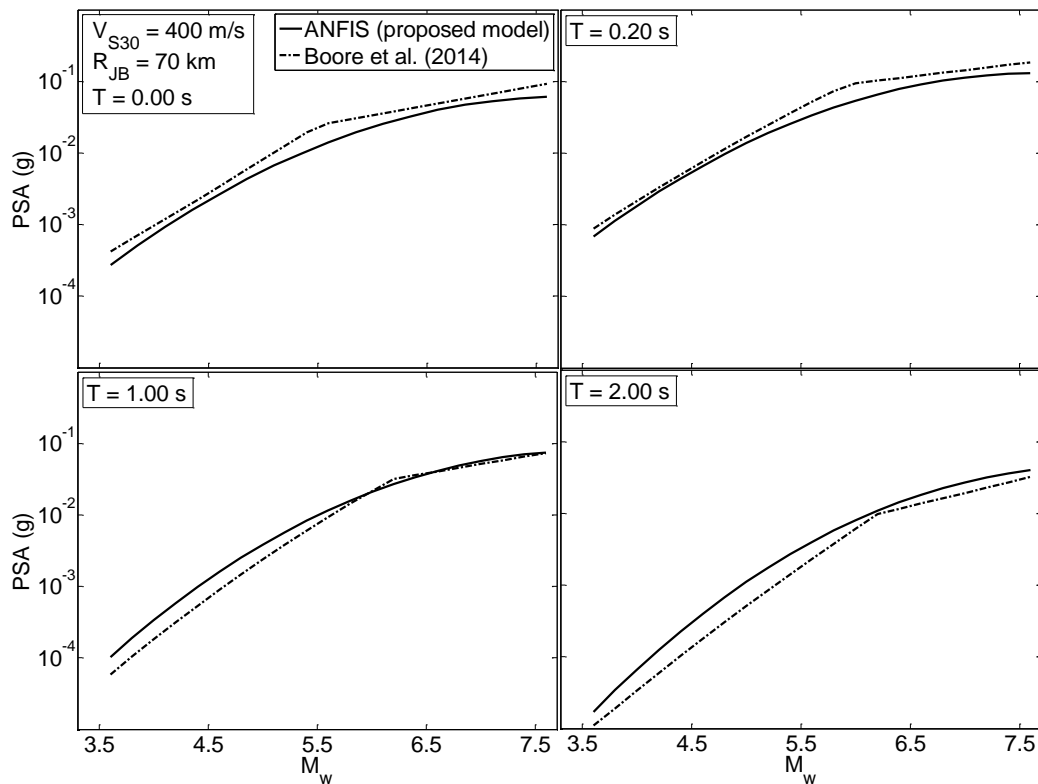


Figure 3-10 : Variation des PSA en fonction de Mw à des périodes = [0.0, 0.1, 1.0 et 2.0] s pour une distance de $R_{JB} = 70$ km et une valeur de $V_{S30} = 400$ m / s, cette comparaison est faite entre les deux modèle ANFIS et (Boore et al. 2014)

3.6.3 Effet de Vs30

Nous avons vu dans la section précédente qu'ANFIS est capable de prendre en compte l'effet de site linéaire et non linéaire. Ici, nous comparons la variation du PSA avec

V_{S30} pour les deux modèles qui utilisent V_{S30} comme un proxy local de site. La figure 3-11 montre la variation des ordonnées spectrales avec V_{S30} ($M_w = 6$ et $R_{JB} = 70$ km). Les deux modèles présentent une diminution de PSA avec V_{S30} , cette diminution est linéaire mise à part pour la période $T = 2,0$ s. Dans tous les cas, le mouvement sismique reste modéré (PGA inférieur à 0,11 g). Pour toutes les périodes de l'oscillateur, l'amplitude ANFIS est toujours inférieure à celles données par (Boore et al. 2014), mises à part à une période égale à 2 s. Cependant, les deux modèles sont très semblables à $T = 1,0$ s.

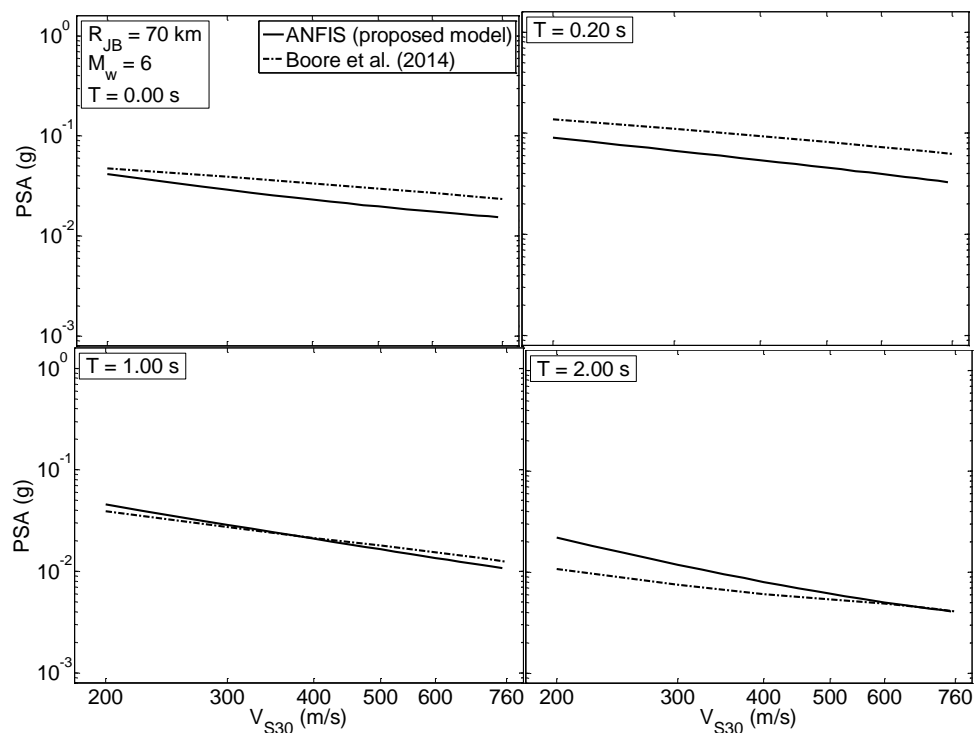


Figure 3-11: PSA estimés par les deux modèles : ANFIS et Boore et al. (2014) en fonction de V_{S30} pour les périodes $T=[0.00\ 0.20\ 1.00\ 2.00]$ s et pour $M_w = 6$ et $R_{JB} = 70$ km

3.7 Spectre de réponse

Les spectres de réponse médianes pour $M_w = 4, 5, 6$ et 7 à une valeur de $V_{S30} = 400$ m / s et $R_{JB} = 70$ km sont comparés dans la Figure 3-13. Les spectres prédits par les deux modèles se convergent. Cependant, et pour des courtes périodes, les valeurs des PSA de la GMPE classique est légèrement supérieur à celles obtenues par l'approche ANFIS. Pour des moyennes et longues périodes, les amplitudes données par ANFIS sont plutôt au-dessus de celles fournies par Boore et al. (2014).

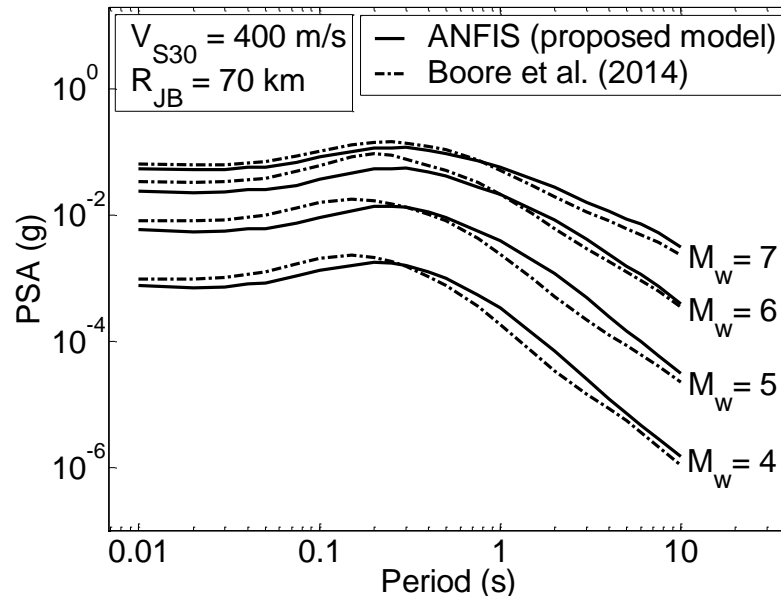


Figure 3-12 : Comparaison entre les spectres de réponses des deux modèles ANFIS et Boore et al. (2014) pour $M_w = 4, 5, 6$ et 7 à une $V_{S30} = 400$ m / s et une distance $R_{JB} = 70$ km.

3.8 Comparaison de σ

Comme dans Derras et al. (2016) avec leur modèle neuronal, nous clôturons cette série de comparaison avec la dépendance entre la variabilité aléatoire et la période (Figure 3-13). Dans le modèle de Boore et al. (2014), la valeur de sigma σ dépend de M_w , de la distance et même un peu des conditions du site, cette comparaison est effectuée pour $M_w = 4$ et 7 et $V_{S30} = 270$ et 600 m / s à une distance de $R_{JB} = 70$ km. Pour Derras et al.(2016), le seul paramètre qui contrôle le σ , en plus de la période, la nature de V_{S30} (mesuré ou observé). Nous ne prenons que le cas où le V_{S30} est mesuré puisque le modèle ANFIS élaboré ici utilise seulement les V_{S30} mesurées. De même que le modèle Derras et al (2016), le σ du présent modèle ANFIS ne dépend pas de M_w , R_{JB} . Si nous comparons les σ des deux modèles neuronal et ANFIS, nous remarquons que le modèle ANFIS donne un σ plus faible que le modèle neuronal et le modèle Boore et al. (2014) pour une magnitude égale à 4 et une période $T < 2$ s.

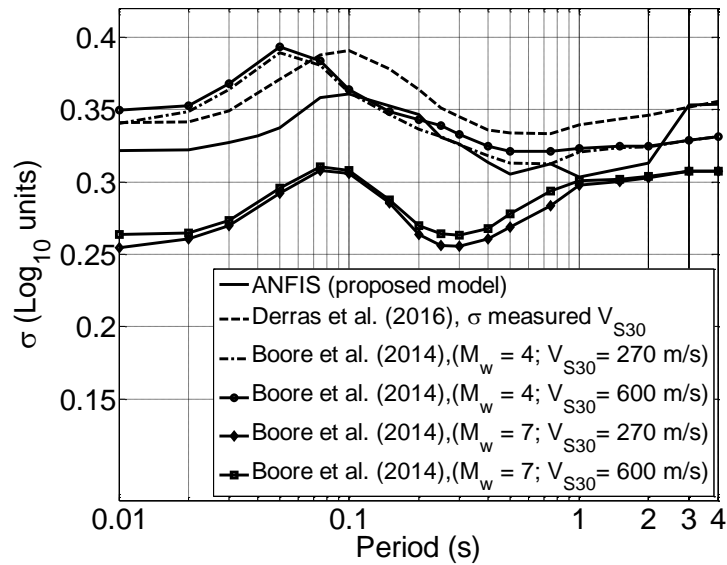


Figure 3-13 : Comparaison des variations de σ en fonction des périodes allant de 0.01 à 4 s. Cette comparaison est effectuée entre les modèles ANFIS, Derras et al. (2016) et Boore et al. (2014). Le σ de ce dernier modèle dépend de la valeur de $M_w = 4$ et 7, de la distance $R_{JB} = 70$ km et de $V_{S30} = 270$ et 600 m/s.

D'après la Figure 3-13 nous remarquons que les valeurs de σ obtenues par Boore et al. (2014) pour des magnitudes fortes sont plus faibles que les valeurs obtenues par ANFIS. L'origine de telles différences importantes doit être étudiée, car la valeur de σ a un impact sur l'évaluation de la PSHA. Des métas données supplémentaires (type de failles, profondeur de l'hypocentre) pourrait aider, probablement, à réduire la variabilité aléatoire associée à des événements importants.

Cependant, l'ensemble des comparaisons montrent que le modèle ANFIS conduit par les données a la même capacité que les GMPE traditionnelles à prédire le mouvement sismique et sa variabilité. Ce modèle ANFIS peut très facilement être mis en œuvre en utilisant une feuille de calcul sous excel comme indiqué dans l'ANNEXE -C-

3.9 Conclusion

Les travaux réalisés dans ce chapitre se focalisent sur l'utilisation de l'approche des systèmes d'inférence adaptative neuro-floue (ANFIS) pour la prédiction des paramètres de mouvement sismique (PGV, PGA et PSA) à différentes périodes. Aucune forme fonctionnelle, a priori, est nécessaire : L'ANFIS est donc totalement basé sur les données. Ici nous avons travaillé avec un sous ensemble de la base de données NGA-West2. Les métas données utilisés lors de l'élaboration du modèle sont la magnitude du moment M_w , la distance Joyner-Boore R_{JB} et la V_{S30} .

La prise en compte de la variabilité intra-événement et inter-événement a été assurée par le modèle à effet aléatoire. La série des tests réalisés sur le modèle ANFIS a apporté des éléments des réponses à des questions très discutées :

- L'analyse des résidus a montré une absence de biais significatif lié à RJB, Mw et VS30.
- Nous avons montré que l'ANFIS est soigneusement conçu, ses prédictions sont robustes et pas plus sensibles à l'ensemble de données.
- Malgré l'absence d'hypothèse a priori sur la dépendance fonctionnelle, les résultats montrent qu'ANFIS peut assurer la prise en compte de : l'effet de l'échelle lié à la magnitude, la saturation du mouvement sismique au champ proche, l'atténuation avec la distance, l'atténuation du mouvement sismique avec Vs30.
- Le modèle ANFIS prévoit une non-linéarité significative sur la réponse du site comme dans (Derras et al., 2017) dans lequel les données KiK-net ont été utilisées, incluant un grand nombre de sites avec des enregistrements faibles et forts bien contraints.

Le modèle ANFIS établi a été comparé avec d'autres modèles classiques Boore et al.(2014) et neuronal de Derras et al.(2016). Même s'il n'a que trois variables explicatives (Mw, RJB et VS30), le modèle ANFIS est très cohérent avec Boore et al. (2014).

L'un des avantages de l'approche ANFIS est l'absence de biais associé au choix de la forme fonctionnelle. Le modèle ANFIS donne un σ plus faible que le modèle neuronal. La simplicité avec laquelle on pourrait implémenter ce type de modèle : architecture unique et apprentissage plus rapide.

Un inconvénient associé, cependant, est l'impossibilité d'utiliser de tels modèles en dehors de la plage de paramètres d'entrée considérée pour l'ensemble de données d'apprentissage : attention à l'extrapolation !

L'élaboration d'une GMPE ne représente pas en elle-même l'objectif principal, le but majeur est d'évaluer l'aléa sismique d'une région donnée. Dans le chapitre suivant nous essayons de voir l'influence des écart-types des modèles d'atténuations sur les courbes d'aléas sismiques. L'étude sera faite sur un cas simple pour les données du catalogue de la région de Constantine Algérie.

Chapitre 4 Evaluation de l'aléa sismique : étude d'un cas simple, application aux données du catalogue de Constantine

4.1 Introduction

L'aléa sismique est une composante principale pour l'estimation du risque sismique. Il existe deux approches pour l'estimation de l'aléa sismique : approche probabiliste et déterministe (Cornell, 1968, Miline et Davenport, 1969). Elles reposent sur des données identiques (catalogues de sismicité, modèle d'atténuation du mouvement du sol par le biais des équations de prédiction de mouvement du sol, GMPE). Cornell (1968) a établi une relation théorique entre un paramètre de mouvement sismique (PGA ou autres) et la probabilité annuelle de dépassement sur un site d'intérêt basé sur les relations statistiques des séismes et des mouvements sismique notamment la Relation de Gutenberg-Richter et GMPE.

Actuellement, l'approche de Cornell est la méthode la plus courante pour l'évaluation des aléas sismiques dans le monde entier, elle est appelée la méthode de Cornell-McGuire (Cornell, 1968, 1971, McGuire, 2004).

4.2 Approches pour l'évaluation de l'aléa sismique

4.2.1 Concept de base

Deux approches sont utilisées pour l'évaluation de l'aléa sismiques : l'approche probabiliste (Probabilistic Seismic Hazard Analysis, PSHA) et l'approche déterministe

(Deterministic Seismic Hazard Analysis, DSHA). Elles sont utilisées pour l'évaluation de l'aléa sismique en utilisant le même principe, mais d'une manière différente (Cornell 1968).

- PSHA : dans ce cas l'aléa sismique est évalué en tenant compte de la probabilité de dépassement de l'accélération maximale du mouvement sismique pour une période de temps donnée, elle est calculée à partir d'une intégration triple basée sur un modèle mathématique qui est constitué des formules sismique et du mouvement du sol.
- DSHA : dans ce cas l'aléa sismique est défini comme un mouvement maximal au sol d'un seul scénario sismique pour un site donné, autrement dit un séisme de référence d'une accélération maximale possible ou chaque zone est caractérisée par une valeur de mouvement du sol maximale indépendamment de sa période de retour.

L'évaluation l'aléa sismique par l'approche probabiliste consiste à évaluer la probabilité de dépassement d'une l'accélération maximale cible (PGA) du mouvement sismique dans une période de retour donnée et pour un site précis. Cette approche semble être la plus appropriée pour l'étude du risque sismique visant à établir des critères de conception parasismique, de paramètres directement utilisables pour le traitement parasismique d'un projet car elle fournit les accélérations cibles associées à leur probabilité de dépassement ou période de retour.

4.2.2 Principe d'évaluation de l'aléa sismique

La probabilité de dépassement d'une accélération cible y est calculé selon l'équation 4-1.

$$P[Y > y, t] = 1 - e^{-\lambda_y t} \quad 4-1$$

Cette formule est connue sous le nom d'équation de Poisson. La question qui se pose est comment déterminer λ_y , qui est le nombre annuel de séisme qui dépasse une accélération donnée.

A cet effet, Cornell (1968) a utilisé le théorème de la Probabilité Totale (TPT) qui stipule que la probabilité d'occurrence d'un événement A est liée à la probabilité

d'occurrence d'un nombre d'évènements mutuellement exclusifs $B_i \quad i=1,\dots,n$ et à travers la formule suivante :

$$P[A] = \sum_{i=1}^n P[A \cap B_i] \quad 4-2$$

En utilisant le théorème de la probabilité conditionnelle :

$$P[A] = \sum_{i=1}^n P[A/B_i]P[B_i] \quad 4-3$$

Dans le cas de l'aléa sismique,

- l'évènement A est le fait qu'une accélération dépasse une valeur donnée
- les évènements $B_i \quad i=1,\dots,n$ sont les magnitudes

Il est possible d'entrer deux variables $B_i \quad i=1,\dots,n$ et $C_j \quad i=1,\dots,m$ par exemple Magnitude et Distance épacentrale. Par conséquent l'Eq. 4-2, 4-3 peut s'écrire sous la forme :

$$P[A] = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n P[A/(B_i \cap C_j)]P[B_i \cap C_j] \quad 4-4$$

En supposant que les évènements B_i et C_j sont indépendants, ce qui est le cas des variables Magnitude et Distances épacentrale, alors l'Eq. 4-4 s'écrit :

$$P[A] = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n P[A/(B_i \cap C_j)]P[B_i]P[C_j] \quad 4-5$$

C'est par le biais de l'Eq. 4-5 que Cornell (1968) a pu déterminer le nombre de séisme par unité de temps dont l'accélération dépasse un certaine valeur :

$$\frac{\lambda_y}{\lambda_M} = \iint P[Y > y/M, R] f_M(m) f_R(r) dm dr \quad 4-6$$

λ_M : Est le taux annuel des séismes d'une magnitude M .

$P[Y > y/M, R]$: est la probabilité qu'un séisme de magnitude M , à la distance R du site engendre une accélération supérieure à y . Cette probabilité est calculée à partir de la relation d'atténuation que nous allons exposer par la suite.

$f_M(m) f_R(r)$: Sont les fonctions de densité de probabilité en magnitude et distance de la source.

Cornell a supposé que la variable Y (Accélération suit une loi log normale)

$$P[Y > y/M, R] = 1 - \phi\left(\frac{\ln y - \overline{\ln y}}{\sigma}\right) \quad 4-7$$

$\phi()$: L'opérateur de la loi log normale.

$\overline{\ln y}$: La moyenne de la variable Y est déterminée en utilisant la loi d'atténuation ou GMPE.

σ : L'écart type de la loi d'atténuation.

Tandis que la résolution de l'équation 4-7 nécessite un calcul numérique pour cela, il est pratique de discrétiser l'équation 4-6 en ce qui concerne la distribution des termes continus M et R, et de convertir les intégrales en sommation discrète de la manière suivante:

$$\lambda y = \lambda_M \times \sum_{i=1}^{Nm} \sum_{j=1}^{Nr} P[Y > y/M_i, R_j] P(M_i = m_i) P(R_j = r_j) \quad 4-8$$

Trois étapes préliminaires sont nécessaires

Étape 1 : Identifier les zones sources dans la région d'étude

Celles-ci sont cartographiées sur des zones géotectoniques; dont le but d'étudier les caractéristiques des failles sismiques en terme de type de séismes magnitude intensité taux d'occurrence et en profondeur.

Ils existe plusieurs type de zones sources a titre d'exemple (Figure 4-1):

- a) point source : lorsque les epicentres des séismes sont regroupés dans une zone relativement petite et lointaine du site sont considerer comme un point source.
- b) ligne source : lorsque les probabilités d'occurrence sont supposé égales sur la longueur de la ligne qui represente une faille.
- c) zone sources : on trouve ce type generalement dans les cas complexe ou la forme geologique et geographique des faille sont considere un peu plus complexe.

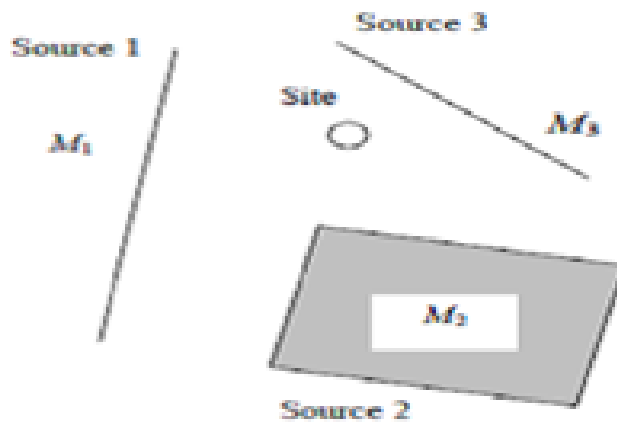


Figure 4-1 : Les différents types de source sismique

Etape 2 : Modéliser une courbe de récurrence à partir du catalogue de sismicité (loi de Gutenberg Richter 1945)

La distribution historique des séismes est généralement représentée par une relation de récurrence empirique proposée par la loi de Gutenberg et Richter en 1945. Le logarithme décimale du nombre des séismes pour une période de temps donné sur un catalogue sismique en fonction des magnitudes correspondantes sont également présentés dans une courbe par une droite décroissante d'occurrence des séismes définie par la loi de Gutenberg Richter comme suit :

$$\log_{10} \lambda_M = a - bM \quad 4-9$$

λ_M est le nombre de séismes qui dépassent la magnitude M par unité de temps.

M : magnitudes

a : ordonnée à l'origine, est le logarithme du nombre de séismes de magnitude 0 ;

b : pente de la droite d'ajustement, en valeur absolue (appelée «b-value»)

Afin de ne pas biaiser les calculs, il est conseillé de ne pas inclure dans les calculs, les séismes de magnitudes 1, 2 et 3.

Toutefois, la représentation linéaire est la plus utilisée du fait que la magnitude de coupure M_{\max} est plus importante pour la relation linéaire que pour la relation quadratique, c'est la

raison pour laquelle M_{max} est limiter la relation linéaire à partir d'un certain point (Figure 4-2). Toutefois la droite de corrélation ainsi considérée converge vers la magnitude maximale.

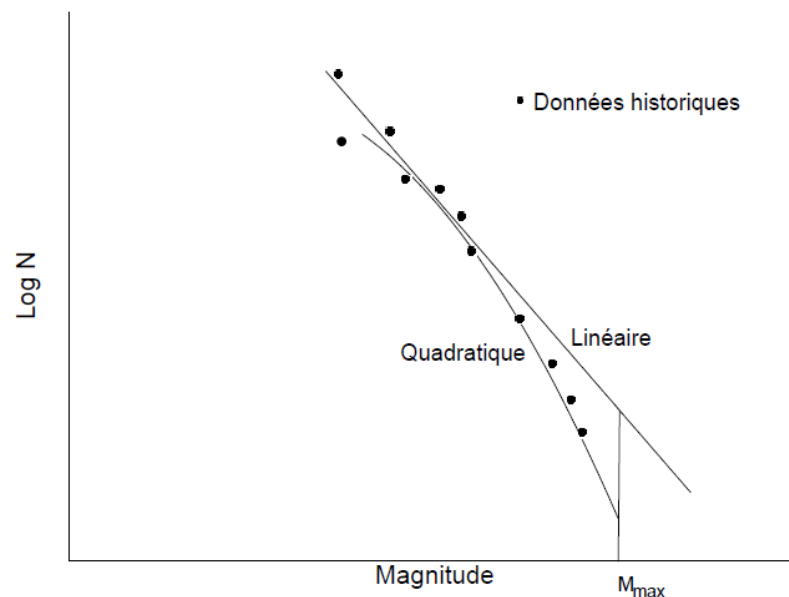


Figure 4-2 : Représentation linéaire et quadratique de l'équation de récurrence des magnitudes

Etape 3 : Choisir les relations d'atténuation du mouvement du sol adaptées à la région d'étude

Le choix de la relation d'atténuation du mouvement sismique revient principalement au calcul des taux annuels de dépassements d'une série d'accélération, qui est généralement présenté en fonction du mouvement sismique. Ce dernier peut être caractérisé soit par l'accélération du sol soit par l'intensité sismique mais la majorité des cas l'accélération est communément utilisé. On peut tracer une courbe pour chaque zone source ayant une influence sur le site étudié. Les courbes finalement obtenues sont appelées courbes d'aléa (Figure 4-3).

Période de temps futur T fixée

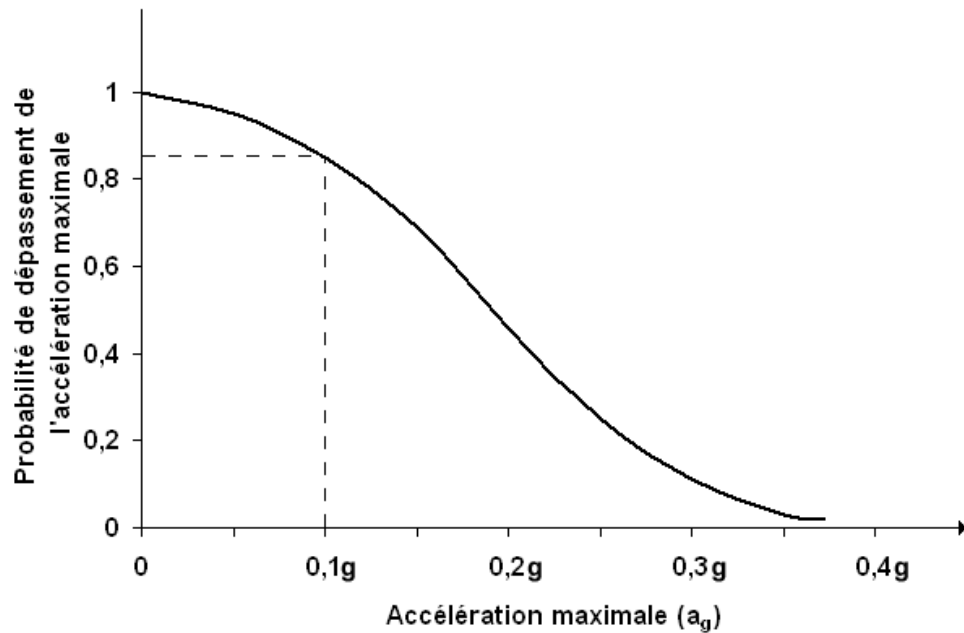


Figure 4-3 : Courbe d'aléa sismique (Rosset, Philippe & Petermans, T & Camelbeeck, Thierry. (2006). L'aléa sismique local en Belgique.)

Les taux annuels de dépassement d'une série d'accélération cibles sont calculés et une courbe d'aléa est obtenue au site (Figure 4-1). La période de retour est l'inverse du taux annuel ; en pratique on se réfère souvent à la période de retour plutôt qu'au taux annuel, il est plus facile de parler d'une période de retour de 100 ans plutôt que d'un taux annuel de 0.01). Les résultats des estimations probabilistes se présentent en général en terme d'accélération correspondant à des périodes de retour précises (100, 500, 1000 ans...) ; ces accélération s'obtiennent par interpolation à partir de la courbe d'aléa (Figure 4-3)

4.3 Evaluation de l'aléa sismique : cas de la region de Constantine.

4.3.1 Description du modèle de sismicité

Le catalogue établis dans cette thèse, est celui du catalogue algérien de la région de Constantine (Mouloud et al. 2017). Ce catalogue contient 7008 evenement sismique enregistré de 1357 à 2014. D'après laFigure 4-4, nous remarquons qu'il y a eu deux magnitudes de 6.0 en 1907 et en 1985. A fin d'avoir une tendance lineaire dans la distribution des données sismique en fonction des magnitudes sur la courbe de gutenberg richter nous avons éliminé toute seismes qui ont une magnitude inferieur a 3.

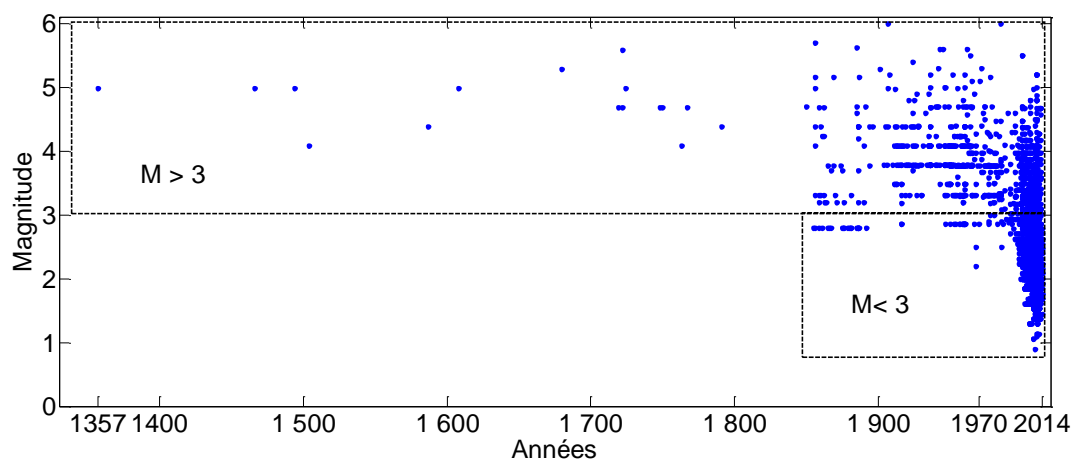


Figure 4-4: Informations sur les catalogues de séismes anciens

A partir du nombre deséismes enregistrés pour chaque magnitude M , on trace une courbe appelée "courbe de récurrence ou courbe de gutenberg richter" cette derniere est traduit principalement par le logarithme du nombre de séismes cumulés sur une période d'enregistrement en fonction de la magnitude M . Le catalogue sismique choisi dans cette études est celui de la region de Constantine(Mouloud et al. 2017), les differents données qui sont disponible dans ce catalogue sont montrer dans la figure ci-dessus avec 7008 evenement sismique sur une periode d'enregistrement de 657 ans. La courbe ainsi obtenue

est supposée suivre la loi de Gutenberg & Richter dont l'équation 4-10. Le traitement de cette information nous a permis de dresser le Tableau 4-1 :

Tableau 4-1 : Les valeurs de la loi de recurrence

m	N	$\lambda_m = N/657$	$\text{Log}_{10}(\lambda_m)$
1	1292	1,96651446	0,29369714
2	4356	6,63013699	0,8215225
3	1047	1,59360731	0,20238131
4	277	0,42161339	-0,3750856
5	33	0,05022831	-1,29905143
6	2	0,00304414	-2,51653537

Les résultats obtenus du Tableau 4-1, sont tracés sur la Figure 4-5.

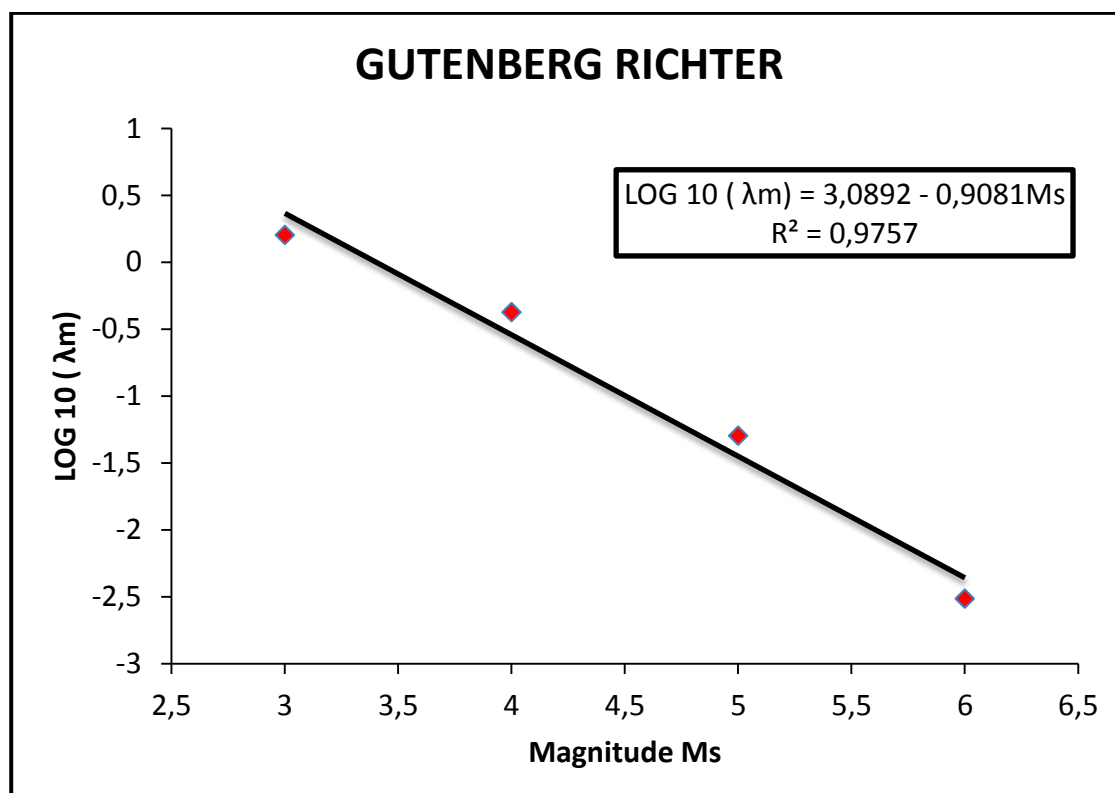


Figure 4-5 : Courbe de Gutenberg Richter « catalogue de Constantine »

La probabilité d'occurrence ainsi obtenue est une probabilité sur l'ensemble de la période de temps durant laquelle les séismes ont été enregistrés.

On peut également calculer le nombre ou le taux annuel de séismes de magnitude supérieure ou égale à M , suivant l'équation (4-10) et qui peut être exprimée en λ_M comme suit :

$$\log \lambda_M = a - b.M \quad 4-10$$

a et b sont des coefficients, calculés à partir de la courbe de récurrence.

λ_M est le taux annuel des séismes dont la magnitude est supérieure ou égale à M .

$$\lambda_M = e^{(a - bM)} \quad 4-11$$

Où:

$$\alpha = a \ln 10 \quad 4-12$$

$$\beta = b \ln 10 \quad 4-13$$

Nous avons choisi les deux bornes de magnitudes $M_{\min} = 3$ et $M_{\max} = 7$; afin de calculer la probabilité d'occurrence d'un séisme compris dans un intervalle de magnitude bien précis, pour cela l'équation 4-11 est devenue comme suit :

$$\lambda_M = \lambda_{M3} \quad 4-14$$

λ_{M3} est le nombre des séismes dont la magnitude est supérieure ou égale à 3.

Puisque la valeur maximale de magnitude dans le catalogue de Constantine est égale à 6, il n'est pas nécessaire de fixer une valeur maximale de magnitude dont le nombre de séismes est représenté selon la droite de récurrence. Donc selon l'équation (4-10), on a obtenu les valeurs suivantes :

$$\begin{cases} a = 3.0892 \\ b = 0.9081 \end{cases}$$

De la même manière les coefficients α et β sont déterminés à partir de l'équation (4-8) et (4-9)

$$\alpha = 3.0892 \ln 10 \Rightarrow \alpha = 7.113$$

$$\beta = 0.9081 \ln 10 \Rightarrow \beta = 2.090$$

d'après l'équation (4-11) on peut également déduire l'équation suivante :

$$\lambda_M = e^{(\alpha-\beta M)} = 10^{a-bM} \quad 4-15$$

$$\lambda_M = 10^{3.0892-0.9081 \cdot 3}$$

$$\text{Alors : } \lambda_M = 2.316 \text{ an}^{-1}$$

C'est le taux annuel des séismes dont la magnitude est supérieur à 3.

Dans la Figure 4-5, on voit clairement une décroissance de la magnitude des séismes vérifié la loi empirique de Gutenberg Richter 1945.

4.3.2 Description des probabilités des fonctions cumulatives

4.3.2.1 Les fonctions cumulatives des magnitudes $F_M(m)$

La fonction de densité de probabilités des magnitudes est estimée avec une magnitude minimale fixé de 3 au dessous de cette valeur le calcul probabiliste de l'aléa sismique n'a aucun sens vu que les séismes inférieurs à magnitude 3 n'affectant aucun danger sur l'ingénierie des séismes, alors la fonction de densité de probabilité est la suivante :

$$f_M(m) = b \ln(10) \cdot 10^{-b(m-M_{\min})} \quad M > M_{\min} \quad 4-16$$

Et la fonction de répartition ou la fonction cumulative est obtenue en dérivant la fonction de densité de probabilité de l'équation (4-17) :

$$F_M(m) = \frac{d}{dm} F_M(m) \quad 4-17$$

Après dérivation de la fonction de densité de probabilité des magnitudes on obtient l'équation (4-18) qui représente la fonction cumulative $F_M(m)$.

$$F_M(m) = P(M \prec m / M \succ M_{\min}) \quad 4-18$$

Cette equation traduit le rapport du taux des seismes dont la magnitude est comprise entre la magnitude minimale et maximale sur le taux des seismes dont la magnitude est superieur a Mmin (equation 4-19) :

$$\begin{aligned} F_M(m) &= \frac{\text{taux des seismes dont } M_{\min} \prec M \prec M_{\max}}{\text{taux des seismes dont } M_{\min} \prec M} \\ &= \frac{\lambda_{M_{\min}} - \lambda_M}{\lambda_{M_{\min}}} \\ &= \frac{10^{a-bM_{\min}} - 10^{a-bM}}{10^{a-bM_{\min}}} \end{aligned} \quad 4-19$$

Finalement on obtient l'equation (4-20) de la forme suivante :

$$F_M(m) = 1 - 10^{-b(M-M_{\min})} \quad M \succ M_{\min} \quad 4-20$$

Nous avons utilisé un pas de 0.5 des magnitudes allant de 3 jusqu'au 7, le resultat obtenus sont reporter sur le Tableau 4-2et representer sur la Figure 4-6 selon l'equation 4-20 :

Tableau 4-2 : Les valeurs de la fonction cumulative des magnitudes $F_M(m)$

m	$F_M(m)$
3	0
3,5	0,60996822
4	0,84787521
4,5	0,9406665
5	0,97685805
5,5	0,9909739
6	0,99647954
6,5	0,99862691
7	1

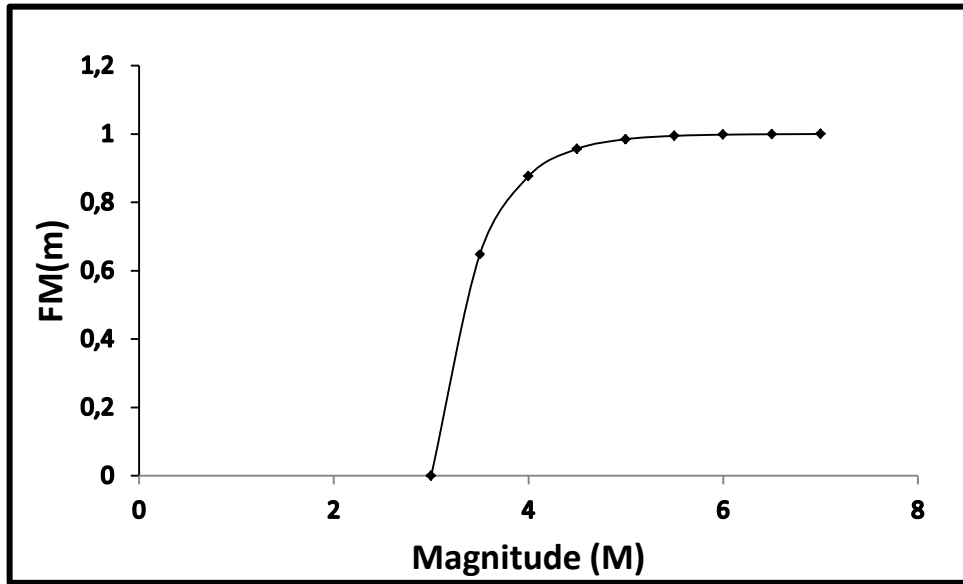


Figure 4-6 : La fonction cumulative des magnitudes $FM(m)$

La probabilité de la fonction de densité cumulative des magnitudes est calculée en fonction de la différence entre la fonction cumulative de la valeur (m_{i+1}) et la valeur précédente (m_i) suivant la relation (4-21) :

$$P(M = m_i) = F_M(m_{i+1}) - F_M(m_i) \quad 4-21$$

Les résultats obtenus du calcul de cette équation sont reportés sur le Tableau 4-3.

Tableau 4-3 : La probabilité de la fonction de densité cumulative des magnitudes

m_i	$P(M=m_i)$
3	0,60996822
3,5	0,23790699
4	0,09279129
4,5	0,03619155
5	0,01411586
5,5	0,00550563
6	0,00214737
6,5	0,00137309
7	0

4.3.2.2 Les fonctions cumulatives des distances $F_R(r)$

A fin d'évaluer l'aléa sismique probabiliste dans la région de Constantine nous avons choisi une source simple représentée par une source surfacique sur un seul site (Figure 4-7). Dans cette zone source N séismes ont été enregistrés de magnitudes différentes.

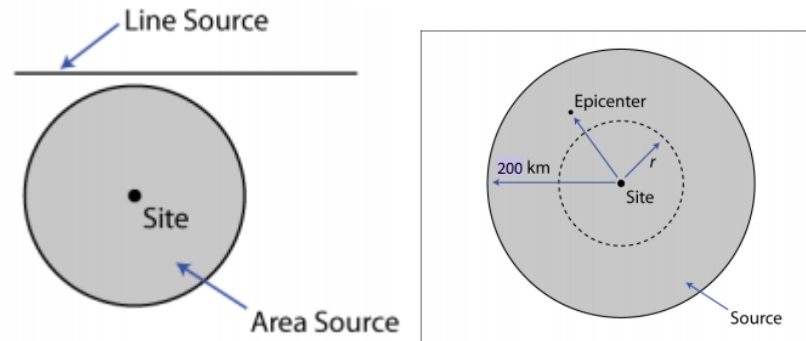


Figure 4-7 : Source (en surface) de rayon R

Considérant un site situé dans une source de zone qui produit des séismes de manière aléatoire et avec une probabilité égale partout à moins de 200 km du site. La probabilité qu'un épicerentre soit situé à une distance inférieure à r est égale à la surface d'un cercle de rayon r , divisé par l'aire du cercle de rayon 200 km. Le calcul des fonctions cumulatives des distances se fait par l'équation (4-22). Les valeurs de distances sont choisies comme suit : 1 1.5 2.5 10 30 60 100 150 200 km. Avec une valeur d'un rayon maximale égale à 200 km.

$$\begin{aligned}
 F_R(r) = P(R = r) &= \frac{\text{surface du cercle du rayon } r}{\text{surface du cercle du rayon } 200} \\
 &= \frac{\pi r^2}{\pi(200)^2} \\
 &= \frac{r^2}{40000}
 \end{aligned}
 \tag{4-22}$$

L'équation (4-22) est valable juste pour une distance qui varie entre 0 et 200 km, sinon si la distance est inférieure à 0 la fonction cumulative des distances devient nulle et si la distance est supérieure à 200 km $F_R(r)$ prend sa valeur seuil 1 (équation 4-23):

$$F_R(r) = \begin{cases} 0 & \text{si } r < 0 \\ \frac{r^2}{40000} & \text{si } 0 \leq r < 200 \\ 1 & \text{si } r \geq 200 \end{cases} \quad 4-23$$

D'après l'équation 4-23, nous avons obtenu les résultats de calculs des fonctions cumulatives des distances sont mentionner sur le (Tableau 4-4) et illustrées dans la (Figure 4-8).

Tableau 4-4 :Les résultats du calcul de la fonction cumulative FR (r)

r	FR(r)
1	0,000025
1,5	0,00005625
2,5	0,00015625
10	0,0025
30	0,0225
60	0,09
100	0,25
150	0,5625
200	1

La probabilité de la fonction cumulative des distances est déterminer de la meme façon que celle des magnitudes (equation 4-21), elle est également calculée en fonction de la difference entre la fonction cumulative de la valeur (r_{j+1})et la valeur precedente (r) suivant la relation (equation 4-24):

$$P(R = r_j) = F_R(r_{j+1}) - F_R(r_j) \quad 4-24$$

Les résultats obtenue du calcul de l'équation 4-23, sont reporté sur leTableau 4-5 et représenter sur la Figure 4-8 :

Tableau 4-5 : La probabilité de la fonction de densite cumulative des distances

r_j	P(R= r_j)
1	0,00003125
1,5	0,0001
2,5	0,00234375
10	0,02
30	0,0675
60	0,16
100	0,3125
150	0,4375
200	0

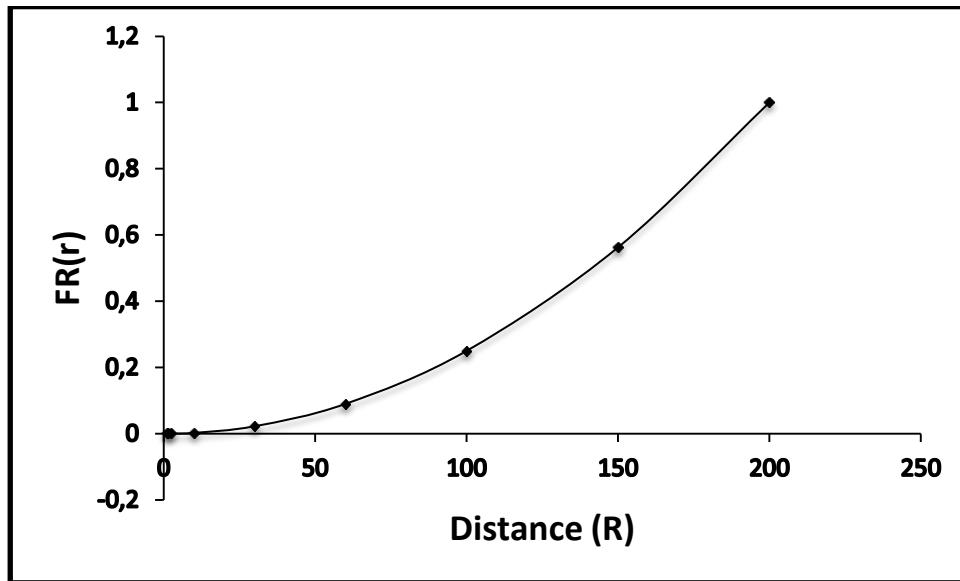


Figure 4-8 : La fonction de densité cumulatedes distances $F_R(r)$

La fonction de densité cumulative $F_R(r)$, montre que des distances proches de 0 km sont possibles mais peu probables, car il y a peu d'endroits dans la source qui sont associés à de si petites distances et la valeur marquer comme une valeur maximale est égale a 1.

4.3.3 Description des Lois d'attenuations

$P[Y > y/M, R]$: On a dit précédemment que la probabilité qu'un séisme de magnitude M , à une distance R d'un site, engendre une accélération supérieure à y , est calculer a partir de la relation d'atténuation (équation 4-25) :

$$P[Y > y/M, R] = 1 - \phi\left(\frac{\ln y - \overline{\ln y}}{\sigma}\right) \quad 4-25$$

y est l'accélération cible choisi en (g)

Dans notre cas on a choisi six accélération cible : 0.07 0.09 0.1 0.2 0.3 0.4 0.5 et 1 g

$\phi()$: L'opérateur de la loi log normale.

$\overline{\ln y}$: La loi d'atténuation ou GMPE.

σ : L'écart type de la loi d'atténuation.

Dans un premier temps on a choisis différents modèles avec deux paramètres sismiques M et R . La forme de la relation d'atténuation et leur écart types pour chaque période sont exposées le chapitre 3 dans le paragraphe 3.5.1.

Le deuxième modèle ainsi choisi est celui de Derras et al. 2016 (équation 4-26) :

$$\log_{10}(PSA) = a(T).f_1 + b(T).f_2 + c(T).f_3 - d(T) \quad 4-26$$

Ou :

$$\begin{cases} f_1 = th[-0.321.\ln(R_{JB}) + 0.134.M_w - 0.119.\ln(V_{s30}) + 1.686] \\ f_2 = th[-0.072.\ln(R_{JB}) + 0.554.M_w - 0.115.\ln(V_{s30}) - 1.387] \\ f_3 = th[-0.014.\ln(R_{JB}) + 0.141.M_w - 0.208.\ln(V_{s30}) + 0.515] \end{cases} \quad 4-27$$

Avec : a, b, c et d ce sont des coefficients du modèles.

Et le troisième modèle choisi il est déjà utilisé dans les chapitre précédents d'une part et d'autre part beaucoup des travaux antécédents ont comparais leurs modèles avec ce modèle (Boore et al. 2014) notamment les travaux de derras et al 2014, 2016.

La forme du modèle de Boore et al. 2014 est un peu plus compliquer vu le nombre de paramètre d'entrées utilisés équation 4-28 :

$$\ln Y = F_E(M, mech) + F_p(R_{JB}, M, region) + F_s(V_{s30}, R_{JB}, M, z_1) + \varepsilon_n \sigma(M, R_{JB}, V_{s30}) \quad 4-28$$

$\ln Y$ est le logarithme naturel des mouvements sismiques (PGV PGA et PSA), ou F_E , F_p et F_s représente respectivement la fonction de la source, du parcours et du site. ε est le nombre factionnaire de l'écart type σ . Pour plus de detail ce modèle est bien détaillé sur son document de Boore et al. 2014.

Les résultats de calcul de l'équation 4-8, sont obtenus en injectant l'accélération cible y (equation 4-25) avec des valeurs choisi de [1 0.5 0.4 0.3 0.2 0.1 0.09 0.07]g et en

remplaçant dans la loi d'atténuation $\overline{\ln y}$ les valeurs choisis de la magnitude M variants de 3 jusqu'au 7 avec un pas de 0.5 et une gamme de valeurs [1 1.5 2.5 10 30 60 100 150 200] Km pour la distance R la soustraction de la valeur cible de l'accélération y et $\overline{\ln y}$ est finalement divisé sur l'écart type sigma de la loi d'atténuation , la valeur du rapport trouver est déterminer par l'opérateur φ de la loi de gauss équation (4-25) par la table de la loi de gauss, finalement en multiplie tout les valeurs trouver par les équations (4-21, 4-24, 4-15). Autrement dit, d'après l'équation 4-8, nous allons multiplier les résultats des termes : $P[Y < y/M, R]$, $P(M=m_i)$ et $P(R=r_j)$ membre a membre qui sont issus des équations (4-21, 4-24, 4-25) pour chaque accélération cible y . Finalement λ_y ça sera la somme des valeurs obtenue en multipliant par la constante (λ_m) équation(4-15). Ils ont résultent finalement les valeurs de λ_y qui sont tracer sous forme des courbes d'aléas. A titre d'exemple pour illustrer ce qu'on vient de dire nous allons représenter un resultat explicative des courbes d'aléas à $T= 0.01s$ (figure 4-9).

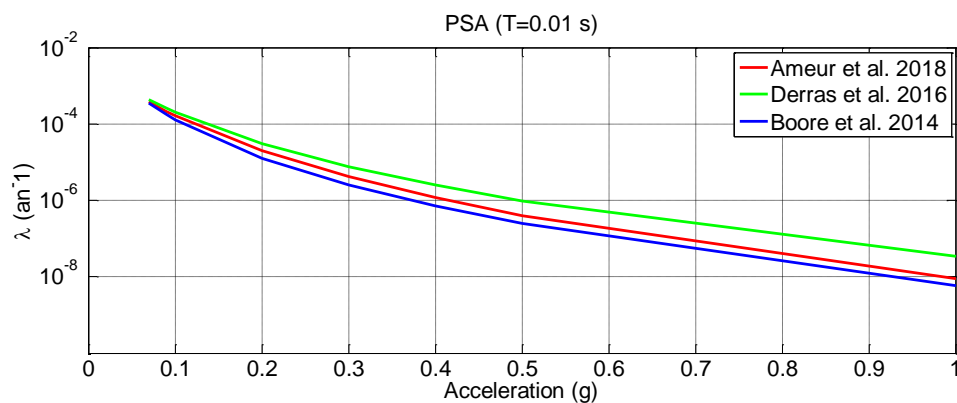


Figure 4-9 : Comparaison entre les courbes d'aléas des trois modèles Ameur et al. 2018, Derras et al. 2016 et Boore et al. 2014 pour PSA à $T=0.01s$

Finalement pour compléter notre travail de l'analyse sismique nous allons choisir une période de retour T de 10000 ans ou bien par $\lambda_y = 0.0001 \text{ ans}^{-1}$, qui est le nombre annuel de séisme qui dépasse une accélération donnée. Nous allons par la suite projeter cette dernière sur les courbes d'aléas du même exemple choisi dans la figure 4-9 ainsi élaborer ; nous avons donc lire pour une valeur de $\lambda_y = 0.0001 \text{ ans}^{-1}$ la valeur de l'accélération correspondante dans l'axe des abscisses (Figure 4-10).

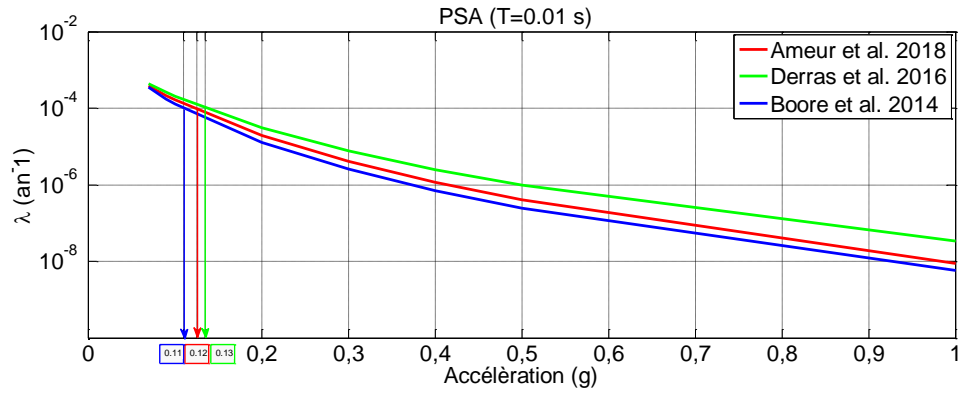


Figure 4-10 : Projection de la valeur de $\lambda_y = 0.0001 \text{ ans}^{-1}$ sur l'axe des accelerations des trois courbes d'aléas Ameur et al. 2018, Derras et al. 2016 et Boore et al. 2014 pour PSA à T=0.01s

Cette operation est faite pour les differents periodes du spectre de reponse allant de 0.01s jusqu'au 0.75s pour obtenir a la fin un spectre de reponse uniforme de l'aléas sismique (UHRS) des trois modeles choisit (Ameur et al 2018, Derras et al. 2016 et Boore et al. 2014) (Figure 4-11).

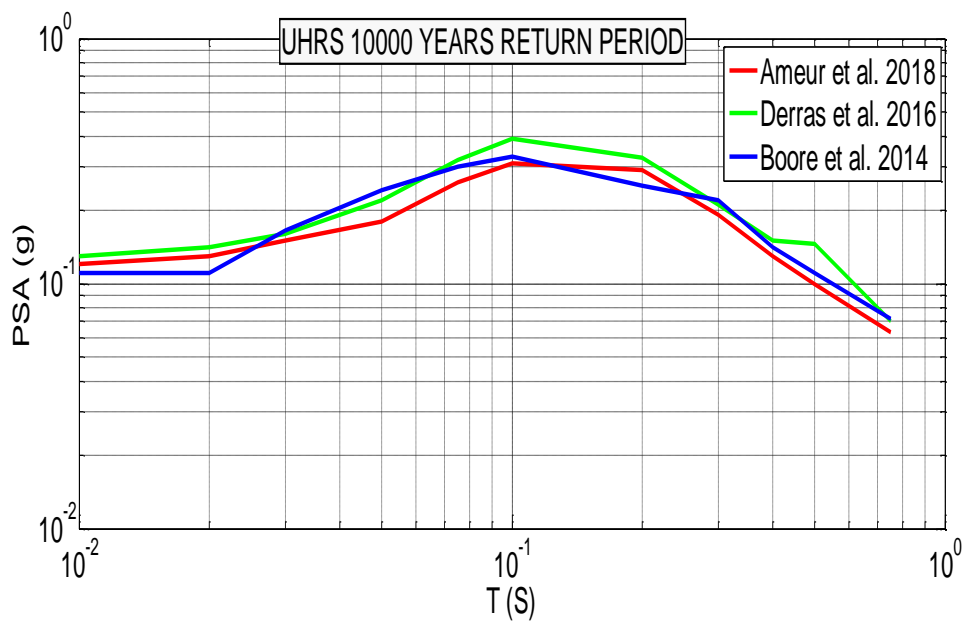


Figure 4-11 : Comparaison desspectres de reponses uniformes de l'aléa sismique des trois modeles Ameur et al. 2018, Derras et al. 2016 et Boore et al. 2014 pour une periode de retour de 10000 ans.

4.4 Conclusion

La méthode de Cornell a été utilisée dans le présent chapitre afin d'établir une courbe (spectre de réponse uniforme) d'aléa sismiques de la région de Constantine. Ces courbes spectrales font intervenir des valeurs d'accélérations sismiques pour une probabilité de dépassement donnée.

Dans ce chapitre :

- La probabilité d'occurrence d'un séisme de magnitude m est calculée dans chacune des zones sources.
- Les zones étant supposées homogènes, la probabilité sera donc homogène dans toute la zone.
- Chaque zone source est définie par un paramètre de sismicité M et R . Il est calculé d'une manière totalement probabiliste à partir du catalogue sismique de Constantine.

D'après les résultats obtenus dans ce chapitre nous pouvons conclure que le spectre de réponse uniforme de l'aléa sismique (UHRS) des trois modèles comparés se convergent, par voie de conséquence, nous pouvons entre parenthèse valider le présent GMPE établi par ANFIS avec les GMPE déjà publiés (Boore et al. 2014 et Derras et al. 2016).

Conclusion générale

Dans la présente thèse, deux travaux ont été appréhendés :

Le premier travail a été spécialement consacré à tester la capacité de l'approche des systèmes d'inférence adaptative neuro-floue (ANFIS) à capturer le comportement physique sous-jacent des mouvements sismiques. Avec l'utilisation de telle approche nous évitant toute spécification de forme fonctionnelle a priori. Le système ANFIS fournit des modèles prédictifs entièrement dirigés sur les données et permet de tester la pertinence de chaque paramètre d'entrée sur le mouvement sismique. Ces paramètres sont : la magnitude de moment M_w , la distance Joyner-Boore R_{JB} , et la vitesse moyenne des ondes de cisaillement sur toute la profondeur V_{S30} . Tous les tests ont été réalisés avec ANFIS et par le biais d'un sous-ensemble de la base de données NGA-West2. Seuls les séismes relativement peu profonds (profondeur inférieure à 25 km) et les enregistrements correspondants à des stations ayant des V_{S30} mesurées ont été sélectionnés. Le jeu de données utilisé contient 2335 enregistrements, 137 séismes et 580 sites.

Le chargement sismique à prédire est représenté par l'accélération maximale du sol (PGA), la vitesse maximale du sol (PGV) et les pseudos spectre de réponses en accélération (PSA). Pour tenir compte de l'incertitude inter et intra événement nous avons intégré le modèle à effet aléatoire (établis initialement pour les GMPE classique par Abrahamson and Youngs 1992 et adapté aux modèles d'intelligence artificielle par Derras et al. 2014). Ce premier travail a été couronné par une comparaison entre le présent modèle et ceux développés par Boore et al. (2014) et par Derras et al. (2016). Ce travail, nous a permis de montrer :

- 1) L'absence de biais significatif lié à R_{JB} , M_w et V_{S30} .
- 2) que l'ANFIS est soigneusement conçu, ses prédictions sont robustes et pas plus sensibles à l'ensemble de données.
- 3) que malgré l'absence d'hypothèse a priori sur la dépendance fonctionnelle, ANFIS peut tenir en compte de : l'effet de l'échelle lié à la magnitude, la saturation du mouvement sismique au champ proche, l'atténuation avec la distance, l'atténuation du mouvement sismique avec V_{S30} .

4) Que le modèle ANFIS prévoit une non-linéarité significative sur la réponse du site comme par Derras et al. (2017) dans lequel les données KiK-net ont été utilisées, incluant un grand nombre de sites avec des enregistrements faibles et forts bien contraints.

5) Que le modèle ANFIS établis a été validé avec d'autre modèles classique Boore et al.(2014) et neuronal de Derras et al.(2016). Même s'il n'a que trois variables explicatives (Mw, RJB et VS30), le modèle ANFIS est très cohérent avec Boore et al. (2014).

6) qu'avec une architecture unique et apprentissage plus rapide (contrairement aux réseaux de neurones artificiels), ANFIS donne une variabilité aléatoire plus faible en comparaison avec celle obtenue par l'approche neuronale.

Il faut souligner, en revanche qu'il est souhaitable de ne pas utiliser de tels modèles en dehors de la plage de paramètres d'entrée considérée pour l'ensemble de données d'apprentissage : attention à l'extrapolation !

Dans un second travail, nous avons essayé d'évaluer l'aléa sismique probabiliste (PSHA) « probabilistic seismic hazard assessment » par l'approche du (Cornell, 1968). Pour ce faire, nous avons utilisé : un catalogue de sismique et des modèles d'atténuation du mouvement sismique (GMPE). L'évaluation de l'aléa PSHA permet d'établir une relation entre un paramètre de mouvement sismique (e.g. PGA ou PSA) et la probabilité annuelle de dépassement sur un site donnée.

Pour valider le modèle ANFIS une analyse d'un cas simple a été réalisée sur un point source supposée homogène dont-on-a appliqué la méthode de Cornell. Deux variables physiques : la distance (R) et la magnitude (M) ont été utilisées, dont $R < 200$ km et $M > 3$. De la sorte l'étude probabiliste se focalise seulement sur l'aléa régionale. 7007 évènements obtenus à partir du catalogue sismique de Constantine pour la période 1345-2014 ont été adoptées. Les courbes d'aléas proprement revient principalement à la détermination de la valeur de λ_y . Ce dernier est obtenu en utilisant une accélération cible $y = [1 \ 0.5 \ 0.4 \ 0.3 \ 0.2 \ 0.1 \ 0.09 \ 0.07]$ g. Les valeurs d'accélération spectrale (pour une période structurelle allant de de 0.01s à 0.75s) sont déterminées pour une période de retour $T = 10000$ ans ($\lambda_y = 0.0001 \text{ ans}^{-1}$) a permis la construction du spectre de reponse uniforme de l'aléas sismique (UHRS) avec l'utilisation des trois modeles (Ameur et al 2018, Derras et al. 2016 et Boore et al. 2014). Il en résulte une convergence entre les UHRS obtenus à partir des trois GMPEs. Ce qui nous permis de valider notre modèle avec le Boore et al. (2014) et Derras et al. (2016).

Finalement on peut dire d'après les résultats obtenus et les comparaisons effectués, que les incertitudes aléatoires obtenues par chaque équation influents à la fois sur la fiabilité des modèles ainsi que sur la bonne évaluation de l'aléa sismique.

Perspectives

Notre démarche ne s'arrête pas ici, nous avons envisageons, pour les travaux futures, plusieurs objectifs et notamment :

- Amélioration de la prédiction des mouvements sismiques par l'introduction de d'autres métadats.

- Evaluation de l'aléa sismique directement à partir de lala méthode ANFIS.

- Elaboration d'un spectre de réponse uniforme en utilisant les trois GMPE : Ameer et al. 2018, Derras et al. 2016 et Boore et al. 2014 ; pour la région de Tlemcen Algérie.

- L'utilisation d'autres bases de données : Kik-Net, RESORCE, ESM, Algerienne...

- Elaboration spectre de réponse conditionnel pour des fins réglementaires.

- Utilisation de l'arbre logique pour la prise en compte de l'incertitude épistémique.

-

Perspectives

Notre démarche ne s'arrête pas jusqu'ici, par contre nous avons déjà envisagé plusieurs objectifs notamment :

- Amélioration des GMPEs par l'utilisation de plusieurs paramètres d'entrée.

- Evaluation de l'aléa sismique par la méthode Neuro-Flou.

- Elaboration d'un spectre de réponse uniforme en utilisant les trois GMPE : Ameer et al. 2018, Derras et al. 2016 et Boore et al. 2014 ; sur la région de Tlemcen Algérie.

- Kik-Net, RESORCE, ESM, Algerienne...

- Elaboration spectre de réponse conditionnel.

- Prise en compte de l'incertitude épistémique.

- Utilisation de l'arbre logic pour l'évaluation de l'aléa sismique.

ANNEXE -A-

La selection des seismes de l'ensemble de donnée de NGA-West 2 dataset

Ce tableau montre l'identification des seismes (EQID), la magnitude du moment (M_w) et le nombre d'enregistrement pour chaque seisme.

EQID	M_w	Number of records per earthquake
25	6.19	1
30	6.61	11
42	5.5	1
43	5.91	1
48	5.74	4
50	6.53	22
51	5.01	15
53	5.8	2
54	5.42	2
55	5.19	2
68	6.9	1
69	6.2	1
73	5.9	6
76	6.36	35
77	5.09	5
78	5.38	2
79	5.18	2

80	5.77	4
90	6.19	13
101	6.06	3
103	6.19	1
113	5.99	24
114	5.27	13
116	6.54	7
118	6.93	34
123	7.01	1
125	7.28	10
126	6.46	10
127	6.69	36
129	6.9	1
136	7.51	1
137	7.62	168
138	7.14	5
143	5.63	1
145	5.61	5
147	6.05	12
148	5.2	4

149	5.93	2
150	5.13	3
151	5.28	29
157	5.17	1
158	7.13	18
160	5	2
161	4.53	3
163	4.92	20
164	5.7	7
165	5.31	6
166	4.9	5
167	4.265	7
169	7.9	3
170	4.92	7
171	5.9	137
172	6.2	110
173	6.3	110
174	6.61	140
175	6.52	133
176	6	34

177	6.63	4
179	5.5	47
180	6.3	182
199	5.6	1
274	5.4	4
275	6.8	3
276	6.9	2
278	7.2	183
279	7	108
280	6.2	35
281	5.45	6
346	5.39	4
1001	5.2	16
1002	5.06	9
1003	5.03	5
1005	4.6	1
1006	4.3	2
1013	4.5	14
1021	4.4	16
1023	4.39	12
1024	4.3	5
1026	4.25	5
1030	4.2	7
1031	4.3	10
1032	4.12	16
1033	4.14	12
1043	4.2	8
1044	4.23	3
1045	4	13
1046	4.18	7
1049	4.1	8
1050	4	13
1051	3.9	16
1059	3.96	6
1060	3.9	10
1069	3.7	8
1070	3.8	4
1071	3.67	5
1079	3.68	11
1080	3.7	8
1081	3.6	10
1097	3.71	9
1098	3.5	10

1100	3.4	9
1101	4.04	9
1102	5	3
1125	5.19	9
1126	4.08	4
1130	4.2	9
1137	4.17	7
1138	3.54	9
1160	3.68	10
1161	3.45	11
1178	4.48	2
1182	4.01	2
1186	3.4	3
1188	3.48	1
1190	3.3	3
1202	3.43	13
1203	3.4	2
1204	3.3	1
1205	3.5	2
1206	3.2	1
1208	3.5	15
1209	3.39	3
1210	4.05	2
1211	3.73	3
1212	3.37	3
1213	4.51	3
1214	3.92	4
1215	3.5	5
1217	3.9	6
1219	4	3
1220	3.6	3
1221	3.7	15
1222	3.9	7
1223	3.8	4
1226	3.5	1
1228	3.8	1
1231	3.6	2
1234	6.19	1
1241	6.61	6
1243	5.5	5
1246	5.91	3
1247	5.74	6
1248	6.53	5
1250	5.01	3

1251	5.8	4
1258	5.42	3
1265	5.19	8

ANNEXE -B-

Coefficients du modele ANFIS

Ce tabelau montre les coefficients (a_i) du model ANFIS pour la prediction des paramétres medianes: PGV , PGA and PSA a different periodes allant de 0.01 jusqu'au 4.00 s; $i = 1, 2, \dots, 28$. voir équation (3-11) dans le text.

Log₁₀ (PGV)							
($a_i \times 1.25 \cdot 10^5$)							
a₁	53.3613	a₈	0.3491	a₁₅	-0.1310	a₂₂	-0.06312
a₂	63.2536	a₉	0.06642	a₁₆	-1.0597	a₂₃	5.4272x10 ⁻³
a₃	16.1196	a₁₀	0.6781	a₁₇	6.1160	a₂₄	1.1650
a₄	-88.2271	a₁₁	-11.8986	a₁₈	-8.4669	a₂₅	6.0103x10 ⁻⁶
a₅	-0.2788	a₁₂	7.1639	a₁₉	-39.6842	a₂₆	-1.1093x10 ⁻⁴
a₆	0.04875	a₁₃	1.8245	a₂₀	-10.3292	a₂₇	1.2902x10 ⁻³
a₇	-2.09639	a₁₄	-0.02302	a₂₁	-0.02381	a₂₈	-2.9405x10 ⁻⁴

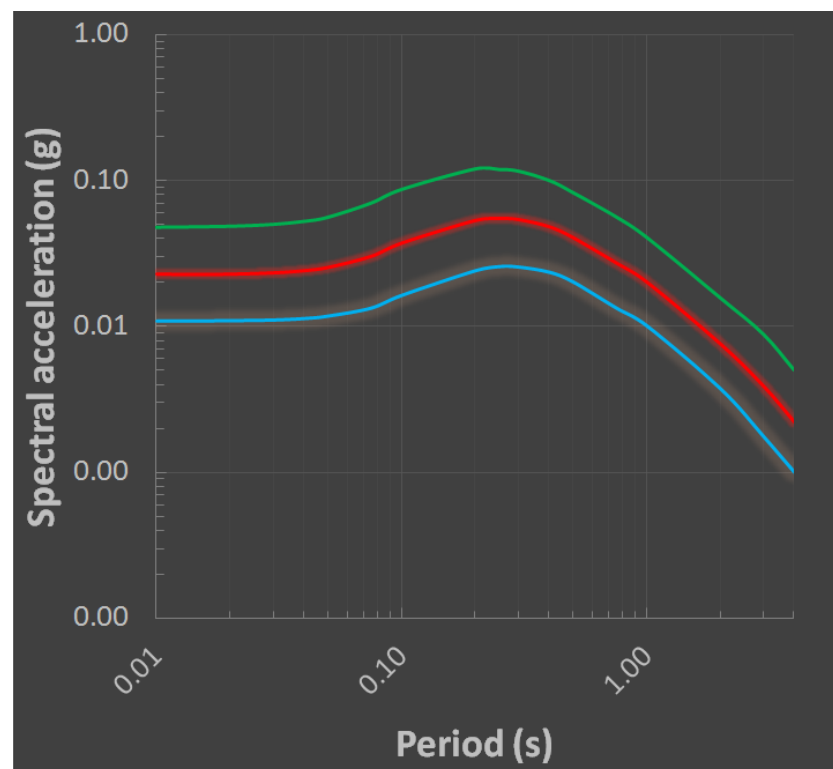
Log₁₀ (PSA)						
	T = 0.00 s	T = 0.01 s (a _i ×2.5.10 ⁵)	T = 0.02 s (a _i ×1.25.10 ⁴)	T = 0.03 s (a _i ×1.25.10 ⁴)	T = 0.04 s (a _i ×10 ⁵)	T = 0.05 s
a₁	60.4519	68.3566	60.3275	54.9084	52.3504	46.5485
a₂	60.0093	67.1316	61.4997	58.7911	55.2073	49.1752
a₃	13.2866	18.7618	-90.1342	16.8236	16.0697	14.2039
a₄	-83.0683	-100.4333	-1.2156	-84.7866	-80.5064	-71.4792
a₅	0.0654	-0.0191	-0.0108	-1.1185	-0.2658	-0.22074
a₆	-1.3270	-0.2620	-0.2608	-0.02293	-1.0914	0.0147
a₇	-0.2716	-1.3337	-0.3789	-0.2704	-0.0043	-1.0292
a₈	0.0325	-0.3947	0.04306	-0.4537	-0.3979	-0.3400
a₉	-0.1554	0.0635	-3.6080	0.07254	0.0246	-0.0228
a₁₀	-3.5319	-3.5403	0.6616	-3.7857	-3.6805	-3.0273
a₁₁	0.6708	0.6660	0.08612	0.6818	0.6699	0.5575
a₁₂	-0.0727	0.0912	1.2711	0.1168	0.0942	0.0724
a₁₃	1.2884	1.2361	-10.8090	1.3502	1.3008	1.0368
a₁₄	-11.9014	-12.3914	7.7482	-9.4697	-9.1229	-8.2181
a₁₅	8.4669	8.4984	1.7225	7.0825	6.8125	6.5066
a₁₆	1.8963	1.9673	7.1398	1.5340	1.5237	1.3680
a₁₇	-45.5319	-11.3195	-10.2931	6.8242	-9.3112	-7.9856
a₁₈	-9.2917	-48.2468	-44.1074	-10.0888	-39.3421	-36.1435
a₁₉	-8.7697	-11.5712	-10.2908	-41.4047	-9.4146	-8.2960
a₂₀	6.8634	7.8483	17.0547	-9.7416	6.4572	5.7684
a₂₁	-0.0622	-5.5932x10 ⁻³	-0.13623	-0.1509	-0.1162	-0.2092
a₂₂	-0.0386	-2.8787x10 ⁻³	0.04245	-0.0442	-0.0386	-0.0470
a₂₃	0.00576	2.3723x10 ⁻⁴	1.544x10 ⁻⁵	5.3574x10 ⁻³	3.2626x10 ⁻³	0.0041
a₂₄	0.00203	5.8683x10 ⁻⁶	1.3449	1.8768x10 ⁻⁵	-9.5355x10 ⁻⁵	-0.000127
a₂₅	- 0.000303	1.3835x10 ⁻⁴	1.5248x10 ⁻⁴	-1.7163x10 ⁻⁴	3.3989x10 ⁻³	0.00641
a₂₆	- 0.000188	1.1638x10 ⁻⁵	4.3007x10 ⁻³	4.8361x10 ⁻³	-2.8689x10 ⁻⁴	-0.000566
a₂₇	1.8119	1.1401	-4.8932x10 ⁻⁴	-5.8586x10 ⁻⁴	1.3225	1.5357
a₂₈	9.9487x1 0 ⁻⁶	2.8203x10 ⁻⁷	4.8305x10 ⁻³	1.3804	8.3848x10 ⁻⁶	0.0000173

Log₁₀ (PSA)						
	T = 0.075 s (a_i×5.10⁴)	T = 0.10 s (a_i×10⁴)	T = 0.20 s (a_i×2.5.10⁵)	T = 0.25 s (a_i×5.10⁵)	T = 0.30 s (a_i×2.5.10⁶))	T = 0.40 s (a_i×10⁴)
a₁	47.6856	303.7493	97.0106	-109.7130	-89.2446	-97.8433
a₂	50.2019	291.8870	87.2003	-90.8860	-75.5547	-80.0989
a₃	13.9144	80.8325	23.1650	-23.9346	-18.9027	-17.4548
a₄	-70.5909	-438.0445	-135.3872	0.1530	119.1365	123.9018
a₅	0.03188	0.2070	0.009488	0.0127	0.2493	0.1633
a₆	-0.1792	-0.9381	-1.8712	2.8200	-0.0329	3.3740
a₇	-1.1478	-6.6511	-0.2497	-0.5574	1.6859	-0.6963
a₈	-0.2769	0.1054	-0.3087	0.0153	0.04352	0.1847
a₉	-0.0592	4.1607	0.006081	-1.0101	0.05835	-1.2638
a₁₀	-2.3371	-57.2110	-3.2924	21.5583	3.0928	20.5037
a₁₁	0.4583	41.3946	0.6101	-12.9726	-0.6038	-11.793
a₁₂	0.0432	9.376	0.0453	-3.3118	0.05845	-3.11827
a₁₃	0.7273	-1.2095	1.1880	2.0391	-1.1353	-0.2871
a₁₄	-8.8427	-0.3646	-18.3344	0.2289	17.8378	0.2883
a₁₅	7.1695	-12.9612	11.9024	-0.0162	-10.7238	-0.0696
a₁₆	1.4990	2.3893	2.8140	-10.8718	-2.7295	1.8506
a₁₇	-8.0147	34.6951	-14.0713	14.5700	-8.9308	11.9889
a₁₈	-38.1051	-46.1404	-64.6924	68.8692	11.8804	61.8537
a₁₉	-8.4658	-219.9713	-15.3225	16.8920	57.1750	13.860
a₂₀	6.0474	-51.0467	10.2450	146.8935	13.4189	-9.44787
a₂₁	-0.1017	-0.5160	-1.8022x10 ⁻³	-5.6724x10 ⁻³	-2.02x10 ⁻³	-0.1679
a₂₂	-0.0318	-0.1927	-3.5843x10 ⁻³	0.03804	0.02934	0.0230
a₂₃	1.468x10 ⁻³	9.3895x10 ⁻³	3.9187x10 ⁻⁴	-7.5430x10 ⁻³	-3.522x10 ⁻³	-6.579x10 ⁻³
a₂₄	-3.609x10 ⁻³	2.221x10 ⁻⁵	-1.3044x10 ⁻⁵	1.6209x10 ⁻⁶	-1.02612	2.296x10 ⁻⁴
a₂₅	2.5014x10 ⁻³	-2.7912x10 ⁻⁴	5.9999x10 ⁻⁵	2.8635x10 ⁻⁴	1.983x10 ⁻⁷	5.859x10 ⁻³
a₂₆	-1.1538x10 ⁻⁴	0.01534	-6.5588x10 ⁻⁶	2.1534x10 ⁻⁴	1.0072x10 ⁻⁴	-1.674x10 ⁻³
a₂₇	1.2945	-7.4737x10 ⁻⁴	1.0768	-4.2698x10 ⁻⁵	5.7765x10 ⁻⁵	-0.6595
a₂₈	2.836x10 ⁻⁶	6.4836	2.1832x10 ⁻⁷	-1.00208	-6.934x10 ⁻⁶	5.845x10 ⁻⁵

Log₁₀(PSA)						
	T = 0.50 s ($a_i \times 1.25 \cdot 10^4$)	T = 0.75 s ($a_i \times 5 \cdot 10^4$)	T = 1.00 s ($a_i \times 2.5 \cdot 10^5$)	T = 2.00 s ($a_i \times 10^4$)	T = 3.00 s ($a_i \times 2.5 \cdot 10^3$)	T = 4.00 s
a₁	-63.5351	51.0647	58.5533	64.9631	70.7429	91.2261
a₂	-62.8373	50.2499	46.5712	49.6768	53.9606	71.5875
a₃	-14.7270	14.2671	-80.4141	15.3048	16.7226	17.9661
a₄	88.1493	-75.5316	6.6638	-91.0012	-99.4948	-123.7478
a₅	0.21634	-0.07634	1.7211	-1.1296	-1.3078	0.3381
a₆	-0.1399	-0.8510	-0.1749	-0.04568	-0.009033	-0.3472
a₇	3.4738	-0.2136	0.0670	0.01837	0.03222	0.7310
a₈	-0.6941	-0.4236	-1.4577	-0.08009	-0.02458	-0.2315
a₉	-9.1375x10 ⁻³	0.2096	0.3243	-0.07043	-0.1215	-0.1413
a₁₀	-1.3064	-2.9763	0.00373	-0.6385	-0.2397	-0.2802
a₁₁	12.6626	0.5591	0.4601	0.1078	-0.005064	-17.8972
a₁₂	-7.6579	0.0977	-11.9311	-0.01171	-0.02001	12.4080
a₁₃	-1.8238	1.0179	-0.9415	0.1882	0.07526	2.9345
a₁₄	1.1494	-9.7354	-0.0232	-12.7248	-13.5946	-1.8208
a₁₅	0.04658	5.8937	-0.1275	7.6057	8.5505	0.07250
a₁₆	0.28690	1.3996	5.3189	2.0268	2.2487	0.1089
a₁₇	10.8810	-9.1348	-7.4269	-7.0575	-7.5369	-8.0632
a₁₈	44.4042	-34.7537	-35.4347	-39.4783	-43.8765	-61.1380
a₁₉	9.4266	-8.2109	-8.6714	-10.4505	-11.7132	-14.1192
a₂₀	-7.1855	5.7134	13.2792	5.7944	6.5290	8.2005
a₂₁	-0.1452	-0.02848	-0.01990	-0.11843	-0.2724	-0.4995
a₂₂	0.02291	-0.02381	-0.02295	-0.02477	-0.03373	-0.05183
a₂₃	-6.3012x10 ⁻³	4.8350x10 ⁻³	1.0574	0.01757	0.01988	0.05327
a₂₄	-0.7129	-1.0595x10 ⁻⁴	2.5380x10 ⁻⁶	-3.4952x10 ⁻⁴	-4.0959x10 ⁻⁴	-0.00116
a₂₅	2.0248x10 ⁻⁴	6.2419x10 ⁻⁴	-1.3483x10 ⁻⁴	2.3550x10 ⁻³	5.6108x10 ⁻³	0.01090
a₂₆	4.6668x10 ⁻³	-1.2671x10 ⁻⁴	4.3222x10 ⁻⁴	-1.6708x10 ⁻³	-3.3079x10 ⁻³	-0.01120
a₂₇	-1.2835x10 ⁻³	1.0868	-1.1692x10 ⁻⁴	1.2458	1.6376	0.00024
a₂₈	4.1245x10 ⁻⁵	2.7768x10 ⁻⁶	6.2105x10 ⁻³	3.3226x10 ⁻⁵	6.8132x10 ⁻⁵	2.3741

ANNEXE -C-

								Inputs variables		
								M_w	R_{JB}	V_{S30}
								6	70	400
$T(s)$	$\log_{10}(PSA)$	$PSA(g)$	τ (log ₁₀ units)	? (log ₁₀ units)	σ (log ₁₀ units)	$PSA + \sigma$	$PSA - \sigma$			
PGA (g)	-1.640	0.023	0.165	0.276	0.3220	0.0481	0.0109			
PGV (cm/s)	0.300	1.997	0.163	0.228	0.2799	3.8035	1.0480			
0.010	-1.641	0.02284	0.188	0.261	0.3217	0.0479	0.0109			
0.020	-1.635	0.02317	0.188	0.262	0.3224	0.0487	0.0110			
0.030	-1.626	0.02364	0.192	0.264	0.3270	0.0502	0.0111			
0.040	-1.611	0.02449	0.197	0.267	0.3319	0.0526	0.0114			
0.050	-1.589	0.02578	0.203	0.270	0.3374	0.0561	0.0119			
0.075	-1.513	0.03072	0.215	0.287	0.3583	0.0701	0.0135			
0.100	-1.422	0.03787	0.215	0.290	0.3607	0.0869	0.0165			
0.200	-1.266	0.05416	0.170	0.302	0.3467	0.1203	0.0244			
0.250	-1.254	0.05573	0.183	0.276	0.3309	0.1194	0.0260			
0.300	-1.261	0.05477	0.182	0.272	0.3269	0.1163	0.0258			
0.400	-1.311	0.04885	0.172	0.261	0.3130	0.1004	0.0238			
0.500	-1.386	0.04112	0.170	0.254	0.3054	0.0831	0.0204			
0.750	-1.559	0.02760	0.181	0.254	0.3123	0.0566	0.0134			
1.000	-1.691	0.02038	0.143	0.268	0.3037	0.0410	0.0101			
2.000	-2.116	0.00766	0.155	0.272	0.3130	0.0157	0.0037			
3.000	-2.406	0.00393	0.219	0.277	0.3534	0.0089	0.0017			
4.000	-2.651	0.00224	0.224	0.274	0.3535	0.0050	0.0010			



Capture d'écran de la feuille de calcul excel pour la mise en oeuvre du model etablis par ANFIS pour la prediction de la médiane ainsi que les deux courbe + σ et - σ des paramètres de mouvement du sol PGA PGV et les spectres de reponses PSA a different periode et leurs ecart type σ correspondants en injectant les metadonnées Mw RJB et Vs30

Références Bibliographique

- Abrahamson, N. A., Silva, W. J., & Kamai, R. (2014). Summary of the ASK14 Ground Motion Relation for Active Crustal Regions. *Earthquake Spectra*, 30(3), 1025–1055. <https://doi.org/10.1193/070913EQS198M>
- Abrahamson, N. A., Silva, W., & Kamai, R. (2013). Update of the AS08 Ground-Motion Prediction equations based on the NGA-west2 data set. *Pacific Engineering Research Center Report*, (May), 174. Retrieved from <http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:Update+of+the+AS08+Ground-Motion+Prediction+Equations+Based+on+the+NGA-West2+Data+Set#0>
- Abrahamson, N., & Silva, W. (2008). Summary of the Abrahamson & Silva NGA ground-motion relations. *Earthquake Spectra*, 24(1), 67–97. <https://doi.org/10.1193/1.2924360>
- Ameur, M., Derras, B., Zendagui, D.: Ground motion prediction model using adaptive neuro-fuzzy inference systems: an example based on the NGA-West 2 data. *Pure Appl. Geophys.* 175, 1–16 (2017)
- Akkar, S., Sandikkaya, M. A., Şenyurt, M., Azari Sisi, A., Ay, B. Ö., Traversa, P., ... Godey, S. (2014). Reference database for seismic ground-motion in Europe (RESORCE). *Bulletin of Earthquake Engineering*, 12(1), 311–339. <https://doi.org/10.1007/s10518-013-9506-8>
- Ancheta, T. D., Bozorgnia, Y., Chiou, B. S.-J., Stewart, J. P., Boore, D. M., Graves, R. W., ... Atkinson, G. M. (2012). PEER NGA-West2 Database : A Database of Ground Motions Recorded in Shallow Crustal Earthquakes in Active Tectonic. *15th World Conference on Earthquake Engineering*.
- Ancheta, T. D., Darragh, R. B., & Stewart, J. P. (2014). PACIFIC EARTHQUAKE ENGINEERING PEER NGA-West2 Database, (May 2013).
- Ancheta, T. D., Darragh, R. B., Stewart, J. P., Seyhan, E., Silva, W. J., Chiou, B. S. J., ... Donahue, J. L. (2014). NGA-West2 database. *Earthquake Spectra*. <https://doi.org/10.1193/070913EQS197M>
- Atik, L. Al, Abrahamson, N., & Bommer, J. (2010). The variability of ground-motion prediction models and its components. *Seismological*. Retrieved from <http://srl.geoscienceworld.org/content/81/5/794.extract>
- Baghli, L. (1999). *Contribution à la commande de la machine asynchrone , utilisation de la logique floue , des réseaux de neurones et des algorithmes génétiques.*
- Bard, P., Cotton, F., & Assessment, R. (n.d.). variability and data-driven GMPEs . Insights from NGA-West 2 and RESORCE datasets.
- Beauval, C., Yepes, H. A., Audin, L., Alvarado, A., Nocquet, J. M., Monelli, D., & Danciu, L. (2014). Probabilistic Seismic-Hazard Assessment in Quito, Estimates and Uncertainties. *Seismological Research Letters*, 85(6), 1316–1327. <https://doi.org/10.1785/0220140036>
- Bindi, D., Massa, M., Luzi, L., Ameri, G., Pacor, F., Puglia, R., & Augliera, P. (2014). Pan-European ground-motion prediction equations for the average horizontal component of PGA, PGV, and 5 %-damped PSA at spectral periods up to 3.0 s using the RESORCE dataset. *Bulletin of Earthquake Engineering*, 12(1), 391–430. <https://doi.org/10.1007/s10518-013-9525-5>
- Bommer, J., & Abrahamson, N. (2006). Why do modern probabilistic seismic-hazard analyses often lead to increased hazard estimates? *Bulletin of the Seismological Society*. Retrieved from <http://www.bssaonline.org/content/96/6/1967.short>
- Boore, D., & Joyner, W. (1997). Equations for estimating horizontal response spectra and

- peak acceleration from western North American earthquakes: a summary of recent work. *Seismological Research*. Retrieved from <http://srl.geoscienceworld.org/content/gssrl/68/1/128.full.pdf>
- Boore, D. M. (2003). Simulation of Ground Motion Using the Stochastic Method. In *Seismic Motion, Lithospheric Structures, Earthquake and Volcanic Sources: The Keiiti Aki Volume* (pp. 635–676). Basel: Birkhäuser Basel. https://doi.org/10.1007/978-3-0348-8010-7_10
- Boore, D. M., Stewart, J. P., Seyhan, E., & Atkinson, G. M. (2014). NGA-West2 Equations for Predicting PGA, PGV, and 5% Damped PSA for Shallow Crustal Earthquakes. *Earthquake Spectra*, 30(3), 1057–1085. <https://doi.org/10.1193/070113EQS184M>
- Brillinger, D., & Preisler, H. (1984). An exploratory analysis of the Joyner-Boore attenuation data. *Bulletin of the Seismological Society of*. Retrieved from <http://www.bssaonline.org/content/74/4/1441.short>
- Campbell, K. W., & Bozorgnia, Y. (2014). NGA-West2 Ground Motion Model for the Average Horizontal Components of PGA, PGV, and 5% Damped Linear Acceleration Response Spectra. *Earthquake Spectra*, 30(3), 1087–1115. <https://doi.org/10.1193/062913EQS175M>
- Chiou, B.-J., & Youngs, R. R. (2008). An NGA Model for the Average Horizontal Component of Peak Ground Motion and Response Spectra. *Earthquake Spectra*, 24(1), 173–215. <https://doi.org/10.1193/1.2894832>
- Chiou, B. S.-J., & Youngs, R. R. (2014). Update of the Chiou and Youngs NGA Model for the Average Horizontal Component of Peak Ground Motion and Response Spectra. *Earthquake Spectra*, 30(3), 1117–1153. <https://doi.org/10.1193/072813EQS219M>
- Cotton, F. (2016). *Ground motion Predictive Equations (GMPEs)*.
- Cotton, F., Pousse, G., & Bonilla, F. (2008). On the discrepancy of recent European ground-motion observations and predictions from empirical models: Analysis of KiK-net accelerometric data and point-sources. *Bulletin of the*. Retrieved from <http://www.bssaonline.org/content/98/5/2244.short>
- Dahmani, K., Notton, G., & Paoli, R. D. C. (2012). Etat de l'art sur les réseaux de neurones artificiels appliqués à l'estimation du rayonnement solaire, 15, 687–702.
- Derras, B. (2017). *Estimation des mouvements sismiques et de leur variabilité par approche neuronale : Apport à la compréhension des effets de la source, de propagation et de site Boumediène Derras To cite this version : HAL Id : tel-01652115 Estimation des mouvements sism.*
- Derras, B., Bard, P.-Y., & Cotton, F. (2016). Site-Conditions Proxies, Ground-Motion Variability and Data-Driven GMPEs: Insights from NGA-West 2 and RESORCE Data Sets. *Earthquake Spectra*, 32(4), 2027–2056. <https://doi.org/10.1193/060215EQS082M>
- Derras, B., Bard, P. Y., Cotton, F., & Bekkouche, A. (2012). Adapting the neural network approach to PGA prediction: An example based on the KiK-net data. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 102(4), 1446–1461. <https://doi.org/10.1785/0120110088>
- Douglas, J. (2016). Ground motion prediction equations 19642016.
- Douglas, J., Akkar, S., Ameri, G., Bard, P.-Y., Bindi, D., Bommer, J. J., ... Traversa, P. (2014). Comparisons among the five ground-motion models developed using RESORCE for the prediction of response spectral accelerations due to earthquakes in Europe and the Middle East. *Bulletin of Earthquake Engineering*, 12(1), 341–358. <https://doi.org/10.1007/s10518-013-9522-8>

- FEMA. (2007). *NEHRP Recommended Provisions : Instructional Materials (FEMA 451B) • These instructional materials complement FEMA 451 , NEHRP Recommended Provisions : Design Examples FEMA 450 , the 2003 NEHRP Recommended Provisions for New.*
- Gregor, N., Abrahamson, N. A., Atkinson, G. M., Boore, D. M., Bozorgnia, Y., Campbell, K. W., ... Youngs, R. (2014). Comparison of NGA-West2 GMPEs. *Earthquake Spectra*, 30(3), 1179–1197. <https://doi.org/10.1193/070113EQS186M>
- Gregor, N., Silva, W., & Wong, I. (2002). Ground-motion attenuation relationships for Cascadia subduction zone megathrust earthquakes based on a stochastic finite-fault model. *Bulletin of the*. Retrieved from <http://www.bssaonline.org/content/92/5/1923.short>
- Idriss, I. M. (2014). An NGA-West2 Empirical Model for Estimating the Horizontal Spectral Values Generated by Shallow Crustal Earthquakes. *Earthquake Spectra*, 30(3), 1155–1177. <https://doi.org/10.1193/070613EQS195M>
- Jang, J. C., & Sheen, J. (1997). Sugar sensing in higher plants. *Trends in Plant Science*. [https://doi.org/10.1016/S1360-1385\(97\)01043-1](https://doi.org/10.1016/S1360-1385(97)01043-1)
- Jang, J. R. (1993). ANFIS : Adaptive Network Based Fuzzy Inference System. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 23(3), 665–685. <https://doi.org/10.1109/21.256541>
- Joyner, W., & Boore, D. (1981). Peak horizontal acceleration and velocity from strong-motion records including records from the 1979 Imperial Valley, California, earthquake. *Bulletin of the Seismological Society of*. Retrieved from <http://www.bssaonline.org/content/71/6/2011.short>
- Kamai, R., Abrahamson, N. A., & Silva, W. J. (2014). Nonlinear Horizontal Site Amplification for Constraining the NGA-West2 GMPEs. *Earthquake Spectra*, 30(3), 1223–1240. <https://doi.org/10.1193/070113EQS187M>
- Kanno, T., Narita, A., Morikawa, N., & Fujiwara, H. (2006). A new attenuation relation for strong ground motion in Japan based on recorded data. *Bulletin of the*. Retrieved from <http://www.bssaonline.org/content/96/3/879.short>
- Karimi, I., & Meskouris, K. (2006). Risk management of natural disasters : a fuzzy-probabilistic methodology and its application to seismic hazard. Publikationsserver der RWTH Aachen University. <https://doi.org/1379>
- Kokusho, T., & Sato, K. (2008). Surface-to-base amplification evaluated from KiK-net vertical array strong motion records. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*. Retrieved from <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0267726107001480>
- Mirrashid, M. (2014). Earthquake magnitude prediction by adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) based on fuzzy C-means algorithm. *Natural Hazards*, 74(3), 1577–1593. <https://doi.org/10.1007/s11069-014-1264-7>
- Mittal, A., Sharma, S., & Kanungo, D. P. (2012). A comparison of ANFIS and ANN for the prediction of peak ground acceleration in Indian Himalayan Region. In *Advances in Intelligent and Soft Computing* (Vol. 131 AISC, pp. 485–495). Springer India. https://doi.org/10.1007/978-81-322-0491-6_45
- Mouloud H., & Badreddine S. 2017. Deterministic assessment of seismic risk in Constantine city, Northeast Algeria. *Natural Hazards: Journal of the International Society for the Prevention and Mitigation of Natural Hazards*, Springer; vol. 86(2), pages 441-464, April.
- Patricia, B. CONCEPTION PARASISMIQUE DES BATIMENTS (STRUCTURES), 2COURS DE CONSTRUCTION PARASISMIQUE (2001).
- Pousse, G. (2005). Analyse des données accélérométriques de K-net et Kik-net: implications pour la prédiction du mouvement sismique-accélerogrammes et spectres

- de réponse-et la. Retrieved from <http://hal.univ-grenoble-alpes.fr/tel-00068748/>
- Stewart, J. P., Boore, D. M., Seyhan, E., & Atkinson, G. M. (2016). NGA-West2 equations for predicting vertical-component PGA, PGV, and 5%-damped PSA from shallow crustal earthquakes. *Earthquake Spectra*. <https://doi.org/10.1193/072114EQS116M>
- Strasser, F., & Abrahamson, N. (2009). Sigma: Issues, insights, and challenges. *Seismological*. Retrieved from <http://srl.geoscienceworld.org/content/80/1/40.extract>
- Takagi, T., & Sugeno, M. (1985). Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE Transactions on Systems, Man, and*. Retrieved from <http://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6313399/>
- Youngs, R., Chiou, S., & Silva, W. (1997). Strong ground motion attenuation relationships for subduction zone earthquakes. *Seismological*. Retrieved from <http://srl.geoscienceworld.org/content/68/1/58.short>
- Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3), 338–353. [https://doi.org/10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X)
- Zhao, J., Zhang, J., Asano, A., & Ohno, Y. (2006). Attenuation relations of strong ground motion in Japan using site classification based on predominant period. *Bulletin of the*. Retrieved from <http://www.bssaonline.org/content/96/3/898.short>