

ESTIMATION DE LA VITESSE MAXIMALE DU SOL PAR LA METHODE DES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

NEURAL NETWORKS METHOD ESTIMATION FOR PEAK GROUND VELOCITY

Boumédiène DERRAS¹, Abdelmalek BEKKOUCHE²

¹*LGIT-Grenoble, France*

²*Département de Génie Civil, Faculté des Sciences de l'Ingénieur, Université Abou Bekr Belkaid, Tlemcen, Algérie.*

RESUME -Le présent travail a pour objectif d'estimer la vitesse maximale du sol (PGV) par la méthode neuronale. Les entrées du réseau sont la magnitude, la profondeur focale, la distance épacentrale, l'épaisseur du sédiment et la fréquence caractéristique du profil de sol. La seule sortie du réseau est la PGV. Cette dernière est générée à l'aide des données d'accélérographe KIK-NET. Les résultats obtenus exhibent, la convergence des PGV estimées vers celles enregistrées.

ABSTRACT - The aim of this work is determine the Peak Ground Velocity (PGV) using neural networks method. The inputs are the magnitude, the focal depth, the epicentral distance, the thickness of the sediment and the natural frequency of the soil profile, while the target result is the PGV. To establish this network, the KIK-NET seismic data has used. The results obtained shows that the PGV could be readily and accurately calculated from the established neural network.

1. Introduction

La vitesse maximale du sol (PGV : Peak Ground Velocity) a beaucoup d'applications dans l'ingénierie parasismique telle que l'estimation des mouvements forts, la conception de la résistance au tremblement de terre et la prédiction du risque sismique. Cependant, les lois d'atténuation des PGV sont relativement peu nombreuses en comparaison avec le grand nombre d'équations élaborées pour estimer l'accélération maximale du sol (PGA : Peak Ground Acceleration). Ce manque nous a motivé à établir une relation entre la vitesse maximale et les paramètres sismiques et de site.

De plus, (Yih-Min Wu et al., 2003) ont constaté que les dommages causés par les tremblements de terre donnent une corrélation beaucoup plus étroite avec les PGV qu'avec les PGA. Ce résultat révèle l'importance de cet outil dans le domaine de génie parasismique.

Dans ce contexte, (Yoshihisa.M et al., 2007) ont essayé de développer une relation entre les dommages recensés dans les remblais d'une autoroute en utilisant les courbes de fragilité et la PGV et ce pendant le séisme de MID-NIIGATA 2004. Les résultats montrent que les désordres majeurs qui ont touché l'autoroute sont engendrés par des PGV supérieurs à 35 cm/s.

Dans cet article, nous contribuons à l'élaboration d'une relation entre les paramètres sismiques et de site d'une part, et la vitesse maximale du sol d'autre part. Ce modèle utilise la base de données de mouvements forts du Japon. Un total de 503 événements enregistrés à des distances allant jusqu'à 200 kilomètres avec

une magnitude M_{JMA} s'étalant de 4.5 à 7.6 pour des profondeurs focales qui ne dépassent pas les 70 Km.

2. Réseaux de neurones artificiels

Ces dernières années, les réseaux de neurones artificiels ont connu un intérêt croissant de la communauté scientifique dans le domaine du génie sismique. Cette importance, s'étend à titre d'exemple sur l'estimation du risque lié à l'effet de site 1-D (Bekkouche *et al.*, 2005) ou 2-D (Paolucci *et al.*, 2000), sur la génération des accélérogrammes compatibles à des spectres de réponses (Ghaboussi *et al.*, 1998), (Chu-Chieh *et al.*, 2001), sur l'estimation d'un séisme artificiel et la réponse spectrale (Seung *et al.*, 2002), sur la détermination de l'accélération maximale sismique du sol (Tienfuan *et al.*, 2005) (Kemal *et al.*, 2008) et sur l'évaluation du potentiel de liquéfaction (Goh 1994).

Un neurone artificiel est un opérateur mathématique très simple, possédant des entrées qui peuvent être les sorties d'autres neurones, des entrées de signaux extérieurs ou une sortie. La valeur de la sortie résulte du calcul de la somme des entrées, pondérées par des coefficients (dits poids de connexions ou poids synaptiques) et du calcul d'une fonction non linéaire (dite fonction d'activation) de cette somme pondérée. L'état du neurone, appelé aussi activité, est défini comme la somme pondérée de ses entrées. L'information est ainsi transmise de manière unidirectionnelle. Un neurone se caractérise par trois concepts : son état, ses connexions avec d'autres neurones et sa fonction d'activation.

2.2. Réseau Perceptron multicouches (PMC) à rétropropagation du gradient

Le PMC a une structure bien particulière: Ses neurones sont organisés en couches successives. Chaque neurone d'une couche reçoit des signaux de la couche précédente net_p et transmet le résultat à la suivante O_p . Par exemple, pour le $j^{\text{ème}}$ neurone de la couche cachée :

$$net_p(j) = \sum_{i=1}^N w(i,j) \cdot x_p(i) \quad 1 \leq j \leq N_h \quad (1)$$

Et la sortie du même neurone est exprimée par :

$$O_p(j) = f(net_p(j)) \quad (2)$$

Avec $w(i,j)$: le poids de connexion entre le $i^{\text{ème}}$ neurone de la couche d'entrée (ou cachée) et le $j^{\text{ème}}$ neurone de la couche cachée (ou de sortie) et f représente la fonction d'activation

2.3. Apprentissage du PMC

L'apprentissage de ces réseaux est supervisé. L'algorithme utilisé pendant cet apprentissage est connu sous le nom de rétropropagation du gradient (Hervé, 1994). Cette méthode d'apprentissage se divise en deux étapes : Une phase de propagation, qui consiste à présenter une configuration d'entrée au réseau puis à propager cette entrée de proche en proche de la couche d'entrée à la couche de sortie en passant par les couches cachées. Et une phase de rétropropagation, qui

consiste, après le processus de propagation, à minimiser l'erreur commise sur l'ensemble des exemples présentés, erreur considérée comme une fonction des poids synaptiques. Cette erreur représente la somme des différences au carré entre les réponses calculées et celles désirées pour tous les exemples contenus dans l'ensemble d'apprentissage.

3. Paramètres d'entrées du modèle neuronal

Le sismogramme peut être décrit comme la convolution de l'effet de source et de deux filtres (effets de parcours et de site), si on néglige évidemment l'effet de la réponse instrumentale capteur/numériseur déjà prit en considération dans les données KIK-net. La valeur maximale de la vitesse PGV dépend également de ces trois effets. Une relation entre PGV est ces effets devient évidente. Au cours de cette étude, des paramètres caractéristiques de source, de parcours et de site, facilement mesurables de manière économique et pratique, sont choisis. Ces paramètres sont mentionnés sur la figure 1.

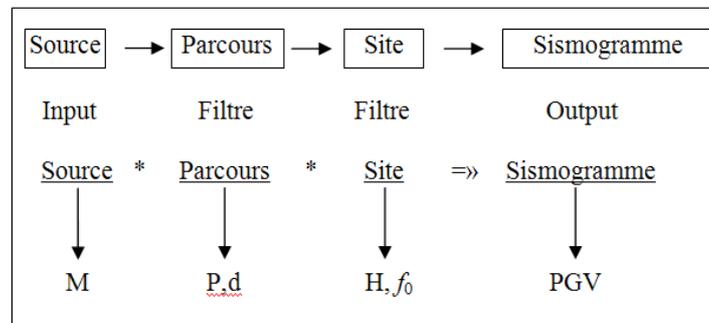


Figure 1. Relation de dépendance entre les paramètres sismiques et de site

La magnitude, qui caractérise l'effet de source, est de type M_{jma} (Japan meteorological agency). En plus de l'influence de l'énergie dissipée au niveau du foyer sur la valeur du PGV à la surface libre, la distance épacentrale et la profondeur focale participent à la modification de la valeur de la vitesse enregistrée en champ libre. Cette influence est caractérisée par le phénomène d'atténuation de l'intensité sismique en s'éloignant de l'hypocentre.

Par ailleurs, et dans les codes parasismiques, les effets de site sont pris en considération par l'introduction des catégories de sols basées sur certains paramètres. Les paramètres géotechniques les plus utilisés sont la vitesse des ondes de cisaillement et la fréquence caractéristique de site. Dans le code de bâtiments UBC97 « Uniform Building Code, 1997 » (Klimis et al., 1998) la vitesse des ondes de cisaillement sur toute la profondeur est considérée, elle représente un meilleur niveau de confiance vis-à-vis de la classification de site lorsqu'il s'agit d'une structure peu profonde. En revanche, une structure géologique plus profonde telle que les bassins sédimentaires, peut avoir une forte influence sur le signal sismique (Lussou, 2001). Cette influence, est prise en compte dans le présent travail par un système de classification multiple : basée sur deux paramètres : l'épaisseur de la couche sédimentaire H à une vitesse de cisaillement $V_s = 800$ m/s et la fréquence caractéristique du site f_0 définie par l'équation :

$$f_0 = V_s / 4H \quad (3)$$

Dont V_s représente la vitesse moyenne de cisaillement, utilisée également comme un paramètre de classification dans les Règles Parasismiques Algériennes RPA (DTR B C 2 48, 2003).

4. Description de la base de données

La base de données utilisée dans cette étude est totalement tirée du site Internet (<http://www.kik.bosai.go.jp>) de NIED : National Research Institute for Earth Science and Disaster Prevention). Le réseau d'accélérogrammes KIK-NET est composé d'un accéléromètre en surface et d'un autre en profondeur (entre 80 et 1500 mètres) (Guillaume et al, 2005). Le nombre d'événements utilisés pour l'apprentissage du présent modèle neuronal est de l'ordre de 503, parmi eux 71 événements sont gardés pour la phase test.

5. Architecture du réseau de neurones artificiel

Le réseau de neurones artificiel de type Perceptron Multicouche avec une connexion totale est utilisé pour estimer les PGV en fonctions des paramètres sismiques et de site (figure 2) :

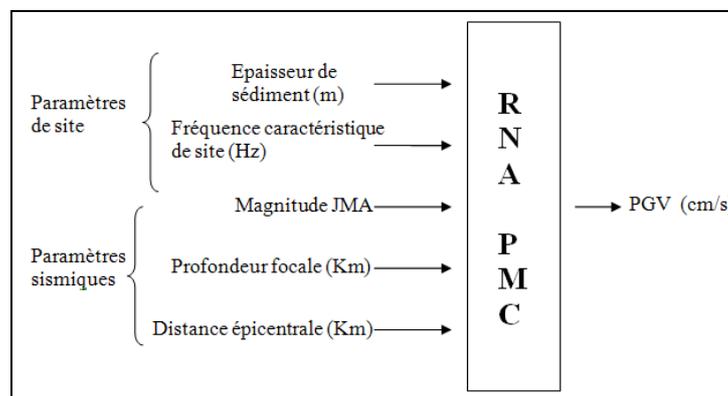


Figure 2. Paramètres d'entrées et de sortie du réseau de neurones

Les paramètres d'entrées sont choisis après plusieurs tests afin de quantifier l'influence de chaque paramètre et de chaque groupe de paramètres sur la fiabilité de l'estimation du PGV. Pour ce faire, une architecture unique pour le réseau de neurones a été choisie et c'en appliquant les recommandations données par (Seung et al., 2002) en utilisant une seule couche cachée dont le nombre de neurones est égale à 07 sept, soit la somme des neurones d'entrée et de sortie. En outre, le nombre d'époque est fixé à 1000 et la mise à jour des poids se fait en ligne. Par ailleurs, la fonction Sigmoïde est choisie comme fonction d'activation de la couche cachée avec une fonction linéaire pour la couche de sortie. Les résultats obtenus sont mentionnés sur le tableaux.I et II dont MSE représente l'erreur quadratique moyenne et R le coefficient de corrélation entre les valeurs du PGV enregistrées et celles estimées par RNA.

Tableau.I. Influence de chaque paramètre sur la fiabilité du modèle

Type de paramètres	Paramètres	MSE	R _{apprentissage}
Paramètres sismiques	(M)	0.009	0.608
	(P)	0.015	0.210
	(d)	0.015	0.205
Paramètres de site	(F ₀)	0.015	0.207
	(H)	0.014	0.250
	(F ₀)+(H)	0.014	0.249

A partir du tableau.I, on peut remarquer que les cinq paramètres à savoir d, P, F₀, H ont un coefficient de corrélation R qui est compris entre 0.20 et 0.25 et une erreur quadratique moyenne de l'ordre de 0.0145, donc les quatre paramètres ont les mêmes effets sur le résultat global donné par le réseau de neurone. La meilleure valeur de R est de 0.608 et lui correspond une MSE égales à 0.009, cette valeur correspond à la magnitude.

Tableau.II. Influence des combinaisons de paramètres sur la fiabilité du modèle

Type de paramètres	Paramètres	MSE	R _{apprentissage}
Paramètres sismiques	d + P	0.014	0.244
	d + M	0.008	0.664
	d + P + M	0.007	0.703
Paramètres sismiques + Paramètres de site	M+H	0.007	0.749
	d +P +M +F ₀	0.006	0.762
	d +P +M +H	0.005	0.794
	d +P +M +F ₀ + H	0.004	0.824

Dans le tableau.II les paramètres sismiques et de site sont combinés pour avoir un R égale à 0.824 est une MSE de l'ordre de 0.004. Donc on peut facilement confirmer l'influence de tous les paramètres sur la valeur du PGV. Désormais les cinq paramètres à savoir : d +P +M +F₀ + H vont être utilisés comme des entrées du modèle neuronal.

Cependant, la nature de la fonction d'activation a une grand influence sur le modèle : cela nous a obligé à faire des tests sur le réseau de neurones établis afin de choisir la fonction adéquate à notre modèle. Pour réaliser ce test on garde la même architecture déjà établie et on change les fonctions d'activation et le nombre d'époque qui est pris égal à 5000 (tableau.III).

Tableau.III : Influence des différentes fonctions d'activation

Fonction d'activation de la couche cachée	Fonction d'activation de la couche de sortie	(MSE)	R ² _{apprentissage}	R ² _{test}
Sigmoïde	Sigmoïde	0.001	0.784	0.615
Sigmoïde	Sigmoïde Linéaire	0.001	0.706	0.420
Sigmoïde	linéaire	0.004	0.679	0.610
Tangente hyperbolique	Tangente hyperbolique	0.006	0.677	0.448
Tangente hyperbolique	Linéaire Tangente hyperbolique	0.01	0.530	0.376
Tangente hyperbolique	Linéaire	0.005	0.692	0.333

Une lecture rapide du tableau.III montre que la meilleure combinaison des fonctions d'activation est la fonction Sigmoïde utilisée pour les deux couches, dont le coefficient de corrélation pour le test est égal à 0.784 et l'erreur quadratique pour l'apprentissage vaut 0.001. Par ailleurs, et pour avoir un modèle stable lors des tests et éviter le phénomène de sur-apprentissage, la base de données est divisée, désormais, en trois : 70% pour l'apprentissage, 15% pour la validation croisée et 15 % pour la phase test. La cross-validation est utilisée en même temps avec l'apprentissage et ce pour avoir la structure optimale du réseau. Cette méthode de validation consiste à prendre chaque entrée, l'une après l'autre, comme base de validation, puis à prendre la moyenne de toutes les erreurs de validation ainsi obtenues.

La figure 3 représente l'évolution des performances d'apprentissage et de la validation croisée (l'erreur quadratique moyenne en fonction du nombre d'itération), l'apprentissage est fait arrêter à 1500 époques.

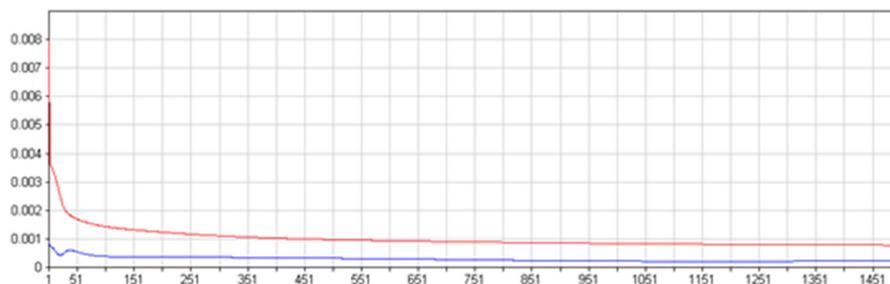


Figure 3. Processus d'apprentissage en trait rouge et de validation croisée en bleu

Le processus d'apprentissage est stable, la plus grande majorité de l'éducation du réseau se fait aux premières itérations (époques) représentées par une forte pente accentuée entre la 1^{ère} et 40^{ème} époque, l'apprentissage par la suite devient lourd, cela se traduit par la faible pente enregistrée : cette dernière s'affaiblit de plus en plus jusqu'à stabilisation. Le processus de validation croisée, à son tour, suit la même allure que celle de l'apprentissage, avec un écart entre les deux. Cependant, la validation passe par un minimum local d'erreur à la 25^{ème} itération. Ce bouleversement est corrigé par la suite par une stabilité du réseau dans un intervalle d'erreur constant. Par ailleurs, une comparaison a été faite entre les PGV données par le modèle neuronal et celles enregistrées sur sites. Les résultats de l'apprentissage et la validation croisée sont mentionnés sur la figure 4 (a) et (b) respectivement.

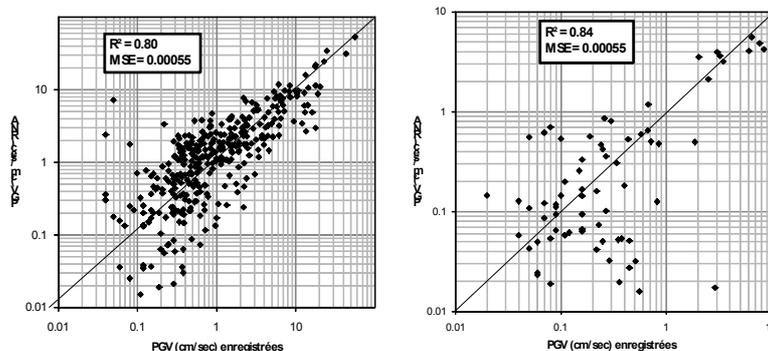


Figure 4. PGV éduquées et Observées. (a) Phase apprentissage et (b) phase de validation croisée

Les valeurs des PGV convergent vers la ligne $y = x$, sauf pour quelques PGV. Les coefficients de détermination R^2 pour l'apprentissage ($R^2 = 0.80$) et pour la validation ($R^2 = 0.84$) nous renseignent sur la bonne qualité globale de l'apprentissage et de la validation. Les erreurs quadratiques de leurs parts sont très petites et sont de l'ordre de $5.5 \cdot 10^{-4}$.

Par la suite un test a été effectué en faisant toujours la comparaison entre les PGV réelles et estimées par le RNA (figure 5) ; en utilisant 15 % de la base de données totale, soit 71 événements qui ne font pas partie de la phase de l'apprentissage ou de la validation croisée, dont les PGV sont comprises entre 0.04 et 10.75 cm/sec. Cette comparaison (figure 5.) révèle une forte corrélation ($R^2=0.80$). En outre, MSE est égale à $2.4 \cdot 10^{-4}$.

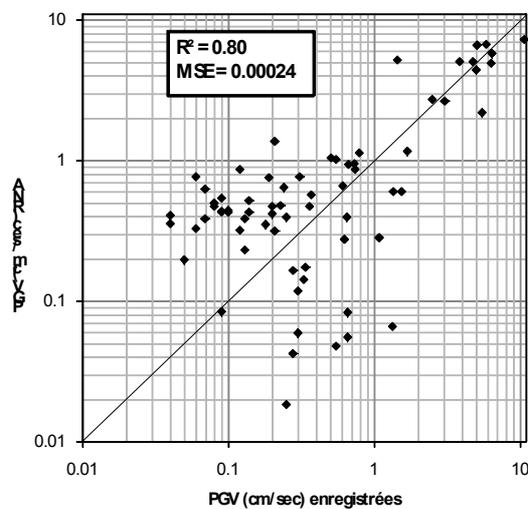


Figure 5. PGV éduquées et Observées

6. Conclusion

Dans le cadre de ce travail, les valeurs de PGV ont été estimées par RNA. La magnitude, la distance épiscopale, la profondeur focale, et les paramètres de site ont servis comme des paramètres d'entrée pour prévoir les valeurs des PGV dans les trois directions est-ouest, nord-sud, et verticales. Les données du dense réseau sismique KIK-NET sont utilisées pour l'apprentissage du RNA.

Les paramètres d'entrée sont adoptés après plusieurs tests utilisant le R et la MSE comme des outils de comparaison, ce test révèle la nécessité de l'introduction des cinq paramètres en entrée pour obtenir des PGV comparables à celles enregistrées. Le choix du type de fonction d'activation à son tour joue un rôle primordial. Dans ce contexte un 2^{ème} test a été effectué afin de choisir la fonction d'activation. Le résultat montre que la configuration avec une fonction sigmoïde donne des PGV qui convergent mieux vers celles enregistrées. La validation du modèle est effectuée en confrontant les valeurs estimées par le réseau de neurones et celles enregistrées sur site. La lecture des résultats obtenus montre une grande corrélation entre les PGV générées par le RNA.

Le présent modèle, représente donc un outil intéressant dans le domaine de la prédiction de la vitesse maximale du sol, qui est largement utilisée par l'ingénieur. Il est à noter que la validation du modèle est faite uniquement pour les sites et les séismes au Japon. Par ailleurs, et pour les travaux futurs il est recommandé de valider le modèle neuronal avec d'autres sites et séismes de part le monde et en utilisant non seulement le Perspectron MultiCouche mais d'autres types de RNA tels que le Réseau à Fonctions de Base Radiale et l'approche neuro-floue.

7. Bibliographie

- Bekkouche, A., Derras, B., & Zendagui, D. (2005) Quantification et estimation du risque lié à l'effet de site par la méthode neuronale. 23ème rencontres universitaires de génie civil AUGC, Grenoble, France.
- Chu-Chieh J.Li & Jamshid G. (2001) Generating multiple spectrum compatible accelerograms using stochastic neural networks. *Earthquake Engng Struct. Dyn* 30:1021–1042.
- DTR B C 2 48. (2003) « Règles parasismiques algériennes- R.P.A.99 version 2003 », Document technique réglementaire, centre national de recherche appliquée en génie parasismique, Ministère de l'habitat, Algérie.
- Ghaboussi J., & Lin C J. (1998) New method of generating spectrum compatible accelerograms using neural networks. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, Vol. 27 p. 377-396.
- Goh A.T.C. (1994) Seismic liquefaction potential assessed by neural networks », *ASCE Journal of Geotechnical Engineering*, Vol. 120, p. 1467-1480.
- Guillaume Pousse. (2005) Analyse des données accélérométriques de K-NET et KIK-NET : implications pour la prédiction du mouvement sismique -accélérogrammes et spectres de réponse et la prise en compte des effets de site nonlinéaire. Thèse de Doctorat, IRSN-2006-65.
- Hervé A. (1994) Les réseaux de neurones, *Science et technologie de la connaissance* », Presses universitaires de Grenoble, France.
- Kanai, K. (2002) *Engineering Seismology*. University of Tokyo Press, 1983, Tokyo, Japan.
- Kemal Günaydin and Ayten Günaydin. (2008) Peak Ground Acceleration Prediction by Artificial Neural Networks for Northwestern Turkey. *Hindawi Publishing Corporation Mathematical Problems in Engineering* Volume, Article ID 919420, 20 pages doi:10.1155/2008/919420.
- Klimis NS., Margaris B.N., Koliopoulos P.K. (1998) Response spectra estimation according to the EC8 and NEHRP soil classification provisions: a comparison study based on Hellenic data », 11th European Conference on Earthquake Engineering, Balkema, Rotterdam, ISBN 90 5410 982 3.
- Lussou P. (2001) Calcul du mouvement sismique associé à un séisme de référence pour un site donné avec prise en compte de l'effet de site», Thèse de doctorat, Université de Grenoble.
- G. (2000) Assessment of seismic site effect in 2-D alluvial Valleys Using Neural Networks », *Earthquake Spectra*, Vol. 16, n° 3, p. 661-680.
- Seung C.L., & Sang W.H., (2002) Neural-network-based models for generating artificial earthquakes and response spectra. *Computers and Structures* 80 1627–1638.
- Sinan Akkar1 and Julian J. (2007) Bommeres Empirical Prediction Equations for Peak Ground Velocity Derived from Strong-Motion Records from Europe and the Middle East. *Bulletin of the Seismological Society of America*; April 2007; v. 97; no. 2; p. 511-530; DOI: 10.1785/0120060141.
- Tienfuan K., & Ting S.B., (2005) Neural network estimation of ground peak acceleration at stations along Taiwan high-speed rail system. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 18 857–866.
- Yih-Min Wu, Ta-liang Teng, Tzay-Chyn Shin and Nai-Chi Hsiao. (2003) Relationship between Peak Ground Acceleration, Peak Ground Velocity, and Intensity in Taiwan. *Bulletin of the Seismological Society of America*; February v. 93; no. 1; p. 386-396; DOI: 10.1785/0120020097.
- Yih-Min Wu, Tzay-Chyn Shin, and Chien-Hsin Chang. (2001) Near real-time mapping of peak ground acceleration and Peak ground velocity following a strong earthquake. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 91, 5, pp. 1218–1228.
- Yoshihisa Maruyama, Fumio Yamazaki, Hiroyuki Yogai, Yoshiyuki Tsuchiya. (2007) Relationship between damage ratio of Expressway embankment and seismic intensity In the 2004 mid-niigata earthquake», the 8th Pacific Conference on Earthquake Engineering, Singapore.