

類神經網路應用於台灣都會區地震參數之評估

柯亭帆¹

國立屏東科技大學土木工程系暨研究所教授

e-mail :

tfkerh@mail.npust.edu.tw

賴宗賢²

國立屏東科技大學土木工程系暨研究所研究生

e-mail :

kjvincent28@hotmail.com

詹雅玲²

國立屏東科技大學土木工程系暨研究所研究生

e-mail :

s0904544@mail.ncyu.edu.tw

摘要

台灣位處於太平洋地震板塊與歐亞板塊的交會處，地震發生頻繁。自 1999 年 921 地震發生過後，營建署修正台灣地區建築技術規則，將台灣震區重新規劃為地震甲區跟地震乙區，其設計值分別為 0.33g 及 0.23g，而如此劃分是否合宜，有必要就人口比較密集的都會區包括台北市、台中市、嘉義市、台南市、高雄市、花蓮縣和台東縣等七個來加以探討。本文採用中央氣象局所設強震儀測站所得之各項強震資料，以類神經網路來建立推估地表加速度尖峰值之模式。推估結果顯示台中市與嘉義市之推估值有高於建築技術規則所規定之耐震設計值之現象，這些鑑定出來的推估結果，在學理與相關工程上應具有適度之參考價值。

關鍵詞：地震，類神經網路，地表加速度尖峰值，震區劃分

Abstract

Taiwan is located at the intersection boundary region of the Pacific Ocean plate and Eurasia plate, and strong motions occur frequently in the neighborhood of this island. After 921 earthquake in the year of 1999, the Construction Planning Agency revised the building code and the seismic zone has been divided into two categories, i.e. zone A and zone B, with design values 0.33g and 0.23g, respectively. This revision may evaluate its suitability from academic and practical standpoints, require to particularly at the high population leafy areas in including Taipei, Taichung, Chiayi, Tainan, Kaohsiung, Hualien County and Taitung county. In this study, a number of strong motion recording information

collected from Central Weather Bureau Seismological Center are taken to evaluate peak ground acceleration for these cities by using neural network models. The neural network results showed that Taichung and Chiayi have a higher estimation value than that of design value in building code. These identified estimations may provide a useful reference for both academic field and relevant engineering.

Keywords: earthquake, neural networks, peak ground acceleration, seismic zone division.

1. 前言

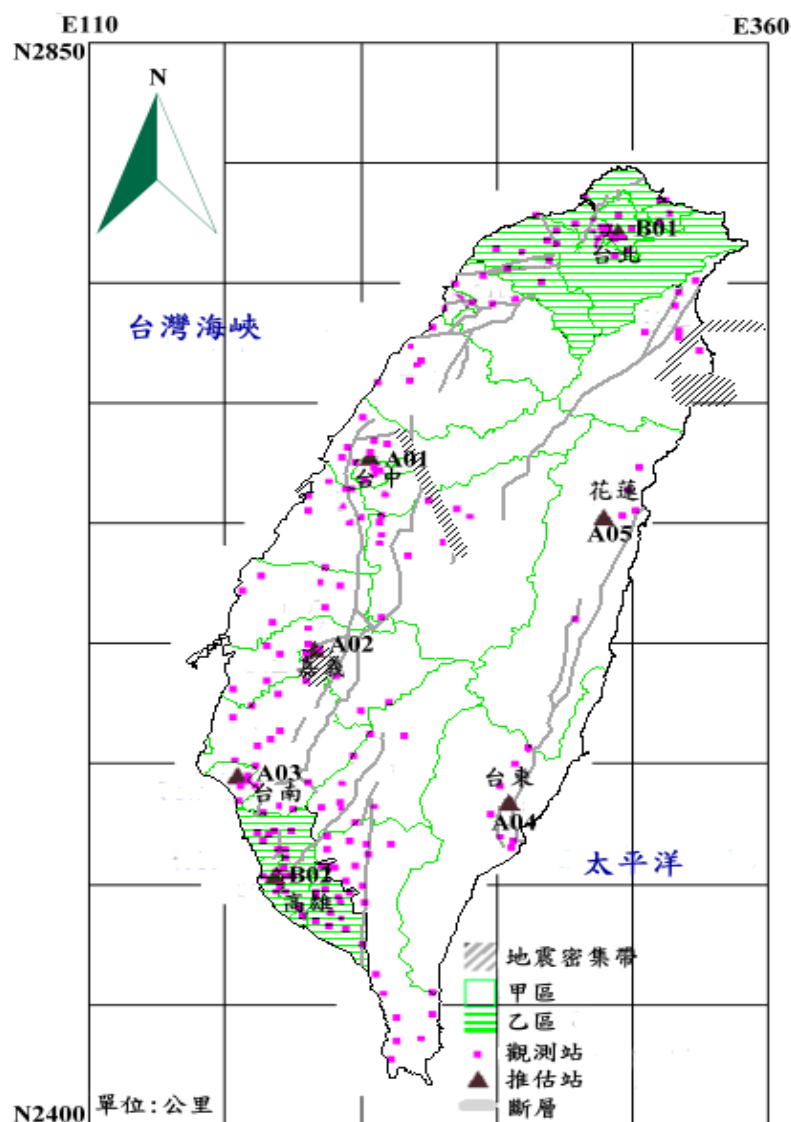
由於台灣位處於太平洋地殼板塊與歐亞板塊的交會處，因此板塊互相推擠而導致地震相當頻繁，其中亦有高危險性的強震。1999 年 9 月 21 號凌晨即發生了規模 7.3 級的強震，全台灣各處皆有傳出高樓受損倒塌及道路和橋樑發生彎曲破損的情形，其中以南投、台中等中部地區受損最嚴重。加上之後更發生了許多規模不小的餘震，使得受災地區更加造成傷害，因此結構物耐震的設計也再次受到重視。

一般而言，對強震特性的研究方式包括實驗與理論運算、統計技術和電腦模擬推估的方法等。在這些研究當中，推估設計地表加速度尖峰值(Peak Ground Acceleration, PGA)[1]為其中相當熱門的研究方向，而研究方法常見的有非線性迴歸型式(如 Kanai, Jayner and Boore, Campbell 型式[3])，來說明地震規模和震源距離與地表尖峰加速度值之間的關係。而電腦模擬推估方面又以類神經網路應用範圍最廣[8-12]，相對於統計技術來說，其優點有對建構非線性模型的準確度高、可以表達輸入變數間的交互作用、可以接受邏輯和數值變數作輸入之適應性強、可以用於函數預測及樣本分類等問題。而相對於歸納學習之優點為類神經網

路具有模糊推理能力，即允許輸出入變數具有模糊性。而且類神經網路軟體(如 Matlab、Neural Solutions、NeuralWorks Professional II)在這方面的研究也陸續的被採用，這些研究皆可幫助了解如地震規模和震源距離等相關參數用於推估地表尖峰加速度值之特性。

自從 921 地震過後，內政部營建署在 1999 年 12 月修正了台灣地區建築技術規則耐震設計，依震區水平加速度係數由原先的四區，重新劃分為地震甲區與地震乙區。本研究之主要目的即在於評估現行台灣震區劃分標準是否合乎強震在各區所造成的影響，而研究之重點與步驟包括：(1)取得近幾年中央氣象局於台

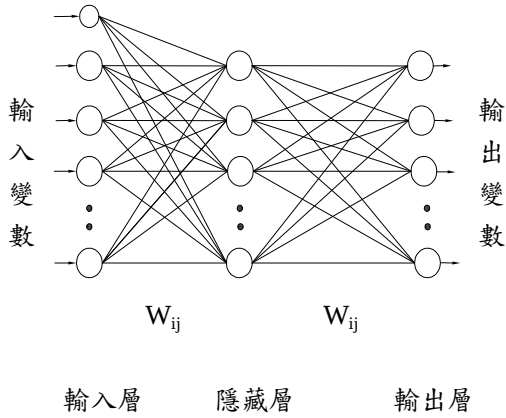
灣各地以強震儀所測錄的資料；(2)以 Matlab 軟體中的類神經網路工具[6-7]建立模型訓練資料，以建立強震發生時地表加速度尖峰值的相對較佳推估模式；(3)以二度分帶座標法將台灣各縣市所有地震測站之平均位置分別設為所代表之推估站，如圖一所示，再以現有資料利用各區各測站與各區推估站之間的距離關係，來推估強震發生時，各推估站上的地表加速度尖峰值。期望能利用類神經網路所得到之推估值，檢驗每一震區劃分是否合乎規範標準範圍之內，如有超出標準值的地方也加以指出與分析，進一步讓台灣地區震區劃分能有另一學理角度的支持，做為往後修正劃分標準之依據。



圖一、觀測站和推估站位置圖。

2. 倒傳遞類神經網路

倒傳遞類神經網路是屬於多層前授式網路，採用監督式的訓練方法，其網路架構主要包含一輸入層，隱藏層(可以是一層或多層)及一輸出層，如圖二所示。



圖二、倒傳遞類神經網路基本架構。

倒傳遞類神經網路的演算過程[4-5]分為學習過程 (Learning Process) 及回想過程 (Recalling Process)。其中學習過程包含兩個階段：順向傳遞 (Forward Pass) 與逆向傳遞 (Backward Pass)。

順向傳遞是從輸入層開始，一層一層向前傳遞並由非線性轉換函數計算各層處理單元的輸出值，以此類推，直至網路的最後一層。逆向傳遞則是由輸出層向後傳遞，這一階段在於計算誤差及更新連接權值，其方法是將前層的誤差值向後傳 (Error-Back-Propagation)，並以此為依據修改連接權值，接著計算該層的誤差，再將其往後傳遞，直到輸入層。

此學習過程通常以一次一個訓練範例的方式進行，直到學習完所有的訓練範例，且達到網路收斂為止。至於回想過程則是網路依學習過程中所學習到之連接權值，以輸入向量輸入，推估輸出向量的過程，亦可稱為預測過程 (Forecasting Process)。

倒傳遞神經網路的基本原理則是利用最陡坡降法 (The Gradient Steepest Descent Method) 的觀念，將誤差函數予以最小化，同時倒傳遞網路因增加了隱藏層的學習，使得網路可表現輸入處理資料間的交互影響。

至於BPN演算法的主要目的為降低網路目標輸出值與推論值之差距，故一般以能量函數(或稱誤差函數)來呈現其學習的品質：

$$E = \frac{1}{2} \sum_K (d_K - y_K)^2 \quad (1)$$

式中， d_K 與 y_K 分別代表目標輸出值與推論輸出值。而網路的學習過程即在調整權重值使能量函數往最大梯度方向下降的過程，其權重之變化定義如下：

$$V_K = \sum W_{Kj} X_j - \theta_K \quad (2)$$

$$y_K = f(V_K) = \frac{1}{1 + e^{-V_K}}$$

其中 X_j 為第 j 個隱藏層的輸入值， W_{Kj} 為第 j 個隱藏層神經元與第 K 個輸出層神經元之間的鍊結權值， θ_K 代表第 K 個輸出層神經元之閾值， V_K 表示輸出層第 K 個神經元減去閾值後的淨值， y_K 為經轉換函數雙彎曲函數 (Sigmoid Function) 運算後的輸出值。

$$\Delta W_{Kj} = -\eta \times \frac{\partial E}{\partial W_{Kj}} \quad (3)$$

其中 η 是學習速率參數，並定義差距量 δ_K ：

$$\delta_K = -\frac{\partial E}{\partial V_K} \quad (4)$$

$$\Delta W_{Kj}^n = \eta * \delta_K * y_j + \alpha * \Delta W_{Kj}^{n-1} \quad (5)$$

$$W_{Kj}^n = W_{Kj}^{n-1} + \Delta W_{Kj}^n$$

上式中(4)式是權值的修正方法， W_{Kj}^n 是由第 j 個隱藏層神經元到第 K 個輸出層神經元之間第 n 次修正後的權值， ΔW_{Kj}^n 是兩個神經元之間權值第 n 次修正的量， ΔW_{Kj}^{n-1} 是前一次的修正量。式(5)是閾值的修正計算法， θ_K^n 是輸出層第 K 個神經元第 n 次修正後的閾值， $\Delta \theta_K^n$ 是閾值第 n 次修正的量， $\Delta \theta_K^{n-1}$ 是前一次的修正量。 α 為慣性因子 (Momentum Factor)，為調整此比例的參數，且 $0 < \alpha < 1$ 。

3. 實力結果與分析

3.1 強震資料前處理

本文推估所使用的資料，為從中央氣象局取得近年來台灣各區的強震記錄，一共有 209 個測站的資料，如圖一。而記錄資料的取捨為年份在 1994 年到 2005 年之間地震規模 5 以上的強震，一個測站以 30 筆地震資料為準，如因某些測站測錄資料過少則延長時間或降低地震規模以達到每一測站至少有 15 筆以上的記錄資料。因倒傳遞類神經網路中，本研究所使用的轉換函數為輸出值在 0 到 1 之間的雙彎曲函數，因此須將欲訓練的資料做一適當的轉換。利用向量映射的觀念，將輸入值映射至 $[0,1]$ 區間中，所得的輸出結果再做單位轉換與測錄數據同單位，其資料轉換處理公式如下：

$$m = \frac{f_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^h f_i^2}} \quad (6)$$

其中 m 為經向量轉換後的輸入值， f_i 為各測站第 i 筆之輸入值。

為要評定類神經網路模式所推估的結果之成效優劣，以統計學上的相關係數 r 來做分析比較。相關係數乃為測度兩個隨機變數間線性相關程度的一種指標，在本研究上可有效的判定測錄值與推估值之間的相關程度，其定義如下：

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_i)(y_i - \bar{y}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_i)^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}} \quad (7)$$

其中 n 為範例個數； X_i 、 y_i 分別表示為第 i 個範例的測錄值及推估值。 $\bar{X}_i$ 、 $\bar{y}_i$ 分別為推估值與測錄值得平均數，而求得的相關係數之範圍介於 -1 和 1 之間，當其值越接近 1 時，代表正相關程度越高，越接近 -1 則代表負相關程度越高。亦可以以其平方值 R^2 來判定相關程度。其等級劃分為當 $R^2 > 0.7$ 時，為高度相關，

當 $0.3 < R^2 \leq 0.7$ 時為中度相關，當 $R^2 \leq 0.3$ 時為低度相關。

對於模式最後推估的指標，需要使用一個誤差評估函數（或稱能量函數）來計算模式推估值與測錄值間的差距。常使用的誤差評估函數為誤差均方根（Root Mean Square Error, RMSE），計算公式如下：

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (T_n - Y_n)^2}{N}} \quad (7)$$

其中 N 為學習案例數目， T_n 為學習目標值， Y_n 為網路輸出值，即推估值。

3.2 模式建立與訓練

在模式選擇上，根據丁[2]得知，同時以地震規模、震央距離及震源深度做為模式的輸入值時，其 R^2 皆落於高度相關之區域，且起伏小，較能有效表示出地表加速度尖峰值與地震規模、震央距離及震源深度之間的關係。故本研究一開始即以此模式做為訓練模式，先檢測此模式在資料更齊全的情況下是否 R^2 依然維持高度相關。模式建立為三個輸入單元、一層隱藏層及一個輸出單元。

在模式訓練前，先將各測站中，其地震規模之最大值、震央距離最短、震源深度最淺之值分別抽出，共 3 個地震資料，若有重複，則以次項遞補，再將其餘筆數代入訓練。其用意為若此次模式訓練可行，將做為驗證的資料。因地表加速度尖峰值分為三個分向，故需分別訓練其模式。

訓練完後即可得 627 組相對應的權值跟閾值。接著將用來訓練的資料再輸入單元中代入 ANN 各個模式中，最後得到的輸出模擬值與測錄值作相關係數 R^2 的計算。表 3-1 即為台北市、台中市、嘉義市、台南市、高雄市、花蓮縣和台東縣 ANN 模擬訓練中三個方向地表加速度尖峰值的相關程度，由表得知此次訓練之相關程度皆落在高度相關，其結果相當合理，故進一步進行驗證工作。

表 3-1、先前訓練三個方向地表加速度尖峰值的相關係數 R^2

Station		Input		
		垂直向	南北向	東西向
台北市	TAP001	0.7845	0.8217	0.9039
	TAP012	0.9445	0.8075	0.8883
	TAP014	0.9563	0.7745	0.82
	TAP019	0.8956	0.7964	0.876
	TAP022	0.9413	0.9245	0.9821
	TAP090	0.9742	0.7142	0.8571
	TAP097	0.9675	0.9112	0.9841
	TAP098	0.9524	0.8095	0.7524
台中市	TCU	0.9655	0.8207	0.9145
	TCU048	0.7756	0.6593	0.7252
	TCU051	0.8953	0.761	0.8371
	TCU052	0.9543	0.8112	0.8923
	TCU055	0.9563	0.9743	0.9842
	TCU082	0.911	0.9452	0.9214
高雄市	KAU	0.8423	0.8756	0.9143
	KAU003	0.9825	0.8351	0.9186
	KAU045	0.9671	0.9472	0.9745
	KAU055	0.9422	0.8009	0.881
	KAU058	0.9103	0.7738	0.8511
	KAU059	0.9517	0.9863	0.9441
	KAU062	0.7541	0.8574	0.9431
Station		Input		
		垂直向	南北向	東西向
嘉義市	CHY	0.9015	0.8345	0.8841
	CHY009	0.8956	0.8794	0.8824
	CHY046	0.8143	0.9012	0.9142
	CHY073	0.9436	0.8966	0.8964
台南市	CHY068	0.8852	0.7524	0.8277
	CHY069	0.9855	0.8377	0.9214
	CHY070	0.9647	0.82	0.902
	CHY071	0.8604	0.9147	0.9745
	CHY085	0.9525	0.8096	0.9524
花蓮縣	HWA007	0.7984	0.8923	0.9091
	HWA009	0.9003	0.8736	0.9284
	HWA015	0.905618	0.88249	0.917378
	HWA019	0.912478	0.82467	0.929726
	HWA023	0.89229	0.906206	0.902874
	HWA034	0.932666	0.949032	0.893564
	HWA057	0.905912	0.85897	0.93835
台東縣	TTN008	0.957068	0.928746	0.963242
	TTN011	0.870632	0.9444	0.928942
	TTN015	0.905422	0.8835	0.874258
	TTN020	0.898758	0.8829	0.907774
	TTN023	0.945112	0.8959	0.918652
	TTN024	0.856814	0.8645	0.900228
	TTN026	0.923846	0.854462	0.906402
AVERAGE		0.9098	0.8567	0.9032

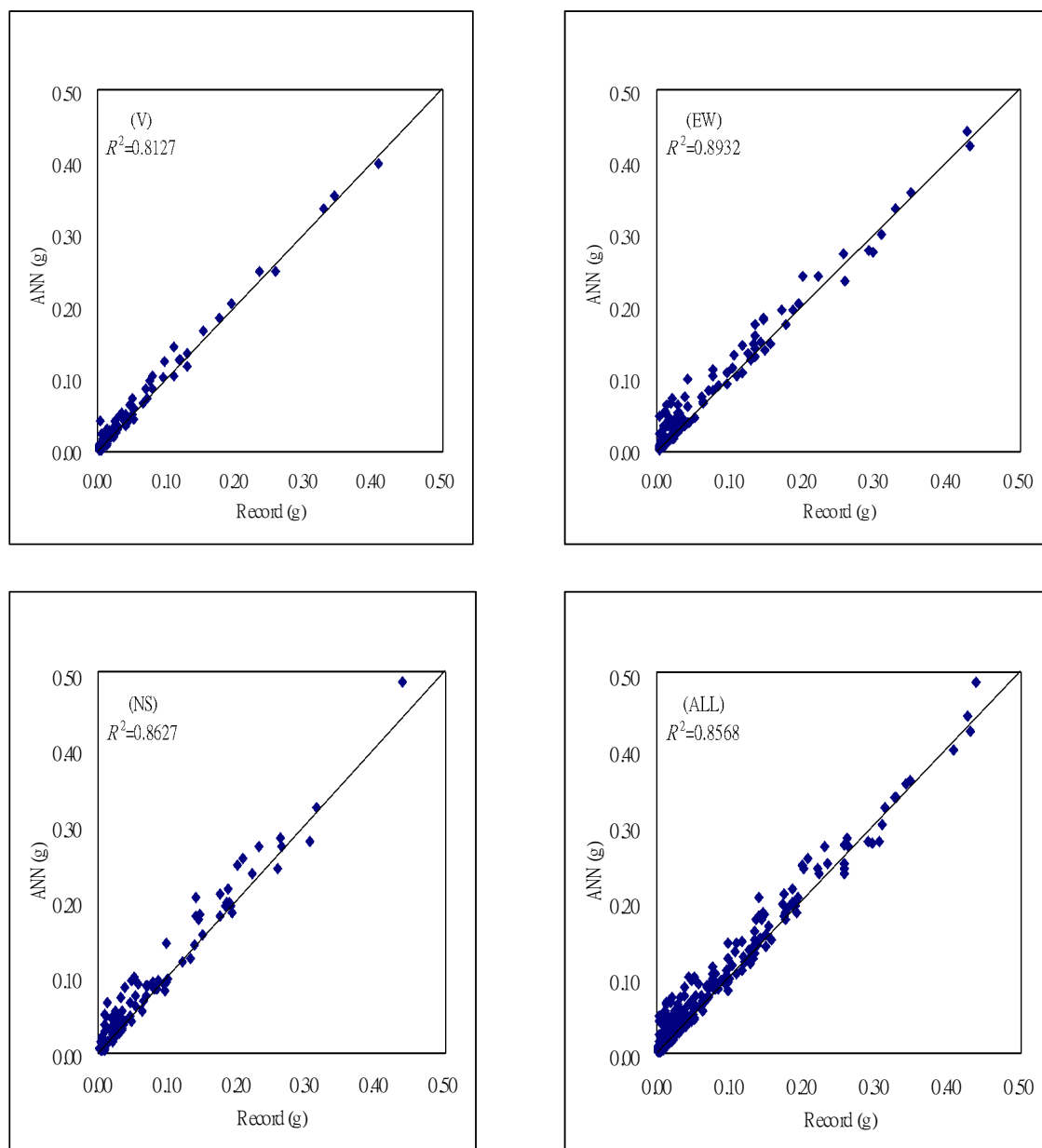
3.3 驗證模式

將上述所抽出之地震資料中的地震規模、震央距離、震源深度代入 ANN 中訓練。推估結果在地震規模方面，垂直向的相關係數為 0.8612，在南北向的相關係數為 0.8371，東西向的相關係數則為 0.8543。在震源深度方面，垂直的相關係數為 0.8146，南北向的相關係數為 0.8339，東西向的相關係數則為 0.8695。在震央距離部分，垂直向的相關係數為 0.8311，在南北向的相關係數為 0.8517，東西向的相關係數則為 0.8673。圖三即為這七個縣市不同方

向之趨近情形。因此再次驗證了此模式對於未知地表加速度尖峰值的推估具有一定的可信性，因此最後將以 ANN 來做為此後推估的基本模式。

3.4 震區劃分評估

由於本文的目的主要為研究台灣地區都會區震區劃分之標準，因此以都市為單位，將各都市之多個測站做一整合，成為各都市的代表。其做法為取各測站之經緯度座標以二度分帶法轉換後的座標之平均值的位置當做推估測站。若區內只有一測站，則直接以此測站為



圖三 七個縣市不同分向之趨近情形

推估站。而為了研究方便，對各推測站做一命名，位於甲區的測站以 A 為開頭，乙區的測站以 B 為開頭，圖一為各推估站之位置。其後將各區各測站之相關資料對推估站做一資料轉換，此轉換主要是以各縣市之推估站與相關測站之間的距離對地震資料做變化，再代入各相關測站之 ANN 模式中，最後的輸出值即為推估站對各次地震發生時所推估的三個方向之地表加速度尖峰值。再將東西向與南北向之地表加速度尖峰值換算成水平加速度值，並跟建築技術規則做比較。表 3-3 和圖四即為

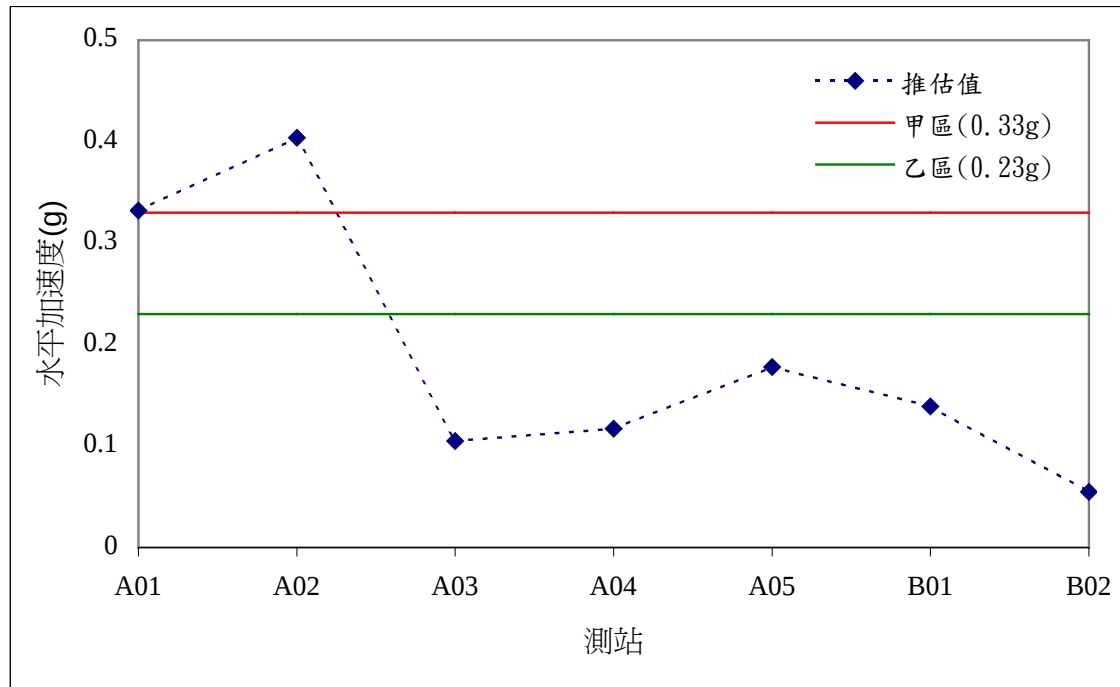
ANN 模式各推估站推估結果。由評估結果可清楚看出台中市與嘉義市所推估的地表加速度尖峰值分別為 0.332g、0.340g，高於現行規劃所訂定之標準設計值 0.33g。

4. 結論

本文研究是以類神經網路中的倒傳遞網路學習推估之特性，再以中央氣象局台灣都會區的強震記錄訓練出推估地表加速度尖峰值之模式，其中電腦的運算，所得之結果可以證

表3-3即為ANN模式各推估站推估結果

Location	地震規模	震源深度	震央距離	震源距離	PGA-V(g)	PGA-NS(g)	PGA-EW(g)	水平加速 度(g)
A01	7.3	8	37.4	38.2	0.136	0.242	0.226	0.332
A02	6.4	16.6	3.9	17.1	0.232	0.234	0.329	0.404
A03	7.3	8	59.4	59.9	0.037	0.105	0.098	0.105
A04	6.4	17.7	49	52.1	0.043	0.095	0.068	0.117
A05	6.2	17.4	31.5	36	0.092	0.145	0.103	0.178
B01	6.8	13.8	106.2	107.1	0.037	0.098	0.098	0.139
B02	6.4	17.7	123	124.3	0.009	0.032	0.045	0.055



圖四 推估甲區乙區水平加速度值與建築技術規則比較圖

明本文所提出之模式可有效地趨近震央距離、震源深度、地震規模和地表加速度尖峰值的關係，並在推估其他地震各測站地表加速度尖峰值的部分有不錯的效果。

台中市與嘉義市所推估的地表加速度尖峰值分別為 0.332g、0.340g，高於現行規劃所訂定之標準設計值 0.33g，分析其原因可能如下：

(1)在台中縣、台中市及南投縣部分，高出劃分標準的地震為 921 地震，由圖一可看出，引發 921 強震的車籠埔斷層有一部份正位於台中縣內，且台中縣及台中市的推估站距離 921 強震的震央分別只有 27.2 公里及 37.4 公里，所以就斷層位置及震央距離來看，推估的加速度值會比較大。(2)在嘉義縣及嘉義市部份，高出強震為於 1999 年 10 月 22 日 10 時 18 分發生的地震，其地震規模為 6.4，震源深度只

有 16.6 公里。由圖一可看出，在 1906 年引發規模 7.1 強震的梅山斷層及 1964 年引發白河大地震的觸口斷層正位於縣內，且此次震央就位於嘉義市內，所以推估所得的加速度值較高。

類神經網路是利用最陡坡降法尋找最小值之解，可能尋找出之最小值為局部最小值而非整體最小值，日後可以結合遺傳演算法等其他方法避免落入局部極值，讓推估值更為準確。

參考文獻

- [1]朱大衛，(2001)，“類神經網路應用於推估高雄捷運主線強震特性資料之研究”，國立屏東科技大學土木工程學系研究所碩士論文。
- [2]丁少白，(2004)，“以類神經網路推估台灣高鐵沿線車站地表加速度尖峰值之研究”，國立屏東科技大學土木工程學系研究所碩士論文。
- [3]李景亮、梁英文，(1999)，“結構耐震設計”，文笙書局。
- [4]張俊雄，(1993)，“類神經網路在土木工程上之應用研究”，國立中央大學土木工程研究所碩士論文。
- [5]陳威昇，(2003)，“類神經網路訓練程序之些許建議”，國立成功大學航工太空工程研究所碩士論文。
- [6]葉怡成，(1997)，“應用類神經網路”，儒林圖書有限公司。
- [7]聞新、周露、李翔、張寶傳，(2003)，“MATLAB 類神經網路仿真與應用”，科學出版社
- [8]Kerh, T. and Yee, Y.C., (2000), “Analysis of a Deformed Three-dimensional Culvert Structure using neural network”, *Advances in Engineering Software*, Vol. 31, pp. 367-375.
- [9]Adeli, H. and Wu, M., (1998), “Regularization Neural Network for Nonstruction Cost Estimation, *Journal of Construction Engineering and Management*”, ASCE, Vol. 124, No. 1, pp. 18-24.
- [10]Kerh, T. and Ting, S.B., (2005), “Neural network estimation of ground peak acceleration at stations along Taiwang high-speed rail system”, *Advance in Engineering Software*, Vol. 18, pp. 857-866.
- [11]Tam, K.Y. and Kiang, M.Y., (1992), “Managerial application of neural networks : the case of bank failure predications”, *Management Science*, Vol. 38(7), pp. 926-947.
- [12]Taylor, M. and Lisboa, P., (1993), “Techniques and Application of Neural Network”, Ellis Horwood.