

學術論著

建物震害毀損度預測模式之研究— 倒傳遞類神經網路法之應用

A Forecast of Building Destruction in Earthquakes: Applications of Artificial Neural Network

鄒克萬* 張益三** 杜建宏***

Tsou, Ko-Wan*, Chang, Yih-San**, Tu, Chien-Hung***

摘 要

本研究係以文獻回顧之相關研究、921地震時七級震度之竹山地區建物毀損資料及現有建物調查之資料，尋求影響因子與變數，並將上述資料以倒傳遞類神經網路MATLAB6.5軟體，利用其具有學習及記憶能力加以訓練、測試及驗證，建立中低層建物震害毀損度預測模式，應用於嘉義市部分舊市區，並以地理資訊系統予以空間化，將建物毀損度分為安全、危險與倒塌三級，結果證明類神經網路具有預測建物震害毀損度之能力，且其誤判率較低，是為都市防災規劃值得推廣及應用的方法。

關鍵詞：倒傳遞類神經網路、建物震害毀損度、誤判率

Abstract

This research investigates potential variables of building destruction in earthquakes and their influences by conducting an empirical study of Jwu-Shan area in Taiwan. Jwu-Shan was one of the most serious damaged areas during the 921 earthquake which was 7.0 magnitude. In this study, MATLAB6.5 software of back-propagation neural network was used with its superior attributes, i.e., learning and memory, to establish a forecast model of hazards in middle and lower buildings in an earthquake by means of training, testing and validation. The model was tested with the data of partial old communities in Chia-Yi. Damaged buildings were classified into 3 categories: safe, unsafe, and collapse by geography information system (GIS) with data spatialization and transformation. The results suggest that the artificial neural network is capable to forecast building destruction in earthquakes with a low error rate. The paper concludes with applications of a back-propagation neural network in planning urban disaster prevention.

Key words: back-propagation neural network, building destruction in earthquakes, error rate

(本文於2006年8月16日收稿，2006年10月24日審查通過，實際出版日期2006年12月)

* 國立成功大學都市計劃學系教授。

Professor, Department of Urban Planning, National Cheng Kung University, Tainan, Taiwan, Republic of China

** 國立成功大學工學院兼任教授。

Adjunct Professor of College of Engineering, National Cheng Kung University, Tainan, Taiwan, Republic of China

*** 國立成功大學都市計劃研究所博士班研究生。

Doctoral Program, Department of Urban Planning, National Cheng Kung University, Tainan, Taiwan, Republic of China

一、前言

九二一大地震後，政府積極擬定及審議災害防救相關法案，先後於2000年7月19日通過災害防救法及2001年8月30日通過災害防救法施行細則之發佈及施行。以目前情況來說，最重要的是如何落實防災規劃及建立各種防災模式，協助地方政府檢討地區災害防災計畫。

國內目前的地震災害損失評估系統(Taiwan Earthquake Loss Estimation System簡稱TELES)由於資料收集項目繁多，僅能判斷行政區建物毀損百分比，並無法實際判定建物毀損程度，本研究嘗試應用倒傳遞類神經網路於建物震害之預測，透過建物震害損毀度研究對象及範圍界定、模式評估因子選擇與資料收集、模式建立及建物震害損毀模式之應用，建立建物自我初步評斷基準與都市特性類似地區之既有建物毀損度評估，其結果可輔助決策者進行都市地區災害防救管理與規劃。

二、文獻回顧

(一) 類神經網路相關基礎探討(註1)

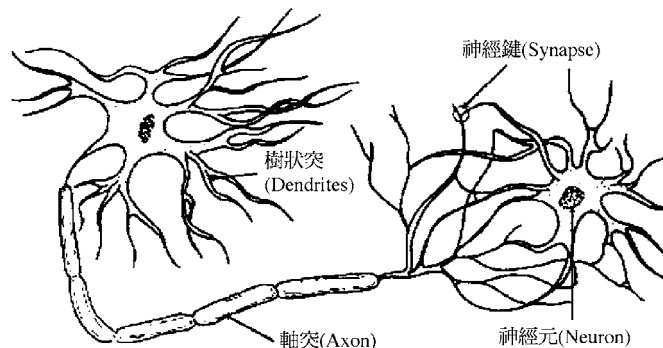
類神經網路是一種以不斷修正預先設立的模型參數，來找出符合訓練樣本特性的最佳模型參數的系統。雖然每次的修正量都需要經過相當龐大的計算，而修正過程所需要經過的修正次數也是至少要上萬次，然而在電腦科技的幫助之下，這些過程都可以輕易達成。在本研究中，主要是以應用最為廣泛的倒傳遞網路模式作為研究方法，其基本概念與架構，如下：

1. 類神經網路之基本概念與特性

根據神經科學家與醫學專家的研究，我們的腦中有無數的神經元(Neuron)。每一種神經元均掌管不同的感知、推理、記憶與學習工作。在類神經網路發展之初，最主要之目的也就是為了模擬人腦中神經元的工作方式。人腦中每個神經元結構，如圖一。

其中重要部分包括：

- (1) 神經元(Neuron)：主要的處理單元；蒐集訊號並決定如何處理。
- (2) 神經鏈(Synapses)：此部份為神經元間訊號傳遞的連接點(Junction)。
- (3) 樹狀突(Dendrites)：此為樹狀傳遞線，負責接受其它神經元的訊號。
- (4) 軸突(Axon)：主要的傳遞介質，負責將訊號傳至其他神經元的樹狀突。



圖一 生物神經元結構示意圖

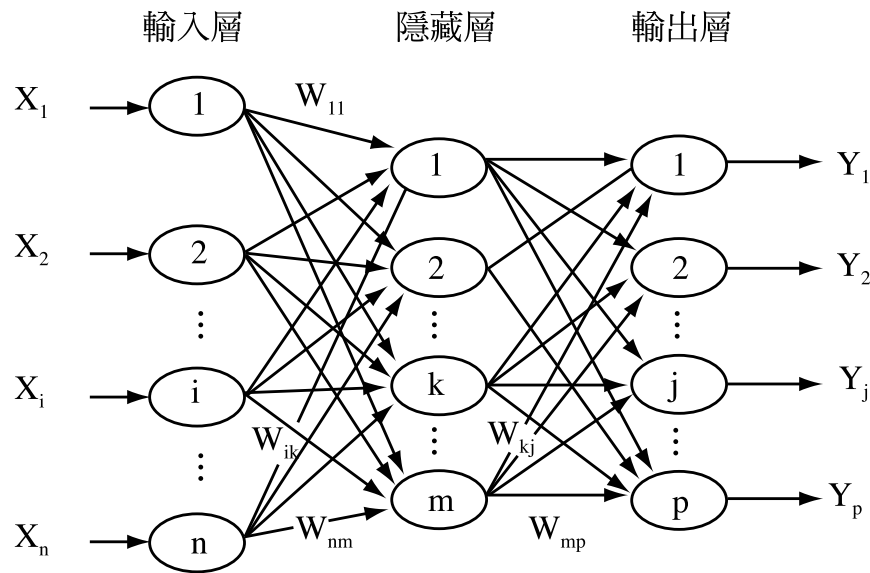
資料來源：羅華強(2001)，「類神經網路—MATLAB的應用」。

2. 類神經網路相對於迴歸分析之關係

類神經網路可以處理迴歸問題。每個函數均為非線性函數，因此是一個「非線性」模式，即輸入變數與輸出變數間的函數關係可以是非線性，解決了線性迴歸分析的缺點。

3. 倒傳遞類神經網路模式分析(葉怡成，1997)

倒傳遞類神經網路的學習架構流程，主要以Delta-Rule方式不斷修正神經網路中的權值(Weight)，在修正的過程中我們希望輸出(Output)結果符合期待(Desired)的結果。在每一個訓練例子，給于神經網路一個輸入值和期望輸出值，期望輸出值不斷監督神經網路去修正權值，在整個訓練過程中不段修正權值，來修正神經網路輸入值與期望輸出值之間的誤差，直到誤差小於一定的臨界值或權值不再改變才會停止訓練的學習法則，以達到學習之功能，其各層的作用如下，如圖二。



圖二 倒傳遞類神經網路的學習架構圖

資料來源：葉怡成(1997)，「應用類神經網路」。

- 於圖二中， X_i ：輸入層之變數($i=1,2,..,n$)
- W_{ik} ：輸入層與隱藏層間之權數($k=1,2,..,m$)
- W_{kj} ：隱藏層與輸出層間之權數($j=1,2,..,p$)
- Y_j ：輸出層之變數

(二) 倒傳遞類神經網路之應用

類神經網路的應用十分廣泛，大致可以分為五大類，包括工業、商業應用、醫療、軍事、科學和其他應用，不過大部分用在診斷、預測等等，以下則對各領域在應用類神經網路之層面作一分析。由表一中得知，對於類神經網路於應用各領域方面，大多數皆用來處理預測、分類或診斷等類型的問題，而所使用的類神經網路類型也大多係屬倒傳遞網路類型，至於應用在災害防治上則為921震災後，類神經網路才陸續作為災害防治因應對策方法之一，有關這方面之應用，如表二所示。

表一 倒傳遞網路之應用相關研究一覽表

應用領域	作者	時間	內容
商業方面	簡憶如	2006	以非線性的觀點為出發，使用倒傳遞類神經網路與倒傳遞類神經網路融合時間序列的觀點，以倒傳遞類神經網路、Granger因果關係檢定篩選出的輸出變數，與多加入GARCH變數之倒傳遞類神經網路，對單一國家股票型基金做預測之比較。
	徐玉珊	2006	本研究以1979年10月至2005年12月聯邦基金利率為標的，建立GARCH預測模型與倒傳遞類神經網路預測模型，並分別探討考慮景氣循環因素前後對於模型預測績效之影響。
	陳國玄	2004	針對上市電子股價指數，以預測與分類模式作為分析模式，利用總經面、技術面與產業基本面來架構迴歸、時間序列與倒傳遞類神經網路等預測模型探討股價未來走勢。
	Hsiao	2003	採用兩階段總合衝擊模型、雙變量EGARCH模型來推斷台積電、旺宏及其ADR之間的訊息流動究竟符合HOME-BIAS假說或是International center假設。
	Jiang et al	2000	運用類神經網路預測四種不同品牌的肥皂銷售量，並驗證該方法較GARCHmodel佳，其績效也相近於Bayesian。Jiang et al(2000)認為在大量資料下運用時間序列方法，並沒有良好績效，因為其資料不符合基本假設。
	Chandra & Reeb	1999	在股票方面，運用類神經網路檢視股票市場中超額報酬的投資者選股行為，發現有些低報酬的投資者是沒有根據的選股。該研究建議在股票的選擇上，必須使用類神經網路來測試。運用類神經網路檢視投資人隨便的買賣和持有會產生低報酬。
	Hu et al.	1999	運用類神經網路在預測匯率兌換預測，並隨機抽取樣本外資料進行績效評估。且採用方法進行資料的測試，此四種方法分別有root mean error(RMSE)、mean absolute error(NAE)、mean absolute percentage error(MAPE)、median absolute percentage error(MdAPE)，運用此四種方法在三個期間(一個月、半年、十二個月)進行測試與驗證，且用滾動式、移動式的方式選擇資料並加以比較。
Chien et al.	1999	在支援投資組合方面，採用線性整合模組來分配年度最佳預算，並以台灣食品工業為對象來進行投資組合規劃，成功的選擇績效良好的投資組合。	
科學方面	Neaupane & Achet	2004	將滲透係數引進類神經網路的輸入參數，除此之外還有地下水位線、先前降雨量、降雨強度、剪力強度及坡度五項因子，針對喜馬拉雅山脈的公路沿線邊坡做調查，以類神經網路的建立預測邊坡位移量。
	陳彥賓	2004	本研究將針對傳統倒傳遞類神經網路的學習法則與網路架構，以化整為零、平行分散及反向邏輯思考的觀念，提出反向邏輯神經網路(Reverse Logic Artificial Neural Network, RLANN)來改善倒傳遞類神經網路在訓練時學習速率太慢、不易收斂及訓練樣本須有一定數量等問題，並以車牌字元辨識系統的實作，來印證改良後的成果。
	Kim	2001	將類神經網路運用在速度感應器上，藉此來偵測汽車的行車速度。
醫療方面	William & frances	2002	利用類神經網路進行疾病辨識的自動化，例如急性的心肌梗塞預測、心肌局部缺血預測。
	陳章友	2000	目前台灣利用健康檢查資料進行疾病診斷以提昇檢查效率的研究仍相當罕見，利用健康檢查受檢人員之檢驗數據，藉由倒傳遞類神經網路的學習能力，學習檢驗數據和疾病間的相互關係，建構一疾病診斷模式，一來可以輔助醫療人員進行可能疾病症候的篩選，二來亦可做為遠距醫療之前端作業。
	Baxt	1999	使用類神經網路診斷急性冠狀動脈栓塞，運用倒傳遞類神經網路系統，輸入資訊為病患的年齡、性別、過去病歷以及各種檢查和心電圖特徵，輸出以0和1代表有無患此疾病，結果顯示診斷績效良好，其正確率比統計方法和專業醫師的判斷更為精確。

表二 應用類神經網路於災害防治相關研究一覽表

作者	時間	研究名稱	說明
蔡秉伸	2004	模糊理論應用於建築物地震易損率之研究	本研究利用模糊集理論，考慮其不確定因素，將傳統之明確集合拓展至模糊集合中，利用隸屬函數來描述某建築物損壞分佈情況，推測建築物損壞之機率，並與實際災損數據比較分析，結果證明模糊理論可運用於建築物損壞率之預測上，且推測結果近似實際災損數據。透過建築物損壞率之建立，提供災情預測，可作為震災發生時的即時應變及平時防救災規劃之參考。
吳佩姿	2004	液化敏感區建物受損評估模式與土地利用評析之研究	本研究針對土壤液化所造成之建物破壞現象，以線性模式之判別分析與非線性模式之倒傳遞類神經網路，建立液化所引致建物危害分析模式。並比較兩種不同數學模式所建立之評估結果，配合土壤液化潛勢評估，作為土地利用評估參考依據，提供土地建築使用於液化敏感區之應對機制與施行防災計畫參考之評估指標。
吳淑芳	2004	應用倒傳遞網路建構雨量與淹水間之關聯模型	本篇論文收集台北市1998年至2004年19個雨量站之雨量資料與淹水記錄，利用倒傳遞網路模型進行淹水分析，進而預測類似雨量出現時會不會發生淹水，以達預警之功能。
黃怡誠	2003	地震危害度更新模式之研究	地震危害度分析牽扯到許多因素，如震區參數、地震規模、平均發生率等不確定因素，為觀察震區參數更新對等危害度曲線之影響，本文取兩段統計時間，比較個別震區參數更新時，對迴歸期475年等危害度曲線之影響。以一模式誤差的隨機變數來修正此誤差，另外在最大地表加速度與反應譜間以動態放大係數的隨機變數模擬其間之關係，同時以危害度分析做為基礎，求出不同周期之迴歸期475年等危害度反應譜曲線。
陳明志	2001	應用類神經網路模式於台灣地區降水預報之研究	該研究使用1992-2000年NCEP/Reanalysis資料和台灣地區雨量站日雨量資料，應用倒傳遞類神經網路模(ANN/BP)來模擬/預報台灣北、中、南、東四個分區，1-2月，3-4月，5-6月，7-8月，9-10月和11-12月六個不同季節的日降水，探討台灣區域降水的可預報度，結果發現各分區分季ANN/BP所得的判中率較古典統計判別分析的判中率高，所以ANN/BP模式優於判別分析。應用ANN/BP的預報包含氣候值預報和距平預報的特性，確實優於只預報距平特性的古典統計預報模式。
林銘祥	2000	類神經網路於建築火災災害預估模式之應用	該研究乃針對嘉義市消防局所提供之火災案例利用因素分析(factor analysis)求得各項要因共通性(或權值)，以便找出影響火災之最重要危險要因。並利用多變量迴歸分析與類神經網路(neural networks)預測其起火全毀戶及財物損失，結果顯示類神經網路確實比傳統之統計分析方法來得精確。

(三) 建物震害危險度預測之應用及相關研究

1. 建物震害評估相關研究

建物震害危險度在過去相關研究領域中有許多不同之評估方法，其對評估精度僅需要求發生震害時，能對都市破壞狀況、程度及分佈特性達到大致預測水準即可(高家富，1995)，以都市防災規劃角度評估建物震害危險常見的分析模式如下：

(1) 以震災調查統計法評估建物震害危險程度

利用以往地震發生之各項統計記錄，考慮地震發生之隨機性及不確定性，以或然率模型推估在不同風險下之地震需求(謝定亞、楊模麟，2000)；李秉乾等人(2002)，收集南投地區921地震後以戶為單位的災損基礎資料，另外又協調國稅局以及各縣市稅捐稽徵處，提供房屋稅籍原始資料(含建造年代、構造別、面積、用途等基礎資料)，再經轉碼、資料正規化處理後，連結成建物屬性資料庫，以求得南投縣各類型建物之易損曲線；邱妍斐(2003)利用921南投縣震後建築物毀損資料及相對應之PGA，運用迴歸統計分析法，建立震後各種結構組成材料之建築物棟數損壞災損率預測模式雛型。

(2) 以指標評點法預測建物震害危險程度

在台灣方面，陳亮全、邱昌平在1994年的「都市易致震災之評估」乙書中，提出易致震災危險度簡易評估法，透過既有文獻、專家訪談及問卷調查等結果，進一步探討評估項目、評估指標及評點基準等內容，初步建立適用於台灣之簡易評估法。在考量都市或地區建物整體的評估，以構造類別、建物形式、平面或立面規則、屋頂構造、老舊程度(含完工年數、有無震災或火災受損記錄、有無龜裂、剝落或漏水現象)等指標加以評估。

(3) 以模糊理論預測建物震害危險程度

蔡秉伸等(2004)利用模糊集理論，考慮其不確定因素，將傳統之明確集合拓展至模糊集中，利用隸屬函數來描述某建築物損壞分佈情況，推測建築物損壞之機率，並與實際災損數據比較分析，結果證明模糊理論可運用於建築物損壞率之預測上，且推測結果近似實際災損數據。

(4) 以倒傳遞類神經網路及羅吉斯迴歸模式預測建物震害危險程度

張益三等(2003)收集中興新村921地震後建物災損資料，以羅吉斯迴歸模式建構建物震害危險度預測模式；吳佩姿(2004)針對土壤液化所造成之建物破壞現象，以線性模式之判別分析與非線性模式之倒傳遞類神經網路，建立液化所引致建物危害分析模式。

本研究在評估時間上以震前為主，經由文獻回顧歸納整理出數種針對地震發生前所提出之方法，如震災調查統計法、指標評點法評估、模糊理論評估法、倒傳遞類神經網路及羅吉斯迴歸等，考量研究資料的特性，最後則嘗試以類神經網路作為建物震害毀損度之預測方法。

三、研究方法與流程

回顧相關文獻中可發現，影響建物震害的因子繁多且複雜，且可能存有非線性關係，若利用傳統的統計分析方法，則可能無法處理相關之非線性問題。

而本研究採用921地震於竹山地區建物震害毀損資料，以類神經網路學習與記憶能力，求

得類神經網路於建物震害毀損模式，且運用其模式加以預測嘉義市部份舊市區於七級震度時之建物震害毀損情形。

四、模式建構地區暨實證地區概述

(一) 模式建構地區之選擇與概述

1. 模式建構地區之選擇

集集大地震為台灣罕見的大地震，本研究以集集地震時震度為七級之地區為模式建立選擇對象，而南投市中興新村與竹山鎮大致皆為中低層建物，較能符合本研究設定之研究對象，其中因為中興新村建物多屬公有建築且有驗收制度，其建物特性與台灣其他地區較不相同，而竹山鎮之建物資料除取得較為容易外，均屬販厝性質，且建物特性與台灣其他地區較為相同，因此以竹山鎮為本研究建物震害類神經網路模式之建構地區，其所預測之毀損程度將為地震七級且為中低層建物之毀損範圍；當其他與竹山鎮條件相仿之地區發生七級地震時，其中低層建物毀損狀況可以應用本模式預測結果作為日後進行都市防災規劃時之參考依據。

2. 模式建構地區概述

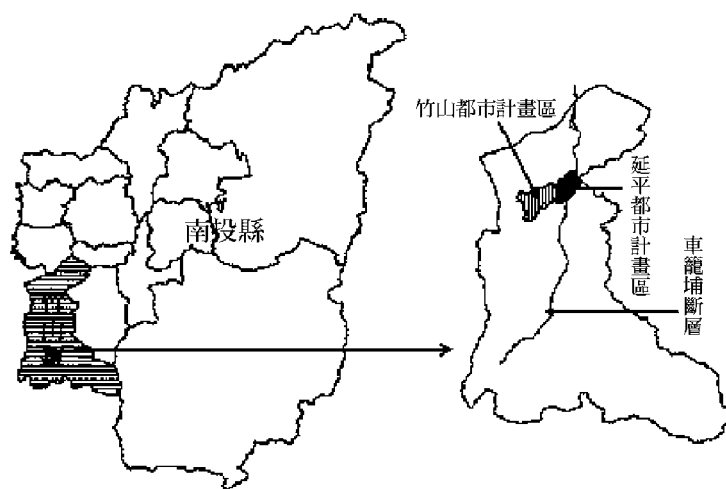
竹山鎮位於南投縣西南方，面積約為24,733.39公頃，鎮內有竹山及延平兩都市計畫區，面積分別為419公頃及257公頃，如圖三。

3. 模式轉移預測適用性

竹山模式建構後的轉移預測之適用性主要考量兩個地區相似的都市特性，其都市特性分析如下：

(1) 台灣地區震區劃分

依台灣地區震區劃分，竹山鎮與嘉義市皆屬「地震甲區」。其中竹山鎮有車籠埔斷層穿越，而嘉義市則緊鄰梅山斷層及觸口斷層。



圖三 竹山鎮及其都市計畫區位置圖

(2) 自然環境條件

在自然環境條件方面，竹山模式僅適合用於非坡地地形、無盆地效應，且附近有河流(湖、海)經過及緊臨斷層帶之地區，而嘉義市部份老舊市區便符合此條件。

(3) 建物特色

竹山鎮與嘉義市老舊市區之建物屋齡多在十至三十年左右，且以中低層(3~6樓) RC建物居多，部份早期發展地區存在磚造建物及土造、木造建物，且沿主要幹道多為商業使用，建物底層挑高情形較為罕見，而建物頂樓加蓋約占總建物一半左右。

(二) 實證地區選擇概述

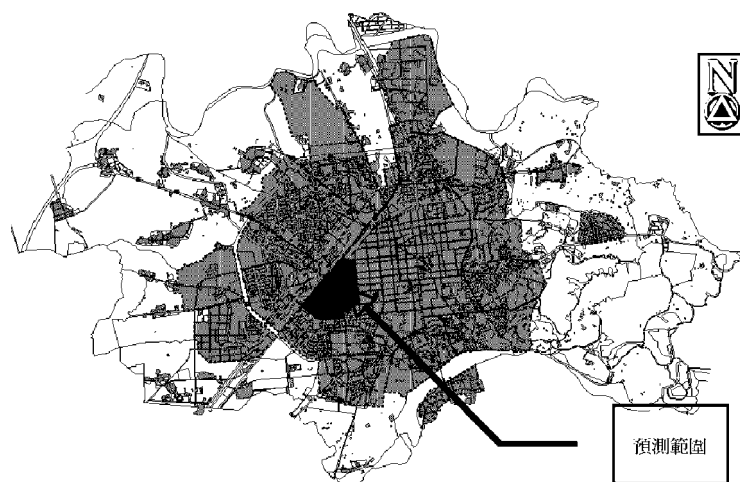
對於所選擇評估之範圍，則以嘉義市舊市中心79個街廓為評估對象，範圍分界大致以東側仁愛路、西側縱貫鐵路、南側興業西路、北側中正路及嘉義車站為主；以行政區劃分則包括七個里，分別為驛站里、力行里、集英里、菜園里、新西里、垂楊里、車店里，如圖四。

而本研究考量時間及人力等因素，僅調查嘉義市舊市中心79個街廓內之建物作為此次建物震害毀損度預測對象，經調查結果得知有效評估建物共1,085筆。選定建物震害毀損度評估之範圍特性包括：

1. 其為嘉義市近年來震害最為嚴重之地區，而且也是以往地震災害較嚴重地區。
2. 位於嘉義市市中心。
3. 人口與建物密集。
4. 道路系統健全、有完善的避難場所，可為一防災生活圈。

五、類神經網路於建物震害毀損度預測模式之建構

本研究以二層倒傳遞類神經網路為基本架構，建立竹山都市計畫地區建物震害預測模式。輸入層以影響建物震害之不同影響因素組合作為輸入參數，建立類神經網路評估模式；隱藏層依不同輸入參數特性，以試誤過程決定處理單元數量，隱藏層處理單元轉換函數又包



圖四 嘉義市建物震害毀損度預測範圍示意圖

含線性、雙曲線、Tanh及Sin四種，考量倒傳遞網路因使用平滑可微分的函數，加上四種轉換函數輸出結果以雙曲線函數具較佳學習效果，因此，本研究採用雙曲線轉換函數；輸出層為單一輸出。為充分掌握變數間複雜的互動現象，以監督式學習模式之正確目標輸出值(Target outputs)作為依據，並以多組訓練對輸入及目標輸出值加以訓練、測試與驗證；網路依輸入值計算網路輸出值，並和該輸入的目標輸出值比較，依此調整權重，重複訓練至誤差在容許範圍內，以下則分別敘述建物震害類神經網路之架構：

(一) 輸入層

本研究倒傳遞網路模式之輸入層，在參數選擇上大致可分為兩類，一類為建物本身之屬性，諸如建造年代、建物結構、使用類別、建造形式等，另一為大地環境之屬性，諸如與斷層帶之距離、與自然水系之距離等，其中「活動斷層」及「軟弱地盤」兩個變數因考量判定是否符合美國加州活動斷層帶實施條件性禁建規定及921地震調查土壤液化可能性與否，將其設定為次序變數。影響模式的因子相當多，因此，需透過以往相關研究中專家學者之篩選原則，並需考量資料取得之可能性，在已毀損建物方面，係由國家地震工程研究中心取得921地震後建物震害毀損調查統計之資料(國家地震工程研究中心，1999)，而未毀損之建物，則進行現場建築物屬性調查；竹山地區由於樓層數在7樓以上者才4棟而已，一般而言皆為3至6樓以下的中低層建物，故高樓建物因資料少，不具代表性，不予輸入。有關網路輸入值之參數設定，如表三。

雖然類神經網路之輸入值可包含任意大小之變數值，但若不同變數間之值域範圍差別太大，則可能會影響網路之學習效率。因此於實際操作上，可將各輸入處理單元之值域轉換至[-1,1]或[0,1]間，皆可得到較佳之結果。本研究考量輸出層設定及雙曲線轉換函數值域為[1,-1]，係將輸入變數資料之值域轉換至[-1,1]之間。

(二) 隱藏層

一般處理單元數為輸入層與輸出層處理單元和的平均數，或是輸入層與輸出層相乘後，再開根號所得，至於確切的數目，需以模式的訓練實驗加以配合。本研究採用平均法為初始隱藏層數目，即隱藏層處理單元數=(輸入層處理單元數+輸出層處理單元數)/2的法則建構類神經網路模式。

(三) 輸出層

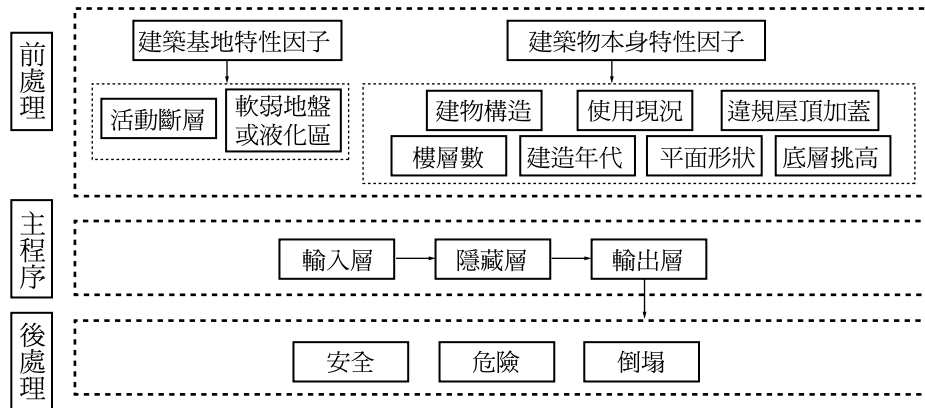
輸出層節點僅有一個，最主要用來判斷建物震害後之情況，分別為安全、危險及倒塌，其定義為安全指建物無受地震破壞之情形發生，危險指建物發生龜裂、牆面毀損或非結構體損壞等，僅需維修及補強即可，倒塌指建物產生傾斜、崩塌，需拆除重建者。網路流程如圖五及表四。

(四) 演算過程

類神經網路模式是否能執行穩定且良好，係依各模式之收斂性與預測的準確度加以認定。因此本研究之建物震害類神經網路模式的建構所需考慮因素內容包括：輸入變數的評選、網路架構(如隱藏層層數及其處理單元數目之決定)、學習速度、慣性因子、轉換函數、學

表三 類神經網路輸入參數設定表

變數名稱	變數輸入方式		資料類型	類別變數分類依據	資料來源
活動斷層	與最近活動斷層之距離	15公尺以內	1：是，-1：否	次序變數	美國加州活動斷層帶條件性禁限建規定及內政部於車籠埔兩側禁限建規定
		15~30公尺間	1：是，-1：否		
		30~50公尺間	1：是，-1：否		
		50~100公尺間	1：是，-1：否		
		100公尺以上	1：是，-1：否		
軟弱地盤	與最近水系距離	400公尺以下	1：是，-1：否	次序變數	921地震土壤液化區分佈調查
		400~800公尺	1：是，-1：否		
		800~1200公尺	1：是，-1：否		
		1200公尺以上	1：是，-1：否		
建築型態	獨棟	1：是，-1：否	名目變數	921地震前建物類型	921地震震害調查資料
	雙併	1：是，-1：否			
	連棟	1：是，-1：否			
	五樓以下公寓	1：是，-1：否			
	五樓以上公寓	1：是，-1：否			
構造類別	鋼筋混凝土	1：是，-1：否	名目變數	921地震前建物類型	921地震建物震害調查(註2)及本研究實地調查
	加強磚造	1：是，-1：否			
	磚造	1：是，-1：否			
	土造	1：是，-1：否			
	木造	1：是，-1：否			
	鐵皮	1：是，-1：否			
使用現況	住宅使用	1：住宅使用，-1：否	名目變數	921地震前建物類型	
	商業使用	1：住宅使用，-1：否			
	住商使用	1：住宅使用，-1：否			
	其他使用	1：其他使用，-1：否			
建造年代	民國63年以前	1：是，-1：否	名目變數	建築技術規則及其耐震設計規範訂定時間	
	民國64~71年	1：是，-1：否			
	民國72~78年	1：是，-1：否			
	民國79~86年	1：是，-1：否			
	民國86年以後	1：是，-1：否			
平面形狀	矩形或非矩形	1：是，-1：否	名目變數		
屋頂加蓋	屋頂加蓋狀況	1：是，-1：否	名目變數		
底層挑高	底層挑高狀況	1：是，-1：否	名目變數		



圖五 建物震害倒傳遞類神經網路流程示意圖

表四 輸出層網路參數設定表

變數名稱	變數輸入方式	資料類型	資料來源
安全	1	名目變數	921地震建物震害調查 及本研究實地調查
危險	0	名目變數	
倒塌	-1	名目變數	

習法則以及收斂範圍等加以選定，進而調整模式之整體網路，最後視其訓練、測試及驗證結果良好與否而輸出之。

1. 網路訓練之模式軟體

本研究採用MathWork公司出版之數學軟體MATLAB6.5內建之類神經網路運算模組，作為網路訓練、測試及驗證運算程式。

2. 網路參數設定原則

訓練次數、學習速率及動量修正係數決定網路之收斂效果及收斂速度。原則上係將部分數據作為驗證組，與訓練組數據同時輸入網路訓練，此時訓練過程將會有兩條收斂曲線，而提早停止之原則，會自動選取兩收斂曲線於最接近之時停止網路訓練。

學習速率通常介於0~1之間。動量修正係數主要原理係依據前後兩筆訓練結果之連結加權值改變量大小，調整連結加權值，功能類似於微調網路系統效能，使網路效能最佳化，其值介於0~1之間。通常開始時可先設為零，待其他參數之學習次數、學習速率及隱藏層神經元數等設定確定後，再行調整至最佳狀態。

3. 學習次數：本研究將學習次數訂為1000次，並儲存學習過程最佳值。

4. 轉換函數：本研究採用雙彎曲函數(tansig function)來做為轉換機制，因其值域為[-1,1]，符合正規化的基本假定。

5. 網路輸出結果判斷原則(網路效能評估)

本研究對於網路輸出之結果，係以訓練結果之均方誤差值(Mean Square Error, MSE)判斷

訓練結果之好壞及收斂與否，均方誤差之公式如式1所示。均方誤差越小表示網路訓練效果越好。

$$MSE = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i^2 \right) \dots\dots\dots (1)$$

其中 e_i 為第 i 項之預測值與實測值的殘差值， n 為預測值之個數，當MSE越小時，表示預測值與實測值之誤差越小，模式預測效果也越好。

本研究網路訓練及預測之結果準確性，採用相關係數值(Correlation Coefficient, R)配合均方誤差值(MSE)值加以判斷，相關係數之公式如式2。

$$R = \frac{\left(\sum t_i a_i \right) n \mu_t \mu_a}{(n-1) \sigma_t \sigma_a} \dots\dots\dots (2)$$

式中 n 為資料總筆數， μ 為算數平均數， σ 為標準偏差，下標 i 表示資料筆數， σ 下標 t 及 a 分別表示實際值及網路輸出值。本研究判斷網路結果之依據，係計算網路測試輸出值與目標實際值間之相關係數，取其高者作為網路最佳結果。

對此，研究中係以網路輸出之均方誤差值(MSE)值及相關係數值(R)做為綜合判斷網路結果優劣之依據。當網路之R值大於0.7時(屬統計學定義之高度相關)，再比較網路之均方誤差值，值越小則表示網路結果越佳。

另外，本研究為了解網路之準確性與收斂程度，須以誤判率(Error Rate)來驗證，藉由網路訓練結果之輸出值與實際之目標值作比較，並且以誤判率作為改善網路訓練效果的依據，其誤判率定義如式3：

$$\text{誤判率} = \frac{\text{訓練數據集總數} - \text{正確數據集總數}}{\text{訓練數據集總數}} \dots\dots\dots (3)$$

其誤判率之值若在0.1以下，則視為良好之訓練網路。

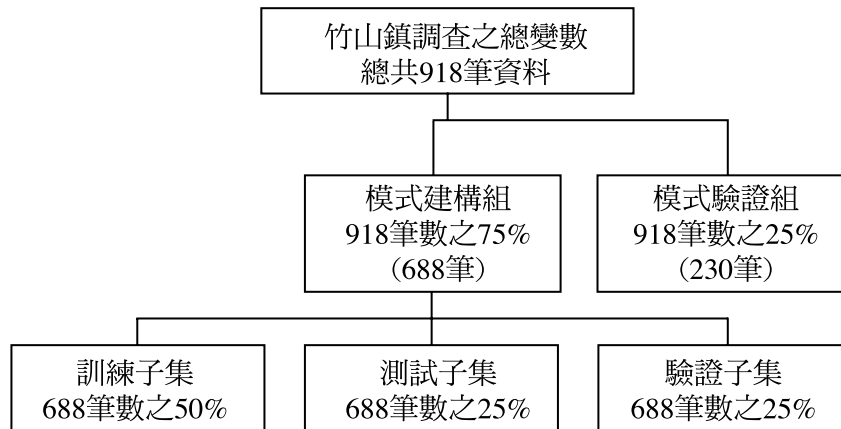
6. 訓練、測試及驗證變數之選取原則

本研究於模式建構前，先將竹山都市計畫地區調查之總變數918筆行向組合分為模式建構組與模式驗證組。而本研究以試誤過程決定資料筆數的選取方式，其中分別嘗試了分配比率85%與15%、80%與20%及75%與25%，再經過網路輸出之均方誤差值(MSE)及相關係數值(R)做為綜合判斷網路優劣結果，最後係以75%與25%之分配比率作為模式變數選取結果。

另外本研究為提高網路之普遍性，以總資料之75% (即688筆)作為訓練類神經網路資料筆數，是為模式建構組，次將本組資料數據集再分成三個子集，即訓練子集、測試子集、驗證子集，其中模式建構組數據集的二分之一用於訓練子集，四分之一用於測試子集，四分之一用於驗證子集，最後再以其餘25% (即230筆)的行向組合資料針對所建立之模式予以驗證，以避免網路出現任何過度配適情形的發生，如圖六。

7. 訓練函數(學習演算法則)

採用Levenberg-Marquardt演算法，其和擬牛頓法一樣被設計成接近二階的訓練進度，而且不必去計算Hessian矩陣。



圖六 類神經網路變數選取圖

8. 權重值及閾值之設定(Weight and Bias)

權重值即連結權重(Weights)，代表每一層處理單元均有連結與相鄰層的處理單元連接，表示神經節記憶的強度；閾值即門限值，模仿生物神經元的模型的閾值，又稱偏權值。權重值及閾值皆為可調整的參數，類似迴歸分析的係數，類神經網路就是透過訓練不斷調整節點之間的權重值與閾值，使網路所計算的輸出為目標輸出。

9. 學習函數：採用具有動量的梯度下降法(LEARNINGDM)

10. 性能函數：採用均方誤差值(MSE)

藉由變動網路參數，其學習的效果與精度可能會有很大的差異，因此，本研究經由調整網路參數建構相異模式，比較網路之均方誤差值、相關係數及誤判率之結果，再決定適合本研究之參數值。

六、實證研究－以嘉義市部分舊市區為例

(一) 倒傳遞類神經網路訓練及測試範例

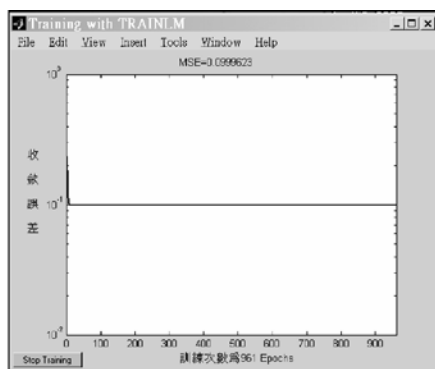
本研究所採用的倒傳遞類神經網路系統是屬於『監督式學習』，即是由所輸入之訓練範例使系統學習到判斷之通則。本研究之倒傳遞類神經網路，包括訓練、測試及驗證等三部分之實際調查資料。實際調查資料來源是蒐集及調查921集集大地震後竹山鎮與嘉義市之現地建築基地及建物本身特性等因子，並以竹山鎮之實際調查資料作為網路模式之建構；再以嘉義市之實際調查資料作為最後之建物震害毀損度預測。

網路的目標是要根據25個影響建築物震害毀損之因子(如表三所示)來預測毀損情形(安全、危險、倒塌)；此網路架構為25-30-1 (輸入層之神經元個數為25個，隱藏層之神經元個數為30個，輸出層之神經元為1個)，在隱藏層與輸出層中採用tansig神經元，為了要讓類神經網路訓練的更有效率，亦對網路輸入和目標執行前處理(pressing)，採用主成份分析(Principal Component Analysis, PCA)與訓練後分析兩方式，進行建構與驗證；而在主成份的分析中，保留了資料數據集中解釋90%變異的主成份，經主成份的轉換後得知資料數據集明顯過多了，因

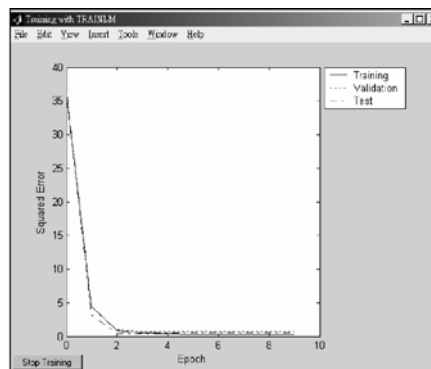
為主成份分析已經將輸入向量的大小從25降低到2了，另外網路訓練過程，誤差收斂情形可從訓練次數與各訓練階段訓練目標值與網路輸出值均方差之關係圖中來表示，如圖七所示，圖中橫軸為訓練次數，縱軸為各訓練階段之均方誤差值。

另外訓練過程中，將資料數據集分成三個子集，即訓練數據集、測試數據集、驗證數據集，並將數據集中的二分之一用於訓練數據集，四分之一用於測試數據集，四分之一用於驗證數據集，其結果顯示出合理性，因為測試數據集誤差(Test)和驗證數據集誤差(Validation)具有相似的特性，並且沒有出現任何顯著的過度配適發生，如圖八所示。

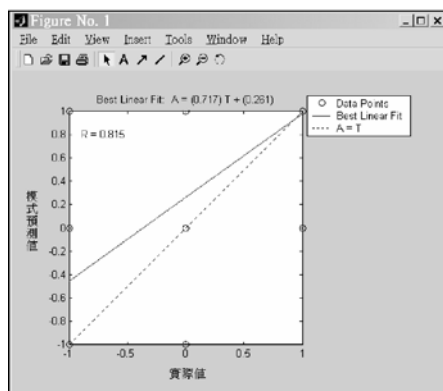
將模式驗證組織數據集，其餘25%筆，測試其預測值與實際值比較結果與相關係數值，如圖九所示，左側代表最佳結果之虛線與代表訓練資料整體趨勢之實線，其相關係數值為 $R=0.815$ ，當網路之 R 值大於0.7時，屬統計學定義之高度相關，另由圖之右側顯示誤差為零之機率為紅色，其為良好之結果，另外由圖十中模式預測值與實際值之差值來說，其誤判比率為5.6%，其差值皆介於±1之間，顯示所建構之類神經網路模式，其預測值與實際值之差距離可接受之範圍。



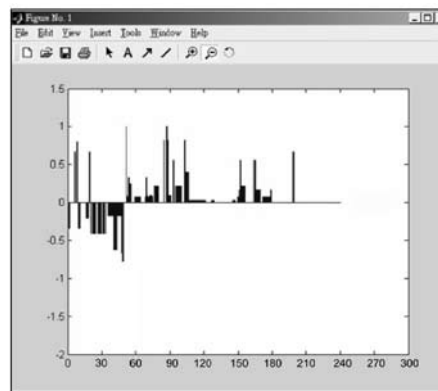
圖七 竹山鎮類神經網路訓練收斂情形



圖八 竹山鎮類神經網路訓練、驗證與測試誤差圖



圖九 竹山鎮類神經網路驗證資料預測圖



圖十 竹山鎮類神經網路模式模擬驗證資料預測值與實際值之差值圖

(二) 竹山鎮倒傳遞類神經網路模式建構及分析

在進行嘉義市建物震害毀損模式之預測前，本研究以試誤過程作為資料筆數選取方式，最後決定以總資料中抽取75% (即688筆)為訓練類神經網路之資料筆數，以作為模式建構。再以其餘25% (即230筆)的行向組合資料針對所建立之模式予以驗證。利用軟體MATLAB 6.5及自行撰寫相關模式所需之程式，以進行模式之建構與驗證，最後再以嘉義市之數據集帶入模式中預測，其倒傳遞類神經網路模式建構之訓練、測試及驗證分析如表五所示。

由表五得知，主成份分析中，皆保留了數據集之解釋90%變異的主成份，而輸入之向量皆簡化至二個主成份，代表最大變異的主成份為兩個，根據一般實證研究，研究者如果以不超過五或六個主成份，就能解釋原有變數變異達70%以上時，就已令人滿意(陳順宇，2004)，故本研究可簡化為兩個彼此獨立之主成份，且解釋資料數據集的90%，其結果頗可令人滿意。而分析結果中，網路訓練均方誤差值(MSE)及網路驗證相關係數值(R)可得知網路模式之準確性，其R值為0.815，而誤判率為5.6%，且差值皆介於±1之間，可作為後續嘉義市建物震害預測之模式。

(三) 嘉義市建物震害毀損度評估分析

本研究係以921地震竹山地區建物毀損等資料，並以倒傳遞類神經網路加以訓練、測試及驗證，建立中低層建物震害毀損預測模式，然後應用於嘉義市部分舊市區，並以地理資訊系統予以空間化，將建物毀損度分為安全、危險與倒塌三級，其分級圖如圖十一。

由圖十一中得知，實證地區之建物震害模擬結果顯示，建物較為危險者特性以老舊屋齡、屋頂加蓋及平面形狀呈現不規則結構為主要毀損原因，另考量現況調查時將危險建物界定為：「危險指建物發生龜裂、牆面損毀、非結構體損壞等，僅需維修及補強即可」，因此，建物震害模擬結果中亦有些新蓋建築物(大多數為五層樓以上)毀損度屬危險之情況，推究其可能原因為竹山鎮建物震害判定在類神經網路模式建構過程中被規則化及經驗化。

表五 竹山鎮倒傳遞類神經網路訓練、測試及驗證分析表

項目 \ 因素	竹山鎮倒傳遞類神經網路訓練、測試及驗證分析
網路架構	1. 網路架構為25-30-1。 2. 隱藏層與輸出層中採用tansig神經元(輸入層之神經元個數為25個，隱藏層之神經元個數為30個，輸出層之神經元為1個)。
主成份分析	1. 研究採用主成份分析中發現，具有最大變異的主成份，其可解釋資料數據集的90%。 2. 經主成份的轉換後得知所輸入之向量變數皆簡化至2個，並且將訓練數據集中貢獻較少變異的組成予以排除。
訓練後分析	1. 相關係數值R=0.815，當網路之R值大於0.7時屬統計學定義之高度相關。 2. 模式預測值與實際值之差值，其誤判率為5.6%，其差值皆介於±1之間。 3. 顯示所建構之類神經網路模式，其預測值與實際值之差距屬可接受之範圍。



圖十一 嘉義市舊市區類神經網路建物震害毀損度預測分佈圖

七、結論與建議

本研究透過倒傳遞類神經網路，建構建物震害毀損度預測模式，客觀提供地區防災計畫推動及防災研究之參考，綜合研究過程提出以下結論與建議。

(一) 結論

1. 本文係以921地震時的建物震害毀損資料，建立類神經網路模式，由於引用建物資料地區(竹山都市計畫地區)當時係七級震度，且幾乎皆為中低層建物，加上7樓以上高層建物因為僅有4棟不具代表及全面性，乃予以剔除，因此建構之模式僅適用於七級震度及中低層建物。
2. 竹山實證模型預測值與實際值之差值，其誤判率為5.6%，預測值與實際值之差距屬可接受之範圍。但模型轉移應用仍有些預測誤差，如建物屬性資料誤判、自然環境屬性差異…等因素。因此建構模式有其未來應用上的限制：(1)同屬七級地震強度(2)建物屬中低層型態(3)鄰近有斷層帶經過(4)相似的自然環境特性。
3. 所建構之模式係應用倒傳遞類神經網路MATLAB6.5軟體，以試誤過程決定資料筆數的選取方式，其中分別嘗試了分配比率85%與15%、80%與20%及75%與25%，再經過網路輸出之均方誤差值(MSE)及相關係數值(R)做為綜合判斷網路優劣結果，最後係以75%與25%之分配比率作為模式變數選取結果。
4. 由類神經網路預測之建物震害毀損度模擬結果中，可得知中低層建物較為危險之建物特性以老舊屋齡、屋頂加蓋及平面形狀呈現不規則之結構特性為主要之毀損原因。
5. 類神經網路預測之建物震害毀損度模擬結果，可提供地方政府在地震災害發生前，有適當的

工具研判災情，以利各級防救災單位，做出迅速的應變作為，減少民眾生命財產的損失。

(二) 建議

本研究所調查資料，因多筆資料均未能更加細緻化處理，且礙於時間因素，導致評估項目未盡周延，後續研究可針對以下幾點建議改進：

1. 考量不同震度條件下之建物震害毀損度預測情形，建議善用921震災資料且擴大研究範圍遍及不同震度地區，依不同的斷層距離、地表加速度、危險據點分佈距離、危險潛勢分析、地質、地形特性分區等之因子，建立不同震度且涵蓋高中低層建物之預測模式。
2. 建議後續研究者除考量震災調查統計法、倒傳遞類神經網路、羅吉斯迴歸模式等分析方法外，尚可嘗試以模糊綜合判別法、模糊類神經網路等進行研究比較，找出更合適之評估模式。

註 釋

註1：羅華強(2001)提出「類神經網路是一種以不斷修正預先設立的模型參數，來找出符合訓練樣本特性的最佳模型參數的系統。雖然每次的修正量都需要經過相當龐大的計算，而修正過程所需要經過的修正次數也是至少要上萬次，然而在電腦科技的幫助之下，這些過程都可以輕易達成。」。

註2：竹山鎮建物震害相關資料來源有二：一係向國家地震工程研究中心申請「921地震勘災調查資料」；二即由於部分資料屬性缺乏而進行實地補調。

參考文獻

吳佩姿

- 2004 《液化敏感區建物受損評估模式與土地利用評析之研究》碩士論文，長榮大學土地管理與開發研究所。

吳淑芳

- 2004 《應用倒傳遞網路建構雨量與淹水間之關聯模型》碩士論文，大同大學資訊工程研究所。

李秉乾、周天穎

- 2002 《利用 921 大地震資料建立建築震害危險度評估模式》，行政院國科會委託研究。

林銘祥

- 2000 《類神經網路於建築火災災害預估模式之應用》碩士論文，國立成功大學土木工程研究所。

邱妍斐

- 2003 《大規模地震區域建築物總損壞推測之研究》碩士論文，國立台北科技大學土木與技術防災研究所。

徐王珊

- 2006 《美國聯邦基金利率預測模型之建構－應用時間序列與類神經網路模型》碩士論文，長庚大學企業管理研究所。

高家富

- 1995 《城市抗震防災規劃》台南：台灣復文興業股份有限公司。

國家地震工程研究中心

- 1999 《九二一大地震震災調查總結報告》。

張益三、杜建宏、趙志銘

- 2003 〈以二元迴歸方法建构建物震害危險度預測模式之研究－以中興新村都市計畫地區為例〉《都市與計畫》30(3)：223-239。

陳明志

- 2001 《應用類神經網路模式於台灣地區降水預報之研究》碩士論文，國立臺灣大學大氣科學研究所。

陳亮全、邱昌平

- 1994 《都市易致震災之評估》內政部建研所籌備處研究成果彙編叢書。

陳彥賓

- 2004 《反向邏輯神經網路於車牌字元辨識之研究》，碩士論文，大同大學資訊經營研究所。

陳國玄

- 2004 《人工神經網路與統計方法應用於台灣上市電子類股價指數預測與分類之研究》碩士論文，國立成功大學統計學研究所。

陳章友

- 2000 《類神經網路在醫學檢驗的應用－以肝病為例》碩士論文，國立交通大學工業工

程與管理研究所。

陳順宇

2004 《多變量分析》華泰書局。

黃怡誠

2003 《地震危害度更新模式之研究》碩士論文，國立成功大學土木工程研究所。

葉怡成

1997 《應用類神經網路》台北：儒林圖書有限公司。

蔡秉伸

2004 《模糊理論應用於建築物地震易損率之研究》碩士論文，國立台北科技大學土木與技術防災研究所。

謝定亞、楊模麟

2000 〈921 屆滿一週年，談如何有效率進行公共工程災後重建工作〉《營建管理季刊》45。

簡憶如

2006 《倒傳遞類神經網路於單一國家股票型基金淨值預測之應用—以亞洲四小龍為例》碩士論文，大葉大學國際企業管理研究所。

羅華強

2001 《類神經網路—MATLAB 的應用》新竹：清蔚科技股份有限公司。

Baxt, G. W.

1999 “Use an Artificial Neural Network for Data Analysis in Clinical Decision Making: the Diagnosis for Acute Coronary Occlusion,” *Neural Computation*. 2:480-489.

Baxt, G. W. & F. S. Shofer

2002 “A Neural Network Aid for the Early Diagnosis of Cardiac Ischemia in Patients Presenting to the Emergency Department with Chest Pain,” *Annals of Emergency Medicine*. 40(6):575-582.

Chandra, N. & D. M. Reeb

1999 “Neural Networks in a Market Efficiency Context,” *American Business Review*. 17(1):39-45.

Chien, T. W., C. Lin, B. Tan & W. C. Leo

1999 “A Neural Network-Based Approach for Strategic Planning,” *Information and Management*. 35(6):357-364.

Hsiao, T. C. R., C. W. Lin & H. K. Chiang

2003 “Partial Least-squares Algorithm for Weights Initialization of Backpropagation Network,” *Neurocomputing*. 50:237-247.

Hu, M. Y., G. P. Zhang, C. X. Jiang & B. E. Patuwo

1999 “A Cross-Validation Analysis of Neural Network Out-of-Sample Performance in Exchange Rate Forecasting,” *Decision Sciences*. 30(1):197-216.

Jiang, J. J., M. Zhong & G. Klein

2000 “Marketing Category Forecasting: An Alternative of BVAR-Artificial Neural Networks,”
Decision Sciences. 31(4):789-812.

Kim, S. H., T. S. Park, J. Y. Yoo & G. T. Park

2001 “Speed-Sensorless Vector Control of an Induction Motor Using Network Speed
Estimation,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. 48(3):609-614.

Neaupane, K. M. & S. H. Achet

2004 “Use of Backpropagation Neural Network for Landside Monitoring: a Case Study in the
Higher Himalaya,” *Engineering Geology*. 74:213-226.

