

2009 年台灣混凝土工程研討會

應用類神經網路模式預測鋼筋混凝土深樑之剪力強度

Predicting Shear Strength of Reinforced Concrete Deep Beams by Artificial Neural Networks

湯兆緯¹ 陳芸岫² 潘煌鏗³

¹正修科技大學土木與工程資訊系副教授

²正修科技大學土木與工程資訊系研究助理

³高雄應用科技大學土木系教授

摘要

剪力強度為混凝土的重要力學性質之一，故在各種建築與橋樑設計規範中均將其納入考量。本研究首先蒐集承受剪力作用之鋼筋混凝土（reinforced concrete，簡稱 RC）深樑之剪力強度資料，以免除繁複的試驗工作；其次，建構預測 RC 深樑剪力強度之多層倒傳遞類神經網路（multilayer perceptrons networks，簡稱 MLP），以分析其極限剪力強度，並將所建構 MLP 評估模式之預測值與現有 RC 深樑剪力分析模式之預測值作比較。研究結果顯示，應用類神經網路可有效預測 RC 深樑之剪力強度，且其預測值的準確度優於既有 ACI 318 規範之解析公式。

關鍵字：類神經網路、鋼筋混凝土深樑、剪力強度

Abstract

Shear strength is one of the major concrete mechanical properties that are indispensably used in different building and bridge design codes. In this study, a database on shear failure of reinforced concrete deep beams with rectangular section subjected to shear force was retrieved from the existing literature for analysis instead of the practical and experimental data. Multilayer perceptrons networks (MLP) were developed sequentially and the ultimate shear strength of each beam was determined from the MLP model. Besides, the MLP model's predictions were also compared with those obtained using empirical equations. It was found that the MLP models could infer solutions from the data presented to them, capturing quite subtle relationships. In other words, the MLP models give reasonable predictions of the ultimate shear strength of RC deep beams. The results also show that the MLP models provide better accuracy than the existing parametric models.

Keywords: artificial neural network, RC deep beam, shear strength

一、前言

由於鋼筋混凝土（reinforced concrete，簡稱 RC）深樑之剪力行為非常複雜，使得一些理論的推導式往往過於繁瑣。為簡化起見，許多研究者將未開裂混凝土視為均質等向性的彈性體來分析。惟各學者的分析方式不盡相同，迄今仍無可被一致接受的數理模式，故很難求得其理論解，而是根據所蒐集的紀錄或試驗數據等資料，推導出經驗公式，再納入規範以供設計者參用。例如壓拉桿模式（strut and tie model，簡稱 STM）將結構轉換為一桁架結構（如圖 1 所示），用於分析平面彎曲理論不適用的干擾區域[1-4]。

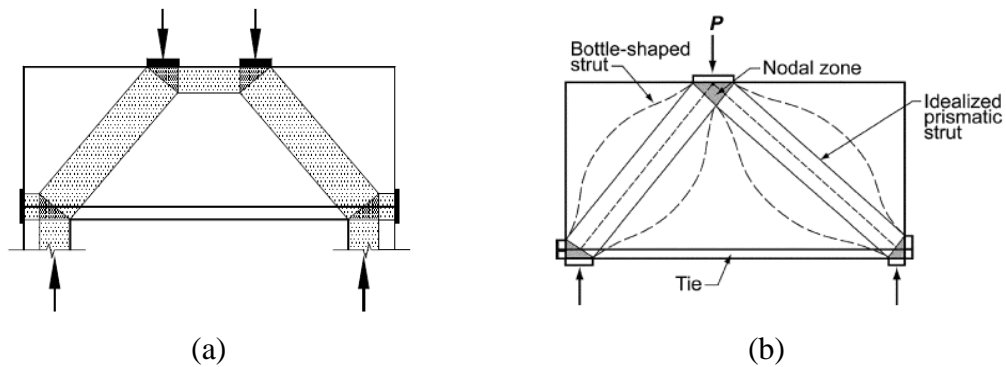


圖1 鋼筋混凝土深樑之壓拉桿模式[1,4]

另一方面，近年來模仿生物神經網路的資訊處理系統——類神經網路（artificial neural network，簡稱 ANN），可視為一個非線性模式，即輸入變數與輸出變數間的函數關係可為非線性，並能掌握輸入變數間的交互作用，此特性可建立複雜的函數關係，不僅能克服傳統線性迴歸分析的缺點，而且所建構模式的準確度相當高。目前，ANN 已廣泛應用在工業、商業、管理、醫學、資訊等領域，就土木工程而言，其應用情況亦相當普遍[5-9]。有鑑於現今實驗資料蒐集的便利及資料分析技術的改善，故研發容易、方便使用且準確的混凝土剪力強度預測方法將是一件有意義的事。基於以上所述，本文首先乃蒐集受剪力作用之 RC 深樑剪力強度資料；其次，建構 ANN 模式，以預測 RC 深樑的極限剪力強度，並將所建構評估模式之預測值與現有 RC 深樑剪力分析模式之預測值作比較。

二、RC 深樑剪力強度之分析模式

2.1 ACI 318-08 規範附錄 A-壓拉桿模式

現行 ACI 318-08 規範將壓拉桿模式納入附錄 A 之中，用來計算 RC 深樑極限剪力強度。而其所採用之公式與其限制條件，則分述如下[1]：

(1). 壓桿強度

依據 ACI 318-08 規範附錄 A 中之壓拉桿模式，壓桿強度之計算式如下：

$$F_{ns} = f_{ce} A_{cs} \quad (2-1)$$

F_{ns} 所提供之剪力強度為 V_{ns} ，其計算式如下：

$$V_{ns} = F_{ns} \times \sin \theta \quad (2-2)$$

式中， F_{ns} ：壓桿之強度； A_{cs} ：壓拉桿模式中垂直軸向之壓桿端部有效斷面積； V_{ns} ：壓桿之剪力計算強度。

(2). 拉桿強度

拉桿強度 F_{nt} 之計算式如下：

$$F_{nt} = A_{st} \times f_y \quad (2-3)$$

F_{nt} 所提供之剪力強度為 V_{nt} ，其計算式如下：

$$V_{nt} = F_{nt} \times \tan \theta \quad (2-4)$$

式中， F_{nt} ：拉桿之強度； A_{st} ：對角壓桿面積； f_y ：鋼筋降伏強度； V_{nt} ：拉桿之剪力計算強度。

(3). 節點強度

節點抗壓強度 F_{nm} 之計算式如下：

$$F_{nm} = f_{ce} A_{nz} \quad (2-5)$$

F_{nm} 所提供之剪力強度為 V_{nm} ，其計算式如下：

$$V_{nm} = F_{nm} \times \sin \theta \quad (2-6)$$

式中， F_{nm} ：節點區某一面之計算強度； A_{nz} ：節點區之有效面積； V_{nm} ：節點區某一面之計算強度。

依據 ACI 318-08 規範，其規定之最大剪力強度 $V_{n,max}$ 計算式如下：

$$V_{n,max} = \frac{5}{6} \sqrt{f'_c} b d \quad (2-7)$$

綜合前述各項資料，即可求得極限剪力強度 V_u 。首先，從式(2-2)、式(2-4)及式(2-6)中計算出最小的標稱極限剪力強度 V_n ，且其值不得大於式(2-7)之計算值；之後，再將該值乘上折減係數 ϕ 即壓拉桿模式之為極限剪力強度。其計算式如下所示：

$$V_n = \text{Min}(V_{ns}, V_{nt}, V_{nm}) \quad (2-8)$$

$$V_u = \phi V_n \quad (2-9)$$

式中， V_n ：剪力計算強度； ϕ ：強度折減係數； V_u ：極限剪力強度。

2.2 軟化壓拉桿模式簡算法

黃世建等指出深樑在對角裂縫形成以後並未立即破壞，對角裂縫之間的混凝土即構成所謂的對角壓桿，外作用剪力可以藉著混凝土對角壓桿的抗壓力而有效地傳遞[2,3,10,11]。因此，提出軟化壓拉桿模式（soft strut and tie model，簡稱 SSTM），用來計算 RC 深樑之極限剪力強度。軟化壓拉桿模型中所謂之軟化係指鋼筋混凝土在開裂後，其混凝土之抗壓強度明顯降低之行為，亦即開裂後鋼筋混凝土之軟化現象。SSTM 拉壓桿模式之示意圖，如圖 2 所示。有關 SSTM 應用於 RC 深樑剪力強度之計算公式及限制條件，分述如下：

(1). 由對角壓桿控制之剪力強度

$$V_{n1} = C_{d,n} \times \sin \theta \quad (2-10)$$

(2). 由撓曲控制之剪力強度

$$V_{n2} = \frac{M_n}{a} \quad (2-11)$$

式中， V_{n1} ：對角壓桿控制之剪力強度； V_{n2} ：撓曲控制之剪力強度； $C_{d,n}$ ：標稱對角壓力強度；

a ：支承中心到彎矩臨界斷面之水平距離。最後，由式(2-10)與式(2-11)中取小值即求得剪力計算強度，再乘上一折減因子即為極限剪力強度 V_u 。

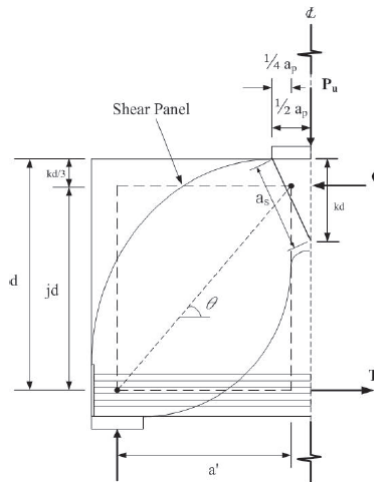


圖 2 SSTM 拉壓桿模式之示意圖[13]

三、RC 深樑剪力強度之 ANN 分析模式

本研究旨在預測 RC 深樑之剪力強度，並建立其與試驗參數間的關係，此可視為函數型對應關係之問題。本質上，網路的輸入值和輸出值均為已知，故採用 STATISTICA Neural Networks 軟體[12]建構屬監督式網路的多層函數連結倒傳遞神經網路，其主要架構與處理流程，分述如後。

3.1 基本資料庫

蒐集 RC 深樑的相關規範、經驗公式與實際試驗數據，以建立基本資料庫。資料庫所蒐集的實際試驗數據亦稱做範例，依三分法可分為訓練範例 (train cases)、驗證範例 (verify cases) 及測試範例 (test cases)。顧名思義，訓練範例是訓練網路的範例；網路訓練過程中，驗證範例用以驗證網路；測試範例則用以嚴格測試網路的可靠性。為使所訓練的網路具有普遍性，應儘量蒐集能涵蓋所有具代表性的範例。本研究共蒐集 130 個範例[13-17]，各試驗參數的範圍詳列於表 1。

表 1 試驗參數之項目與範圍

試驗參數	最小值	最大值
f'_c = 混凝土抗壓強度 (單位: MPa)	16.07	85.1
a = 剪力跨度 (單位: mm)	200	1750
z = 節點中心到構件縱軸之間的垂直距離 (單位: mm)	279	1075
H = 構件之整體深度 (單位: mm)	343	1000
b = 深樑寬度 (單位: mm)	98	170
d = 深樑有效深度 (單位: mm)	304	900
lb = 支承版深度 (單位: mm)	42	211
θ = 扭力所用桁架類比中受壓斜桿之角度	23.7	61.4
ρ = 主要縱向鋼筋比 (非預力受拉鋼筋比)	0.0101	0.0434
A_s = 深樑主拉力筋總鋼筋量 (單位: mm ²)	600	3040
f_y = 鋼筋降伏強度 (單位: MPa)	471	570
f_{yh} = 水平剪力筋降伏強度 (單位: MPa)	414	552
f_{yv} = 垂直剪力筋降伏強度 (單位: MPa)	375	552
V = 混凝土剪力強度 (單位: kN)	115	1399

3.2 網路參數

本研究所建構 RC 深樑倒傳遞類神經網路分析模式中，輸出參數即極限剪力強度 V ，故輸出層之神經元數目為 1。至於輸入參數方面 (即輸入層之神經元數目)，經詳細探究文獻資料與觀察類神經網路的連結加權值分佈狀況之後，選出四種與輸出參數相關性較佳的模式，如表 2 所示。另一方面，則以試誤法求出適當的學習循環次數、學習速率、慣性因子等網路動態參數。經多次嘗試，三種不同輸入參數之類神經網路分析模式，其架構如表 2 所示。表 2 的第一欄表示類神經網路的架構，例如：MLP 10-7-1 代表多層函數連結倒傳遞神經網路 (MLP) 有 3 層，輸入層有 10 個神經元，1 個隱藏層有 7 個神經元，以及輸出層有 1 個神經元。

表 2 類神經網路模式之架構

模式編號	輸入參數	輸出參數	神經元數目		
			輸入層	隱藏層	輸出層
MLP 10-7-1	$f'_c, H, d, b, A_s, z, a/z, \theta, A_s, \rho$	V	10	7	1
MLP 8-5-1	$f'_c, b, z, a/z, a/d, \theta, A_s, \rho$	V	8	8	1
MLP 5-6-1	$f'_c, b, \theta, A_s, \rho$	V	5	6	1
MLP 4-4-1	f'_c, b, θ, A_s	V	4	4	1

3.3 網路驗證與模式比較

本研究使用 K-fold 交叉驗證法，將收集到的 130 筆數據集分成 10 個大小相等的子集合（每個均有 13 筆範例），每次選 1 個子集合作為測試範例（13 筆資料）、1 個子集合作為驗證範例（13 筆資料）及 8 個子集合作為訓練範例（104 筆資料），總共進行 10 次。

本研究的主要輸出值為一連續的函數值，故利用誤差均方根（root mean square error, RMSE）以及相關係數（coefficient of relationship, r）作為網路收斂結果優劣判定的評估依據[18]。理論上，較低的 RMSE 數值或較高的 r 數值，代表預測模式較為準確。換言之，為瞭解所建構類神經網路模式的精確度與可信度，訓練網路以誤差均方根與相關係數作為評估的指標。K-fold 交叉驗證法之結果列於表 3，由表中可知，在 10 次迭代中，各範例之相關係數均可達 0.94 以上，而其誤差均方根以第 7 次迭代之測試範例為最大（79.6 kN）。

表3 K-fold各模式之相關係數及誤差均方根

K-fold	相關係數 (r)			誤差均方根 (RSME) (單位: kN)		
	訓練範例	驗證範例	測試範例	訓練範例	驗證範例	測試範例
MLP 5-3-1	0.9879	0.9879	0.9674	41.1	48.7	62.1
MLP 5-3-1	0.9850	0.9963	0.9889	43.9	33.1	46.6
MLP 5-1-1	0.9766	0.9963	0.9950	53.8	41.9	36.5
MLP 5-6-1	0.9855	0.9924	0.9948	44.5	42.2	35.8
MLP 5-7-1	0.9873	0.9891	0.9936	44.5	28.7	44.2
MLP 5-5-1	0.9710	0.9519	0.9725	48.4	72.2	43.4
MLP 5-5-1	0.9860	0.9622	0.9412	46.8	62.3	79.6
MLP 5-6-1	0.9848	0.9959	0.9605	48.3	23.3	57.7
MLP 5-1-1	0.9812	0.9801	0.9892	51.0	64.3	39.2
MLP 5-2-1	0.9930	0.9690	0.9798	54.2	60.1	39.2
最高值	0.9930	0.9959	0.9950	54.2	72.2	79.6
最低值	0.9710	0.9519	0.9412	41.1	28.7	35.8
總平均值	0.9838	0.9821	0.9783	47.7	47.7	48.43

為瞭解所建構矩形RC深樑剪力強度ANN預測模式與先前所述模式間的差異，並作一比較，分別依訓練範例、驗證範例及測試範例的執行結果，將預測模式所得的極限剪力強度 T_{exp} 與實際試驗所得的極限剪力強度 T_{pred} 繪於圖 3。理論上，資料點越接近對角線者（即 $T_{exp}/T_{pred} = 1$ ）則其預測結果較佳。從圖 3 可知，ACI 318-08 及SSTM等分析模式預測結果散佈圖分佈較廣，而類神經網路模式者較集中於對角線。若以RMSE與R來比較，由表 4 可知，不論是訓練範例及驗證範例，還是測試範例，ANN預測模式的誤差均方根數值與判定係數數值大都優於ACI 318-08 及SSTM之分析模式。另外，這五個預測模式對 T_{pred}/T_{exp} 的平均數數值（AVG）、標準偏差（STD）與變異係數（COV）如表 5 所列。同樣地，在三種範例中，ANN預測模式的平均數數值、標準偏差與變異係數也大都優於既有的分析模式。

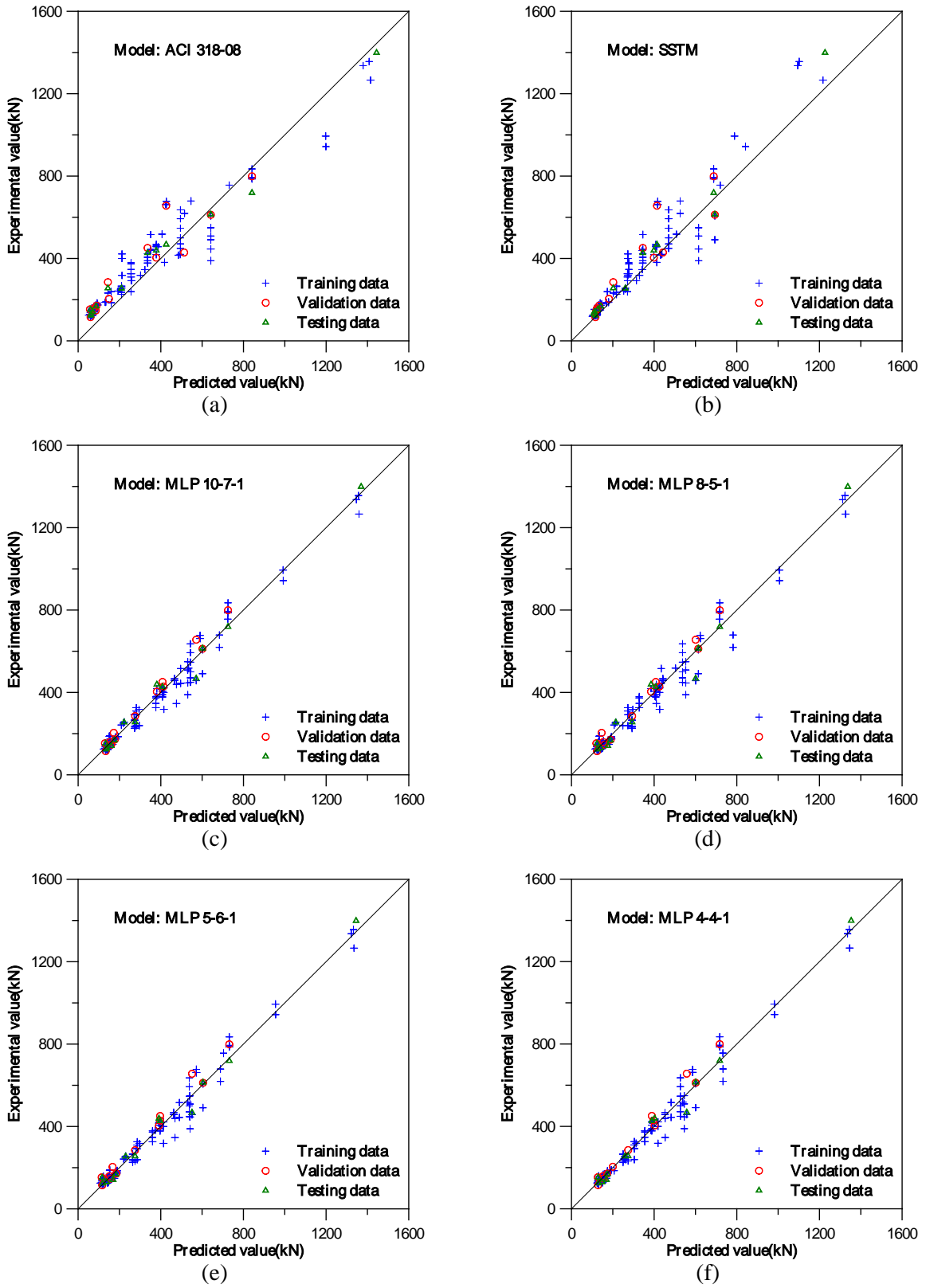


圖3 剪力強度預測模式之預測值與試驗值散佈圖

表4 各種預測模式之判定係數與誤差均方根

預測模式	相關係數(r)			誤差均方根(RMSE)：kN		
	訓練範例	驗證範例	測試範例	訓練範例	驗證範例	測試範例
ACI 318-08	0.9617	0.9488	0.9935	100.6	99.5	75.7
SSTM	0.9542	0.9387	0.9899	91.3	88.0	64.6
MLP 10-7-1	0.9857	0.9955	0.9942	44.7	36.8	37.1
MLP 8-5-1	0.9808	0.9922	0.9903	51.5	36.2	48.3
MLP 5-6-1	0.9855	0.9924	0.9948	44.5	42.2	35.8
MLP 4-4-1	0.9852	0.9939	0.9954	45.2	41.5	34.2

表5 各種預測模式之平均值、標準偏差、變異係數

預測模式	平均值(AVG)			標準偏差(STD)			變異係數(COV)		
	訓練範例	驗證範例	測試範例	訓練範例	驗證範例	測試範例	訓練範例	驗證範例	測試範例
ACI 318-08	1.4496	1.5638	1.5291	0.4711	0.5435	0.5473	0.3250	0.3475	0.3579
SSTM	1.1511	1.1895	1.1324	0.1789	0.1952	0.1151	0.1554	0.1641	0.1016
MLP 10-7-1	0.9852	1.0498	0.9974	0.1064	0.0969	0.1050	0.1080	0.0923	0.1053
MLP 8-5-1	0.9993	1.0607	0.9931	0.1309	0.1423	0.1396	0.1310	0.1342	0.1406
MLP 5-6-1	1.0063	1.0803	1.0132	0.1123	0.1189	0.1270	0.1116	0.1100	0.1253
MLP 4-4-1	0.9867	1.0528	0.9869	0.0966	0.0908	0.1024	0.0979	0.0863	0.1038

四、結論與建議

綜合以上之分析與比較，可獲得下列結論：

1. 經三分法與 K-fold 交叉驗證法印證，所建構 RC 深樑剪力強度之多層倒傳遞類神經網路分析模式為一種可行工具。
2. 所建構 RC 深樑剪力強度之多層倒傳遞類神經網路分析模式之輸入變數與輸出變數間存在著密切的關係，故可有效預測 RC 深樑的剪力強度。依據類神經網路模式之訓練範例、驗證範例及測試範例之誤差均方根與相關係數等分析結果，以 MLP 10-7-1 與 MLP 4-4-1 為較佳模式。
3. 所建構 RC 深樑剪力強度之多層倒傳遞類神經網路分析模式可有效評估 RC 深樑之極限剪力強度，不僅其適用範圍涵蓋普通強度與高強度混凝土，而且其預測結果之準確性優於 ACI 318-08 規範的經驗公式及軟化壓拉桿分析模式。

五、參考文獻

- [1] ACI Committee 318, Building Code Requirement for Reinforced Concrete (ACI 318-08) and Commentary (ACI 318 R-08), American Concrete Institute, Detroit, 2008.
- [2] 李宏仁、黃世建，「鋼筋混凝土結構不連續區域之剪力強度評估-軟化壓拉桿模型簡算法之實例應用」，結構工程，第十一卷，第四期，第 53-70 頁，2002。
- [3] 呂文堯、黃世建、林英俊，「鋼筋混凝土樑開榫端之抗剪強度評估」，中國土木水利工程學刊，第十五卷，第一期，第 13-21 頁，2003。
- [4] Foster S.J., and Malik A.R., "Evaluation of Compression Failures in RC Non-Flexural Members," School of Civil and Environmental Engineering, July, 2001.
- [5] Sanad, A., and Saka, M. P., Y., "Prediction of Ultimate Shear Strength of Reinforced-Concrete

- Deep Beams Using Neural Networks”, *Journal of Structural Engineering*, ASCE, Vol. 127, No. 7, pp. 818-828(2001).
- [6] Tang, C.W., Chen, H.J., and Yen, Y., “Modeling the Confinement Efficiency of Reinforced Concrete Columns with Rectilinear Transverse Steel Using Artificial Neural Networks,” *Journal of Structural Engineering*, ASCE, Vol. 129, No. 6, pp. 775-783(2003).
- [7] Yeh, I.C., “Design of high-performance concrete mixture using neural networks and nonlinear programming,” *Journal of Computing in Civil Engineering*, ASCE, Vol. 13, No. 1, pp. 36-42(1999).
- [8] Hung, S.L., Kao, C.Y., and Lee, J.C., “Active pulse structural control using artificial neural networks,” *Journal of Engineering Mechanics*, Vol. 126, No. 8, pp. 839-849(2000).
- [9] Zhao, Z., and Ren, L., “Failure criterion of concrete under triaxial stresses using neural networks,” *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, Vol. 17, No. 1, pp. 68-73(2002).
- [10] Hwang, S.J., and Lee, H.J., “Analytical Model for Predicting Shear Strengths of Interior Reinforced Concrete Beam-Column Joint for Seismic Resistance,” *ACI Structural Journal*, Vol. 97, No. 1, pp. 35-44, January-February 2000.
- [11] Hwang, S.J., and Lu, W.Y., Lee, H.J., “Shear Strength Prediction for Deep Beams,” *ACI Structural Journal*, Vol. 97, No. 3, pp. 367-376, May-June 2000.
- [12] STATISTICA Neural Networks Release 4.0, StatSoft, Inc., USA.
- [13] 連建民，「跨深比較大的鋼筋混凝土深樑之行為」，國立台灣科技大學，營建工程系碩士論文，2005。
- [14] Oh, J.K., and Shin, S.W., “Shear Strength of Reinforced High-Strength Concrete Deep Beams,” *ACI Structural Journal*, Vol. 98, No. 2, pp. 164-173, 2001.
- [15] Smith, K.N., and Vantsiotis, A.S., “Shear Strength of Deep Beams,” *ACI Journal*, Vol. 79, No. 9, pp. 458-468, 1977.
- [16] Kong, F.K., Robins, P.J., and Cole, D.F., “Web Reinforcement Effects on Deep Beams,” *ACI Journal*, Vol. 67, No. 12, pp. 1010-1017, 1970.
- [17] Tan, K.H., Kong, F.K., Teng, S., and Guan, L., “High-Strength Concrete Deep Beams with Effective Span and Variations,” *ACI Structural Journal*, Vol. 92, No. 4, pp. 395-405, 1995.
- [18] 葉怡成，應用類神經網路，儒林圖書有限公司，台北(2001)。