

應用多層倒傳遞類神經網路預測鋼筋混凝土深梁之剪力強度

湯兆緯¹ 陳芸岷² 鄭秋桂³ 陳玉萍⁴

關鍵詞：類神經網路、鋼筋混凝土深梁、剪力強度。

摘要

剪力強度為混凝土的重要力學性質之一，故在各種建築與橋梁設計規範中均將其納入考量。然而，混凝土於剪力作用下的非線性行為相當複雜，其數理模式不易建立。有鑑於現今實驗資料蒐集的便利及資料分析技術的改善，探討容易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。本研究首先蒐集承受剪力作用之鋼筋混凝土 (Reinforced Concrete, 簡稱 RC) 深梁之剪力強度資料，以免除繁複的試驗工作；其次，建構預測 RC 深梁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 深梁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 深梁之剪力強度，且其預測值的準確度優於既有之解析公式。

PREDICTING SHEAR STRENGTH OF REINFORCED CONCRETE DEEP BEAMS BY MULTILAYER PERCEPTRONS NETWORKS

Chao-Wei Tang

*Department of Civil Engineering & Engineering Informatics
Cheng-Shiu University
Kaohsiung, Taiwan, 83347, R.O.C.*

Yun-Hsiu Chen

*National Stadium Headquarters of Sports Affairs Council
Executive Yuan
Kaohsiung, Taiwan, 81345, R.O.C.*

Chiu-Kuei Cheng

*Department of Agribusiness Management
National Pingtung University of Science & Technology
Pingtung, Taiwan, 91207, R.O.C.*

Yu-Ping Chen

*Graduate Institute of Construction Engineering
Cheng-Shiu University
Kaohsiung, Taiwan, 83347, R.O.C.*

¹ 正修科技大學土木與工程資訊系教授

² 行政院體育委員會國家體育場管理處約僱人員

³ 國立屏東科技大學農企業管理系教授

⁴ 正修科技大學營建工程研究所碩士生

Key Words: artificial neural network, RC deep beam, shear strength.

ABSTRACT

Shear strength is one of the major concrete mechanical properties that are indispensably used in different building and bridge design codes. However, the nonlinear behavior of concrete under shear is very complicated; modeling its behavior is a hard task. Thus, it would be of interest to develop new methods that are easier, convenient, and accurate than the existing methods in light of the availability of more experimental data and recent advance in the area of data analysis techniques. 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 work. 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.

一、前言

鋼筋混凝土 (Reinforced Concrete, 簡稱 RC) 理論之發展日臻完備, 已建立許多較成熟的數理解析模式且納入規範之設計程序中。惟不容否認的是, 吾人對鋼筋混凝土構材之結構行為的瞭解仍然不是很完全, 譬如 RC 深梁之剪力行為尚有進一步探討之空間。由於 RC 深梁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。然而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]。

另一方面, 用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, ANN 之應用情況亦相當普遍 [5-29]。有鑑於現今實驗資料蒐集的便利及資料分析技術的改善, 故研究方便使用且準確的 RC 深梁剪力強度預測方法將是一件有意義的事。基於以上所述, 本文乃先蒐集受剪力作用之 RC 深梁

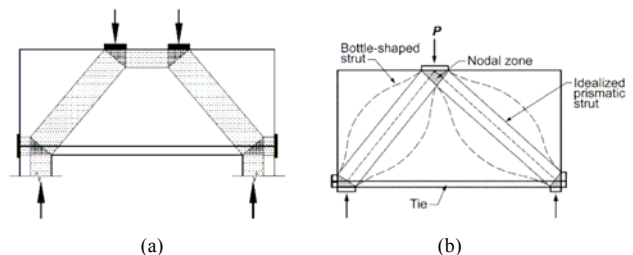


圖 1 鋼筋混凝土深梁之壓拉桿模式 [1,4]

剪力強度資料; 其次, 建構 ANN 模式, 以預測 RC 深梁的極限剪力強度; 最後, 將所建構評估模式之預測值與現有 RC 深梁剪力分析模式之預測值作比較。

二、文獻回顧

2.1 RC 深梁剪力強度之分析模式

2.1.1 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, 可供計算 RC 深梁極限剪力強度。有關壓桿強度、拉桿強度、節點強度及深梁極限剪力強度之計算公式, 茲分述如下 [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 F_m 之計算式如下:

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

式中， f_{ce} 為壓桿中混凝土的有效抗壓強度； A_{cs} 為壓拉桿模式中垂直軸向之壓桿端部有效斷面積。 F_{ns} 所提供之剪力強度為 V_{ns} ，其計算式如下：

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

式中， θ 為壓桿與拉桿之夾角。

2. 拉桿強度

拉桿強度 F_{nt} 之計算式如下：

$$F_{nt} = A_{ts} \times f_y \quad (3)$$

式中， A_{ts} 為拉力鋼筋面積； f_y 為鋼筋降伏強度。拉桿所提供剪力強度 V_{nt} 之其計算式如下：

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

3. 節點強度

節點抗壓強度 F_{nz} 之計算式如下：

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

式中， A_{nz} 為節點區之有效面積。 F_{nz} 所提供之剪力強度為 F_{nz} ，其計算式如下：

$$V_{nz} = F_{nz} \times \sin \theta \quad (6)$$

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：

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

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)、式(4)及式(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(7)之計算值；之後，再將該值乘上折減係數 ϕ 即壓拉桿模式之極限剪力強度。其計算式如下所示：

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

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

2.1.2 軟化壓拉桿模式簡算法

黃世建教授等指出深梁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 [2,3,30,31]。因此，渠等提出軟化壓拉桿模式 (Soft Strut and Tie Model, 簡稱 SSTM)，用以計算 RC 深梁之極限剪力強度。在軟化壓拉桿模型中，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 [32]。有關 SSTM 應用於 RC 深梁剪力強度之計算公式，茲分述如下：

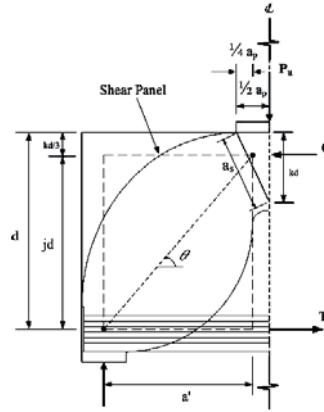


圖 2 SSTM 拉壓桿模式之示意圖 [32]

1. 對角壓桿剪力強度

由對角壓桿控制之剪力強度 V_{n1} 可依下式計算：

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

式中， $C_{d,n}$ 為標稱對角壓力強度。

2. 撓曲剪力強度

由撓曲控制之剪力強度 V_{n2} 可依下式計算：

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

式中， a'' 為支承中心到彎矩臨界斷面之水平距離。由式(10)與式(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 。

2.2 類神經網路簡介

ANN 是利用大量簡單的相連人工神經元 (Artificial Neuron) 所構成之複雜網路，可用來模仿生物神經網路的能力。在 ANN 學習模式中，倒傳遞類神經網路 (Back-Propagation Networks, BPN) 模式是目前應用最廣的學習演算法。BPN 的學習是由前授與倒傳所組成，其基本架構通常包含輸入層、輸出層及隱藏層，如圖 3(a) 所示。ANN 的運作過程主要可分為兩個階段，即學習期與回想期 [33-37]。在學習過後，即可獲得特定問題的資訊，這些資訊就儲存在 ANN 的連結加權值 (Weighted Coefficient) 之中，所以只要求得網路的架構與連結加權值的大小，就可迅速有效地加以應用。因此，ANN 已廣泛應用於各學術研究領域，其中又以「診斷」、「預測」、「過濾」、「識別」及「控制」方面的應用最趨成熟。以土木工程為例，ANN 在大地、水資源、道路、海岸、橋梁、結構、材料等分支領域之應用情況已相當普遍，例如：砂之應力應變模擬 [5]、土壤分類 [6]、土壤液化評估 [7]、降雨量預測 [8]、水資源變數預測 [9]、鋪面裂縫預估 [10,11]、公路等級評估 [12]、潮汐等級預測 [13]、格式橋梁分析 [14]、懸索橋設計系統之研發 [15]、RC 深梁剪力強度預測 [16]、RC 梁扭力強度預測 [17]、結構損害監測 [18]、結構分析與設計 [19]、ANN 於混凝土結構之應用 [20]、RC 梁剪力強度設計

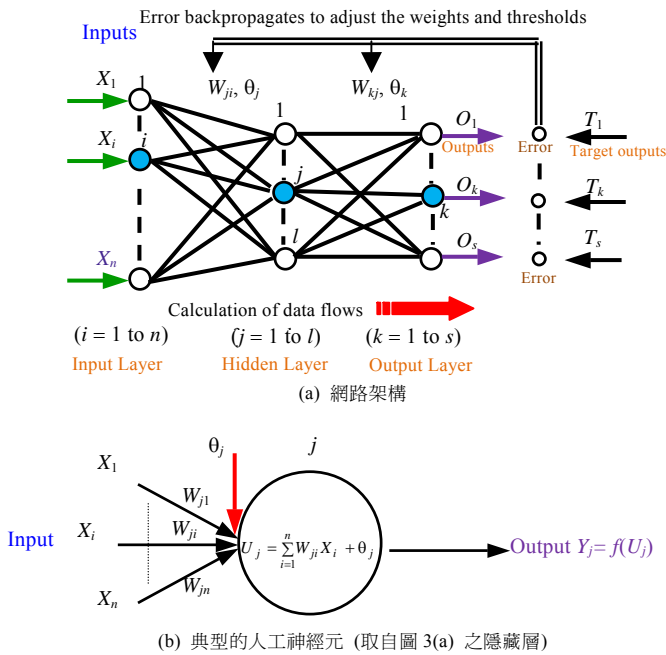


圖 3 典型的倒傳遞類神經網路

[21,22]、RC 柱之圍束效應模擬 [23]、高性能混凝土配比設計 [24]、主動控制系統之研究 [25]、混凝土於三軸應力下之破壞準則 [26]、混凝土超音波速與抗壓強度關係之建構 [27]、混凝土性質預測 [28]、混凝土強度預測 [29]。有關 ANN 之基本概念與原理，茲簡單介紹如後。

2.2.1 類神經網路之基本單位

人類大腦是由一仟億個神經細胞所構成，每個神經細胞又經由數仟至數萬個突觸 (Synapse) 與其它神經細胞互相聯結成一個高度非線性且複雜的資訊處理系統。相較而言，人工神經元 (或稱處理單元) 是組成 ANN 之基本單位 (如圖 3(b) 所示)，它可組成「層」，再由層組成「網路」。本質上，人工神經元是生物神經元的模擬，它主要是藉由外界環境或其它人工神經元的輸入取得資訊，經簡單的運算後，再將其結果輸出到外界環境或其它人工神經元。而人工神經元其輸出值與輸入值間的關係式可表示如下 [36]：

$$Y_j = f(U_j) = f\left(\sum_{i=1}^n W_{ji} X_i + \theta_j\right) \quad (12)$$

式中， Y_j = 模仿第 j 個生物神經元的輸出訊號 (即輸出參數)； f = 模仿生物神經元模型的轉換函數； W_{ji} = 模仿第 i 個與第 j 個生物神經元間的突觸強度 (即連結加權值或權重)； X_i = 模仿第 i 個生物神經元傳來的輸入訊號 (即輸入參數)； θ_j = 模仿第 j 個生物神經元的閾值 (即門限值)。

2.2.2 倒傳遞類神經網路架構

在前授過程中，輸入層用以接受外界環境的訊息，再經隱藏層處理單元逐層處理後，將結果傳至輸出層；若輸出層得不到目標輸出值，則倒傳誤差訊息，以修正各神經元的連結加權值與閾值，俾使誤差訊息降低。前述過程即

稱為「學習」，通常以一次一個範例的方式進行，直到所有的範例學習完成，則稱為一個學習循環。前述的誤差可利用訓練範例之目標輸出值與網路之推論輸出值求得誤差函數 E ，如下所列：

$$E = \frac{1}{2} \sum (T_k - Y_k)^2 \quad (13)$$

式中， T_k = 訓練範例輸出層第 k 個輸出單元的目標輸出值； Y_k = 訓練範例輸出層第 k 個輸出單元的推論輸出值。

為使網路誤差函數達到最小，BPN 模式係將一組範例的輸入-輸出對應問題轉變為一個類似非線性最佳化的問題，其基本原理是採用最陡坡降法 (The Gradient Steepest Descent Method) 來達成。即每當輸入一個訓練範例時，網路就小幅調整連接加權值，而調整的幅度和誤差函數對該權值的偏微分值成正比，可表示如下：

$$\Delta W_{ji} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ji}} \quad (14)$$

式中， η = 學習速率 (Learning Rate)； W_{ji} = 為第 $n-1$ 層第 i 個處理單元與第 n 層第 j 個處理單元間的連結加權值。

一般而言，一個較小的 η 值會需要較多的訓練週期；較大的 η 值可有效地促進訓練週期的減少，但有可能使得加權值的修改幅度過大，因而越過所欲求誤差函數的最小空間點。因此，在學習時須以試誤法決定 η 值。此外，可採用慣性項 (Momentum Term) 來改善 ANN 的收斂速率。即在計算加權值改變量時，加入一分量用以考慮上一階段改變值對此階段的影響。由於此分量有促使加權值改變量往同一方向進行的效用，故稱為慣性項 [36]。

2.2.3 網路運算步驟

根據前述的最陡坡降法概念，所推衍出的學習法則稱為通用差距法 (General Delta Rule)，可分別求得隱藏層與輸出層的連結加權值修正量。而 ANN 的訓練過程便在於不斷修正網路加權值參數的數值，直到整體誤差函數值收斂至一可接受的程度為止，其步驟可簡述如下 [36]：

1. 設定網路參數。
2. 隨機決定加權值矩陣與閾值向量初始值。
3. 輸入一個訓練範例的輸入向量 X ，與目標輸出向量 Y 。
4. 計算推論輸出向量 Y 。
5. 計算差距量 δ 。
6. 計算加權值矩陣修正量與閾值向量修正量。
7. 更新加權值矩陣與閾值向量。

重複步驟(3)至(6)直到結果合理或訓練次數到達為止。

三、RC 深梁剪力強度之 ANN 分析模式

本研究旨在預測 RC 深梁之剪力強度，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為均為已知，故採用 STATISTICA Neural Networks (簡稱 SNN) 軟體 [38] 建構屬監督式網路

的多層函數連結倒傳遞神經網路 (Multilayer Perceptrons Networks, 簡稱 MLP), 其主要架構與處理流程, 以及與既有解析模式 (即 ACI 318-08、SSTM 及多元迴歸方程式) 分析結果間之比較, 茲分述如後。

3.1 基本資料庫

本研究廣泛蒐集已發表於國內、外有關 RC 深梁剪力強度之文獻 (包括相關規範、經驗公式與實際試驗數據), 以作為建立 ANN 之基本資料庫。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。例如, 為能涵蓋較常使用的混凝土強度範圍, 所蒐集的矩形 RC 深梁範例已包含普通混凝土與高強度混凝土。本研究共蒐集 130 個範例, 如表 1 所示 [32,39-42]。圖 4 為定義 RC 深梁試驗參數之示意圖, 而各試驗參數之詳細定義與範圍如表 2 所示。在建構 ANN 之前, 可利用 SNN 軟體之資料前處理 (Pre-processing) 功能, 求得各試驗參數之最大值、最小值、平均值、標準差, 以將輸出入參數映射至合理的區間, 即所謂的尺度化 (Scaling)。

3.2 網路參數

在本研究所建構 RC 深梁倒傳遞 ANN 分析模式中, 輸出參數為極限剪力強度 (V_u), 故輸出層之神經元數目為 1。至於輸入參數方面, 可參酌既有文獻預測剪力強度之經驗公式, 從梁構件之尺寸、加載配置與材料性質中篩選出適當者。但為充分利用 ANN 之特性, 直接將所蒐集梁構件之幾何尺寸、受力情況及使用材料等 15 項資料作為輸入參數 (即輸入層之神經元數目為 15), 再藉由敏感度分析逐次剔除影響性最差之參數。在敏感度分析過程中, SNN 軟體將每個輸入參數逐一視為遺失值或缺失值 (Missing Value), 以求得 ANN 模式之誤差。若重要的輸入參數被選為遺失值, 則網路分析模式的誤差將大幅增加; 反之, 若一個不重要的輸入參數被移除後, 則其所造成的誤差增加將非常有限。易言之, 藉由敏感度分析可得知輸入參數間之相對重要性。此外, 從收集到的 130 筆數據中, 以隨機方式選出 26 筆為測試範例及 26 筆為驗證範例, 剩餘 78 筆資料則作為訓練範例。另一方面, 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, 觀察 ANN 的連結加權值分佈狀況, 選出 14 種不同輸入參數之 ANN 分析模式, 其架構與驗證範例之敏感度分析結果分別如表 3 及表 4 所示。

在表 3 中, 第一欄為 ANN 模式之編號, 用以表示其架構之層數及各層之神經元數目, 例如: MLP-15-3-1 代表多層函數連結倒傳遞神經網路 (MLP) 有 3 層, 輸入層有 15 個神經元, 1 個隱藏層有 3 個神經元, 以及輸出層有 1 個神經元。表 4 為所建構 ANN 之輸入參數敏感度等級, 其數值

愈小係表該參數對極限剪力強度 (輸出參數) 之影響愈加顯著; 反之, 數值愈大者則代表其較無重要性。以 MLP-15-3-1 模式為例, 在 15 個輸入參數中, 深梁有效深度 (d) 之敏感度數值最大, 故可將其剔除, 以減少 ANN 之輸入參數。準此, 可得到包含 14 個輸入參數之 ANN 模式 (即 MLP-14-5-1)。依前述方式, 可逐漸將 ANN 模式之輸入參數減少, 如表 4 所示。

3.3 網路驗證

本研究之主要輸出值為一連續的函數值, 故採用相關係數 (Coefficient of Correlation, r) 及誤差均方根 (Root Mean Square Error, RMSE) 作為判定網路收斂結果優劣的評估依據 [36]。理論上, 較高的 r 值或較低的 RMSE 值, 代表預測模式較為準確。換言之, 為瞭解所建構 ANN 模式的精確度與可信度, 訓練網路以相關係數與誤差均方根作為評估的指標, 其結果列於表 5。由表 5 的結果可知, 在所建構的 ANN 模式中, MLP-2-5-1 僅使用 2 個獨立變數 (輸入參數為 b 與 θ), 使其較無法適切預測因變數 (V_u), 故其各範例之 r 值較低且 RMSE 值較高。若再增加一項參數 (混凝土抗壓強度 f_c'), 即成為 MLP-3-8-1 模式, 則可明顯改善其準確性。再者, 觀察表 5 可發覺, 隨著輸入參數之增加, 所建構 ANN 模式的精確度亦大致呈現出愈高的趨勢。但進一步探討則可發現, 各種輸入參數模式間之精確度差異不大。整體而言, 輸入參數超過 3 之 ANN 模式均可得到滿意的結果; 以測試範例來看, 其 r 值介於 0.9890 ~ 0.9918 間, 而其 RMSE 值介於 39.9 ~ 46.3 kN 間。易言之, 所建構的網路模式均能適切預測自變數與因變數間的關係。

另一方面, 本研究也使用 K-fold 交叉驗證法 [43], 將收集到的 130 筆數據重新分割成 5 個大小相等的子集合 (每個均有 26 筆範例), 每次選 1 個子集合作為測試範例 (26 筆資料)、1 個子集合作為驗證範例 (26 筆資料) 及 3 個子集合作為訓練範例 (78 筆資料)。總共進行 5 次迭代, 其過程之示意圖如圖 5 所示。以 15 個輸入參數之 ANN 為例, 其 K-fold 交叉驗證法之結果列於表 6。此外, 針對 5 次迭代之 ANN 模式, 亦對其輸入參數進行敏感度分析, 其驗證範例之結果如表 7 所示。由表 6 可知, 在 5 次迭代中, 各範例之相關係數均可達 0.97 以上, 而其誤差均方根以第 5 次迭代之驗證範例為最大 (56.3 kN)。5 次迭代之總平均值顯示, 訓練、驗證及測試範例之相關係數分別為 0.9879、0.9854 及 0.9856, 而其誤差均方根分別為 41.1、44.0 及 45.4 kN。而由表 7 則可知, 隨著範例切割之不同, 各 ANN 模式之輸入參數敏感度等級亦不盡相同。但有些輸入參數在各 ANN 模式敏感度分析之數值均較小, 此表示其影響性較顯著。若將各參數之敏感度數值累計, 再依總和由小至大的方式重新排序, 則可得其總體敏感度等級, 如表 7 所示。整體而言, K-fold 交叉驗證法亦印證本研究所建構 RC 深梁倒傳遞 ANN 分析模式具有相當的精確性。

表 1 實際試驗數據

No.	f'_c (MPa)	H (mm)	d (mm)	b (mm)	lb (mm)	a (mm)	z (mm)	a/z	a/d	θ	A_s (mm ²)	ρ	f_y (MPa)	f_{yh} (MPa)	f_{yv} (MPa)	V_u (kN)	資料 來源	
D1	35.4	1000	900	170	200	1150	746	1.54	1.28	36.8	1548	0.0101	471	471	471	619	文獻 32	
D2	35.4	1000	900	170	200	1150	746	1.54	1.28	36.8	1548	0.0101	471	471	471	679		
D4	35.4	1000	900	170	200	1450	690	2.1	1.61	30.4	1548	0.0101	471	471	471	662		
D5	35.4	1000	900	170	200	1450	690	2.1	1.61	30.4	1548	0.0101	471	471	471	662		
D6	35.4	1000	900	170	200	1450	690	2.1	1.61	30.4	1548	0.0101	471	471	471	677		
D7	32.3	1000	900	170	200	1450	690	2.1	1.61	30.3	1548	0.0101	471	471	471	457		
D8	32.3	1000	900	170	200	1450	690	2.1	1.61	30.3	1548	0.0101	471	471	471	468		
D9	32.3	1000	900	170	200	1450	690	2.1	1.61	30.3	1548	0.0101	471	471	471	656		
D10	35.4	1000	900	170	200	1750	616	2.84	1.94	25.7	1548	0.0101	471	471	471	444		
D11	35.4	1000	900	170	200	1750	616	2.84	1.94	25.7	1548	0.0101	471	471	471	516		
D13	32.3	1000	900	170	200	1750	616	2.84	1.94	25.6	1548	0.0101	471	471	471	346		
D14	32.3	1000	900	170	200	1750	616	2.84	1.94	25.6	1548	0.0101	471	471	471	439		
D15	32.3	1000	900	170	200	1750	616	2.84	1.94	25.6	1548	0.0101	471	471	471	546		
B-0.54-2.15	56.0	500	463	110	132	250	424	0.59	0.54	59.5	626	0.0123	505	505	375	429		文獻 39
B-0.54-3.23	45.7	500	463	110	132	250	424	0.59	0.54	59.5	626	0.0123	505	505	375	381		
B-0.54-4.30	53.9	500	463	110	132	250	424	0.59	0.54	59.5	626	0.0123	505	505	375	420		
B-0.54-5.38	53.0	500	463	110	132	250	424	0.59	0.54	59.5	626	0.0123	505	505	375	416		
C-0.81-2.15	51.2	500	463	110	84	375	426	0.88	0.81	48.6	626	0.0123	505	505	375	318		
C-0.81-3.23	44.0	500	463	110	84	375	426	0.88	0.81	48.6	626	0.0123	505	505	375	292		
D-1.08-2.15	48.2	500	463	110	61	500	427	1.17	1.08	40.5	626	0.0123	505	505	375	256		
D-1.08-3.23	44.1	500	463	110	61	500	427	1.17	1.08	40.5	626	0.0123	505	505	375	242		
D-1.08-4.30	46.8	500	463	110	61	500	427	1.17	1.08	40.5	626	0.0123	505	505	375	251		
D-1.08-5.38	48.0	500	463	110	61	500	427	1.17	1.08	40.5	626	0.0123	505	505	375	255		
E-1.62-3.23	50.6	500	463	110	42	750	426	1.76	1.62	29.6	626	0.0123	505	505	375	204		
B-0.54-2.15	56.0	500	463	110	132	250	424	0.59	0.54	59.5	626	0.0123	505	505	375	429		
LM2-2	28.8	600	500	140	150	500	408	1.23	1	39.2	3040	0.0434	570	552	552	518	文獻 40	
MM2-2	51.9	600	500	140	150	500	408	1.23	1	39.2	3040	0.0434	570	552	552	756		
HM1-2	85.0	600	500	140	150	500	408	1.23	1	39.2	3040	0.0434	570	552	552	994		
HS2-3	79.4	600	500	140	150	250	459	0.54	0.5	61.4	3040	0.0434	570	552	552	1266		
HM2-1A	85.1	600	500	140	150	500	408	1.23	1	39.2	3040	0.0434	570	552	552	943		
HS2-1A	77.4	600	500	140	150	250	459	0.54	0.5	61.4	3040	0.0434	570	552	552	1336		
HS2-2A	79.0	600	500	140	150	250	459	0.54	0.5	61.4	3040	0.0434	570	552	552	1356		
HS2-3A	81	600	500	140	150	250	459	0.54	0.5	61.4	3040	0.0434	570	552	552	1399		
N42A2	23.7	560	500	130	124	425	440	0.97	0.85	46.0	1014	0.0156	471	414	414	318		
N42B2	23.7	560	500	130	124	425	440	0.97	0.85	46.0	1014	0.0156	471	414	414	422		
N42C2	23.7	560	500	130	124	425	440	0.97	0.85	46.0	1014	0.0156	471	414	414	400		
H4100	49.1	560	500	130	211	250	440	0.57	0.5	60.4	1014	0.0156	471	414	414	719		
H41A2 (1)	49.1	560	500	130	211	250	440	0.57	0.5	60.4	1014	0.0156	471	414	414	799		
H41B2	49.1	560	500	130	211	250	440	0.57	0.5	60.4	1014	0.0156	471	414	414	791		
H41C2	49.1	560	500	130	211	250	440	0.57	0.5	60.4	1014	0.0156	471	414	414	794		
H4200	49.1	560	500	130	124	425	440	0.97	0.85	46.0	1014	0.0156	471	414	414	449		
H42A2 (1)	49.1	560	500	130	124	425	440	0.97	0.85	46.0	1014	0.0156	471	414	414	547		
H42B2 (1)	49.1	560	500	130	124	425	440	0.97	0.85	46.0	1014	0.0156	471	414	414	500		
H42C2 (1)	49.1	560	500	130	124	425	440	0.97	0.85	46.0	1014	0.0156	471	414	414	471		
H4300	49.1	560	500	130	84	625	440	1.42	1.25	35.1	1014	0.0156	471	414	414	378		
H43A2 (1)	49.1	560	500	130	84	625	440	1.42	1.25	35.1	1014	0.0156	471	414	414	389		
H43B2	49.1	560	500	130	84	625	440	1.42	1.25	35.1	1014	0.0156	471	414	414	427		
H43C2	49.1	560	500	130	84	625	440	1.42	1.25	35.1	1014	0.0156	471	414	414	451		
H4500	49.1	560	500	130	53	1000	440	2.27	2	23.7	1014	0.0156	471	414	414	226		
H45A2	49.1	560	500	130	53	1000	440	2.27	2	23.7	1014	0.0156	471	414	414	236		
H45B2	49.1	560	500	130	53	1000	440	2.27	2	23.7	1014	0.0156	471	414	414	266		
H45C2	49.1	560	500	130	53	1000	440	2.27	2	23.7	1014	0.0156	471	414	414	264		
H41A0	50.7	560	500	120	211	250	440	0.57	0.5	60.4	774	0.0129	471	414	414	389		
H41A1	50.7	560	500	120	211	250	440	0.57	0.5	60.4	774	0.0129	471	414	414	446		
H41A2 (2)	50.7	560	500	120	211	250	440	0.57	0.5	60.4	774	0.0129	471	414	414	549		
H41A3	50.7	560	500	120	211	250	440	0.57	0.5	60.4	774	0.0129	471	414	414	509		
H42A2 (2)	50.7	560	500	120	124	425	440	0.97	0.85	46.0	774	0.0129	471	414	414	439		
H42B2 (2)	50.7	560	500	120	124	425	440	0.97	0.85	46.0	774	0.0129	471	414	414	404		
H42C2 (2)	50.7	560	500	120	124	425	440	0.97	0.85	46.0	774	0.0129	471	414	414	419		
H43A0	50.7	560	500	120	84	625	440	1.42	1.25	35.1	774	0.0129	471	414	414	239		
H43A1	50.7	560	500	120	84	625	440	1.42	1.25	35.1	774	0.0129	471	414	414	292		
H43A2 (2)	50.7	560	500	120	84	625	440	1.42	1.25	35.1	774	0.0129	471	414	414	310		

表 1 實際試驗數據 (續)

No.	f'_c (MPa)	H (mm)	d (mm)	b (mm)	lb (mm)	a (mm)	z (mm)	a/z	a/d	θ	A_s	ρ	f_y (MPa)	f_{yh} (MPa)	f_{yv} (MPa)	V_u (kN)	資料來源	
H43A3	50.7	560	500	120	84	625	440	1.42	1.25	35.1	774	0.0129	471	414	414	326	文獻 41	
H45A2 (2)	50.7	560	500	120	53	1000	440	2.27	2	23.7	774	0.0129	471	414	414	185		
U41A0	73.6	560	500	120	211	250	440	0.57	0.5	60.4	774	0.0129	471	414	414	491		
U41A1	73.6	560	500	120	211	250	440	0.57	0.5	60.4	774	0.0129	471	414	414	607		
U41A2	73.6	560	500	120	211	250	440	0.57	0.5	60.4	774	0.0129	471	414	414	614		
U41A3	73.6	560	500	120	211	250	440	0.57	0.5	60.4	774	0.0129	471	414	414	612		
U42A2	73.6	560	500	120	124	425	440	0.97	0.85	46.0	774	0.0129	471	414	414	468		
U42B2	73.6	560	500	120	124	425	440	0.97	0.85	46.0	774	0.0129	471	414	414	460		
U43A1	73.6	560	500	120	84	625	440	1.42	1.25	35.1	774	0.0129	471	414	414	347		
U43A2	73.6	560	500	120	84	625	440	1.42	1.25	35.1	774	0.0129	471	414	414	379		
U43A3	73.6	560	500	120	84	625	440	1.42	1.25	35.1	774	0.0129	471	414	414	373		
U45A2	73.6	560	500	120	53	1000	440	2.27	2	23.7	774	0.0129	471	414	414	239		
N33A2	23.7	560	500	130	84	625	440	1.42	1.25	35.1	1014	0.0156	471	414	414	256		
N43A2	23.7	560	500	130	84	625	440	1.42	1.25	35.1	1014	0.0156	471	414	414	285		
N53A2	23.7	560	500	130	84	625	440	1.42	1.25	35.1	1014	0.0156	471	414	414	232		
H31A2	49.1	560	500	130	211	250	440	0.57	0.5	60.4	1014	0.0156	471	414	414	835		
H32A2	49.1	560	500	130	124	425	440	0.97	0.85	46.0	1014	0.0156	471	414	414	593		
H33A2	49.1	560	500	130	84	625	440	1.42	1.25	35.1	1014	0.0156	471	414	414	423		
H51A2	49.1	560	500	130	211	250	440	0.57	0.5	60.4	1014	0.0156	471	414	414	786		
H52A2	49.1	560	500	130	124	425	440	0.97	0.85	46.0	1014	0.0156	471	414	414	636		
H53A2	49.1	560	500	130	84	625	440	1.42	1.25	35.1	1014	0.0156	471	414	414	406		
1A3-11	18.0	343	305	98	102	305	279	1.09	1	40.3	600	0.0194	479	460	460	148		文獻 42
1A4-12	16.1	343	305	98	102	305	279	1.09	1	40.2	600	0.0194	479	460	460	141		
1A4-51	20.6	343	305	98	102	305	279	1.09	1	40.4	600	0.0194	479	460	460	171		
1A6-37	21.0	343	305	98	102	305	279	1.09	1	40.5	600	0.0194	479	460	460	184		
2A1-38	21.7	343	305	98	102	305	279	1.09	1	40.5	600	0.0194	479	460	460	174		
2A3-39	19.8	343	305	98	102	305	279	1.09	1	40.4	600	0.0194	479	460	460	171		
2A4-40	20.3	343	305	98	102	305	279	1.09	1	40.4	600	0.0194	479	460	460	172		
2A6-41	19.1	343	305	98	102	305	279	1.09	1	40.4	600	0.0194	479	460	460	162		
3A1-42	18.4	343	305	98	102	305	279	1.09	1	40.3	600	0.0194	479	460	460	161		
3A3-43	19.2	343	305	98	102	305	279	1.09	1	40.4	600	0.0194	479	460	460	173		
3A4-45	20.8	343	305	98	102	305	279	1.09	1	40.5	600	0.0194	479	460	460	179		
3A6-46	19.9	343	305	98	102	305	279	1.09	1	40.4	600	0.0194	479	460	460	168		
1B1-01	22.1	343	304	98	102	368	279	1.32	1.21	35.3	600	0.0194	479	460	460	147		
1B3-29	20.1	343	304	98	102	368	279	1.32	1.21	35.2	600	0.0194	479	460	460	144		
1B4-40	20.8	343	304	98	102	368	279	1.32	1.21	35.2	600	0.0194	479	460	460	140		
1B6-31	19.5	343	304	98	102	368	279	1.32	1.21	35.2	600	0.0194	479	460	460	153		
2B1-05	19.2	343	304	98	102	368	279	1.32	1.21	35.1	600	0.0194	479	460	460	129		
2B3-06	19.0	343	304	98	102	368	279	1.32	1.21	35.1	600	0.0194	479	460	460	131		
2B4-07	17.5	343	304	98	102	368	279	1.32	1.21	35.1	600	0.0194	479	460	460	126		
2B4-52	21.8	343	304	98	102	368	279	1.32	1.21	35.2	600	0.0194	479	460	460	150		
2B6-32	19.8	343	304	98	102	368	279	1.32	1.21	35.2	600	0.0194	479	460	460	145		
3B1-08	16.2	343	304	98	102	368	279	1.32	1.21	35.0	600	0.0194	479	460	460	130		
3B1-36	20.4	343	304	98	102	368	279	1.32	1.21	35.2	600	0.0194	479	460	460	159		
3B3-33	19.0	343	304	98	102	368	279	1.32	1.21	35.1	600	0.0194	479	460	460	159		
4B1-09	17.0	343	304	98	102	368	279	1.32	1.21	35.0	600	0.0194	479	460	460	153		
1C1-14	19.2	343	305	98	102	457	279	1.64	1.5	29.6	600	0.0194	486	460	460	119		
1C1-02	21.9	343	305	98	102	457	279	1.64	1.5	29.7	600	0.0194	486	460	460	123		
1C4-15	22.7	343	305	98	102	457	279	1.64	1.5	29.7	600	0.0194	486	460	460	131		
1C6-16	21.8	343	305	98	102	457	279	1.64	1.5	29.7	600	0.0194	486	460	460	122		
2C1-17	19.9	343	305	98	102	457	279	1.64	1.5	29.6	600	0.0194	486	460	460	124		
2C3-27	19.3	343	305	98	102	457	279	1.64	1.5	29.6	600	0.0194	486	460	460	115		
2C4-18	20.4	343	305	98	102	457	279	1.64	1.5	29.6	600	0.0194	486	460	460	125		
3C1-19	20.8	343	305	98	102	457	279	1.64	1.5	29.6	600	0.0194	486	460	460	124		
3C1-20	21.0	343	305	98	102	457	279	1.64	1.5	29.6	600	0.0194	486	460	460	141		
3C3-21	16.6	343	305	98	102	457	279	1.64	1.5	29.4	600	0.0194	486	460	460	125		
3C4-22	18.3	343	305	98	102	457	279	1.64	1.5	29.5	600	0.0194	486	460	460	128		
3C6-23	19.0	343	305	98	102	457	279	1.64	1.5	29.5	600	0.0194	486	460	460	137		
4C1-24	19.6	343	305	98	102	457	279	1.64	1.5	29.6	600	0.0194	486	460	460	147		
4C3-04	18.6	343	305	98	102	457	279	1.64	1.5	29.5	600	0.0194	486	460	460	129		
4C3-28	19.2	343	305	98	102	457	279	1.64	1.5	29.6	600	0.0194	486	460	460	152		
4C4-25	18.5	343	305	98	102	457	279	1.64	1.5	29.5	600	0.0194	486	460	460	153		
4C6-26	21.2	343	305	98	102	457	279	1.64	1.5	29.6	600	0.0194	486	460	460	159		

表 2 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)	16.1	85.1
a = 剪力跨度 (單位: mm)	200	1750
z = 節點中心到構件縱軸間之垂直距離 (單位: mm)	279	1075
H = 構件之整體深度 (單位: mm)	343	1000
b = 深梁寬度 (單位: mm)	98	170
d = 深梁有效深度 (單位: mm)	304	900
lb = 支承版深度 (單位: mm)	42	211
θ = 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 = 深梁主拉力筋總鋼筋量 (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_u = RC 深梁極限剪力強度 (單位: MPa)	115	1399

表 3 類神經網路模式之架構

ANN 模式編號	使用參數		神經元數目		
	輸入參數	輸出參數	輸入層	隱藏層	輸出層
MLP-15-3-1	$f'_c, H, d, b, lb, a, z, a/z, a/d, \theta, A_s, \rho, f_y, f_{yh}, f_{yv}$	V_u	15	3	1
MLP-14-5-1	$f'_c, H, b, lb, a, z, a/z, a/d, \theta, A_s, \rho, f_y, f_{yh}, f_{yv}$	V_u	14	5	1
MLP-13-4-1	$f'_c, b, lb, a, z, a/z, a/d, \theta, A_s, \rho, f_y, f_{yh}, f_{yv}$	V_u	13	4	1
MLP-12-5-1	$f'_c, b, lb, z, a/z, a/d, \theta, A_s, \rho, f_y, f_{yh}, f_{yv}$	V_u	12	5	1
MLP-11-5-1	$f'_c, b, lb, a/z, a/d, \theta, A_s, \rho, f_y, f_{yh}, f_{yv}$	V_u	11	5	1
MLP-10-6-1	$f'_c, b, lb, a/z, a/d, \theta, A_s, \rho, f_{yh}, f_{yv}$	V_u	10	6	1
MLP-9-8-1	$f'_c, b, lb, a/d, \theta, A_s, \rho, f_{yh}, f_{yv}$	V_u	9	8	1
MLP-8-6-1	$f'_c, b, lb, \theta, A_s, \rho, f_{yh}, f_{yv}$	V_u	8	6	1
MLP-7-9-1	$f'_c, b, \theta, A_s, \rho, f_{yh}, f_{yv}$	V_u	7	9	1
MLP-6-5-1	$f'_c, b, \theta, A_s, \rho, f_{yv}$	V_u	6	5	1
MLP-5-8-1	$f'_c, b, \theta, \rho, f_{yv}$	V_u	5	8	1
MLP-4-4-1	f'_c, b, θ, ρ	V_u	4	4	1
MLP-3-8-1	f'_c, b, θ	V_u	3	8	1
MLP-2-5-1	b, θ	V_u	2	5	1

表 4 類神經網路模式之輸入參數敏感度等級

ANN 模式編號	輸入參數敏感度等級														
	f'_c	H	d	b	lb	a	z	a/z	a/d	θ	A_s	ρ	f_y	f_{yh}	f_{yv}
MLP-15-3-1	2	11	15	3	8	13	4	7	10	6	12	5	1	14	9
MLP-14-5-1	2	14	-	5	7	8	13	3	6	9	1	4	12	10	11
MLP-13-4-1	1	-	-	3	2	13	11	4	7	6	9	8	10	5	12
MLP-12-5-1	1	-	-	3	6	-	12	9	5	2	4	11	8	10	7
MLP-11-5-1	1	-	-	2	4	-	9	10	6	3	8	11	7	5	
MLP-10-6-1	2	-	-	6	3	-	10	4	1	8	9	-	5	7	
MLP-9-8-1	2	-	-	4	3	-	9	1	6	8	-	5	7		
MLP-8-6-1	4	-	-	1	8	-	-	-	2	3	6	-	5	7	
MLP-7-9-1	4	-	-	2	-	-	-	-	1	5	6	-	7	3	
MLP-6-5-1	5	-	-	1	-	-	-	-	4	6	3	-	-	2	
MLP-5-8-1	3	-	-	1	-	-	-	-	2	-	4	-	-	5	
MLP-4-4-1	3	-	-	1	-	-	-	-	2	-	4	-	-	-	
MLP-3-8-1	3	-	-	1	-	-	-	-	2	-	-	-	-	-	
MLP-2-5-1	-	-	-	1	-	-	-	-	2	-	-	-	-	-	

表 5 類神經網路模式之相關係數及誤差均方根

ANN 模式	相關係數 (r)			誤差均方根 (RMSE, 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-15-3-1	0.9843	0.9940	0.9902	42.5	34.2	39.9
MLP-14-5-1	0.9835	0.9919	0.9898	43.6	39.2	41.9
MLP-13-4-1	0.9852	0.9902	0.9910	41.3	43.8	43.2
MLP-12-5-1	0.9839	0.9909	0.9900	43.0	42.2	43.6
MLP-11-5-1	0.9845	0.9909	0.9893	42.3	42.2	42.0
MLP-10-6-1	0.9831	0.9918	0.9916	44.1	40.2	40.3
MLP-9-8-1	0.9850	0.9912	0.9913	41.5	41.6	41.1
MLP-8-6-1	0.9844	0.9932	0.9892	42.4	36.4	44.7
MLP-7-9-1	0.9832	0.9892	0.9914	44.0	45.8	42.0
MLP-6-5-1	0.9841	0.9919	0.9890	42.8	39.8	46.3
MLP-5-8-1	0.9834	0.9896	0.9918	43.7	44.9	40.5
MLP-4-4-1	0.9812	0.9920	0.9902	46.5	40.6	44.2
MLP-3-8-1	0.9740	0.9918	0.9764	54.6	41.3	58.6
MLP-2-5-1	0.9671	0.9465	0.9764	61.3	101.0	61.5

表 6 K-fold 各模式之相關係數及誤差均方根

5 次迭代之 ANN 模式	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
K-1: MLP-15-6-1	0.9873	0.9928	0.9841	38.1	40.8	50.7
K-2: MLP-15-4-1	0.9870	0.9891	0.9903	41.5	31.5	47.8
K-3: MLP-15-13-1	0.9903	0.9773	0.9910	41.9	46.9	33.6
K-4: MLP-15-3-1	0.9880	0.9880	0.9745	43.5	44.4	49.5
K-5: MLP-15-5-1	0.9870	0.9800	0.9880	40.4	56.3	45.6
最大值	0.9903	0.9928	0.9910	43.5	56.3	50.7
最小值	0.9870	0.9773	0.9745	38.1	31.5	33.6
總平均值	0.9879	0.9854	0.9856	41.1	44.0	45.4

表 7 K-fold 各模式之輸入參數敏感度等級

5 次迭代之 ANN 模式編號	輸入參數敏感度等級														
	f'_c	H	d	b	lb	a	z	a/z	a/d	θ	A_s	ρ	f_y	f_{yh}	f_{yv}
K-1: MLP-15-6-1	2	12	4	1	6	8	13	7	10	9	15	3	14	11	2
K-2: MLP-15-4-1	3	5	12	2	9	13	10	1	11	8	15	14	4	7	6
K-3: MLP-15-13-1	5	15	12	4	10	2	11	9	14	1	8	13	7	3	5
K-4: MLP-15-3-1	6	2	5	1	9	15	7	13	10	12	3	4	8	14	11
K-5: MLP-15-5-1	7	2	15	1	9	6	5	10	13	8	3	11	12	14	4
敏感度數值總和	23	36	48	9	43	44	46	40	58	38	44	45	45	49	28
總體敏感度等級	2	4	13	1	7	8	12	6	15	5	8	10	10	14	3

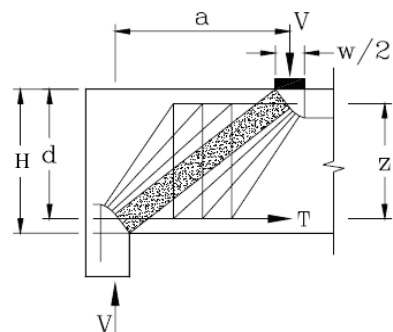


圖 4 定義 RC 深梁試驗參數之示意圖

Experiment 1	Test	Validation	Training	Training	Training
Experiment 2	Training	Test	Validation	Training	Training
Experiment 3	Training	Training	Test	Validation	Training
Experiment 4	Training	Training	Training	Test	Validation
Experiment 5	Validation	Training	Training	Training	Test
Total number of examples (5-fold partition)					

圖 5 K-fold 交叉驗證法示意圖

3.4 多元迴歸分析模式

有鑑於市面上有許多統計軟體可供迴歸分析之用，故本研究從中選用 Statistical Package for Social Science (SPSS) 軟體，以對影響 RC 深梁剪力強度的相關變數進行多元迴歸分析。經參酌表 3 之倒傳遞 ANN 分析模式，選用 14 種不同的輸入參數組合作為多元迴歸分析之自變數，而其依變數（輸出參數）為深梁剪力強度 (V_u)。再利用與 ANN 分析模式相同之範例切割方式（即 26 筆測試範例、26 筆驗證範例及 78 筆訓練範例），進行多元迴歸分析。分析過程發現，輸入參數個數為 15、14、13 及 12 時，其允差超過極限，軟體會自動縮減輸入參數，故無法建構出前述四種輸入參數之迴歸模式。至於輸入參數個數為 2 及 3 時，則是其 Durbin-Watson 檢定結果不符合規定，因而予以剔除。因此，實際 SPSS 多元迴歸之自變數個數只有 4、5、6、7、8、9、10 及 11 等八種分析模式，其迴歸模式分列如下：

$$V_u = -10484.2 + 5.8f'_c + 39.5b - 0.5lb - 237.0a/z + 367.6a/d + 16.6\theta - 1.6A_s + 74340.9\rho + 9.4f_y - 0.9f_{wyh} + 3.1f_{wyv} \quad (15)$$

$$V_u = -5125.5 + 5.8f'_c + 26.9b - 0.004lb - 311.1a/z + 491.6a/d + 15.7\theta - 1.0A_s + 761183.9\rho + 1.6f_{wyh} + 1.0f_{wyv} \quad (16)$$

$$V_u = -5019.5 + 6.0f'_c + 27.2b - 0.3lb + 107.9a/d + 16.0\theta - 1.0A_s + 66735.9\rho + 1.5f_{wyh} + 0.8f_{wyv} \quad (17)$$

$$V_u = -4844.0 + 6.3f'_c + 28.2b - 0.2lb + 11.4\theta - 1.1A_s + 69428.9\rho + 1.7f_{wyh} + 0.6f_{wyv} \quad (18)$$

$$V_u = -4764.2 + 6.3f'_c + 28.0b + 10.9\theta - 1.1A_s + 70164.9\rho + 1.7f_{wyh} + 0.4f_{wyv} \quad (19)$$

$$V_u = -2265.3 + 4.1f'_c + 13.0b + 10.7\theta - 0.3A_s + 28457.0\rho + 0.7f_{wyv} \quad (20)$$

$$V_u = -1533.5 + 3.4f'_c + 6.9b + 10.7\theta + 9975.0\rho + 0.8f_{wyv} \quad (21)$$

$$V_u = -1280.8 + 2.7f'_c + 7.5b + 10.3\theta + 13859.0\rho \quad (22)$$

在此以 SPSS-11 模式（即自變數個數為 11）為例，由深梁剪力強度之 SPSS 驗證模式摘要表（如表 8 所示）可知，選取之 11 個自變數與深梁剪力強度的多元迴歸判定係數為 0.959，調整後之判定係數為 0.955，而均方根誤差為

56.8 (kN)，Durbin-Watson 檢定值為 1.343，介於 1~2 之間，表示自變數之間並沒有自我相關的現象。此結果顯示，在 11 個自變數中，有些與依變數為正相關，有些則為負相關，合計可解釋深梁剪力強度的變異量達 95.0%。而由表 9 之變異數分析結果可知， F 檢定為 252.6，顯著性 (p-value) < 0.05，達到顯著水準。另一方面，從表 10 中得知，選取之 11 個自變數皆對依變數具有顯著的影響， t 值大部分有 5% 的顯著性。此外，未標準化係數 β 之估計值比標準化的係數大許多，值得進一步研究。在共線性統計量方面，容許度 (tolerance) 的值介於 0 與 1 間，若一個自變數的容許度太小，表示依變數與其他自變數間有共線性問題；變異數膨脹因子 (Variance Inflation Factor, 簡稱 VIF) 為容許度的倒數，VIF 值愈大，則表示變數間愈有共線性關係；如果容許度及 VIF 皆接近於 1，則依變數與自變數沒有共線性的問題。表 11 為深梁剪力強度驗證模式之殘差統計分析表，其中殘差值為觀測值與驗證值之差，殘差值愈大表示觀測值與驗證值之間的誤差也愈大，本研究之殘差平均值為 0，但最大值與最小值差異很大，代表誤差大。

3.5 分析模式之比較

為瞭解所建構 RC 深梁剪力強度之 ANN 預測模式與既有解析模式（即 ACI 318-08、SSTM 及多元迴歸）分析結果的差異，乃選擇表 3 中之 MLP-15-3-1、MLP-9-8-1 及 MLP-3-8-1 模式（分別代表輸入參數個數為多、普通及少之情況），就相關係數、誤差均方根、平均值、標準偏差及變異係數等項目進行比較。在此依據訓練範例、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 V_{pred} 與實際試驗所得的極限剪力強度 V_{exp} 繪於圖 6。理論上，資料點愈接近對角線者（即 $V_{exp}/V_{pred} = 1$ ），則其預測結果愈佳。從圖 6 可知，ACI 318-08、SSTM 及多元迴歸 (SPSS-11 及 SPSS-9) 等分析模式預測結果散佈圖分佈較廣，而 ANN 模式 (MLP-15-3-1 及 MLP-9-8-1) 者較集中於對角線。若以 r 與 RMSE 來比較，不論是訓練範例及驗證範例，還是測試範例，所選用的三個 ANN 預測模式的誤差均方根數值與相關係數數值大都優於 ACI 318-08、SSTM 及多元迴歸之分析模式（如表 12 所示）。另外，這 13 個預測模式對 V_{exp}/V_{pred} 的平均數數值 (AVE)、標準偏差 (STD) 與變異係數 (COV) 如表 13 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都優於既有的分析模式。

3.6 剪力強度之 ANN 參數與算例

由前述之分析模式比較可知，本研究所建構 RC 深梁剪力強度之 ANN 預測模式較優於既有解析模式。為方便讀者之應用，乃選擇表 3 中之 MLP-15-3-1、MLP-9-8-1 及 MLP-3-8-1 模式，分別代表輸入參數個數為多、普通及少之情況，將其重要網路參數、連結加權值及閾值列出。所建構 ANN 模式之學習速率為 0.1，而慣性因子為 0.3。以試誤法經適當的學習循環次數後，MLP-15-3-1、MLP-9-8-1 及 MLP-3-8-1 模式之隱藏層及輸出層的連結加權值和閾值分別列於表 14 ~ 16。

表 8 深梁剪力強度之 SPSS 驗證模式摘要表

模式	r	R^2	調整後之 R^2	誤差均方根 (kN)	Durbin-Watson 檢定
SPSS	0.979 ^a	0.959	0.955	56.8	1.343

^a 預測變數： $f'_c, b, lb, a/z, a/d, \theta, A_s, \rho, f_y, f_{yh}, f_{yv}$ 。

表 9 深梁剪力強度之 SPSS 驗證模式變異數分析表

變異來源	平方和	自由度	平均平方和	F 檢定	顯著性
迴歸	8951944.5	11	813813.1	252.6	0.000 ^a
殘差	380188.0	118	3221.9		
總和	9332132.5	129			

^a 預測變數： $f'_c, b, lb, a/z, a/d, \theta, A_s, \rho, f_y, f_{yh}, f_{yv}$ 。

表 10 深梁剪力強度之 SPSS 驗證模式中各變數迴歸分析表

變數	未標準化係數		標準化係數	t	顯著性	共線性統計量	
	β 之估計值	標準誤				Beta	容許度
(常數)	-10484.2	1868.160		-5.612	0.000		
f'_c	5.8	0.617	0.419	9.392	0.000	0.174	5.753
b	39.5	5.371	3.197	7.356	0.000	0.002	547.106
lb	-0.52	0.357	-0.094	-1.453	0.149	0.083	12.015
a/z	-237.0	81.476	-0.482	-2.909	0.004	0.013	79.584
a/d	367.6	118.530	0.574	3.101	0.002	0.010	99.344
θ	16.6	2.663	0.688	6.241	0.000	0.028	35.212
A_s	-1.6	0.282	-3.699	-5.833	0.000	0.001	1164.544
ρ	74340.9	10669.664	2.063	6.968	0.000	0.004	253.953
f_y	9.4	3.132	0.851	2.997	0.003	0.004	233.319
f_{yh}	-0.9	0.882	-0.127	-0.988	0.325	0.021	48.058
f_{yv}	3.1	0.834	0.472	3.683	0.000	0.021	47.549

表 11 深梁剪力強度驗證模式之殘差統計分析表

項目	最小值	最大值	平均數	標準差	個數
預測值	104.5	1303.6	378.5	263.4	130
殘差	-152.3	132.6	0.000	54.3	130
標準化預測值	-1.0	3.5	0.000	1.000	130
標準化殘差	-2.7	2.3	0.000	0.96	130

表 12 各預測模式之相關係數與誤差均方根

預測模式	相關係數 (r)			誤差均方根 (RMSE, 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
ACI 318-08	0.9622	0.9573	0.9833	91.7	122.3	89.9
SSTM	0.9437	0.9619	0.9868	86.2	116.2	59.1
SPSS-11	0.9709	0.9846	0.9886	57.3	55.3	41.3
SPSS-10	0.9693	0.9824	0.9872	58.9	59.0	43.0
SPSS-9	0.9643	0.9777	0.9910	63.5	65.9	36.2
SPSS-8	0.9646	0.9762	0.9895	63.3	68.3	38.6
SPSS-7	0.9651	0.9750	0.9898	62.9	69.8	38.2
SPSS-6	0.9597	0.9653	0.9885	67.5	81.7	40.7
SPSS-5	0.9588	0.9591	0.9874	68.1	87.9	42.7
SPSS-4	0.9621	0.9515	0.9833	65.5	95.8	49.3
MLP-15-3-1	0.9843	0.9940	0.9902	42.5	34.2	39.9
MLP-9-8-1	0.9850	0.9912	0.9913	41.5	41.6	41.1
MLP-3-8-1	0.9740	0.9918	0.9764	54.6	41.3	58.6

表 13 各預測模式 V_{exp} / V_{pred} 之平均值、標準偏差及變異係數

預測模式	V_{exp} / V_{pred} 之平均值 (AVE)			V_{exp} / V_{pred} 之標準偏差 (STD)			V_{exp} / V_{pred} 之變異係數 (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	1.4817	1.2971	1.6025	0.5081	0.3896	0.4597	0.3429	0.3003	0.2869
SSTM	1.1341	1.1910	1.1721	0.1650	0.2123	0.1597	0.1455	0.1782	0.1362
SPSS-11	1.0305	1.0007	1.0176	0.2001	0.1126	0.1692	0.1942	0.1125	0.1663
SPSS-10	1.0425	1.0144	1.0029	0.2084	0.1370	0.1528	0.1999	0.1351	0.1524
SPSS-9	1.0660	1.0071	1.0045	0.2682	0.1634	0.1842	0.2516	0.1622	0.1834
SPSS-8	1.0758	1.0093	1.0243	0.2886	0.1684	0.2382	0.2683	0.1669	0.2325
SPSS-7	1.0680	1.0076	1.0214	0.2727	0.1625	0.2284	0.2554	0.1613	0.2237
SPSS-6	1.0981	1.0136	1.0006	0.3404	0.1670	0.1824	0.3100	0.1648	0.1823
SPSS-5	1.0767	1.0013	1.0047	0.2728	0.1663	0.1834	0.2534	0.1661	0.1825
SPSS-4	1.0906	0.9944	1.0194	0.2844	0.1907	0.2123	0.2608	0.1918	0.2082
MLP-15-3-1	0.9996	1.0221	1.0044	0.1087	0.0698	0.1041	0.1088	0.0683	0.1037
MLP-9-8-1	1.0007	1.0355	1.0309	0.1103	0.0875	0.1150	0.1102	0.0845	0.1116
MLP-3-8-1	0.9636	0.1035	0.9677	0.1140	0.0946	0.1288	0.1183	0.0914	0.1331

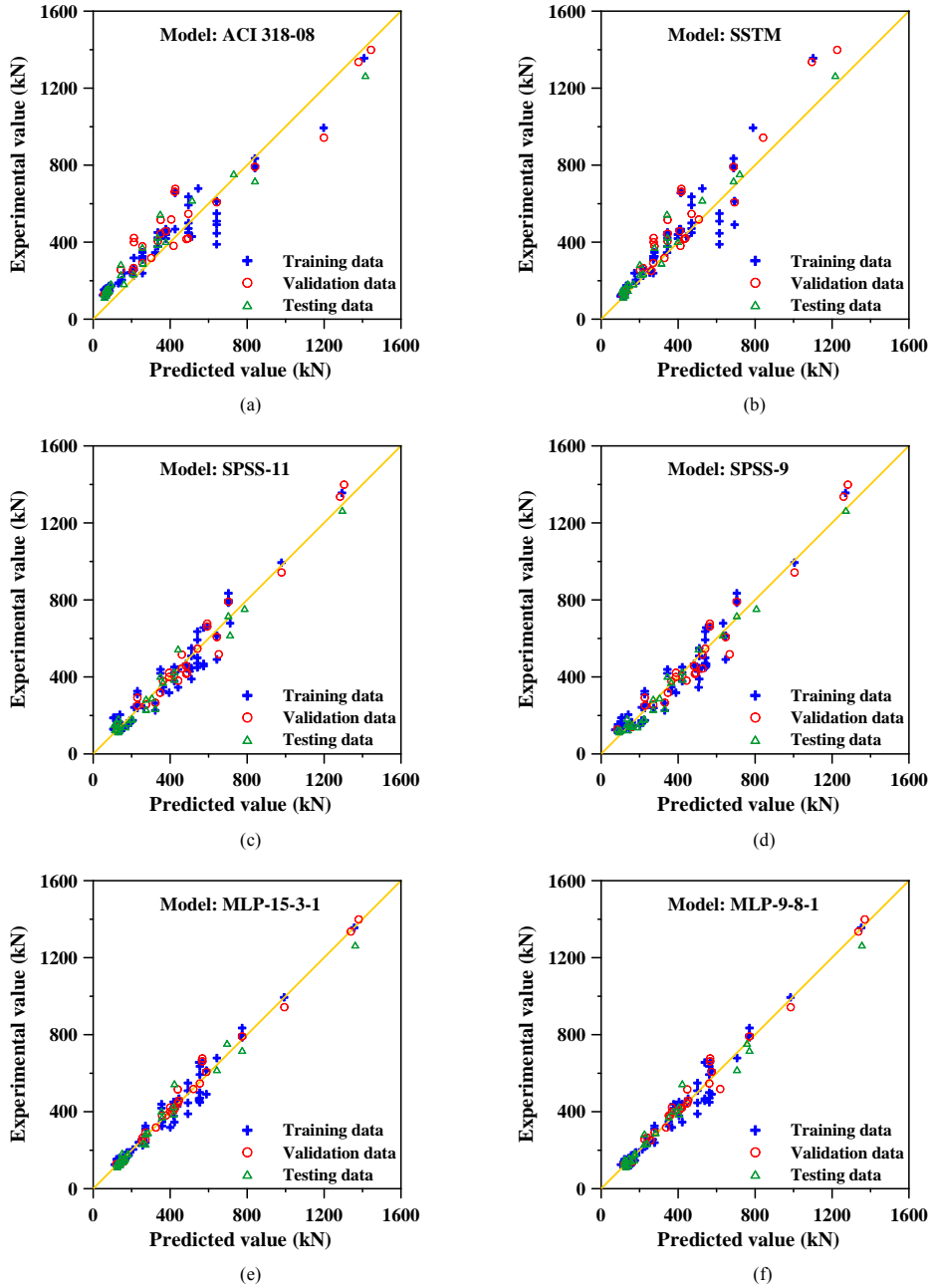


圖 6 剪力強度預測模式之預測值與試驗值散佈圖

為便於說明起見，以僅有兩個輸入參數之 ANN (MLP-2-5-1) 為例，其輸入層參數為梁寬 (b) 及壓桿傾角 (θ)，隱藏層處理單元數為 5，輸出層參數為剪力強度 (V_u)。有關 MLP-2-5-1 之各層處理單元編號、相鄰層間連結加權值符號、隱藏層及輸出層閾值符號等訊息，詳如圖 7 所示；至於經 SNN 軟體訓練所得各層連結加權值與閾值之實際值，則列於表 17。運用輸入層參數、輸入層與隱藏層間連結加權值和閾值，則隱藏層各處理單元之輸出值可分列如下：

$$H_1 = f(X_1, X_2) = \frac{1}{1 + \exp[-(W_{11} X_1 + W_{12} X_2 + \theta_1)]} \quad (23)$$

$$H_2 = f(X_1, X_2) = \frac{1}{1 + \exp[-(W_{21} X_1 + W_{22} X_2 + \theta_2)]} \quad (24)$$

$$H_3 = f(X_1, X_2) = \frac{1}{1 + \exp[-(W_{31} X_1 + W_{32} X_2 + \theta_3)]} \quad (25)$$

$$H_4 = f(X_1, X_2) = \frac{1}{1 + \exp[-(W_{41} X_1 + W_{42} X_2 + \theta_4)]} \quad (26)$$

$$H_5 = f(X_1, X_2) = \frac{1}{1 + \exp[-(W_{51} X_1 + W_{52} X_2 + \theta_5)]} \quad (27)$$

表 17 MLP-2-5-1 模式之連結加權值與閾值

項目		層別	隱藏層					輸出層
			H1	H2	H3	H4	H5	V_u
閾值			$\theta_1: 5.1922$	$\theta_2: 4.6109$	$\theta_3: 0.4994$	$\theta_4: 2.7160$	$\theta_5: -1.1342$	$\theta_6: -0.5097$
連結加權值	輸入層參數	b	$W_{11}: 7.1182$	$W_{21}: 4.8449$	$W_{31}: -1.9472$	$W_{41}: 2.5113$	$W_{51}: 0.3100$	—
		θ	$W_{12}: 0.5217$	$W_{22}: -0.5749$	$W_{32}: -0.2356$	$W_{42}: -0.1280$	$W_{52}: 0.7057$	—
	隱藏層處理單元	H1	—	—	—	—	—	$W_{11}: 3.2388$
		H2	—	—	—	—	—	$W_{12}: -4.2177$
		H3	—	—	—	—	—	$W_{13}: -1.3536$
		H4	—	—	—	—	—	$W_{14}: -1.7755$
H5	—	—	—	—	—	$W_{15}: 0.1653$		

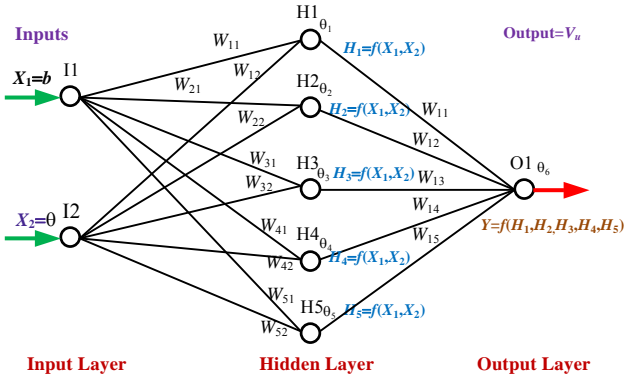


圖 7 MLP-2-5-1 模式之架構

式(23)中， H_1 為隱藏層處理單元 H1 之輸出值； f 為轉換函數 (SNN 軟體內定為 logistic function)； X_1 、 X_2 分別為輸入層參數 b 及 θ ； W_{11} 、 W_{12} 分別為隱藏層處理單元 H1 與輸入層處理單元 I1、I2 間之連結加權值； θ_1 為隱藏層處理單元 H1 之閾值。同樣地，可瞭解式(24) ~ 式(27)中各符號所代表之意義。至於輸出層處理單元 O1 之輸出值，SNN 軟體則依下式計算之：

$$Y = W_{11} H_1 + W_{12} H_2 + W_{13} H_3 + W_{14} H_4 + W_{15} H_5 + \theta_6 \quad (28)$$

式(28)中， $W_{11} \sim W_{15}$ 分別為輸出層處理單元 O1 與隱藏層處理單元 H1 ~ H5 間之連結加權值； θ_6 為輸出層處理單元 O1 之閾值。在建構 ANN 時，SNN 軟體已先將輸出入參數予以尺度化，故必須以尺度化資料代入前述各式，再透過反尺度化 (De-scaling) 將 ANN 推論得到的輸出值映射回真實尺度，即可求得 RC 深梁剪力強度之預測值。

四、結論與建議

4.1 結論

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 深梁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 深梁剪力強度之多層倒傳遞 ANN 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 深梁的剪力強度。依 ANN 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-15-3-1 為較佳模式。

3. 所建構 RC 深梁剪力強度之多層倒傳遞 ANN 分析模式可有效評估 RC 深梁之極限剪力強度，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、軟化壓拉桿分析模式及多元迴歸分析模式。

4.2 建議

本文主要應用 ANN 預測 RC 深梁的剪力強度，前述分析模式之比較已印證其預測結果頗具準確性。然而，鋼筋混凝土構件在極限承力狀態時，除強度之外，其破壞模式及韌性亦甚為重要。就 RC 深梁而言，其破壞模式涵蓋節點破壞、壓桿及拉桿破壞。準此，除利用 ANN 在「預測」方面之優異功能求得 RC 深梁剪力強度之外，還可充分應用其在「診斷」方面之功能，藉以建構提供 RC 深梁破壞模式及韌性資訊之 ANN 模式。因此，建議後續研究可廣為蒐集包含 RC 深梁破壞模式及韌性等資料之實驗結果，以建構評估 RC 深梁破壞模式及韌性資訊之 ANN 模式。

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，「鋼筋混凝土梁開樁端之抗剪強度評估」，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. Ellis, G.W., Yao, C., Zhao, R., and Penumadu, D., "Stress-strain modelling of sands using artificial neural networks," *Journal of Geotechnical & Geoenvironmental Engineering*, ASCE, Vol. 121, No. 5, pp. 429-435 (1995).
6. Cal, Y., "Soil classification by neural-network," *Advances in Engineering Software*, Vol. 22, No. 2, pp. 95-97 (1995).
7. Jeng, D.S., Lee, T.L., and Lin, C., "Application of artificial neural networks in assessment of Chi-Chi earthquake-induced liquefaction," *Asian Journal of Information Technology*, Vol. 2, No. 3, pp. 190-198 (2003).
8. French, M.N., Krajewski, W.F., and Cuykendall, R.R.,

- “Rainfall forecasting in space and time using a neural network,” *Journal of Hydrology*, Vol. 137, pp. 1–31 (1992).
9. Maier, H.R. and Dandy, G.C., “Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: A review of modelling issues and applications,” *Environmental Modelling and Software*, Vol. 15, pp. 101–124 (2000).
 10. Lou, Z., Gunaratne, M., Lu, J.J., and Dietrich, B., “Application of a neural network model to forecast short-term pavement crack condition: Florida case study,” *Journal of Infrastructure Systems*, Vol. 7, No. 4, pp. 166–174 (2001).
 11. Lee, B.J. and Lee, H., “Position invariant neural network for digital pavement crack analysis,” *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, Vol. 12, No. 2, pp. 105–108 (2004).
 12. Fwa, T.F. and Chan, W.T., “Priority rating of highway needs by neural networks,” *Journal of Transportation Engineering*, Vol. 119, No. 3, pp. 419–432 (1993).
 13. Tsai, C.P. and Lee, T.L., “Back-propagation neural network in tidal level forecasting,” *Journal of Waterway, Port, Coastal and Ocean Engineering*, ASCE, Vol. 12, No. 4, pp. 195–202 (1999).
 14. Srinivas, V., Ramanjaneyulu, K., Sukhesh, K.K., Saptarshi, S., and Gopalakrishnan, S., “Automated grillage analysis of continuous span I- and T-girder bridges,” *Journal of Structural Engineering*, Vol. 31, No. 2, pp. 101–110 (2004).
 15. Hong, N.K., Chang, S.P., and Lee, S.C., “Development of ANN-based preliminary structural design systems for cable-stayed bridges,” *Advances in Engineering Software*, Vol. 33, pp. 85–96 (2002).
 16. Sanad, A. and Saka, M.P., “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).
 17. Tang, C.W., “Using radial basis function neural networks to model torsional strength of reinforced concrete beams,” *Computers & Concrete*, Vol. 3, No. 5, pp. 335–355 (2006).
 18. Elkordy, M.F., Chang, K.C., and Lee, G.C., “A structural damage neural network monitoring system,” *Microcomputers in Civil Engineering*, Vol. 9, pp. 83–96 (1994).
 19. Hajela, P. and Berke, L., “Neural network in structural analysis and design: An overview,” *Computer Systems Engineering*, Vol. 3, pp. 525–538 (1992).
 20. Hadi, M.N.S., “Neural networks applications in concrete structures,” *Computers and Structures*, Vol. 81, pp. 373–381 (2003).
 21. Cladera, A. and Mari, A.R., “Shear design procedure for reinforced normal and high-strength concrete beams using artificial neural networks, Part I: Beams without stirrups,” *Engineering Structures*, Vol. 26, pp. 917–926 (2004).
 22. Cladera, A. and Mari, A.R., “Shear design procedure for reinforced normal and high-strength concrete beams using artificial neural networks, Part II: Beams with stirrups,” *Engineering Structures*, Vol. 26, pp. 927–936 (2004).
 23. 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).
 24. 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).
 25. 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).
 26. 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).
 27. Tang, C.W., Lin, Y., and Kuo, S.F., “Investigation on correlation between pulse velocity and compressive strength of concrete using ANNs,” *Computers & Concrete*, Vol. 4, No. 6, pp. 437–456 (2007).
 28. Dias, W.P.S. and Pooliyadda, S.P., “Neural networks for predicting properties of concretes with admixtures,” *Construction and Building Materials*, Vol. 15, pp. 371–379 (2001).
 29. Lee, S.C., “Prediction of concrete strength using artificial neural networks,” *Engineering Structures*, Vol. 25, pp. 849–857 (2003).
 30. 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 (2000).
 31. Hwang, S.J., Lu, W.Y., and Lee, H.J., “Shear strength prediction for deep beams,” *ACI Structural Journal*, Vol. 97, No. 3, pp. 367–376 (2000).
 32. 連建民, 「跨深比較大的鋼筋混凝土深梁之行為」, 國立台灣科技大學營建工程系碩士論文 (2005)。
 33. Welstead, S.T., *Neural Network and Fuzzy Logic Applications in C/C++*, John Wiley & Sons, New York (1994).
 34. Zurada, L., *Introduction to Artificial Neural Systems*, West Publ. Co., U.S.A. (1992).
 35. Fausset, L., *Fundamental of Neural Networks*, Prentia Hall (1994).
 36. Yeh, I.C., *Application of Neural Network*, Ru-Lin Companies, Inc., Taipei (1997).
 37. Dayhoff, J., *Neural Networks Architecture*, Van Nostrand Reinhold, New York (1990).
 38. *STATISTICA Neural Networks Release 4.0*, StatSoft, Inc., U.S.A.
 39. 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).
 40. 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).
 41. 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).
 42. Smith, K.N. and Vantsiotis, A.S., “Shear strength of deep beams,” *ACI Journal*, Vol. 79, No. 9, pp. 458–468, September (1977).
 43. Vapnik, V., *Statistical Learning Theory*, John Wiley, New York (1998).

98年12月21日	收稿
99年7月13日	修改
99年8月11日	接受