



# 應用模型參數識別及類神經網路 於結構健康診斷

林子剛／國立交通大學土木工程研究所結構工程組 副教授

張家銘／國立臺灣大學土木工程研究所結構工程組 助理教授

張至維／國立交通大學土木工程研究所結構工程組 碩士研究生

近年來結構健康診斷運用於實務工程上已經進入成熟階段，利用相關理論研究判定出結構物的破壞位置及損壞程度，甚至是損壞構件的殘餘性能，因此本文提出了一種新型結構健康監測方針，根據人工智慧的神經網絡系統去做整合與開發。本研究根據環境擾動下所識別的模態特性結果得到實驗之數值模型，並建立此神經網絡模型。首先利用隨機子空間系統識別推導出健康結構的自然頻率和模態振型，再根據結果推行出此結構的簡易模型，進而改變樓層勁度來建構各種損傷模式，最後依照這些損傷模式的模態參數來訓練神經網絡，提出一項全新的結構健康監測技術。在發生重要事件（例如地震）之後，即可使用該神經網絡系統來估計此結構之損傷模式。在這項研究中，我們執行了三組不同之損傷情況來做驗證，其中包含單層和多層損壞的七層樓建物，以評估所提出的結構健康監測策略之性能表現。此外，本研究利用地震模擬振動台進行縮尺化雙塔模型實驗，輸入地震歷時及白噪音事件進行振動試驗，將弱斜撐桿件安裝在指定樓層形成結構物之軟弱層，隨後根據隨機子空間系統辨識所得到結構的模態特性，建立初始結構物的簡化模型。經過地震事件之後，透過神經網絡模型進行結構物損傷檢測，判斷損傷位置和破壞程度。因此，此研究所提出之新穎整合系統對於識別的模態特性與類神經網絡技術相對精確且可靠，將會是一套相當有效及具實用性的結構健康診斷系統。

## 簡介

結構設施的性能會因為反覆的自然危害而降低或失去原有之表現，因此近年來學者利用非破壞檢測方法或以振動分析進行結構健康監測，並與健康狀況下的結構物相比，觀察結構的變化行為來判斷結果可能會惡化結構之性能。而運用模態分析<sup>[1,2]</sup>可以獲得結構動力特性（即自然頻率，阻尼和振態），進而比較相對變化判斷結構損傷。儘管結構中存在的變化可以識別，但結構完整性的程度是仍然未知的。

建立結構模型的過程中，系統識別技術扮演著重

要的角色。如前所述，模態特性通常用於推衍或更新結構模型，而模態特性可以隨著系統識別經由模態分析來獲得。對於現實生活應用，由於輸入訊號之不可預測，系統識別應以隨機的方式進行處理。在時間域上，Van Overschee 與 De Moor<sup>[3]</sup>在1991年提出的隨機子空間系統識別是最廣為接受的方法之一，此方法利用延伸可觀測性來推導模態參數。此外，1999年Peeters和De Roeck<sup>[4]</sup>進一步研究SSI方法以提高計算效率。Peeters和De Roeck<sup>[5]</sup>在2001年更提出了SSI的穩態圖來提高識別結果的精確性。爾後諸多研究人員也採用類似的方

法來探究環境振動下結構的模態特性 [6-10]。上述研究結果顯示，結構之自然頻率和模態振形可成功地獲取，特別是在低階模態方面能夠擁有精準的識別成果。

勁度折減的結構破壞將會導致模態特性的變化，因此透過觀察自然頻率可以輕易地判斷出此類型之損壞。然而經由觀察自然頻率無法得知損害的位置和損壞程度。Hartmann 和 Smarsly [11] 提出了自動化的 SHM 系統，其中使用 AI 的專家系統進行評估分析。Ko 和 Ni [12] 使用神經網路與支持向量機模型將環境溫度及自然頻率作相關學習演算法。若以模態特性反推結構中某構件之勁度折減，此方法是相當具有挑戰性的，以此之故科學家開始利用人工智慧 (AI) 開發損傷檢測理論；例如 Okafor 等人 [13] 將模態頻率的變化整合到神經網路模型中，以診斷疊層組合樑的損傷，而 Luo 和 Hanagud [14] 利用損傷模式及頻率響應函數之關係建立神經網路模型，並對組合樑進行破壞檢測。上述模型中的自然頻率可藉由 SHM 評估進行校正與訓練。Madani 和 Ulieru [15] 提出了 AI 代理架構的電子橋樑監控系統，經由橋樑本體獲取訊息並自動生成決策實行結構健康診斷。所有應用程序構建了信息與損害關係，其中包括作為輸入的測量資料及作為輸出的損壞類別，此系統將搜索資料庫中的最佳解答，同時解決了自古以來的不可逆問題。

本研究中開發了一種以人工智慧為基礎的結構健康監測系統，評估結構體在樓層位置和破壞程度方面的損害。由結果可以得知，此 SHM 系統結合 AI 技術利用不同級別的折減勁度模擬結構損傷，成功地偵測與預測數據集對應的損傷位置和破壞樓層。此外，經過系統診斷的勁度折減可以更新簡化模型，它能描述結構的動態行為並且預測整體結構的殘餘性能。

### SHM 系統

SHM 系統之流程圖如圖 1 所示。以下將簡單闡述 SSI 與 ANN 的基本理論以及診斷方針。

### 隨機子空間識別 (SSI)

考慮一個  $n_1$  維自由度之物理系統，該物理系統由透過彈簧及阻尼連接之質量組成，由下式表示：

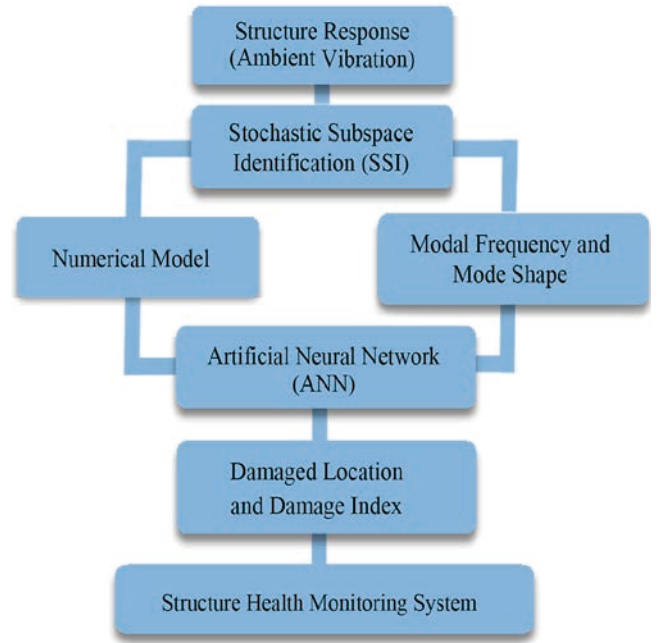


圖 1 SHM 系統流程圖

$$M\ddot{x}(t) + C\dot{x}(t) + Kx(t) = f(t) = B_1u(t) \quad (1)$$

其中  $x(t) \in R^n$  為在連續時間  $t$  時之位移向量； $M, C_1, K \in R^{n_1 \times n_1}$  為質量、阻尼及勁度矩陣；在時間函數上的點表示為時間之導數； $f(t) \in R^n$  為激發力，可用  $u(t) \in R^{m \times 1}$  向量與轉換矩陣  $B_1 \in R^{n_1 \times m}$  表示，亦即  $m$  個輸入的  $u(t) \in R^{m \times 1}$  向量根據轉換矩陣  $B_1 \in R^{n_1 \times m}$  所指定的自由度施加於該物理系統上。而輸出向量  $y(t) \in R^{1 \times 1}$  可定義為：

$$y(t) = C_a\ddot{x}(t) + C_v\dot{x}(t) + C_d x(t) \quad (2)$$

其中  $C_a, C_v$  及  $C_d \in R^{1 \times n_1}$  為加速度、速度及位移之輸出矩陣。而  $y(t)$  輸出向量為狀態空間之狀態及輸入向量相關式

$$y(t) = Cs(t) + Du(t) \quad (3)$$

其中  $s(t) = \begin{bmatrix} x(t) \\ \dot{x}(t) \end{bmatrix}$ ； $C = [C_d - C_a M^{-1}K \quad C_v - C_a M^{-1}C_1]$  為輸出矩陣； $D = C_a M^{-1}B_1$  前饋矩陣。式 (2) 與 (3) 為表示離散時間狀態空間模型。

$$\begin{aligned} s_{k+1} &= As_k + Bu_k \\ y_k &= Cs_k + Du_k \end{aligned} \quad (4)$$

$A$  為離散狀態矩陣， $B$  為離散輸入矩陣， $S_k = S(k\Delta t)$  為離散時間狀態向量， $\Delta t$  為取樣時間， $k \in N$  為自然數。

而第 (4) 式也被稱為確定性模型，亦即輸入  $u_k$  及輸出  $y_k$  可以準確量測。然而實際上量測都不可避免會有雜訊，因此將雜訊作適當假設並納入考慮，以此近似之方式建立系統之模型，亦即以結合確定性與隨機狀態之離散時間空間模型表示，如下式：

$$s_{k+1} = As_k + Bu_k + w_k \quad (5)$$

$$y_k = Cs_k + Du_k + v_k$$

其中  $w_k \in R^{n \times 1}$  為擾動或建模誤差之程序雜訊， $v_k \in R^{1 \times 1}$  為擾動或量測誤差所造成之量測雜訊。

利用隨機子空間識別法，可由輸出向量  $y_k$  識別得系統之  $A$ 、 $C$  和模態參數，主要步驟如下：

1. 漢克爾矩陣 (Hankel matrix)：

漢克爾矩陣可利用輸出之量測數據組成：

$$Y = \begin{bmatrix} y_0 & y_1 & \dots & y_{j-1} \\ y_1 & y_2 & \dots & y_j \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ y_{i-1} & y_i & \dots & y_{i+j-2} \\ y_i & y_{i+1} & \dots & y_{i+j-1} \\ y_{i+1} & y_{i+2} & \dots & y_{i+j} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ y_{2i-1} & y_{2i} & \dots & y_{2i+j-2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_p \\ Y_f \end{bmatrix} \in R^{2i \times j} \quad (6)$$

其中  $i$  為使用者自定之參數，須大於系統階數  $n$ ；因所量測為  $l$  之自由度，所以輸出向量  $y_k$  為  $l$  列，而  $H$  矩陣為  $2li$  列；而  $j$  對應的是漢克爾矩陣之行數；為確保輸出向量  $y_k$  之所有  $r$  時間取樣皆填入漢克爾矩陣中，則  $j$  可相等於  $r - 2i + 1$ 。根據第 (6) 式，漢克爾矩陣可分為過去  $Y_p \in R^{li \times j}$  和未來  $Y_f \in R^{li \times j}$  兩部分。

2. 列空間投影：

定義  $O_i^l$  為矩陣  $Y_p$  之列空間正交投影於矩陣  $Y_f$  之列空間，公式如下：

$$O_i^l = Y_f / Y_p \equiv Y_f Y_p^T (Y_p Y_p^T)^\dagger Y_p \quad (7)$$

其中“/”為投影運算， $T$  為轉置運算及  $\dagger$  為虛逆矩陣運算。

3. 將正交投影  $O_i^l$  進行奇異值分解 (Singular Value Decomposition, SVD)：

選擇系統階層  $n$ ，將奇異值向量和奇異值分為兩部分：

$$O_i^l = USV^T = (U_1 \ U_2) \begin{pmatrix} S_1 & 0 \\ 0 & S_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} V_1^T \\ V_2^T \end{pmatrix} \approx U_1 S_1 V_1^T \quad (8)$$

其中， $S_1$  包含前  $n$  個奇異值。

4. 計算擴展觀測矩陣， $\Gamma_i$ ：

$$\Gamma_i = U_1 S_1^{1/2} \equiv \begin{bmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^{i-1} \end{bmatrix} \quad (9)$$

5. 由  $\Gamma_i$  求得系統參數矩陣  $A$  及輸出矩陣  $C$ ：

$$A = \underline{\Gamma}_i^\dagger \bar{\Gamma}_i \quad (10)$$

其中  $\underline{\Gamma}_i^\dagger \in R^{l(i-1) \times n}$  為  $\Gamma_i$  無最後之  $l$  列之矩陣， $\bar{\Gamma}_i \in R^{l(i-1) \times n}$  為  $\Gamma_i$  無初始之  $l$  列之矩陣。而矩陣  $C$  可從  $\Gamma_i$  之初始  $l$  列所求得，如第 (9) 式所示。

6. 系統模態參數，即模態頻率與模態振型可以經由  $A$  和  $C$  矩陣求得，並作為 ANN 神經網路之輸入資料。

### 類神經網路 (ANN)

利用類神經網路模擬人腦功能，本研究期望對結構的健康情況進行診斷。單神經元的基本概念如圖 2 所示，輸入與輸出之間的關係以第 (11) 式表示。透過激勵函數對加權過後的輸入神經元進行歸納和傳遞，得到最終的輸出結果。通常採用非線性函數 (sigmoid)、雙曲正切函數 (hyperbolic tangent) 和線性函數等轉換函數。

$$\begin{aligned} \text{Output} &= f \left( \sum_{i=1}^n (w_i a_i) + b \right) \\ &= f (w_1 a_1 + w_2 a_2 + \dots + w_n a_n + b) \end{aligned} \quad (11)$$

經由擴展神經元結構可以建立範圍更廣的類神經網路。由輸入層，隱藏層和輸出層所組成的典型 ANN

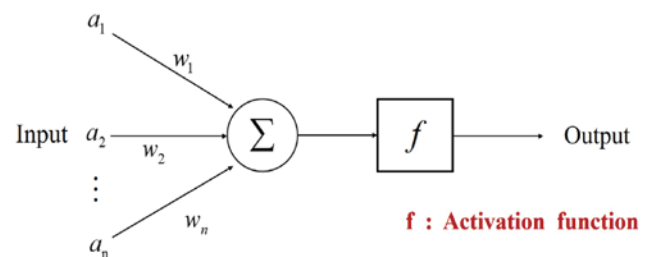


圖 2 單神經元的概念圖



架構如圖 3 所示。在加權和偏權值的最佳化後，輸出可以透過第 (12) 式來計算。倒傳遞過程用於調整每層中的權重，並且在第 (13) 式中定義的誤差函數可以利用預設的停止標準逐漸最小化，達到目標收斂完成類神經網路系統。

$$net_j^n = \sum_i^n w_{ji}^n y_i^{n-1} - b_j^n \quad (12)$$

$$y_j^n = f(net_j^n)$$

$$E = \sum_k (d_k - y_k)^2 \quad \Delta w_{ji} = \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} \quad (13)$$

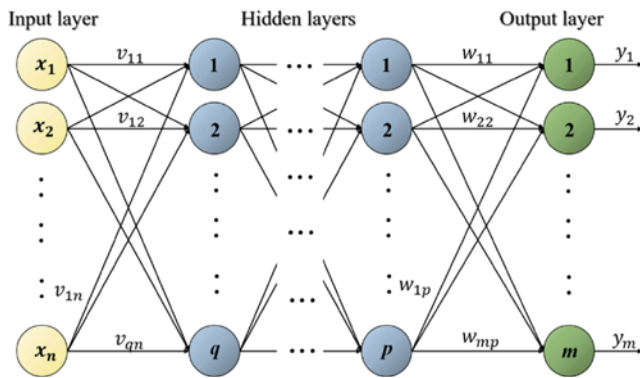


圖 3 典型 ANN 架構

本研究根據人工智慧 (Artificial Intelligence, AI) 的類神經網路系統 (Artificial Neural Network, ANN) 提出一種新型之結構健康監測系統，首先配置完善的感測器能夠將在環境擾動下的結構反應記錄下

來，並利用隨機子空間識別法 (Stochastic Subspace Identification, SSI) 辨識結構的模態頻率和模態振型，而在識別結果的支援下建立了一組數值模型，建立各種損傷層級和位置的訓練資料庫。另外以類神經網路進一步連接了模態頻率與模態振型、損傷位置與破壞指數的關係。透過此結構健康診斷系統可以很容易地對結構的健康情況進行快速及可靠之診斷。

### 數值分析

本數值模擬使用 7 個自由度 (d.o.f) 系統來模擬典型的七層樓結構，為了使其簡化將假定每個樓板質量塊為 1 kg 且勁度為 1,105.4 kN/m。如圖 4 所示，所分析的 7 種基礎頻率和模態振型為結構健康狀態下之模態。前三個頻率分別為 1.11、3.27 和 5.29 Hz，結果與實際工程中的中高樓層建築非常吻合。此外，為了反應結構的可能損傷程度和位置，對每個樓層給予具有 10%、20%、30%、40% 的勁度折減並加以模擬其數值模型，其中總共擁有 279,936 (6<sup>7</sup>) 種組合，而後將每個損傷情況的結構頻率和模態振型作為類神經網路的訓練資料庫進行存儲。

如同前述所提，前七個基本頻率和其對應的模態振型作為 ANN 系統的輸入特徵，其中由 56 個獨立特徵所組成。為了有更好的訓練效率，分別對不同破壞情況下的模態振型以其最大值做正歸化。類神經網路模型採用兩層隱藏層，每個神經元的數量為 140，經過一系列反覆試誤以達到預測損傷情況和破壞位置的

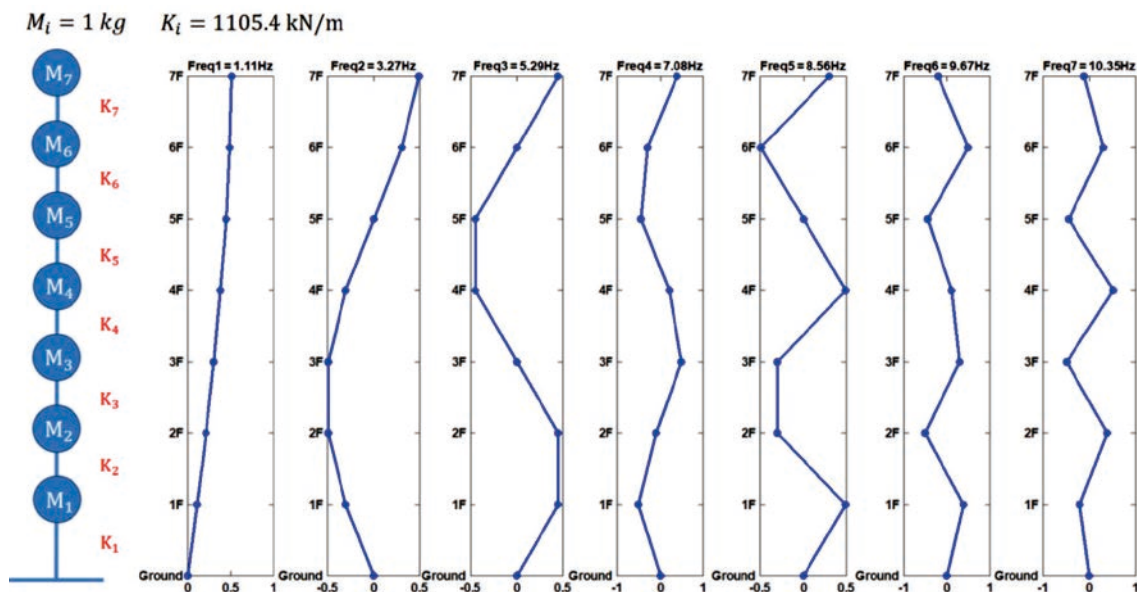


圖 4 數值模型示意圖

最佳性能。診斷訓練結果以表 1 中所列出的破壞指數 (DI)，從 -1 到 1 表示；若結構診斷為健康狀態，其破壞指數即為 -1 值，而結構診斷為 50% 勁度損失則以破壞指數為 1 值表示。此數值模擬之 ANN 詳細架構如圖 5 所示。

表 1 折減勁度與破壞指數之關係

Stiffness K	DI
K*1 (health)	-1
K*0.9	-0.6
K*0.8	-0.2
K*0.7	0.2
K*0.6	0.6
K*0.5	1

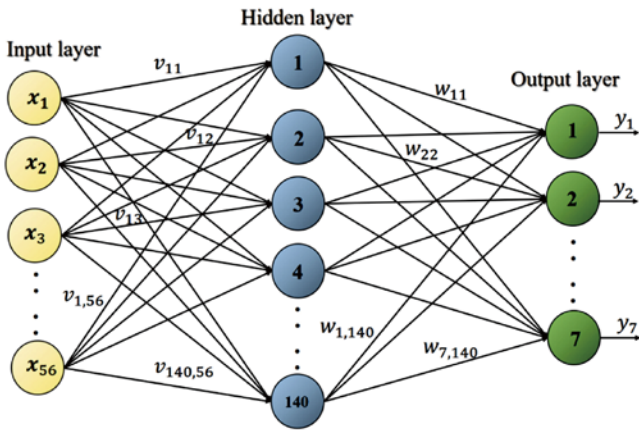


圖 5 數值模擬之 ANN 架構

此研究中在資料庫中隨機選擇 75% 之數據作為訓練資料，其餘 25% 用於驗證資料。最大訓練迭代次數設為 30,000，而均方誤差 (mse) 達到  $10^{-3}$  時訓練過程將自動提早停止。表 2 為所應用的訓練參數，圖 6 為當驗證過程中的 mse 達到目標 ( $10^{-3}$ ) 後，最佳驗證結果在 21527 次訓練中獲得。

表 2 ANN 之訓練參數

Training parameters	parameters
Number of hidden layer neurons	140
Number of hidden layers	1
Transfer function	Logsig
Epoch	30000
Max failure number	300
Time	Infinite
Goal	0
Min gradient	$1 * e^{-5}$
Learning rate	0.01
Learning rate increment	1.05
Learning rate decrement	0.7
Max performance increment	1.04

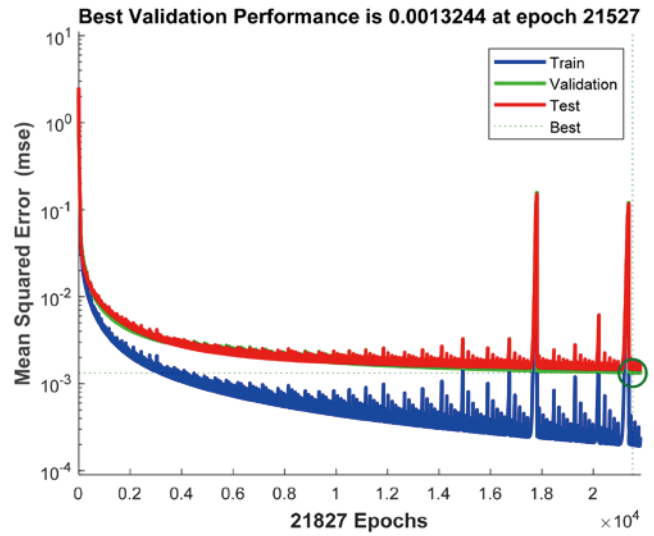


圖 6 ANN 之最佳訓練性能表現

圖 7 顯示了訓練、驗證及測試的回歸分佈圖，所有的回歸係數都展現了目標與輸出值之間良好的一致性。再者，各類別的標準差都相對較小，此結果證明了 ANN 在識別損傷程度上的可靠性。

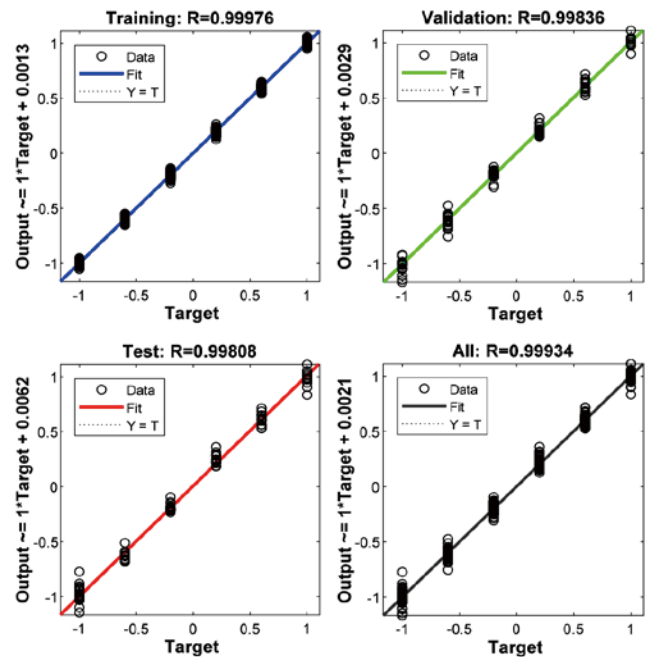


圖 7 訓練、驗證與測試之回歸分析

我們隨機測試三種不同的損傷情況作為示例：(1) 一樓之勁度降低至 50%；(2) 一、二和三樓之勁度分別降低至 70%、60% 和 50%；(3) 一、二和三層的勁度分別降至 90%、50% 和 70%。上述勁度之隨機組合用於驗證 SHM 系統的精準性。

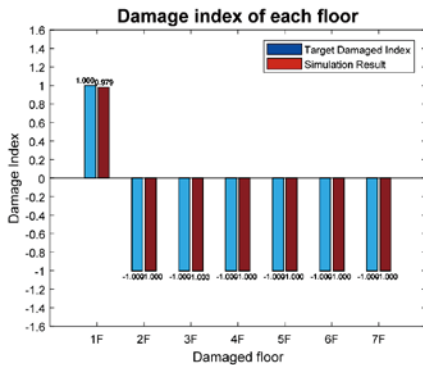


圖 8 狀況一之診斷結果

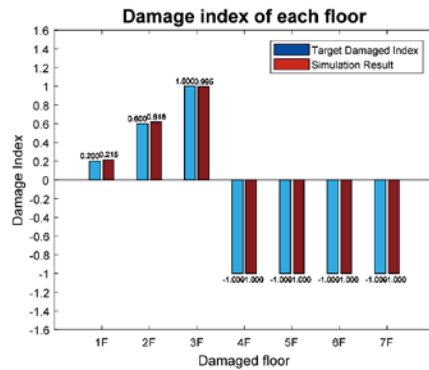


圖 9 狀況二之診斷結果

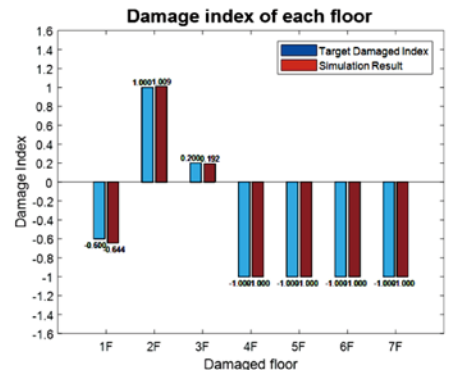


圖 10 狀況三之診斷結果

表 3 狀況一之診斷結果

	Stiffness Reduction Factor	Evaluated Reduction Factor	Damage Index	Evaluated Damage Index	Error%
1F	0.5	0.505	1	0.9785	-2.15%
2F	1	1.0001	-1	-1.0004	0.04%
3F	1	1.001	-1	-1.003	0.3%
4F	1	1	-1	-1	0%
5F	1	1	-1	-1	0%
6F	1	1	-1	-1	0%
7F	1	1	-1	-1	0%

表 4 狀況二之診斷結果

	Stiffness Reduction Factor	Evaluated Reduction Factor	Damage Index	Evaluated Damage Index	Error%
1F	k*0.7	0.696	0.2	0.215	7.5%
2F	k*0.6	0.596	0.6	0.618	3%
3F	k*0.5	0.501	1	0.995	-0.5%
4F	k	1	-1	-1	0%
5F	k	1	-1	-1	0%
6F	k	1	-1	-1	0%
7F	k	1	-1	-1	0%

表 5 狀況三之診斷結果

	Stiffness Reduction Factor	Evaluated Reduction Factor	Damage Index	Evaluated Damage Index	Error%
1F	k*0.9	0.911	-0.6	-0.644	7.33%
2F	k*0.5	0.498	1	1.009	0.9%
3F	k*0.7	0.702	0.2	0.192	-4%
4F	k	1	-1	-1	0%
5F	k	1	-1	-1	0%
6F	k	1	-1	-1	0%
7F	k	1	-1	-1	0%

上述結果顯示，利用數值分析的訓練和測試成果，可以透過此 SHM 系統可靠地估算出折減勁度因子和量化破壞指數，證明此系統將能作為實際應用，並明顯地反應整體結構的損傷程度和位置。

### 實驗驗證

本研究採用振動台試驗對雙塔建築進行 SHM 系統試驗，對損傷檢測方法進行評估與驗證。本實驗為



“Advanced Earthquake Early Warning Research”的一部分，並在國家地震工程研究中心進行。圖 11(a) 為中部科學工業園區管理局，圖 11(b) 為實驗用之雙塔結構。此試體是一座鋼構架雙塔建築，為中科管理局之縮尺幾何模型。通過本實驗來驗證損傷檢測方法，對損傷進行局部化，並對殘餘性能進行評估。本實驗以五層樓鋼構架 (Frame A) 與四層樓鋼構架 (Frame B)，兩棟構架的一樓為相連通型式之標竿結構進行振動台試驗。表 6 為此試驗之振動歷時順序，利用數個環境擾動 (白噪音) 與 TCU071 地震力相互交叉試驗使結構試體產生損壞。

再來由於一、二樓為結構主要破壞位置，因此假設 Frame A 與 Frame B 之一、二樓各層勁度折減分別為



圖 11(a) 中科管理局雙塔建物



圖 11(b) 雙塔模型建築

表 6 實驗歷時紀錄表

試驗順序	Earthquake	PGA
1	WN_1	50 gal
2	WN_2	50 gal
3	TCU071	50 gal
4	WN_3	50 gal
5	WN_4	50 gal
6	TCU071	200 gal
7	WN_5	50 gal
8	WN_6	50 gal
9	TCU071	400 gal
10	WN_7	50 gal
11	TCU071	600 gal
12	WN_8	50 gal
13	TCU071	800gal
14	WN_9	50 gal
15	TCU071	1000 gal

10%、20%、30%、40% 及 50%，而 Frame A 與 Frame B 一樓以連接鋼板相接，故視為同一自由度，因此總共有三個自由度  $6^3 = 216$  個可能性，並將上述情況以數值模型模擬出各別情況之模態頻率與模態振型，建立出類神經網路之訓練資料庫。

而本類神經網路所運用之輸入資料為上述所有情況之模態頻率及模態振型，輸入資料必須作前處理方能匯入訓練網路中，其目的為將輸入和目標尺度化，搭配網路中之激活函數定義，使得兩者能落在同一個指定範圍區間內。此前處理步驟依序分為兩個部分作整理；第一部分將所有經模擬得到之模態頻率做正規化，其中最大值視為 1，最小值視為 -1，其餘數值以等比例內插使資料範圍收斂於 1 到 -1 之間，第二部分為數值模擬後之模態振型，其各數值須除以其模態之總向量長度，亦即使各模態振型內之數值為正規化向量，在向量空間中代表總單位長度為 1。另外，輸出資料方面亦採用破壞指數 damage index (DI) 來表示，其輸出資料使其範圍介於 1 至 -1 之間，同於前述所提之規範。

此類神經網路所設定之訓練參數如表 7 所示，將隱藏層數目提升為兩層並且每層神經元個數為 120 個，而此次轉換函數採用 Tansig 欲使結果收斂於 1 至 -1 之內。

圖 13 與圖 14 分別為 ANN 之網路性能表現與訓練結果回歸分布圖，由圖 13 能得知在迭代次數 22,556 次時驗證均方差有最佳之表現，且從圖 14 中能觀察出輸

表 7 神經網路之訓練參數

Training	parameters
Number of hidden layer neurons	120
Number of hidden layers	2
Transfer function	Tansig, Tansig
Epoch	30000
Max_fail	300
Time	Infinite
Goal	0
Min_grad	1*
Learning_rate	0.01
Lr_inc	1.05
Lr_dec	0.7
Max_perf_inc	1.04

出資料與目標值之回歸分布非常一致，顯示此類神經網路對於破壞程度機制訓練之結果表現良好。

最後在實驗案例中有九次白噪音振動來模擬環境擾動，其中也穿插不同大小之地震力，接著以 SSI 法識別此九次環境擾動，並利用其識別結果驗證上述類神經網路之可靠性與精確性。圖 15 為第一至第六模態頻率識別結果，圖 16 為 Frame A 之第一至第五模態振型識別結果，圖 17 為 Frame B 之第一至第五模態振型識別結果，隨後將上述之結果作資料前處理當作輸入資料再匯入神經網路作模擬驗證。

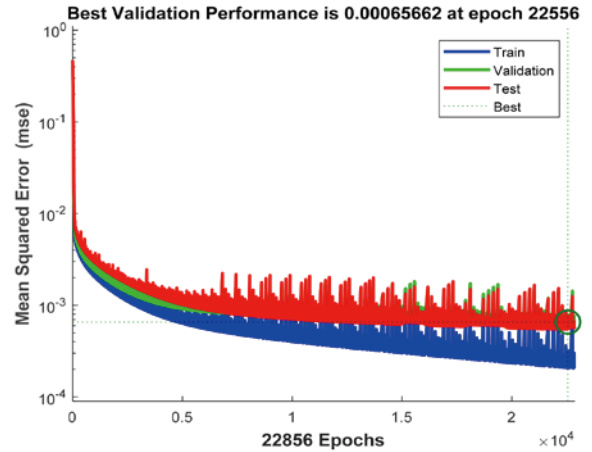


圖 13 ANN 之網路性能表現

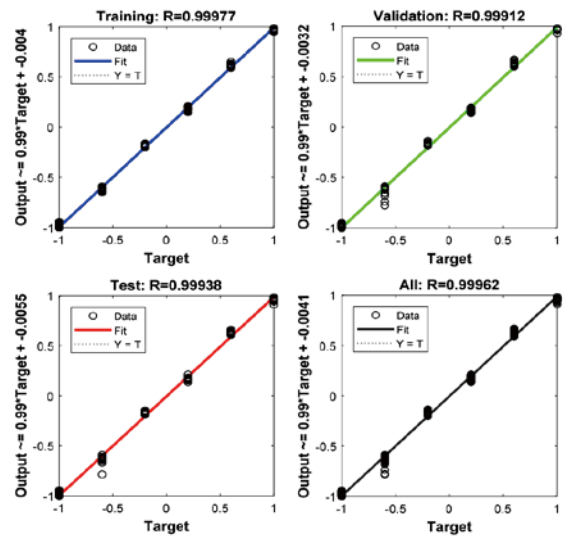


圖 14 回歸分布圖

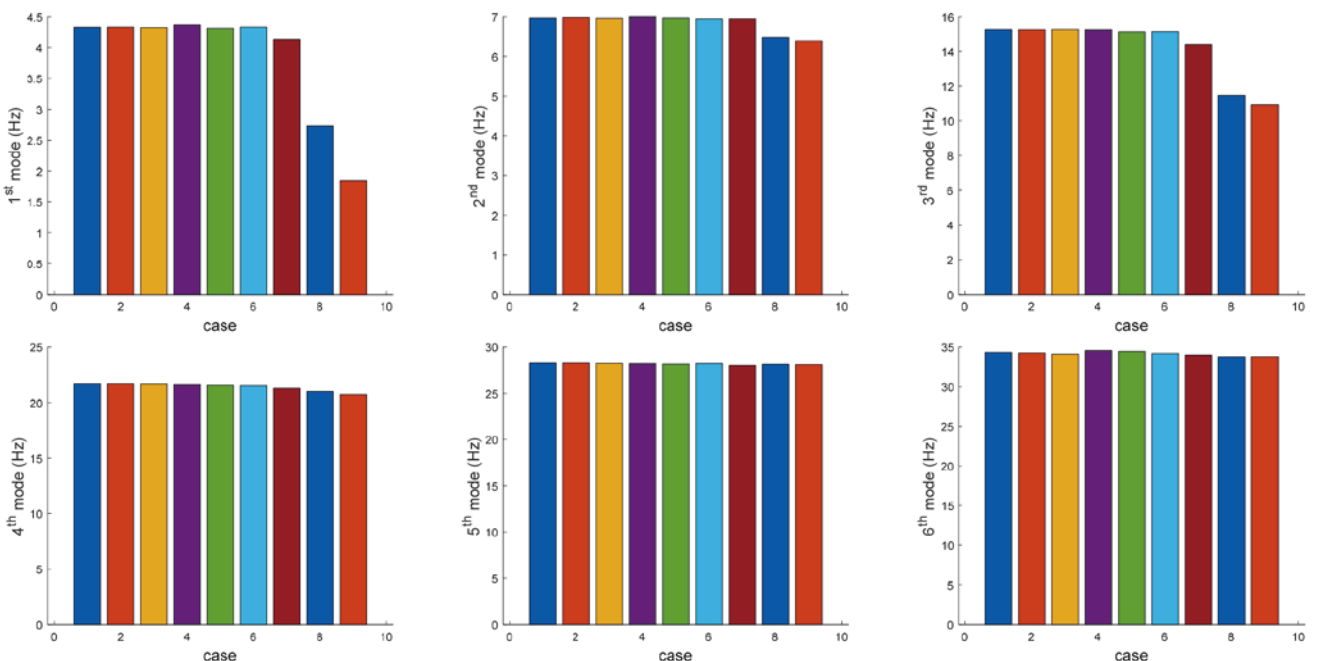


圖 15 模態頻率識別結果



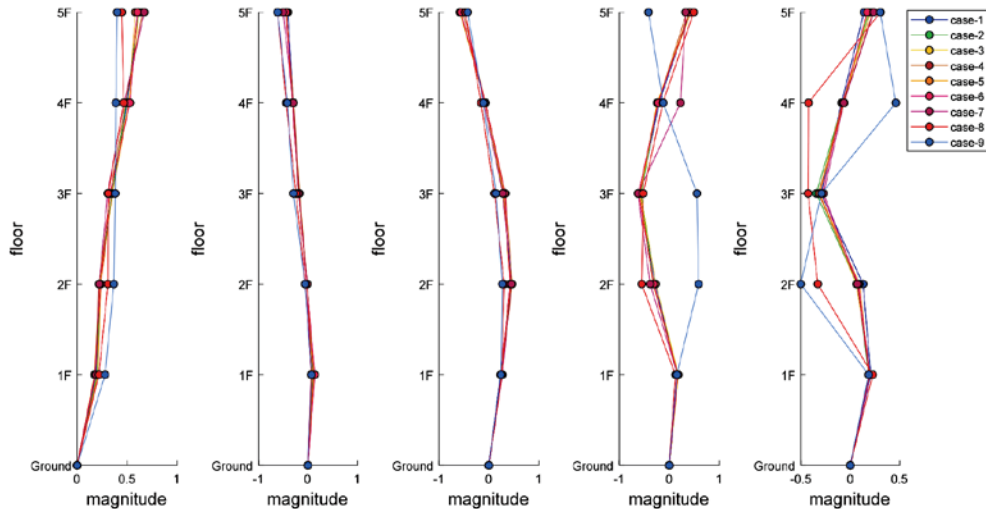


圖 16 Frame A 模態振型識別結果

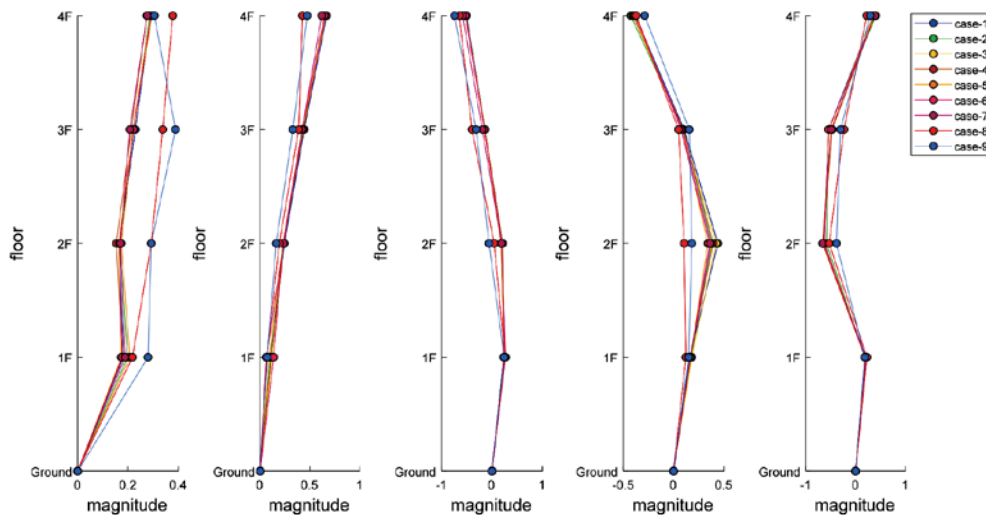


圖 17 Frame B 模態振型識別結果

圖 18 為經過地震事件 800 gal 與 1000 gal 後之試體損壞結果。九次環境擾動實驗之驗證結果如表 7 所示，表 8 為對應樓層之勁度折減。由其數據可觀察出 Frame A 及 Frame B 之一樓破壞指數隨著試驗順序逐漸增大，代表勁度折減係數逐漸遞減，最後三組 WN 事件之結果顯示樓層損壞程度逐漸升高，於第九個 WN 事件一樓有高達 49.7% 的勁度損失，結構物之一樓可視為完全破壞；再者 Frame A 與 Frame B 之二樓皆有合理的結果呈現，與預期的結構健康診斷理念一致，再次展現所提出的理論方法具有可行性及實用性。

## 結論

本研究開發了一種基於人工智慧的結構健康監測系統。該結構健康監測系統將運用模態分析並彙集至神經網絡中。透過隨機子空間系統識別進行模態分

析，獲得結構的自然頻率和模態振形。這些模態特徵用於構建簡化的數值模型，運算該模型具有各種勁度變化的模態特徵並集成數據庫。經過關鍵事件後，進行模態分析以獲得結構模態，而神經網絡模型隨後根據損傷位置和程度來診斷結構安全性。因此，只要成功獲得模態特性，所提出的結構健康監測系統就能有效地檢測到結構中的損壞。

數值分析目的為探討該結構健康診斷系統的性能。當建築物中存在單一損壞構件時，該系統能成功地檢測到損壞；而當發生多重損傷模式時，該系統仍然有效地定位損傷，勁度折減方面僅存在些微誤差。實驗測試部分，所提出之系統可以有效地判斷縮尺雙塔結構的損壞。若系統識別方法不能分析精確的模態特徵時，神經網絡模型可能會產生誤判結構的損壞位置及程度。

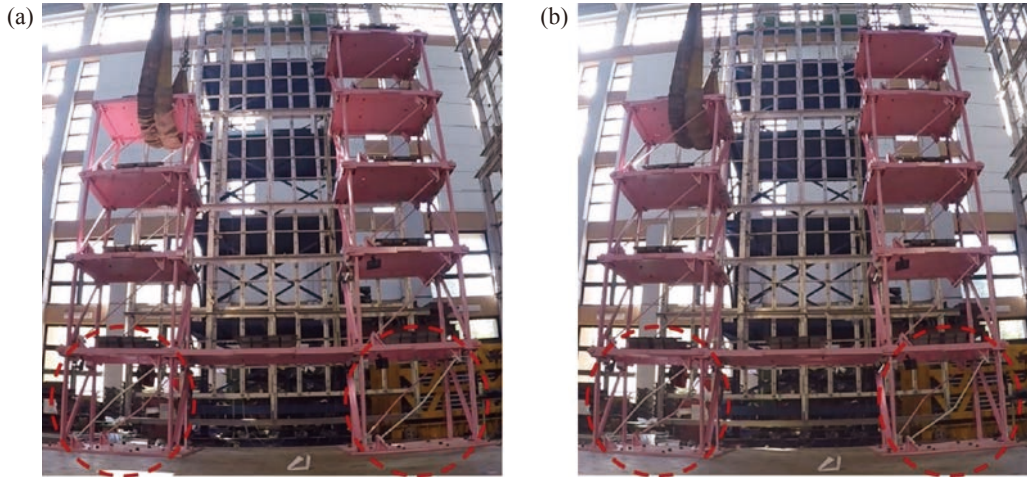


圖 18 地震事件 800 gal 與 1,000 gal 後之破壞結果

表 8 勁度折減

Location	Test events								
	1 <sup>st</sup>	2 <sup>nd</sup>	3 <sup>rd</sup>	4 <sup>th</sup>	5 <sup>th</sup>	6 <sup>th</sup>	7 <sup>th</sup>	8 <sup>th</sup>	9 <sup>th</sup>
1 <sup>st</sup> floor	6.9%	8.8%	7.7%	8.8%	8.0%	9.0%	15.5%	49.6%	49.7%
2 <sup>nd</sup> floor of tower A	0.2%	0.2%	0.2%	0.5%	0.1%	0.2%	1.4%	0.1%	44.0%
2 <sup>nd</sup> floor of tower B	0	0	0	0	0	0	0.1%	1.0%	15.4%

本研究利用隨機子空間系統識別分析目標結構之模態參數，再透過類神經網路技術進行結構物模態參數訓練所建立之資料庫，進行損傷樓層位置、破壞程度以及殘餘性能之判斷，經由實驗驗證來檢驗其可靠度，進一步應用於結構健康診斷方面，有助於在學術界能夠深入的了解相關研究，並以此為依據接續發展出更適用於實務工程上的方法，應用於實際案例並探討此法於結構健康診斷之可行性。

**參考資料**

1. Farrar C.R. and Worden K., An introduction to structural health monitoring, *Philosophical Transactions of the Royal Society of London A* 373 (2007) 303-315.
2. Sim S.H. and Spencer B.F. Jr., Decentralized strategies for monitoring structures using wireless smart sensor networks, *Newmark Structural Engineering Laboratory Report Series*, No. 019, University of Illinois at Urbana-Champaign 2009 (<http://hdl.handle.net/2142/14280>).
3. Van Overschee P. and De Moor B., Subspace algorithms for the stochastic identification problem, *30th IEEE Conference on Decision and Control*, Brighton, UK (1991) 1321-1326.
4. Peeters B. and De Roeck G., Reference-based stochastic subspace identification for output-only modal analysis, *Mechanical Systems and Signal Processing* 13(6) (1999) 855-878.
5. Peeters B. and De Roeck G., Stochastic system identification for operational modal analysis: a review, *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control* 123(4) (2001) 659-667.
6. Brownjohn J.M.W., Ambient vibration studies for system identifica-

- tion of tall buildings, *Earthquake Engineering and Structural Dynamics* 32 (2003) 71-95.
7. Lynch J.P., Wang Y., Loh K.J., Yi J-H and Yun C-B, Performance monitoring of the Geumgang Bridge using a dense network of high-resolution wireless sensors, *Smart Materials and Structures* 15 (2006) 1561-1575.
8. Siringoringo D.M. and Fujino Y., System identification of a suspension bridge from ambient vibration response, *Engineering Structures* 30 (2008) 462-477.
9. Weng J-H, Loh C-H, Lynch J.P., Lu K-C, Lin P-Y and Wang Y., Output-only modal identification of a cable-stayed bridge using wireless monitoring systems, *Engineering Structures* 30 (2008) 1820-1830.
10. Chang C.M. and Loh C.H., Improved stochastic subspace system identification for structural health monitoring, *Journal of Physics: Conference Series* 628 (2015) 012010.
11. Hartmann D. and Smarsly K., Development of an Autonomous Monitoring System for Safety-Relevant Engineering Structures, Res. Project, Institute for Computational Engineering, 2005.
12. Ko J.M. and Ni Y.Q., Technology developments in structural health monitoring of large-scale bridges, *Engineering structures* 27(12) (2005) 1715-1725.
13. Okafor A.C., Chandrashekhara K. and Jiang Y.P., Delamination prediction in composite beams with built-in piezoelectric devices using modal analysis and neural network, *Smart materials and structures* 5(3) (1996) 338.
14. Luo H. and Hanagud S., Dynamic learning rate neural network training and composite structural damage detection, *AIAA journal* 35(9) (1997) 1522-1527.
15. Madani S.A. and Ulieru M., An Application of Industrial Agents to Concrete Bridge Monitoring, *IEEE ICINCO* 6 (2006).