

以類神經自動診斷管線凸緣接合鬆脫之研究 A Study on Diagnosing Looseness of Flanged Joints for Piping Systems by ANN

黎文龍 周光威 吳明川

國立台北科技大學 機電整合研究所

E-mail: wlli@ntut.edu.tw

摘要

本研究之目的在於建立一套用以診斷凸緣鬆脫之現象、符合實際需求的管線自動診斷系統，以減少不必要的損失。本研究之診斷系統採用類神經網路中，應用最為廣泛的倒傳遞網路為診斷機制，而輸入特徵訊號則以振動診斷最常見的頻譜訊號與創新之結構阻尼訊號為主，研究中並詳細地描述建立的過程與方法，同時也針對管線凸緣上螺栓鬆脫的狀態，以實驗方式，找到適合管線診斷的特徵向量與參數。研究結果顯示，不論是頻譜訊號、結構阻尼訊號，或是兩者的組合，都能夠做為自動診斷系統的輸入特徵。此外，結果也證明，以類神經網路建立管線診斷系統確實可行，因而本研發之成果也能夠輔助工程人員進行預防維修，對於工業災害的預防有相當程度的助益。

關鍵詞：管線振動、預防保養、診斷系統、類神經網路

Abstract

This study utilized the back propagation network (BPN), which is the most popular of artificial neural network (ANN), to build a piping structure diagnosis system. In order to properly represent the features of the system, the response frequency spectrum and the system damping, the latter is abstracted by the new method to extract structural damping signals to get the features of the signals, hoping to find the optimal feature vector and representation set for the diagnosis system. During the experimental diagnosis tests, the correctness of frequency spectrum signals, structural damping signals, and the combination of the two are used. Despite that the three of them can all diagnose the loosening of the joints, the first two methods are much more attractive. The results further substantiate the feasibility of ANN for diagnosing piping joint. In addition, the developed system may be used as a tool for the predictive maintenance.

Keywords: vibration, PM, diagnosis system, ANN

1.前言

近幾年來政府致力於發展臺灣成為綠色矽島，大量高科技產業迅速地增加，成為我國主力的產業；在高科技產業的製造過程中，所需要的化學氣體以及化學液體皆需要仰賴管線的輸送。如果管線系統遭受振動的破壞而工作人員又無法及時察覺，輕則影響工作進度、污染環境；重則危害生命安全，造成重大公共安全事故的發

生。截至目前為止，有許多的研究者投入管線損壞檢測的研究之中，例如周是利用紅外線熱分布圖(Infrared thermograph)以及漏磁束法偵測系統檢查管線設施的鏽蝕狀況[1]，先將管線以預定熱度加熱，在以快速 IR 紅外線照像機量測表面熱分布，得到溫度分布情形進行評估。在國外的研究方面，Vieth[2]曾以 AC 電流梯度的變化對管線進行管線裂縫位置的評估，先將管線通以交流電流，再利用磁力計偵測磁場，根據磁場的變化，就可以得知洩漏的位置與程度。這些檢測技術大多需要昂貴的儀器、大量的時間，或是維修人員需要具有專業知識，否則無法操作設備或是使用這些檢測方法。

在工廠中輸送各種原料的管路，除非發生異常或損壞，否則這些管路結構都有固定的特性，不會瞬間改變。因此可利用其頻譜或是阻尼的變化，結合類神經網路具有辨識能力的特點，建構出一套管線的診斷系統。類神經網路的應用已經相當廣泛，例如最佳化、圖形辨識、醫學疾病診斷等。其中運用類神經網路進行故障診斷的研究也有相當多的實例，例如應用類神經網路在發動機的故障診斷[3]，與壓縮機閥片異常自動診斷技術[4]等。在醫療研究方面，也有相當多的系統利用類神經進行診斷。人體構造是何其的複雜！但仍然可以利用類神經網路作為診斷工具，可見利用類神經網路進行管線結構診斷非常適合。雖然已有許多針對管線結構的研究已經完成，但是目前為止仍然沒有一套簡易系統，特別是損壞之判斷方面，因而使得此類的研究成果也侷限於實驗室。有鑑於此，本研究希望能夠研發出一套真正符合需求的管線診斷系統。本研究主要假設一管路直接連結於旋轉之幫浦、馬達等，由於旋轉驅動器之不平衡、偏心等現象，會產生連接之管路振動，從而可能造成凸緣連接面鬆脫，因此，本研究主要的目的是希望利用管線結構阻尼以及頻譜振幅的變化，透過類神經網路，進行管線損壞或螺絲鬆脫等潛在性之結構破壞行為診斷，以減少不必要的損失。

2.研究步驟與方法

結構發生損壞的原因有很多，本研究主要針對因外力激振頻率與結構自然頻率共振所造成的損壞現象。由於無法以實際的管線進行實驗，因此，必須架設實驗用的管線，進行振動實驗，擷取在外力共振下結構之振動

訊號，以利於進行診斷。

本研究進行的方式分成兩部分，一為以電腦輔助軟體分析(CAE)，以獲得管線系統之基本資料；另一則為實驗驗證，略述如下：

2.1 CAD/CAE 模擬與分析

本研究之 CAE 分析主要在尋求系統之自然頻率與管線損壞之關係；另一方面，CAE 之資料也可以用作比對實驗結果，以增加實驗之信心。在架設實驗用管線結構之前，必須要建立管線結構模型。本研究利用 Solid Works 2001+ 建立實驗用管線結構之 3D 模型，然後再利用 COSMOS Design Star 3.0 進行 CAE 分析，管線之模型與邊界條件等如圖 1 所示。圖 1 中之邊界條件包括：管線一端固定於一垂直牆面，另一端將連結於地面；兩段管線利用一標準凸緣連接，而凸緣上的螺栓上施 0.3875 kN 之外力。對管線結構模型進行 CAE 分析時，分析凸緣上螺栓鬆脫狀態對結構的前三個自然頻率與振形的影響。結構在不同狀態下之第一模態如表 1 所示。

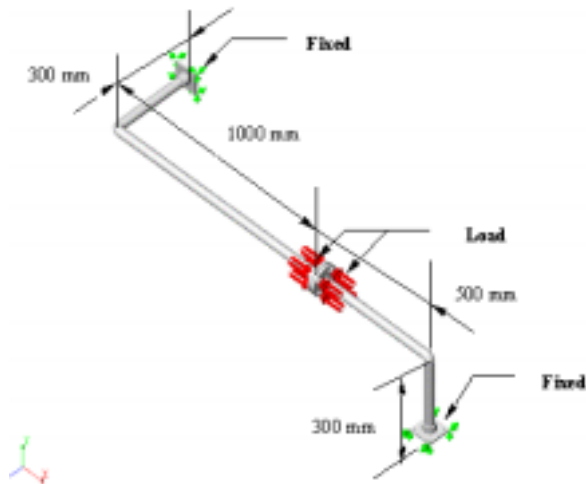


圖 1. 管線模型與邊界條件

由表 1 的結果可得知：雖然管線螺栓鬆脫數目不同，但是結構第一個(基本)模態都沒有太大的改變；在第二與第三模態方面，雖然表中未列出，但也與第一模態的分析結果相同[5]。

表 1 結構於不同狀態下之第一模態

狀態	無螺栓鬆脫	一鬆脫	二鬆脫	三鬆脫
頻率	35.62 Hz	35.0 Hz	35.22 Hz	35.16 Hz

2.2 實驗設備

由於無法針對實際的管線結構進行實驗，因此本研究衛了驗證所開發之自動診斷系統，特於實驗室中架設實驗用之管線結構進行實驗，實驗設備及配置，如圖 3

所示。配合前節之 CAE 模型，本研究實驗用的管線結構，一端也固定於牆面，而另外一端則連接於自行設計的台車-滑軌的機構之上，而這台車機構則再連接至激振器。另一方面，激振器需以可控制之訊號產生系統連結，此控制系統可以產生 3 ~ 2000 Hz 的弦波[6]。為確實量測出施加於台車及管線系統之作用力，研究過程中特自製一力感測器(Load Cell)，裝設在激振器於台車之間，以便紀錄外力的訊號。

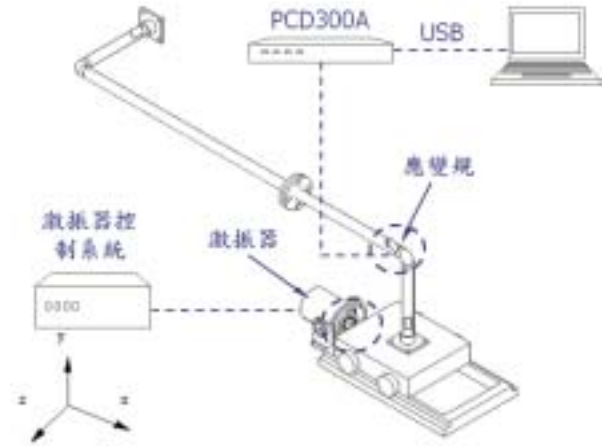


圖 2. 實驗設備示意圖

此外，本研究使用日本共和電業所生產的應變規，紀錄結構的振動訊號，應變規黏貼的位置，根據應力分析的結果，及應變規的方向性，應變規黏貼的位置如圖 2 所示。此外，本研究採用共和電業生產之 PCD-300A 訊號放大器[7]，紀錄振動訊號。

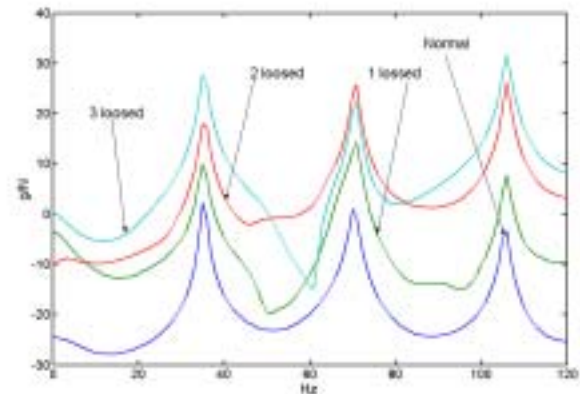


圖 3. 模態實驗結果

2.3 實驗結果

(1) 模態實驗

本研究首先將圖 2 之系統，以敲擊鉈量測其自然頻率變化，實驗過程中，也將鬆脫之螺栓數內入考量，結果如圖 3 所示。圖 3 之結果顯然與表 1 者相同，特別是再度肯定：一至三顆螺栓鬆脫，並不會改變其前三的自然頻率，但明顯地增加其幅度。

(2) 定頻率實驗

由一般振動學可知，當外力激振頻率與結構自然頻率發生共振時，結構會出現嚴重的損壞。因此，本研究針對管線結構在正常(無螺栓損壞)、一顆螺栓、兩顆及三顆螺栓鬆脫或損壞等情況，以結構的前三個自然頻率進行分析。實驗之取樣頻率為 5000 Hz，取樣總點數則設定為 10 萬點。以外力激振頻率為 36 Hz 時，四種狀態下之實驗結果進行說明，圖 4 至圖 6 所示者為在 x 、 y 及 z 三個方向之典型反應訊號。

觀察比較這些圖之後，我們可以發現，在相同的實驗輸入外力條件下(大小及頻率均相同)，與輸入外力同向之管線長軸(x)方向之動態響應相對最小，而外力作用平面上(x - y 平面或 z 軸向)會有最大之響應。綜觀圖 4 至圖 6 後可以發現，管線凸緣上螺栓的鬆脫數目與管線的振幅變化具有強烈之相關性。當正常狀態(無螺栓鬆脫)時，結構三個軸向的位移振幅變化並不大。不過，當凸緣開始發生螺栓鬆脫時，結構的位移的振幅逐漸趨於劇烈，其中又以 z 軸的位移振幅變化最為顯著，從正常狀態到三顆螺栓鬆脫，增加的幅度高達約為二十倍。

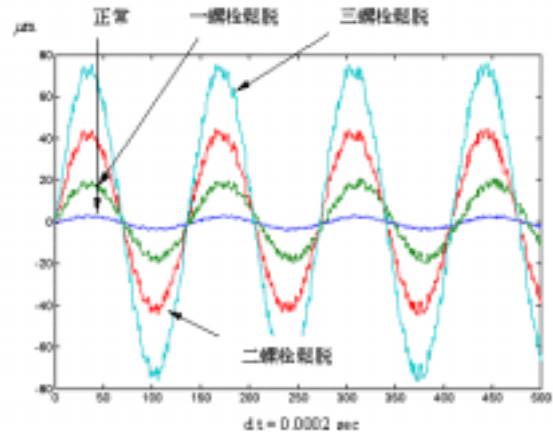


圖 6. 外力激振頻率 36 Hz 時 z 方向之振動訊號

而 x 、 y 兩軸的變化雖然比起 z 軸相對較小，但是也可以發現，從正常到三個螺栓鬆脫時，增加的幅度約為十倍左右。

此外，由圖 4 至圖 6 也可以觀察到，三個軸向的位移訊號從正常到三顆螺栓鬆脫的狀態，都沒有相位差的發生。根據 CAE 分析結果，當結構為第一個模態時，應該在 z 方向有相當大的位移變化，相對於 z 軸而言， x 與 y 方向的位移卻不是很明顯，而這個結果也與實驗的結果完全符合。

3. 輸入特徵訊號及粹取

由於振動實驗所測得之訊號為時域訊號，如果直接做為類神經網路的輸入特徵向量，比較不易表現其特徵，因此，在進行診斷實驗之前，必須透過其他的訊號處理方式獲得特徵訊號。本研究採用頻譜分析與結構阻尼評估法兩種方式粹取特徵資料，做為類神經網路的輸入向量。在粹取輸入的特徵向量之前，本研究先將實驗中所得到的訊號，經由分段處理後再進行分析。振動實驗中每一種狀態所紀錄的資料點數為 10 萬點，以每 2048 點作為一筆資料。另每筆資料間，加以重疊的方式選取，重疊的點數為 32 點，因此在每種狀態下，可獲得約 50 筆的資料，將這些資料，透過結構阻尼評估法與頻譜分析，粹取特徵向量，以做為診斷系統訓練與測試之用。

3.1 頻譜分析

時域訊號是由許多頻域訊號組成的，因此，若能將結構振動的時域訊號轉換至頻域訊號，便可獲得週期性的訊號頻率，對於結構的狀況有進一步的了解，這種方式也可以應用於管線結構的損壞診斷上。

在振動診斷中，特徵的粹取方式最常使用的就是頻譜分析，而頻譜分析的立足點在於振動信號的頻譜特徵與振動信號有決定性的關係。最常用的頻譜分析工具是快速傅立葉轉換，其演算的速度與準確性都相當不錯，由於模態實驗之結果顯示管線結構在各種狀態之下，也

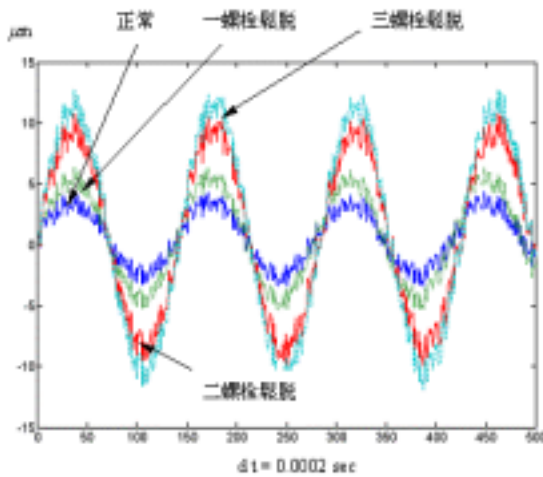


圖 4. 外力激振頻率 36 Hz 時 x 方向之振動訊號

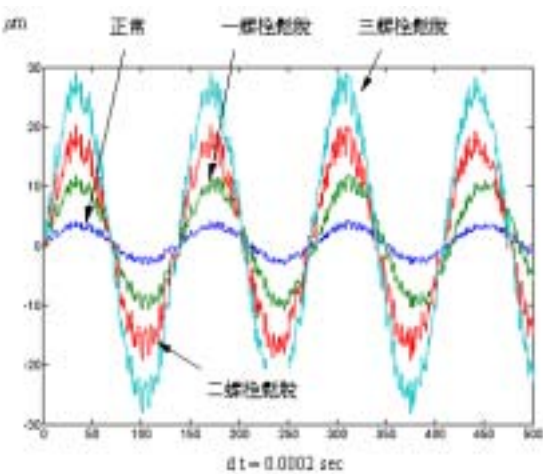


圖 5. 外力激振頻率 36 Hz 時 y 方向之振動訊號

就是凸緣上螺栓鬆脫數為：0 ~ 3 時，前三個自然頻率皆與 36、72、107 Hz 接近，當外力激振頻率與結構的自然頻率發生共振時，結構可能會發生嚴重的損壞。因此本研究以 FFT 分別對管線結構在外力激振下(36、72、107 Hz)的實驗結果進行解析，計算結構三個軸向的頻譜，共可粹取九個輸入單元數。

3.2 結構阻尼評估法

所謂結構阻尼評估法，乃是利用系統阻尼會因不同之螺栓鬆脫狀態消耗不同能量，將阻尼變化為量化表示的一種方法，以一個單位質量、單自由度的、擁有非線性阻尼的系統，可以利用下式表示[8]：

$$\ddot{z} + f_d(z, \dot{z}) + \omega_n^2 z = f(t) \quad (1)$$

其中， $f_d(z, \dot{z})$ 代表非線性阻尼函數， ω_n 為自然頻率，而 $f(t)$ 即為外力函數；大多數的週期外力函數可以表示為正弦與餘弦之線性組合，故，為不失其真實性，令：

$$f(t) = F \sin(\Omega \cdot t) \quad (2)$$

因此，(1)式的解可以表示成：

$$z(t) = z_0(t) + z_p(t) \quad (3)$$

其中 $z_0(t)$ 為自由振盪，是由系統本身與初始條件所決定；而 $z_p(t)$ 是外力或穩態響應；此外，如果僅針對穩態響應作分析，那麼 $z(t) = z_p(t)$ 。又由於對相同之管線系統及運轉輸入訊號，當有損壞發生時，也會造成 $z_p(t)$ 之改變，而 $z_p(t)$ 顯然也是由外力所造成的，由於外力的形式為(2)式之週期函數，則系統所輸出的功(或輸入系統的功)就可以表示成：

$$\oint (\ddot{z} + f_d(z, \dot{z}) + \omega_n^2 z) \cdot dz = \oint f(t) \cdot dz \quad (4)$$

(4)式中的環積分代表對一個完整的週期行程(cycle)進行積分。在(4)中，RHS 代表的是“外力輸入至系統之能量”；根據能量守恆原理可以得知，系統的動能與位能總和為零。因此，外力平均每一行程的能量散逸可以表示為：

$$w_d = \frac{1}{T_1} \oint f_d(z, \dot{z}) \cdot dz = \frac{1}{T_1} \int_0^{T_1} f_d(z, \dot{z}) \cdot \dot{z} dt \quad (5)$$

其中 T_1 為外力 $f(t)$ 的週期。同時 $w_{d,z}$ 也等於外力輸入系統的能量

$$w_{d,z} = \frac{1}{T_1} \int_0^{T_1} f(t) \cdot \dot{z}(t) dt \quad (6)$$

因此，很明顯地，如果可以測得 $\dot{z}(t)$ ，那麼 $w_{d,z}$ 就可以輕易的被計算出來，但是，不幸的是，想要直接量測 $\dot{z}(t)$ 是非常困難的，反而是 $z(t)$ 比較容易。

自從我們假設外力是以(2)式的型態作用在系統上，則理所當然的可以将非線性的響應表示為兩個部分：非時變性(time invariant)與週期性(periodically alternating)，也可以表示為：

$$z(t) = Z_0 + z_a(t) = Z_0 + Z_a \sin(\Omega t - \phi) \quad (7)$$

其中 ϕ 為由於系統阻尼所產生的相位延遲角(phase angle)。根據積調變的概念[9]，計算 $f(t)$ 與 $z(t)$ 的乘積調變可得到：

$$g(t) = f(t) \cdot z(t) = \frac{F \cdot Z_a}{2} \cos \phi + Z_0 F \sin(\Omega t) - \frac{F \cdot Z_a}{2} \cos(2\Omega t - \phi) \quad (8)$$

注意在(8)式之 RHS 為分別含有非時變，及具有 Ω 與 2Ω 週期的正弦與餘弦時變函數；此外，非時變項 $0.5 F \cdot Z_a \cos \phi$ 主要是根據系統的阻尼、外力激振與 $z(t)$ 函數的振幅大小等所決定。因此可以設計一低通濾波器或以數位處理濾除時變訊號，或將(8)式的 RHS 積分可以得到：

$$\frac{1}{L} \int_{L_0}^{L_0+L} (RHS) dt = \frac{F \cdot Z_a}{2} \cos \phi \quad (9)$$

上式中， L 為一個整數週期的行程長度，故除了第一個非時變項之外，其他所有項次對時間的積分皆為零；從另一方面來看，事實上也可以利用計算(8)式之 RHS 的方法，由調變之 $g_z(t)$ 的訊號計算出(8)式的 LHS，或

$$a_0 = \frac{1}{L} \int_{L_0}^{L_0+L} g_z(t) dt \cong \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g_z(i \cdot \Delta t_s) \quad (10)$$

其中 $\Delta t_s = 1/f_s$ ， f_s 為取樣頻率，而 n 為時間長度 L 裡的取樣總點數。

本研究即利用上述的方法，將實驗所得之結構振動訊號與外力訊號相乘後進行分析，即可獲得診斷系統所需要的特徵訊號 a_0 。典型的 a_0 與 $g(t)$ 訊號如圖 7 所示。

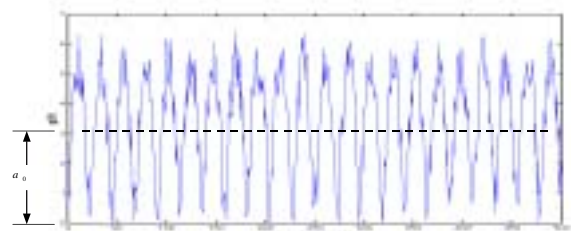


圖 7. $g(t)$ 訊號與 a_0 特徵向量

3.3 ANN 之輸入特徵向量

本研究將採用頻譜分析與結構阻尼評估法，對振動實驗之訊號粹取輸入特徵向量。由前節之說明，利用頻譜分析，每個方向取其前三個自然頻率，三軸向共有 9 筆特徵資料；再加上結構阻尼分析法由各自自然頻率所計算的 a_0 參數，三個軸向也有 9 筆特徵訊號資料，因此，本研究所採集共 18 筆特徵資料輸入，作為 ANN 之診斷輸入特徵向量。而診斷的目標則為正常(無螺栓鬆脫)、單一螺栓鬆脫、二螺栓及三螺栓鬆脫等四個輸出狀態。組合特徵輸入表示方式如圖 8 所示。

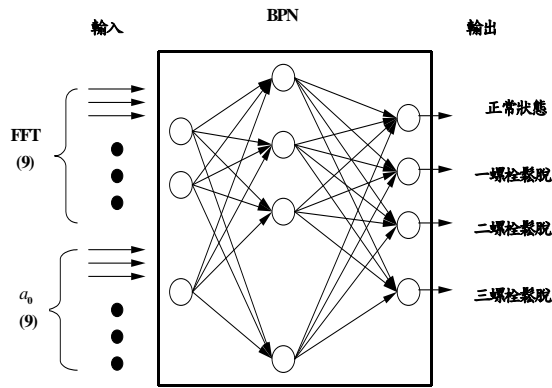


圖 8. ANN 之輸入/出特徵向量



圖 9. 網路參數設定視窗

4. 軟體介面

4.1 類神經網路

類神經網路基本的概念[10]就是希望以目前電腦的高速計算能力，模仿生物神經元的資訊處理系統。類神經網路是由人工神經細胞所組成，而人工細胞又可稱做是處理單元，其功用就像是生物的神經元一樣，每個處理單元的輸出都以扇狀的方式送出，成為其他許多處理單元的輸入，過程就是模擬生物神經系統傳達訊號的流程。人工神經元的連接有很多種不同的方式，因此而組成的各種不同的網路模式，其中之監督式學習網路包含有輸入變數值與輸出變數值，從給予的輸入、輸出變數值可以找出內在的對應關係。這種監督式學習特有功能，符合管線診斷所需要的功能，故本研究採用監督式學習的網路模式。常見的監督式學習網路模式包含有感知機網路、倒傳遞網路、機率神經網路、學習向量量化網路及反傳遞網路等，其中又以倒傳遞網路的應用最為普遍，且應用成功的例子最多，因此本研究決定採用倒傳遞網路作為管線診斷的辨識機制。

倒傳遞網路中需要注意的參數有，隱藏層處理單元數目、隱藏層層數、學習速率 η 與慣性因子 α 、誤差函數、轉換函數等。而網路工作是否正確、有效，有賴這些參數正確地設定。設定一個倒傳遞網路成為適用的網路並不是一件容易的事，因為參數實在太多，於是乎各家也相繼提出各種設定方法，以期求得最適當的參數設定。但是本研究以類神經實現管線診斷系統為主題，有關適用於管線診斷系統的參數組，請參考[5]之研究報告。

4.2 管線診斷系統

本研究之管線診斷系統是以類神經網路中的倒傳遞網路為基礎，利用 VB 6.0 程式語言建立一套完整的程式介面。診斷系統由以下三個程式組成：訊號擷取程式、訊號處理程式以及診斷程式。其中診斷程式為系統最重要的部分，包含以下：

- (1) 網路參數設定視窗：如圖 9 所示，在此視窗使用者可以依照實際的需要設定類神經網路的參數，如輸入層單元數、輸出層單元數，以及收斂誤差，而依問題的複雜度設定隱藏層數以及隱藏層單元數。



圖 10. 類神經訓練視窗

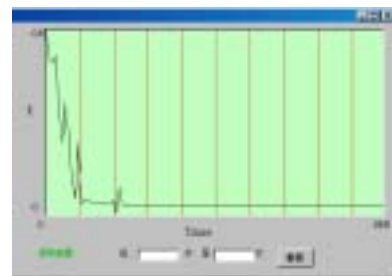


圖 11. 收斂趨勢視窗



圖 12. 診斷視窗

- (2) 訓練視窗：如圖 10 所示，在此可以設定類神經訓練時的重要參數：學習次數，慣性項，學習速率等，學習進度與收斂誤差也清楚的呈現，此外，透過收斂趨勢視窗，如圖 11 所示，可以觀察訓練過程中收斂的情況，以便判斷類神經訓練的優劣。
- (3) 自動診斷視窗：如圖 12 所示，在此視窗進行診斷的工作，讀取類神經訓練後之權重檔，以及診斷檔進

行診斷，診斷完成後，可清楚地顯示出正確百分率。

4.3 診斷實驗測試

進行實驗時實驗都採用相同的參數設定，設定如下：

- 學習速率(η)為：起始值 3.0、最小值 0.2、遞減率為 0.95；
- 慣性因子(α)為：起始值 0.6、最小值 0.2、遞減率為 0.95；
- 學習速率與慣性因子的變動策略為：由節點誤差變號情形決定是否遞減；
- 迭代總次數限制為 1000 次，最大容許誤差為 0.002，而網路訓練停止條件為總誤差小於最大容許誤差 0.002，或是迭代次數超過 1000 次。也就是說，當迭代次數已超過 1000 次，但總誤差尚未收斂致 0.002，仍停止網路訓練的動作，並顯示警告之訊息；
- 權重值起始值採用[-0.5 ~ +0.5]之均佈亂數。

此外，當特徵資料在前處理時，先將範例分成訓練範例與測試範例，其中測試範例就是為了在網路學習後，驗證網路的辨識能力，或是驗證訓練結果是否令我們滿意。測試時辨識結果正確的百分率較有爭議，本研究參考[11]。

本研究除了利用頻譜分析粹取輸入特徵向量外，還加上了全新的結構阻尼評估法所粹取的特徵，進行管線的診斷工作。本節針對不同的訊號，含頻譜分析、結構阻尼，以及兩者的組合作為 ANN 之輸入，比較其診斷結果，以驗證類神經實現診斷管線結構的可行性，此外，也希望找出三種輸入特徵向量的優劣。

實驗時，將先前所進行的振動實驗中，每種狀態取得 50 筆，共 200 筆的振動訊號，經過特徵訊號粹取之後，將每種狀態中隨機取出 25 筆資料作為訓練檔，餘下的 25 筆資料則作為系統測試之用，訓練及測試資料詳如表 2 所示。此外，也將頻譜分析的輸入特徵向量命名為 FFT，而結構阻尼評估法的輸入特徵向量為 a_0 ，兩者的組合則為 FFT + a_0 。

表 2 特徵資料分配方式

狀態	正常	一鬆脫	二鬆脫	三鬆脫	合計
訓練檔	25 筆	25 筆	25 筆	25 筆	100 筆
測試檔	25 筆	25 筆	25 筆	25 筆	100 筆

表 3 以 FFT 特徵向量測試 ANN 之正確率(%)

訓練\測試	正常	一鬆脫	二鬆脫	三鬆脫	混合
正常	100	96	100	100	99
一鬆脫	100	100	100	92	98

二鬆脫	100	96	100	96	98
三鬆脫	96	96	92	100	96
混合	92	96	96	100	96

第一階段主要的實驗目的在於驗證以類神經實現管線診斷的可行性，因此，實驗時將「FFT」、「 a_0 」、「FFT + a_0 」三種特徵表現方式，交互測試凸緣上不同螺栓鬆脫狀態的測試結果，表 3 ~ 表 5 為實驗的結果。表中如“正常”表示管線凸緣上的螺栓為無鬆脫的狀態，而“一鬆脫”則代表凸緣上有一個螺栓鬆脫，其餘依此類推。「混合」則是將四種狀態特徵資料混合訓練與測試。例如表 3 中第二欄第二列中的「100%」的意義是指以正常狀態之訓練檔訓練類神經後，測試正常狀態之測試檔，所得的測試正確百分率。第三欄第二列中的「96%」的意義是以正常狀態之訓練檔訓練後，測試一螺栓鬆脫之測試檔，發生 1 筆資料誤判為正常而其餘 24 筆資料為正確(無法辨識)的百分率。此時網路輸出單元為 2 個，即正常(1, 0)與無法判定(0, 1)。而第六欄第二列中「99%」的意義為，採用正常訓練範例訓練網路，測試四種狀態混合的測試範例後，99 筆資料判斷正確(能夠正確分類)的百分率，此時網路輸出單元數為 4 個，即正常(1, 0, 0, 0)、一螺栓鬆脫、二螺栓鬆脫、三螺栓鬆脫，其他表格內容依此類推。實驗結果證明了以類神經實現管線診斷確實可行。

接下來，本研究要找出何種特徵向量較適合做為診斷系統的輸入特徵。比較表 3~表 5 可以發現，以 FFT 特徵向量作為輸入特徵的診斷效果與最佳，以正常狀態訓練完畢之後，測試相同狀態的測試檔可達到 100% 的正確率，測試其他狀態的誤判率也相當的低；而其他三種狀態的結果也是如此。

觀察表 4 可以發現，以 a_0 作為特徵向量的診斷正確率較 FFT 來的差；以正常狀態、一螺栓與三螺栓鬆脫訓練後，測試相同狀態之測試檔的結果皆為「92%」，表示這三個狀態都有二筆資料被誤判；而以二螺栓鬆脫訓練後測試相同狀態之結果也有一筆資料誤判的情形發生。觀察表 5 可以發現，較不適合作為管線診斷的特徵向量為 FFT 與 a_0 的組合。表 5 顯示，各種狀態發生誤判的機率高出 FFT 以及 a_0 特徵向量甚多，如果利用此特徵向量做為系統的輸入特徵向量，可能無法達到實際的需求。

表 4 以 a_0 特徵向量測試 ANN 之正確率(%)

訓練\測試	正常	一鬆脫	二鬆脫	三鬆脫	混合
正常	92	92	96	92	93
一鬆脫	96	92	96	96	95
二鬆脫	92	92	96	96	93
三鬆脫	96	96	92	92	94
混合	96	92	96	96	95

表 5 以 FFT+ a_0 特徵向量測試 ANN 之正確率(%)

訓練 測試	正常	一鬆脫	二鬆脫	三鬆脫	混合
正常	92	96	84	88	90
一鬆脫	84	92	80	88	86
二鬆脫	88	96	96	92	93
三鬆脫	80	84	88	92	86
混合	92	88	88	92	90

為了更進一步比較 FFT、 a_0 、FFT+ a_0 這三種特徵向量之訓練收斂情形，本研究特於實驗中利用 FFT、 a_0 、FFT + a_0 分別訓練網路，經過 50 次的迭代收斂情形。結果發現收斂的過程仍以 FFT 為最佳， a_0 次之，FFT + a_0 的收斂情形較差；而 FFT + a_0 特徵向量收斂效果不佳的原因，可能是由於進行振動實驗時，由於量測上的誤差，使得頻譜訊號與結構阻尼訊號產生誤差，因此導致 FFT + a_0 特徵向量收斂不佳。這樣的結果也反映在測試的結果當中，以 FFT + a_0 為特徵向量較 FFT 與 a_0 特徵向量的測試正確率確實來的低。

雖然根據實驗結果可以得知，利用頻譜分析(FFT)為輸入特徵向量的診斷正確率高於以 a_0 訊號為輸入特徵向量，不過頻譜分析需要耗費較多的時間在執行快速傅立葉運算上，而粹取 a_0 訊號的結構阻尼評估法僅需求得時域訊號($g(t)$)之平均值，在特徵訊號處理方面比快速傅立葉運算更有效率。因此，使用者可以針對不同的需求，例如準確率或是時效性，來決定使用頻譜分析或是 a_0 訊號作為診斷的特徵向量。

5. 結論

本研究為應用類神經於管線結構之凸緣處螺栓“鬆脫狀態”的診斷，所建構的管線診斷系統，乃是利用管線在振動時，凸緣處螺栓鬆脫的狀態對結構頻譜與阻尼訊號之變化，作為診斷的依據。本研究共計完成了：

1. 開發管線結構自動診斷之程式介面
2. 應用全新之結構阻尼訊號於管線結構診斷

在管線診斷程式的開發部分，本研究利用類神經網路中應用最為廣泛的倒傳遞網路為架構，以 VB 6.0 程式語言建立管線結構診斷系統。有別於一般的診斷程式，從管線結構振動訊號的擷取、分析，乃至於凸緣狀態的診斷，皆可透過此系統獨立完成。此外，本研究所發展之自動診斷系統的擴充性強大，可依照使用者的需求加入不同的特徵粹取方式或其他的損壞情況，成為具有全面性之管線診斷系統。

在應用結構阻尼訊號於管線診斷的部分，本研究除了以最常用來進行振動診斷的頻譜訊號之外，也採用全新的結構阻尼訊號作為輸入特徵訊號，研究中針對二種訊號與其組合進行診斷測試比較，結果顯示雖然結構阻尼訊號之診斷正確率略低於頻譜訊號，不過結果也令人滿意，顯示全新的結構阻尼訊號確實可以應運於管線或是其他種類的結構診斷上。

6. 誌謝

本研究承國科會 NSC 92-2212-E-027-028 經費支助，特此致謝。

參考文獻

- [1] 周禮文，“管路系統診斷技術之開發與應用”，*技術與訓練*，18卷，5期，第51-55頁，1993。
- [2] P. H. Vieth, *Integrity-Verification Methods Support US Efforts in Pipeline Safety*, 2002.
- [3] 徐自珍，“類神經網路發動機氣路傳感器訊號驗證與故障診斷法”，博士，國立成功大學航空太空工程學系博士班，台南，2003。
- [4] 劉懷聖，“壓縮機閥片異常自動診斷技術”，碩士，國立海洋大學機械與輪機工程學系，基隆，2003。
- [5] 周光威，“以類神經診斷管線凸緣接合鬆脫之研究”，國立台北科技大學碩士論文，台北，2003。
- [6] 金頓科技，振動複頻訊號產生器操作手冊，台北，金頓科技公司，2002。
- [7] 共和電業，*共和電子計測器*，日本，三聯科技，2002。
- [8] W. Li and C.C. Tsaur, “An Energy Method to determine the Locations of Supports for Piping System under Dynamic Loadings,” *The 27th Conference on Theoretical and Applied Mechanics*, Tainan, Taiwan, R.O.C., 2003, pp.1993-1200.
- [9] W. Li, “Continuous evaluation of viscous damping by the modulation of steady-state responses,” 第二十屆機械工程研討會論文集 CD(C03-17), pp.553-558, 民國九十二年十二月五日、六日，台北，國立台灣大學。
- [10] 葉怡成，*類神經網路模式應用與實作*，台北，儒林圖書有限公司，2001，第1-1-4-51頁。
- [11] 張顯盛，“以類神經建立即時振動診斷系統之研究”，碩士，國立台北科技大學機電整合研究所，台北，1998。