

應用類神經網路於斜張橋之斜拉索索力計算

陳振華^{1*} 羅聖智¹

¹國立高雄大學土木與環境工程學系

摘 要

鋼纜為具有高度非線性之結構元件，隨著形狀與內預力等性質的變化，其結構特性也隨之變化，而此特性的改變也使得鋼纜的行為更具複雜化。因此，若要直接解析鋼纜索力控制方程式，則須先獲知鋼纜形狀參數如中垂量等，或以非線性疊代方式求解索力。在本文中，將提出一個以類神經網路運算技巧計算索力的方法。首先，利用不同索力與形狀參數的關係，以有限元素模式建立類神經網路資料庫，並建構一個鋼纜拉力預測網路架構，再以此一模式求得鋼纜拉力。最後，本文以實場量測的高屏溪斜張橋之兩組鋼纜為例，由實例計算結果可知，本文方法與非線性公式計算所得知結果相當接近。因此，未來對於斜張橋鋼纜索力監測，只要配合振動法測得鋼纜頻率，即可以類神經運算模式獲得索力，評估鋼纜或橋梁之安全性。

關鍵詞：索力，斜張橋，斜拉索，類神經網路

Determination of the Cable Forces of Cable-Stayed Bridge Using Artificial Neural Networks

Chern-Hwa Chen¹ and Sheng-Chih Lo¹

¹*Department of Civil and Environmental Engineering, National University of Kaohsiung*

ABSTRACT

An artificial neural-network-based algorithm (ANN) is offered to determine the tension forces of stay cables in cable-stayed bridge. Firstly, a database of cable forces is calculated from based on final element model of an axially loaded cable that considers the major nonlinearities of the inclined cables results from the sag effect. Then, these limited sets of database are employed as input/output data to establish a prediction ANN frame model to further predict the cable forces for other stay cable without conducting additional information of the unstrained length of cable. The results presented indicate that this ANN prediction scheme works reasonably well. Therefore, instead of solving a nonlinear characteristic equation by trial-and-error as such additional geometric information of cable is often not available in practice. Finally, the ANN approach is used to determine the cable forces of the Kao Ping Hsi cable-stayed bridge. The results obtained herein indicate that such ANN analysis is valid and rational, and may be used to monitor the safety of stay cable.

Keywords: cable force, cable-stayed bridge, stayed cable, artificial neural network

一、前言

鋼纜元件是用以承受巨大軸力的一種抗拉元件，其材料斷面應力主要是以拉應力為主，而且整個斷面約成均勻的應力分布，而斷面承受的撓曲或剪力造成之應力與軸拉應力相較而言則小很多，材料性能可發揮到極限。因此，在學理上，鋼纜是假設只能承受拉力，不能承受軸壓力與彎矩力，且軸向剛度隨著索內軸力的大小而變化，而索的形狀並非固定除非索力固定，所以鋼纜的行為包含複雜的幾何非線性與材料非線性的問題。這些非線性行為同時也造成鋼纜解析上的困難，無法在動力分析上獲得進一步地簡化，此也是以鋼纜為主要元件的斜張橋或吊橋，造成結構系統複雜化的主要原因之一[1]。

鋼纜元件在工程使用上相當廣泛，如斜張橋、吊橋與預力構件等。施工中的斜張橋可透過油壓千斤頂在施預力的過程中獲知斜拉索索力的變化，但是，對於營運階段的斜拉索，則無法再由此一方法直接求得索力，這對於斜張橋營運安全維護有很大之影響，因無法正確地量測鋼纜線形或幾何參數，諸如中垂量(sag)等之故。目前，工程實務的作法是採用振動法量測鋼纜局部的自然振動頻率，再套用簡單的結構模式，推導出鋼纜頻率與索力之關係式，再進一步求出索力，而索力的正確性則與套用的分析模式有關。一般常用的方法包括弦理論模式[2]、梁理論模式[3]，以及頻率差公式[4]，這些方法都可直接解出索力，但並不考慮撓曲剛度與中垂效應等。另外，鋼纜若考慮成真實的傾斜索，同時也考慮撓曲剛度與中垂量，則有較符合實際狀況之非線性公式[5]，但此公式需具有幾何線形條件，須以數值疊代的方式求解索力，工程使用上較為困難且不方便。

近一、二十幾年來，類神經網路已廣泛應用在各個層面，如訊號處理、控制、影像處理、預測等[6]。由於類神經網路的基本精神在於模擬人腦所建立的學習系統，具有學習精度高、分佈儲存與容錯能力、可適應性及回想速度快等特性。因此，在土木工程領域中，也常應用於地震工程[7]、材料強度預測[8]、主動控制、非破壞檢測[9]及系統識別[10]等研究。在本文中，主要是以簡便的振動法進行斜拉索振動試驗，並利用類神經網路的容錯性與學習能力之特性，建立一個可預測未知鋼纜拉力之

網路構架，經由類神經網路之運算，將斜拉索局部自然振動頻率作為輸入值，直接預測出鋼纜拉力，藉以了解鋼纜受力情形。在本文中將以南部第二高速公路高屏溪斜張橋之兩組鋼纜作為實例，進行分析比對確認本文方法之精確性與實用性。

二、索力計算模式

計算鋼纜拉力的方法概可分為三大類，主要的區分以是否考慮撓曲剛度與中垂效應作分類，並依不同的假設條件所建立的分析模式，推導出自然振動頻率與索力之間的關係式，因此，若能獲知鋼纜自然振動頻率即可求得拉力值。以下說明由各類分析模式：

2.1 一維弦振動模式

此模式係將鋼纜視為弦結構，其基本假設如下：

- (1) 假設鋼纜僅為承受軸向張力之一維繃緊弦，不考慮撓曲剛度效應。
- (2) 假設鋼纜兩端點為固定端，不考慮鋼纜傾斜程度與中垂效應。

因此，由弦振動控制方程式即可求得拉力與頻率關係式

$$T = 4ml^2 \left(\frac{f_n}{n} \right)^2 \quad (1)$$

其中 T 為鋼纜拉力， m 為單位長度質量， l 為索長， f_n 為第 n 個振態自然振動頻率值(Hz)。由上式可知，若將鋼纜假設為弦結構，則可使用任一個振態頻率計算索力，而且理論上皆可獲得相同之索力值，但是，真實的鋼纜並非如此。另外，一維弦振動模式可發展出頻率差計算公式，基於繃緊弦振動的基本假設，利用各相鄰振態頻率等間距的特性，即以相鄰振態之頻率差反算索力，可建立拉力與頻率差之關係式[4]

$$T = 4ml^2 \Delta f^2 \quad (2)$$

式中 Δf 為相鄰振態頻率差值，可定義為

$$\Delta f_n = f_{n+1} - f_n, \quad n = 1, 2, \dots \quad (3)$$

在實際應用上，通常使用第一振態頻率代入式(1)即可求解拉力，即取 $n=1$ 、 $f_n=f_1$ ，此時若比較式(1)與式(2)可知，鋼纜頻率差值應等於第一振態頻率。但是，鋼纜非完美的繃緊弦結

構，尚有撓曲效應與中垂效應等非線性特性，因此，真實量測結果顯示，鋼纜頻率差值與第一振態頻率尚有差異性存在，但頻率差值可用以檢驗鋼纜第一振態值，避免誤判鋼纜頻率值。

2.2 二維梁振動模式

此模式係將鋼纜視為梁結構，其基本假設如下：

- (1) 假設鋼纜為承受軸向力之二維平面簡支梁，考慮撓曲剛度效應。
- (2) 假設鋼纜兩端點為簡支梁型式，一端為鉸支承，一端為滾支承，但並不考慮傾斜與中垂效應。

因此，由梁橫向振動方程式即可求得拉力與頻率關係式

$$T = 4ml^2 \left(\frac{f_n}{n} \right)^2 - EI \left(\frac{n\pi}{l} \right)^2 \quad (4)$$

式中 E 為彈性係數， I 為慣性矩。因此，比較式(1)與式(4)可知，式(4)等號右邊第二項即是考慮鋼纜撓曲剛度所產生的效應，而且考慮鋼纜撓曲剛度效應所獲得的索力將會較小於弦理論公式之計算值。另外，由式(4)可知，若將鋼纜假設為梁結構，則可利用任一個振態頻率進行索力之計算。

2.3 非線性索振動模式

鋼纜是一種具有高度幾何非線性的結構，前述的分析模式，皆不考慮幾何非線性效應。因此，不論是弦公式(式(1))或梁公式(式(4))，皆可以任一振態頻率求得理論索力值，在實用上確實相當方便。但是，這些公式很明顯地皆未考慮到鋼纜之實際狀態，例如中垂效應，質量分佈，三維傾斜程度，以及橋面版效應等因素。因此，在實際應用上，若要以弦或梁推導的公式估算鋼纜預力值，一般只取第一振態頻率計算索力，對於斜張橋跨度愈來愈大的發展之下，某些超長或具特殊條件之鋼纜可能已不適用，例如長索之中垂效應或撓曲剛度影響非常明顯之鋼纜，可能會產生較大之誤差。因此，確實須將鋼纜的非線性效應加以考慮。非線性索振動模式即是將鋼纜視為索結構，其基本假設如下：[2,5]

- (1) 鋼纜形狀假設為拋物線型，並考慮撓曲剛

度效應。

- (2) 考慮鋼纜幾何非線性效應，包括中垂效應，質量分佈與三維傾斜程度等因素。同時考慮傾斜與中垂量等幾何非線性效應。上述假設可推導出較精確的鋼纜控制方程式，此為一非線性超越方程式，但並無法直接求解。其原因是在實場量測中針對鋼纜中垂量、傾斜角度等幾何條件之量測相當困難，因此，必須利用數值疊代的方式求解索力。而且在鋼纜形狀為拋物線型假設下，需將鋼纜依之中垂量、索長與索力大小分成不同範圍之三種鋼纜索力計算公式，而以 Γ 與 ζ 為控制參數，其定義分別為

$$\Gamma = \frac{0.31\xi + 0.5}{0.31\xi - 0.5} \sqrt{\frac{wl}{128EA\delta^3 \cos^5 \theta}} \quad (5)$$

$$\xi = \sqrt{\frac{Tl^2}{EI}} \quad (6)$$

式中 δ 為中垂量， θ 為鋼纜的傾斜角且為一銳角， A 為鋼纜截面積， w 鋼纜單位重。式(5)中對於傾斜角大於或等於 90 度之鋼纜並不適用。實際上，由式(5)與式(6)可知， Γ 參數主要是反應中垂效應，而 ζ 參數則是反應撓曲剛度之影響。當 Γ 愈小，中垂效應則愈明顯；當 ζ 愈小，則表示索長較短且索力較小，撓曲剛度效應相對影響較大。因此，依控制參數 Γ 與 ζ 的範圍將鋼纜分為三種類型：

- (1) 第一類鋼纜： $\Gamma \geq 3$ 之範圍，中垂效應不明顯，索長較短且索力較小，依不同 ζ 範圍可使用第一振態之自然頻率 f_1 計算索力。

$$T = 4ml^2 f_1^2 \left\{ 1 - 2.2 \frac{c}{f_1} - 0.55 \left(\frac{c}{f_1} \right)^2 \right\} \quad (17 \leq \xi < 200) \quad (7a)$$

$$T = 4ml^2 f_1^2 \left\{ 0.865 - 11.6 \left(\frac{c}{f_1} \right)^2 \right\} \quad (6 \leq \xi < 17) \quad (7b)$$

$$T = 4ml^2 f_1^2 \left\{ 0.828 - 10.5 \left(\frac{c}{f_1} \right)^2 \right\} \quad (0 \leq \xi < 6) \quad (7c)$$

其中

$$c = \sqrt{\frac{EI}{ml^4}} \quad (8)$$

- (2) 第二類鋼纜： $\Gamma \leq 3$ 之範圍，中垂效應較第一類明顯，索長較長且索力相對較大，依不同 ζ 範圍可使用第二振態之自然頻率 f_2 計算索力。

$$T = ml^2 f_2^2 \left\{ 1 - 4.4 \frac{c}{f_2} - 1.1 \left(\frac{c}{f_2} \right)^2 \right\} \quad (60 \leq \xi < 200) \quad (9a)$$

$$T = ml^2 f_2^2 \left\{ 1.03 - 6.33 \frac{c}{f_2} - 1.58 \left(\frac{c}{f_2} \right)^2 \right\} \quad (17 \leq \xi < 60) \quad (9b)$$

$$T = ml^2 f_2^2 \left\{ 0.882 - 85 \left(\frac{c}{f_2} \right)^2 \right\} \quad (0 \leq \xi < 17) \quad (9c)$$

(3) 第三類鋼纜：對於索長非常長之鋼纜，中垂效應大多非常明顯，此時非線性效應相當顯著，並非為第一與第二類之鋼纜，可使用第二振態以上之自然頻率 $f_n (n \geq 2)$ 計算索力。

$$T = 4ml^2 \left(\frac{f_n}{n} \right)^2 \left\{ 1 - 2.2 \left(\frac{nc}{f_n} \right) \right\} \quad (\xi \geq 200) \quad (10)$$

因此，第一類鋼纜是屬於中垂效應較不明顯、索長較短且索力較小之情形，此二參數的範圍為 $\Gamma \geq 3$ ； ζ 則分三個範圍，其中第一個範圍為 0~6，第二個範圍為 6~17，第三個範圍則分佈較廣，為 17~200。因此， ζ 大多落在前兩個範圍內，即 ζ 值較小之範圍內居多。第二類鋼纜是屬於中垂效應比第一類鋼纜較明顯，索長較長且索力較大之情形，此二參數的範圍為 $\Gamma \leq 3$ ； ζ 則分三個範圍，其中第一個範圍為 0~17，第二個範圍為 17~60，第三個範圍則分佈較廣，為 60~200，因此， ζ 大多落在後兩個範圍內，即 ζ 值較大之範圍內居多。第三類鋼纜是屬於中垂效應非常明顯，而且索長非常長之情形，此情形不在前述兩種鋼纜類型範圍內，因此，第三類鋼纜有極小的 Γ 值，且有極大的 ζ 值， ζ 值應在 200 以上。由以上敘述可知，非線性精算公式相當複雜，

但其具有較高之精度，然而，在使用此公式前必須先預估一個初始索力，作為研判鋼纜是以那一種形式計算索力再進行數值疊代，而且由式(5)與式(6)可知，計算公式須有量測鋼纜中垂量 δ 之參數，這些對於已完工的斜張橋而言，若須於高空中量測鋼纜真實中垂量確實相當困難，因此，在實際應用上，非線性公式雖具有一定之計算精度，但須有中垂量或以試誤法求解較為困難，故在實用上大多使用前二種方法計算索力。而在本文中，則是提出以類神經網路運算的方法，由建構的網路預測模式求得鋼纜拉力值之新方法。

三、鋼纜動力試驗與分析

本文為求得鋼纜索力，將以高屏溪斜張橋之鋼纜為例，進行動力試驗與分析，並利用上述方法計算索力，在下一章中再利用本文方法求得之結果進行比較。

3.1 高屏溪斜張橋

高屏溪斜張橋為南部第二高速公路後續計畫燕巢九如段高屏溪河川橋之主橋，如圖 1 所示，全長共 510m，採用大跨徑單橋塔非對稱混合式結構系統，主跨 330m 為鋼結構設計，以及邊跨 180m 為預力混凝土結構設計；橋塔塔高 183.5m，為倒 Y 型式之鋼筋混凝土結構。另外，主跨與邊跨各配置 14 組斜張鋼纜，除兩跨最外側一組各為四根外，其餘各組均為兩根鋼纜之組合，共計 60 根鋼纜支撐整座橋梁，如圖 1 可知，最靠近 A1 橋台的鋼纜

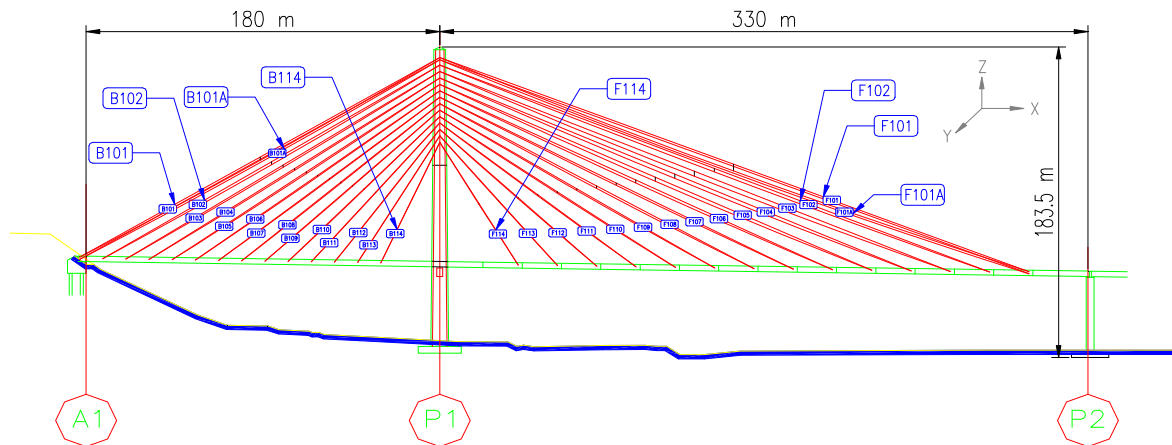


圖 1. 南二高高屏溪斜張橋示意圖。

編號為 B101 與 B101A，鋼纜 B114 則為邊跨內最靠近 P1 橋塔之鋼纜；主跨內最靠近 P1 橋塔之鋼纜為 F114，而 F101A 與 F101 則是最靠近 P2 橋柱。本文將針對高屏溪斜張橋主跨部份之 F101R 與 F114R 鋼纜為例，在常態車流下進行振動試驗，各鋼纜材料性質與設計之幾何性質，如表 1 所示，鋼纜幾何斷面標準圖如圖 2 所示，鋼纜之規格可參考交通部台灣區國道新建工程局設計需求[11]。

表 1. 鋼纜材料與設計幾何性質

鋼纜編號	F101R	F114R
索長 l (m)	325.58	82.91
質量 m (kg/m)	84.35	73.50
彈性模數 E (10^6 kN/m ²)	193.20	193.20
面積 A (cm ²)	105.336	91.793
傾斜角 θ (deg.)	22.855	61.147
中垂量 δ (m)	4.300	0.378
鋼鍵數目(支)	70	61
鋼纜外徑 D2 (mm)	280	225

註：編號 F101R 鋼纜為斜張橋主跨最長索且靠南下車道側之鋼纜；編號 F114R 鋼纜為斜張橋主跨最短索且靠南下車道側之鋼纜

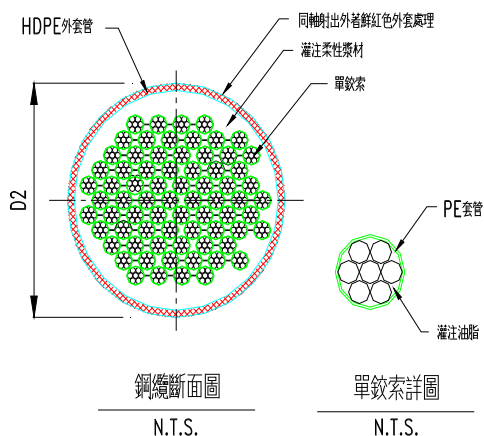


圖 2. 南二高高屏溪斜張橋鋼纜標準斷面圖[11]。

3.2 鋼纜振動量測與分析

鋼纜現地振動試驗主要是量測鋼纜局部振態頻率。因此，必須將振動感應器布設在鋼纜上，而受限現場環境與通車現況，並無法封

閉車道，為節省試驗經費，本試驗並未使用空中作業車，僅將鋼纜量測點設定在距橋面版高度 2.5m 處，每一次量測時間皆為 10 分鐘，取樣頻率為 100Hz，取樣點共 60,000 點，量測方向為車行方向(X 向)之振動頻率。另外，為求得各組鋼纜之振動頻率，可將量測所得振動歷時反應經由富立葉轉換(FFT)求得各鋼纜之頻譜圖，如圖 3 與圖 4 所示，分別為主跨內靠南下車道側之最長索(F101R)，以及主跨內靠南下車道側之最短索(F114R)鋼纜的頻譜圖。

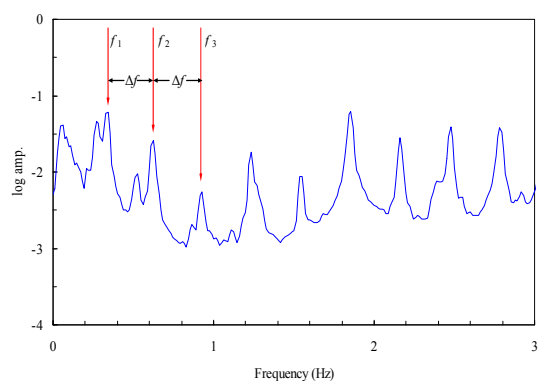


圖 3. F101R 鋼纜頻譜圖。

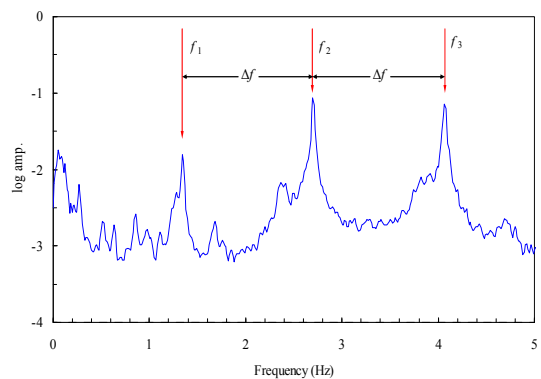


圖 4. F114R 鋼纜頻譜圖。

由各頻譜圖中非常容易研判出鋼纜自然振動頻率，其結果如表 2 與表 3 所示，F101R 索的第一個自然振動頻率為 0.30518 Hz，第二個自然振動頻率為 0.62256 Hz，前兩個振態之頻率差 Δf_1 為 0.31738 Hz；F114R 索的第一個自然振動頻率為 1.34277 Hz，第二個自然振動頻率為 2.67344 Hz，前兩個振態之頻率差 Δf_1 為 1.33057 Hz。此兩組鋼纜頻率差相當接近第一振態頻率，此顯示研判兩組鋼纜振態頻率之正確性。本文利用第二章所述之四種計算方法估算索力。兩組鋼纜計算所得之索力，分別如

表 2 與表 3 所示，若以非線性理論公式計算值為基準，比較其他三種方法計算結果可知，長索(F101R)除頻率差公式計算之索力誤差較大外，其他兩個方法皆在 1.6%誤差範圍內；另外，使用此三種方法計算中長索(F114R)索力，其誤差則維持在 3%以下。

表 2. F101R 鋼鋼纜力計算結果

鋼纜編號	F101R	
f_1 (Hz)	0.30518	
f_2 (Hz)	0.62256	
f_3 (Hz)	0.92773	
Δf_i (Hz)	0.31738	
項目	拉力值(kN)	誤差(%)
弦理論(式(1))	3335.423	1.60
頻率差(式(2))	3607.430	6.42
梁理論(式(4))	3335.333	1.60
#非線性理論	3389.674	/
本文(ANN)	3434.857	1.33
#為第 3 類鋼纜，使用式(10)計算，屬長索； $\Gamma=0.00014$ ； $\zeta=609.9681$		

表 3. F114R 鋼鋼纜力計算結果

鋼纜編號	F114R	
f_1 (Hz)	1.34277	
f_2 (Hz)	2.67334	
f_3 (Hz)	4.02832	
Δf_i (Hz)	1.33057	
項目	拉力值(kN)	誤差(%)
弦理論(式(1))	3648.634	2.92
頻率差(式(2))	3582.634	2.88
梁理論(式(4))	3647.247	1.05
#非線性理論	3545.278	/
本文(ANN)	3528.751	0.47
#為第 2 類鋼纜，使用式(9a)計算，屬中長索； $\Gamma=0.0139$ ； $\zeta=158.8215$		

四、類神經網路運算模式

類神經網路是一種屬於人工智慧的平行運算系統，其原理是利用大量相連的人工神經元來模擬生物神經網路的能力，由於人腦是經

過幾千萬年演化而成，對於圖形與語音辨識的能力遠比數位電腦優秀。因此，普遍認為人腦中必定存在某種功能強大的運算能力，可處理更複雜的事物。本文即是運用類神經網路這種強大的運算功能處理鋼纜振動試驗數據，並預測出鋼纜拉力值。

4.1 倒傳遞神經網路

目前較普遍的類神經網路學習應用模式為倒傳遞神經網路(Back-propagation neural network, 簡稱 BPN)。倒傳遞神經網路具有一層或多層隱藏層，使得網路可利用平滑可微分轉換函數表示輸入與輸出單元間的映射關係，再應用最陡坡降法觀念將誤差函數予以最小化，使得網路可推導出修正神經網路的加權值，達到最佳化之目的[12,13]。

如圖 5 所示之網路架構，為典型三層倒傳遞網路架構，第一層為輸入層，第二層為隱藏層，第三層則為輸出層。每一層皆由多個節點所組成，每一層之節點與相鄰層的每一個節點相互連結，形成一個網路架構。以倒傳遞神經網路進行網路學習運算，可分為三個階段。第一階段是資料由輸入層向前傳遞，經由隱藏層之運算，可得到輸出層第 i 個節點之輸出值

$$y_i = g\left(\sum_{j=1}^{N_h} w_{ij}g\left(\sum_{k=1}^{N_i} v_{jk}x_k + \theta_{vj}\right) + \theta_{wi}\right), i=1,2,\dots,N_o \quad (11)$$

式中 w_{ij} 與 v_{jk} 分別為相連於輸出層與隱藏層，以及相連於隱藏層與輸入層之間的權值。 x_k 為第 k 個節點輸入值。 θ_{wi} (或 θ_{vj}) 為轉換函數 g 之閾值或門檻值。 N_h 、 N_i 與 N_o 分別為隱藏層、輸入層與輸出層的節點數。另外，轉換函數可為線性或非線性函數，在本文中將採用正切雙彎曲轉移函數(Tan-sigmoid transfer function)，如圖 6 所示。

由於倒傳遞神經網路屬於監督式學習，因此，在訓練過程中可降低網路輸出單元目標輸出值與推論輸出值之誤差，達到網路訓練的收斂性。因此，第二階段則是在訓練過程中，以系統誤差監控學習品質，一般是以能量函數或誤差函數作為系統誤差的指標

$$E(s) = \frac{1}{2P} \sum_{p=1}^P (\tilde{\mathbf{Y}}_p - \mathbf{Y}_p)(\tilde{\mathbf{Y}}_p - \mathbf{Y}_p)^T \quad (12)$$

式中 $\tilde{\mathbf{Y}} = (\tilde{y}_1 \tilde{y}_2 \dots \tilde{y}_i \dots \tilde{y}_{N_o})$ ， \tilde{y}_i 為第 i 個節點目

標輸出值， $\mathbf{Y}=(y_1 y_2 \cdots y_i \cdots y_{N_o})$ ， p 則是每一個輸入節點的資料點總數， $s=(v_{11} v_{12} \cdots v_{jk} \cdots v_{N_h N_i} \theta_{v1} \theta_{v2} \cdots \theta_{w_h} w_{11} w_{12} \cdots w_{ij} \cdots w_{N_o N_h} \theta_{w1} \theta_{w2} \cdots \theta_{w N_o})$ ，可經由神經網路中求得此參數向量值。因此，若系統誤差無法收斂至要求的精度，則須透過最後一個階段調整各層之間的權值，藉由第三階段修正網路連結上的權值，使網路能量函數達到最小值而收斂。另外，本文將採用計算效率較佳之 Marquardt-Levenberg 運算法則[14]將上式中 $E(s)$ 最小化，藉以獲得 w_{ij} 、 v_{jk} 、 θ_{w_i} 和 θ_{v_j} 這些最佳化之網路參數值。

4.2 索力預測網路架構

在本研究中，為建立類神經網路訓練案例資料庫，將利用有限元素法建立鋼纜分析模式進行動力分析，並變化中垂量與索力值，求得鋼纜索力變化時所對應的幾何與頻率變化關係作為案例資料庫，並以類神經網路的特性，預測出近似於量測頻率值所對應的索力值。另外，為驗證本方法可行性，神經網路架構必須經過三個階段：

- (1) 訓練學習階段：以現有已知鋼纜頻率、索力、中垂量作為神經網路基本案例資料庫進行學習訓練，並建立神經網路預測架構。
- (2) 第一次預測階段：將訓練學習階段所使用之原基本案例資料庫其中一組作為輸入值，經由已建立的神經網路預測架構之運算，驗證是否能夠預測出此組的索力值。由於選擇的鋼纜資料為案例資料庫內資料之一，理論上，神經網路之訓練已涵蓋此鋼纜狀況資料，應可順利地預測出其索力，此步驟稱之為第一階段預測。若是此一預測階段都無法將案例資料庫鋼纜之索力值預測出來，則表示訓練學習階段是失敗的，此時須重新修正輸入參數或增加隱藏層節點數，直到本階段預測是成功的為止。因此，神經網路預測架構須具有成功的第一次預測階段，方能映射出輸入與輸出之關係。
- (3) 第二次預測階段：選擇一組未在基本案例資料庫中使用過的鋼纜資料，作為預測的未知對象(雖已知其索力但僅作預測結果比對之用)，並利用第一次預測階段成功的

神經網路預測架構進行索力之預測。由於此未知鋼纜資料未曾在神經網路架構出現過，因此，若能順利預測出相同的索力值，則顯示本文所建立的預測架構確實可在不須經過複雜的非線性疊代計算即可求得索力。

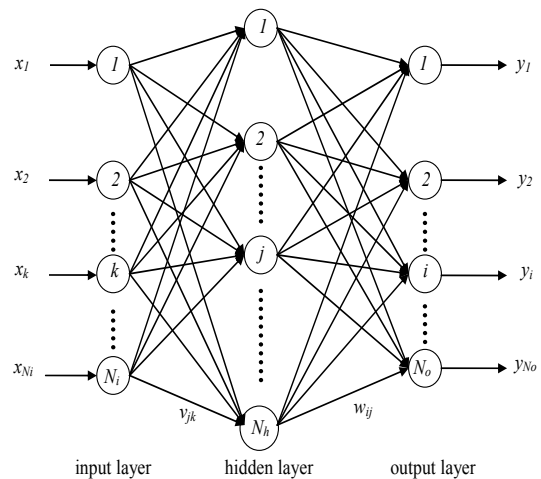


圖 5. 典型神經網路架構。

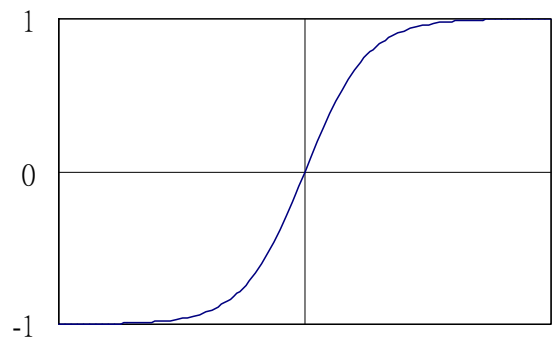


圖 6. 正切雙彎曲轉移函數示意圖。

五、實例分析

本文將以高屏溪斜張橋布置於主跨內最長鋼纜(F101R)與最短鋼纜(F114R)為例，進行索力預測分析，此二組鋼纜之材料性質與斷面性質，如表 1 所示。

5.1 訓練學習階段

為了能夠直接預測出索力值，必須訂定出神經網路之輸入值與輸出值為何。由式(5)~式(10)可看出鋼纜振動頻率與中垂量為計算鋼纜拉力重要之函數。由於振動頻率可由實場量

測方式輕易地獲得，相反地，中垂量則較難由實場測量得到，而索力則是待求參數。因此，本文將以各振態之振動頻率值 f 作為輸入值，輸出目標值則為索力 T ，建立的神經網路預測架構，如圖 7 所示。圖中 f_i 表示鋼纜第 i 個自然振動頻率。另外，為簡化神經網路模式，本文利用單層隱藏層之倒傳遞網路學習訓練模式，求出輸入值 f_i 與輸出目標值 T 間的映射關係，建立整個神經網路預測索力架構。

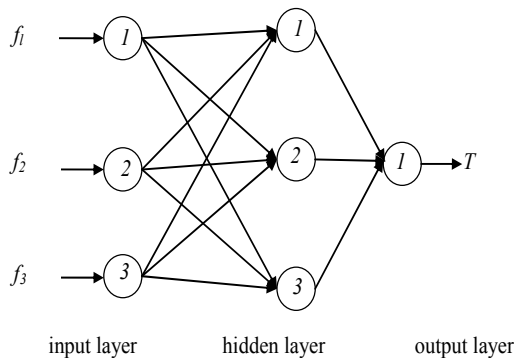


圖 7. 鋼纜拉力預測神經網路架構。

因此，在此訓練學習階段，首先利用有限元素法建立不同索力作用與中垂量之案例資料，而鋼纜之有限元素模式假設為拋物線型，並考慮中垂量所造成的非線性效應進行動力分析，即可獲得前 3 個振態頻率值。另外，鋼纜預力設計值約為降伏應力 (F_y) 之 20~40%，因此，索力變化值則可取降伏應力之 10%~60%，本文取每間距 10%降伏應力為一組，分別為 0.1~0.6 F_y ，共有 6 組不同索力資料，並取 6 組中的 5 組作為基本案例訓練資料庫，藉由此 5 組案例，利用圖 7 所建構的網路架構進行訓練與學習。類神經網路預測架構設定為三層，如圖 7 所示，輸入層共有 3 個節點，分別為前三個振動頻率 f_i ($i=1,2,3$)；輸出層節點為 1 個，即索力 T 與降服拉力 ($F_y \cdot A$) 之比值；隱藏層為 3 個節點[15]。

本文選擇索力變化值為降伏應力之 10%、20%、30%、50%與 60%，共 5 組作為案例資料庫進行訓練與學習，而學習過程中輸出值與目標值相當接近，訓練誤差皆維持在 10^{-6} 以下，如表 4 與表 5 所示，此顯示本文所建立的神經網路系統可代表此一輸入值與輸出值間的映射關係。

5.2 第一預測階段

由第一階段之訓練學習過程，本文已利用索力變化值共 5 組案例資料庫建立類神經網路預測架構，如圖 6 所示，為進一步確認網路架構預測的能力為何。因此，在第一階段預測是以案例資料庫中原有的索力案例，選擇索力變化值為降伏應力之 30%之案例作為預測之案例，同樣地，設定在類神經網路中的輸入變數包括 f_1 、 f_2 與 f_3 ，輸入層為 3 個節點；隱藏層為 3 個節點；輸出層則為索力，共有 1 個節點。預測結果如表 4 與表 5 所示，由各表中可知，神經網路所預測出的結果都非常接近原有的相對應的索力值，誤差皆在 10^{-6} 以下，此表示該網路具有此結構特性，訓練結果是相當成功，而且預測結果是非常精準的。

5.3 第二預測階段

在第一次預測時，索力變化值為降伏應力 30%之案例為訓練案例之一，類神經網路已存在此組之特性，因此，可得到精準的預測結果是可預期的。但是，成功的類神經網路則須再進行第二預測階段工作，加以證實網路架構的適用性。若假設現有之斜張橋須確定某鋼纜目前之受力狀況，傳統的作法是先進行實場振動量測，獲得各振態頻率值，再以第二章所提之方法進行索力計算，但若以 2.3 節所提的非線性公式，則在無法得知鋼纜幾何條件下，須藉助試誤法求得索力。因此，若能直接地應用神經網路預測出此一斷面的索力值，則可節省大量的測量工作與避免數值計算之誤差。在第二預測階段則是希望透過先前建立的神經網路預測模式，不須進行中垂量測量與非線性公式運算數值疊代運算，即可直接求得鋼纜的索力。

在前兩個階段可知，索力變化值為降伏應力之 40%之案例並未納入訓練案例資料庫中，故此案例對神經網路架構而言是未知的。因此，在第二次預測時，將以未知索力變化值為降伏應力 40%之案例作為預測對象，設定在類神經網路中的輸入層、隱藏層與輸出層變數皆相同，包括輸入層為 3 個節點；隱藏層為 3 個節點；輸出層則有 1 個節點，輸出為索力。第二階段之預測結果如表 4 與表 5 所示，由各中可知，神經網路所預測索力與原有計算值雖存有些許的誤差，但誤差值不大，而且相當接近，多維持在 0.3%以下，此預測結果顯示本

架構的預測結果應是精準可接受的，而且確實 可直接以神經網路求得索力值。

表 4. F101R 鋼纜類神經網路運算結果

項次	訓練階段					第一次 預測	第二次 預測	第三次 預測
	$0.1F_{yA}$	$0.2F_{yA}$	$0.3F_{yA}$	$0.5F_{yA}$	$0.6F_{yA}$			
案例	$0.1F_{yA}$	$0.2F_{yA}$	$0.3F_{yA}$	$0.5F_{yA}$	$0.6F_{yA}$	$0.3F_{yA}$	$0.4F_{yA}$	實測資料
目標 值	0.10	0.20	0.30	0.50	0.60	0.3000	0.4000	0.1823
輸出 值	0.10	0.20	0.30	0.50	0.60	0.3000	0.3990	0.1847
目標 值 (kN)	1859.393	3718.786	5578.180	9296.966	11156.359	5578.180	7437.573	3389.674
輸出 值 (kN)	1859.393	3718.786	5578.180	9296.966	11156.359	5578.180	7418.607	3434.857
誤差 (%)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.26	1.32

表 5. F114R 鋼纜類神經網路運算結果

項次	訓練階段					第一次預 測	第二次預 測	第三次預 測
	$0.1F_{yA}$	$0.2F_{yA}$	$0.3F_{yA}$	$0.5F_{yA}$	$0.6F_{yA}$			
案例	$0.1F_{yA}$	$0.2F_{yA}$	$0.3F_{yA}$	$0.5F_{yA}$	$0.6F_{yA}$	$0.3F_{yA}$	$0.4F_{yA}$	實測資料
目標 值	0.10	0.20	0.30	0.50	0.60	0.3000	0.4000	0.2188
輸出 值	0.10	0.20	0.30	0.50	0.60	0.3000	0.4002	0.2178
目標 值 (kN)	1620.328	3240.657	4860.985	8101.642	9721.970	4860.985	6481.313	3545.278
輸出 值 (kN)	1620.328	3240.657	4860.985	8101.642	9721.970	4860.985	6484.068	3528.751
誤差 (%)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.47

六、結論

本文主要是應用現地微動試驗，量測南部第二高速公路高屏溪斜張橋鋼纜振動反應，求得鋼纜之各振態自然頻率值，再由類神經網路預測鋼纜拉力值。由實例計算結果可知，本文方法與非線性公式計算所得知結果相當接近，其精確度高於其他三種振動公式計算索力

之結果。因此，本文之結論如下：

1. 在不封閉橋梁情況下，可使用微動試驗求得鋼纜自然頻率，非常經濟方便。
2. 對於利用實務上較為簡單的三種振動公式進行索力計算時，因其使用第一振態頻率計算拉力，與非線性精算公式計算之結果比較有較大之誤差，約在 6.5% 以內。而本文方法與非線性精算公式計算之結果比較，不論是長索或中長索，其預測誤差皆

維持在 1.4% 以內。因此，本文方法確實具有準確性。

- 對於南二高高屏溪斜張橋而言，若能求出各索力，則可經由適當的拉力指標，進行斜張橋鋼纜拉力異常之評估，未來也可依此應用於評估橋面版主梁損傷定位於損傷程度。

誌謝

本研究承 國科會計畫補助(NSC96 - 2628 - E - 390 - 011 - MY3)得以順利完成，謹此誌謝。

參考文獻

- 楊永斌、陳振華，「鋼纜支撐橋梁理論發展的回顧之三：1880 年代至 1940 年代」，結構工程，台北，台灣，第十卷，第四期，65~88 頁，1995。
- 陳振華、湯輝雄、歐陽蓁，「斜張橋鋼纜拉力量測與分析-以貓羅溪鋼拱塔斜張橋為例」，結構工程，台北，台灣，第二十卷，第三期，61~72 頁，2005。
- 陳振華、歐陽蓁、黃銘智、陳唐徵，「車流作用下斜張橋鋼纜預力量測與分析」，第二十九屆全國力學會議，清華大學，D013，2005。
- 陳振華、林炳昌，「斜張橋斜拉索拉力檢測與安全評估」，技師月刊，台北市，第 47 期，第 83~92 頁，2007。
- Zui, H., Shinke, T., and Namita, Y., "Practical formulas for estimation of cable tension by vibration method," *Journal of Engineering Mechanics*, Vol. 122, No. 6, pp. 651-656, 1996.
- Zeng, P., "Neural Computing in Mechanics," *Apply Mechanics Review*, Vol. 51, No. 2, pp. 173-197, 1998.
- Ko, J. M., Sun, Z. G., and Ni, Y. Q., "Multistage Identification Scheme for Detecting Damage in Cable-Stayed Kap Shui Mun Bridge," *Engineering Structures*, Vol. 24, No. 7, pp. 857-868, 2002.
- Lee, J. J., Lee, J. W., Yi, J. H. Yun, C. B., and Jung, H. Y., "Neural Networks-Based Damage Detection for Bridges Considering Errors in Baseline Finite Element Models," *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 280, No. 3-5, pp. 555-578, 2005.
- Masri, S. F., Chassiakos, A. G., and Caughey, T. K., "Structure-Unkonwn Non-Linear Dynamic Systems: Identification through Neural Networks," *Smart Materials and Structures*, Vol. 1, pp. 45-56, 1992.
- Chen, C. H., (2005) "Structural Identification from Field Measurement Data Using a Neural Network," *Journal of Smart Materials and Structures*, Vol. 14, S104-S115.
- 交通部台灣區國道新建工程局，「高屏溪橋」，台北，台灣，2002。
- Rumelnart, D. E., Hinton, G. E., and Williams, R. J., "Learning International Representation by Error Propagation," *Parallel Distributed Proceeding*, D.E. Rumelnart et al., Eds, The MIT Press, Cambridge, MA, pp. 318-362, 1986.
- Hecht-Nielsen, R., "Theory of the Back Propagation Neural Network," *Proceeding of International Joint Conference on Neural Networks*, IEEE, Vol. 1, pp. 593-605, 1989.
- Hagan, M. T., and Menhaj, M. B., "Training Feed-Forward Networks with the Marquardt Algorithm," *Transactions on neural networks*, IEEE, Vol. 5, No. 6, pp. 989-993, 1994.
- 陳振華，「類神經網路於結構系統識別」，2002 中華民國第十屆模糊理論及其應用會議，交通大學，D4:1-6，2002。