

利用類神經網路建模估測風力發電系統發電量

王孟輝 陳鴻誠 洪清寶 謝逸群 賴盈軒

國立勤益技術學院電機工程系

摘要

本研究旨在利用類神經網路建模估測風力系統在任一場址和時段下之發電量。首先，利用風力發電系統實測資料，使用 MATLAB 6.0 版所提供的 nntool 介面建立類神經網路模型。利用網路模型估測出之功率與實際測得的功率比較。藉由比較後的誤差，來調整網路的架構和參數，直至收斂為止。如此可利用所建立之模型準確估測出風力發電機在任一場址的發電量，進而做為風力發電系統發電成本及經濟效益的評估。

關鍵詞：風力發電、類神經網路、倒傳遞學習法則、nntool 立建網路

壹、前言

根據世界能源組織的統計，石油的蘊藏量大約只剩四十年，煤為二百二十年，天然氣為六十年。依目前的能源使用量來說，再生能源的開發已是一個迫切需要的研究方向 [1]，而風能是一項相當有潛力的再生能源。

台灣是一個海島型的國家，四面環海，海風取之不竭，並且有著很豐富的風力資源，海、陸風力發電潛能每年約為 132TWh，包括新竹湖口、關西台地部份山區、中南海濱及離島，都很適合風力發電。此外，近年全球風力發電技術的進步及裝置容量急遽成長，使得風力發電成本不斷的降低，已達每度電為新台幣 1.1~2.4 元之間，是目前最具經濟效益的再生能源之一。而另外台灣屬季風氣候，風力資源較其它中緯度大陸氣候的國家，不但毫不遜色，風力資源發展的條件反而優渥許多 [2]。風力發電不但沒有環保污染方面的問題，而且用之不竭。就一年的平均風速來論：冬季的風力為最大；夏季為最小。而以一天來說，則是在夜間有比較大的風力 [3]。但以上所述，只是一個常態的現象。因為就大自然的特性來說，風力發電的能量來源-風，並不是那麼的穩定。

實際的風速是不規則、且難以準確估測的。故風力發電機所發出的實際電量是很難掌控的。如果能準確的估測出風力發電任一時刻的風速所獲得的電功率，便可輕易的計算出某一日或某個月份的實際電能值，並得知其產生的經濟效益。類神經網路便是一個常使用於估測方面的工具。它具有強大的適應性學習能力，能建立起真實系統中輸入-輸出間的關係。而其中的一種倒傳遞類神經網路，更是目前最廣為使用的網

路[4]。而本研究旨在研究以倒傳遞網路模型估測出實際風力發電系統的發電量，並討論它與實際功率、風力能之間的誤差及電能的比較。本首先利用實測資料使用類神經網路建立風力發電系統風速和發電功率之間的關係，再利用此模型估測任一時段之風力發電量，藉著評估風力發電系統裝設在任一場址下，所能產生發電量和發電之經濟效率。

貳、 本研究之風力發電系統介紹

一、 各組成部份的介紹如下

1、 風力發電機(wind generator)

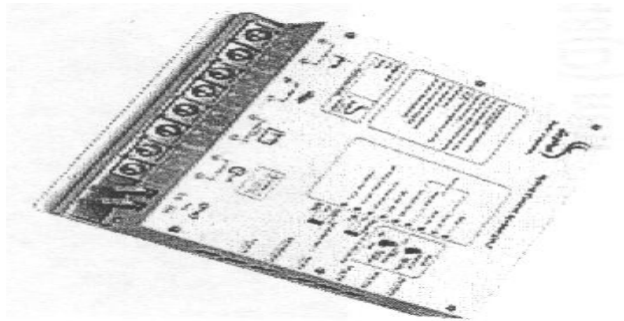
是將風能轉成電能的發電機構。如圖一其葉片組是由三片碳纖維作成的葉片所組成的，外殼包含了可改變迎風方向的風舵，風舵的最主要功能是在改變風力機的迎風方向，使風力機能承受最大的風力。而風力發電機的整流部分還包含保護電路，當風速過高時，它會做煞車動作，以保護風力發電機免於受損。



圖一 風力發電系統實體圖

2、 功率混合器(hybrid power controller)

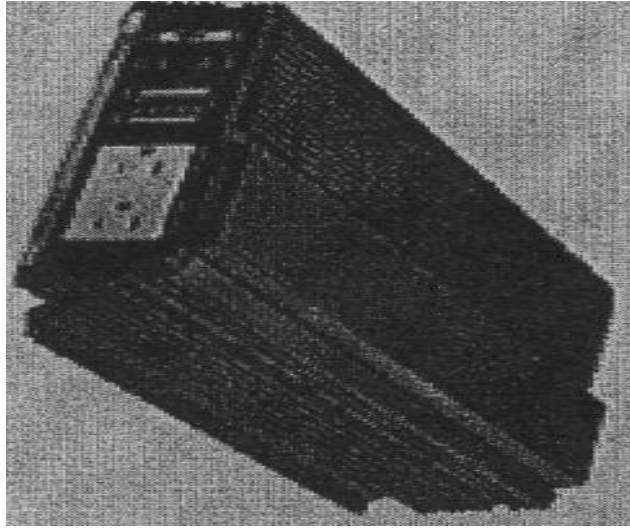
功率混合器可說是整個發電系統的心臟。如圖二功率混合器是一個提供直流的機構，它可以提供蓄電池一個穩定的直流電源。另外，功率混合器也提供了一個直流12伏特的輸出，我們可以直接從功率混合器得到直流電源。



圖二 功率混合器

3、DC/AC 轉換器(inverter)

如圖三是一個將直流輸入轉換成交流輸出的裝置。當系統要供應交流負載時,需透過 DC/AC 轉換器,將直流轉換成交流輸出。



圖三 DC/AC 轉換器

4、蓄電池(battery)

如圖四是發電系統儲存電能的裝置。當採乾式免保養電池,在獨立系統中電池的地位是很重要的,因為風力發電機是一個受風能帶動才能發電的機構,所以在直接供電方面較不穩定。利用蓄電池儲存電能的特性,風力發電系統在電力過多時,能有儲存電能的工作,在電力不夠時,則可供應較為穩定之電能,所以它能使得整個供電系統,得到較穩定的供電。

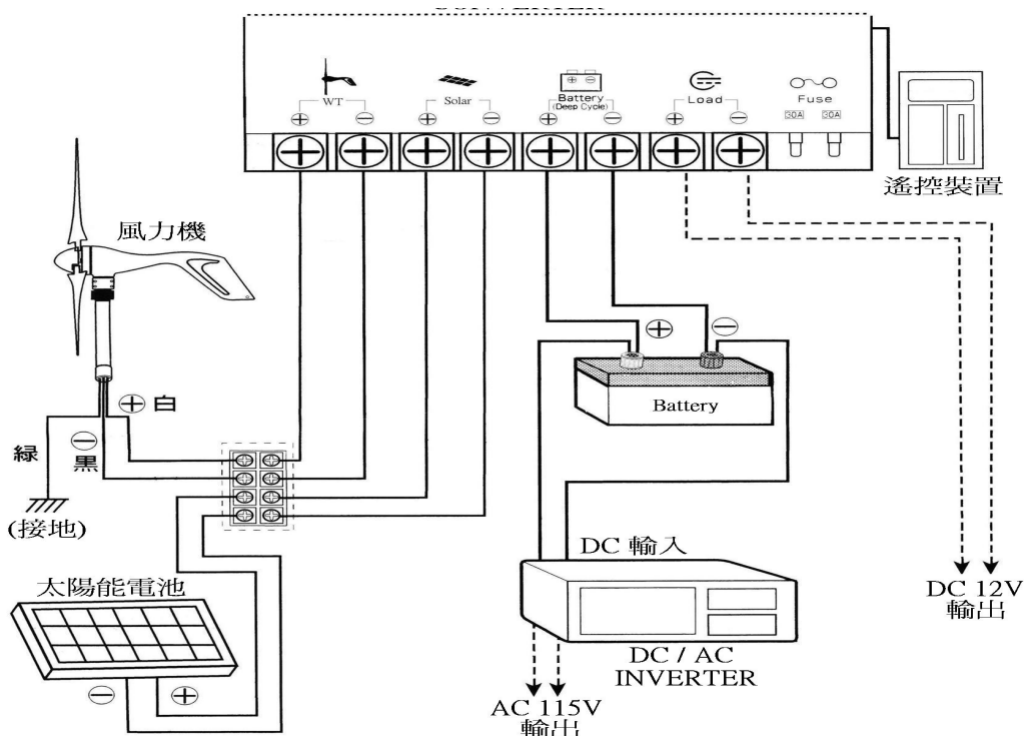


圖四 蓄電池

二、風力發電系統的運作流程

風能經由風力發電機和內部整流電路的轉換,將它轉變成電能,轉換出來的電能為直流電。功率混合器會去擷取風力發電機所輸出的電能,經由功率混合器輸出的電能為較穩定之直流電,功率混合器輸出的直流電透過 DC/AC 轉換器,提供給交流負載,至此完成整個發電系統的循環。若有剩餘的電能,可經過蓄電池把剩餘的電能存起來,

以便不時之需。圖五是我們整個風力發電系統,包括風力發電機、太陽能電池、功率混合器、DC/AC 轉換器、蓄電池這五個部分。



圖五 風力發電系統

三、風力發電之能源轉換效率

風力發電是將風能轉換成電能的裝置，風力發電機藉由風車吸取風能，若通過風車之風速為 $V(m/s)$ ，風車受風面積為 $A(m^2)$ ，空氣密度為 $r(kg/m^3)$ ，則理論上的風車風能為：

$$P_w = \frac{1}{2} rAV^3 \tag{1}$$

即風能和風速三次方及風車受風面積成正比。自然風吹向風車時，風能並不能完全被吸收，若設風車前後氣流壓力為均勻，則其輸出比例稱輸出係數為 C_p [5]：

$$C_p = \frac{2u \left[\left(P_{win} + \frac{1}{2} rV_{in} \right) - \left(P_{wout} + \frac{1}{2} rV_{out} \right) \right]}{r^2 AV^3} \tag{2}$$

其中

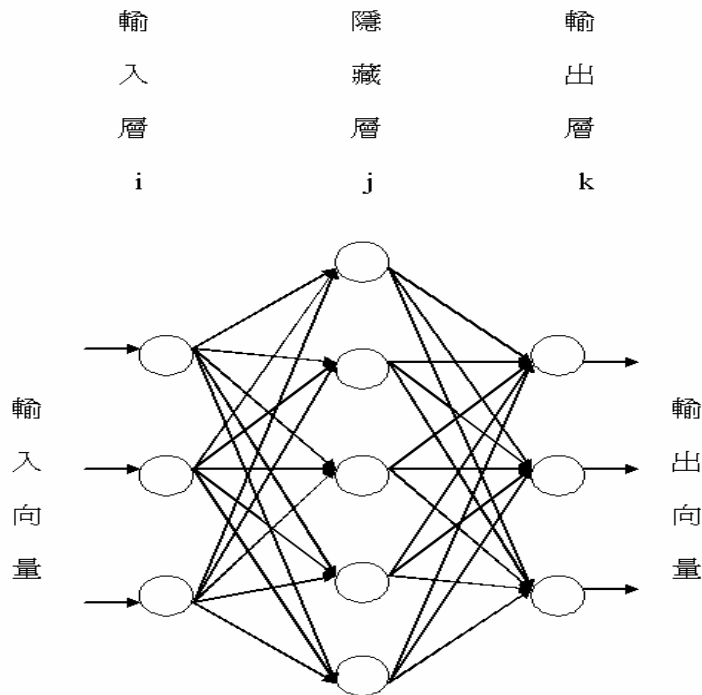
- u: 為風質量流量
- P_{win} : 風車入氣壓力
- P_{wout} : 風車出氣壓力
- V_{in} : 風車入氣風速
- V_{out} : 風車出氣風速

將(2)式微分，理論上可證得 C_p 的最大值為 0.593，即理論上若發電機無損失，則整體約有 60% 的轉換效率。若假設風車效率為 70%，且假設一般風力發電機之效率為 0.7~0.9，則風能轉成電能之效率約為 30%~37% 之間，因此整體而言其仍具有相當競爭力。一般在進行風車發電量估測時，常常使用(1)式評估風力發電系統之發電量。但由於各種廠牌之風力機特性和構造並不相同，且風力機之效率和轉速(或風速)有關，因此若以(1)式所計算出電能會有些誤差。因此，本文提出以風力發電系統實測之資料，利用類神經網路建立發電功率之關係，風速和發電功率以作為風力發電系統發電量和經濟效益之評估工具。

參、類神經網路之建模

一、基本架構

倒傳遞網路是類神經網路的基本類型之一，而且它是類神經網路模式中最具有代表性和應用最為普遍的網路。倒傳遞基本原理是利用最陡坡降法的觀念，將誤差函數予以最小化，直到網路能夠逼近一個預測值，或是能夠用在指定的輸入下聯想輸出向量。標準的倒傳遞演算法是一種梯度下降(Gradient Decent)演算法，亦即網路的權重值是沿著誤差函數的負的梯度方向移動著，「倒傳遞」此術語是指針對非線性多層網路內計算梯度的方法。如圖六，典型的倒傳遞前饋網路共三層。分別為：輸入層、隱藏層、輸出層。



圖六 倒傳遞類神經網路模型

二、學習法則：

倒傳遞類神經網路是以能量函數之誤差信號，利用倒傳遞演算法修正網路參數，進而降低輸出和目標值之誤差，其學習法則簡述如下：

步驟 1: 設定網路參數。

步驟 2: 以常態分佈亂數設定加權值矩陣與偏權值向量及初始值。

步驟 3: 輸入一個訓練範例的輸入向量, 與目標輸出向量。

步驟 4: 計算推論輸出向量 Y :

(1)、計算隱藏層輸出向量 H

$$net_j = \sum W_{ij} X_i - q_j \quad (3)$$

$$H_j = f(net_j) \quad (4)$$

(2)、計算推論輸出向量 Y

$$net_k = \sum W_{jk} H_j - q_k \quad (5)$$

$$Y_k = f(net_k) \quad (6)$$

步驟 5: 計算差距量:

(1)、計算輸出層差距量

$$d_k = (T_k - Y_k) * f'(net_k) \quad (7)$$

(2)、計算隱藏層差距量

$$d_j = \left(\sum_k d_k W_{jk} \right) * f'(net_j) \quad (8)$$

步驟 6: 更新加權值矩陣, 及閾值向量:

(1)、更新輸出層加權值矩陣, 及閾值向量

$$W_{jk} = W_{jk} + \mathbf{h}d_k H_j + \mathbf{a}\Delta W_{jk}(n-1) \quad (9)$$

$$q_k = q_k - \mathbf{h}d_k + \mathbf{a}\Delta q_k(n-1) \quad (10)$$

(2)、更新隱藏層加權值矩陣, 及閾值向量

$$W_{ij} = W_{ij} + \mathbf{h}d_j X_i + \mathbf{a}\Delta W_{ij}(n-1) \quad (11)$$

$$q_j = q_j - \mathbf{h}d_j + \mathbf{a}\Delta q_j(n-1) \quad (12)$$

重覆步驟 3 至步驟 6, 直到收斂 [4]。

三、MATLAB 內建之類神經網路演算法

在 MATLAB 中：`tansig` 為正切雙彎曲轉移函數的指令，大部份使用於隱藏層中。而 `purelin` 則為線性轉移函數的指令，使用於輸出層，傳統的梯度下降演算法對於實際問題的求解，往往是耗時且緩慢的。在 MATLAB 中提供了五種高效率的學習演算法。其收斂速度較傳統梯度演算快十到一百倍左右。為比較其性能，其介紹如下：

1、可變學習速率倒傳遞演算法(GDX 演算法):傳統的最陡坡降演算法，其學習速率在整個訓練過程中是維持固定不變的。其對學習速率的設定是很敏感的。因此，我們可以考慮使用可變學習速率倒傳遞演算法來改善傳統的梯度演算法。

2、有彈性的倒傳遞演算法(RP 演算法):有彈性的(Resilient)倒傳遞演算法(Rprop)其訓練目的，就是要除去梯度值太小所造成的影響。因此，本方法只使用梯度的符號來決定權重值的更新。當然，Rprop 演算法與傳統的最陡坡降演算法相比，是更加快速的達到收斂。

3、共軛梯度演算法(CG 演算法):基本的倒傳遞演算法是在最陡下降方向(即負梯度方向)中調整權重值。但是這樣未必一定會產生最快的收斂。在共軛梯度演算法(Conjugate Gradient Algorithm)中，則是沿著共軛方向來執行搜尋。這樣一般會產生較快的收斂。

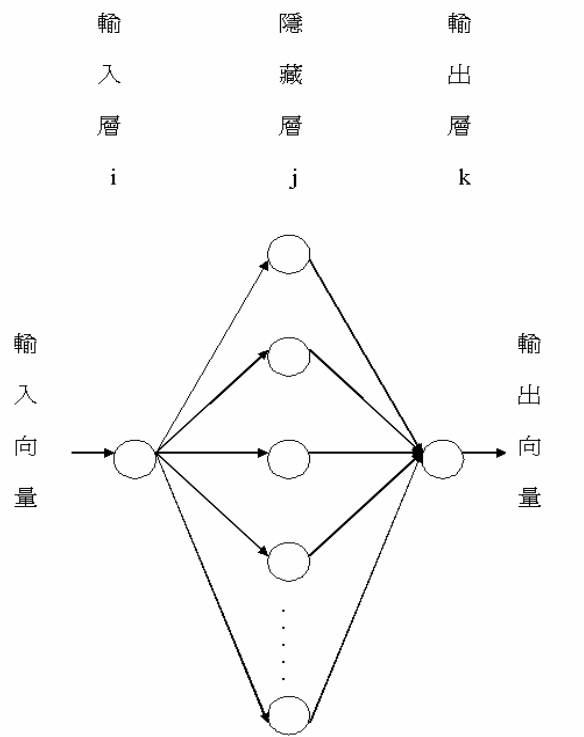
4、擬牛頓演算法(BFG 演算法):牛頓演算法是用於快速最佳化的共軛梯度法的另一種選擇。但不幸的是，要計算前饋網路的矩陣是複雜且耗時的。而有一類基於牛頓法的演算法是可簡化這些繁雜的計算過程的。這一類演算法被稱為擬牛頓法

5 Levenberg-Marquardt 演算法(LM 演算法):它適用於訓練範例適中的前饋類神經網路(即達到有幾百個權重值的網路)，它的學習速度相當快速。[6]

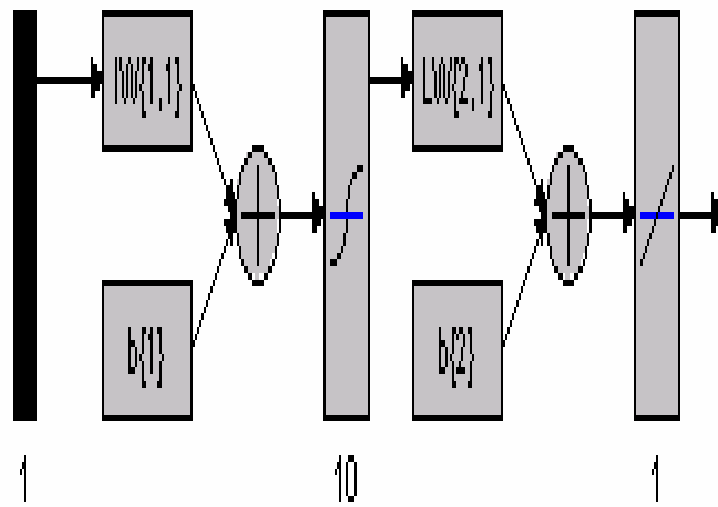
四、模擬風力發電系統之類神經網路架構

圖七和八分別為本文使用前饋倒傳遞網路及其在 MATLAB 之架構圖，圖中為一對一的架構，亦即輸入、輸出層各有一個神經元。共三層：輸入層、隱藏層、輸出層。經多次的嘗試，隱藏層使用十個神經元為最佳。訓練函數則使用前述的 LM 演算法。隱藏層使用正切雙彎曲轉移函數(`tansig`)，而輸出層則為線性轉移函數(`purelin`)。圖九、圖十說明風力發電系統之建模方法，首先利用實測資料，建立風速和風力發電功率之關係，並依此數據作為類神經網路之訓練資料進行建模，並利用類神經網路評估值和實測值之誤差，透過學習法調整類神經網路之參數，直到收斂為止。當建模完成後，我們就可利用此類神經網路，計算風力發電系統在任一場址和時段下產生之電能，如此可進行經濟效益之評估。

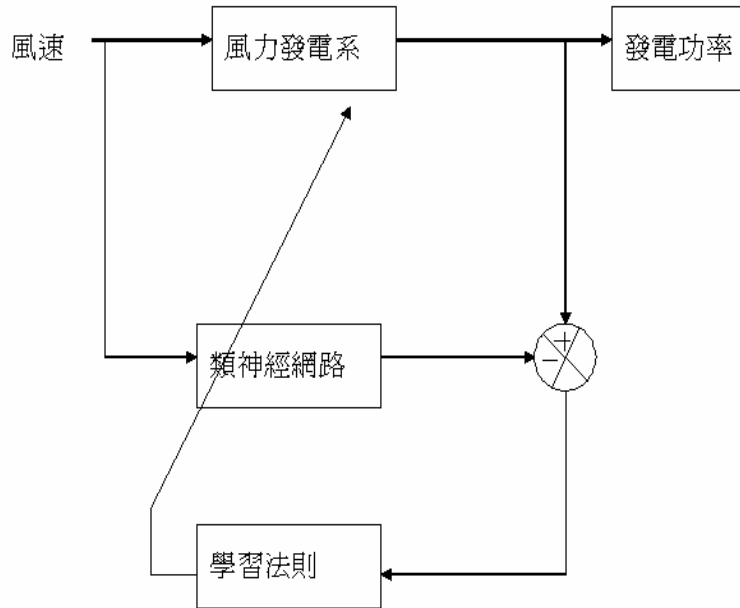
由表一可知 1-10-1 的網路架構誤差最小，故選用為本研究的網路架構。並得知一重要結論：網路對隱藏層神經元的數目很敏感。太少神經元將導致無法配適。太多神經元將導致過度配適；亦即較難配適出理想的權重值。所以選擇出較佳的隱藏層神經元，將有助於網路的學習情形及收斂速度。



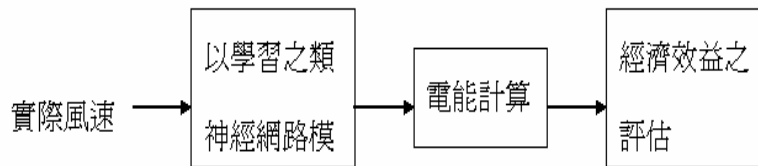
圖七 實際網路架構圖(隱藏層為十個)



圖八 利用 MATLAB 所實現的網路架構圖



圖九 風力發電系統之建模



圖十 風力發電系統發電成本估測

表一 不同網路架構之誤差比較

網路架構	誤差百分比
1-5-1	4.2%
1-10-1	1.8%
1-15-1	3%
1-20-1	5.1%
1-30-1	2.8%

肆、測試結果和討論

一、風力機性能規格

本文的風力發電機之機型為日製 永磁式無刷交流發電機，當起始風速超過 3m/s 時，風力發電機才會產生功率，當風速超過 12.5m/s，風力機會自動產生制動的功能，使運轉停止，進而保護風力發電機。其風力發電機之性能規格如下：

表二 風力發電機性能規格

發電機型式	永磁式無刷交流發電機
葉片直徑	1170mm
重量	6kg
機身全長	675mm
發電機起始風速	3.0m/s
發電機起始回轉數	650rpm
額定輸出回轉數	1650 rpm
輸出整流電壓	DC13.8~17.8V
額定輸出功率	400W(額定風速 12.5m/s 時)
最大輸出功率	.600W

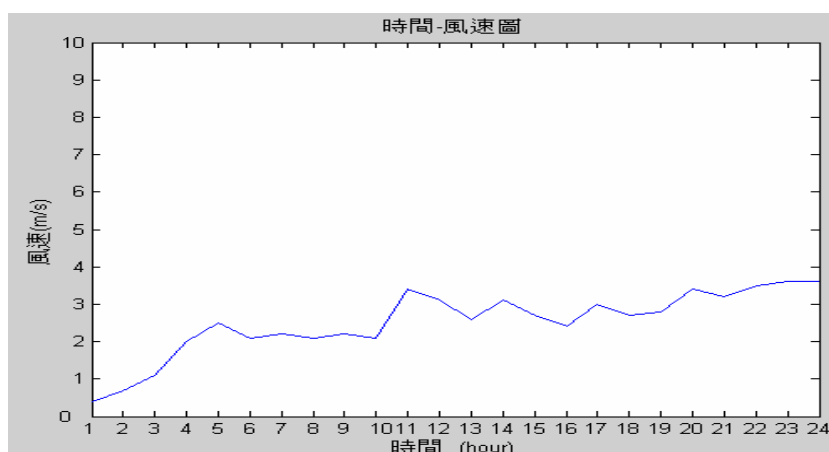
二、測試結果

(1) 類神經網路架構之選定

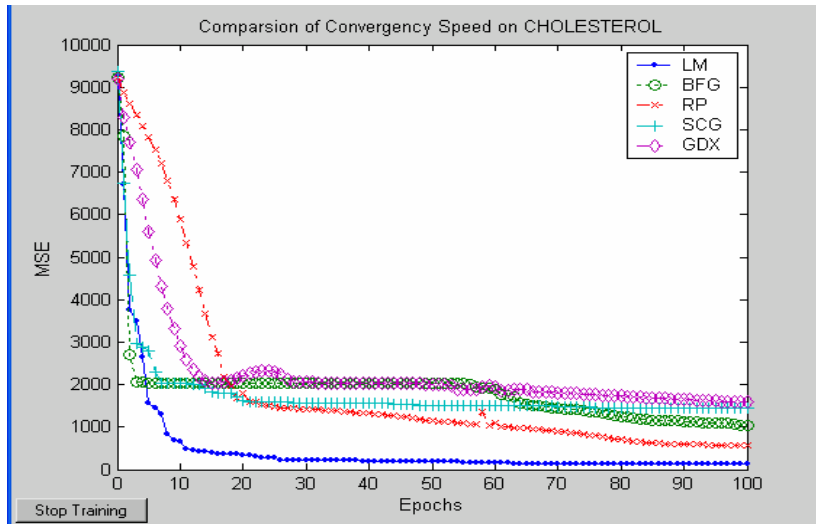
為了找尋較佳的風力機模型，我們選擇了一天之中風速變化較明顯的 2002 年一月十日，當作訓練範本。圖十一為它的時間-風速圖。我們每小時取一筆風速資料。

一般而言，在函數逼近的問題上，針對包含幾百個權重值的網路，要求很準確的訓練，LM 演算法將有最快的收斂。在此次研究中，特別針對 MATLAB 提供的五種演算法比較收斂速度，由圖十二可知，LM 演算法比起其他四種演算法更能夠將均方誤差推進到較低的高度，且疊代次數約三十次即達收斂。相較之下，其餘四種演算法則需要較多次的疊代。故此次研究選用 LM 演算法來訓練網路。

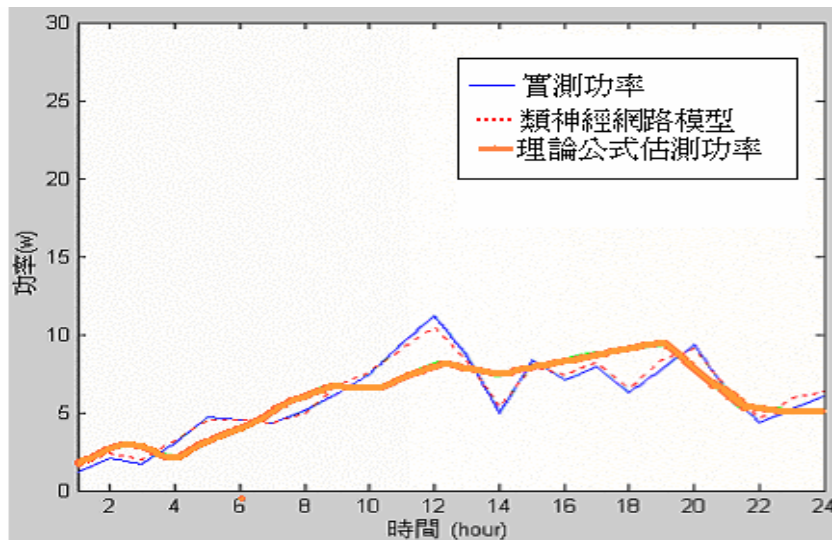
如圖十三為訓練完成之類神經網路所估測之功率和實際輸出功率之比較圖，圖中亦列出利用理論公式 (1) 式所計算之功率值；從圖中可看出傳統利用 (1) 式所計算之功率和實測值有較大的誤差。而本文所提之類神經網路模型所估測之功率比較準確。



圖十一 訓練範例(一月十日)之風速-時間圖



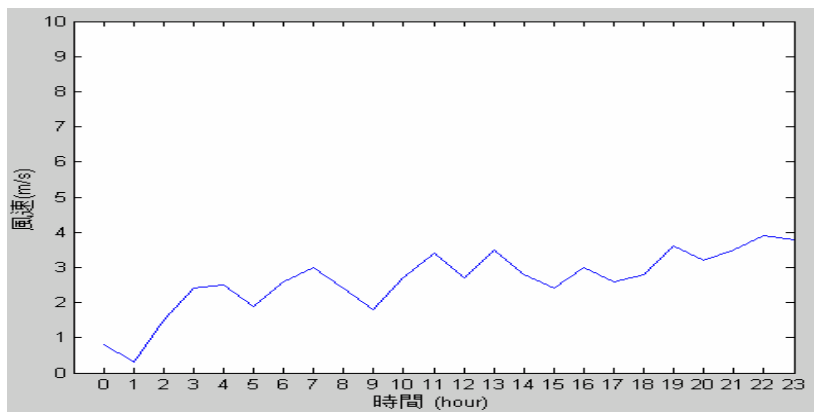
圖十二 五種演算法的比較



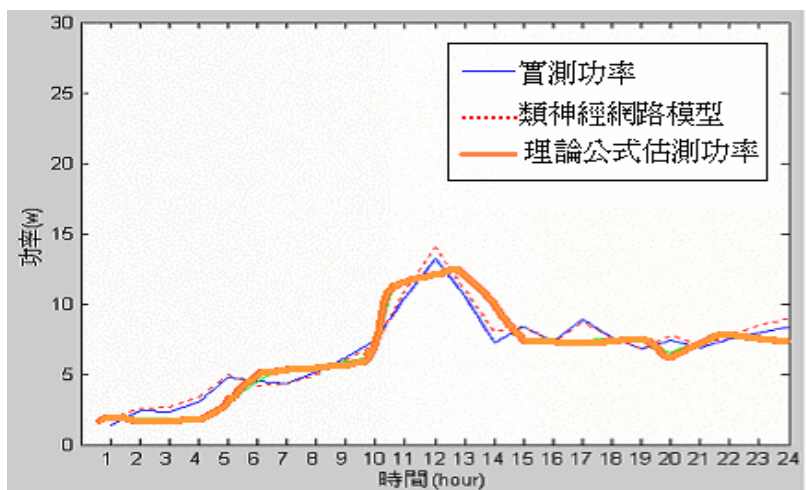
圖十三 訓練範本之實際和不同估測方式之功率比較圖

(2) 日發電量功率值之測試結果

為了測試類神經網路的模型是否適用至任一天或任一場合。將任一日，如：一月二十一日之風速輸入測試。圖十四 為一月二十一日時間-風速圖。將測試的風速，輸入至已訓練的模型，觀察其輸出功率的結果，發現實際功率與估測功率的曲線幾乎重合，誤差極小。表示我們之前已訓練好的類神經網路模型，已經有準確估測輸出功率的能力。即利用公式(1)所計算之功率仍是與實際功率間存在著不小的誤差。圖十五為測試範例實際功率之比較圖和利用不同估測法下輸出功率比較圖。



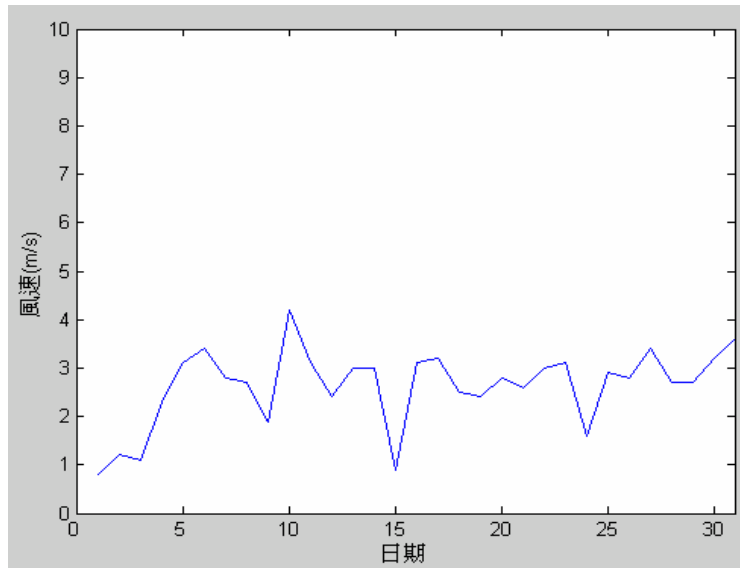
圖十四 測試範例時間-風速



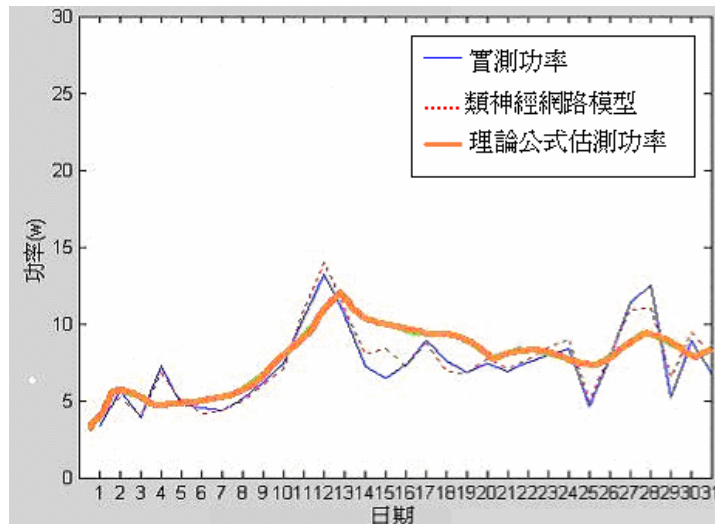
圖十五 測試範例和利用不同估測法下之輸出功率比較圖

(3) 月發電量功率值之結果

本測試是將一月份，共三十一日的平均風速值輸入至類神經網路模型中，作一月份功率的估測。圖十六為一月份之風速值。經由測試之結果可知，此訓練範本已達到可估測出一月份的輸出功率之功能。也表示此模型已可準確估測出任一日或月的輸出功率。圖十七為一月份之實際和利用不同估測法下之功率比較圖。



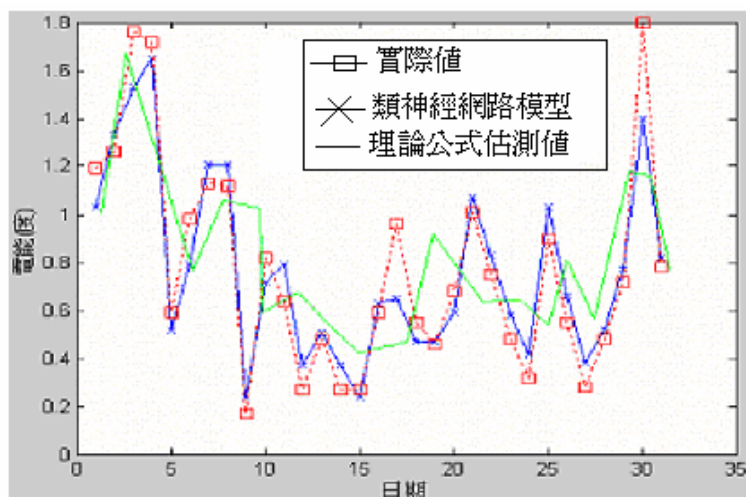
圖十六 測試範例之平均風速值



圖十七 測試範例之實際和不同估測法下之輸出功率比較圖

(4) 月發電量估測之結果

圖十八為一月份風力發電系統實際發電量和利用不同估測方法之比較。由圖十八可知，一月五日它的實際電能大概為 0.56 度，估測出來的電能大概為 0.6 度，誤差很小，大約發 0.04 度左右。而利用理論公式估測之誤差則為 0.9 度，與實際電能約差 0.34 度較不準確。由此可知，我們所建立的估測模型已非常接近實際的發電量。而理論上的發電量則仍與實際發電量有一些差距。由圖十八所得知的數據，可以算出一月份的實際總儲能度數大概為 23.98 度。以台灣住宅區用電計算方法：1 度電平均為 2.4 元。則可知一月份所產生的經濟效益；一月份所能換得的經濟效益約為 $23.98 \times 2.4 = 57.552$ 元。類神經網路估測出的總電能為 24.31 度，經濟效益約為 $24.31 \times 2.4 = 58.344$ 元，和實際值比較起來較接近，反觀理論值則為 21.49 度，經濟效益約為 $21.49 \times 2.4 = 51.576$ 元，和實際值比較起來有較明顯的誤差。



圖十八 一月份電能實際值、估測值、理論值比較。

伍、結論

在再生能源當中，風力能是一個不穩定的能量，因季節、氣候等不可控因素，使得風力能在運用上難以掌握，也因此使風力發電機所發出的電力很難掌控且持續性不高。為了能得到穩定的供電，風力機經常搭配另一再生能源使用，而這個再生能源即為太陽能發電。太陽能發電系統，有足夠光源便能產生電力，而且在電力輸出的波動較小。另外，在一年四季中，以平均的風速來評論，冬季的風力為最大，夏季為最小，而相對於太陽能，夏季的日照時間最長且最強，反之冬季時間最短且較弱。而在一天來說在白天太陽能較強而晚上則風力能較強。因為大自然的特性，風力發電與太陽能發電是具有互補性質的，所以兩種再生能源一起搭配使用是非常可靠的獨立發電系統。本文的研究目的是以倒傳遞網路架構，估測出實際的風力機發電量。在實驗過程中得知，以類神經網路所估測出的功率還是存在著些許誤差，但已非常接近實際值；而利用公式所計算之理論功率值則是存在較大的誤差。因此，以類神經網路估測出的功率比理論公式估測之功率準確。在網路學習過程中，我們發現權重值的選擇、隱藏層神經元個數、學習速率皆會對最終輸出結果產生影響。若太多神經元，將導致誤差過大；太少神經元，則可能導致網路無法配出較佳的權重值。在電能值的估測方面：我們估測出的電能與實測值接近吻合，網路架構至此可說已具有正確的估測功能；亦即能在任一場址和時段下，即可無須實際安裝風力發電系統，並估算出準確的電能值和經濟效益。

陸、參考文獻

- [1] 林育安 劉宗政, *風力及太陽光發電系統專題報告*, 國立勤益技術學院。2002 年
- [2] 黃秉鈞, *我國新能源之開發與利用*, 國際論壇, 太陽能、風力及地熱發電再生能源在臺灣論文集, 第 2-1~2-22 頁, 2000 年。
- [3] 劉銘龍、余政達、柳中明, *風力發電在台灣之可行性評估與瓶頸突破*, 國際論壇, 太

- 陽能、風力及地熱發電再生能源在台灣論文集，第 10-1~10-7 頁，2000 年。
- [4] 葉怡成，*類神經網路模式應用與實作*，初版二刷，儒林圖書有限公司，民國 91 年 3 月。
- [5] 賴耿陽編著，*小型風力發電之設計及製造*，復漢出版社印行。
- [6] 羅華強，*類神經網路-MATLAB 的應用*，初版，清蔚科技股份有限公司，民國 90 年 9 月。
- [7] Computation Visualization Programing, Neural Toolbox For Use Wuth MATLAB, Jauaary 1998.
- [8] 張智星，*MATLAB 程式設計與應用*，初版三刷，清蔚科技股份有限公司，民國 90 年 10 月。
- [9] 蒙以正，*MATLAB 設計技巧*，初版十三刷，基？資訊股份有限公司，2002 年 7 月。
- [10] 黃文良、黃昭睿，*能源應用*，東華書局。
- [11] M.R.Milligan, R.Artig, Choosing Wind Power Plant Locations and Sizes Based on Electric Reliability Measures Using Multiple – Year Wind Speed Measuremses, National Renewable Energy Laboratory, 31-42, 1999.

