

利用類神經網路建構航空氣象預報工具之介紹

陳心懋

一、前言

類神經網路已經發展超過 50 年，在許多領域都有相當成功的應用案例，卻一直到近幾年才被應用在大氣科學方面。主要的原因，正是因為氣象預報最大的難題在於對非線性機制的了解與掌握不足，而類神經網路一直到 1986 年之後才發展出成熟的非線性問題解決方案。隨著非線性類神經網路的發展，愈來愈多人開始試著將其運用在預報作業上。尤其是針對霧、低雲幕、熱雷雨和地面風場等牽涉到邊界層過程的預報項目，受限於觀測資料的時空密度過低、對小尺度物理過程的認識不足，以及網格太大等現實因素，傳統的數值預報模式往往會出現比較大的誤差，而類神經網路能在未知機制的情況下分析關聯性的能力正能補足此方面的缺陷，最近若干文獻(Pasini et al. 2001, Nugroho et al. 2002, Tasadduq et al. 2002, Fabbian and de Dear 2006)也證實了引入類神經網路的確有助於提高我們對這類天氣的預報能力。

類神經網路是一種模仿生物神經系統累積經驗的過程設計出的電腦數值網路，它可以經由大量資料的訓練，調整網路中各個節點的連結敏感度，讓網路產生的預測結果與實際情況之間的誤差減小到最低。儘管如此，類神經網路仍有其限制與尚未解決的問題。首先，為了能更完整的實現生物神經系統對複雜訊號的學習能力，許多學者仍不斷提出新的網路結構。即使設計出能完全模擬生物的類神經系統，正如同真實的學習過程一般，訓練的成敗仍決定於所使用的資料與訓練方式。

例如在中央氣象局 CWB97-1A-16 研究發展專題(Tzeng and chan 2008)中，作者利用倒傳遞類神經網路預測台灣成霧現象，採用台南、嘉義、金

門和馬祖四個測站作為研究目標，以前一天的氣壓、溫度、露點、相對濕度、風速及降水等觀測資料預測隔日是否有濃（重）霧發生。實驗結果發現四個測站在訓練過程均有很好的成績，然而在驗證階段分數較低，作者推測應是受暖化趨勢影響造成濃（重）霧發生條件發生變化。將其與 Nugroho et al. (2002)和 Fabbian and de Dear (2006)的研究相互比較可知，該研究所使用的是綜觀測站資料，時間密度較機場測站低，而且並未使用「風向」和「雲幕」這兩個預報因子，這些差異是否會對網路的預報能力產生影響，仍有待實際研究進行檢驗。而其報告中指出「本研究的類神經網路有 1 隱藏層，隱藏層的節點數約為輸入層的 1.5 倍，研究中亦測試 2 隱藏層，結果與 1 隱藏層差異不大……」，此部份與 Fabbian and de Dear (2006)和本人所得之初步測試結果有較大差異。由此可知，類神經網路的效果深受網路結構、訓練資料和訓練方式的影響，若想利用類神經網路建立適合我們使用的預報工具，就必需對這些關鍵問題深入研究並實際嘗試各種設定，以找出最佳的建模方案。

二、類神經網路在預報作業之應用潛力

為了解決非線性過程造成的預報誤差，許多學者嘗試了各種可能的方案，其中較具說服力的是 Bergot et al. (2005)在巴黎戴高樂機場進行的研究計劃。長久以來我們都認為提高預報準確度的關鍵在於：更密更精確的觀測資料、對物理參數化過程更完整的了解和更細的數值模式網格。基於這個觀點，Bergot 將一個超高解析的一維模式套疊在中尺度三維模式之下，設置在機場地點，以中尺度模式輸出做為其強迫項（因為以當時的電腦運算能力仍無法直接執行超高解析的三維中尺度模式），並完整設定了各項邊界層參數化。另外建置了一座 30 公尺的氣象鐵塔密集測量各層的風場、溫度場、濕度場、輻射通量和地溫，做為模式的初始場及校驗使用。令人失望的是：投入大量運算資源與觀測成本的精細數值模式預報在 6 小時後就

不再具有參考價值。

近年來許多航空氣象單位積極投入另一個方向的研究——類神經網路，如舊金山國際機場以類神經網路預報低雲幕的消散(Dean and Fiedler 2001)、坎培拉國際機場以類神經網路預報霧的研究(Fabbian and de Dear 2006)和日本的新千歲機場運用複合式類神經網路進行濃霧的預報(Nugroho et al. 2002)等。

Fabbian and de Dear (2006)將能見度低於五公里定義為低能見度事件，並以乾球溫度、露點溫度、風速、風向、海平面氣壓、雲量、水平能見度和過去三小時內的降水等地面觀測資料做為預報因子預測坎培拉國際機場低能見度事件的發生。他以最常用的多層倒傳遞網路設定進行訓練，結果在 18 小時的預報都還能維持很高的準確率。採用 ROC (relative operating characteristic)曲線下平均面積做為預報能力的評分，數值 1 代表完美預報，而數值低於 0.5 則表示其預報能力低於亂數預報結果。在 3 小時、6 小時、12 小時與 18 小時的平均面積分別是 0.937、0.858、0.849 和 0.839，這樣的預報能力已足以滿足飛航作業的預報需求。(如圖 1)

而在 Nugroho et al. (2002)的研究中，以複合式類神經網路系統解決資訊不平衡的問題。在對新千歲機場 30 分鐘、60 分鐘和 90 分鐘後的霧事件預測，分別達到 0.984、0.982 及 0.979 的預報命中率(如表 1)。雖然這是屬於短期預報的部份，但在這樣的時間尺度能有這麼好的預報能力仍對航空氣象作業有相當大的助益。

另外，類神經網路也被用來改善模式輸出統計預報，甚至在系集預報的部份，以類神經網路來決定在不同季節或天氣系統影響下各系集成員所估的預報權重也成為新的研究方向。

三、類神經網路原理概述

人類的大腦就是一個由數以億萬計的神經元組成的神經網路，每一個

神經元都擁有數個接受訊號與輸出訊號的突觸。這些神經元在長期的運作中會根據後端傳回的迴饋逐漸改變其各突觸的敏感程度，藉此調整神經網路中各神經元之間的聯結強度或建立新的聯結，這就是動物形成直覺和經驗的過程。

田野間的小鹿能在大量的視覺、聽覺和嗅覺資訊中察覺危險的逼近，各行各業的人員也能在工作中累積出有效的經驗法則；這些輸入的資訊與結果之間的關聯通常是非線性而且模糊不明的，而生物神經網路正是自然演化出最能掌握這類非線性行為的系統。生物在累積經驗的過程中，並不需要了解它的機制，只要訊號與結果之間有較強的相關，神經網路就能將它從眾多雜訊中分析出來。正因為預報人員的經驗主要來自於神經元之間的實體聯結而非邏輯性的條件思考，因此他們無法以語言或文字向別人描述這些經驗，即使要求他們將經驗傳承給後進，也常出現「不知道該怎麼說」的困擾。目前仍沒有有效的方法能將這些經驗由一個人的大腦完整傳遞到另一個人的大腦。

因此，人們模擬生物神經網路的運作方式用電腦建立了類神經網路，希望它能像生物的神經網路系統一樣在未知機制的情況下找出訊號與結果之間的對應關係。相較於生物神經網路，類神經網路的訓練過程更方便有效率。最重要的是：它可以很容易的被複製、保存。這些特性對「經驗模式」的客觀化和永續化有非常大的幫助。

1、單層線性類神經網路系統

在 1943 年，電腦還沒有問世時，McCulloch 和 Pitts 已經提出神經元的數學模型，一直到 1957 年 Rosenblatt 終於建構出第一個類神經網路感知器。早期的類神經網路只是一個簡單的單層神經元，給予其多個輸入訊號，讓它將各個輸入訊號乘上權重值加總之後再通過線性轉移函數輸出結果。將輸出值與目標值比較之後依其中的誤差修正各輸入訊號的權重，再接受

下一筆輸入訊號的訓練。以熱雷雨的預報為例：將各個在經驗上與熱雷雨的發生有關的項目輸入之後，經過權重計算產生是否會發生雷雨的推測，再以這個推測結果與實際結果比對，用 Widrow-Hoff 演算法調整權重值以使誤差平方的總和最小化。不斷重覆這個步驟，直到輸出的結果與實際目標之間的誤差無法再降低為止。

這樣的系統能學習輸入與目標之間的線性關係，因此最後得到的結果是一個能讓誤差平方和最小化的線性配置，各個項目在乘上權重之後加總，最後通過門檻判斷發生或不發生。這種單層線性網路與以線性迴歸計算權重得到的檢查表很類似，雖然它既單純又方便，卻無法應用於非線性問題。例如某個指數 A 在預測熱雷雨的表現非常好，然而當另一個指數 B 低於某個值的時候，指數 A 的預測能力就會大幅下降。對預報員來說，經過一段時間的訓練很快就可以察覺這個規則，並知道應該如何運用它，然而對單層類神經網路來說這常會造成混亂和錯誤判斷，Marvin Minsky 在與 Seymour Papert 合著的 Perceptron 一書就證明了感知器模型雖然具有學習功能，但結構上的限制使它永遠無法產生如互斥或邏輯(XOR)等較複雜的邏輯函數。受 Minsky 在 M.I.T.的學術地位影響，類神經網路的研究自此陷入低潮。

2、多層類神經網路系統

線性問題的瓶頸在 1986 年 Rumelhart 與 McClelland 在 Parallel Distributed Processing 一書中提出倒傳遞網路模型之後終於得到解決，它是將 Widrow-Hoff 學習拓展到多層非線性可微分轉移函數網路中所創造出來的。它的多層結構將神經元分成「輸入層」、「隱藏層」和「輸出層」三組，輸入層負責接受輸入的訊號，將結果傳入隱藏層之中，隱藏層則負責接受輸入層給予的訊號，並在非線性函數計算後傳送給輸出層，而輸出層則是接受隱藏層訊號，並以線性轉移函數產生輸出結果。

這樣的多層結構隱含了非線性聯結的可能性，因此可以作為一種非線性內插的工具，或非線性訊號的濾波器。另外由於每個神經元所輸出的訊號在多層網路中只是一個「微訊號」，因此即使某個神經元接受到錯誤或缺漏的輸入訊號時，也不會對整個網路的輸出造成重大影響，這個特性大幅提高了多層網路的容錯能力。由於在隱藏層中使用非線性轉移函數，使多層非線性類神經網路在理論上擁有完全吻合任何數學函數的能力。當類神經網路被應用在預報的時候，隱藏層可以被視為一個「型態檢查者」的角色，能在輸入的數值中發現某個特定型態，並依據這些型態進行預報。這個過程非常類似預報員在實際作業中的討論。到今天倒傳遞網路已成為應用最廣發展最完整的網路，而多層類神經網路也被廣泛運用在龍捲風(Marzban and Stumpf 1996)與定量降水(Hall et al. 1999)等各種預報問題上。

四、類神經網路於預報實務的應用

利用倒傳遞網路適應非線性分析的能力，我們可以建構出能夠提供預報人員參考資訊的預報工具：

1、惡劣天氣預報

正如 Fabbian 與 Nugroho 的研究中所展示的，使用單一機場的地面觀測資料就可以訓練出具備良好預報能力的類神經網路，這些網路可以用來預測該機場低雲幕、低能見度等會直接影響適航與否的惡劣天氣事件的發生與結束，並且在臺北航空氣象中心作業需求的預報時間都能維持相當高的準確度，建立網路的過程也不需要很多運算資源和成本。

Fabbian 採用的是典型的倒傳遞多層非線性網路，由於大多數研究都同意在理論上兩層隱藏層已足夠近似任何非線性函數，因此他們將隱藏層的數目設定為兩層。在 Fabbian 的研究中提到，他們曾經嚐試使用單隱藏層的網路，但預報結果比雙層網路差很多。而他們在每個隱藏層之中設定的神

經元數目依預報時間的不同分別由 3 個到 20 個之間。另外他們使用了亂數法來調整訓練資料序列，以排除訓練資料中季節變化的影響。這些經驗都非常值得參考。

2、非線性檢查表

目前臺北航空氣象中心在許多前輩與同仁的共同努力下，建立了可供預報作業參考的檢查表系統，然而大部份的檢查表仍只作為預報時的指導方針，最後仍要靠預報人員做出判斷與結論。在缺乏客觀性的指數情況下，預報人員依據檢查表做出的結論可能因個人的經驗與認知有所改變。熱雷雨檢查表已經開始進行客觀化，但大量的迴歸分析與統計運算讓這項工作不但耗時費力，更增加了在檢討各項因子的存廢問題時的複雜度，而最後所得到的線性權重函數在各項因子間存在非線性交互作用的情況下也可能喪失其預報能力。

將各個檢查表的檢查項目量化，並運用類神經網路的特徵識別能力產生參考指標，提示預報人員各種天氣發生的可能性以及應該注意的重點，是一個能夠整合現有資源，強化過去努力的成果並將其效用最大化的方案。但由於大部份的天氣系統並不像熱雷雨那麼單純，常是許多不同尺度的機制共同作用的結果，因此如何將現有的檢查項目與實際天氣變化結合仍有賴資深預報同仁提供經驗。另外，類神經網路需要充足的資料供訓練使用，現有的檢查表檔案應如何整理才能發揮效用，也是需要進一步思考的問題之一。

3、非線性內插工具

類神經網路除了被用來做預測和圖樣識別之外，另一個主要用途就是作為非線性內插工具。所謂的非線性內插，就是將多筆資料以非線性函數配適之後，依據此函數估算其他輸入值所對應的輸出。以颱風時各機場的風向風速為例，目前臺北航空氣象中心在同仁的努力下完成了颱風風場的

統計顯示系統，能夠依歷年資料中颱風的中心位置、最大風速、行進方向等項目列出與搜尋條件相符的颱風資料，並顯示各機場受其影響所測得的風向風速統計資料，以供預報人員參考。可是這樣的資料仍需要預報員依本身經驗判斷其所預報的颱風與哪一筆歷史資料的相似度最高、落在哪一個統計區間之內，造成在使用上的不確定因素增加。最主要的原因，就是因為過去颱風資料是一種離散性的資料，中心位置不可能偏佈所有網格點，其最大風速資料也不連續，預報人員必需將目前的颱風與過去資料比對之後，才能針對機場風場內插得到預報結論。而機場風場受地形和大環境風場等非線性作用的影響，單純的線性內插效果很差，因此，若能以類神經網路將某一個範圍內的資料配適出最適的非線性函數，將可以為預報人員提供更明確更完整的參考。然而歷史資料中颱風的定位、中心風速等資料的精確度將是這個工作中最關鍵的問題。

五、結論

霧、低雲和熱雷雨等天氣的預報常被視為較複雜的預報項目，由於牽涉到綜觀尺度、中尺度和地區因子的交互作用，又包含了許多未知的機制與過程，因此單以物理動力學很難達到理想的準確性和一致性。目前的理論發展與數值模式已經可以幫助預報人員估計這些天氣發生的概率，然而在實際編發機場終端預報或短期預報時仍需要靠預報員依自己對地區性因子的了解和過往的經驗做出最後結論。這種對地區特性的認知不但很難被量化，更無法與數值模式預報結果結合成客觀性的參考工具。

類神經網路在適當的設定和訓練之後，可以模仿人類累積經驗建立經驗模式的過程，而多層類神經網路處理非線性問題的能力，正適合搭配臺北航空氣象中心現有的研究成果，進一步將這些資料和系統發展成更完整更好用的預報工具。

在各國作業單位的研究文獻中，應用類神經網路預報這些飛航惡劣天

氣的效果相當好，而他們在建立網路和訓練過程的經驗也非常值得我們參考。如果能成功建立可靠的類神經網路，配合各項預報作業，必能增進對惡劣天氣的預報準確度，在面臨人事變動時也能維持穩定的預報品質。

參考文獻

- Bergot, T., Carrer, D., Noilhan, J., and Bougeault, P., 2005: Improved Site-specific Numerical Prediction of Fog and Low Clouds: a Feasibility Study, *Weather and Forecasting*, 20, 627-646.
- Demuth, H., and M. Beale, 2001: *Neural Network Toolbox: For Use with MATLAB*. 4th ed. The MathWorks, 844 pp.
- Fabbian, D., de Dear, R., Lelleyett, S., 2006: Application of Artificial Neural Network Forecast to Predict Fog at Canberra International Airport. *Wea. Forecasting*, 22, 372 – 381.
- Hall, T., H. E. Brooks, and C. A. Doswell III, 1999: Precipitation forecasting using a neural network. *Wea. Forecasting*, 14, 338 – 345.
- Marzban, and G. J. Stumpf, 1996: A neural network for tornado prediction based on Doppler radar – derived attributes. *J. Appl. Meteor.*, 35, 617 – 626
- Nugroho, A. , Kuroyanagi, S., Iwata, A., 2002: A Solution for Imbalanced Training Sets Problem by CombNET-II and Its Application on Fog Forecasting. *IEICE Trans Inf Syst*, E85-D.7, 1165-1174.
- Pasini, A., V. Pelino, and S. Potestà, 2001: A neural network model for visibility nowcasting from surface observations: Results and sensitivity to physical input variables. *J. Geo-phys. Res.*, 106, 14 951 – 14 959.
- Tasadduq, I., S. Rehman, and K. Bubshait, 2002: Application of neural networks for the prediction of hourly mean surface temperature in Saudi Arabia. *Renewable Energy*, 25, 545 – 554.
- Tseng, and Chan, 2008: 利用倒傳遞類神經網路模式預測台灣成霧現象之研究. CWB97-1A-16 研究發展專題.

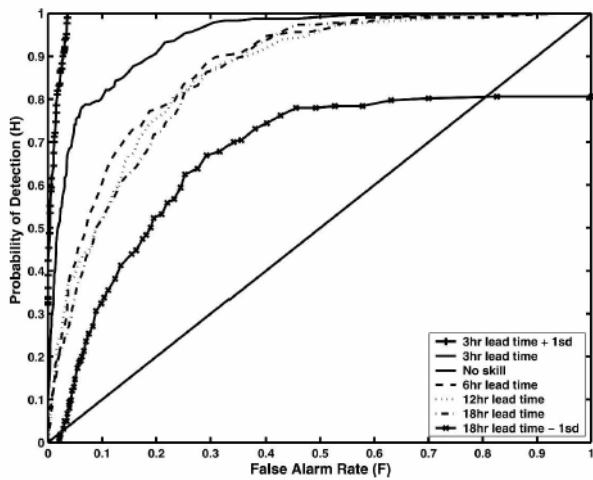


圖 1. Fabbian and de Dear (2006)的 MLP 類神經網路預報成果 ROC 曲線圖，橫軸為誤報率，縱軸為檢測概率，曲線愈貼近左上角代表命中率高而誤報率低，亦即較高的預報能力

Method	CPR_{t+30}	CPR_{t+60}	CPR_{t+90}
<i>k</i> -NN (best)	98.8% (215)	98.4% (272)	98.3% (294)
MLP	94.7% (918)	93.5% (1138)	90.4% (1679)
CombNET-II (Max)	98.8% (213)	98.6% (245)	98.4% (284)
CombNET-II (Min)	97.8% (378)	97.6% (422)	97.4% (461)
CombNET-II (Ave)	98.4% (271)	98.2% (320)	97.9% (368)

表 1. Nugroho et al.(2002)的 CombNET-II 預報成果，其中 t+30, t+60 和 t+90 分別表示預報時間為 30 分鐘、60 分鐘和 90 分鐘後的成績

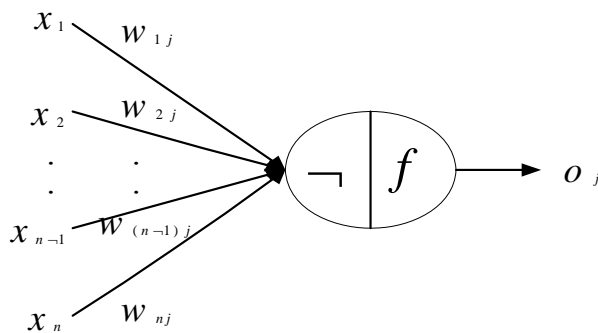


圖 2. 單一神經元架構圖

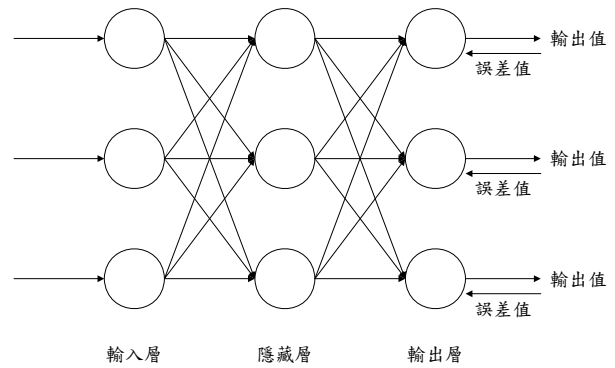


圖 3. 倒傳遞神經網路架構圖