

類神經網路於河川洪水 預報系統之研究

張斐章* 蔡亞欣** 王國威**

一、前 言

本研究以烏溪流域颱洪時期洪水預報為例，配合流域之水文水理特性、水文測站建置數量與位址、歷史資料蒐集長度等，選定適合的水文站，分別以時間序列模式（Autoregressive Moving Average with Exogenous Variable, ARMAX）及類神經網路中之倒傳遞共軛類神經網路（Conjugate Gradient Back Propagation, CGBP），建立烏溪流域之水位預測模式，運用類神經網路強大的智慧型學習能力，學習河川流域之特性及歷史事件資料之結構特性成為防洪預測之主要工具；此外，本計畫亦依據研究之成果設計一使用者介面，以充分展示流域之水文資訊及模式演算成果，透過簡易之介面操作，使水文操作及決策人員對洪災之預測有更深一層了解，進而達成事前預防之成效。

二、理論概述

本研究分別以時間序列模式（ARMAX）及類神經網路中之倒傳遞共軛類神經網路（CGBP），建立烏溪流域之水位預測模式，簡述其概念如下：

（一）時間序列模式

時間序列（Time Series）是指依時間先後順序型態出現之一連串觀測值的集合，亦即是對某種動態系統隨時間連續觀測所得到之觀測值集合。對於水位觀測而言，雖然其變異性極大卻與過去的資料有著一定程度之相關性，若能瞭解以往的變動趨勢，對序列的發展做深入研究並加以預測或補遺，即為時間序列分析之目的。由 ARMA（Autoregressive Moving Average）模式結合外因 X（Exogenous Variable）所構成之時間序列模式 ARMAX（Autoregressive Moving Average with Exogenous Variable），為利用上游之水位站水位資料與上游內之平均降雨資料組合一序率模式 ARMAX。在降雨—逕流之關係中，ARMAX 可由水位之 ARMA 資料及雨量之 X 資料組合而成。一般之 ARMAX 可由下式表示：

* 台灣大學生物環境系統工程學系教授

** 台灣大學生物環境系統工程學系研究助理

$$\alpha(B)y(t) = \beta(B)u(t) + \gamma(B)e(t)$$

式中，

$y(t)$ ：t時刻之水位/流量；

$u(t)$ ：t時刻之外因（降雨量）；

$e(t)$ ：t時刻之白噪音；

$\alpha(B)$ 、 $\beta(B)$ 、 $\gamma(B)$ ：各因子參數。

(二) 倒傳遞共軛類神經網路

倒傳遞類神經網路屬多層前饋式網路，以監督式學習方式來處理輸入—輸出間之非線性映射關係。其架構為多層感知器（Multilayer Perceptron, MLP）如圖 1 所示，一般使用的學習演算法為誤差倒傳遞（Error Back Propagation, EBP）演算法。倒傳遞類神經網路為一前饋式傳遞的類神經網路，也就是說對於任何一筆的輸入資料而言，網路藉由輸入層接收到之輸入向量乘上權重矩陣後向隱藏層傳遞；隱藏層在接收到輸入層所傳遞的訊息後經過作用函數轉換再傳遞至輸出層；最後，輸出層自隱藏層接收其所傳遞的訊息，再經過另一次的加總與作用函數的轉換以獲得整個網路的模擬輸出。

倒傳遞類神經網路採用監督式學習法，其優點為用於處理輸入—輸出間之非線性映射關係，藉由網路輸出值與目標值間的誤差以修正網路參數。然網路內部的每一個神經元連結權重並非一開始便可獲得最佳的權重連結值，原因在於網路內部的初始權重值是以亂數的方式所產生，因此對於網路初期的輸出效能表現會呈現不穩定與精確性差的趨勢，又因為網路的輸出與真實值之間會有一定程度的誤差存在，所以便可利用此誤差值，透過特定之演算法來修正網路內部的權重連結值；在此同時網路也藉由此誤差值，倒回去修正輸入層與隱藏層神經元間的權重連結；網路的訓練經過這樣的程序以求得網路內部較佳的權重連結值，故稱此網路型態為誤差倒傳遞類神經網路或簡稱為倒傳遞類神經網路。

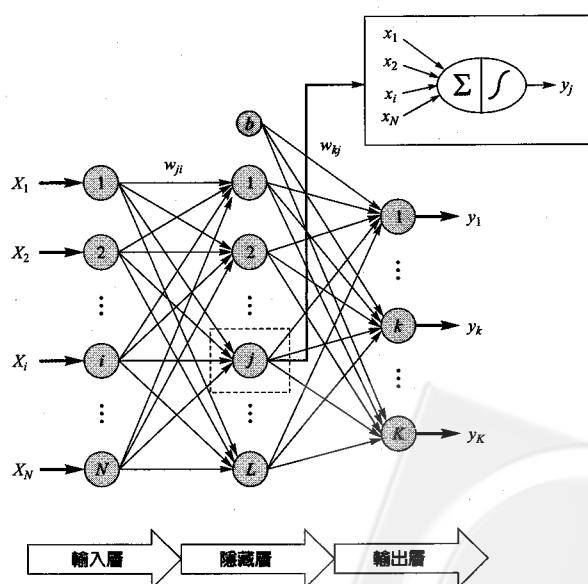


圖 1 倒傳遞類神經網路架構圖

求解最佳化問題的數值方法很多，例如：最陡坡降法（Steepest Descent Method）、共軛梯度法（Conjugate Gradient Method, CG）及牛頓法（Newton Method）等，一般而言典型之 BPNN（Back Propagation Neural Network）是以最陡坡降法來搜尋目標函數的最小值，然而此法為線性收斂，其收斂速度緩慢且必須經過大量的迭代次數後，才能達到所需之精確度，此外，因最陡坡降法其搜尋方向為負梯度最陡的方向，當欲求解之問題具有較多局部解時，則會較容易落入局部最佳解（Local Optimum），存在無法求得全域最佳解（Global Optimum）之缺點。Chiang *et al.* (2004) 探討最陡坡降法與共軛梯度法兩者於訓練 BPNN 之效能及精確性，研究結果證實共軛梯度演算法在較少的迭代次數下可有較佳的優選成果，因此本研究選用共軛梯度法求解誤差函數 E 之最小值。

三、研究區域

本研究首先針對烏溪流域內相關雨量及水位測站進行資料蒐集與整理，在水位站部分，為測試類神經網路模式對降雨—逕流歷程掌握與否，本研究針對烏溪流域內大肚橋水位站及乾峰橋水位站，其颱洪暴雨事件之時水位序列為模式推估及預測對象，資料取用原則為所有水文測站（包括水位及雨量測站）同時有紀錄才予以採用，故在資料蒐集與處理上，經由雨量與水位的資料相關比對上，可使用之雨量與水位資料為 1992 年至 2004 年。在水位站部分，共計有大肚橋、溪南橋、南北通橋、觀音橋、南崗大橋及乾峰橋等 6 個水位測站，而雨量測站部分，共計有翠巒、瑞岩、仁愛、凌霄、清流、大肚城、魚池、北山、長福、雙冬、中寮、六分寮、草屯、芬園、大坑、水湳等 16 個雨量測站，圖 2 為烏溪流域水利署水位測站（6 個水位站）及中央氣象局雨量測站（16 個雨量站）之相關位置圖。

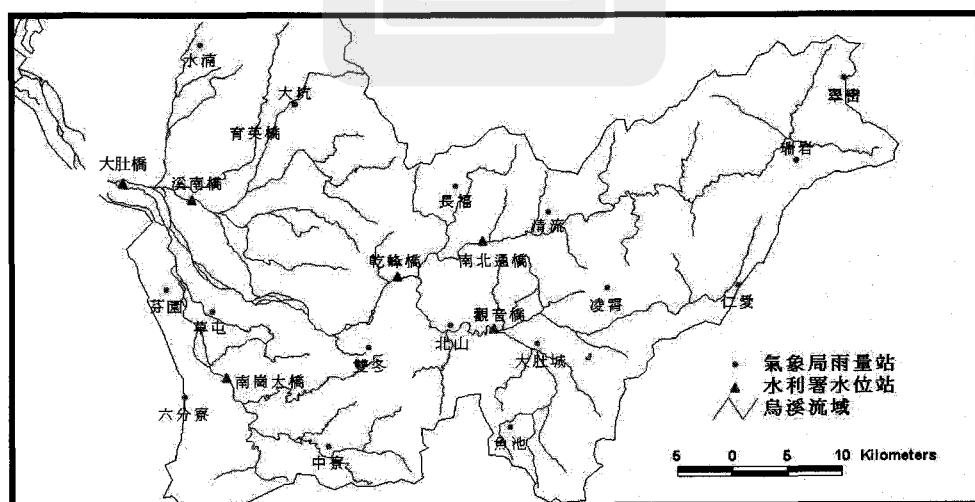


圖 2 烏溪流域可使用之雨量站與水位站相關位置圖

四、模式結果比較及使用者介面

(一) 模式結果比較

本研究在烏溪流域的洪水預報系統上分別架構了傳統的時間序列 ARMAX 模式與利用過去經驗加

以學習推估的倒傳遞共軛類神經網路模式，以下將以此二模式進行判別比較，以決定何種模式對於烏溪流域之洪水預報系統來說是較為實用的。表 1 為烏溪流域乾峰橋與大肚橋二模式在 MSE (Mean Square Error) 值、MAE (Mean Absolute Error) 值與 G_{bench} (Goodness-of-fit with respect to the benchmark) 值的比較結果，CGBP 模式不管是在 MSE 值、MAE 值亦或是 G_{bench} 值的表現上都遠優於 ARMAX 模式，在訓練階段的 G_{bench} 值，CGBP 模式都可以達到 0.8 以上的結果，而驗證階段也都在 0.5 左右，相較於 ARMAX 模式近乎 0 的結果而言，其表現是非常優異的。至於測試階段，CGBP 模式在大肚橋亦有 0.4 左右的成果表現，而 ARMAX 模式則呈現負值的狀態，因此可證實倒傳遞共軛類神經網路模式在烏溪流域的洪水預報系統上確實具有其相當程度的效能與效益。

表 1 乾峰橋與大肚橋之二模式執行比較結果

		訓練階段			驗證階段			測試階段		
		MSE	MAE	G_{bench}	MSE	MAE	G_{bench}	MSE	MAE	G_{bench}
乾峰	ARMAX	0.0338	0.0704	0.3154	0.0570	0.1256	0.0473	0.0638	0.1373	-1.1637
	CGBP	0.0054	0.0405	0.8891	0.0247	0.0886	0.5735	0.0265	0.0585	0.1014
大肚	ARMAX	0.0352	0.0900	0.6052	0.0351	0.1365	0.0384	0.0414	0.1606	-2.1784
	CGBP	0.0081	0.0517	0.9072	0.0213	0.0910	0.4203	0.0078	0.0467	0.4033

由圖 3 及圖 4 我們可以看到 ARMAX 模式與倒傳遞共軛類神經網路模式在乾峰橋與大肚橋之水位變化模擬推估情形，明顯看到 ARMAX 模式對於中高水位的推估上出現了極大的落差，顯示使用 ARMAX 模式對於烏溪流域的洪水預報上具有相當程度的不確定情形，反之，在倒傳遞共軛類神經網路的執行效果上可以得到很好的效能，這種情況在大肚橋的水位模擬估上更為明顯，可以發現 ARMAX 模式除了水位推估的不準確外，亦具有某程度的位移現象，此一情形對於洪水預報模式來說，大大地降低了系統預報上的效能。因此，經由此二模式的評比結果，可以清楚了解本研究所架構之倒傳遞共軛類神經網路模式，在烏溪流域的洪水預報系統上，確實有其一定的水位推估能力，此一結果的呈現，使我們更能肯定若是架設此一洪水預報系統於烏溪流域之水位推估與預報上，必能使我們對於烏溪流域的水文現象更進一步的掌握，而當颱洪事件發生時，亦能對於烏溪流域的洪水水位推估具更加的掌控能力，對於未來在烏溪流域的乾峰橋與大肚橋的洪水預報上能大大地加強預警能力，以減少當地的人民生命財產安全的損失，提高洪水預警系統的效益與效能。

(二) 使用者介面

本研究於烏溪流域應用倒傳遞共軛類神經網路架構水位預測模式，針對模式之預測成果設計一使用者介面（如圖 5 及圖 6），其設計理念在於使管理者透過簡易明瞭之介面操作，即可獲得模式於水位預測之資訊，而毋需對預測模式中使用之演算理論做深入的探討以及複雜的計算，透過表格及圖表的呈現，可輕鬆地掌握水位值及水位整體變化之趨勢。

五、結語

本研究中，以傳統之時間序列模式（ARMAX）與倒傳遞共軛類神經網路模式（CGBP）進行評比，在模式的執行結果上發現，ARMAX 模式在訓練與驗證資料上的推估，對於乾峰橋和大肚橋的水位峰值部分都容易有高估的現象，反之在測試階段卻產生低估的情況，而在水位歷線的趨勢上亦產生位移的現象，這表示 ARMAX 模式並無法適當的抓住序列的特性，因此，對於乾峰橋與大肚橋的水位模擬推估上，傳統的時間序列並無法適切的描述烏溪流域的降雨－逕流機制；而 CGBP 模式在烏溪流域的水位推估上，比 ARMAX 模式具有更大的效益與效能，除了更能準確地推估水位變化情形外，亦可提前得知下一時刻的水位變化趨勢，CGBP 模式不管是在 MSE 值、MAE 值抑或是 G_{bench} 值的表現上都遠優於 ARMAX 模式，在訓練階段的 G_{bench} 值，CGBP 模式都可以達到 0.8 以上的結果，而驗證階段也都在 0.5 左右，相較於 ARMAX 模式 G_{bench} 值近乎 0 的結果而言，CGBP 模式表現非常優異。至於測試階段，CGBP 模式在大肚橋亦有 0.4 左右的成果表現，而 ARMAX 模式則呈現負值的狀態，因此可證實倒傳遞共軛類神經網路模式在烏溪流域的洪水預報系統上確實具有其相當程度的效能與效益。

此外，本研究成果對於洪水預警亦具有相當程度的貢獻，此一系統的架設，將可使管理者透過使用者介面的操作，有效地提前預知洪災發生的訊息，對於當地的人民生命財產安全有莫大的助益。

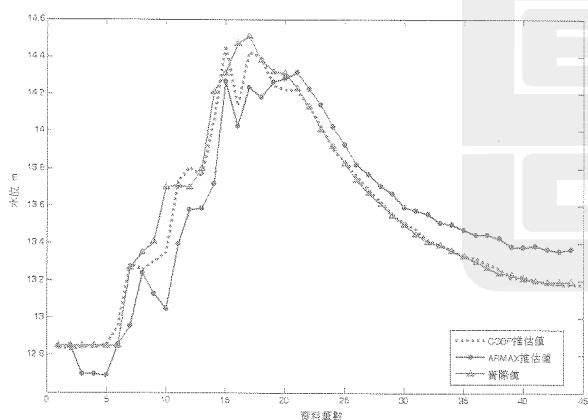


圖 3 大肚橋測試結果

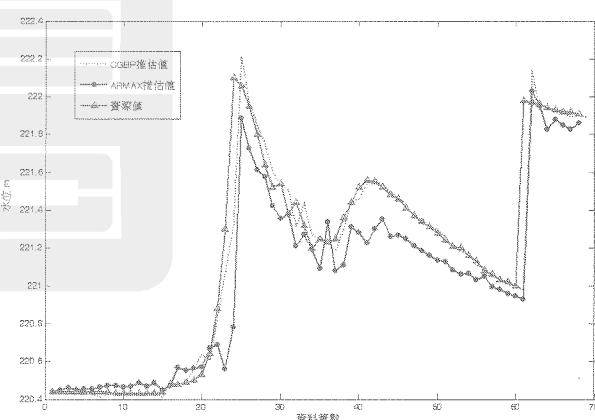


圖 4 乾峰橋測試結果



圖 5 使用者介面

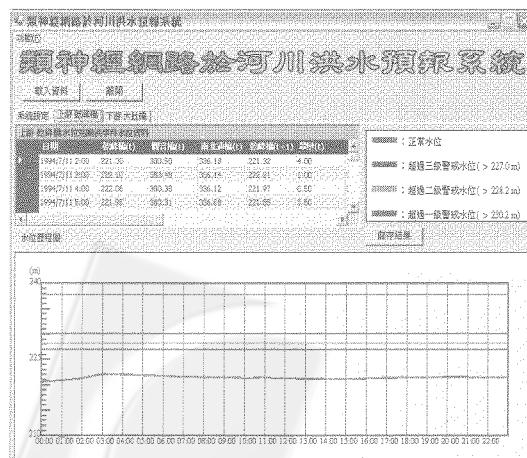


圖 6 使用者介面（續）