

應用類神經網路進行高屏溪流量資料模擬分析

陳 鈞 華 — 屏東科技大學土木工程系副教授、水利技師

鄭 富 尚 — 屏東科技大學土木所、碩士班

李 煜 基 — 屏東科技大學土木所、碩士班

蔡 瀚 德 — 屏東科技大學土木所、碩士班

張 武 訓 — 交通部高速鐵路工程局副局長、水利技師

甘 俊 二 — 七星農田水利研究發展基金會董事長、水利技師

摘 要

河川洪水流量之資料常關係著防洪控制，也是水資源規劃管理不可或缺的依據，但當流量太大時往往都會使流量站被流掉而使資料缺測，因此準確的推估特定流域中之洪水流量資料具有其相當重要的價值，利用類神經網路(Artificial Neural Network, ANN)來進行時流量資料的相關係數(R)之計算。選定已知測站資料(杉林大橋及三地門站)來模擬出有缺測或遺失之測站(里嶺大橋)資料的補遺，此分析能使測站的資料更具完整性，模擬之參數輸入為1層隱藏層、5個神經元，權重分別為70%(練習)、20%(驗證)、10%(測試)，並將同一筆資料做有分類整理與未分類整理之結果果比較，比較結果出來之R值有分類分別為0.85(訓練)、0.92(驗證)、0.95(測試)，未分類為0.88(訓練)、0.52(驗證)、0.77(測試)結果兩者都未達標準，但有做分類整理比未做分類整理出來之結果較優，資料的排列方式或者是因水文資料本身具有複雜且非線性的關係所影響。

關鍵詞：ANN、流量分析、水文資料。

一、研究動機目的

在資料收集時往往會有資料遺失、人為因素等關係所造成資料有缺測的情形，因此本研究是利用類神經網路(Artificial Neural Network, ANN)來進行

時流量資料的補遺，目前許多研究開始應用類神經網路預測暴雨逕流，其中當輸入層為降雨量及逕流量且輸出層為預測逕流量時，這類系統專稱為類神經網路降雨逕流模式(李念勳，2007)。

在雨量預測方面方法已具有相當之程度，過去就有人應用 ANFIS 並研發最佳化模式參數與架構之建構機制來建立提前 1 小時至 6 小時之颱風降雨預報模式，並與傳統最常使用之倒傳遞類神經網路(Back Propagation Neural Network)做比較(羅竣文，2010)。

類神經網路是模仿生物神經網路的一種模擬系統，利用人類思考演算方式的一種平行計算系統，它使用了大量的相連神經元，來模擬生物神經的功能(McCulloch et,1943)。最早的類神經網路 McCulloch 與 Pitts 提出神經元數學模型(1943)(李宗霖等)。類神經網路就有高度學

習能力、平行的資料傳輸方式與良好的準確度，故其應用範圍相當寬廣。

多層感知器(Multilayer perceptron, MLP)在類神經網路(Neural Networks)史上占有相當重要的一部分，也就是多個感知器連接在一起，而形成一串函數連結網路、線段，也就是鍵結值(weight)，而每個點也就是類神經元，其基本結構是 Neuron，Neuron 的結構如圖 1 所示，結合多個感知器在一起就是多層感知器(MLP)，有輸入層、隱藏層與輸出層，輸入訊號以(feedforward)的方式由輸入層一直遞傳計算，經過隱藏層後到達輸出層，這種多層的架構在類神經網路中是為了增加非線性，來解決非線性的問題(張吉良，2001)。

二、研究材料與方法

2.1 地理環境

本研究是根據高屏溪流域的三個流量站(杉林站、三地門站、里嶺站)流量資料如圖 2，進行流量資料之補遺，高屏流域年平均雨量為 3,046mm，年逕流量為 8,455 百萬立方公尺，豐水期流量為 7,694 百萬立方公尺，雨季為 4 月~10 月。

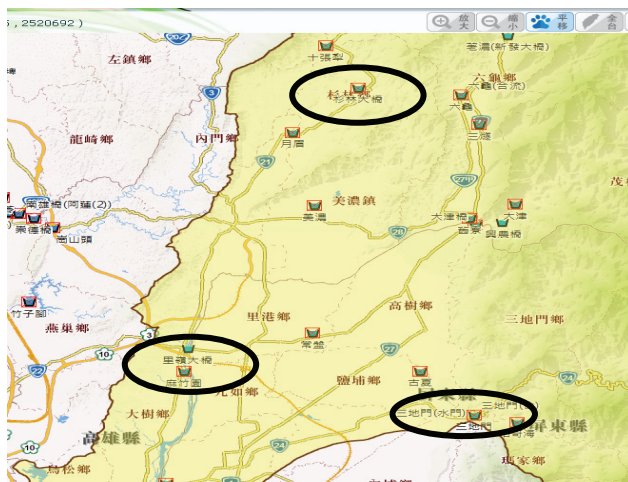


圖 2 杉林站、三地門站、里嶺站

2.2 流量資料整理

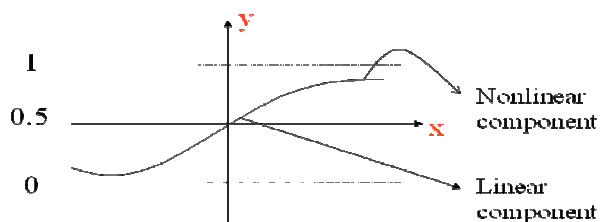
類神經網路(Artificial Neural Network, ANN)軟體所模擬的資料是需要連續性的所以各站資料必須要具有一致性，於是在資料的整理時如果將其中一站的某一個小時缺測資料刪除時也必須將另外兩站同一時間的資料刪除這樣才具有一致性的原則。

在流量資料的補遺時資料的分類是一個重要的階段，資料分類整理會影響到補遺準確性，本研究將資料分成十等份並

將每一等份進行權重分配(70%、20%、10%)最後將同權重的資料排在一起再將資料做補遺。

2.3 S型函數(Sigmoid Axon)

倒傳遞網路的轉換函數以非線性函數為主，一般常用 S 型函數(sigmoid function)，如 $f(x) = 1/(1+e^{-x})$ ，主要原因在於非線性函數能提供較佳的對應關係，其中又以雙彎曲函數之應用最為廣泛，其函數輸出值介於 0 與 1 之間。



臨界值：output:y→0~1；input:x→-∞~∞

圖3 S型函數圖

三、結果與討論

- (1)在資料整理方式而導致補遺的結果不理想，本模式是利用 1999-2009 年三地門站、杉林站之 7 到 9 月來預測里嶺站 8 月份流量，資料的型態會影響補遺的結果使得 R 值不理想。
- (2)由圖 4、5、6 得知實線(input)與虛線(output)模擬出之結果 0.88(訓練)、0.52(驗證)、0.77(測試)與輸入質與輸出值吻合度不高。
- (3)分類整理過的資料結果也不盡理想但比未整理過之結果更理想如圖 4、5、6

所以，因此在做 ANN 時資料整理是一個重要的步驟有效的資料整理會使結果更具有可行性

- (4)由前 2、3 點得知使用 ANN 進行資料補遺時在資料的整理上是需要做均勻性的分類分類，過度極端的資料會使 R 值不理想。
- (5)在不同的地理條件下可能是導致預測結果不理想的原因之一，在不同的地理條件流量的變化也會不一樣。

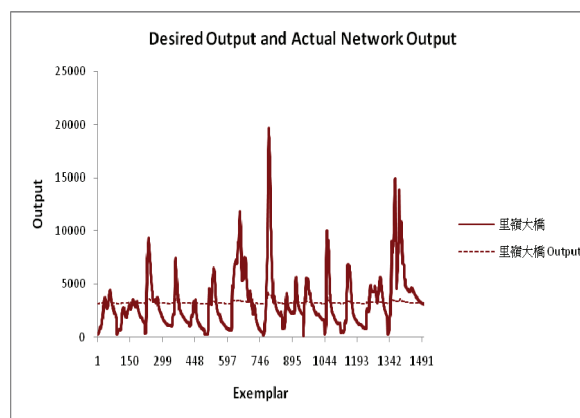


圖 4 未整理過之訓練(r=0.88)

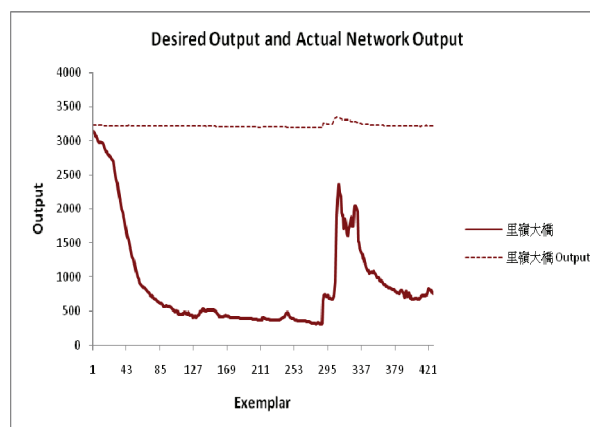


圖 5 未整理過之驗證(r=0.52)

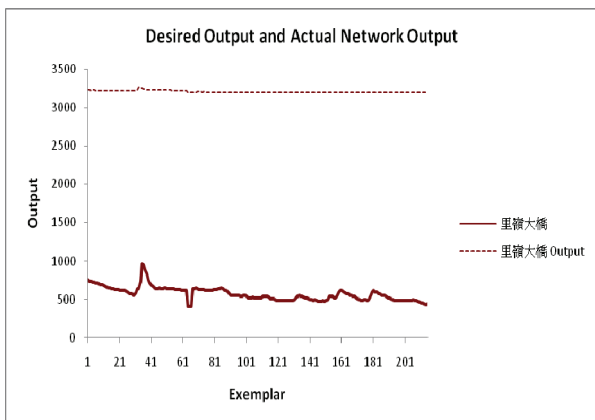


圖 6 未整理過之測試($r=0.77$)

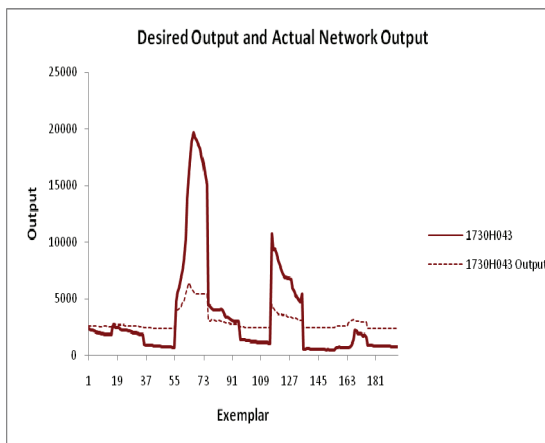


圖9 整理過之測試($r=0.96$)

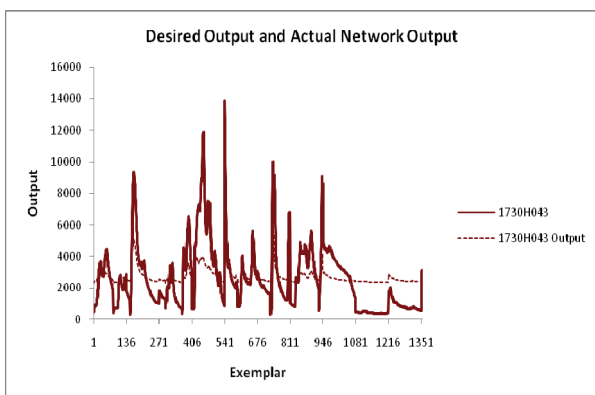


圖 7 整理過之訓練($r=0.85$)

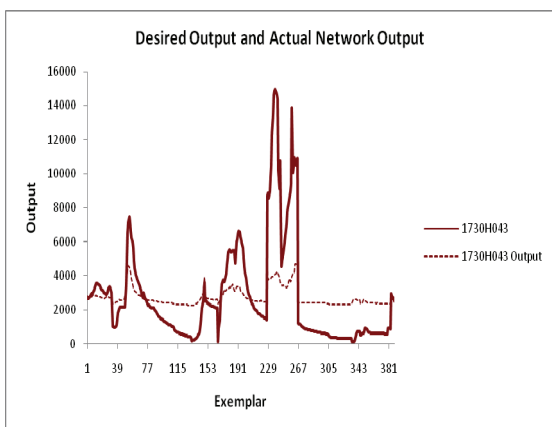


圖 8 整理過之驗證($r=0.92$)

投稿 102.04.12
修改 102.05.10
定稿 102.05.13

四、結論與建議

- (1)在資料整理上可以將流量資料做同類型的做分類，資料的範圍縮小，模擬結果應當較為理想。
- (2)在資料整理分類中可將訓練、驗證、測試的數據分布均勻，使數據在各權重中都有高流量與低流量的數值這樣一來訓練的效果會更理想。

參考文獻

1. McCulloch, W. S. and Pitts., W. H., 1943, "A Logical Calculus of the Ideas Imminent in Nervous Activity," *Bull. Math. Biophysics*, Vol. 5, p115-123.
2. 李宗霖，蔡清標，謝榮哲，徐月娟，陳進益，劉聖義，倒傳遞類神經網路在潮汐補遺之應用。
3. 李念勳，2007，應用類神經網路於非點源污染預測模式及預測採樣之研究。
4. 黃惟誠，2009，類神經網路於車輛自動駕駛自主避障學習機制之研究。
5. 張吉良，2001，利用進化演算法在多層感知機結構之判別回授等化器。
6. 羅竣文，2010，應用類神經網路於颱風降雨量即時預報之研究。