

台灣主要淨水場原水濁度與上游水文特性之 相關性分析

The Correlation Analysis of Taiwan's Main Water Treatment Plants between Upstream of the Water Turbidity and Hydrological Characteristics

逢甲大學
水利工程與資源保育學系
碩士生

廖崇聖

Chung-Sheng Liao

逢甲大學
水利工程與資源保育學系
助理教授

張嘉玲*

Chia-Ling Chang

國立台灣大學
環境工程學研究所
教授

駱尚廉

Shang-Lien Lo

台北醫學大學公共衛生學系
助理教授

胡景堯

Ching-Yao Hu

經濟部水利署
正工程司

馬家麟

Jia-Lin MA

摘 要

由於人類的大肆開發，造成近幾年來地球暖化非常嚴重，全球各地也因此受到大自然嚴重的反撲，無論是暴風雪、大地震、熱浪、颶風等等，而台灣又地處西太平洋颱風路徑之要衝，經常在每年七至九月間面臨颱風之侵襲，由於颱風所帶來之強勁風勢及豐沛雨量，隨之而來的使台灣許多的淨水場無法負荷而正常供水，因為豪雨挾帶著大量泥沙，使原水濁度比一般時候提高了許多倍。鑑於此，加上近年來類神經網路已成為學術界所廣泛的應用，不只限於應用在資訊科學，在水利工程治水防洪研究上亦有相當的份量。因此，本研究應用類神經網路來探討台灣主要淨水場之原水濁度與與上游水文特性之相關性，以淨水場上游集水區水文環境因子為輸入因子，以原水濁度為輸出因子，本研究發現在水文因子中以降雨對濁度有頗高的敏感性，相關係數最高有達至 0.91；藉此結果，後續研究即能暴雨設計而建立淨水場供水預警系統，以解決民生缺水之苦。

關鍵詞：類神經網路，倒傳遞網路(BPN)，水文環境，濁度。

*通訊作者，逢甲大學水利工程與資源保育學系助理教授，40724 台中市西屯區文華路 100 號，clchang@fcu.edu.tw

ABSTRACT

Water resource management is more and more important in 21st Century. Global climate change increases the occurring frequency of extreme weather events. Typhoon frequently attacks Taiwan in recent years. Heavy rainstorm can cause landslides and debris flows, which threaten the local environment and citizens' lives. High turbidity water would impact water treatment plants and increase the uncertainty of water supply. This study applies Back-Propagation Network (BPN) model to assess the relationship between hydrologic properties in upstream watershed and the turbidity of raw water in three major water treatment plants in Taiwan. The result shows that rainfall property is highly related to turbidity of raw water in Ban-Xin water treatment plant. Early prediction systems of turbidity can be established according to the results of relationship analysis.

Keywords: Artificial Neural Network, Back-Propagation Network (BPN), hydrologic environment, turbidity.

一、前言

由於人類的大肆開發，造成近幾年來地球暖化非常嚴重，全球各地也因此受到大自然嚴重的反撲，無論是暴風雪、大地震、熱浪、颶風等等，而台灣又地處西太平洋颱風路徑之要衝，經常在每年七至九月間面臨颱風之侵襲，平均每年颱風約有三到四個。由於颱風所帶來之強勁風勢及豐沛雨量，往往造成人民生命財產之損失。如去年台灣遭遇到莫拉克颱風侵襲，它帶來了史上少見超級豪雨，整個使台灣南部許多的村落因此而淹沒，亦奪走了許多人民的性命；除此之外，颱風事件亦使台灣許多的淨水場無法正常供水，因為豪雨挾帶著大量泥沙，使原水濁度比一般時候提高了許多倍。因此，本研究主要分析淨水場原水之上游集水區水文因子，探討影響淨水場高濁度之相關性分析。

二、文獻回顧

2.1 集水區水文特性與原水濁度之相關性

由於非點源污染中泥沙產出量為主要考慮之污染項目之一，而降雨特性更是直接影響土壤沖蝕，進而造成非點源污染產出量之變化，曾整理過去探討降雨特性與土壤沖蝕相關性之文

獻，並提到降雨特性分析對於土壤沖蝕之預測相當重要。此外，在水資源研究領域中，已證實降雨時間與空間分佈、降雨遷移及降雨強度與延時等因素，確實會影響土壤沖蝕量及非點源污染量，進而影響水體濁度(駱尙廉等人，2009)。水庫集水區之暴雨易造成土壤沖蝕而流入水庫，土壤中之泥砂、有機物及礦物質導致濁度增加而影響水質；然而，事實上影響濁度的水文地文因子繁多且複雜，往往又會隨著時間與空間的不同而有所差異，造成因暴雨關係導致濁度變化模擬的參數不易取得。本研究經文獻分析後，判斷集水區水文環境特性中，降雨與逕流對濁度之影響性高過其他因子，因此，選擇「流量」及「雨量」兩水文特性因子，分析其與原水濁度間之相關性。

2.2 類神經網路

類神經網路最早由 McCulloch 和 Pitts 等人提出了一個基本計算神經元(computing neuron)的數學模型(MP 模型)，因受限於當時計算機的不普及，因此實用價值不高，但往後的類神經網路系統因而奠定了基礎。直至 1986 年由 McClelland & Rumelhart 共同編著書中，說中說明加入了平行分散式計算技巧，更是將類神經網

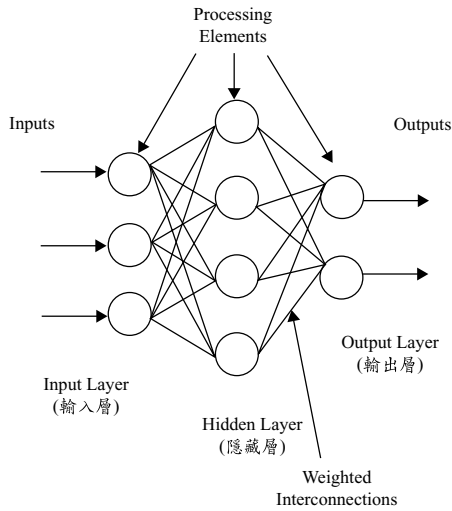


圖 1 類神經網路架構圖

路的研究帶入了新的里程碑，日後亦廣受各領域之系統研究者所青睞(張斐章、張麗秋，2010；陳柏蒼，2003)。類神經網路為模仿生物神經網路形式，生物神經網路是由巨量的神經細胞(Neuron)組成，它使用大量簡單的相連人工神經元來模仿生物神經網路的能力，用來處理資訊並對外部的輸入以網路動態回應。我們通常視之為黑盒子，一般類神經網路架構具有三層：輸入層、隱藏層、輸出層(圖 1)；類神經網路有主要的三大優點：1. 具有過濾能力，2. 具有適應性的學習能力，3. 多輸入多輸出系統(羅華強，2008)。類神經網路具有將輸入變數與輸出變數間，複雜的內在對應關係充份呈現的功能，為解決非線性動態問題的最佳工具。類神經網路由許多人工神經細胞所組成，人工神經細胞亦可稱為處理單元(processing)，每一個處理單元的輸出以扇形送出，成為其它處理單元的輸入。處理單元其輸出與輸入的關係式，一般可用輸入值加權乘積和之函數表示(吳青俊，2002)：

$$Y_i = f\left(\sum_j W_{ij} X_j - \theta_j\right) \dots \dots \dots (1)$$

如式(1)中，

Y_i ：模仿生物神經元模型的輸出訊號；

F ：模仿生物神經元模型的轉換函數(transfer

function)，將輸入值之加權乘積和轉換成處理單元輸出值；

W_{ij} ：模仿生物神經元模型的神經節強度，又稱連結加權值；

X_i ：模仿生物神經元模型的輸入訊號；

θ_j ：模仿生物神經元模型的偏權值(bias)，即輸入訊號的加權乘積和必須要大於偏權值後，才能被輸至其它人工神經元中。

本研究參考了許多關於類神經在水資源問題上之文獻，皆發現類神經網路在處理水資源問題上有不錯的成果，因而本研究採用類神經網路作為工具，以下為關於類神經網路在水資源問題上之文獻：

1. M.P. Rajurkara, U.C. Kothiyarib, U.C. Chaubec (2003)在印度集水區利用類神經網路建立降雨-逕流關係，由結果可看出類神經網路有能力及精準的建立出降雨-逕流關係。
2. R. Peters, G. Schmitz, and J. Cullmann (2006)使用MLFN之類神經網路對流域未來歷時洪水量預測有精準的成果。
3. 吳青俊(2002)使用的類神經網路為倒傳遞類神經網路，進行日流量的預測。
4. 陳柏蒼(2003)應用類神經網路建立特定集水區地文因子、降雨量與出流量之間的非線性關係，進而估測未設測站之次集水區出流量。
5. 鐘侑達(2005)本研究將以遺傳規劃、倒傳遞類神經網路與自適應類神經網路三者分別建立洪水演算模式，加以比較。
6. 郭雅燿(2008)依據選取之變數不同而建構模式推估台灣地區生活用水量。
7. 駱佩婷(2008)以類神經網路模式進行輸入因子差異性，推估台中年用水量。

三、研究方法

3.1 研究流程

本研究先擬出淨水場長期以來因颱風事件所致高濁度原水問題，影響民生供水，而探討高濁度原水與其上游集水區水文特性之相關性，及參考了許多文獻以了解如何利用類神經網路之

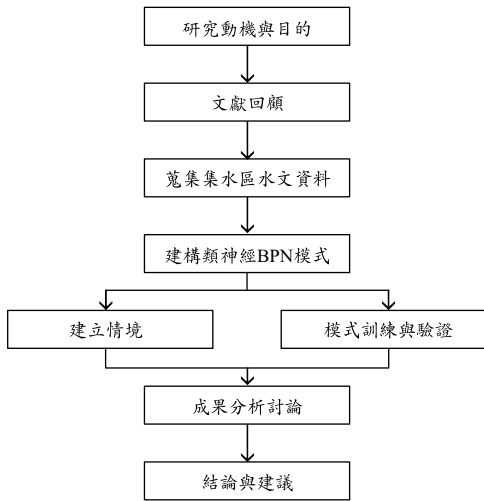


圖 2 研究架構圖

工具作為探討研究，接續蒐集集水區之歷年水文資料以建立類神經網路模式，最後將成果分析及討論；圖 2 為本研究之架構圖。

3.2 研究區域

本研究採取台灣主要三座淨水場「板新淨水場」、「林內淨水場」、「坪頂淨水場」為研究標的，分別對取水來源之上游集水區之水文環境因子與淨水場濁度相關性分析。

3.2.1 板新淨水場

板新淨水場之原水來源主要為淡水河之上游-大漢溪，大漢溪位於台灣北部，是淡水河主流上游，河長 135 公里，流域面積 1,163 平方公里，本溪上游為石門水庫集水區，供應桃園縣及台北縣板橋、土城、新莊、三峽、鶯歌、樹林、林口、泰山、蘆洲、五股、八里等地區用水。圖 3 為板新淨水場取水口位置及模擬模式之流量站與雨量站相對位置。

3.2.2 林內淨水場

林內淨水場之原水來源主要為濁水溪，位於台灣中部，屬於中央管河川，全長約 186.6 公里，是台灣最長的河川。流域面積達 3,156.90 平方公里，僅略次於高屏溪。上游之山地集水區年降水量達 2,000~3,000 毫米，且所經地層多屬易受侵蝕的頁岩、砂岩，故含沙量高，河口百年洪峰流

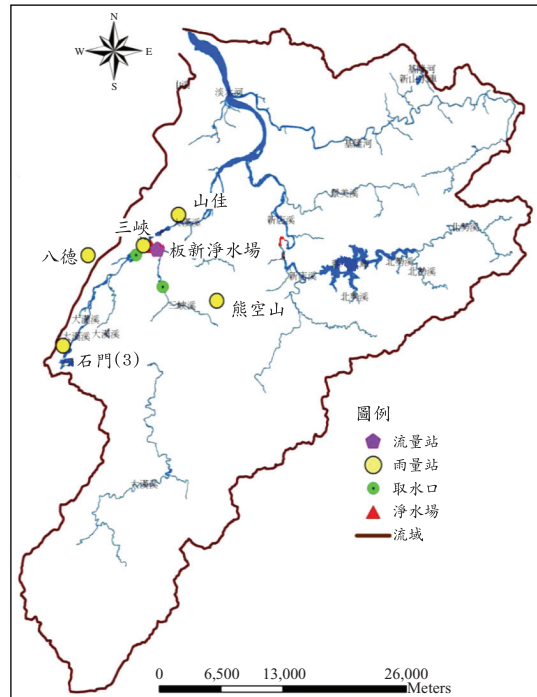


圖 3 板新淨水場取水口及集水區範圍

量為 2.4 萬立方米/秒，僅次於高屏溪。在神龍橋附近與陳有蘭溪匯流，為上游段、中游段分界線，經集集攔河堰(林尾隘口)，在二水鼻仔頭、林內觸口為界，中游段在此結束，流出八卦台地與觸口台地之間山口，便流入下游段，經濁水溪沖積平原，在雲林縣麥寮鄉墘厝流入台灣海峽。圖 4 為林內淨水場取水口位置及模擬模式之流量站與雨量站相對位置。

3.2.3 坪頂淨水場

坪頂淨水場之原水來源主要為高屏溪，位於台灣南部，為一中央管河川。主流河長 171.00 公里，為全台第二長河；流域面積廣達 3,256.85 平方公里，分佈於南投縣南端、嘉義縣東端、台東縣西端，及高雄、屏東兩縣的 23 個鄉鎮市，為全台第一大河。高屏溪流域內平均雨量每年達 3,046 公釐，平均年逕流量高達 84 億 5,500 萬立方公尺。平均年輸砂量是 3,561 萬噸，每平方公里流域面積輸送 10,934 噸，居全世界第 11 位。圖 5 為坪頂淨水場取水口位置及模擬模式之流量站與雨量站相對位置。

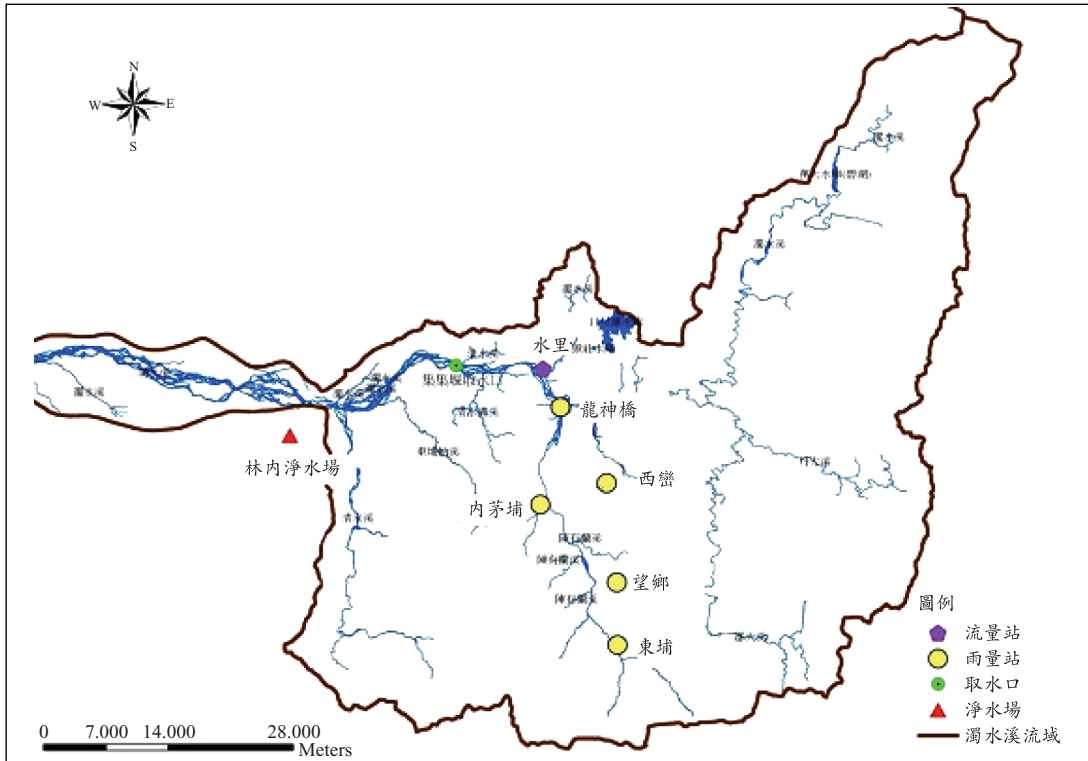


圖 4 林內淨水場取水口及集水區範圍

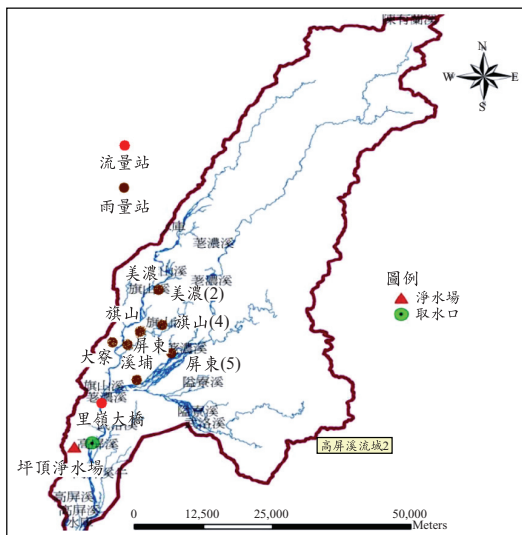


圖 5 坪頂淨水場取水口及集水區範圍

3.3 倒傳遞網路模式建構步驟

倒傳遞神經網路模式 (Back Propagation

Network; BPN) 是目前具代表且應用普遍的模式，其具有學習及回想的功能，而倒傳遞網路一般包含三層，輸入層-用以接受外在環境的訊息；輸出層-用以輸出訊息給外在環境；隱藏層-將輸入與輸出各處理單元間的相互關係充分地表現出來(駱佩婷, 2008)；其網路的修正網路連結加權值的方法，由輸出值與期望值之誤差量經反向傳遞學習，藉以修正調整整個網路連結加權值及處理單元的閾值，並利用微積分的原理最陡斜坡法(The Gradient Steepest Descent Method)的觀念來將誤差量的誤差函數予以最小化，並處理誤差反向的傳遞學習之值(葉怡成, 1999)。

本研究主要為應用類神經網路之倒傳遞網路建立三座淨水場各情境：(1)降雨與濁度；(2)逕流與濁度，輸入資料主要為降雨與逕流水文資料，輸出目標值主要為濁度，而輸入與輸出為同一時刻，因本研究主要是建立降雨特性對濁度的相關性，在隱藏層個數設為三個，繼而從模式中

表 1 本研究之資料蒐集

| 淨水場 | 蒐集項目 | 雨量站 | 流量站 |
|-------|------|----------------------------------|-------|
| 板新淨水場 | | 三峽、石門(3)、熊空山、山佳、八德 | 三峽(2) |
| 林內淨水場 | | 龍神橋、望鄉、東埔、西營、內茅埔(2) | 水里 |
| 坪頂淨水場 | | 大寮、溪埔、屏東、屏東(5)、美濃、美濃(2)、旗山、旗山(4) | 里嶺大橋 |

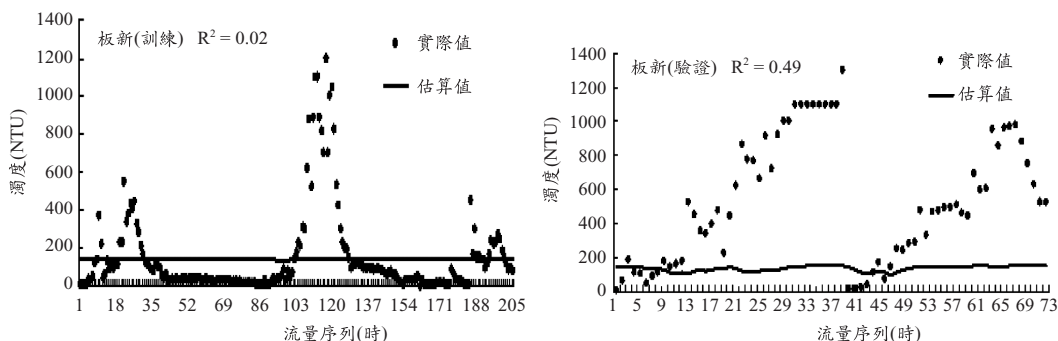


圖 6 逕流 vs.濁度訓練驗證歷線趨勢圖

之訓練及驗證推估值與觀測值做評鑑指標分析。

本研究採用 Matlab 中 BPN 的 Toolbox 進行演算。建立模式時，必須將資料前處理-正規化，
3.3.1 正規化

方式採內插法，值壓縮在 0-1 之間，以預防驗證時有比訓練範圍還大的值，為本研究正規化方法：

$$\bar{x} = 1 - ((x_{\max} - x) / (x_{\max} - x_{\min})) \dots\dots\dots(2)$$

其中 \bar{x} ：為正規化之值， x ：為原始值， x_{\max} ：為原始資料最大值， x_{\min} ：為原始資料最小值。

3.3.2 評鑑指標：本研究所採用評鑑指標為相關係數。

相關係數 R^2 ：

$$R^2 = \frac{\sum_{k=1}^n (y_k - \bar{y}_k) (\hat{y}_k - \bar{\hat{y}}_k)}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (y_k - \bar{y}_k)^2 \sum_{k=1}^n (\hat{y}_k - \bar{\hat{y}}_k)^2}} \dots\dots\dots(3)$$

式中 n 為範例數， y_k 為第 k 個範例觀測值， \hat{y}_k 為第 k 個範例估算值， \bar{y}_k 為觀測之平均值， $\bar{\hat{y}}_k$ 為估算之平均值。若 R^2 值越趨近 1，則表示模擬

結果與實際資料越密合，即精確度越高。

3.4 資料蒐集及分析

本研究先選取各淨水場之上游集水區之雨量站及流量站，選定 2007 年至 2008 年間颱風事件作為類神經網路模式訓練及驗證資料，其中颱風事件：聖帕、韋帕、卡玫基、鳳凰等四場颱風事件為訓練資料，辛樂克、薔蜜等兩場颱風事件為驗證資料。蒐集颱風事件期間之雨量，流量及淨水廠濁度之時資料(其中板新淨水廠濁度資料共有三期，本研究採用第三期)，進而建立「降雨與濁度」、「逕流與濁度」之情境，推估淨水場濁度，分析水文因子與淨水場濁度之相關性；蒐集資料如表 1 所示。

四、成果分析與討論

4.1 原水濁度與水文特性因子相關性成果分析

4.1.1 板新淨水場

由圖 6、7 可看出類神經網路在板新淨水場各情境模擬下，有不錯的表現及結果，且以降雨因子對濁度有較高的敏感度， R^2 最高有達至 0.91。

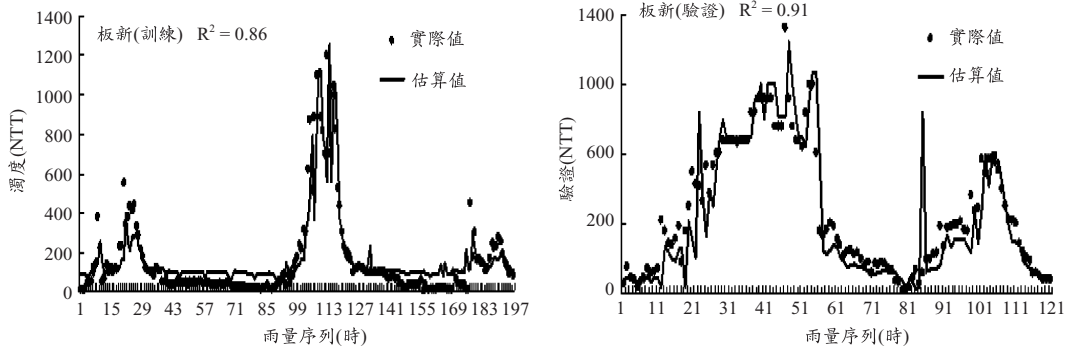


圖 7 降雨 vs.濁度訓練驗證歷線趨勢圖

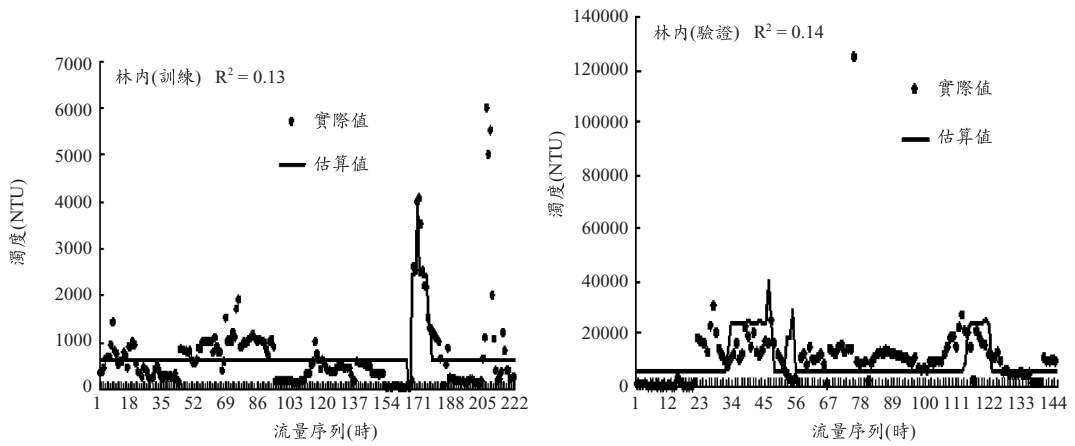


圖 8 逕流 vs.濁度訓練驗證歷線趨勢圖

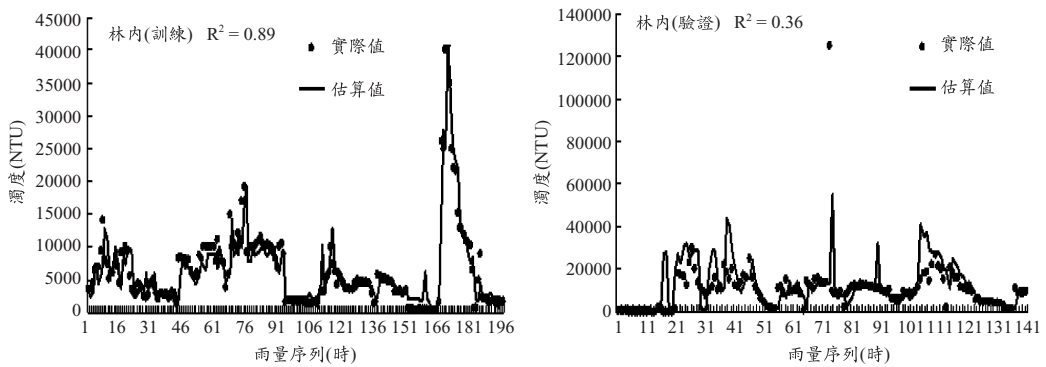


圖 9 降雨 vs.濁度訓練驗證歷線趨勢圖

4.1.2 林內淨水場

由圖 8、9 可看出類神經網路在林內淨水場各情境模擬下，沒有達至很好的結果，但就水文因子來說，降雨此水文因子仍是對濁度有較高的

敏感性；對於林內淨水場模擬成果不佳，探究原因可能是揚塵非常嚴重，其因在濁水河流域，在無颱風事件下，淨水場濁度比其他淨水場高，或許其原因造成成果不佳。

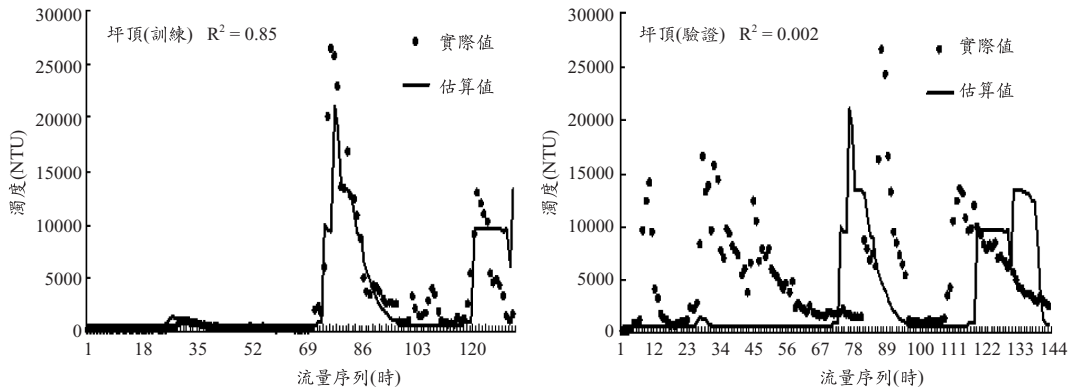


圖 10 逕流 vs.濁度訓練驗證歷線趨勢圖

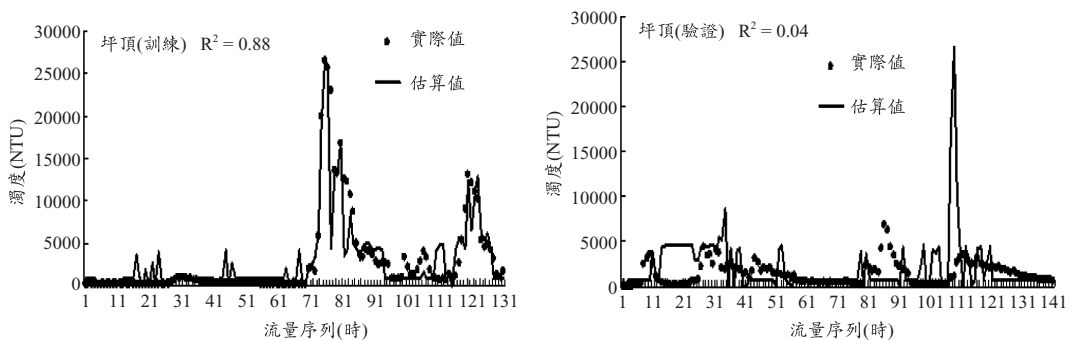


圖 11 降雨 vs.濁度訓練驗證歷線趨勢圖

4.1.3 坪頂淨水場

由圖 10、11 可看出類神經網路在坪頂淨水場各情境模擬之成果，模擬結果不佳，猜測原因是受到地文因子影響，致水文資料對淨水場濁度相關性比較低，而從結果亦可看出，仍是降雨此水文因子對於濁度有較高的敏感度。

4.2 綜合分析

由表 2 可看出三座淨水場中，三座淨水場在水文因子中，以降雨與濁度相關性最高，而三座淨水場以板新淨水場模式推估成果為最佳，另兩座模式推估成果不佳之原因，可能為缺少考慮了地文因子而所致。

表 2 各淨水場模式推估成果

| 淨水場 | 相關性分析情境 | 非線性相關性(驗證) R^2 |
|-----|-----------|------------------|
| 板新 | 逕流 vs. 濁度 | 0.49 |
| | 降雨 vs. 濁度 | 0.91 |
| 林內 | 逕流 vs. 濁度 | 0.14 |
| | 降雨 vs. 濁度 | 0.36 |
| 坪頂 | 逕流 vs. 濁度 | 0.002 |
| | 降雨 vs. 濁度 | 0.04 |

五、結論與建議

1. 三座淨水場中，板新淨水場推估成果最佳，相關係數高達 0.91。

- 未來可依本研究結果，建立類神經網路模式，結合暴雨設計以建立淨水場供水預警機制，加速處理淨水廠高濁度水源。
- 本研究採納了 3 個水文環境因子，雖在板新淨水場有不錯的成果，但相對於其他兩座淨水場卻不如預期，所以未來將能多採納其他水文環境因子或地文因以達到更精準的模式。
- 本研究主要是探討降雨特性因子與淨水場原水濁度之相關性，因此，輸入層與輸出層之資料

為相同的時刻；未來若在輸入層與輸出層的資料取用上考量時間稽延，則可將此研究延伸至淨水場濁度反應之預測。

參考文獻

1. Rumelhart D. E., McClelland J. L. (1986), *Parallel Distributed Processing: Exploration in the Microstructure of Cognition. Vol. 1.*, Cambridge, MA: MIT Press.
2. Rajurkara, M.P. Kothyarib, U.C. Chaubec U.C. (2003), "Modeling of the daily rainfall-runoff relationship with artificial neural network".
3. Peters, R. Schmitz, G. Cullmann J. (2006), "Flood routing modelling with Artificial Neural Networks".
4. 葉怡成(1999)，類神經網路模式應用與實作，儒林圖書有限公司。
5. 羅華強(2008)，類神經網路-MATLAB 的應用，高立圖書有限公司。
6. 吳青俊(2003)，類神經日流量即時預測模式之建立，逢甲大學土木及水利工程研究所，碩士論文。
7. 陳柏蒼(2003)，未設測站流量推估-利用類神經網路建構模式，逢甲大學土木及水利工程研究所，碩士論文。
8. 鐘侑達(2005)，遺傳規劃與類神經網路在河川演算上之比較，逢甲大學土木及水利工程研究所，碩士論文。
9. 郭雅熾(2008)，台灣地區生活用水量之推估研究，逢甲大學水利工程與資源保育學系，碩士論文。
10. 駱佩婷(2008)，台中市生活用水量之模式建構與模擬，逢甲大學水利工程與資源保育學系，碩士論文。
11. 駱尙廉、胡景堯、張嘉玲(2009)，公共給水緊急應變管理系統及高濁原水處理應變技術之建立(1/2)」，經濟部水利署委辦，國立台灣大學執行。
12. 張斐章、張麗秋(2010)，類神經網路導論，滄海書局。

收稿日期：民國 99 年 6 月 8 日
修正日期：民國 99 年 11 月 10 日
接受日期：民國 99 年 11 月 22 日